

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه شاهرود
دانشکده برق و رباتیک
گروه کنترل

پایان نامه کارشناسی ارشد

ردیابی هدف زیر سطحی مانوردار فقط با
اطلاعات سمت با استفاده از فیلتر کالمن بی

بوفازی

پریسا کدخدا مزرچی

استاد راهنما

دکتر حسین قلی زاده نرم

شهریور ۱۳۹۴



مدیریت تحصیلات تکمیلی
فرم شماره (۶)

بسمه تعالی

شماره : ۴/۹۴.آ.ت.ب
تاریخ : ۹۴/۰۶/۱۷
ویرایش : -----

فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای :

پریسا کدخدا مزرگی رشته : مهندسی برق گرایش : کنترل

تحت عنوان : رديابي هدف زیرسطحي مانور دار فقط با اطلاعات سمت با استفاده از فیلتر کالمن بی بوی فازی

که در تاریخ ۹۴/۰۶/۱۷ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است :

قبول (با درجه : خوب امتیاز ۱۴۴) دفاع مجدد مردود

۱- عالی (۲۰ - ۱۹) ۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶) ۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما	دکتر علی زارره	دانشیار	
۲- استاد مشاور	---	---	---
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	دکتر محمدرحیم زارره	استاد	
۴- استاد ممتحن	دکتر نازی	استاد	
۵- استاد ممتحن	دکتر طهران زارره	دانشیار	

رئیس دانشکده :

مشکر و قدردانی:

استاد گرانمایه جناب آقای دکتر حسین قلی زاده نرم

آنچه از این جان می آید این است که از صمیم قلب از همکاری صادقانه و کوشش خالصانه می ثنا

در راستای هدایت و راهنمایی اینجانب تقدیر و تشکر نمایم و صمیمانه ترین سپاس های خود را به شما که شمع

وجود که انقدر خویش را در طبق اخلاص نهاده و نهال نوپای امروز را به امید فردایی سگوفاتر با

عصاره جان آبیاری می نماید نثار کنم. امید است پیوسته سربلند و پیروز باشید.

تعهد نامه

اینجانب پریسا کدخدا مزرگی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته برق - کنترل دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه شاهرود نویسنده پایان نامه ردیابی هدف زیر سطحی مانور دار فقط با اطلاعات سمت با استفاده از فیلتر کالمن بی بو فازی تحت راهنمایی دکتر حسین قلی زاده نرم متعهد می شوم.

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

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

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

چکیده

یکی از مشکل‌ترین مسائل آنالیز حرکت، ردیابی با زاویه سمت می‌باشد که اصولاً در ردیابی اهداف زیر سطحی با سونار غیر فعال مطرح می‌گردد. برای تخمین حالت هدف در ردیابی با زاویه سمت معمولاً از روش‌های مبتنی بر فیلتر کالمن استفاده می‌شود. شرایطی همچون مانور حرکت و نامعلوم بودن پارامترهای آماری نویز اندازه‌گیری باعث تنزل در عملکرد این روش‌ها خواهد شد. در این پایان نامه، فیلتر کالمن بی‌بو فازی پیشنهاد شده است که تلفیقی از فیلتر کالمن بی‌بو و روش فازی است. روش فازی جهت تنظیم ماتریس کواریانس نویز فرآیند و اندازه‌گیری استفاده می‌شود. در مقایسه با فیلتر کالمن بی‌بو روش پیشنهاد شده خطای تخمین در ردیابی را کاهش می‌دهد. صحت این ادعا در شبیه‌سازی تأیید می‌گردد.

کلمات کلیدی :

بهینه‌سازی، فیلتر کالمن بی‌بو، تخمین حالت، سیستم فازی، ردیابی هدف با زاویه سمت.

