

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی برق و رباتیک

عنوان:

شناسایی سیستم‌های هیبرید با استفاده از روشهای هوشمند
(فازی)

نگارش: سعید سپاسی

استاد راهنما: دکتر صدرنیا

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد مهندسی برق-کنترل

بهار ۸۷

چکیده:

شناسایی سیستم زمینه ای از تئوری کنترل می باشد که بر ایجاد مدل های ریاضی سیستم های دینامیکی بر اساس داده های اندازه گیری شده مبتنی است. اغلب روشهای موجود بر شناسایی سیستم از یک چارچوب ورودی، خروجی استفاده می کند به طوری که سیگنالهای ورودی به سیستم $u(t)$ و سیگنالهای خروجی $y(t)$ داده های اندازه گیری شده هستند.

سیستم های هیبرید طی دهه اخیر در مهندسی کنترل توجه فزاینده ای به خود جلب کرده اند. این توجه بیشتر به دلیل قابلیت این سیستم ها در مدلسازی همزمان دینامیک های پیوسته و گسسته طیف گسترده ای از سیستم های حقیقی می باشد.

سیستم های هیبرید از فرآیند های پیوسته زمانی و یا گسسته زمانی که با فرآیند های منطقی در تقابل هستند تشکیل می یابند. در این پایان نامه به مسأله شناسایی سیستم های هیبرید پرداخته شده است. بدین منظور یک روش شناسایی سیستم برخط¹ بنام روش خوشه بندی فازی پتانسیلی نمودی ارائه شده است و برخی اصلاحات ضروری جهت بکارگیری آن در سیستم های هیبرید انجام یافته است.

کارآیی روش ارائه شده با اعمال آن به چند سیستم هیبرید مرسوم مورد ارزیابی قرار گرفته است.

کلمات کلیدی: شناسایی، سیستم های هیبرید، سیستم های PWA، خوشه بندی

تقدیم بہ
پدر کراتقدر،

مادر مہربان

و

خواہر عزیزم

فصل یک	۱
مقدمه ای بر سیستم های هیبرید	۱
۱-۱ مقدمه	۱
۱-۲ کاربردها و پیش زمینه ها	۳
۱-۳ مثالهایی مبسوط از سیستم های هیبرید	۱۱
فصل دو	۱۵
شناسایی سیستم های هیبرید	۱۵
۲-۱ معرفی	۱۵
۲-۲ سیستم های PWA	۱۸
۲-۲-۱ سیستم ها در فضای حالت	۱۸
۲-۲-۲ حالت رگرسیون سیستم ها	۲۰
۲-۳ شناسایی سیستم های PWA	۲۳
فصل سه	۲۸
روش های شناسایی سیستم های PWA	۲۸
۳-۱ مقدمه	۲۸
۳-۲ روش خوشه بندی K-means	۳۱
۳-۳ روش بیزین برای شناسایی سیستم های هیبرید	۳۶
۳-۴ شناسایی سیستم های PWA توسط روش برنامه ریزی صحیح مرکب	۳۷
۳-۵ روش خطای محدود	۳۹
۳-۶ روش جبری هندسی	۴۴
فصل چهار	۴۶
شناسایی سیستم های هیبرید توسط راهکار فازی	۴۶
۴-۱ مقدمه	۴۶
۴-۲ سیستم های فازی	۴۸
۴-۳ راهکارهای خوشه بندی فازی	۵۱
۴-۴ شناسایی یک فرآیند نصب قطعات الکترونیکی در یک دستگاه pick-and-place	۶۶
۴-۴-۱ نمونه آزمایشگاهی	۶۷
۴-۵ نتایج شناسایی	۷۳
فصل پنج	۸۵
نتیجه گیری و پیشنهادات	۸۵

- شکل ۱-۱: یک سیگنال نمونه برداری شده و تقریب ZOH آن ۶
- شکل ۱-۲: نمایش چرخشی سیستم ترموستات ۱۲
- شکل ۱-۳: منحنی تغییرات دما در سیستم ترموستات ۱۲
- شکل ۱-۴: سیستم تانک آب ۱۳
- شکل ۱-۵: نمایش چرخشی سیستم تانک آب ۱۳
- شکل ۱-۶: نمودار چرخشی توپ رها شده ۱۴
- شکل ۲-۱: نگاشت PWA گسسته با دو متغیر و $s=3$ ۲۲
- شکل ۳-۱: مرحله رگرسیون محلی، خوشه خالص، خوشه مخلوط ۳۲
- شکل ۳-۲: رسم هایی از بردار های ویژه یک سیستم PWARX با سطوح مختلف نویز برای $c = 6$ ۳۶
- شکل ۳-۳: (a) سیستم های هامرستین و (b) واینر یا غیر خطی استاتیکی PWA ۳۸
- شکل ۳-۴: یک سیستم PWA با دو مد گسسته مجزا ۴۲
- شکل ۴-۱: نصب کننده سریع قطعات دوازده بازویی ۶۶
- شکل ۴-۲: نمونه آزمایشگاهی ساخته شده ۶۸
- شکل ۴-۳: مدل فیزیکی بازوی نصب کننده ۶۹
- شکل ۴-۴: نمودار برخی از ویژگیهای نمونه ساخته شده ۷۰
- شکل ۴-۵: داده واقعی و داده حاصل از شناسایی ۷۵
- شکل ۴-۶: خطای موجود در شناسایی ۷۵
- شکل ۴-۷: خطای موجود در شناسایی برای نمونه دوم به بعد ۷۶
- شکل ۴-۸: نمودار توزیع خطای موجود در شناسایی ۷۶
- شکل ۴-۹: نمودار تولید، جایگزینی و حذف قواعد ۷۷
- شکل ۴-۱۰: نتایج حاصل از شناسایی با روش خوشه بندی k-means ۷۷
- شکل ۴-۱۱: نتایج حاصل از شناسایی با روش خوشه بندی k-means ۷۸
- شکل ۴-۱۲: نتایج حاصل از شناسایی با روش خوشه بندی k-means ۷۸
- شکل ۴-۱۳: داده واقعی و داده حاصل از شناسایی ۷۹
- شکل ۴-۱۴: خطای موجود در شناسایی ۷۹
- شکل ۴-۱۵: خطای موجود در شناسایی برای نمونه دوم به بعد ۸۰
- شکل ۴-۱۶: نمودار توزیع خطای موجود در شناسایی ۸۰
- شکل ۴-۱۷: نمودار نحوه تولید، جایگزینی و حذف قواعد ۸۱
- شکل ۴-۱۸: نقاط داده استفاده شده در الگوریتم شناسایی ۸۲
- شکل ۴-۱۹: قاط داده واقعی و داده حاصل از شناسایی و خطای شناسایی ۸۳
- شکل ۴-۲۰: نمودار توزیع خطای موجود در شناسایی ۸۳
- شکل ۴-۲۱: نمودار نحوه تولید، جایگزینی و حذف قواعد ۸۴

فصل یک

مقدمه ای بر سیستم های هیبرید

۱-۱ مقدمه

سیستم های هیبرید سیستم هایی هستند که در آنها ترکیبی از دو جنبه آنالوگ و دیجیتال وجود دارند [۱]. اگر سیستم های دینامیکی شامل دینامیک پیوسته (که معمولاً با معادلات دیفرانسیل بیان می شوند) و المانهای گسسته، که طیف وسیعی از منطق سویچینگ ساده تا برنامه های کامپیوتری پیچیده برای کنترل، نظارت و مدیریت افزونی^۱ را شامل می شود، باشند سیستم های هیبرید نامیده می شوند [۲]. به بیان دیگر سیستم های هیبرید شامل دو نوع مجزایی از عناصر می باشند، زیرسیستم هایی با دینامیک پیوسته و زیرسیستم هایی با دینامیک گسسته که با هم در تقابل^۲ هستند [۳].

سیستم های هیبرید می توانند بین چندین حالت عملکردی سویچ کنند که هر حالتی خصوصیات دینامیکی خاص خود را داراست. این تغییر (سویچ) حالتها با عبور بعضی متغیرها از یک حد آستانه (رخداد حالت^۳)، با گذشت دوره زمانی خاص (رخداد زمانی^۴) و یا ورودی های خارجی (رخداد ورودی^۵) اتفاق می افتد [۴].

سیستم های دینامیکی هیبرید سیگنالها یا متغیرهایی را تولید می کنند که سیگنالهای ترکیبی شامل سیگنالهای پیوسته یا گسسته می باشند و از طریق این سیگنالهاست که تقابل با سیستم های دیگر و یا محیط اتفاق می افتد. به بیان دقیق تر در این سیستمها بعضی از سیگنالها مقادیری پیوسته

1 - redundancy management

2 - intract

3 - event driven

4 - time driven

5 - input driven

دارند (به عنوان مثال زیر مجموعه ای از اعداد حقیقی) و بقیه سیگنالها مقادیر گسسته (یک مجموعه محدود نظیر مجموعه $\{a,b,c\}$) را به خود می گیرند.

بعلاوه این سیگنالهای پیوسته یا گسسته می توانند وابسته به یک متغیر مستقل نظیر زمان باشند (که ممکن است مقادیر پیوسته یا گسسته به خود بگیرد). وجه تمایز دیگری که می توان قایل شد آن است که برخی از این سیگنالها می توانند وابسته به زمان و برخی وابسته به رویداد ها باشند [۵].

تقریباً تمامی سیستم های مهندسی در گروه سیستم های هیبرید قرار می گیرند، اما در گذشته کمتر به این مساله توجه شده بود و سیستم ها معمولاً کاملاً پیوسته (آنالوگ) و یا کاملاً گسسته (دیجیتال) در نظر گرفته می شدند. این سیستم ها مسایل چالشی فراوانی را مطرح می کنند و دینامیک های بسیار پیچیده ای را دارا هستند. مواجه شدن با این سیستم ها مستلزم دانش و آگاهی در مورد کنترل دینامیک پیوسته و نیز علم کامپیوتر که بسیار مناسب علم دینامیک گسسته است، می باشد. سیستمهای هیبرید کلاس خاصی از سیستم های غیر خطی هستند اما تئوری کنترل سیستم های غیر خطی را نمی توان برای آنها به کار برد زیرا برای به کار بردن این تئوری به ساده سازی های فراوانی نیاز داریم.

سیستمهای هیبرید ما را به احاطه خود در آورده اند. این سیستم ها از ترکیب تصمیم گیری منطقی در کنار تولید قوانین کنترلی با مقادیر پیوسته ظاهر می شوند. چنین سیستم هایی در خیابانها، کارخانجات و در صنایع هوایی وجود دارند. که اغلب اوقات بسته به محتوا و کاربرد مورد نظر، این پدیده ها را می توان با یک مدل پیوسته یا گسسته بیان نمود [۶].

سیستم های هیبرید با بیان های متفاوتی در کارخانجات، شبکه های ارتباطی، طراحی خود خلبان^۱، سنکرون سازی کامپیوتر، کنترل ترافیک و فرآیند های شیمیایی ظاهر می شوند. خواص و جنبه های اصلی سیستم های هیبرید در مراجع ۸ و ۷ مورد بررسی قرار گرفته اند. برای مطالعه مبحث

تحلیل پایداری این سیستم ها مرجع [۹] و مراجع موجود در آن مناسب می باشند. سیستم های هیبرید در کنترل سیستمهای مجتمع^۱ که با دنیای فیزیکی در تماس هستند نقش مهمی دارند.

روش های مربوطه برای کنترل سیستم های گسسته در مرجع [۱۰] و برای سیستم های هیبرید به صورت خلاصه در مرجع [۱۱] بحث شده است.

مثالهای واقعی سیستم های هیبرید شامل سیستم های دارای رله، سویچ و هیستریزس [۱۲ و ۱۳]، دیسک گردان کامپیوتر، حمل و نقل و سایر کنترل کننده های حرکتی [۱۴]، سیستم های رباتیک [۱۵]، سیستم های موجود در بزرگراههای هوشمند (AHSs) [۱۶]، سیستم های مدیریتی پرواز و کنترل آن [۱۷]، و کاربردهای بیولوژیکی [۱۸] می باشند.

بررسی این سیستم ها رشته جذابی را ایجاد می کند که مهندسی کنترل، ریاضیات و علوم کامپیوتر را به هم مرتبط می سازد. طی سالهای اخیر فعالیتهای تحقیقاتی قابل توجهی در زمینه این سیستم ها انجام شده است که زمینه های تحقیقاتی گسترده ای را شامل می شود.

۲-۱ کاربردها و پیش زمینه ها:

زمانی که دینامیک های گسسته و پیوسته در کنار هم ظاهر می شوند و با هم در تقابل هستند بدست آوردن مدل هایی که دقیقاً رفتار دینامیکی چنین سیستم هیبریدی را تشریح کنند اهمیت پیدا می کنند. چرا که فقط بدین وسیله است که روابط حاصل از تقابل بین قسمت های پیوسته و گسسته قابل طرح می باشند. امروزه این امر نه تنها مطلوب است بلکه استفاده از مدل های هیبریدی برای تشریح رفتار دینامیک سیستم ها یک امر طبیعی است.

برای مثال در یک فرآیند تولید ممکن است قطعات در یک ایستگاه مخصوص فرآوری شوند اما هنگامی که قطعه ای به جای خاصی می رسد فرآیند دیگری بر روی آن انجام می شود. لذا پروسه

¹ - embedded systems
² - automated highway systems

تولیدی شامل فرآیند های رخداد حالت (فرآیند مربوط به سیستم های گسسته) و فرآیند های رخداد زمانی (فرآیند مربوط به سیستم های پیوسته) می باشد.

در گذشته در سیستم های هیبرید دینامیک های رخداد حالت به صورت مجزا از دینامیک های رخداد زمانی مورد مطالعه قرار می گرفتند که مورد اول از طریق مدل های شبکه Petri ، Automata ، یا PLC و عبارات منطقی بیان می شد و مورد دوم به وسیله معادلات دیفرانسیل یا تفاضلی بررسی می شدند.

اما امروزه برای فهم کامل رفتار سیستم ها و بهینه سازی آنها لازم است که تمامی دینامیک ها را همراه با تقابل هایشان مدل کرد. این امر زمانی که تقابل های شدیدی بین اجزا سیستم وجود دارد بسیار حائز اهمیت است چرا که پس از طی این مراحل است که بهینه سازی کلی فرآیند تولید قابل طرح است.

البته مواردی نیز وجود دارند که دینامیک های رخداد حالت و رخداد زمانی کاملاً با هم تزویج نشده اند و دستیابی به کارکرد مطلوب سیستم چنان مشکل نیست، در این موارد در نظر گرفتن مدل های مجزای ساده امکان پذیر است. با این حال مدل های هیبرید در مواقعی که تقابل قابل توجهی ما بین اجزاء پیوسته و گسسته سیستم وجود دارد و خصوصیات کارکردی بالایی برای سیستم مد نظر است به کار گرفته می شوند.

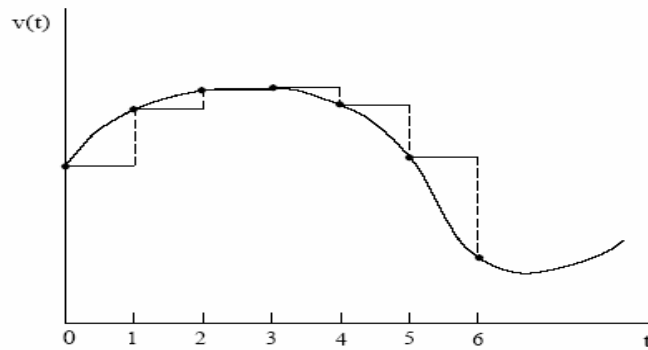
همچنین ممکن است استفاده از مدل های هیبرید باعث بهبود قابل توجه سیستم ها بشوند. برای مثال در کنترل موتورهای اتوموبیل های اتوماتیک که به الگوریتم های کنترلی با خصوصیات تضمین شده ای نیاز دارند و به صورت گسترده ای از میکروپروسورها بهره می برند استفاده از مدل سیستم هیبرید منجر به افزایش بازدهی اتوموبیل می شوند. در اینجا باید یادآور شد که مدل هیبرید می تواند مدل دقیقی از یک موتور چهار زمانه اتوموبیل ارائه دهد چرا که از دید کنترل موتور، دینامیک های هوا و قدرت آن به صورت زمان پیوسته هستند ولی پیستون های آن چهار حالت دارند که می توان آنها را

به صورت فرآیند های گسسته با یک مدل حالت متناهی نشان داد که این فرآیند ها شدیداً با هم در تقابل هستند.

با استفاده از مدل های هیبرید می توان رفتارهای وابسته به رخداد های حالت و زمان را خیلی دقیق تر مدل کرد تا بتوان از آنها برای طراحی سیستم های کنترلی نظیر کنترل cut-off و سیستم های کنترل سرعت بی باری موتور استفاده کرد. به دلایل مشابه نظیر تقابل شدید دینامیک های گسسته و پیوسته و نیاز به کارکرد بالای سیستم، مدل های هیبرید در فرآیند های شیمیایی، سیستم های تولیدی رباتیک، سیستم های حمل و نقل و سیستم های کنترل ترافیک هوایی حایز اهمیت می باشند. همان طور که گفته شد این سیستم ها از تقابل بین الگوریتم های پیوسته و گسسته بدست می آیند و لذا آنها ساختار اصلی برای سنتز و آنالیز سیستم های هوشمند و خودکار را فراهم می کنند. در حقیقت مطالعه این سیستم ها در طراحی کنترل کننده های ترتیبی ناظر برای سیستم های پیوسته، حیاتی می باشد. و همچنین در طراحی سیستم های کنترل هوشمند با درجه استقلال بالا اهمیت فراوانی دارند.

محل دیگر مطرح شدن این سیستم ها در سازماندهی سلسله مراتبی سیستم های پیچیده است. به این صورت که در این سیستم ها سازمان دهی سلسله مراتبی به مدیریت کمک می نماید و سطوح بالاتر در سلسله مراتب، به مدل هایی با جزئیات کمتر از کارکرد سطوح پایین تر نیاز دارد. مثال هایی از چنین سیستم هایی شامل سیستم های کنترل فرآیند شیمیایی، سیستم های قدرت به هم پیوسته، سیستم های بزرگراهی هوشمند، سیستم های مدیریت ترافیک هوایی و شبکه های ارتباطی مخابراتی و کامپیوتری می باشند.

در زمینه سیستم های کنترل، یک مثال شناخته شده از سیستم های هیبرید سیستم کنترل دیجیتال با داده های نمونه برداری شده می باشد که در آن سیستمی که با معادلات دیفرانسیل شامل متغیرهای وابسته به زمان مدل می شود توسط کنترل کننده گسسته مدل شده با معادلات تفاضلی شامل متغیرهای پیوسته وابسته به زمان گسسته کنترل می شود. برای مثال شکل ۱-۱ را ببینید.



شکل ۱-۱: یک سیگنال نمونه برداری شده و تقریب ZOH آن

اگر کوانتیزه کردن سیگنال های پیوسته را در نظر بگیریم، آنگاه سیستم هیبرید علاوه بر سیگنال های پیوسته ای که به زمان های پیوسته و گسسته بستگی دارند شامل سیگنال های گسسته نیز خواهد بود.

مثال دیگر سیستم کنترل هیبرید سیستم سوچینگ است که در آن رفتار دینامیک مورد نظر را می توان با تعداد محدودی از مدل های دینامیکی بیان نمود که این مدل ها معمولاً با گروهی از معادلات تفاضلی دیفرانسیل در کنار یک سری قوانین سوچینگ (قوانین عوض شدن معادله دیفرانسیلی نشان دهنده دینامیک سیستم در آن لحظه) همراه می باشند که این قوانین سوچینگ توسط عبارات منطقی یا یک سیستم رویداد گسسته بیان می شوند.

مثال ساده دیگر عملی آشنا از سیستم کنترل هیبرید، سیستم گرمایش و سرمایش خانه است. کوره و فن به همراه خصوصیات شارش گرمای خانه، یک سیستم پیوسته را تشکیل می دهند که بایستی کنترل شود. ترموستات نیز سیستم گسسته بر مبنای رخداد حالت می باشد که اصولاً با سه حالت {نرمال، بسیار گرم، بسیار سرد} سروکار دارد. دمای اتاق در ترموستات به این عبارات برگردانده می شوند و پاسخ ترموستات به جریانهای الکتریکی برگردانده می شود که این جریان کارکرد کوره و فن را کنترل می کند.

علاوه بر موارد ذکر شده دلایل بسیاری برای استفاده از مدل های هیبرید جهت نمایش رفتار دینامیکی سیستم ها وجود دارد. کاهش پیچیدگی یک دلیل مهم برای سروکار داشتن با این سیستم ها

است. کاهش پیچیدگی در سیستم های هیبرید با بکارگیری مدل های فرآیند های دینامیکی در مراحل مختلف از انتزاع انجام می پذیرد. مثلاً در مثال ترموستات یک مدل بسیار ساده از دینامیک شارش هوا بدست می آید. چرا که به خاطر اجتناب از سروکار داشتن با معادلات غیرخطی، می توان از یک سری معادلات ساده تر خطی استفاده نمود و در صورت لزوم بین این مدل ها سویچ کرد. که این رویه امری متداول در مدل سازی پدیده های فیزیکی است.

تلاشهای اخیر در سیستم های هیبرید نوعاً بر روی رفتار دینامیکی تمرکز کرده و قصد آن طراحی کنترلی است که کارکرد و پایداری را تضمین کند. فعالیت و توجه در زمینه سیستم های هیبرید با توسعه نتایج تحقیقاتی در زمینه کنترل سیستم های رخدادی گسسته (DES)¹ که در دهه ۸۰ انجام شد و کنترل تطبیقی در دهه ۸۰ و ۹۰ و توجه دوباره در فرموله سازی کنترل بهینه در سیستم های کنترل دیجیتال دوباره مورد توجه قرار گرفت.

در زمینه های تحقیقاتی مشابه بین دانشمندان علوم کامپیوتر و دانشمندان علوم منطق و با تاکید بر صحت طراحی نرم افزارهای کامپیوتری، توجه روزافزونی به سیستم های هیبرید وجود دارد. هنگامی که رفتار یک برنامه کامپیوتری به مقادیر متغیرهای پیوسته در برنامه (مثلاً زمانهای پیوسته) بستگی دارد برای تضمین صحت برنامه به روشهای سیستم های هیبرید نیاز هست.

باید به این امر نیز توجه شود که برای استفاده از سیستم های هیبرید پیچیده در کاربردهای مختلف به روش های کارآمد برای بررسی صحت نیاز است.

در واقع ظهور ماشین های دیجیتال استفاده از سیستم های هیبرید را بسیار متداول ساخت. هر زمان که یک وسیله دیجیتال با دنیای پیوسته در تقابل باشد پدیده هیبرید جلوه می کند که مستلزم تحلیل و تفهیم است.

بایستی توجه شود که گروههای خاصی از سیستم های هیبرید در زمینه های تحقیقاتی مرتبط نظیر کنترل ساختار متغیر، کنترل حالت لغزشی^۱ و کنترل بنگ-بنگ^۲ مورد مطالعه قرار گرفته اند. این سیستم ها زمینه های تحقیقاتی پرچالشی را ارائه می کنند که شامل مسائل متنوعی هستند و می توانند در سطوح متفاوتی از جزئیات بررسی شوند. بنابراین مدلسازی این سیستم ها همانند مدلسازی در تمام رشته های مهندسی و علمی بسیار مهم است.

طیف وسیعی از مدل ها شامل مدل های بسیار دقیق که در برگیرنده معادلات و جداول مرجع^۳ هستند، مناسب شبیه سازی بوده ولی برای تحلیل مناسب نیستند. همچنین مدل هایی که مناسب تحلیل هستند اما مناسب طراحی نیستند وجود دارد. مدل هایی نیز برای کنترل صحت و درستی [۱۹] مورد استفاده قرار گرفته اند.

گستره وسیعی از سیستم ها وجود دارند که می توان آنها را در قالب سیستم های هیبرید مدل کرد. اتوموبیل می تواند مثال ساده ای از یک سیستم هیبرید باشد. دینامیک اتوموبیل هنگامی که تغییر دنده رخ می دهد سویچ می کند. که می تواند به علت جابجایی دنده توسط راننده (رخداد ورودی) یا به دلیل عبور متغیر حالت سرعت (رخداد حالت) از یک حد آستانه خاصی باشد (در مورد اتوموبیل های دنده اتوماتیک).

یک مثال خاص دیگر از یک سیستم هیبرید می تواند یک سیستم خطی با کنترل فیدبک همراه با محدودیتهای عملگرها باشد. به صورتی که وقتی عملگر به یکی از محدودیتهای می رسد دینامیک تغییر می کند.

عنوان یک مثال نا آشنای دیگر برای مهندسان برق شبکه متابولیکی است که در آن با پدیدار شدن (یا نشدن) یک آنزیم خاص یک اتفاق خاص اتفاق می افتد (یا نمی افتد). و این رفتار می تواند با یک سیستم هیبرید مدلسازی شود.

sliding mode -¹
bang-bang control -²
lookup table -³

این مثالها نشان می دهند که سیستم های هیبرید در علوم مهندسی بسیار متداول هستند و بسیاری از سیستم های موجود در زندگی روزمره را نیز می توان به صورت موثری توسط سیستم های هیبرید مدل سازی کرد.

چندین گروه از سیستم ها که می توانند در قالب سیستم های هیبرید مدل سازی شوند به صورت زیر طبقه بندی شده اند [۲۰]:

سیستم هایی با مدل چندگانه:

این سیستم ها، سیستم هایی هستند که در حرکت کلی آنها زیر سیستم های مختلفی حاکم است. این کار با تقسیم بندی فضای حالت به چندین گروه (سلول یا دسته) انجام می شود (نظیر سیستم های پیوسته خطی تکه ای) و یا با تغییر پارامتر های سیستم با توجه به سیگنال ورودی داده شده (سیستم های سویچ شده یا سیستم هایی با تغییرات مد کارکردی).

سیستم هایی با اجزای کلید زنی:

سیستم های موجود در این گروه شامل سیستم هایی هستند که از اجزایی مثل رله ها، ناحیه مرده^۱ و یا هیستریزس استفاده می کنند. یک مثال عملی از این گروه می تواند سیستم سرمایشی و گرمایشی خانه باشد. ترموستات با اندازه گیری دما جریانی را ایجاد می کند که می تواند نماینده سمبلهای {گرم، سرد، نرمال} باشد. کوره یا فن این علامتها را به عنوان ورودی گرفته همراه با خصوصیات شارش گرمای اتاق ها، یک سیستم پیوسته را تشکیل می دهند که ترکیب آنها می تواند به عنوان یک سیستم هیبرید در نظر گرفته شود.

¹ - dead zone

سیستم های تطبیقی:

طبیعت هیبرید این سیستم ها از قوانین کلیدزنی که به عنوان مثال توسط ماشین های حالت محدود ایجاد می شود ناشی می شود.

سیستم هایی با نارسایی های مدل نشده^۱:

در موارد خطاهای ناگهانی رخداد نقص در سیستم می تواند به عنوان یک سیگنال کلیدزنی مدل شود. پس سیستم های در معرض خطا را نیز می توان به عنوان سیستم هیبرید در نظر گرفت.

سیستم هایی شامل سیگنالهای همزمان سازی:

چنین سیستم هایی که معمولاً در شبکه های مخابراتی دیده می شوند می توانند به عنوان زیرگروه سیستم های هیبرید در نظر گرفته شوند.

در نتیجه پیشرفتهای اخیر در زمینه روشهای مدلسازی سیستم ها، تحلیل و سنتز، تعداد کاربردهای عملی سیستم های هیبرید به صورت روزافزونی در حال افزایش است. مثالهای عدیده ای در [۲۱] وجود دارد که به چند نمونه از آنها اشاره می کنیم:

• سیستم های مدیریت ترافیک هوایی: مسأله مدلسازی و کنترل ترافیک هوایی جهت اجتناب از تصادفات می تواند با روشهای سیستم های هیبرید، مورد بررسی قرار بگیرد.