فهرست

- فصل اول : مقدمه ۱
- ۱-۱- مقدمه ۲
- ۲-۱- مراحل ردیابی ۲
- ۱-۲-۱- آشکار سازی ۳
- ۲-۲-۱- وابسته سازی ۳
- ۳-۲-۱- تخمین ۳
- ۳-۱- انواع ردیابی ۳
- ۱-۳-۱- ردیابی فعال ۴
- ۲-۳-۱- ردیابی غیر فعال ۴
- ۳-۳-۱- مقایسه ردیابی فعال و غیر فعال ۴
- ۴-۱- سونار ۵
- ۱-۴-۱- تاریخچه سونار ۵
- ۲-۴-۱- تفاوت سونار با رادار ۶
- ۳-۴-۱- انواع حس گر سونار ۶
- ۴-۴-۱- سونار در جنگ ۷
- ۵-۱- ردیابی هدف فقط با زاویه سمت ۷
- ۱-۵-۱- بیان مساله ۸
- ۶-۱- مروری بر کارهای انجام شده ۹
- ۷-۱- هدف پایان نامه ۱۳

۸-۱- ساختار پایان نامه ۱۴

فصل دوم : فیلتر های بهینه ۱۵

۱-۲- مقدمه ۱۶

۲-۲- فیلتر کالمن خطی ۱۷

۱-۲-۲- الگوریتم فیلتر کالمن خطی گسسته در زمان ۱۷

۲-۲-۲- پایداری فیلتر کالمن ۲۲

۳-۲- فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF) ۲۲

۱-۳-۲- الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته ۲۳

۲-۳-۲- محدودیت های فیلتر کالمن توسعه یافته ۲۴

۳-۳-۲- پایداری فیلتر کالمن توسعه یافته ۲۵

۴-۲- فیلتر کالمن بی بو (UKF) ۲۵

۱-۴-۲- تبدیل بی بو ۲۵

۲-۴-۲- الگوریتم تبدیل بی بو ۲۶

۳-۴-۲- الگوریتم فیلتر کالمن بی بو ۲۸

۵-۲- مقایسه عملکرد UKF و EKF ۳۰

فصل سوم : روش های بهبود فیلتر کالمن بی بو ۳۱

۱-۳- مقدمه ۳۲

۲-۳- سیستم استنتاج فازی ۳۳

۱-۲-۳- انواع سیستم های فازی ۳۳

۲-۲-۳- ساختار سیستم فازی ۳۵

۳-۲-۳- توابع عضویت فازی ۳۷

۳-۳- بهینه سازی سیستم فازی ۳۸

۱-۳-۳- الگوریتم ژنتیک ۳۹

۴-۳- روش های بهبود فیلتر کالمن بی بو ۴۲

۱-۴-۳- تنظیم ماتریس کواریانس Q ۴۳

۲-۴-۳- تنظیم ماتریس کواریانس R ۴۶

فصل چهارم : ردیابی فقط با زاویه سمت ۴۹

۱-۴- مقدمه ۵۰

۲-۴- معادلات ریاضی حاکم بر سیستم ردیابی تک هدف با زاویه سمت ۵۰

۱-۲-۴- مدل فرآیند حرکت با شتاب تقریباً ثابت (NCA) ۵۱

۲-۲-۴- مدل مشاهدات ۵۲

۳-۴- شبیه سازی سیستم ردیابی تک هدف زیر سطحی با دو حس گر ثابت ۵۳

۱-۳-۴- مقایسه عملکرد فیلتر کالمن توسعه یافته و بی بو ۵۶

۲-۳-۴- نتایج شبیه سازی فیلتر کالمن بی بو فازی بهینه سازی شده ۵۸

۳-۳-۴- نتایج شبیه سازی فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی ۶۴

۴-۳-۴- مقایسه روش تنظیم Q با تنظیم R ۷۰

فصل پنجم : نتیجه گیری و پیشنهادات ۷۱

۱-۵- نتیجه گیری ۷۲

۲-۵- پیشنهادات ۷۳

مراجع ۷۵

فهرست اشکال

- شکل (۱-۱) ردیابی با زاویه سمت در فضای دو بعدی. ۹
- شکل (۱-۲) فیلتر کالمن خطی. ۲۰
- شکل (۲-۲) نمودار جعبه‌ای تبدیل بی بو ۲۶
- شکل (۱-۳) سیستم فازی تاکاگی سوگنو کانگ. ۳۴
- شکل (۲-۳) ساختار اصلی سیستم های با فازی ساز و غیر فازی ساز. ۳۴
- شکل (۳-۳) فازی ساز منفرد. ۳۵
- شکل (۴-۳) فازی ساز مثلثی ۳۵
- شکل (۵-۳) فازی ساز گوسین ۳۵
- شکل (۶-۳) توابع عضویت در سیستم استنتاج فازی. ۳۸
- شکل (۷-۳) مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک. ۴۱
- شکل (۸-۳) ساختار کروموزوم ۴۵
- شکل (۹-۳) ساختار فیلتر کالمن بی بو فازی بهینه سازی شده. ۴۶
- شکل (۱۰-۳) ساختار فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی ۴۸
- شکل (۱-۴) مقایسه نحوه ردیابی غیر فعال هدف با EKF و UKF. ۵۷
- شکل (۲-۴) نمودار حاصل از اجرای الگوریتم ژنتیک. ۵۹
- شکل (۳-۴) زوایای اندازه گیری شده از حس گر ها بر حسب رادین. ۵۹
- شکل (۴-۴) رهگیری هدف با شتاب ثابت با دو حس گر سونار غیرفعال ثابت. ۶۰
- شکل (۵-۴) مقدار تخمین موقعیت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی. ۶۱