• سیستم های بزرگراهی هوشمند: کارکرد این سیستم ها در این مورد از تهیه اطلاعات مشورتی برای راننده تا کنترل کامل حرکت عرضی و طولی اتوموبیل متغیر است. هدف مدیریت ترکیبی، برای وسایل نقلیه ای که در فاصله کمی از هم در حال حرکت هستند، تنها زمانی قابل حصول است که

¹ - fault prone system

نیازهای ایمنی تأمین شده باشد. این امر خصوصاً برای مانور هایی نظیر کاهش سرعت ناگهانی لازم است.

• واحدهای تولید توان: در [۲۲] مدلی از یک نیروگاه سیکل ترکیبی با یک توربین بخار و گاز را ارائه نمودند. کارکرد بهینه این سیستم ها در یک دوره روزانه یا هفتگی و با در نظر گرفتن زمانهای شروع به کار و ملاحظات اقتصادی مساله ای است که می توان آن را با جزئیات کامل در قالب یک سیستم هیبرید توصیف کرد.

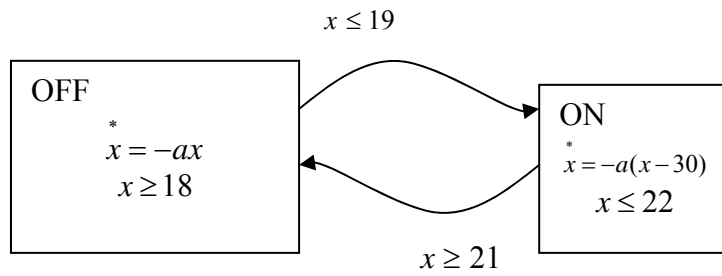
۳-۱ مثالهایی مبسوط از سیستم های هیبرید:

در این قسمت سه مثال از سیستم های هیبرید را با جزئیات بیشتر شرح می دهیم [۲۳]:

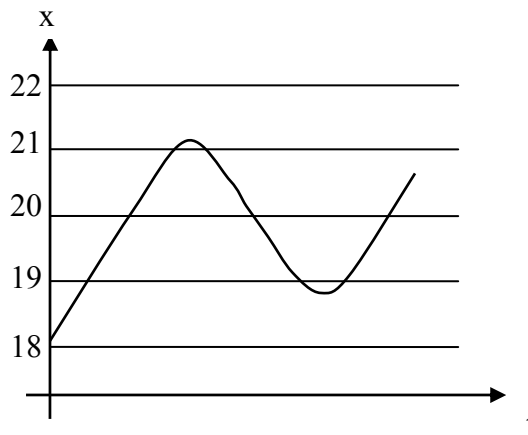
مثال ۱: ترموستات

اتاقی را در نظر می گیریم که توسط یک رادیاتور کنترل شده توسط ترموستات گرم می شود. نوع ترموستات به گونه ای است که دمای اتاق را درحالی $20^{\circ}C$ ثابت نگه دارد. فرض کنید هنگامی که رادیاتور خاموش است دمای اتاق $(x \in R)$ با توجه به معادله دیفرانسیل $\dot{x} = -ax$ (به صورت نمایی به سمت صفر کاهش می یابد. و هنگامی که ترموستات هیتر را روشن می کند دمای اتاق به صورت نمایی به سمت $30^{\circ}C$ طبق معادله $\dot{x} = -a(x - 30)$ میل می کند. بنابراین، این سیستم هم حالت پیوسته و هم حالت گسسته دارد.

حالت پیوسته دمای اتاق $(x \in R)$ و حالت گسسته $q \in \{ON, OFF\}$ می باشد که نشانگر روشن یا خاموش بودن رادیاتور است. تغییرات متغیر x توسط یک معادله دیفرانسیلی صورت می پذیرد. در صورتی که تغییر متغیر q بین چند (دو) حالت و به صورت پرشی است. با توجه به اطلاعاتی که تا الان بدست آوردیم دینامیک این سیستم معرف یک سیستم هیبرید است.



شکل ۱-۲: نمایش چرخشی سیستم ترموستات

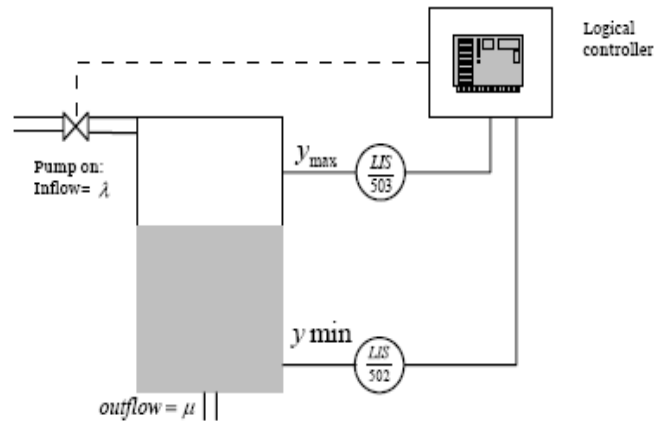


شکل ۱-۳: منحنی تغییرات دما در سیستم ترموستات

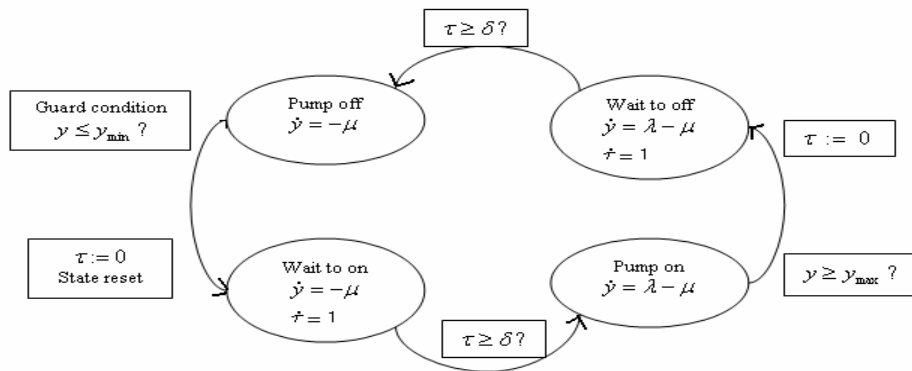
مثال ۲: سیستم کنترل شونده با کامپیوتر

مخزنی را در نظر بگیرید که خروجی آن ثابت بوده و یک کنترلر منطقی^۱ پمپی را با ورودی ثابت λ خاموش و روشن می کند (شکل ۱-۴). هدف کنترلر منطقی جلوگیری از پر یا خالی شدن مخزن است. هنگامی که سطح مایع از y_{\min} کمتر می شود کنترلر فرمان روشن شدن به پمپ می دهد. پمپ این فرمان را با تاخیر δ انجام می دهد. با روشن شدن پمپ y افزایش می یابد تا به y_{\max} برسد. آنگاه کنترلر فرمان خاموش شدن را به پمپ می دهد. تا مانع از لبریز شدن پمپ شود. شکل ۱-۵ نشانگر نمودار گردش سیستم مخزن می باشد.

¹ logical controller



شکل ۴-۱: سیستم تانک



شکل ۵-۱: نمایش چرخشی سیستم تانک

مثال ۳: توپ رها شده^۱

توپ رها شده را می توان به صورت یک سیستم هیبرید ساده مدل کرد (شکل ۶-۱). که دارای یک

حالت گسسته و حالت پیوسته ای با بعد دو می باشد.

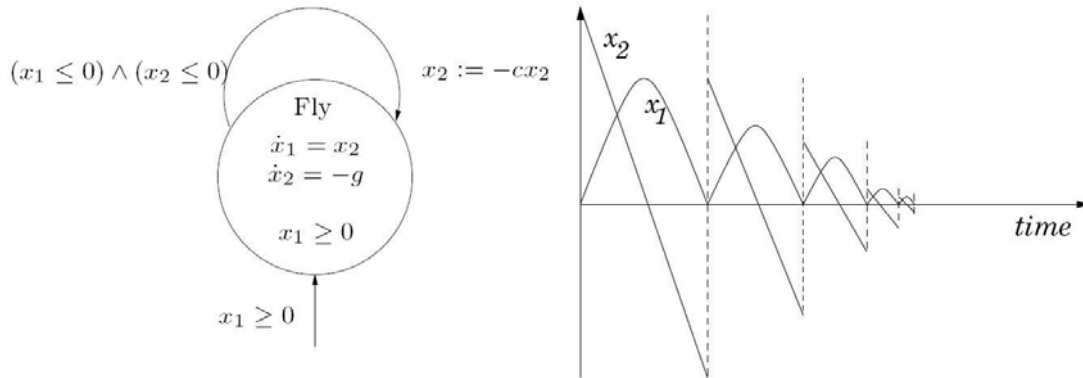
$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

x_1 نشان دهنده مکان عمودی توپ و x_2 سرعت توپ در راستای عمودیست. حرکت پیوسته توپ تابع

قوانین حرکت نیوتن است. این امر توسط رابطه دیفرانسیلی که در شکل ۶-۱ نشان داده شده است بیان

¹ the Bouncing Ball

می شود. که g در آن شتاب جاذبه زمین است. این معادله دیفرانسیل فقط تا زمانی $x_1 \geq 0$ باشد یا به بیانی توپ بالای سطح زمین باشد صادق است. این مساله توسط عبارت منطقی $x_1 \geq 0$ که در پایین شکل نشان داده شده است بیان شده است.



شکل ۶-۱: توپ رها شده

هنگام جهش توپ از زمین $x_1 = 0$ و $x_2 \leq 0$ است. این لحظه در شکل با عبارت منطقی، در ابتدای فلش نشان داده شده است. در هر جهش، توپ کسری از انرژی خود را از دست می دهد. این مساله با رابطه $x_2 := -cx_2$ (که $c \in [0, 1]$) در انتهای فلش نشان داده شده است. چنین عبارتی تخصیصی^۱ نامیده می شود بدین معنا که پس از هر جهش، سرعت توپ c برابر سرعت آن قبل از جهش با علامت منفی خواهد بود.

با شروع از یک حالت اولیه با $x_1 \geq 0$ (که در شرط منطقی واقع در فلش پایین شکل نشان داده شده است) حالت پیوسته بر طبق معادله دیفرانسیلی گفته شده در شکل عمل می کند. تا زمانی که شرط $x_1 \geq 0$ برآورده شود. وقتی $x_1 = 0$ و $x_2 \leq 0$ باشد یک گذار گسسته رخ می دهد و حالت پیوسته به مقدار $x_2 := -cx_2$ بازنشانی^۲ می شود (در آن لحظه x_1 ثابت باقی می ماند). این اتفاقات به صورت مداوم رخ می دهد. چنین دنباله ای از رخدادها مبین سیستم هیبرید است.

assignment statement - 1
reset - 2

فصل دو

شناسایی سیستم های هیبرید

۲-۱ معرفی:

در سالهای اخیر ابزارها و روش های فراوانی برای اعتبارسنجی^۱، کنترل و تحلیل پایداری سیستم های هیبرید ارائه شده است. استفاده از این ابزارها مستلزم این است که مدلی از این سیستم (به واسطه شناسایی) داشته باشیم. شناسایی سیستم های هیبرید (نظیر سیستم های PWA)^۲ حوزه ای است که به بسیاری از رساله های تحقیقی دیگر شناسایی سیستم های غیرخطی مرتبط است [۲۴].

بیشتر تحقیقات اخیر در مورد سیستم های هیبریدی است که دینامیک های پیوسته خطی یا نسبی^۳ دارند. و در این بین کلاس هایی از سیستم های خطی سویچ شده و سیستم های PWA توجه خاصی را به خود جلب کرده اند. سیستم های PWA شامل چندین دینامیک نسبی و قوانین سویچینگ مد وابسته به حالت هستند [۲].

سیستم های PWA کلاس خاصی از سیستم های غیر خطی را تشکیل می دهند که نگاشتهای حالت و خروجی آنها هر دو خطی تکه ای نسبی هستند. یعنی در هر یک از مولفه های بخش های چند وجهی محدود مجموعه حالت بعلاوه ورودی شبه خطی یا خطی هستند. سیستم های دینامیکی و استاتیکی توصیف شده با نگاشت PWA در زمینه های بسیاری مورد توجه قرار گرفته اند. از آن جمله می توان به شبکه های عصبی، شبکه های الکتریکی و تحلیل سری های زمانی اشاره کرد.

¹ - verification
² - Piece Wise affine
³ - affine

این سیستم ها (سیستم های PWA) برای توصیف پدیده های غیر خطی عملی بسیار مناسب می باشند. از جمله هرگاه تغییرات دینامیکی در نتیجه محدودیت های فیزیکی وجود داشته باشند (نظیر مخزنی که می تواند پر یا خالی شود و یا یک توپ که می تواند مابین سقوط آزاد و تماس الاستیکی نوسان کند) و یا در مورد سیگنالهای محدودیت دار، نواحی مرده، سویچ ها و موارد وجود حد آستانه، این سیستم ها مطرح می شوند. دلیل این گستردگی حوزه مطرح شدن آن است که نگاشت های PWA دارای خصوصیات تقریب عمومی هستند که دراصل به معنای تقریب زدن هر تابع غیرخطی با یک تابع PWA است [۲۵]. سیستم های PWA می توانند برای تقریب سیستم های غیر خطی که رفتار سویچینگ یا ناپیوسته نشان می دهند به کار روند. علاوه بر مدلسازی، سیستم های PWA برای تحلیل و کنترل گروهی از سیستم های غیر خطی مناسب هستند. ولی علیرغم این حقیقت که این سیستم ها فقط ترکیبی از سیستم های خطی تغییر ناپذیر با زمان هستند خصوصیات ساختاری آنها از قبیل مشاهده پذیری، کنترل پذیری و پایداری پیچیده هستند و مثل سیستم های غیر خطی مورد بحث قرار گرفته اند.

طی سالهای اخیر به دلیل ارتباط سیستم های PWA با سیستم های هیبرید توجه زیادی به آنها شده است.

سیستم های PWA در واقع کلاسی از سیستم های هیبرید هستند که قانون سویچینگ بین دینامیک های خطی یا نسبی مختلف توسط یک بخش بندی چندوجهی مجموعه حالت بعلاوه ورودی داده می شود [۲۶]. برای اینکه قادر به کنترل و آنالیز یک سیستم باشیم به مدلی از سیستم نیاز داریم که رابطه بین سیگنال های ورودی و خروجی و حساسیت آنها به اغتشاشات را نشان بدهد. بسته به مقصود و هدف مورد نظر مدل می تواند دقت بالا یا پایین داشته باشد. در بسیاری از موارد یک مدل خطی حول نقطه کار کافی است.

با این حال هرگاه غیر خطی های موجود در ناحیه کار قابل صرف نظر نباشد مدل PWA گزینه خوبی است. چنین کاری هنگامی که سیستم واقعی حقیقتاً پیوسته تکه ای نسبی است و یا برای

سیستم های غیر خطی معمول نیز صادق است. بدست آوردن چنین مدلی از داده های تجربی از چندین روش متفاوت محقق می شود. در این فصل چندین روش موجود مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته اند. چندین روش کاملاً روش های شناسایی غیرخطی عمومی هستند که در موارد خاص منجر به مدل های PWA می شوند، در حالی که سایر دیدگاهها مخصوص سیستم PWA می باشند [۲۳]. چندین روش مدلسازی برای سیستم های هیبرید و تحلیل پایداری، مشاهده پذیری و کنترل پذیری، کنترل، بررسی صحت و تشخیص خطا بررسی شده اند. برابری مابین سیستم های PWA و سایر کلاس های سیستم های هیبرید در مقالات مختلف نشان داده شده است. به عبارت دیگر طبق فرضیات معمولی سیستم های زمان گسسته PWA معادل با چندین گروه دیگر از روشهای مدلسازی هیبرید نظیر سیستم های دینامیک منطقی مختلط^۱، سیستم های متمم خطی^۲ و حداقل-حداکثر خطا^۳ هستند که انتقال روشها و ابزارها را از یک کلاس به یک کلاس دیگر ممکن می سازند [۲۷]. اهمیت این برابری دو گانه است. اول اینکه آنها اجازه انتقال خواص و ابزارهای تئوریک را از سیستم های PWA (نظیر معیار های پایداری سیستم های PWA) به این گروهها و بالعکس را می دهند. دوم اینکه می توان با استفاده از تکنیک های سیستم PWA مدل های هیبرید کلی را بدست آورد [۲۸].

در این فصل مقدمه ای بر سیستم های PWA و شناسایی پارامتریک مدل های آن ارائه خواهد شد. فصل بعد نمایی از روشهای متفاوت برای شناسایی سیستم PWA و گروه بندی آنها را در بر دارد.

1 - mixed logic dynamic systems
 2 - linear complementarity systems
 3 - min-max-plus-scaling systems

۲-۲ سیستم های PWA :

در این فصل سیستم های PWA زمان گسسته در فرم های فضای حالت و رگرسیون معرفی می شوند. سیستم های PWA به صورت مجموعه ای از سیستم های خطی-نسبی با حالت پیوسته یکسان که توسط سویچ هایی که با بخش بندی چند وجهی مجموعه ورودی بعلاوه حالت به هم متصل شده اند تعریف می شوند [۲۹]. این سیستم ها می توانند برای مدل سازی فرآیندهای فیزیکی بسیاری استفاده شوند. و برای تخمین دینامیک های غیر خطی نظیر خطی سازی چندگانه در نقاط کاری مختلف مناسب هستند. بعلاوه سیستم های PWA با چندین گروه از سیستم ها، معادل می باشند و بنابراین می توان آنها را برای توصیف سیستم هایی که ساختار هیبرید از خود نشان می دهند به کار برد.

۲-۲-۱: سیستم ها در فضای حالت:

یک سیستم PWA زمان گسسته در حالت کلی در فرم فضای حالت توسط معادلات زیر توصیف می شوند [۲۹]:

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= A_{\sigma(k)} X_k + B_{\sigma(k)} u_k + b_{\sigma(k)} \\ y_k &= C_{\sigma(k)} X_k + D_{\sigma(k)} u_k + d_{\sigma(k)} \end{aligned} \quad (2-1)$$

که در آن $k \in Z$ زمان، $X_k \in R$ حالت (پیوسته)، $u_k \in R^p$ ورودی و $y_k \in R^q$ خروجی است. حالت گسسته $\sigma(k)$ که مشخص می کند در زمان k سیستم در کدام زیرسیستم نسبی قرار دارد فقط مقادیر محدودی به خود می گیرد. بدون از دست دادن کلیت مساله فرض می کنیم $\sigma(k)$ عضو مجموعه $\{1, 2, \dots, s\}$ می باشد که s تعداد زیرسیستم ها می باشد. $\sigma(k)$ می تواند تابعی از k و X_k و یا چندین ورودی دیگر خارجی باشد. $A_i, B_i, C_i, D_i, b_i, d_i$ که $(i = 1, 2, \dots, s)$ ، ماتریس ها و بردار هایی با ابعاد مناسب هستند که زیرسیستم ها را توصیف می کنند. بنابراین سیستم (۲-۱) را می توان به صورت مجموعه ای از سیستم های نسبی با حالت پیوسته X_k در نظر گرفت که این سیستم ها توسط کلید هایی که با حالت گسسته $\sigma(k)$ نشان داده شده اند به هم متصل

می شوند. حرکت و یا رفتار گسسته را می توان به طرق مختلف توضیح داد. در سیستم های خطی پرشی^۱، $\sigma(k)$ یک ورودی مجهول معین^۲ مقدار متناهی می باشد. در سیستم های خطی پرشی مارکوف (JML)^۳ دینامیک های $\sigma(k)$ به صورت یک زنجیره مارکوف کاهش ناپذیر مدل سازی می شود که دارای احتمالات گذر $\pi(i, j) \triangleq P(\sigma(k+1) = j | \sigma(k) = i)$ می باشند. در سیستم PWA، $\sigma(k)$ توسط معادله زیر داده می شود:

$$\sigma(k) = i \quad \text{if} \quad (X_k, u_k) \in \Omega_i, \quad i = 1, \dots, s \quad (2-2)$$

که در آن $\{\Omega_i\}_{i=1}^s$ یک بخش بندی کامل مجموعه ورودی بعلاوه حالت است که رابطه ۲-۱ در آن معتبر بوده و هر ناحیه Ω_i یک چند وجهی محدب است که با رابطه زیر تعریف می شود:

$$\Omega_i = \{(X, u) \in R^n \times R^p \mid \bar{H}_i X + \bar{J}_i u + g_i \leq 0\} \quad (2-3)$$

که در آن $\bar{H}_i \in R^{q_i \times n}$ و $\bar{J}_i \in R^{q_i \times p}$ و $g_i \in R^{q_i}$ ، $i = 1, \dots, s$ اگر بردار های b_i, d_i برای تمامی i ها مساوی صفر باشند سیستم (۲-۱) به عنوان یک سیستم PWL^۴ خوانده می شود. از نقطه نظر پیچیدگی سیستم های PWA و PWL معادل هستند. b_i, d_i را می توان به صورت بردار هایی در نظر گرفت که توسط انتگرال گیرهایی بدون ورودی ایجاد شده اند.

تبصره ۱-۲: همان طور که در بخش ۱-۱ گفته شد سیستم های PWA یک کلاس خاص از سیستم های هیبرید را تشکیل می دهند. و کلاس های دیگری نیز از سیستم های هیبرید وجود دارند. ولی نکته مهم آن است که روابطی برای معادل قرار دادن این کلاس ها وجود دارد. این انتقال خواص از یک کلاس به سایر کلاس ها بسیار مهم می باشد. زیرا با استفاده از آنها می توان راحت ترین قالب را برای مدل سازی هیبرید را برای مطالعه یک سیستم هیبرید خاص انتخاب نمود.

1 - jump linear
2 - deterministic
3 - jump-markov linear
4 - Piece Wise Linear

۲-۲-۲ حالت رگرسیون سیستم ها:

یک سیستم سویچینگ در حالت برگشتی (رگرسیون) توسط معادله زیر تعریف می شود:

$$y_k = \varphi_k' \theta_{\sigma(k)} \quad (2-4)$$

که $\varphi_k \in R^d$ بردار برگشتی، $y_k \in R$ خروجی، $\sigma(k) \in \{1, \dots, s\}$ حالت های گسسته و s تعداد زیرسیستم ها است.

بردارهای پارامتری هستند که هر زیرسیستم را تعریف می کنند. بردار برگشتی $\varphi(k)$ به عنوان مثال می تواند تابعی از ورودی های گذشته و خروجی ها باشد. در ادامه تمرکز ما بر روی سیستم های (۲-۴) خواهد بود که در آن $\varphi(k)$ به صورت زیر می باشد:

$$\varphi_k = [y_{k-1} \cdots y_{k-n_a} u'_{k-1} \cdots u'_{k-n_b} 1] \quad (2-5)$$

که $u_k \in R^p$ ورودی سیستم می باشد. چنین سیستم هایی یک زیر کلاس از سیستم PWA توصیف شده با معادله (۲-۱) را نمایش می دهند. و به آسانی می توانند با تعریف بردار حالت زیر به شکل (۲-۵) تبدیل شوند:

$$X_k = [y_{k-1} \cdots y_{k-n_a} u'_{k-1} \cdots u'_{k-n_b}] \quad (2-6)$$

برای اینکه در رابطه (۲-۴) بتوانیم ترم ثابت داشته باشیم آخرین ورودی $\varphi(k)$ را یک در نظر می گیریم. اگر این مقدار ثابت در (۲-۵) حذف شود، $\varphi(k)$ با X_k برابر می شود. و سیستم به شکل تکه ای خطی (PWL) در می آید. در ادامه بردار X_k به صورت بردار برگشتی استاندارد در نظر گرفته شده و $\varphi(k)$ بردار برگشتی توسعه یافته^۱ نامیده می شود. چرا که می توان $\varphi(k)$ را به صورت $\varphi(k) = [X(k) \ 1]'$ نوشت.

extended regression vector - 1

در اینجا نیز مانند فضای حالت حرکت مد گسسته $X(k)$ را می توان با روش های مختلفی توصیف کرد. در سیستم های PWARX¹ مکانیزم سویچینگ توسط یک بخش بندی چند وجهی از مجموعه $X \in R^n$ تعیین می شود که در آن معادله (۲-۴) معتبر است. این بدان معناست که برای چنین سیستم های گسسته $\sigma(k)$ با رابطه زیر بدست می آید:

$$\sigma(k) = i \text{ if } x_k \in X_i \quad i = 1, \dots, s \quad (2-7)$$

که $\{X_i\}_{i=1}^s$ یک قسمت کامل از مجموعه بازگشتی X می باشد. و هر ناحیه X_i یک چند وجهی محدب است که به صورت زیر نمایش داده می شود:

$$X_i = \{x \in R^n \mid \bar{H}_i x + g_i \leq 0\} \quad (2,8)$$

که در آن $\bar{H}_i \in R^{q_i \times n}$ و $g_i \in R^{q_i}$, $i = 1, \dots, s$ هستند.

و با در نظر گرفتن $H_i = [\bar{H}_i \quad g_i]$, $i = 1, \dots, s$ و با معرفی نگاشت PWA $f: X \rightarrow R$ به صورت زیر:

$$f(x) = \begin{cases} \varphi' \theta_1 & \text{if } H_1 \varphi \leq 0 \\ \vdots & \\ \varphi' \theta_s & \text{if } H_s \varphi \leq 0 \end{cases}, \quad \varphi = [x' \quad 1]' \quad (2-9)$$

رابطه (۲-۴) به صورت زیر قابل باز نویسی است:

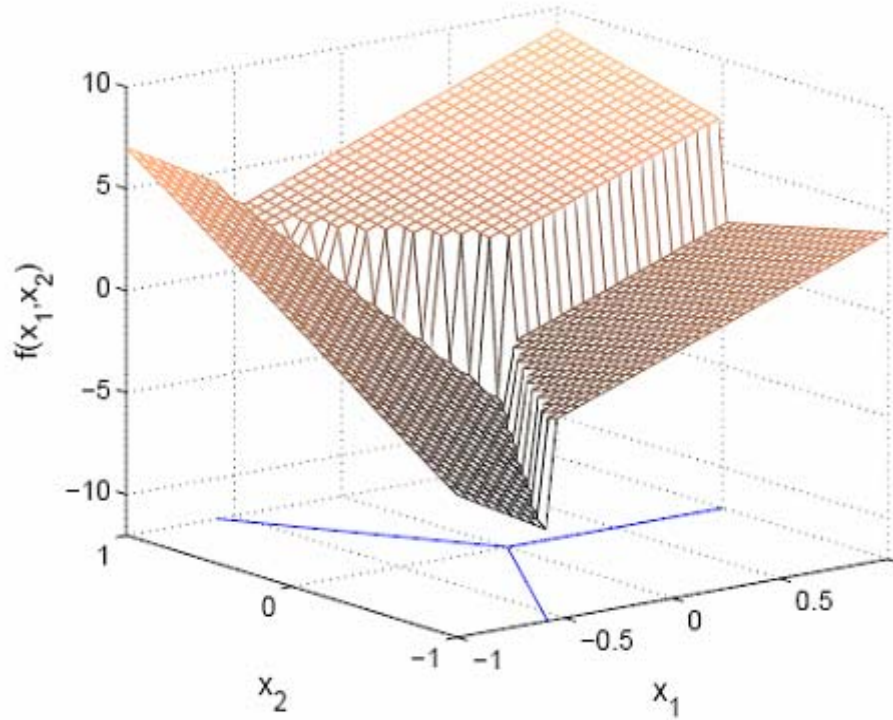
$$y_k = f(x_k) \quad (2-10)$$

سیستم های PWARX تعریف شده با روابط (۲-۴) و (۲-۹) و (۲-۱۰) را می توان به صورت مجموعه ای از سیستم های ARX در نظر گرفت که توسط سویچهایی که با بخش بندی چند وجهی مجموعه رگرسور تعریف می شوند به یکدیگر متصل هستند [۲۹].

تبصره ۲-۲: نگاشت PWA (۲-۹) می تواند در مرز های تعریف شده توسط چند وجهی (۲-۸) ناپیوسته باشد. شکل (۲-۱) یک نگاشت PWA ناپیوسته از دو متغیر را نشان می دهد. بنابراین

¹ PieceWise affine Auto Regressive eXogenous

تعریف (۲-۹) در حالت کلی عمومیت ندارد. زیرا نگاشت PWA می تواند روی مرزهای مشترک نواحی x_i تعریف شود. این مساله را می توان با جایگزین کردن \leq با $<$ در تعریف (۲-۸) حل کرد.



شکل ۲-۱: نگاشت PWA گسسته با دو متغیر و $s=3$

۲-۳ شناسایی سیستم های PWA:

شناسایی سیستم های PWA مربوط به دست آوردن مدل PWA سیستم از روی داده های تجربی است. مدل های PWA مدل ساختاری جذابی را برای اهداف شناسایی از خود نشان می دهند. چرا که آنها ساده ترین توسعه مدل های خطی می باشند. ولی با دقت دلخواهی می توانند فرآیند های غیرخطی را توصیف کنند. مدل های PWA همچنین قادر به اداره کردن پدیده های هیبرید نیز می باشند. بدلیل شباهت بین سیستم های PWA و سایر گروه های سیستم های هیبرید روش های شناسایی PWA را می توان برای بدست آوردن مدل های هیبرید به کار برد. تحقیقات بر روی شناسایی سیستم های هیبرید عمدتاً بر روی ساختار سیستم مدل های PWARX تمرکز یافته است. این مدل ها یک زیر گروه از سیستم های PWA را تشکیل می دهند. مسأله شناسایی PWARX را می توان به صورت مسأله پیوسته تکه ای بازگشتی در نظر گرفت.

مسأله PWA بازگشتی قبلاً نیز مورد توجه قرار گرفته است ولی این توجه عمدتاً در حوزه شبکه های عصبی بوده است و روشهای گوناگونی نیز ارائه شده است. همان طور که در [۳۰] اشاره شده است بیشتر روشهای موجود می توانند نداشت های پیوسته ایجاد کنند. در صورتی که روش هایی که با ناپیوستگی ها سروکار دارند اخیراً مورد توجه قرار گرفته اند. و ما علاقه مند به کارهایی هستیم که توانایی ساخت نداشت های ناپیوسته را دارند. مدل های PWARX تعمیم هیبرید از مدل های ARX کلاسیک هستند که با بخش بندی فضای بازگشتی به تعداد محدودی از نواحی چند وجهی محدب و تعریف یک مدل ARX برای هر ناحیه بدست می آید [۳۱].

شناسایی سیستم های PWA:

مدل های PWARX زمانی که با داده های ورودی خروجی سروکار داریم مناسب می باشند، زیرا آنها توصیف ورودی، خروجی از سیستم های PWA را بدست می دهند.

اگر فرض کنیم که مجموعه N ، از N نقطه داده از سیستم واقعی موجود باشد. برای مثال:

$$N = \{(y_k, x_k), k = 1, \dots, N\} \quad (2,11)$$

که $y_k \in R$ خروجی اندازه گیری شده سیستم و $x_k \in R^n$ بردار برگشتی برای مرتبه های ثابت na ، nb می باشد.

یک مدل PWARX به صورت زیر تعریف می شود:

$$y_k = f(x_k) + \varepsilon_k \quad (2,12)$$

که $\varepsilon_k \in R$ ترم خطا و f نگاشت PWA (۹-۲) است.

مساله شناسایی مورد نظر، شامل پیدا کردن مدل PWARX است که به بهترین صورت با داده ها بر طبق معیارهای از پیش مشخص شده، تطابق یابند.

این مساله شامل تخمین موارد زیر می باشد:

• تعداد حالت های گسسته s

• پارامترهای $\theta_i, i = 1, \dots, s$ (که به زیرسیستم های affine تعلق دارند).

• ضرایب $H_i, i = 1, \dots, s$ بر صفحه تعریف کننده بخش بندی مجموعه برگشت

این مبحث شامل یک مساله جداسازی است به طوری که هر نقطه داده به یک بخش و یک زیرسیستم مرتبط باشد. تخمین بهینه همزمان تمامی کمیات اشاره شده در بالا مساله ای بسیار سخت می باشد و از نظر محاسباتی بسیار وقت گیر می باشد. و نیز بر اساس اطلاعات موجود هیچ فرمولاسیون قابل قبولی به شکل یک مساله بهینه سازی برای این مورد پیدا نشده است. یکی از مهمترین مسایل انتخاب حالت های گسسته است. برای مثال کاملترین برازش در حالت $s=N$ بدست می آید. یعنی یک زیرمدل برای هر نقطه داده، که واضح است یک راه حل نامناسب می باشد. و باید محدودیت هایی بر روی s اعمال شود تا تعداد زیر مدل ها پایین نگه داشته شود.

چند مسأله مهم در شناسایی سیستم های PWA به شرح زیر می باشند:

- توانایی برای پیدا کردن یک زیر مدل خوب از سیستم واقعی که دارای کمترین پارامتر باشند.
- توانایی برای اجتناب از قرار گرفتن در Min محلی در طی جستجو برای یک مدل خوب.
- پیچیدگی محاسباتی فرآیند شناسایی

در روش نیمه بهینه و ابتکاری شناسایی مدل های PWARX یا s را ثابت فرض می کنند و یا s را با اضافه کردن یک زیر مدل در هر زمان به طور تکراری تنظیم می کنند تا برازش را بهبود بخشند. هنگامی که تعداد حالت های گسسته s ثابت باشد، شناسایی یک مدل PWARX به مسأله بازگشتی PWA تبدیل می شود. به عنوان مثال در بازسازی نگاشت PWA، f از روی مجموعه داده محدود D که در این مورد فرآیند شناسایی با Min کردن تابع زیر نسبت به θ_i و H_i انجام می شود:

$$V_N(\theta_i, H_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N l(y_k - f(x_k)) \quad (2-13)$$

که l یک تابع نامنفی داده شده مانند $l(\varepsilon) = |\varepsilon|$, $l(\varepsilon) = \varepsilon^2$ است. مینیم سازی (2-13) برای مقدار ثابت s هنوز هم بسیار سخت و در کل یک مسأله واگرا با چندین مینیم محلی است. مشکل اصلی این است که تخمین نواحی X_i , $i=1, \dots, s$ که طبقه بندی نقاط داده را مشخص می کند و به صورت زیر تعریف می شود:

$$X_i = \{x \in R^n \mid H_i \varphi \leq 0\}, \quad \varphi = [x' \ 1]' \quad (2-14)$$

را نمی توان از شناسایی هر زیر مدل مجزا کرد.

بعلاوه برای خوش تعریف بودن¹ نگاشت f (از نوع PWA)، مجموعه $\{\chi_i\}_{i=1}^s$ به طور ضمنی محدود شده تا یک قسمت کامل از مجموعه بازگشتی $\chi \subseteq R$ که در مدل (2-14) معتبر باشد تشکیل دهد.

¹ - well defined

اگر نواحی (۲-۱۴) معلوم باشند یا از قبل ثابت باشند مساله ساده تر می شود. در این حالت بردار بازگشتی x_k به سادگی طبقه بندی می شود (یعنی به یک ناحیه تخصیص داده می شوند). و با معرفی کمیت های زیر:

$$X_{ki} = \begin{cases} 1 & \text{if } x_k \in X_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad k=1, \dots, N, \quad i=1, \dots, s \quad (2-15)$$

مینیم کردن (۲-۱۳) به صورت زیر

بیان می شود:

$$\min \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^s l(y_k - \phi'_k \theta_i) X_{ki} \quad (2-16)$$

دو انتخاب متداول برای تابع $l(\varepsilon)$ نرم اقلیدسی مربعی $l(\varepsilon) = \varepsilon^2$ و نرم اول $l(\varepsilon) = |\varepsilon|$ هستند. اگر $l(\varepsilon) = \varepsilon^2$ باشد آنگاه معادله (۲-۱۴) یک معادله حداقل مربعی معمولی بر حسب θ_i است.

خلاصه ای از چندین روش شناسایی سیستم های PWA در بخش بعدی ارائه خواهد شد. که در اغلب این روش ها به دنبال یک راه حل نیمه بهینه خوب برای شناسایی سیستم هستند.

تبصره ۲-۳: در زمینه تحلیل داده ها یک مساله کاملاً شناخته شده، برآزش نمودن داده های داده شده به s ابرصفحه و رابطه های بازگشتی affine هستند. که s می تواند عددی ثابت یا متغیر باشد.

جدا از شناسایی مدل های PWARX، که در آن بایستی تخمین نواحی نیز صورت گیرد، هدف در اینجا فقط طبقه بندی نقاط داده به خوشه ها و تخمین یک زیر مدل افاین برای هر خوشه است. با در نظر گرفتن اینکه N نقطه داده (x_k, y_k) را داریم. و با اینکه $x_k \in R^n$ و $y_k \in R$ و $k=1, \dots, N$ برای s ثابت مساله مورد نظر به صورت زیر بیان می شود:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\theta_i, \chi_{ki}} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^s l(y_k - \phi'_k \theta_i) \chi_{ki} \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^s \chi_{ki} = 1 \quad k = 1, \dots, N \\ \chi_{ki} \in \{0, 1\} \quad k = 1, \dots, N, \quad i = 1, \dots, s \end{array} \right. \quad (2-17)$$

که $\varphi_k = [x_k' \ 1]'$ و l یک تابع معین داده شده است.

هر متغیر باینری χ_{ki} مشخص می کند که نقطه داده (x_k, y_k) به i امین زیر مدل تعلق دارد. با این محدودیت که هر نقطه داده فقط به یک زیر مدل تخصیص داده شود. مسأله (۱۷-۲) یک برنامه صحیح مخلوط^۱ است که از نظر محاسباتی پیچیده می باشد، مگر اینکه تعداد داده ها کم باشد. روش های شناسایی سیستم های PWA که هدف آنها گروه بندی داده ها و تخمین زیرسیستم های افاین می باشد در موارد بسیاری می توانند برای حل این مساله تطبیق داده شوند.

¹ - mixed integer

فصل سه:

روش های شناسایی سیستم های PWA:

۳-۱ مقدمه:

در این بخش مروری کلی بر روش های متفاوت شناسایی سیستم های PWA ارائه خواهد شد. همان طور که در فصل دو گفته شد کارهای انجام یافته بر روی رگرسیون با استفاده از نگاشت های PWA را می توان در زمینه های مختلفی از قبیل شبکه ها عصبی، شبکه های الکتریکی، تحلیل سری های زمانی و تخمین تابع مشاهده کرد. طبقه های متفاوتی از این روش های شناسایی با توجه به چگونگی قسمت بندی آنها به مناطق تعیین می شود. با توجه به بحث ارائه شده در بخش ۱-۲ دو راه کار عمده وجود دارند [۳۲]:

۱- تعریف اولیه شبکه ای از سلولها که در هر کدام دینامیک سیستم خطی است.

۲- تخمین شبکه با مدل های خطی

که راه کار دوم خود به ۴ قسمت تقسیم می شود:

(۱) پارامترهای زیر مدل های نسبی (affine) و ضرایب ابر صفحه هایی که قسمت مجموعه بازگشتی را تعریف می کنند به طور همزمان با Min کردن یک تابع معیار مناسب از طریق روش های عددی تخمین زده می شوند.

(۲) تمامی پارامترها برای یک کلاس مدل با بخش بندی بسیار ساده شناسایی می شوند و بخش بندی ها و یا زیرمدل های جدید در صورت لزوم افزوده می شوند.

(۳) هر قسمت و زیرمدل به صورت تکراری و یا در چند مرحله شناسایی می شوند

(۴) بخش بندی فقط با استفاده از داده ها و اطلاعات پراکندگی بردار های رگرسیون تعیین می شوند.

اولین روش نیاز به تعریف اولیه شبکه مجموعه بازگشتی دارد [۳۳] (مجموعه حالت+ورودی برای مدل ها در شکل فضای حالت).

این راه کار تخمین زیر مدل های خطی و **affine** را ساده می کند. چرا که تکنیک های شناسایی خطی استاندارد، با در دست داشتن تعداد داده کافی در هر بخش را می توان مورد استفاده قرار داد. ولی این روش این نقیصه را دارد که تعداد نواحی و بنابراین پیچیدگی محاسباتی و نیاز به داده های تجربی با افزایش ابعاد داده ها به صورت نمایی افزایش پیدا می کند. بنابراین این روش برای سیستم های با بعد بالا غیر عملی است [۳۴]. روش دوم شامل تخمین زیر مدل ها و بخش بندی هر مجموعه بازگشتی (یا مجموعه حالت+ورودی) به صورت همزمان و یا تکراری می باشد. با توجه به شکل گیری نواحی بر اساس داده ها، از طریق این روش به تعداد نواحی کمتری نیاز داریم به عبارت دیگر مدل شناسایی شده پیچیدگی کمتری خواهد داشت.

همچنین بر اساس نحوه بخش بندی، می توان چهار گروه متفاوت از روش ها را در نظر گرفت [۳۵]:

اولین گروه بر مبنای فرموله کردن مستقیم تابع معیار مناسبی است که باید مینم شود. ضرایب و پارامترهای زیر مدل ها و ضرایب ابرصفحه های تعیین کننده قسمت مجموعه بازگشتی (یا مجموعه حالت+ورودی) به طور همزمان و با مینم سازی یک تابع معیار مناسب از طریق روش های عددی (نظیر روش گوس-نیوتون) تخمین زده می شود. این روش حل مسأله شناسایی به روش مستقیم است ولی این نقصان را دارد که الگوریتم بهینه سازی ممکن است در مینم محلی متوقف شود [۳۶]. البته می توان تکنیک هایی برای کاهش احتمال گیر افتادن در مینم محلی در ازای افزایش پیچیدگی محاسبات به کار برد.

دومین گروه از روش ها، توسعه ای از روش اول است که انعطاف پذیری بیشتری در مورد تعداد زیر مدل ها دارد. تمامی پارامترها برای یک مدل به صورت همزمان با بخش بندی ساده تخمین زده می شود. اگر مدل بدست آمده مناسب نبود زیرمدل ها و ناحیه های جدیدی افزوده می شود تا تابع معیار را بهبود بخشند. به عبارت دیگر به جای اینکه یک دفعه مساله را حل کنیم مسأله شناسایی به

چندین مرحله تقسیم شده که حل کردن هر مرحله ساده است. الگوریتم های ارایه شده در [۳۷] در زمره این گروهند.

گروه سوم روش های مختلفی را در بر می گیرد که همه در این خاصیت مشترک هستند که با پارامترهای زیر مدل ها و بخش بندی مجموعه بازگشتی (یا مجموعه حالت+ورودی) به صورت تکراری و در مراحل مختلف شناسایی می شوند. که هر مرحله زیر مدل ها و مناطقی را در نظر می گیرند. الگوریتم ارایه شده در این روش ها با گروه بندی نقاط داده و تخمین زیرمدل های خطی و یا affine به صورت همزمان شروع می کنند. سپس تخمین بخش بندی با متوسل شدن به تکنیک های جداسازی خطی استاندارد انجام می گیرد. یک الگوریتم بر خط^۱ در [۳۸] ارایه شده است که در آن الگوریتم تخمین پارامتر بازگشتی چند مدله، برای شناسایی مقدار پارامترهای جاری استفاده می شود.

آخرین گروه از روش ها بخش بندی را تنها با استفاده از اطلاعات مربوط به پراکندگی و پخش برداری رگرسیون تخمین می زنند و از مقادیر خروجی های فعلی استفاده نمی کنند [۳۹]. مهم ترین نقص این گروه از روش ها این است که بدون در نظر گرفتن مقدارهای خروجی یک گروه از داده ها که در حقیقت باید به زیر مدل یکسانی تعلق داشته باشند، ممکن است به صورت دلخواه جدا شوند. در قسمت های بعدی این فصل بر روی روشهای زیر تمرکز خواهیم کرد:

(۱) روش خوشه بندی K-means

(۲) روش بیزین در شناسایی سیستم های هیبرید

(۳) شناسایی PWA با روش برنامه نویسی عددی ترکیبی

(۴) روش خطای محدود

(۵) روش جبری هندسی

۲-۳ روش خوشه بندی K-means:

الگوریتم ارائه شده در [۴۰] از ترکیب تکنیک های بخش بندی الگو، خوشه بندی و شناسایی خطی استفاده می کند. این الگوریتم امکان شناسایی زیر مدل های affine و بخش بندی چند وجهی را که هر زیر مدل در آن معتبر است را بدون استفاده از روش های شبکه بندی^۱ امکان پذیر می سازد. علاوه بر آن مرحله خوشه بندی (برای طبقه بندی نقاط داده) در یک فضای feature خوب (مناسب) تعریف شده که به ما اجازه بازسازی زیر مدل ها را می دهد انجام می شود. همچنین معیار هایی از اطمینان را بر روی نمونه ها معرفی می کنند تا کارکرد خوشه بندی و روش رگرسیون خطی را بهبود بخشند.

الگوریتم ارائه شده دارای شش مرحله است:

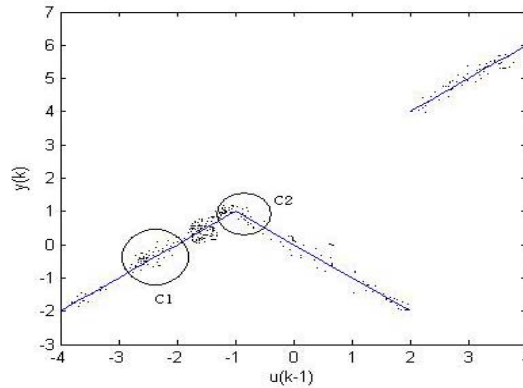
- (۱) تشکیل خوشه های کوچکی از داده های اصلی
- (۲) شناسایی یک بردار پارامتر بر مبنای هر خوشه
- (۳) بخش بندی بردارهای پارامتر به S خوشه
- (۴) طبقه بندی داده های اصلی
- (۵) تخمین S زیر مدل
- (۶) تخمین بخش بندی $X_i, i = 1, \dots, s$ با استفاده از الگوریتم طبقه بندی خطی

۱. رگرسیون محلی:

برای $j = 1, \dots, Na$ مجموعه داده های محلی (LD) C_j از مجموعه های $(x(j), y(j))$ ساخته شده اند و c-1 داده های مجاور آن که $(\tilde{x}, \tilde{y}) \in N$ هستند (شکل ۳-۱) و در تساوی زیر صدق می کنند:

$$\|x(j) - \tilde{x}\|^2 \leq \|x(j) - \hat{x}\|^2, \quad \forall (\hat{x}, \hat{y}) \in N \setminus C_j \quad (3-1)$$

مقدار c یک LD، پارامتری از الگوریتم هست که باید در رابطه $c > n + 1$ صدق کند. یک داده محلی C_j خالص خوانده می شود اگر فقط نقاط داده های مربوط به یک زیر مدل تک را جمع آوری کند. در غیر این صورت یک LD مخلوط نامیده می شود. البته باید توجه شود که تفاوت بین LD های مخلوط و خالص نظری است و در این مرحله از الگوریتم قابل دیدن نیست.



شکل ۳-۱ مرحله رگرسیون محلی، C_1 خوشه خالص، C_2 خوشه مخلوط

۲. شناسایی یک PV بر پایه هر خوشه:

برای هر LD C_j یک بردار پارامتر محلی (LPV) از طریق روش حداقل مربعات محاسبه می شود:

$$\theta_j = Q_j Y_j \quad Q_j = (\Phi_j^T \Phi_j)^{-1} \Phi_j^T Y_j \quad (3-2)$$

$$\Phi_j = \begin{bmatrix} x_1 & \dots & x_c \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}^T, Y_j = [y_1 \dots y_c]^T \quad (3-3)$$

از دیدگاه هم ارزی موجود بین LD ها و LVP ها، یک LVP خالص است اگر از یک LD خالص بدست آمده باشد. و در غیر این صورت مخلوط نامیده می شود. واضح است که هر LVP خالص، با یک زیر مدل مربوط می شود.

یک توصیف شهودی از مرحله اول به صورت زیر است: LD، C_j نقاط داده ای را که رفتار یا عملکرد نگاشت PWA را در مجاورت $x(j)$ مشخص می کند را جمع آوری می کند. آنگاه اگر C_j خالص باشد و با زیر مدل q ام در ارتباط باشد θ_q تخمینی از $\bar{\theta}_q$ خواهد بود. بعلاوه اگر سطح نویز

پایین باشد تمام LVP های مربوط به یک زیر مدل نزدیک هم قرار می گیرند. از طرف دیگر، اگر C_j مخلوط باشد آنگاه θ_q از تمام LVP های خالص متفاوت خواهد بود.

دلیل این موضوع این است که LVP های مخلوط باعث عدم تطابق بین مدل ها می شوند. زیرا آنها از برازش با یک مدل افاین از نقاط داده تولید شده توسط حداقل دو زیر مدل متفاوت نتیجه شده اند. در نتیجه انتظار داریم که در فضای LVP، تمام LVP های خالص در ابرهای متمرکز \bar{s} ، تمرکز یابند. در صورتیکه LVP های مخلوط الگویی از نقاط پراکنده ایزوله را تشکیل می دهند. به همین دلیل LVP های مخلوط به عنوان Outlier نیز خوانده می شوند. در اینجا اشاره می کنیم که سطح بالای نویز می تواند ابرها را پراکنده سازد و یا احتمالاً با هم تلاقی دهد (شکل ۲-۳) و این عاملی است که احتمالاً دقت نتایج بدست آمده در مراحل بعد را تحت تاثیر قرار می دهد. تنها کار برای مقابله با نویز افزایش اندازه c متعلق به LD هاست که کاهش کوواریانس LVP های خالص را در بر دارد.

نقش پارامتر c :

اگر نسبت سیگنال به نویز بالا باشد حتی یک c کوچک می تواند خوشه های خوش تعریف در فضای دوگان ایجاد کند. بعلاوه یک c کوچک بدین معناست که نسبت بین خوشه های مخلوط و نامخلوط پایین است. و آنگاه تعداد نقاط منفرد در فضای دوگان نیز کم خواهد بود. ولی در حضور نویز، یک c کوچک به این معناست که بردار پارامترها ضعیف تخمین زده شده اند و واریانس بالایی دارند. و ممکن است خوشه ها در فضای دوگان روی هم بیافتند و از تخمین خوب بردارهای پارامتر جلوگیری کنند. در این حالت راه حل طبیعی افزایش c است. از جهتی اگر c خیلی بزرگ باشند تعداد زیادی خوشه مخلوط (و سپس Outlier) تولید خواهد شد. در حالت حدی $c = N$ تمامی خوشه ها مخلوط بوده و تمام $\theta_{L_s_j}$ نیز Outlier خواهند بود. بنابراین برای داشتن خوشه های خوش تعریف و انتخاب خوب پارامتر c باید همیشه مصالحه ای بین دو پدیده توصیف شده در بالا وجود داشته باشد.

۳. خوشه بندی :

هدف این مرحله، خوشه بندی بردار های ویژگی، به s زیر مجموعه مجزای D_i می باشد. برای این مرحله یک الگوریتم K-means تغییر یافته نیز پیشنهاد می شود. که از یک درجه اطمینان برای هر بردار ξ_j استفاده می کند تا اثر Outlier ها و مقداردهی ضعیف اولیه را کاهش دهند. هدف الگوریتم پیشنهاد شده، Min سازی تابع هزینه زیر است:

$$J(\{D_i\}_{i=1}^s, \{\mu_i\}_{i=1}^s) = \sum_{i=1}^s \sum_{\xi_j \in D_i} \|\xi_j - \mu_i\|_{R_j^{-1}}^2 \quad (3-4)$$

تفاوت اصلی بین الگوریتم پیشنهاد شده و الگوریتم K-means کلاسیک کاربرد ماتریس های R_j^{-1} به عنوان معیارهای فاصله جهت ارجاع^۱ بردارهای J به کلاستر های D_i و همچنین فرمول به روز کردن مرکز کلاسترها می باشد. علاوه بر این مولفان خاطر نشان کرده اند که اصلاحات انجام یافته، کارآمدی محاسبات K-means را خراب نمی کند و خواص همگرایی K-means حفظ می شود.

۴. طبقه بندی داده های اصلی :

با استفاده از نگاشت های هم ارز^۲ بین بردار های ویژه^۳ و نقاط X ، داده های اصلی طبقه بندی می شوند. در حقیقت هر نقطه ξ_j (θ توسعه یافته) با یک داده محلی C_j مرتبط است که با نقاط داده $(x(j), y(j))$ مشخص می شوند.

زیر مجموعه های مجزای $F_i, i = 1, \dots, s$ بر اساس قانون زیر ایجاد می شوند :

$$\text{If } \xi_j \in D_i^* \text{ then } (x(j), y(j)) \in F_i \quad (3-5)$$

نقاط داده طبقه بندی شده بری مثال شکل ۳-۱، در شکل ۳-۲ نشان داده شده اند.

¹ assign -
² bijective -
³ feature -

۵. تخمین زیر مدل ها:

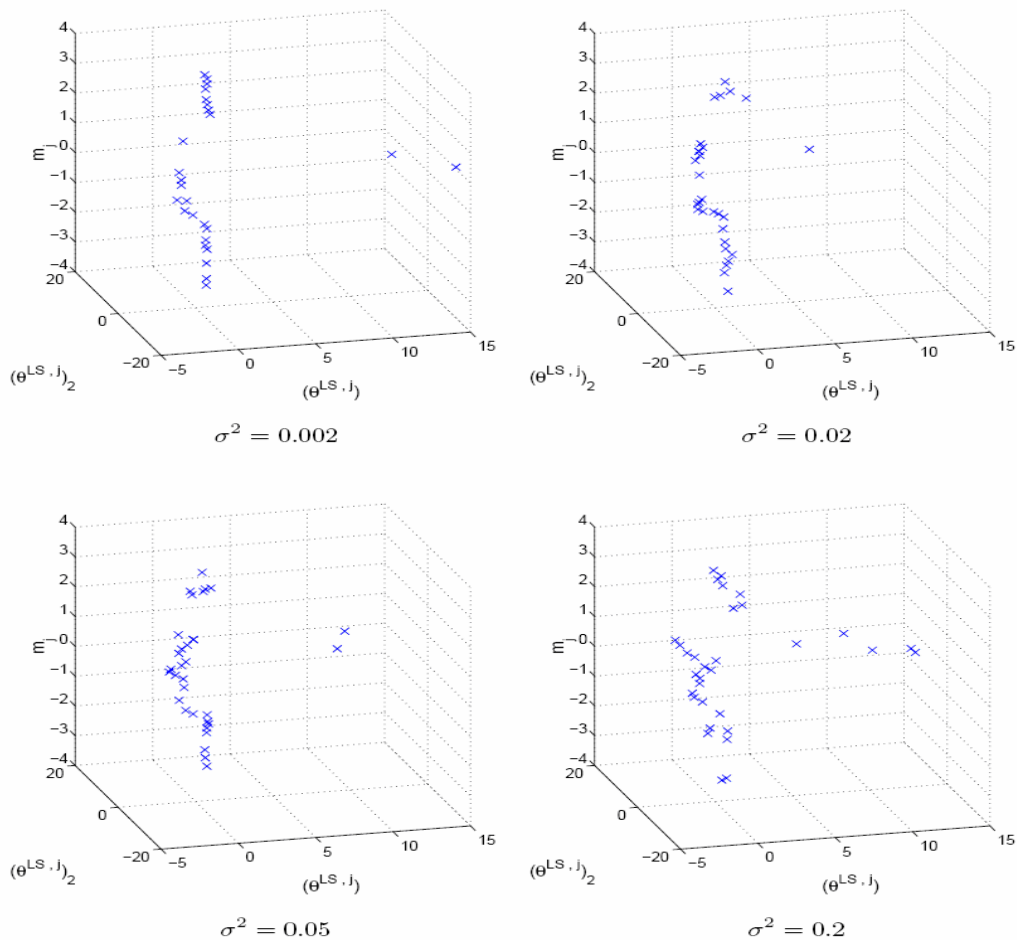
حال که داده های اصلی طبقه بندی شدند می توان s زیر مدل نهایی را شناسایی کرد. به طور دقیق تر i امین زیرمدل بر اساس نقاط داده جمع آوری شده در مجموعه f_i تخمین زده می شوند. و دوباره می توان از روش حداقل مربعات برای انجام این کار استفاده کرد. با این وجود یکی از اصلی ترین نقاط ضعف الگوریتم LS، حساسیت آن به Outlier هاست. که می تواند به خاطر خطاهای گروه بندی به وجود آمده باشند. البته می توان اثر مضر Outlier ها را با استفاده از سطوح اطمینان w_j در الگوریتم میانگین مربعات وزن دار کاهش دهیم (Ljung-1999).

۶. تخمین نواحی:

آخرین گام این روش شناسایی بدست آوردن تخمینی از مناطق نا شناخته $\{X_i\}_{i=1}^s$ می باشد به طوری که $x_k \in X_i$ if $(y_k, x_k) \in D_i$. این مساله معادل با جداسازی S زیر مجموعه از نقاط توسط جداسازی خطی ابر صفحه ها است. که به صورت گسترده ای بررسی شده اند. روش های SVM^1 و RLP^2 نیز به این منظور به کار می روند.

همچنین در مواقعی که وجود حفره ها (بدون داده) در مدل قابل قبول نباشند توسعه روشهای بالا به حالت چند کلاسی را نیز می توان به کار برد (M-SVM and M-RLP). که توضیح مفصل این روش ها در مرجع [۳۸] آمده است.

¹ Support Vector Machines -
² Robust Linear Programming -



شکل ۳-۲ رسم هایی از بردار های ویژه یک سیستم PWARX با سطوح مختلف نویز برای $c = 6$

۳-۳ روش بیزین برای شناسایی سیستم های هیبرید:

یک روش جدید برای شناسایی سیستم های هیبرید در کلاس ARX چند تکه ای در [۴۲] ارائه شده است. که روش ارائه شده در آن استفاده از اطلاعات اولیه موجود در مورد سیستم را تسهیل می کند. ولی می تواند به عنوان روش جعبه سیاه^۱ به کار رود. پارامترهای مجهول به عنوان متغیر های تصادفی در نظر گرفته می شوند که این پارامترها توسط تابع چگالی احتمالشان توصیف می شوند. مسأله شناسایی به صورت مسأله محاسبه تابع چگالی احتمال بعدی پارامترهای مدل در نظر گرفته می شوند و سپس تا رسیدن یک روش قابل اجرا عملی دست نخورده باقی می ماند. یک

¹ Black box -

روش فیلترینگ ذره ای^۱ برای ارائه عددی روش گفته شده به کار برده شده است. نسخه تغییر یافته ای از روش طبقه بندی برنامه ریزی خطی مقاوم چند طبقه ای که اطلاعات بدست آمده در مراحل قبل را، برای الگوریتم شناسایی استفاده می کند برای تخمین قسمت خطی نگاشت ARX چند تکه ای مورد استفاده قرار می گیرد.

۳-۴ شناسایی سیستم های PWA توسط روش برنامه ریزی صحیح مرکب^۲:

مینیم کردن تابع معیار ۳-۳ در کل یک مسأله ناهمگرا با چند Min محلی است و لذا پیدا کردن Min بهینه کمی مشکل می باشد. در [۴۳] دو زیر کلاس از مدل های PWA به نام های HHARX و W-PWARX در نظر گرفته شده اند. برای این زیر کلاسها Min کردن بهینه کلی با فرمول سازی دوباره مسأله به صورت برنامه خطی صحیح مرکب (MILP) یا برنامه های مربعی صحیح مرکب (MIQP) قابل حصول است.

نقص این روش آن است که در بدترین حالت پیچیدگی مسأله بالاست. البته برای مدل های W-PWARX نشان داده شده است که در بدترین حالت پیچیدگی نه تنها نمایی افزایش پیدا نمی کند بلکه چند جمله ای می باشد. با این وجود این روش در مواردی که تعداد داده ها کم می باشد (به عنوان مثال هنگامی که بدست آوردن داده ها مستلزم نویز زیاد می باشد) و یا زمانی که بدست آوردن بهترین مدل ممکن مهم باشد، مد نظر قرار می گیرد.

۳-۴-۱ مدل های ابر صفحه محور

مدل های HH^۳ توسط Breiman^۳ در سال ۹۳ معرفی شدند. این مدلها به صورت یک مجموعه از توابع محوری $g_i(\varphi) = \pm \max\{\varphi^+ \theta_i^+, \varphi^- \theta_i^-\}$ که هر کدام از دو نیم ابر صفحه تشکیل شده اند که به ترتیب توسط θ_i^+ و θ_i^- پارامترهایشان مشخص شده است. علامت های + یا - برای نشان دادن توابع

^۱ - particle filtering
^۲ - mixed integer programming
^۳ - Hinging hyperplane

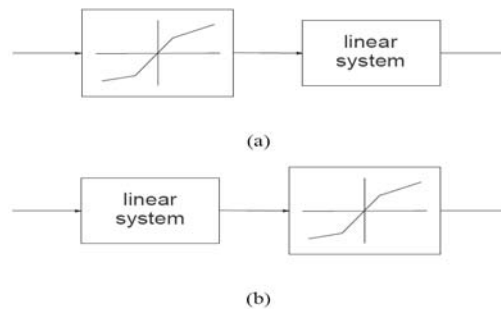
محدب یا غیر محدب به کار می روند و با استفاده از پارامتریزه کردن جایگزین ، مدل $HHARX^1$ زیر را بدست می آوریم:

$$y_t = \phi_t' \theta_0 + \sum_{i=1}^M s_i \max\{\phi_t', 0\} + e_t \quad (3-6)$$

که در آن s_i بسته به علامت تابع \max می تواند یک یا منفی یک باشد. مبدعان این روش مسأله شناسایی را با چندین فرض و معرفی چند متغیر کمکی به صورت یک مسأله برنامه نویسی مربعی یا برنامه نویسی خطی صحیح مرکب فرموله کرده اند.

۲-۴-۳ سیستم های PWARX واینر و هامرستین^۲:

سیستم های واینر و هامرستین گروه خاصی از سیستم های غیر خطی با کاربردهای عملی بسیار زیاد می باشند که از یک سیستم با دینامیک خطی تشکیل شده اند که در آن یک عامل غیر خطی استاتیک (سیستم های هامرستین) و یا بعد از سیستم غیرخطی استاتیک (سیستم های واینر) می آیند. هنگامی که سیستم غیرخطی استاتیکی PWA باشد به سادگی می توان نشان داد که کل سیستم PWA است.



شکل ۳-۳ (a) سیستم های هامرستین و (b) واینر یا غیر خطی استاتیکی PWA

¹ - hinging hyperplane autoregressive exogenous
² - Hammerstein and Wiener

تبصره ۱-۳ (شناسایی مدل های واینر و هامرستین PWA):

شناسایی مدل های هامرستین و واینر با غیر خطی های نا پیوسته (نظیر اشباع ها، مناطق مرده و پیش بارها^۱) از اهمیت کاربردی فراوانی برخوردارند. چنین غیرخطی هایی در مسائل مهندسی متداول هستند و می توانند به صورت شدیدی کارکرد سیستم های کنترل را محدود کنند. آگاهی از پارامترهای غیر خطی می تواند ما را در حذف یا کاهش اینگونه اثرات جانبی قادر سازد. با اینکه شناسایی مدل های هامرستین و واینر به صورت گسترده ای در سایر مقالات بحث شده است اما راه کارهای محدودی جهت شناسایی مدل هایی با غیرخطی های ناپیوسته و سخت مطرح شده است. این راه کارها شناسایی مجزای پارامترهای سیستم غیر خطی را مد نظر قرار می دهند. با این حال از آنجایی که مدل های واینر و هامرستین با غیر خطی های PWA، خودشان هم PWA هستند راه کار دیگر جهت شناسایی چنین مدل هایی ممکن است تخمین کلی مدل PWA با استفاده از سایر تکنیک های این فصل باشد. و سپس در صورت نیاز باز سازی قسمت های غیر خطی به روش های دیگر صورت پذیرد. به عنوان مثال در [۴۳] این کار انجام پذیرفته است.

۵-۳ روش خطای محدود^۲:

ویژگی اصلی این روش محدود کردن خطای شناسایی توسط یک کمیت δ داده شده برای تمام نمونه های مجموعه داده شده می باشد. این روش از سه مرحله اصلی تشکیل شده است: مقدار دهی اولیه، بهبود بخشی و تخمین ناحیه. در مقداردهی اولیه تخمین تعداد زیر مدل ها، طبقه بندی داده ها و تخمین پارامترها به صورت همزمان با بخش بندی مجموعه ای از نامساوی های متمم خطی بدست آمده از داده ها به کمترین تعداد زیرسیستم های عملی انجام می شود (مشهور به مسأله MIN PFS). سپس بهبود دهی برای

¹ - preloads
² - The Bounded error procedure

کاهش خطای طبقه بندی و بهبود تخمین های پارامترها پیشنهاد می شود. در نهایت تخمین نواحی با استفاده از تکنیک های جدا سازی خطی دو کلاسه و یا چند کلاسه [۳۹] انجام می شود. حد δ به عنوان یک ابزار تنظیم برای مصالحه بین کیفیت برازش و پیچیدگی مدل به کار می رود. با بزرگ شدن δ تعداد زیر مدل ها کم می شود کیفیت شناسایی هم پایین می آید.

مسئله شناسایی در این روش شامل یافتن یک مدل $PWARX(2-9)$ است که نقاط داده $(y_k, x_k), k = 1, \dots, N$ را با توجه به شرط زیر برازش می کند، می شو د:

$$|y_k - f(x_k)| \leq \delta, \quad \forall k = 1, \dots, N \quad (3-7)$$

تعداد زیر مدل ها (S) از قبل ثابت نیست و همزمان با پارامترها تخمین زده می شود. توجه کنید که حد محدوده δ به عنوان عامل تنظیمی پروسه شناسایی است که می تواند جهت دستیابی به یک مصالحه مطلوب بین پیچیدگی مدل و کیفیت شناسایی تنظیم شود [۳۹ و ۴۳].

۳-۵-۱ روند شناسایی:

روش پیشنهاد شده در این روش از سه مرحله زیر تشکیل می شود:

- (۱) مقدار دهی اولیه: در مقدار دهی اولیه تخمین تعداد زیر مدل ها ، طبقه بندی داده ها و تخمین پارامترها به صورت همزمان با بخش بندی مجموعی ای از نامساوی های متمم خطی بدست آمده از داده ها به کمترین تعداد زیرسیستم های عملی انجام می شود (مشهور به مسئله MIN PFS).
- (۲) بهبود دهی: میزان طبقه بندیهای اشتباه کاهش یافته و تخمین های پارامترها بهبود می یابد.
- (۳) تخمین نواحی: خوشه هایی از بردار های رگرسیون به صورت خطی و با استفاده از تکنیک های جداسازی خطی دو کلاسه و یا چند کلاسه از هم مجزا می شوند.

الف-مقداردهی اولیه:

تخمین تعداد زیر مدل های طبقه بندی داده ها و تخمین پارامترها به طور همزمان با حل مسئله MIN-PFS زیر نامساوی های متمم خطی مورد توجه قرار می گیرند.

مسأله ۱. با داشتن $\delta > 0$ و سیستم N نامساوی متمم خطی (احتمالاً ناممکن):

$$\left| y_k - \phi_k' \theta \right| \leq \delta, \quad \forall k = 1, \dots, N \quad (3-8)$$

بخش بندی از ۳-۸ با کمترین تعداد S از زیرسیستم های عملی را بدست می آوریم. این روش مسأله قسمت بندی را به یک سری از زیر مساله ها تقسیم می کند که هر زیر مساله شامل پیدا کردن یک بردار پارامتر می شود که باید در شرط بیشترین تعداد نامساوی های متمم خطی صدق کند. (مسأله MAX FS). با شروع از معادله ۳-۸ زیرسیستم های واقعی^۱ با بیشترین صحیح بودن به صورت تکراری بدست می آید. و نامساوی های متناظر حذف می شوند. تا جایی که زیرسیستم های باقی مانده واقعی باشد. از آنجایی که مسأله Max_Fs نیز NP_hard یک روش نیمه بهینه برای حل آن پیشنهاد شده است که این روش بر مبنای روش randomized and thermal relaxation method برای حل سیستمهای نامعادلات خطی ارائه شده است.

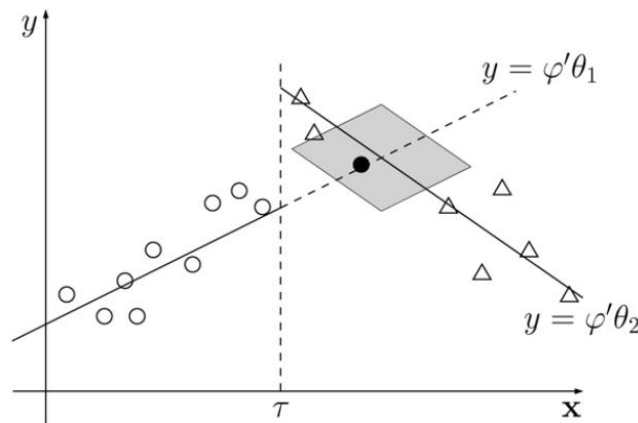
الگوریتم تصادفی در [۴۴] محاسبات محدودی دارد اما هیچ تضمینی برای پیدا کردن کمترین تعداد زیرسیستمها نمی دهد. خصوصاً در موارد زیادی مشاهده شده است که واریانس نتایج می تواند بسیار بزرگ باشد (یعنی تعداد زیرسیستم های بدست آمده ممکن است از یک آزمون به آزمون دیگر بسیار متغیر باشد). و تعداد میانگین زیرسیستم های بدست آمده می تواند بسیار دور تر از کمترین مقدار باشد. لذا نسخه تصحیح شده ای از این الگوریتم ارائه شده که نیاز به پردازش بیشتر دارد ولی تخمین بهتری از زیر مدل ها را نتیجه می دهد.

ب- الگوریتم بهبود دهی:

طبقه بندی خام و مرحله تخمین تعداد زیر مدل ها و زیرسیستم های عملی استخراج شده از ۳-۸ بدست می آید. و طبقه بندی اولیه نقاط داده به خوشه ها را فراهم می کند البته چنین تخمینی از تعداد زیرمدل های افاین و طبقه بندی نقاط داده می تواند دارای دو نقصان باشد [۴۵]:

¹ - feasible

اولین نقص این است که هیچ تضمینی برای بدست آوردن کمترین تعداد بخش بندی ها را تضمین نمی کند. یعنی به دلیل نیمه بهینه بودن روش greedy و تصادفی بودن الگوریتم استفاده شده برای حل هر مسأله MAX FS تعداد زیرسیستم های عملی استخراج شده ۳-۸ ممکن است کمترین نباشد. دومین نقصان در یک ابهام ذاتی مربوط به داده ها می باشد. بعضی از نقاط داده ممکن است با بیش از یک زیر مدل افاین تطابق داشته باشد. بدین معنی که ممکن است در بیش از یک θ_i صدق کنند. این نقاط داده غیر قابل تصمیم گیری^۱ خوانده می شوند (شکل ۳-۶). به خاطر این نقاط تعداد و ترکیب زیرسیستم های واقعی ممکن است به درجه ای که از ۳-۸ ناشی می شود بستگی داشته باشند. به خاطر رفع این نقصان ها یک روش بهبود بخشی ارائه شده است که هدف آن بهبود تکراری طبقه بندی داده و کیفیت برازش و شناسایی با تخصیص دوباره نقاط داده و بروز رسانی تخمین های پارامتری و کاهش تعداد زیر مدل ها با بکارگیری تشابهات پارامتری و صحیح^۲ بودن خوشه ها می باشد.



شکل ۳-۴: یک سیستم PWA با دو مد گسسته مجزا $x \in R$. مجموعه داده های خاکستری

نشانگر ناحیه ای با نقاط غیر قابل تصمیم گیری هستند.

¹ - undecidable
² - cluster cardinalities

فرآیند بهبود بخشی از مراحل زیر تشکیل یافته است:

۱- **مواجهه با نقاط داده غیر قابل تصمیم گیری:** این مرحله سعی دارد تا با ابهام مربوط به نقاط نامعین (غیر قابل تصمیم گیری) با استفاده از مکان یابی فضایی در مجموعه رگرسور (بازگشتی) فائق آید. در واقع انتظار داریم که نقاط داده معین، در اطراف نقاط داده نامعین x_k اطلاعات مفیدی را برای طبقه بندی صحیح آنها فراهم کنند. به این منظور اگر $C(x_k)$ مجموعه ای از بردار های رگرسیون عملی با بیشترین نزدیکی به C باشد که C یک مقدار صحیح مثبت ثابت است و فاصله اقلیدسی به کار رفته است. اگر تمام نقاط در $C(x_k)$ به خوشه یکسان R_i^t متعلق باشند آنگاه (y_k, x_k) را می توان با بیشترین احتمال به زیر مدل i^* با فراهم بودن شرط زیر تعلق داشته باشند:

$$\left| y_k - \varphi_k' \theta_{i^*}^t \right| \leq \delta \quad (3-9)$$

یک زیر مدل کاندید با محاسبه مجموعه های $C_i(x_k) = C(x_k) \cap R_i^t$ برای $i=1, \dots, s$ بدست می آید و شاخص i^* به طوری که صحیح بودن $C_{i^*}(x_k)$ ، MAX شود انتخاب می شود، یعنی:

$$i^* = \arg \max_{i=1, \dots, s} \# C_i(x_k) \quad (3-10)$$

اگر (y_k, x_k) در ۳-۷ صدق کنند آنگاه مربوط به i^* امین زیر مدل می باشد و x_k به $D_{i^*}^{(t)}$ تخصیص می یابد در غیر این صورت به صورت نامعین رها می شود.

تخمین های پارامترهای جدید برای هر زیر مدل در هر تکرار از طریق تخمین گر پیش بین به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\theta_{best} = \arg \min_{\theta} \max_{(y_k, x_k) \in D} |y_k - \varphi_k' \theta| \quad (3-11)$$

۲- **کاهش تعداد زیر مدل ها:** اگر فرآیند مقدار دهی اولیه، تخمینی از تعداد زیر مدل های لازم را بدست بدهد این تعداد از زیر مدل ها را می توان با بهره گیری از شباهت های پارامتری و صحیح بودن خوشه ها کاهش داد. دو زیر مدل i^*, j^* با بردار های پارامتری مشابه را می توان در مرحله یک با هم ادغام کرد در حالی که:

$$\mu(\theta_1, \theta_2) = \frac{\|\theta_1 - \theta_2\|}{\min\{\|\theta_1\|, \|\theta_2\|\}} \quad (3-12)$$

به عنوان معیاری از شباهت برداری θ_1 و θ_2 به کار می رود.

اگر صحیح بودن خوشه ای از نقاط داده معین خیلی کم باشد، زیر مدل مربوطه (که بوجود آورنده چند داده است) می تواند حذف شود. با این کار Outlier ها را می توان آشکار و حذف کرد.

۳- تخمین ناحیه: نهایتاً تخمین ناحیه را می توان با تکنیک های توصیف شده در بخش ۲-۳ انجام داد.

۳-۶ روش جبری هندسی:.

الگوریتمی که در [۴۷] تشریح شده است یک راه حل جبری هندسی شناسایی سیستم های PWA (بدون نویز) است. این روش ارتباط مابین شناسایی سیستم PWA، فاکتورگیری چند جمله ای و خوشه بندی ابر صفحه ها برقرار می سازد. اگر فرض شود که داده ها توسط یک سیستم PWARX بدون نویز تولید شده اند (۴-۲ و ۵-۲) آنگاه با معرفی بردارهای زیر:

$$b_i = [\theta_j' \ 1]' \in R^K, \quad i = 1, \dots, s$$

$$z_k = [\varphi_k' - y_k]' \in R^K \quad (3-13)$$

که s تعداد زیر مدل ها و $k = n_a + n_b + 2$ است آنگاه در هر لحظه از زمان $k = 1, \dots, N$ حداقل یک $i \in \{1, \dots, s\}$ وجود دارد به طوری که $b_i' z_k = 0$ است. از این رو قید زیر بایستی با پارامترهای مدل و داده ها برآورده شود:

$$\prod_{i=1}^s b_i' z_k = 0 \quad (3-14)$$

معادله ۳-۱۳ محدودیت جداکننده (کوپله کردن) هیبرید نامیده می شود. چرا که تخمین پارامترهای مدل را مستقل از فیلتر کردن حالت گسسته یعنی طبقه بندی نقاط داده و بدون توجه به مکانیزم تغییر زیر مدل ها (مرز بین زیر مدل ها) امکان پذیر می سازد.

چند جمله ای $p_s(z) = \prod_{i=1}^s b_i' z_k$ که از درجه s بوده و k متغیر دارد به صورت زیر نوشته می شود:

$$p_s(z) = \sum h_{\alpha_1, \dots, \alpha_k} z_1^{\alpha_1} \dots z_k^{\alpha_k} = h' v_s(z) \quad (3-15)$$

که $h_{\alpha_1, \dots, \alpha_k} \in R$ ضریب یک جمله ای $z_1^{\alpha_1} \dots z_k^{\alpha_k}$ با فرض $0 \leq \alpha_j \leq 1$ و $j=1, \dots, k$

است. بردارهای h و $v_s(z)$ دارای بعد زیر می باشند:

$$M_s = \binom{s+K-1}{K-1} \quad (3-16)$$

با در نظر گرفتن 3-15 برای تمام داده های در دسترس سیستم خطی از تساوی ها به صورت زیر در می آید:

$$L_s h = \begin{bmatrix} v_s(z_1)' \\ \vdots \\ v_s(z_N)' \end{bmatrix} h = 0 \quad (3-17)$$

ویدال نشان داده است که تحت برخی فرضیات مینم تعداد s از زیر مدل ها را می توان به عنوان Min به طوری که $rank(L_l) = M_l - 1$ تعیین کرد. آنگاه بردار h را می توان با حل 3-17 بدست آورد و پارامترهای θ_i از مشتقات 3-15 بدست می آید. در نهایت طبقه بندی داده ها را می توان با تخصیص هر نقطه داده به زیر مدل i^* انجام داد به طوری که:

$$i^* = \arg \min_{i=1, \dots, s} (b_i' z_k)^2 \quad (3-18)$$

این الگوریتم برای داده های بدون نویز طراحی شده است اما برای تطبیق این الگوریتم با داده های نویزی باید آنرا اندکی تغییر داد.

فصل چهارم

شناسایی سیستم های هیبرید توسط راهکار فازی

۴-۱ مقدمه:

مثمر ثمر بودن سیستم های فازی در مدلسازی فرآیند های غیر خطی پیچیده به اثبات رسیده است [۴۸]. و همانند شبکه های عصبی، سیستم های فازی نیز به عنوان تخمین گرهای عمومی (جامع) شناخته شده اند [۴۸] و تکنیک های متنوعی همچون خوشه بندی فازی [۵۱-۴۹]، روش های یادگیری نرو- فازی^۱ [۵۲]، و حداقل مربعات متعامد [۵۳] جهت مدلسازی فازی مبتنی بر داده پیشنهاد شده اند. برای سیستم های دینامیک غیر خطی، تکنیک های مرسوم مدلسازی و شناسایی به سختی قابل پیاده سازی هستند و در برخی موارد غیر عملی هستند. با این حال، تکنیک هایی که بر مبنای منطق فازی هستند، به وفور برای مدلسازی چنین سیستم هایی به کار برده شده اند [۵۴].

در بین روشهای فازی مختلف، راه کارهایی بر پایه مدل تاکاگی-سوگونو یا TS توجه زیادی به خود جلب کرده اند. این مدل از قوانین if-then با قسمت پیش آیند فازی و توابع ریاضی در قسمت تالی تشکیل می یابد. شناسایی سیستم، تعیین پارامترهای غیر خطی قسمت پیش آیند و پارامترهای خطی قسمت تالی قواعد است.

زمانی که هیچ دانش اولیه ای در مورد سیستم تحت مطالعه در دسترس نباشد، یک مدل فازی را می توان کلاً بر اساس داده عددی ایجاد نمود. در این فصل در مورد راهکارهای مدلسازی بر اساس داده و بر پایه خوشه بندی فازی بحث خواهد شد. یک مزیت عمده این روش این است که نیاز به فرآیند استحصال دانش که به عنوان تنگنای کاربردهای عملی سیستم های بر پایه دانش مطرح است را مرتفع می سازد. در عوض، فرد متخصص یا مدل کننده نقش فعال تری برای تحلیل یا اعتبارسنجی مدل دارد. این امر ممکن است به آشکارسازی قطعات جدیدی از اطلاعات منجر شود و در نتیجه

¹ - neuro-fuzzy

نوعی استحصال داده اولیه بدست می دهد. با این حال اغلب راهکارها فقط از قابلیت تخمین تابع سیستم های فازی استفاده می کنند و به پیچیدگی مدل حاصل توجه چندانی ندارند. این امر باعث می شود که برای کاربرد هایی نظیر MPC که در آن تاکید بر خصوصیات عددی نیست بلکه بار محاسباتی نیز مهم است مناسب نباشند. اخیراً روش هایی برای کاهش پیچیدگی در شبکه های عصبی فازی [۵۵] و در کل برای مدل های فازی بر مبنای قاعده^۱ [۵۶ و ۵۷] تحت مطالعه قرار گرفته اند. در این فصل یک روش شناسایی بر اساس خوشه بندی فازی ارائه خواهد شد که طی آن یک روش شناسایی فازی برخط با پیچیدگی محاسباتی کم به نام خوشه بندی فازی پتانسیلی^۲ معرفی شده و جهت به کارگیری یک راهکار کاهش تعداد قاعده اصلاح خواهد شد. مطالب این فصل بدین قرار می باشد، در بخش ۲-۴ سیستم های فازی مورد بررسی قرار می گیرند: دو نوع از سیستم های فازی شامل مدل فازی زبانی^۳ و مدل تاکاگی-سوگنو^۴ معرفی می گردند. در بخش ۳-۴ روش های خوشه بندی فازی ارائه خواهد شد. در این بخش خوشه بندی فازی معرفی شده و آنگاه روش خوشه بندی فازی پتانسیلی معرفی می گردد که در شناسایی سیستم برخط مورد استفاده قرار خواهد گرفت. این روش اصلاح شده و قابلیت کاهش قاعده به آن اضافه گردیده است تا اندازه پایگاه قاعده سیستم فازی کاهش یابد.

rule based -¹
 Potential Fuzzy Clustering -²
 linguistic fuzzy -³
 Takagi-Sugeno -⁴

۲-۴ سیستم های فازی:

یک سیستم دینامیک یا استاتیک که از مجموعه های فازی و یا منطق فازی و چهارچوب ریاضی مربوطه استفاده می کند، سیستم فازی نامیده می شود. متداولترین سیستم های فازی توسط قاعده های if-then تعریف می شوند و به نام سیستم های فازی بر اساس قاعده^۱ نامیده می شوند. این سیستمها با اهداف متفاوتی نظیر مدلسازی، تحلیل داده، پیش بینی و کنترل به کار برده می شوند.

۱-۲-۴ مدل های فازی بر مبنای قاعده:

در سیستم های فازی مبتنی بر قاعده، رابطه بین متغیرها توسط قوانین فازی اگر-آنگاه به فرم کلی زیر نمایش داده می شود:

اگر "گزاره پیش آیند" **آنگاه** "گزاره تالی".

گزاره پیش آیند همواره گزاره ای فازی از نوع \bar{x} ، A است که در آن \bar{x} یک متغیر زبانی^۲ و A یک عبارت ثابت زبانی است. مقدار درستی گزاره (عددی حقیقی بین صفر و یک) به درجه تطابق و همسانی بین \bar{x} و A بستگی دارد.

بسته به فرم گزاره تالی دو نوع اصلی از مدل های فازی مبتنی بر قاعده به قرار زیر قابل تشخیص می باشند:

- مدل فازی زبانی^۳: هر دو گزاره پیش آیند و تالی فازی هستند.
- مدل فازی تاکاگی سوگنو (TS): پیش آیند یک گزاره فازی و تالی یک تابع ریاضی است.

در ادامه به تشریح این دو مدل پرداخته شده است:

¹ rule-based fuzzy systems -
² linguistic variable -
³ linguistic fuzzy model -

۴-۲-۱-۲: مدل فازی زبانی:

مدل فازی زبانی به عنوان راهی برای استحصال دانش کیفی موجود در شکل قوانین اگر- آنگاه

معرفی شده است:

$$R_i: \text{if } \hat{x} \text{ is } A_i \text{ then } \hat{y} \text{ is } B_i, \quad i=1,2,\dots,k. \quad (4-1)$$

که در آن \hat{x} متغیر زبانی ورودی (پیش آیند) و A_i عبارت (ثابت) زبانی تالی هستند. به طور مشابه

\hat{y} متغیر زبانی خروجی (تالی) و B_i عبارات زبانی تالی هستند. مقادیر متغیرهای \hat{x} و \hat{y} و عبارات

زبانی A_i و B_i مجموعه های فازی تعریف شده در حوزه متغیر های پایه مربوطه هستند:

$$x \in X \subset R^p \quad \text{و} \quad y \in Y \subset R^q \quad (4-2)$$

توابع عضویت مجموعه های فازی پیش آیند و تالی به صورت نگاشت های زیر می باشند:

$$\mu(x): X \rightarrow [0,1], \mu(y): Y \rightarrow [0,1] \quad (4-3)$$

مجموعه های فازی A_i نواحی فازی را در فضای پیش آیند معرفی می کنند که در آن، گزاره تالی

مربوطه قرار می گیرد. عبارات زبانی A_i و B_i همواره از مجموعه ای از عبارات پیش تعریف شده

همانند کوچک، متوسط و غیره انتخاب می گردند. با مشخص کردن این مجموعه ها به ترتیب با A و

B ، خواهیم داشت $A_i \in A$ و $B_i \in B$. پایگاه قاعده ها $\mathcal{R} = \{\mathcal{R}_i \mid i=1,2,\dots,k\}$ و مجموعه های A و

B پایگاه دانش مدل زبانی را تشکیل می دهند.

برای اینکه بتوان از مدل زبانی استفاده نمود به الگوریتمی نیاز داریم که به ازای مقادیر مختلف

ورودی، خروجی را محاسبه نماییم. این الگوریتم، الگوریتم استنتاج فازی^۱ نامیده می شود.

برای مدل زبانی مکانیزم استنتاج با استفاده از جبر رابطه ای فازی، قابل حصول است.

۳-۱-۲-۴: مدل تاکاگی - سوگنو:

مدل زبانی معرفی شده در بخش قبلی یک سیستم مفروض را توسط قاعده های اگر-آنگاه و با قاعده های پیش آیند و تالی توصیف می کند. از این رو می توان این مدل را ترکیبی از مدلسازی زبانی و رگرسیون ریاضی در نظر گرفت از این نظر که پیش آیندها، نواحی فازی را در فضای فازی توصیف می کنند که آنها نیز در توابع تالی معتبر هستند. قوانین TS به شکل زیر هستند:

$$\mathfrak{R}_i : \text{If } x \text{ is } A_i \text{ then } y_i = f_i(x), \quad i = 1, 2, \dots, k. \quad (4-4)$$

بر خلاف مدل زبانی، ورودی x برای محاسبه مقدار فازی y_i ، یک متغیر قطعی^۱ و غیر فازی است. توابع f_i نوعاً ساختار یکسانی دارند و فقط پارامترها در هر قاعده متفاوت هستند. عموماً f_i یک تابع با مقادیر برداری است، ولی برای سادگی نمایش f_i را اسکالر در نظر می گیریم.

یک روش پارامتری کردن ساده و مفید، فرم نسبی^۲ (خطی در پارامتر) است که منجر به قوانین زیر می شود:

$$\mathfrak{R}_i : \text{If } x \text{ is } A_i \text{ then } y_i = a_i^T x + b_i, \quad i = 1, 2, \dots, k. \quad (4-5)$$

که a_i بردار پارامترها و b_i یک آفست عددی است. این مدل، مدل TS نسبی نامیده می شود. باید توجه شود که اگر برای هر i ، $a_i = 0$ باشد مدل منفرد^۳ بدست می آید.

۴-۱-۲-۴: مکانیزم استنتاج برای مدل TS:

فرمول استنتاج برای مدل TS بسطی سر راست از استنتاج مدل منفرد است:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i y_i}{\sum_{i=1}^K \beta_i} = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i (a_i^T x + b_i)}{\sum_{i=1}^K \beta_i} \quad (4-6)$$

که β_i سطح آتش قاعده i ام است.

1 - crisp
2 - affine
3 - singleton model

۳-۴ راهکارهای خوشه بندی فازی:

همانطور که قبلاً آورده شد، ایجاد یک مدل TS معمولاً در دو مرحله انجام می شود. در مرحله اول، مجموعه های فازی (توابع عضویت) در پیش آیند های قاعده تعیین می گردند. این عمل را می توان با استفاده از دانشی که از فرآیند داریم بصورت دستی، یا با برخی تکنیک های بر پایه داده، انجام داد. در مرحله دوم، پارامتر های توابع تالی تخمین زده می شوند. از آنجائیکه معمولاً این توابع را طوری انتخاب می کنند که پارامتر هایشان خطی باشند، روش های حداقل مربعات خطی استاندارد را می توان به کار برد.

در این بخش، شناسایی مدل TS با تکنیک های خوشه بندی معرفی خواهد شد. بدین ترتیب که ابتدا برخی الگوریتم های خوشه بندی فازی معرفی شده و سپس مدل TS با استفاده از این روشهای خوشه بندی انجام خواهد گرفت.

۱-۳-۴: خوشه بندی:

خوشه بندی، تقسیم داده به گروه هایی از اشیایی مشابه است. هر گروه، که خوشه نامیده می شود، از اشیایی که شبیه هم هستند و به اشیا گروه های دیگر شباهتی ندارند، تشکیل می یابد. نمایش داده با خوشه های کمتر، حتماً منجر به از دست دادن جزئیاتی می شود ولی در عوض باعث ساده سازی می شود. خوشه بندی، داده های زیاد را با خوشه های کمتر نمایش می دهد و از این رو داده ها را با خوشه ها مدل می کند.

اخیراً خوشه بندی در محدوده وسیعی از موضوعات و عناوین علمی به کار برده شده است. استفاده از تکنیک های خوشه بندی را می توان در تشخیص الگو، متراکم سازی، طبقه بندی و حتی رشته های روانشناسی و تجارت مشاهده نمود. این امر خوشه بندی را به وسیله ای تبدیل می کند که تکنیک هایی از رشته های مختلف همچون ریاضیات، برنامه نویسی، آمار، علوم کامپیوتر، هوش مصنوعی و پایگاههای داده را با بقیه با هم ترکیب و ادغام می کند. از منظر علمی، خوشه بندی

نقشی برجسته را در کاربردهای داده کاوی^۱ نظیر اکتشاف داده عملی، بازیافت اطلاعات و متن کاوی، تحلیل وب، تشخیص پزشکی، بیولوژی محاسباتی و غیره بازی می کند.

۱-۱-۳-۴: تعریف خوشه بندی:

حال برخی اصول اساسی خوشه ها در ریاضیات را تعریف می کنیم. فرض کنید X مجموعه ای از داده ها باشد:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (۴-۷)$$

m -خوشه بندی X ^۲، تقسیم آن به m خوشه C_1, \dots, C_m بطوری است که:

۱. هیچ خوشه ای خالی نباشد ($C_i \neq \emptyset$)

۲. هر داده به خوشه ای تعلق داشته باشد.

۳. هر داده ای فقط به یک خوشه تعلق داشته باشد ($C_i \cap C_j = \emptyset, i \neq j$)^۳.

با این نوع خوشه بندی بالطبع بردارها در خوشه C_i به طریقی شبیه تر به همدیگر هستند تا به بردارهای موجود در خوشه های دیگر.

۲-۱-۳-۴: اندازه مجاورت^۴:

در زمان بکارگیری خوشه بندی، به روشی جهت اندازه گیری میزان تشابه یا عدم تشابه بین داده ها نیاز می باشد. یک روش قراردادی جهت تعریف تابع اندازه عدم تشابه d (نظیر فاصله) در X بصورت زیر است:

$$d : X \times X \rightarrow R \quad (۴-۸)$$

$$d_0 : -\infty < d_0 < d(x, y) < +\infty, \text{ for all } x, y \text{ in } X \quad (۴-۹)$$

$$d(x, x) = d_0, \text{ for all } x \text{ in } X \quad (۴-۱۰)$$

$$d(x, y) = d(y, x) \text{ for all } x, y \text{ in } X \quad (۴-۱۱)$$

^۱ data mining -

^۲ m-clustering -

^۳ این نوع خوشه بندی، خوشه بندی صریح نام دارد.

^۴ Proximity Measure -

اگر رابطه زیر نیز برقرار باشد:

$$d(x, y) = d_0 \text{ if and only if } x = y \quad (4-12)$$

$$d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z) \quad \text{برای تمام } x, y, z \text{ متعلق به } X \text{ (نامعادله مثلثی)} \quad (4-13)$$

در اینصورت d متریک¹ نامیده می شود. به همان نسبت یک اندازه تشابه در (Theodoridis (1999) تعریف شده است.

از طرف دیگر ضرب داخلی $x^T y$ بین دو بردار، یک اندازه تشابه است. خصوصاً، اگر طول بردارهای x و y یکسان باشد. حدود بالا و پایین ضرب برابر $+1$ و -1 خواهد بود. در صورتیکه فرمول های فوق (4-8 تا 4-13) توسعه داده شوند تا زیر مجموعه های (U) را در بر گیرند، اندازه نزدیکی (مجاورت) ξ در U به صورت تابع زیر بدست می آید:

$$\xi : U \times U \rightarrow R \quad (4-14)$$

یک حالت نوعی که مجاورت بین زیر مجموعه ها مورد نیاز است، زمانی است که یک بردار تنهای X در برابر یک خوشه اندازه گیری می شود. نوعاً فاصله تا y ، نماینده C انتخاب می شود. نماینده می تواند به گونه ای انتخاب شود که مقدار کمینه یا بیشینه گردد. اگر یک بردار نماینده تنها در C انتخاب شود، روش مورد استفاده معیار خوشه بندی کلی نامیده می شود و اگر تمامی بردارها در C بر روی نماینده تاثیر داشته باشند، معیار خوشه بندی محلی به کار برده می شود. نماینده C را می توان یک منحنی یا بر صفحه در ابعاد X در نظر گرفت.

۲-۳-۴: خوشه بندی فازی:

طی سالهای اخیر طرح های فازی تحت تحقیق و علاقه فراوانی قرار گرفته اند. چیزی که برای طرح های فازی ویژگی مشخصه و یکتاست این است که یک نمونه به طور همزمان به دسته های زیادی تعلق دارد. خوشه بندی فازی با مجموعه ای از توابع به صورت زیر تعریف می شود:

¹ - metric

$$u_j : X \rightarrow A, \quad j = 1, \dots, m \text{ and } A = [0, 1] \quad (4-15)$$

با قرار دادن $A = \{0,1\}$ طرح خوشه بندی سخت^۱ تعریف می گردد.

اگر Θ_j را نماینده پارامتری شده خوشه زد در نظر بگیریم، لذا $\Theta = [\Theta_1^T, \dots, \Theta_m^T]^T$ و U ماتریس $N \times m$ با المان (i,j) مبین $u_j(x_i)$ است. لذا یک تابع هزینه به فرم زیر می توان تعریف نمود:

$$J_q(\Theta, U) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m u_{ij}^q d(x_i, \Theta_j) \quad (4-16)$$

که باید نسبت به Θ و U کمینه گردد. پارامتر q فازی کننده^۲ نامیده می شود. محدودیت و قید موجود آن است که یک نمونه با نرخ یک به خوشه ها تعلق^۳ خواهد داشت:

$$\sum_{j=1}^m u_{ij} = 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (4-17)$$

کمینه سازی J نسبت به U همانطور که در (Theodoridis (1999) انجام داده به نتیجه زیر می رسد:

$$u_{rs} = \frac{1}{\sum_{j=1}^m \left(\frac{d(X_r, \Theta_s)}{d(X_r, \Theta_j)} \right)}, \quad r = 1, \dots, N, \quad s = 1, \dots, m \quad (4-18)$$

اگر از ۴-۱۸ نسبت به Θ گرادیان بگیریم، داریم:

$$\frac{\partial J_q(\Theta, U)}{\partial \Theta_j} = \sum_{i=1}^N u_{ij}^q \frac{\partial d(x_i, \Theta_j)}{\partial \Theta_j} = 0, \quad j = 1, \dots, m. \quad (4-19)$$

ترکیب این دو، راه حل کلی بدست نمی دهد. یک راه حل، ارائه شده در (Theodoridis (1999) از

الگوریتمی به نام طرح الگوریتمی فازی عام^۴ (GFAS) جهت تخمین تکراری^۵ U و Θ است.

نهایتاً اگر برای مثال، برای یک نقطه نماینده از تابع d متداول به فرم زیر استفاده شود:

$$d(x_j, \Theta_j) = (x_i - \Theta_j)^T A (x_i - \Theta_j) \quad (4-20)$$

1 - hard clustering
2 - fuzzifier
3 - belongs
4 - generalized fuzzy algorithmic scheme
5 - iteratively

با جایگذاری این رابطه در (۴-۱۸) خواهیم داشت:

$$\frac{\partial J(\Theta, U)}{\partial \Theta_j} = \sum_{i=1}^N u_{ij}^q 2A(\Theta_j - X_i) = 0 \quad (۴-۲۱)$$

که بایستی در GFAS جهت بدست آوردن نقاط جدید در هر مرحله زمانی مورد استفاده قرار بگیرد.

۴-۳-۲-۱: خوشه بندی فازی پتانسیلی:

در حالت برخط، داده آموزش به جای آنکه یک مجموعه ثابت باشد به طور پیوسته جمع آوری می گردد. برخی از داده های جدید اطلاعات موجود در در داده های قبلی را تقویت و تایید می کنند. داده های دیگر با این حال، اطلاعات جدید به همراه دارند که می تواند تغییری در شرایط عملکردی، توسعه یک خرابی و خطا یا به طور ساده یک تغییر قابل توجه تر در دینامیک فرآیند را نشان دهد [۵۸-۶۱].

این داده ها ممکن است حاوی چنان اطلاعات جدیدی باشند که یک قاعده جدید تشکیل دهند و یا قاعده فعلی را اصلاح کنند [۵۹]. کاربرد های برخط به دلیل نیاز به محاسبات بازگشتی پارامترهای مدل، با مشکل مواجه هستند. یادگیری برخط مدل های فازی TS نموی، شامل خوشه بندی برخط با فرض تغییرات تدریجی پایگاه داده و یک الگوریتم حداقل مربعات تصحیح شده (وزن دار) است. الف) خوشه بندی برخط:

خوشه بندی برخط با در نظر گرفتن اولین نقطه داده به عنوان نقطه کانونی اولین خوشه شروع می شود و مختصات آن برای تشکیل قسمت پیش آیند قاعده فازی با استفاده از توابع عضویت گاوسی مورد استفاده قرار می گیرد. هر نوع دیگری از توابع عضویت را نیز می توان به جای توابع گاوسی استفاده نمود. پتانسیل این نقطه یک در نظر گرفته می شود. با شروع از نقطه داده بعدی، پتانسیل نقاط جدید به صورت بازگشتی و با استفاده از تابع نوع کوشی مرتبه اول محاسبه می گردد [۵۹]:

$$P_k(z_k) = \frac{1}{1 + \frac{1}{(k-1)} \sum_{l=1}^{k-1} \sum_{j=1}^{n+1} (d_{lk}^j)^2} \quad k = 2, 3, \dots \quad (4-22)$$

که در آن $P_k(z_l)$ بیانگر پتانسیل نقطه داده $z_l = [x_l^T; y]^T$ است که در لحظه k محاسبه شده

است. $d_{lk}^j = z_l^j - z_k^j$ بیانگر تصویر فاصله بین دو نقطه داده z_l^j و z_k^j روی محور z^j است
($j = n+1$ برای y محور z^j برای $j = 1, 2, \dots, n$)

این تابع یکنواخت است و تناسب معکوس با فاصله دارد و امکان محاسبات بازگشتی را فراهم می آورد که برای پیاده سازی برخط الگوریتم یادگیری حائز اهمیت است. پتانسیل نمونه داده جدید به فرم بازگشتی و به صورت زیر محاسبه می گردد [59]:

$$P_k(z_k) = \frac{k-1}{(k-1)(g_k+1) + \sigma_k - 2v_k} \quad (4-23)$$

که:

$$g_k = \sum_{j=1}^{n+1} (z_k^j)^2 \quad (4-24)$$

$$\sigma_k = \sum_{l=1}^{k-1} \sum_{j=1}^{n+1} (z_l^j)^2 \quad (4-25)$$

$$v_k = \sum_{j=1}^{n+1} z_k^j \beta_k^j \quad (4-26)$$

$$\beta_k^j = \sum_{l=1}^{k-1} z_l^j \quad (4-27)$$

پارامترهای g_k و v_k در رابطه (4-23) از نقطه داده فعلی z_k محاسبه می گردند در حالیکه β_k^j و

σ_k به صورت بازگشتی $\sigma_k = \sigma_{k-1} + \sum_{j=1}^{n+1} (z_{k-1}^j)^2$ و $\beta_k^j = \beta_{k-1}^j + z_{k-1}^j$ به روز می شوند.

در حالت برخط وقتی داده جدید در دسترس قرار گرفت، پتانسیل مراکز خوشه ها ($l = [1, R], z_l^*$) مربوط به نقاط کانونی قاعده های موجود که همان ($x_l^*, l = [1, R]$) هستند را تحت تاثیر قرار می دهند. فرمول بازگشتی برای بروز رسانی پتانسیل نقاط کانونی خوشه های موجود را به راحتی

می توان از رابطه (4-23) بدست آورد [59]:

$$P_k(z_l^*) = \frac{(k-1)P_{k-1}(z_l^*)}{k-2 + P_{k-1}(z_l^*) + P_{k-1}(z_l^*) \sum_{j=1}^j (d_{k(k-1)}^j)^2} \quad (4-28)$$

که $P_k(z_l^*)$ پتانسیل مرکز خوشه در لحظه k است که یک پیش الگو از قاعده l ام است.

پتانسیل نقطه جدید با پتانسیل بروز رسانی شده مراکز خوشه های موجود مقایسه می گردد. اگر پتانسیل نقطه داده جدید بالاتر از پتانسیل مراکز فعلی باشد، نقطه داده جدید به عنوان یک مرکز جدید پذیرفته می شود و یک قاعده جدید با نقطه کانونی بر پایه تصویر این مرکز روی محور x شکل می گیرد ($R = R + 1; x_R^* = x_k$) به طور خلاصه داریم:

$$\text{If } P_K(z_k) > P_K(z_\ell^*); \ell = 1, \dots, R \text{ then } (R = R + 1; x_R^* = x_k) \quad (4-29)$$

منطق به کار رفته این است که در این حالت نقطه داده جدید وصف کننده تر و دارای توان تلخیص بیشتری از سایر نقاط داده است. بایستی توجه شود که شرایط داشتن پتانسیل بالاتر، شرایط سختی هستند چرا که با افزایش تعداد داده ها اغلب تراکم آنها کاهش می یابد مگر در مواردی که برخی از مناطق مهم فضای داده که نیازمند محاسبات جدید هستند، ظاهر شوند. در چنین مواردی یک قاعده جدید شکل می گیرد در حالیکه داده های دور افتاده بدلیل اینکه پتانسیل آنها به علت فاصله شان به طور قابل ملاحظه ای کوچک است، دور انداخته می شوند.

اگر علاوه بر شرط قبلی (پتانسیل نقطه داده جدید از پتانسیل تمامی مراکز قبلی بزرگتر باشد)، نقطه داده جدید به یک مرکز قدیمی نزدیک باشد:

$$\frac{P_k(Z_k)}{\max_{l=1}^R P_k(z_l^*)} - \frac{\delta_{\min}}{r} \geq 1 \quad (4-30)$$

آنگاه نقطه داده جدید (z_k) جایگزین این مرکز می گردد. ($z_j^* = z_k$)

این مکانیزم برای تطبیق قاعده که تصحیح¹ نامیده می شود، جایگزینی یک قاعده با قاعده دیگر را

حول و حوش تصویر نقطه داده جدید از محور x را تضمین می کند.

اگر هیچ یک از شرط های فوق برقرار نباشند، بدین معناست که نقطه داده جدید، ارتباطی با ایجاد یا اصلاح قاعده ها ندارد. بایستی توجه شود که استفاده از پتانسیل به جای فاصله با مرکز قاعده خاص، در تشکیل پایگاه داده، به قوانینی با محتوای اطلاعات بیشتر و پایگاه داده متراکم تری منتهی می شود. به این دلیل که اطلاعات فضایی و سابقه نادیده انگاشته نمی شود بلکه در موارد تصمیم گیری برای بروز رسانی و یا اصلاح پایگاه قاعده به کار برده می شود.

این نوع خوشه بندی برخط، یک سیستم [۶۲-۵۹] بر پایه قاعده فازی نموی با بروز رسانی و اصلاح دینامیک آن و حفظ کردن قسمت عمده ای از قاعده ها را تضمین می کند. (R-1 عدد از قاعده ها، حتی به هنگام اصلاح و بروز رسانی، اصلاح نمی شود)

(ب) تخمین بازگشتی برخط پارامترهای تالی:

در بخش قبلی در مورد قسمت پیش آیند مدل بحث شد. بعد از آن زمان یادگیری پارامترهای زیر سیستم های خطی قسمت تالی است. همانطور که قبلاً اشاره شد در حالت off-line، تخمین پارامترهای مدل های خطی تالی را می توان به یک مساله حداقل مربعات تبدیل نمود. در حالت برخط بر خلاف حالت گفته شده مساله اندازه افزایشی داده آموزشی برای رسیدن به مقدار بهینه کلی توسط الگوریتم RLS کنترل می گردد. این روش با فرض پایگاه قاعده ثابت و بدون تغییرات یعنی پارامترهای تالی ثابت بنا نهاده شده است. در مدل های فازی TS نموی، با این وجود، فرض می شود که پایگاه قاعده به صورت تدریجی رشد می کند. از اینرو، تعداد قاعده ها و همچنین پارامترهای قسمت تالی متغیر خواهند بود، هرچند تغییرات طبیعتاً از گام زمانی بطور قابل ملاحظه ای کمتر هستند.

به خاطر این تکامل، قدرت آتش نرمالیزه شدن قاعده ها (λ_i) تغییر خواهد یافت. از این جهت که این امر تمامی داده ها را تحت تاثیر قرار می دهد (شامل داده جمع آوری شده قبل از زمان تغییرات) به کارگیری سراسر روش RLS صحیح نخواهد بود. در هر لحظه ای که یک قاعده به پایگاه قاعده

اضافه شده و یا از آن حذف می گردد، بازنشانی مناسب ماتریس های کوواریانس و مقداردهی اولیه پارامترهای RLS مورد نیاز خواهد بود.

در [۶۲]، ماتریس های کوواریانس و پارامترهای قاعده جدید (R+1) ام به عنوان میانگین وزن دار کوواریانس و پارامترهای R قاعده باقی مانده تخمین زده می شود. از آنجائیکه راهکار تغییر پایگاه قاعده، فقط با یک قاعده درگیر است و بقیه قاعده ها دست نخورده باقی می ماند این امر امکان پذیر است.

محاسبه بازگشتی پارامترهای تالی در ادامه مورد بحث قرار می گیرد. پارامترهای تالی توسط RLS برای رسیدن به پارامترهای بهینه عمومی کلی به صورت بازگشتی بروزرسانی می شوند. در این مورد، تابع هزینه برای تخمین مقادیر عمومی پارامترها کمین می شود.

تخمین پارامترهای کلی:

مدل TS نموی برای پیش بینی برخط خروجی بر پایه ورودی های قبلی مورد استفاده قرار گرفته است:

$$\hat{y}_{k+1} = \psi_k^T \hat{\theta}_k \quad k = 2, 3, \dots \quad (4-31)$$

پروسه RLS زیر (که فیلتر کالمن نامیده می شود) به کار برده می شود:

$$\theta_k = \theta_{k-1} + C_k \psi_k (y_k - \psi_k^T \theta_{k-1}) \quad k = 2, 3, \dots \quad (4-32)$$

$$C_k = C_{k-1} - \frac{C_{k-1} \psi_k \psi_k^T C_{k-1}}{1 + \psi_k^T C_{k-1} \psi_k} \quad (4-33)$$

و شرایط اولیه آن را به صورت زیر می گیریم:

$$\hat{\theta}_1 = [\pi_1^T, \pi_2^T, \dots, \pi_R^T] = 0; \quad C_1 = \Omega I \quad (4-34)$$

و هرگاه یک قاعده جدید به پایگاه قواعد اضافه میگردد، RLS به شیوه زیر به حالت اولیه بازگردانده

می شود [۶۳]:

۱. پارامترهای قاعده جدید توسط میانگین وزن دار پارامترهای سایر قاعده ها تعیین می گردد. وزن ها سطوح آتش نرمالیزه شده قوانین موجود، λ_i هستند. ایده اصلی استفاده از مراکز موجود به عنوان پایگاه قاعده جهت تقریب مقادیر اولیه پارامترهای قاعده جدید توسط مجموع وزن دار است. پارامترهای سایر قاعده ها از مرحله قبلی به ارث برده می شوند:

$$\hat{\theta}_k = [\hat{\pi}_{1(k-1)}^T, \hat{\pi}_{2(k-1)}^T, \dots, \hat{\pi}_{R(k-1)}^T, \hat{\pi}_{(R+1)k}^T]^T \quad (4-35)$$

که در آن:

$$\hat{\pi}_{(R+1)k} = \sum_{i=1}^R \lambda_i \hat{\pi}_{ik-1} \quad (4-36)$$

۲. ماتریس های کوواریانس به صورت زیر به حالت اولیه برگردانده می شود:

$$C_k = \begin{bmatrix} \rho \zeta_{1,1} & \dots & \rho \zeta_{1,R(n+1)} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho \zeta_{R(n+1),1} & \dots & \rho \zeta_{R(n+1),R(n+1)} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \Omega & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \Omega \end{bmatrix} \quad (4-37)$$

که ζ_{ij} کمانی از ماتریس کوواریانس برای پایگاه داده قاعده R است. بدین طریق بخشی از ماتریس کوواریانس که به قاعده جدید (R+1) ام مربوط می شود (آخرین ستون n+1 و آخرین سطر n+1) به طور عادی (با عدد Ω بزرگ) در قطر اصلی اش مقداردهی اولیه می شود. بعلاوه:

$$\rho = \frac{(R^2 + 1)}{R^2} \quad (4-38)$$

المان های ماتریس کوواریانس قبلی (موجود از ۱ تا R) در ρ ضرب می شود.

دلیل این امر آن است که تصحیح ماتریس های کوواریانس بایستی نقشی را که قاعده جدید (R+1) ام در صورت قرارگیری در پایگاه قاعده را از ابتدا می داشت را تقریب بزند که این تقریب با ρ نشان داده شده است. زمانی که یک قاعده جایگزین قاعده دیگری می شود، که دارای پارامترهای تالی

نزدیک به هم هستند، در اینصورت از پارامترها و ماتریس های کوواریانس مرحله زمانی قبلی استفاده می کند.

فرآیند بازگشتی برای یادگیری برخط مدل های TS نموی شامل مراحل زیر است:

مرحله ۱. مقدار دهی اولیه ساختار پایگاه قواعد (قسمت پیشایند قاعده ها):

پایگاه قواعد می تواند فقط شامل یک قاعده باشد به عنوان مثال می تواند بر اساس اولین نمونه داده باشد. در واقع:

$$k = 1 ; R = 1 ; x_1^* = x_1 ; P_1(z_1^*) = 1 \quad (4-39)$$

$$\theta_1 = \pi_1 = 0 ; C_1 = \Omega I \quad (4-40)$$

که z_1^* اولین مرکز خوشه، x_1^* نقطه کانونی اولین قاعده است که تصویر z_1^* روی محور x است. پایگاه قواعد می تواند بر اساس دانش فنی موجود و یا بر اساس راهکارهای شناسایی off-line مقدار دهی اولیه شود در اینصورت:

$$R = R^{ini} ; P_1(z_i^*) = 1 ; i = 1, \dots, R^{ini} \quad (4-41)$$

که R^{ini} تعداد قواعدی را نشان می دهد که در ابتدا به صورت off-line تعریف شده اند. مراحل دو تا هفت به صورت برخط انجام می گیرند. این مراحل ویژگیهای مشخصه روش ارائه شده را دربر می گیرند.

مرحله ۲. در مرحله زمانی بعدی نمونه داده بعدی z_k ، خوانده می شود:

در مرحله زمانی بعدی ($k = k+1$)، نمونه داده جدید z_k جمع آوری می شود.

مرحله ۳. محاسبه بازگشتی پتانسیل هر نمونه داده جدید جهت تاثیر گذاری بر روی ساختار پایگاه قواعد:

در مرحله ۳، پتانسیل هر نمونه داده جدید بصورت بازگشتی و طبق رابطه (۴-۲۳) محاسبه می شود.

استفاده از مقادیر σ_k و β_k^j که قبلاً محاسبه شده اند، با وجود رشد پیوسته تعداد داده های آموزشی

در حالت برخط به ذخیره سازی زمان و محاسبات منجر می شود. همزمان این پارامترها، با توجه به نزدیکی فضایی تمامی داده های قبلی حاوی اطلاعات تجمعی می باشند.

مرحله ۴. بروز رسانی بازگشتی پتانسیل های مراکز قبلی با در نظر گرفتن تاثیر نمونه جدید:

پتانسیل نقاط کانونی (مراکز) خوشه ها (قاعده ها) به صورت بازگشتی به روز می شوند.

مرحله ۵. اصلاحات و یا بهبود ممکن ساختار پایگاه قواعد بر پایه پتانسیل نمونه داده جدید در

مقایسه با پتانسیل قاعده موجود (نقاط کانونی):

پتانسیل نمونه داده جدید با پتانسیل بروز رسانی شده مراکز موجود مقایسه می شود و جهت تصحیح

و یا بهبود ساختار پایگاه قواعد بصورت زیر تصمیم گیری به عمل می آید.

اگر

پتانسیل نقطه داده جدید از پتانسیل مراکز موجود بزرگتر باشد:

$$P_k(z_k) > P_k(z_i^*) \quad i = 1, \dots, R \quad (۴-۴۲)$$

و

نقطه داده جدید به یک مرکز قدیمی طبق رابطه (۴-۲۸) نزدیک باشد

آنگاه

نقطه داده جدید، جایگزین آن مرکز قدیمی می شود.

در این حالت، نقطه داده جدید به عنوان مدلی از نقطه کانونی استفاده می شود. فرض کنید که

اندیس نقطه داده جدید j باشد، در این صورت:

$$z_j^* = \arg \min_{i=1}^R \|z_k - z_i^*\| \quad (۴-۴۳)$$

لذا، x_j^* برابر x_k بوده و پتانسیل نقطه کانونی مورد نظر، برابر $P_k(z_j^*)$ خواهد بود.

پارامتر های تالی و ماتریس های کوواریانس از قاعده ای که جایگزین می گردد بدست می آید:

$$\hat{\pi}_k = \hat{\pi}_k^j \quad (۴-۴۴)$$

$$C_k = C_k^j \quad (4-45)$$

از آنجاییکه مرکز جدید طبق رابطه (4-28) به یک مرکز جایگزین شده، نزدیک است، این تغییر حاشیه ای است. اغتشاش ناشی از این تغییر را می توان نادیده انگاشت، چرا که فیلتر کالمن قادر است با تخمین های موجود از پارامترها و ماتریس های کوواریانس از عهده آن بر آید.

در غیر این صورت اگر

پتانسیل نقطه داده جدید از پتانسیل مراکز موجود بزرگتر باشد:

$$P_k(z_k) > P_k(z_i^*) \quad i = 1, \dots, R \quad (4-46)$$

آنگاه

این نقطه داده جدید به عنوان یک مرکز قاعده جدید به پایگاه قواعد افزوده می شود.

در این حالت، نقطه داده جدید به عنوان مدلی از نقطه کانونی یک قاعده جدید در نظر گرفته می شود:

$$R = R + 1 \quad (4-47)$$

$$x_{R+1}^* = x_k \quad (4-48)$$

$$P_k(z_{R+1}^*) = P_k(z_k) \quad (4-49)$$

پارامترهای تالی و ماتریس های کوواریانس با $C_{(R+1,k)} = \Omega I$ بازنشانی می شوند.

پایان اگر

مرحله ۶. محاسبه بازگشتی پارامترهای تالی:

پارامترهای تالی به صورت بازگشتی توسط الگوریتم RLS، جهت دستیابی به پارامترهای بهینه کلی محاسبه می شوند.

مرحله ۷. پیش بینی خروجی مدل برای مرحله زمانی بعدی y_{k+1} :

خروجی مدل برای مرحله زمانی بعدی (k+1)، توسط رابطه زیر محاسبه می گردد:

$$\hat{y}_{k+1} = \psi_k^T \hat{\theta} \quad k = 2, 3, \dots \quad (4-50)$$

الگوریتم از مرحله دو با خواندن نمونه داده بعدی در مرحله زمانی بعدی ادامه می یابد. هیچ یک از مراحل تکرار شونده نیستند.

برخی از مزایای این روش را می توان در عبارات زیر بطور خلاصه بیان نمود:

۱. با استفاده از این روش، یک مدل دقیق، مجتمع و شفاف توسط نمو پایگاه قواعد بر پایه داده آزمایشگاهی و با تخمین بازگشتی همزمان پارامترهای مجموعه فازی به دست می آید.
۲. پایگاه قواعد ارائه شده از الگوریتم یادگیری غیر تکراری استفاده می کند که برای کاربردهای برخط مناسب هستند (محاسبات در هر مرحله زمانی کسری از ثانیه طول می کشد).
۳. همچنین نرخ بهبود با قواعد جدید به پایگاه داده بسیار بزرگ منجر نمی شود. دلیل این امر این است که شرط اینکه نقطه داده جدید دارای پتانسیلی بزرگتر از پتانسیل قواعد موجود باشد، الزام سختی است. علاوه نزدیکی احتمالی یک مرکز نماینده به نقاط کانونی موجود، فقط به جایگزینی نقطه موجود منجر می شود، یعنی، اصلاح مختصات بدون بزرگ کردن اندازه پایگاه داده انجام می گیرد.

۲-۲-۳-۴: کاهش قاعده در الگوریتم خوشه بندی فازی پتانسیلی:

در این پایان نامه، راهکار جدیدی مورد استفاده قرار می گیرد که تعداد قواعد را در روش خوشه بندی فازی پتانسیلی کنترل می کند. هدف ما در این بخش، ارائه یک مدل ساده تر یا کوچک شده از روش شناسایی فازی پتانسیلی اولیه، با همان دقت است. طبیعی است که در ابتدای فرآیند شناسایی، به دلیل تغییرات دینامیکی، قواعد سریعتر تولید شوند. پس از مدتی، زمانی که الگوریتم نسبت به وضعیت واقعی تنظیم شد، ممکن است در پایگاه قواعد برخی از قواعد شناسایی شده غیر فعال باشند. از این جهت، توسعه شناسایی فازی پتانسیلی را می توان با تشخیص و حذف قواعد ناکارآمد جهت کاهش اندازه پایگاه قواعد و بدست آوردن مدل ساده تر انجام داد.

با انجام این کار نباید نگران قواعد حذف شده باشیم زیرا در صورتیکه سیستم به شرایط خاصی برگردد که به قواعد بیشتری نیاز داشته باشد، قواعد دوباره ساخته خواهند شد و پس از مدت زمان کوتاهی پارامترهایشان بروزرسانی خواهند شد. البته، در برخی سیستم ها تاخیر قابل قبول نیست و باید در شبیه سازی در نظر گرفته شود.

جهت شناسایی قواعد غیر فعال، سطح آتش (λ_i در رابطه (۳۳-۴)) هر قاعده ای به عنوان معیار کاهش قاعده در نظر گرفته شده است. یک راهکار، مقایسه این پارامتر با یک مقدار آستانه است و زمانی که شرط کاهش برآورده شد، قاعده مربوطه حذف خواهد شد. ولی این راهکار ممکن است به نوسان در فرآیند تولید و حذف قاعده منجر شود. با استفاده از یک چهارچوب فاکتور فراموشی در کاهش قاعده، تولید و کاهش اندازه پایگاه قواعد ملایم تر خواهد بود.

معیار کاهش قاعده به صورت زیر است:

اگر $\xi_l < RA_l$ است ($l = 1, \dots, R$) آنگاه قاعده l ام را حذف کن.

که RA_l (فعالیت قاعده l ام) بوسیله رابطه زیر بدست می آید:

$$RA_l(k) = (1 - \gamma)RA_l(k-1) + \gamma\lambda_i \quad (۴-۵۱)$$

که ξ_l مقدار آستانه، γ فاکتور فراموشی و λ_i سطح آتش هر قاعده است.

۴-۴ شناسایی یک فرآیند نصب قطعات الکترونیکی در یک دستگاه pick-and-place [۶۳]:

الگوریتم شناسایی ارائه شده، جهت مدلسازی فرآیند نصب قطعات الکترونیکی [۶۳] به کار برده شده است. در ابتدا توضیحاتی در مورد فرآیند مورد نظر ارائه می گردد و در ادامه نتایج اعمال این روش ارائه شده و نتایج آن با نتایج روش های موجود و قبلی بررسی می شود.

دستگاههای pick-and-place برای نصب قطعات الکترونیکی بر روی برد مدار چاپی (PCB) به کار برده می شوند و بخشی کلیدی از خط مونتاژ PCB اتوماتیک را نشان می دهند. دستگاه pick-and-place بصورت زیر عمل می کند:

PCB در منطقه عملکردی بازوی نصب کننده قطعه قرار داده می شود: بازوی نصب کننده که حامل یک قطعه الکترونیکی است (به عنوان مثال با استفاده از یک پیپت خلا) به محلی هدایت می گردد که قطعه باید در PCB نصب گردد، قطعه نصب گردیده و آزاد می گردد و این فرآیند با قطعه بعدی تکرار می گردد. یک دستگاه نصب کننده سریع قطعات، شامل دوازده بازوی نصب کننده که به موازات هم عمل می کنند در شکل زیر نشان داده شده است:



شکل ۴-۱: نصب کننده سریع قطعات دوازده بازویی

که حداکثر ظرفیت عملکردی این دستگاه می تواند تا ۹۶۰۰۰ نصب در یک ساعت باشد. کنترل این دستگاه مساله ای سلسه مراتبی و پیچیده است. در ادامه ما توجه خود را فقط بر روی بازوی نصب کننده متمرکز می کنیم.

با فرض اینکه بازوی نصب کننده حامل قطعه در مکان صحیح در بالای PCB قرار گرفته باشد، قطعه رو به سمت پایین فشار داده می شود تا زمانی که به سطح PCB برسد و در این لحظه آزاد می گردد.

PCB جسم سختی نیست، ولی وابسته به جنس ماده بکار رفته در ساخت آن، خاصیت الاستیکی معینی دارد. کل عملیات فوق بایستی تا حد ممکن سریع انجام گیرد (جهت رسیدن به حداکثر ظرفیت)

و با برآورده کردن نیازهای ایمنی و تکنولوژیکی (به عنوان مثال نیروهای اعمالی نباید به قطعه آسیب وارد کنند). با هدف آنالیز و تحلیل، طراحی سیستم کنترل و شبیه سازی مدل هایی از فرآیند نصب مورد نیاز است. در این بخش نشان خواهیم داد که می توان مدل های مناسبی را از روی داده آزمایشگاهی بدست آورد.

در طول فرآیند نصب و جایگذاری قطعه، بین مدها (حالت ها)ی مختلف سویچینگ روی می دهد (این مدها در قسمت بعدی توضیح داده می شود).

همین مدهای مختلف باعث می شوند که در حوزه سیستم های هیبرید، مدلی برای این فرآیند بدست آورده شود. در این بخش، مدلی فازی برای این فرآیند توسط روش ارائه شده، بدست خواهد آمد.

۴-۴-۱ نمونه آزمایشگاهی:

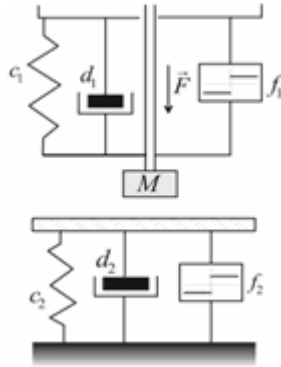
جهت مطالعه فرآیند نصب و جایگذاری قطعه، نمونه ای آزمایشگاهی از سیستم (مطابق شکل دو) در [۶۳] ایجاد شده است. شماتیک این نمونه آزمایشگاهی در شکل دو رسم شده است. این نمونه از یک بازوی نصب کننده، که از یک دستگاه pick-and-place واقعی برداشته شده است که در بالای

سطح تماسی (قرص کوچک نشان داده شده در شکل ۲) ثابت شده است، تشکیل می یابد. سطح تماسی از طریق فنر (فنر C_2 در شکل ۳، لوله بیرونی در شکل ۲) که به منظور شبیه سازی خواص الاستیکی PCB در نظر گرفته شده است، با زمین در ارتباط است. ساختار مکانیکی در زیر سطح تماسی به گونه ای است که حرکت، فقط در راستای عمودی امکان پذیر می باشد. (لوله درونی که می تواند درون لوله بیرونی بلغزد، شکل ۲) این ساختار باعث ایجاد اصطکاک خطی (میرا کننده یا damper، d_2 ، شکل ۳) می شود که درباره آن بحث خواهد شد.

بازوی نصب کننده حاوی یک پیپت خلا است که می تواند در راستای محور عمودی حرکت نماید (در شکل ۳ با جرم M نشان داده شده است). و توسط فنر به محفظه (فنر C_1 ، شکل ۳). موتور الکتریکی فراهم کننده حرکت (در شکل ۳ با نیروی F نشان داده شده است) و سنسور مکانی، که محل پیپت را نسبت به مکان جمع شوندگی فوقانی اندازه گیری می کند، متصل شده است. محور مکان رو به سمت پایین است (یعنی اندازه در زمان حرکت پیپت به سمت پایین افزایش می یابد). حرکت پیپت نیز در معرض اصطکاک قرار دارد (در شکل ۳ توسط میرا کننده d_1 و بلوک اصطکاک ایستایی F_1 نشان داده شده است).



شکل ۲-۴: نمونه آزمایشگاهی ساخته شده [۶۳]



شکل ۳-۴: مدل فیزیکی بازوی نصب کننده

در عملکرد بازوی نصب کننده، می توان حالات زیر را تشخیص داد:

حالت اشباع فوقانی^۱: پیپت در مکان جمع شونده فوقانی قرار دارد (یعنی به دلیل محدودیت های فیزیکی نمی تواند رو به بالا حرکت کند)

حالت آزاد^۲: پیپت با سطح تماسی در تماس نیست ولی در حالت اشباع فوقانی نیز قرار ندارد و می تواند آزادانه رو به بالا و پایین حرکت نماید.

حالت تماس^۳: پیپت با سطح تماسی در تماس است ولی در حالت اشباع تحتانی قرار ندارد. عبارتی پیپت می تواند رو به پایین حرکت کند این حرکت به خاطر خاصیت الاستیکی سطح تماس آزادانه نخواهد بود.

حالت اشباع تحتانی^۴: فنر موجود در زیر سطح تماس در وضعیت اشباع قرار دارد و پیپت به دلیل محدودیت های فیزیکی نمی تواند رو به پایین حرکت نماید.

ورودی کنترل نمونه آزمایشگاهی، ولتاژ اعمالی به موتور است (که با یک ثابت زمانی کوچک و قابل صرف نظر به نیروی تناسبی F تبدیل می شود). سیگنال ورودی برای آزمایش شناسایی باید به نوعی انتخاب شود که تمامی مدها و حالات ها به قدر کافی تحریک شوند. البته بطور کلی، شرایط دقیقی که سیگنالهای ورودی باید دارا باشند در دسترس نیست.

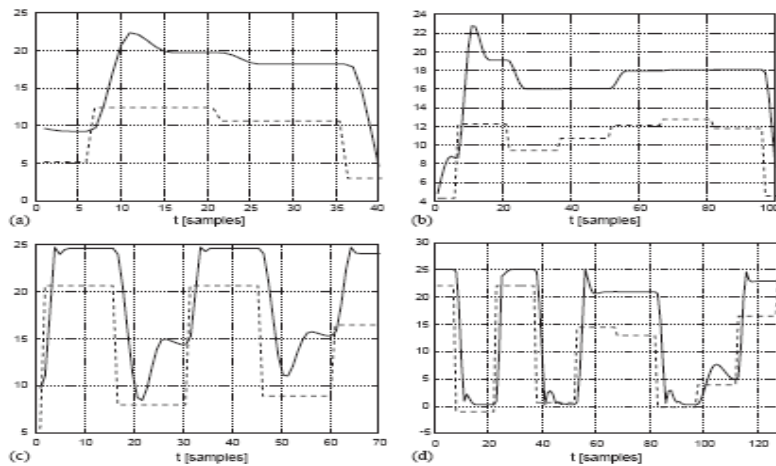
¹ upper saturation -
² free mode -
³ contact mode -
⁴ lower saturation -

برای استحصال داده جهت شناسایی، سیگنال ورودی $u(t)$ به صورت زیر انتخاب گردیده است:

$$u(t) = a_k \quad : t \in [kT, (k+1)T] \quad (4-52)$$

، یک بازه زمانی ثابت است و k ، دامنه a_k متغیری تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[a, b]$ است. با انتخاب مناسب مرزهای این بازه، فقط مدهای معینی از سیستم تحریک می شوند (به عنوان مثال، می توان بدون رسیدن به حالت اشباع فوقانی و تحتانی، فقط حالت های آزاد و تماسی را تحریک کرد).

برخی از ویژگی های مجموعه داده حاصل در شکل 4-4 نشان داده شده است. در شکل 4a اثر پراکندگی ناشی از اصطکاک خشک در پاسخ سیستم نشان داده شده است. در شکل 4b مشاهده می شود. که تغییرات کوچک در سیگنال ورودی در مکان تغییری ایجاد نکرده است (اصطکاک خشک در فاز چسبندگی). در شکل 4c سیستم به گونه ای تحریک شده است که به حالت اشباع تحتانی رسیده است. اشباع تحتانی همانند یک نگاشت باز نشانی سرعت عمل می کند که در زمان رسیدن به مکانی خاص (در شکل 4c, 4d) فعال می شود. در شکل 4d سیستم به گونه ای تحریک شده است که به دو حالت اشباع فوقانی و تحتانی رسیده است. در زمان رسیدن به اشباع فوقانی، بدلیل تماس الاستیک با قید های مکانیکی، اثر نوسانی مشاهده می شود.



شکل 4-4: نمودار برخی از ویژگیهای نمونه ساخته شده

شکل موج ها در نمونه آزمایشگاهی در فرکانس 4KHz نمونه برداری شده اند. سخت افزار کنترلی موجود در دستگاه های pick_and_place نمونه برداری در فرکانس های بسیار پایین را امکان پذیر می سازد. از اینرو مدل هایی از سیستم در فرکانس های نمونه برداری پایین تر، دلخواهتر و جالب تر خواهند بود. داده به کار رفته برای شناسایی از نمونه برداری درباره سیگنالهای اصلی در فرکانس 50Hz حاصل شده اند.

با در دست داشتن یک مدل فیزیکی از نمونه آزمایشگاهی (مشابه مدل نشان داده شده در شکل (۳-۴))، می توان از تکنیک مدل سازی جعبه سفید برای شناسایی مقادیر پارامترهای فیزیکی (c_1, c_2 و غیره) استفاده نمود. با اینحال، مشکلات و مسائلی وجود دارند که مانع انجام این کار می شوند. به منظور بیان این مسائل، مدل ساده شده سیستم را در نظر می گیریم. اگر سیستم به حالت های اشباع فوقانی و تحتانی نرسد، اصطکاک خشک (ایستایی) وجود نخواهد داشت و فنرها و میراکننده های موجود در شکل ۳-۴ خطی بوده و روابط بین نیروی F و مکان y بازو به صورت زیر خواهند بود:

$$\tilde{y} = -\frac{c_1}{M} y - \frac{d_1}{M} \dot{y} + \frac{c_1 \tilde{y}_1}{M} + \frac{F}{M} \quad \text{حالت آزاد} \quad (۴-۵۳)$$

$$\tilde{y} = -\frac{c_1 + c_2}{M + m} y - \frac{d_1 + d_2}{M + m} \dot{y} + \frac{c_1 \tilde{y}_1 + c_2 \tilde{y}_2}{M + m} + \frac{F}{M + m} \quad \text{حالت تماسی} \quad (۴-۵۴)$$

$Y=0$ مربوط به مکان بازو در بالاترین محل است، جهت نیروهای مثبت به سمت پایین است، فنرهای c_1, c_2 به ترتیب برای $y = \tilde{y}_1, y = \tilde{y}_2$ در حالت استراحت بوده و m جرم سطح تماس است. از آنجاییکه داده ها در زمان گسسته موجود هستند، ممکن است بخواهیم از سیستم ۲-۴ نمونه برداری کنیم و پارامترهای مدل زمان گسسته را به پارامترهای مدل ۲-۴ و به زمان نمونه برداری مربوط سازیم. متأسفانه یک روش عمومی برای گسسته کردن سیستم های هیبرید پیوسته زمانی وجود ندارد.

مشکل کلیدی قابل توجه در حالت گسسته زمانی، آثاری است که بدلیل سویچ های حالت اتفاق افتاده در طول بازه نمونه برداری بوجود می آیند. به این دلیل ، اغلب با در نظر گرفتن نمایش ARX برای هر مد، از روش شناسایی جعبه سیاه استفاده می کنیم.

(۴-۵۵) : حالت آزاد

$$y(k) = \theta_{1,1}y(k-1) + \dots + \theta_{1,n_a} y(k-n_a) + \theta_{1,n_a} F(k-1) + \dots + \theta_{1,n_a,ab}F(k-nb) + \theta_{1,n_a+nb+1}$$

(۴-۵۶): حالت تماسی

$$y(k) = \theta_{2,1}y(k-1) + \dots + \theta_{2,n_a} y(k-n_a) + \theta_{2,n_a} F(k-1) + \dots + \theta_{2,n_a,ab}F(k-nb) + \theta_{2,n_a+nb+1}$$

با اینکه رابطه موجود بین پارامترهای موجود در ۴-۵۳ تا ۴-۵۶ واضح نیست، اما هر دو این مدل ها ، مدل‌هایی نسبی (affine) در y و F هستند. بعلاوه اگر $n_a = 2$ و $n_b = 1$ باشند رابطه ۴-۵۵ و ۴-۵۶ را می توان با نمونه برداری مجزای هر مد از سیستم اصلی بدست آورد.

حال مکانیزم سویچینگ را در نظر بگیرید. فرض کنید که $\tilde{y}(t)$ مکان سطح تماسی باشد. در رابطه (۴-۵۳ و ۴-۵۴)، مدهای "آزاد" و "تماسی" به ترتیب در حالت $\tilde{y}(t) > y(t)$ و $\tilde{y}(t) = y(t)$ فعال می باشند. با اینحال، $\tilde{y}(t)$ اندازه گیری نمی گردد و حتی به دلیل دینامیک های سطح تماس، $\tilde{y}(t)$ سیگنال ثابتی نیز نیست این عوامل دو پیامد مهم در در قوانین سویچینگ سیستم (۴-۵۵ و ۴-۵۶) خواهند داشت. اولاً، تخصیص دادن اولیه یک مد عملکرد به هر نقطه داده $(y(t), F(t))$ امکانپذیر نیست. این کمبود اطلاعات مهمترین مشکل در شناسایی سیستم های هیبرید است و ما را مجبور می کند تا یک الگوریتم شناسایی را که قادر به بازسازی و تحریک تمام مدها در یک زمان واحد باشد اتخاذ کنیم. ثانیاً، مکانیزم سویچینگ باید از روی مقادیر داده y و F بازسازی شود. به این دلیل، راهکاری بصورت جعبه سیاه برای بازسازی سویچینگ اتخاذ شده است، با این فرض که مدهای (3a) و (3b) در صورتی که رگرسورها به ترتیب در X_1 و X_2 قرار داشته باشند فعال می شوند که X_1 و X_2 چند وجهی های مجزایی هستند که بایستی تخمین زده شوند.

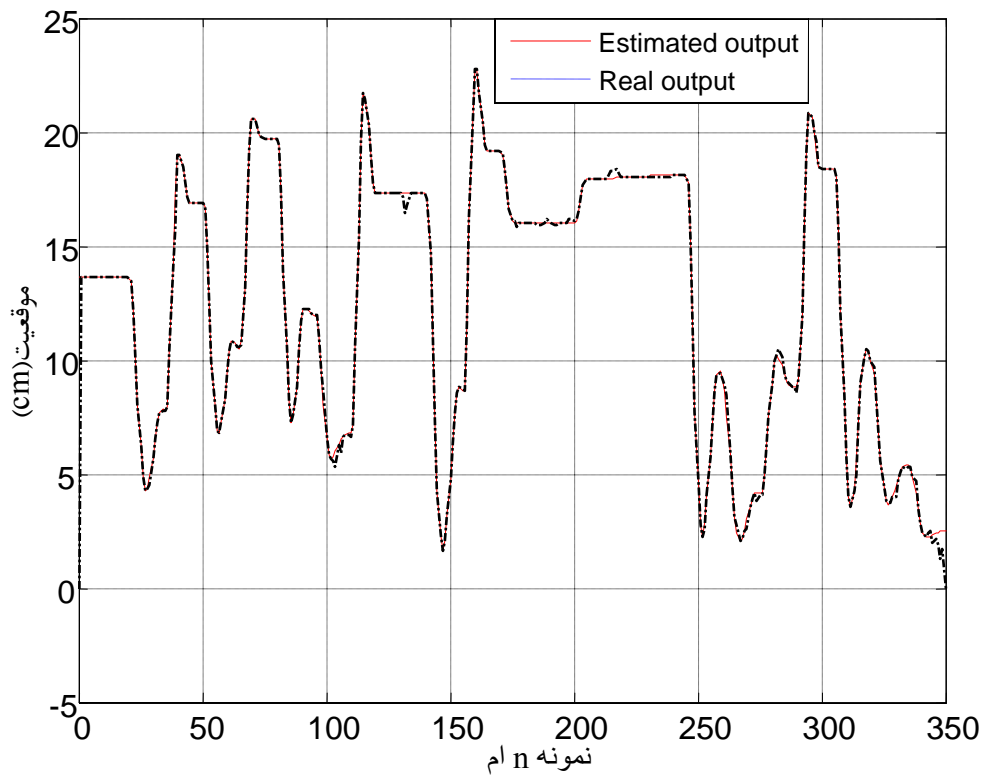
در مدل (۴-۵۶ و ۴-۵۵) با تعریف یک سیستم PWARX قاعده سوچینگ مد نظر قرار گرفته است. واضح است که تفاوت های موجود مابین مکانیزیم سوچینگ تخمینی و واقعی می تواند به کلی هم ارزی میان مدل (۴-۵۳ و ۴-۵۴) و (۴-۵۵ و ۴-۵۶) را از بین ببرد. از این جهت که یکی از مدهای بازسازی شده ممکن است مخلوطی از مدهای اصلی باشد. در ادامه نتایج شناسایی سیستم فوق را با روش ارائه شده نشان داده و با نتایج حاصله از روش های شناسایی موجود مورد مقایسه قرار می گیرد.

۴-۵ نتایج شناسایی:

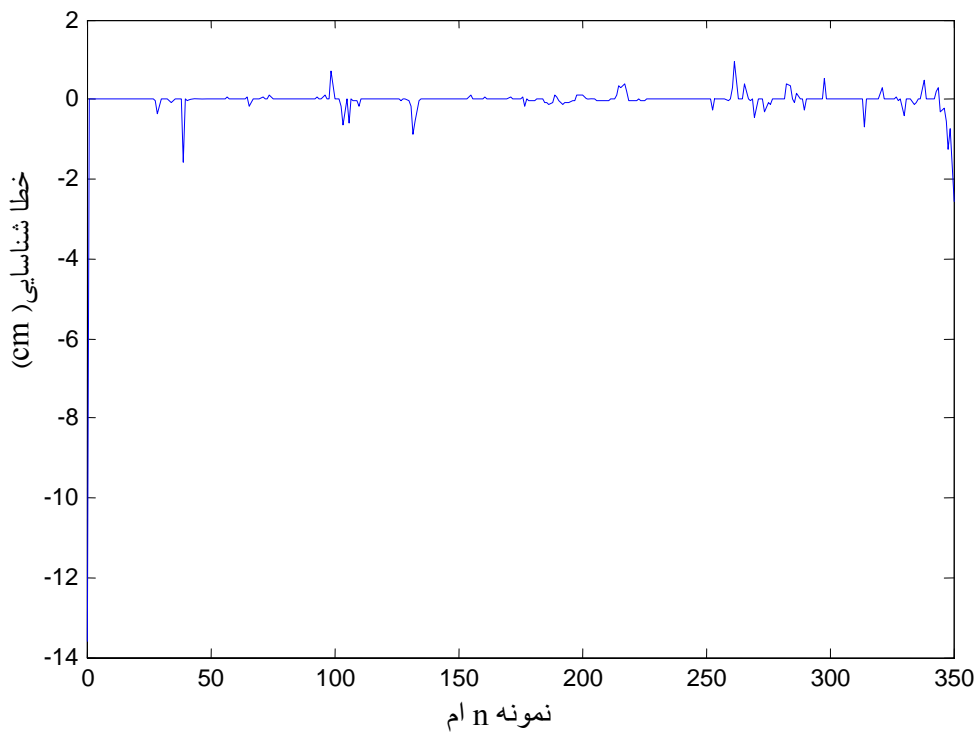
در این بخش نتایج حاصل از شناسایی سیستم بخش ۴-۴ آورده شده است. در شکل ۴-۵، داده واقعی به همراه داده حاصل از شناسایی سیستم توسط روش ارائه شده، نشان داده شده است. در شکل شماره ۴-۶، خطای موجود در عمل شناسایی برای هر نقطه داده نشان داده شده است. با توجه به شکل شماره ۴-۶، مشاهده می شود که به غیر از لحظه اولیه که خروجی سیستم شناسایی برابر صفر است، در سایر نقاط خطای شناسایی کوچکتر از مقدار ۲cm می باشد. جهت مشاهده بهتر، در شکل شماره ۴-۷ خطای شناسایی از نمونه دوم به بعد (با صرف نظر نمودن از نمونه اول) که الگوریتم شناسایی عمل نموده است، نشان داده شده است. در شکل شماره ۴-۸ نیز توزیع خطای شناسایی نشان داده شده است. با دقت در این نمودار متوجه می شویم که خطای شناسایی در حول صفر تراکم بیشتری نسبت به سایر مقادیر دارد (برای بیش از ۷۰٪ نمونه ها خطا حول صفر است). نمودار ایجاد، جایگزینی و حذف قواعد در شکل شماره ۴-۹ نشان داده شده است. از روی این نمودار نیز متوجه می شویم که ایجاد و یا حذف قواعد حالت نوسانی ندارد.

به منظور مقایسه نتایج حاصله از روش ارائه شده با نتایج حاصل از روش های موجود قبلی، نتیجه حاصل از شناسایی سیستم فوق (مجموعه داده نشان داده شده) توسط روش خوشه بندی k-means در شکل های شماره ۴-۱۰ تا ۴-۱۲ آورده شده است. همانگونه که در فصل قبل بیان

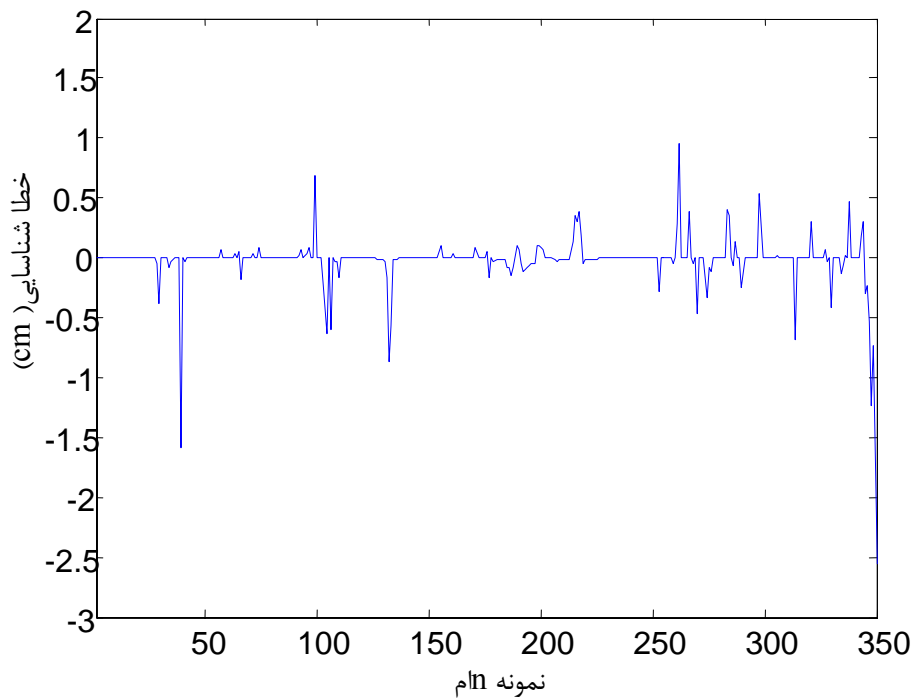
شده است، در این روش از مدل PWARX استفاده می شود. برای نتایج نشان داده شده در شکل شماره ۱۰-۴، چنین فرض شده است که سیستم دارای ۲ زیر مدل بوده و تعداد تاخیرهای به کار برده شده در شناسایی مدل برای سیگنال های ورودی و خروجی به ترتیب برابر ۱ و ۲ می باشد. همچنین اندازه مجموعه داده محلی در این آزمایش برابر ۳۵ در نظر گرفته شده است. در مورد نتایج نشان داده شده در شکل شماره ۱۱-۴، تعداد زیر مدل های سیستم برابر ۳، تعداد تاخیرهای به کار برده شده برابر دو و برای سیگنال های ورودی و خروجی و اندازه مجموعه داده محلی نیز برابر ۳۵ در نظر گرفته شده است. در مورد نتایج نشان داده شده در شکل شماره ۱۲-۴ نیز فرض شده است که سیستم دارای دو زیر سیستم بوده، تعداد تاخیرهای به کار رفته برای هر دو سیگنال های ورودی و خروجی برابر دو و اندازه مجموعه داده محلی برابر ۵۵ در نظر گرفته شده است. با دقت در نتایج بدست آمده از روش ارائه شده در این پایان نامه و مقایسه آن با نتایج بدست آمده از طریق روش خوشه بندی k-means مشاهده می شود که دقت روش ارائه شده بسیار بهتر از این روش بوده و نتایج حاصل از این روش قابل قبولتر از نتایج حاصل از روش k-means فوق می باشند. با صرف نظر نمودن از اولین نمونه و با توجه به نمودار پراکندگی خطا (شکل شماره ۸-۴)، تعداد نقاطی که اندازه خطای شناسایی برای آن نقاط کوچکتر از حدود $\pm 0.3 \text{ cm}$ باشد بیش از ۳۰۰ نقطه است و فقط ۵۰ نقطه دارای خطایی بیش از این مقدار هستند، در حالیکه با دقت در شکل شماره ۱۰-۴ میتوان بسادگی دریافت که لااقل حدود ۷۵ نقطه داده دارای خطایی بیش از ۱ cm هستند. علاوه بر این مهمترین مزیت روش ارائه شده، on-line یا برخط بودن این روش و عدم نیاز آن به هیچ نوع دانش اولیه در مورد سیستم می باشد. نتایج حاصل از روش ارائه شده در مقایسه با نتایج نشان داده شده در شکل های ۱۱-۴ و ۱۲-۴ نیز که از روش خوشه بندی k-means بدست آمده اند، نیز دارای مزایای روشن و واضحی است. همچنین با توجه به نحوه افزوده شدن، جایگزین شدن و یا حذف قواعد، مشاهده میشود که روند افزایش و کاهش قواعد روندی نسبتاً نرم و بدور از نوسانات شدید و پیاپی است (شکل شماره ۹-۴).



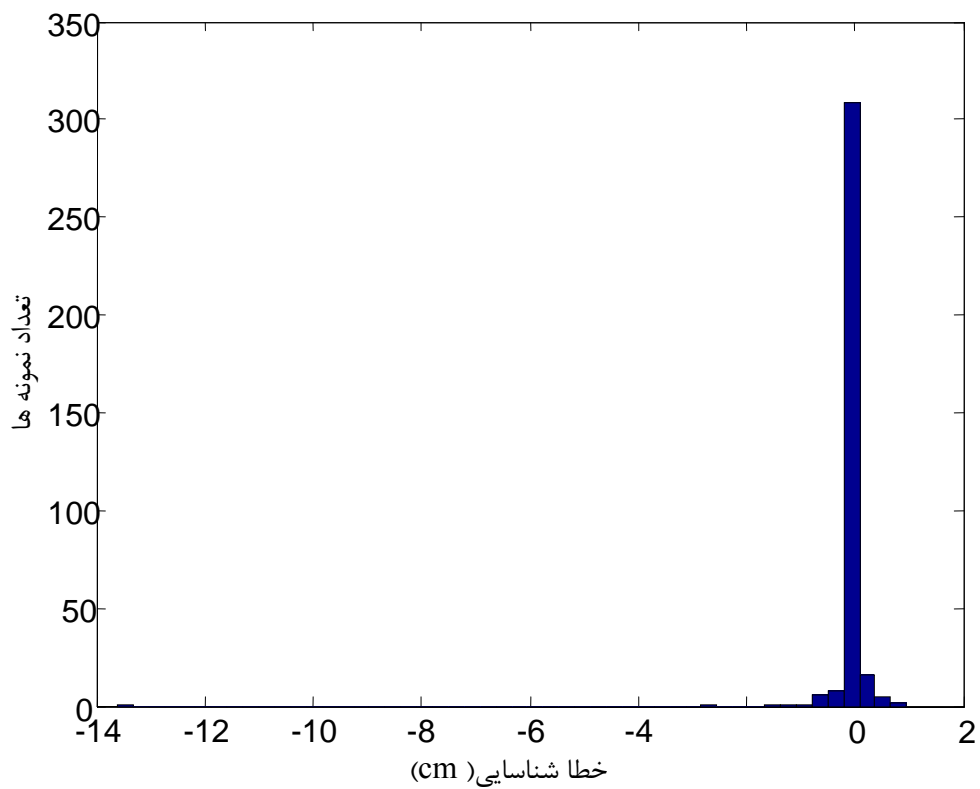
شکل ۴-۵: داده واقعی و داده حاصل از شناسایی



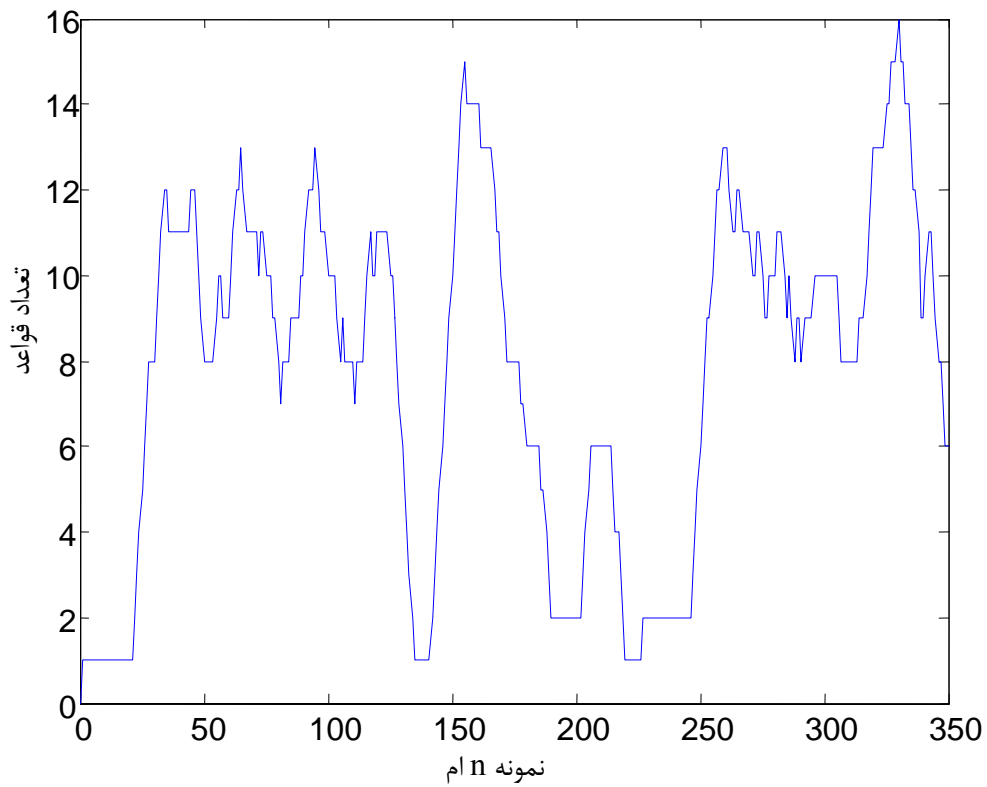
شکل ۴-۶: خطای موجود در شناسایی



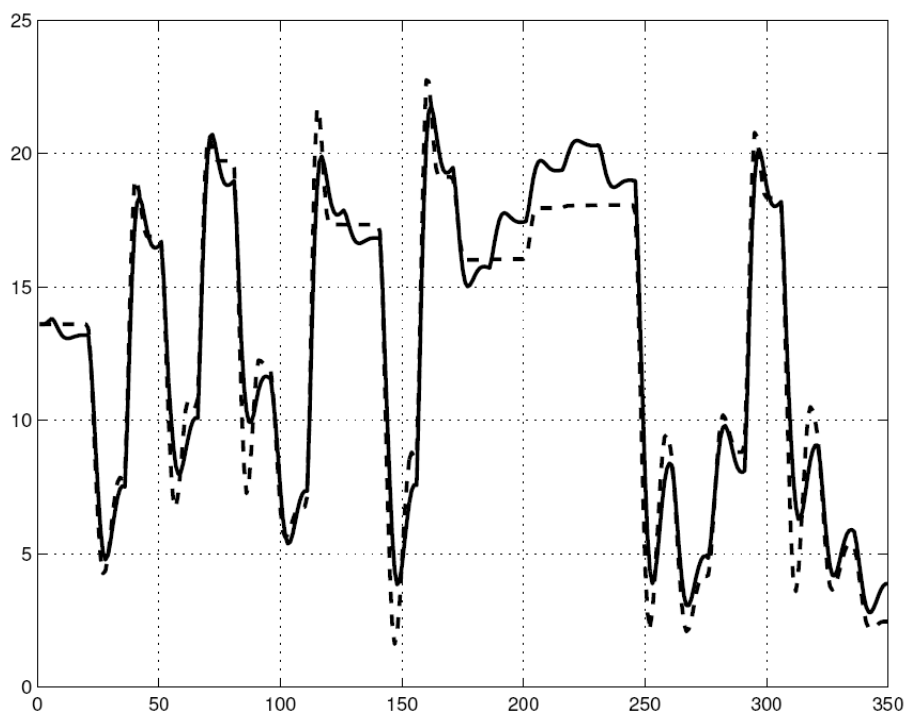
شکل ۷-۴: خطای موجود در شناسایی برای نمونه دوم به بعد



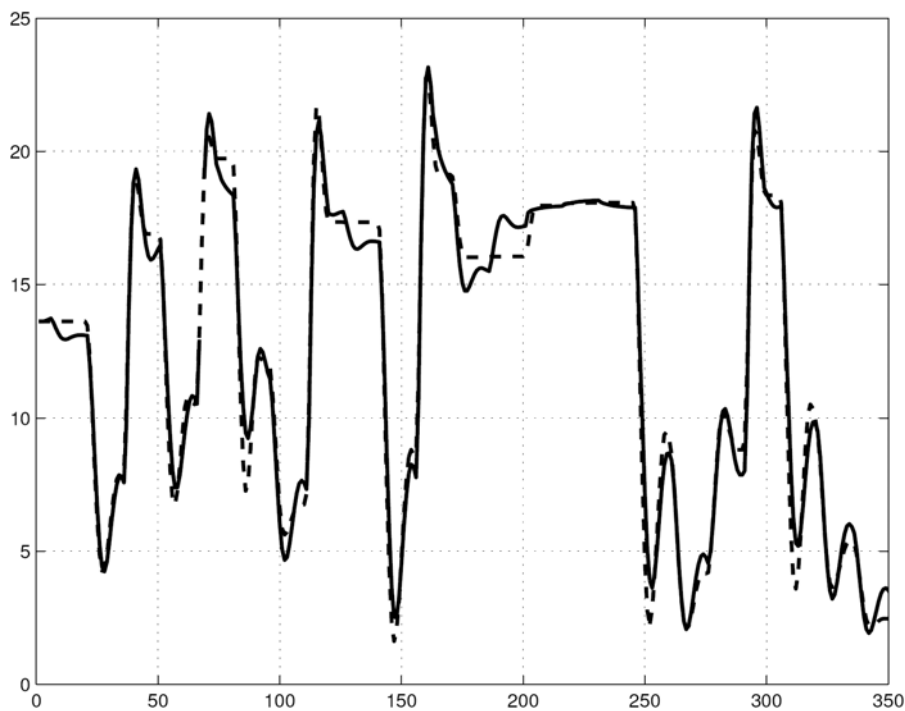
شکل ۸-۴: نمودار توزیع خطای موجود در شناسایی



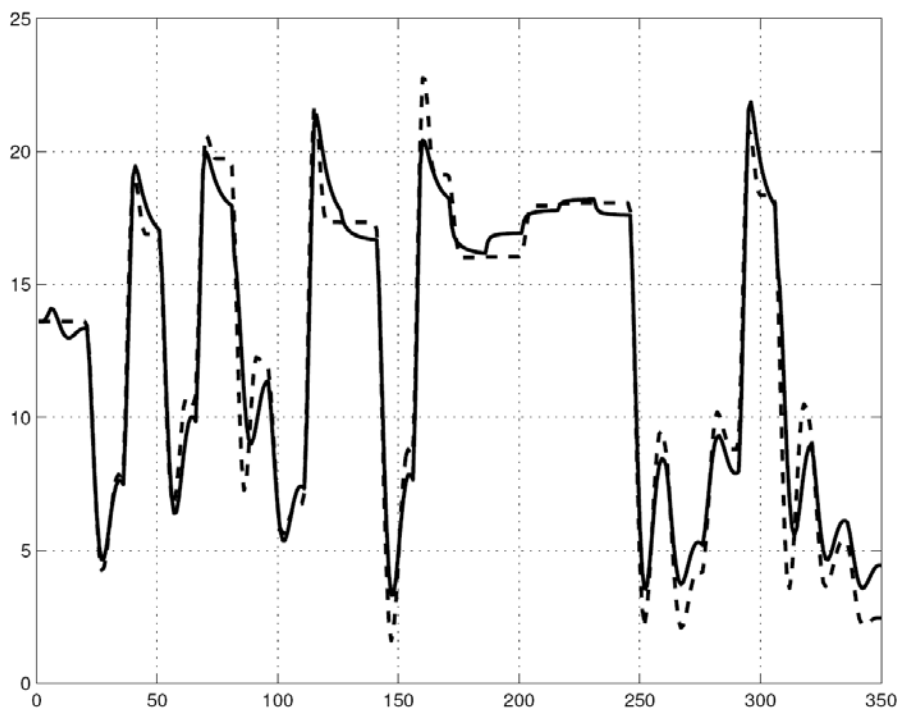
شکل ۹-۴: نمودار نحوه تولید، جایگزینی و حذف قواعد



شکل ۱۰-۴: نتایج حاصل از شناسایی با روش خوشه‌بندی k-means (خط ممتد: داده حاصل از شناسایی) با فرض مدل ۲+۱ و ۲ زیر مدل و $c=55$ ، خط چین: داده واقعی)

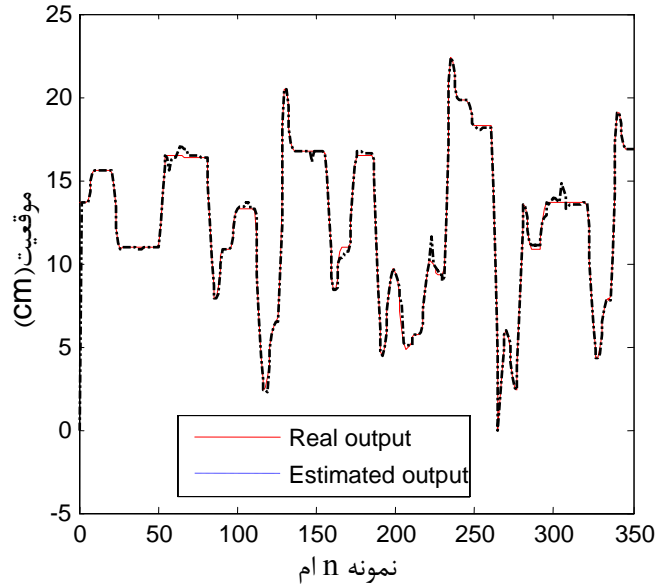


شکل ۴-۱۱: نتایج حاصل از شناسایی با روش خوشه‌بندی k-means (خط ممتد: داده حاصل از شناسایی (با فرض مدل ۲+۲ و ۳ زیر مدل و $c=35$ ، خط چین: داده واقعی)

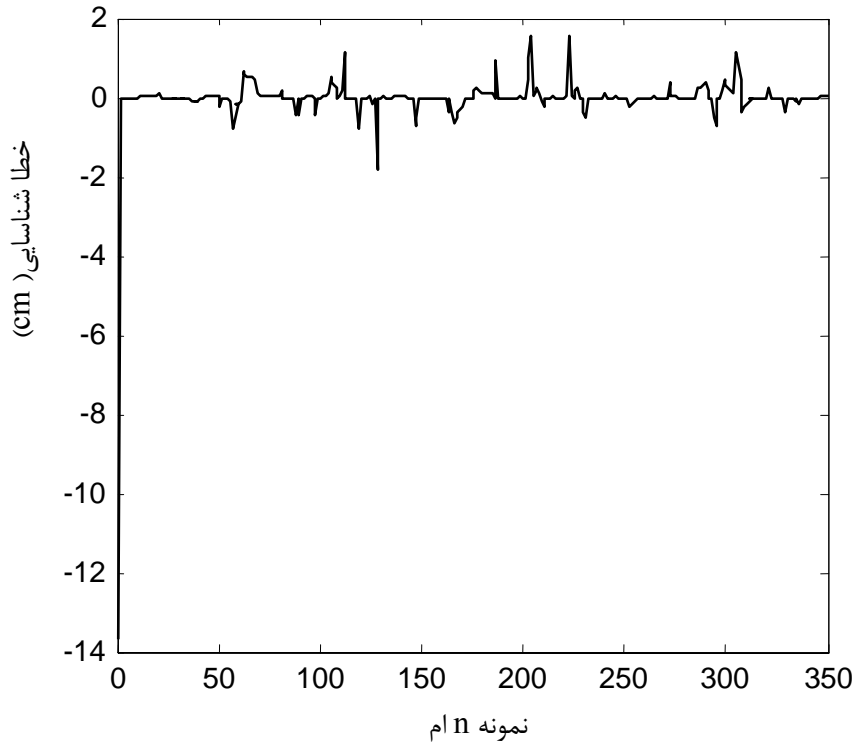


شکل ۴-۱۲: نتایج حاصل از شناسایی با روش خوشه‌بندی k-means (خط ممتد: داده حاصل از شناسایی (با فرض مدل ۲+۲ و ۲ زیر مدل و $c=55$ ، خط چین: داده واقعی)

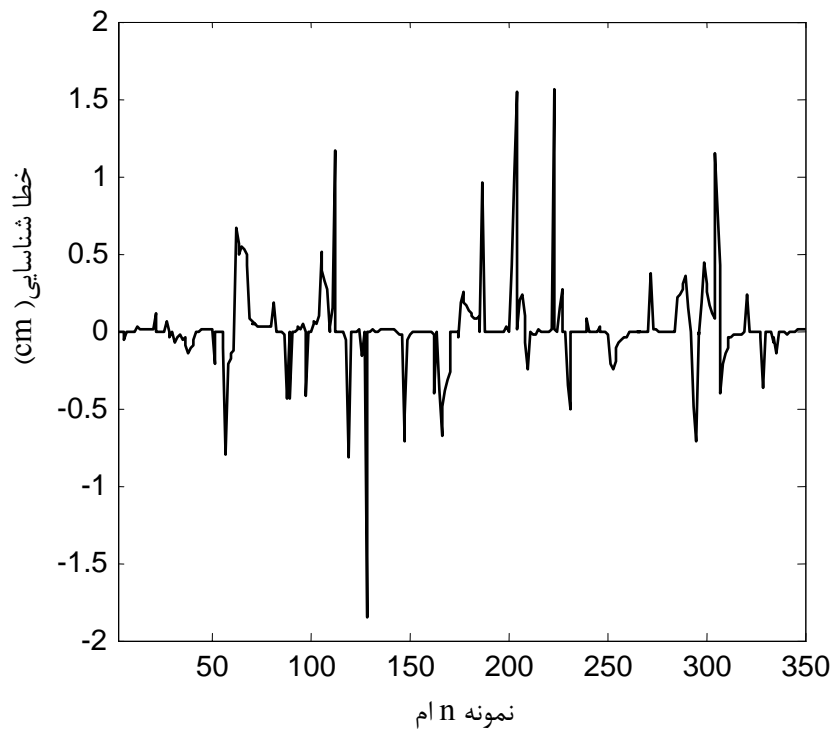
جهت بررسی بیشتر کارایی روش ارائه شده، نتایج شناسایی با روش ارائه شده بر روی مجموعه داده دیگری نیز در شکل های شماره ۴-۱۳ تا ۴-۱۴ آورده شده است. چنانچه مشاهده می شود، برای این مجموعه داده نیز خطای شناسایی در حد مورد قبلی می باشد.



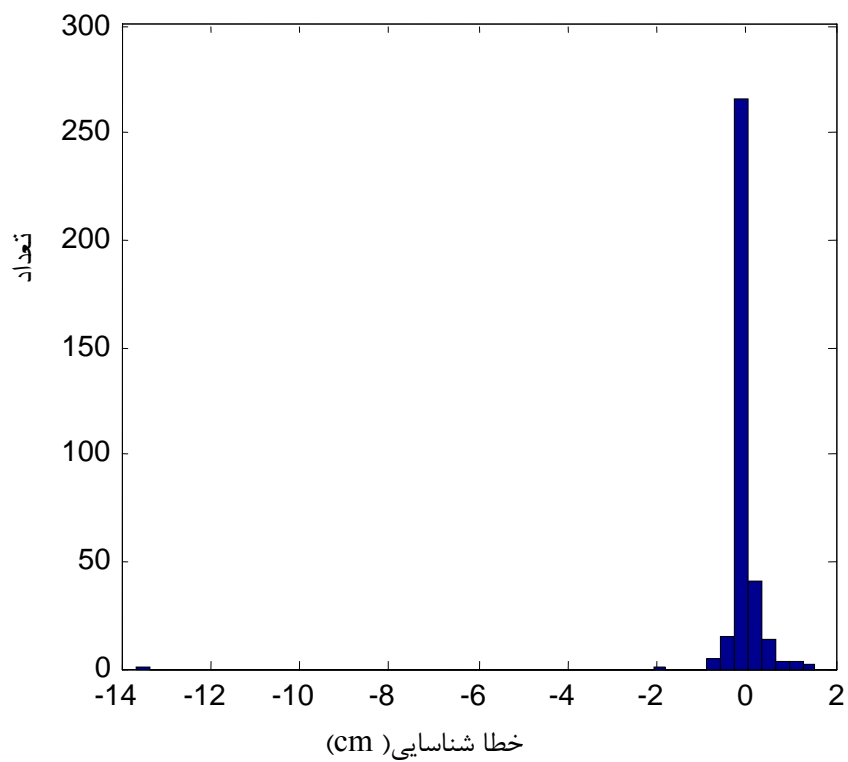
شکل ۴-۱۳: داده واقعی و داده حاصل از شناسایی



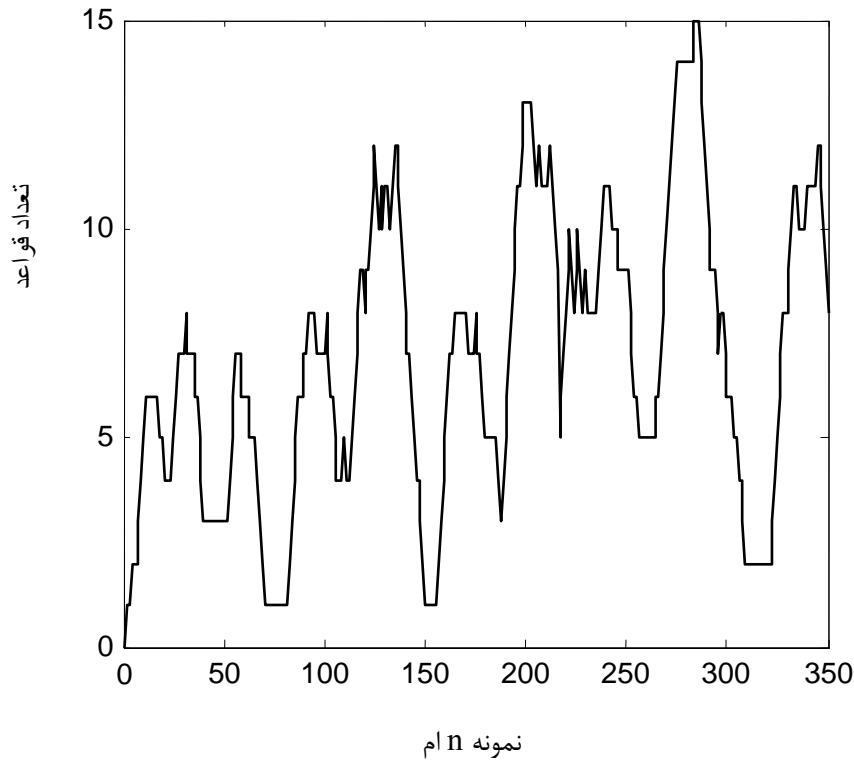
شکل ۴-۱۴: خطای موجود در شناسایی



شکل ۱۵-۴: خطای موجود در شناسایی برای نمونه دوم به بعد



شکل ۱۶-۴: نمودار توزیع خطای موجود در شناسایی

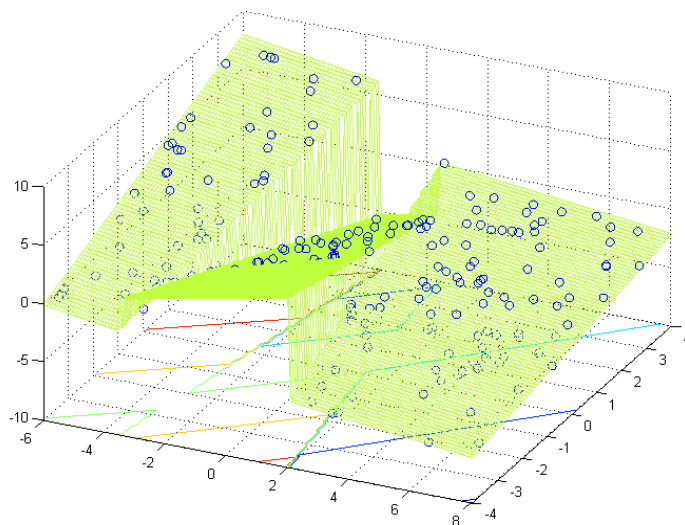


شکل ۱۷-۴: نمودار نحوه تولید، جایگزینی و حذف قواعد

جهت بررسی هرچه بیشتر کارایی الگوریتم شناسایی ارائه شده، الگوریتم فوق را برای شناسایی یک سیستم PWARX مشهور که در چندین مقاله معتبر مورد استفاده قرار گرفته است، پیاده سازی شده است. مدل PWARX فوق با رابطه داده شده در زیر بیان می شود [۶۵]:

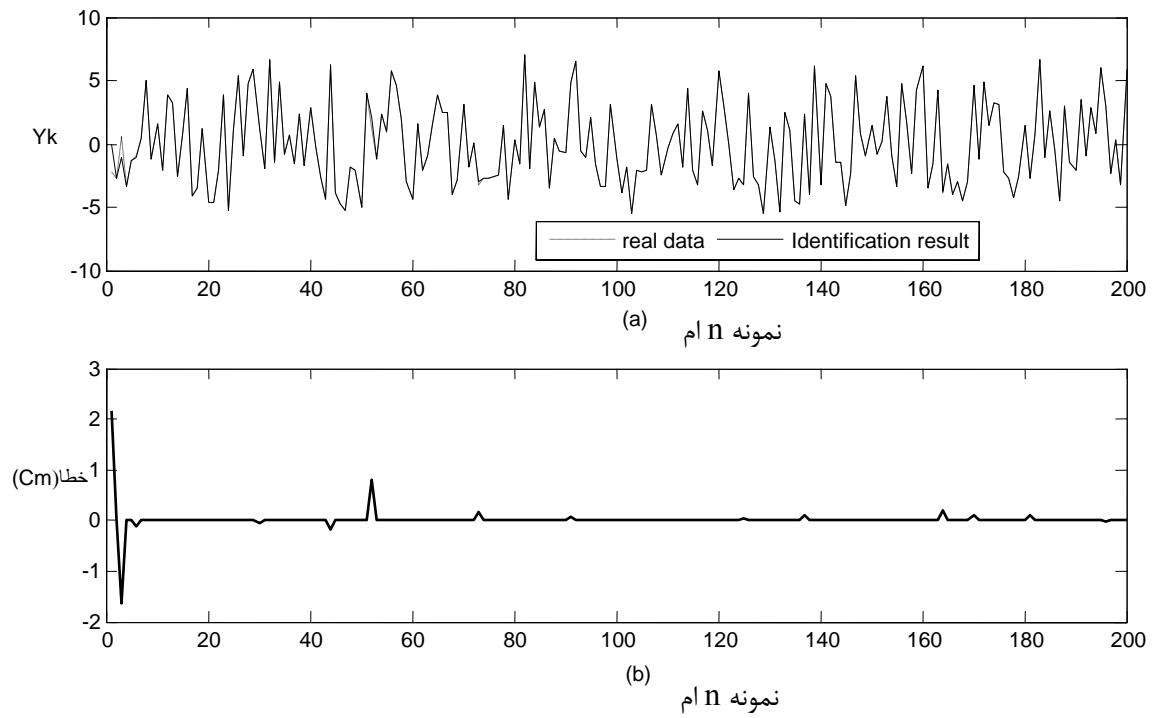
$$y_k = \begin{cases} -0.4y_{k-1} + u_{k-1} + 1.5 + e_k, & \text{if } 4y_{k-1} + u_{k-1} + 10 < 0 \\ 0.5y_{k-1} - u_{k-1} - 0.5 + e_k, & \text{if } 4y_{k-1} + u_{k-1} + 10 \geq 0 \\ & \text{and } 5y_{k-1} + u_{k-1} - 6 \leq 0 \\ -0.3y_{k-1} + 0.5u_{k-1} - 1.7 + e_k, & \text{if } 5y_{k-1} + u_{k-1} - 6 \geq 0 \end{cases}$$

ورودی u_k و نویز e_k ، نویزهای سفید تولید شده از توزیع های یکنواخت بترتیب روی بازه های $[-5, 5]$ و $[-0.1, 0.1]$ می باشند. جهت انجام عمل شناسایی ۲۰۰ نقطه داده، بصورت نشان داده شده در شکل شماره ۱۸-۴، از روی مدل فوق استحصال شده است.

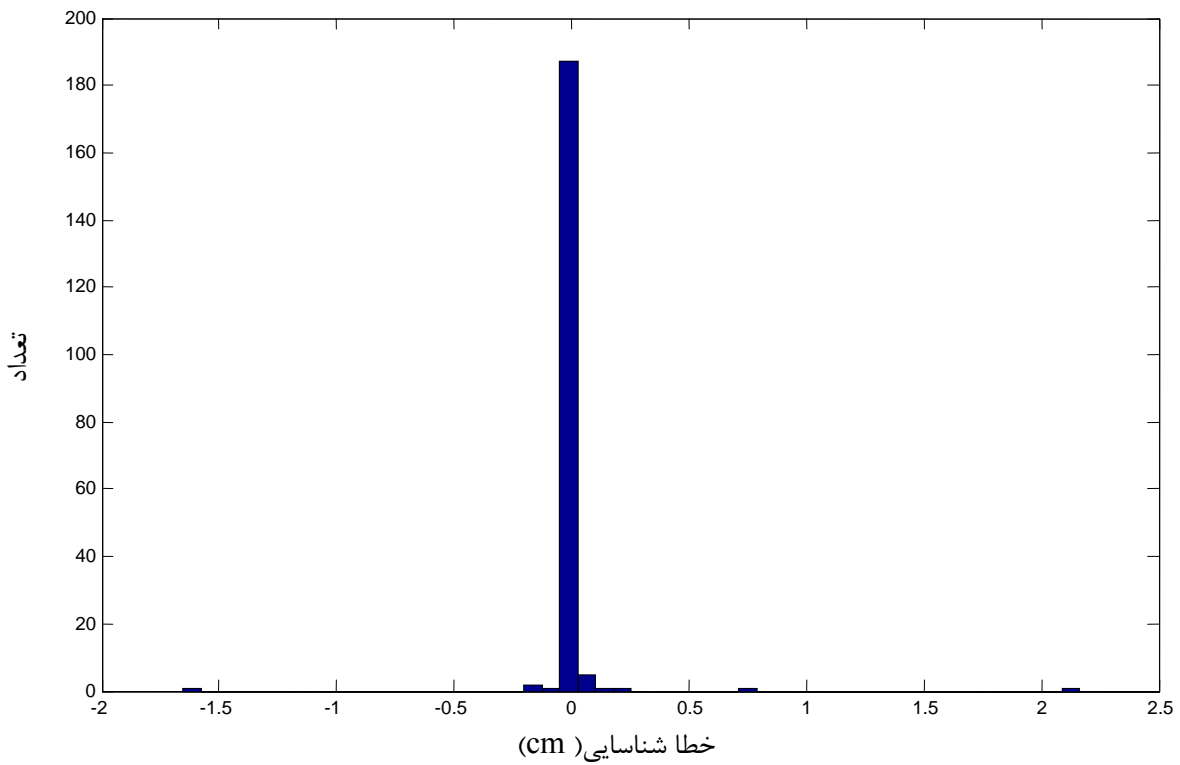


شکل ۱۸-۴: نقاط داده استفاده شده در الگوریتم شناسایی

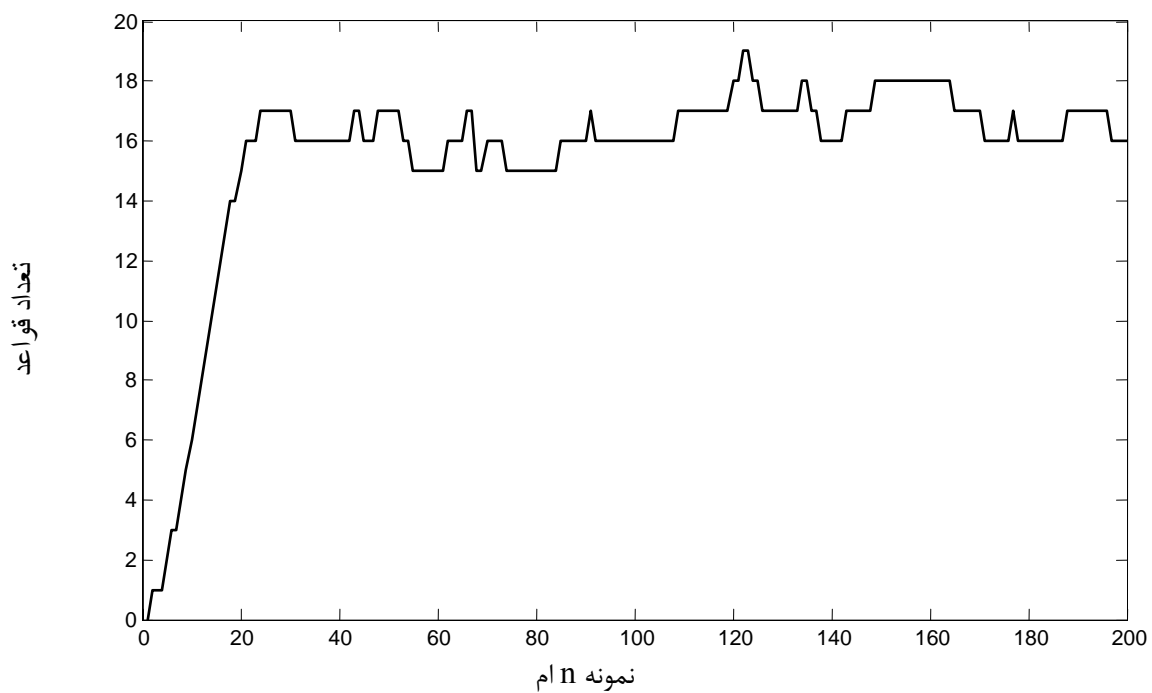
نتایج حاصل از شناسایی که در شکل های شماره ۴-۱۹ تا ۴-۲۱ نشان داده شده اند بیانگر کارایی روش ارائه شده می باشند. در شکل شماره ۴-۱۹ داده به کار رفته برای شناسایی به همراه نتایج حاصل از شناسایی و همچنین خطای شناسایی نشان داده اند و در شکل شماره ۴-۲۰ نمودار توزیع خطا ترسیم شده است. روند افزایش و کاهش قواعد نیز در شکل شماره ۴-۲۱ نشان داده شده است.



شکل ۱۹-۴: (a) نقاط داده واقعی و داده حاصل از شناسایی (b) خطای شناسایی



شکل ۲۰-۴: نمودار توزیع خطای موجود در شناسایی



شکل ۲۱-۴: نمودار نحوه تولید، جایگزینی و حذف قواعد

فصل پنج:

نتیجه گیری و پیشنهادات

در این پایان نامه شناسایی فازی پتانسیل به عنوان راه کاری برای شناسایی برخط معرفی شد. این الگوریتم در واقع گونه توسعه یافته ای از خوشه بندی تفریقی¹ است که برای اهداف شناسایی برخط به عنوان یک راهکار غیر تکراری می باشد.

با این حال اصلی ترین مشکل این راهکار تولید قواعد نامحدود در طی یک فرآیند شناسایی است. بویژه زمانی که دقت بیشتری مورد نیاز است و مقادیر آستانه کوچک انتخاب می شوند. در نتیجه پایگاه قواعد ممکن است با تعداد انبوهی از قواعد تولید شده اشباع گردند. اما در این پایان نامه یک راه حل ابتکاری برای کاهش تعداد قواعد ارائه شده است. در واقع قواعد غیر فعالی که اغلب در مراحل اولیه تولید شده اند حذف می گردند. این الگوریتم شناسایی فازی پتانسیل بهبود یافته (خوشه بندی فازی پتانسیل با کاهش قاعده) از منظر دقت نتایج و تعداد کمتر قواعد تولید شده نسبت به الگوریتم اصلی (الگوریتم بدون کاهش قاعده) بهتر عمل می کند.

همچنین روش ارائه شده در این پایان نامه در مقایسه با روش های شناسایی سیستم های هیبرید موجود نظیر روش K-means و روش خطای محدود نتایج بهتری را بدست می دهند. با در نظر گرفتن این نکته که روش ارائه شده بر خلاف روش های موجود بر خط بوده و خطای کمتری دارد. برخی موارد از قبیل تعیین شکل صحیح بردار رگرسیون ورودی برای شناسایی یعنی تعداد خروجی های قبلی و ورودی های قبلی مورد استفاده در شناسایی و ایجاد برخی تغییرات جهت بکارگیری الگوریتم با خروجی های گسسته را می توان به عنوان کارهای فرا روی در نظر گرفت.

¹ - subtractive clustering

- [1] Simone Paoletti, Identification of Piecewise Affine Models, PhD thesis, 2002
- [2] Panos J. Antsaklis and Xenofon D. Koutsoukos, Hybrid Systems Control
- [3] Marek Duřa, Hybrid Systems – Introduction, Department of Cybernetics and Artificial Intelligence, Faculty of Electrical Engineering and Informatics, Technical University of Kořice Letná 9, 042 00 Kořice, Slovakia
- [4] Janan Zaytoon, Hybrid Systems and Applications, Nonlinear Analysis, Editorial, Elsevier Ltd., 2005
- [5] Manfred Morari, Mato Baotic, Francesco Borrelli, Hybrid Systems Modeling and Control
- [6] P. J. Antsaklis and A. Nerode. “Hybrid control systems: An introductory discussion to the special issue” IEEE Transactions on Automatic Control, 43:4, pp. 457–460, Special issue on hybrid systems. April 1998
- [7] R. Grossman, A. Nerode, A. Ravn, and H. Rischel: “Models for hybrid systems: Automata, topologies, controllability, observability.” In Hybrid Systems, pp. 317–356, Springer, 1993
- [8] Witsenhausen, H. S.: A class of hybrid-state continuous-time dynamic systems. IEEE Trans. Automatic Control, AC-11(2):161–167, 1966
- [9] M. S. Branicky and S. K. Mitter: “Algorithms for optimal hybrid control” In Proceedings of the 34th Conference on Decision & Control, New Orleans, 1995
- [10] M. Branicky: “Multiple Lyapunov functions and other analysis tools for switched and hybrid systems” IEEE Transactions on Automatic Control, 43:4, pp. 475–482, Special issue on hybrid systems. April 1998
- [11] Tavernini, L. : Differential automata and their discrete simulators. Nonlinear Analysis, Theory, Methods, and Applications, 11(6):665–683, 1987
- [12] J. Sarnovský, V. Hladký : Decentralized Reliable Control with Stochastic Jump Parameters. Journal of electrical Engineering, No. 9, 1994
- [13] Brockett, R. W.: Hybrid models for motion control systems. In: Trentelman, H. L., and Willems, J. C. (eds) Essays in Control, pp. 29–53, Birkh user, Boston, 1993
- [14] Varaiya, P. P.: Smart cars on smart roads: Problems of control. IEEE Trans. Automatic Control, 38(2),195–207, 1993

- [15] Tomlin, C., Pappas, G. J., and Sastry, S.: Conflict resolution for air traffic management: A study in multi-agent hybrid systems. *IEEE Trans. Automatic Control*, 43(4):509–521, 1998
- [16] Back, A., Guckenheimer, J., and Myers, M.: A dynamical simulation facility for hybrid systems. In: Grossman, R., Nerode, A., Ravn, A., and Rischel, H. (eds) *Hybrid Systems*, pp. 255–267, Springer, New York, 1993
- [17] Tabuada, P., Pappas, G. J., and Lima, P.: Feasible formations of multiagent systems. In: *Proc. Amer. Control Conf.*, Arlington, VA, 2001
- [18] A. Bemporad and M. Morari. Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. *Automatica*, 35(3):407–427, March 1999.
- [19] Panos J. Antsaklis and Xenofon D. Koutsoukos, *Hybrid Systems Control*
- [20] M. Tabatabaee-Pour, *Hybrid systems: Modeling and Identification*, December, 2005.
- [21] M. Morari, M. Baotic, A. bemporad, *Hybrid systems modeling and control*, Technical Report AUT02-12, Automatic Control Lab, ETH Zurich, 2003.
- [22] Giancarlo Ferrari-Trecate , Eduardo Gallestey , Paolo Letizia , Matteo Spedicato , Manfred Morari and Marc Antoine, *Modeling and Control of Co-generation Power Plants: A Hybrid System Approach* 2002
- [23] Lygeros, J., *Lecture notes on hybrid systems*, 2004.
- [24] Jacob Roll, *Local and Piecewise Affine Approaches to System Identification*, PhD thesis, 2003
- [25] Lin and Unbehauen, *Canonical piecewise-linear approximation*, 1992.
- [26] Engell, S., Kowalewski, S., Schulz, C., Stursberg, O., 2000. Simulation, analysis and optimization of continuous-discrete interactions in chemical processing plants. *Proceedings of the IEEE* 88, 1050-1088.
- [27] A. Bemporad and M. Morari. Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. *Automatica*, 35(3):407–427, March 1999.
- [28] Barton, P. I., Pantelides, C. C., 1994. Modeling of combined discrete/continuous processes. *AIChE Journal* 40 (6), 966-979.
- [29] E.D. Sontag, *Nonlinear regulation: The piecewise linear approach*, *IEEE Trans. Autom. Control* AC-26, 1981, p. 346-358.

- [30] Roll, Identification of hybrid systems: a tutorial, 2004.
- [31] Engell, S., Kowalewski, S., Schulz, C., Stursberg, O., 2000. Simulation, analysis and optimization of continuous-discrete interactions in chemical processing plants. Proceedings of the IEEE 88, 1050-1088.
- [32] Bemporad, A., G. Ferrari-Trecate and M. Morari (2000b). Observability and controllability of piecewise affine and hybrid systems. IEEE Transactions on Automatic Control 45(10), 1864– 1876.
- [33] Julia'n, P., Desages, A., Agamennoni, O., 1999, High-level canonical piecewise linear representation using a simplicial partition. IEEE Transactions on Circuits Systems I. v46 i4. 463-480.
- [34] H.P. Williams. Model Building in Mathematical Programming. John Wiley & Sons, Third Edition, 1993
- [35] R. Raman and I.E. Grossmann. Relation between MILP modeling and logical inference for chemical process synthesis. Computers & Chemical Engineering, 15(2):73.84, 1991.
- [36] F.D. Torrisi and A. Bemporad. HYSDEL . a tool for generating computational hybrid models. IEEE Trans. Contr. Systems Technology, vol. 12, no. 2, pp. 235-249, Mar. 2004.
- [37] Hush, D.R.; Horne, B, Efficient algorithms for function approximation with piecewiselinear sigmoidal networks, IEEE Transactions on IEEE Transactions, 1998.
- [38] Skeppstedt, A., Ljung, L., & Millnert, M. (1992). Construction of composite models from observed data. International Journal on Control, 55(1), 141–152.
- [39] M. Johansson and A. Rantzer. Computation of piece-wise quadratic lyapunov functions for hybrid systems. IEEE Trans. Automatic Control, 43(4):555–559, 1998.
- [40] W.P.M.H. Heemels. Linear complementarity systems: a study in hybrid dynamics. PhD thesis, Dept. of Electrical Engineering, Eindhoven University of Technology, The Netherlands, 1999.
- [41] W.P.M.H. Heemels, J.M. Schumacher, and S. Weiland. Linear complementarity systems. SIAM Journal on Applied Mathematics, 60(4):1234-1269, 2000.

- [42] Juloski, A., Weiland, S., Heemels, W.P.M.H.. A Bayesian Approach to Identification of Hybrid Systems. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005.
- [43] Roll J, Bemporad A, Ljung L, Identification of piecewise affine systems. via mixed-integer programming. Automatica 2004.
- [44] Branicky, M. S., Borkar, V. S., & Mitter, S. K. (1998). A unified framework for hybrid control: Model and optimal control theory. IEEE Transactions on Automatic Control, 43(1), 31–45.
- [45] Stromberg, J.-E., Gustafsson, F., & Ljung, L. (1991). Trees as black-box model structures for dynamical systems. In Proceedings of European control conference (pp. 1175–1180). Grenoble, France.
- [46] Choi, C.-H., & Choi, J. Y. (1994). Constructive neural networks with piecewise interpolation capabilities for function approximations. IEEE Transactions on Neural Networks, 5(6), 936–944.
- [47] Choi, C.-H., & Choi, J. Y. (1994). Constructive neural networks with piecewise interpolation capabilities for function approximations. IEEE Transactions on Neural Networks, 5(6), 936–944.
- [48] Kosko, B., “Fuzzy systems as universal approximators,” IEEE Transactions on Computers, vol. 43, 1329-1333, 1994.
- [49] R. Babuska, Fuzzy Modeling for Control, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1998.
- [50] Yoshinari, Y. W., W. Pedrycz, and K. Hirota, “Construction of fuzzy models through clustering techniques,” Fuzzy Sets and Systems, vol. 54, 157-165, 1992.
- [51] Zhao, J., V. Wertz, and R. Gorez, “A fuzzy clustering method for the identification of fuzzy models for dynamic systems,” Proceeding of the Ninth IEEE Symposium on Intelligent Control, Columbus, Ohio, 1994.
- [52] Lin, C. T., “Neural Fuzzy Control Systems with Structure and Parameter Learning,” World Scientific, Singapore, 1994.
- [53] Wang, L. X., Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1994.
- [54] J.Q.Chen, J.Chen, “An online identification algorithm for fuzzy systems,” Fuzzy Sets and Systems, pp.63-72, 1994.

- [55] Chao, C. T., Y. J. Chen, and T. T. Teng, "Simplification of fuzzy-neural systems using similarity analysis," *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, vol. 26, 344-354, 1996.
- [56] Setnes, M. R. Babuska, and H. B. Verbruggen, "Complexity reduction in fuzzy modeling," *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 46 no. 5-6, 507-516, 1998.
- [57] Setnes, M. R. Babuska, U. Kaymak, and H. R. van Nauta Lemke, "Similarity measures in fuzzy rule base simplification," *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, vol. 28, no. 3, 376-386, 1998.
- [58] P.P. Angelov, R.A. Buswell, "Identification of evolving fuzzy rule-based models," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 10, pp. 667-677, 2002.
- [59] P.P. Angelov, D.P. Filev, "An approach to on-line identification of Takagi-Sugeno Fuzzy models," *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Part B*, vol. 33, December, 2003.
- [60] P.P. Angelov, R.A. Buswell, "Evolving rule-based models, a tool for intelligent adaptation," *Proceedings of the Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS Annual Conference*, Vancouver, BC, Canada, 25-28 July, pp. 1062-1067, 2001.
- [61] P.P. Angelov, D.P. Filev, "Flexible models with evolving structure," *Proceedings of the IEEE Symposium on Intelligent Systems IS02*, Varna Bulgaria, vol. 2, pp. 28-33, 10-12 September, 2002.
- [62] P.P. Angelov, *Evolving Rule-based Models: A Tool for Design of Flexible Adaptive Systems*, Springer, Physica-Verlag, Heidelberg, Germany, 2002.
- [63] P.P. Angelov, *Evolving Rule-based Models: A Tool for Design of Flexible Adaptive Systems*, Springer, Physica-Verlag, Heidelberg, Germany, 2002.
- [64] A. L. Juloski, W. P. M. H. Heemels, and G. Ferrari-Trecate, "Data-based hybrid modeling of the component placement process in pick-and-place machines," *Control Eng. Prac.*, vol. 12, no. 10, pp. 1241-1252, 2004.
- [65] Bemporad, A., Garulli, A., Paoletti, S., & Vicino, A. (2003). A greedy approach to identification of piecewise affine models. In O. Maler & A. Pnueli (Eds.), *Hybrid systems: Computation and control*. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2623 (pp. 97-112). Berlin: Springer.

Abstract

System Identification, as it is known, is a field of control theory concerned with the fitting of models to given sets of signals or data. Most existing methods for system identification make use of an input-output framework where the input signals, $u(t)$ to the system, and the output signals, $y(t)$, from the system are observed data.

Hybrid systems have attracted increasing attention in the control community during the last decade. This interest is mainly due to their ability to capture the mixed continuous and discrete dynamics of many real systems.

Hybrid Systems consist of continuous time and/or discrete time processes interfaced with some logical or decision making process. In this thesis, we focus on the identification of hybrid systems.

An on-line system identification method, namely evolutionary potential fuzzy clustering approach is developed with some useful modifications for hybrid systems.

The effectiveness of the proposed identification method is tested and evaluated on some benchmark hybrid systems.

Keywords: identification , hybrid systems , PieceWise Affine (PWA)systems ,clustering



Shahrood University of Technology

Department of Electrical and Robotic Engineering

**Thesis submitted for
Degree of Master of Science (MSc) in Control Engineering**

**Identification of Hybrid Systems Using Intelligent Methods
(fuzzy)**

Student:

Saeed Sepasi

Supervisor:

Dr. M.A. Sadrnia

June 2008