- شکل (۴-۶) مقدار تخمین موقعیت در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی..... ۶۱
- شکل (۴-۷) تخمین سرعت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی..... ۶۲
- شکل (۴-۸) تخمین سرعت در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی..... ۶۲
- شکل (۴-۹) تخمین شتاب در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی..... ۶۳
- شکل (۴-۱۰) تخمین شتاب در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی..... ۶۳
- شکل (۴-۱۱) توابع تعلق سیستم استنتاج فازی در ورودی برای تنظیم R در روش تطبیقی فازی . ۶۵
- شکل (۴-۱۲) توابع تعلق سیستم استنتاج فازی در خروجی برای تنظیم R در روش تطبیقی فازی. ۶۵
- شکل (۴-۱۳) زوایای اندازه گیری شده توسط حس گر ۱ و ۲ بر حسب رادیان..... ۶۶
- شکل (۴-۱۴) رهگیری هدف با شتاب ثابت با دو حس گر سونار غیرفعال ثابت..... ۶۶
- شکل (۴-۱۵) تخمین موقعیت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی..... ۶۷
- شکل (۴-۱۶) تخمین موقعیت در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی..... ۶۸
- شکل (۴-۱۷) تخمین سرعت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی..... ۶۸
- شکل (۴-۱۸) تخمین سرعت در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی..... ۶۹
- شکل (۴-۱۹) شتاب در راستای محور x و خطای آن از مقدار واقعی..... ۶۹
- شکل (۴-۲۰) شتاب در راستای محور y و خطای آن از مقدار واقعی..... ۷۰

فهرست جداول

جدول (۱-۴) جذر میانگین مربعات خطا در تخمین سرعت و موقعیت با EKF و UKF ۵۷

جدول (۲-۴) تعیین پارامترهای الگوریتم ژنتیک ۵۸

جدول (۳-۴) جذر میانگین مربعات خطا در تخمین سرعت و موقعیت با OFUKF و UKF ۶۴

جدول (۴-۴) جذر میانگین مربعات خطا در تخمین سرعت و موقعیت با FAUKF و UKF ۷۰

فصل اول:

مقدمه

۱-۱- مقدمه

ردیابی هدف^۱ یکی از مسائل مهم در صنایع نظامی و غیر نظامی است، به همین علت همواره مورد توجه دانشمندان و پژوهشگران در سراسر جهان بوده است. منظور از ردیابی هدف، تخمین موقعیت، سرعت و شتاب یک هدف بر اساس داده‌های آغشته به نویز اندازه‌گیری شده توسط یک رویت گر در حال حرکت یا چند رویت گر ثابت در نقاط مختلف می‌باشد [۱]. رویت گر می‌تواند یک کشتی، یک هواپیما یا یک هواپیمای بدون سرنشین باشد. ردیابی هدف یا آنالیز حرکت هدف^۲ (TMA) مسئله بسیار گسترده‌ای است. داده‌های اندازه‌گیری شده توسط حسگر دارای نویز می‌باشد و اصولاً حسگرها در هر لحظه اطلاعات کافی در اختیار ما قرار نمی‌دهند، به همین دلیل نمی‌توان به طور مستقیم در هر لحظه حالت هدف را با استفاده از داده‌های حسگر تعیین کرد و برای دستیابی به حالت هدف نیازمند پردازش بیشتر هستیم. از این رو در حالت کلی ردیابی به سه مرحله تقسیم می‌شود که در ادامه به توضیح آن می‌پردازیم.

۱-۲- مراحل ردیابی

یک ردیابی موفق در حالت کلی نیازمند به سه مرحله آشکارسازی^۳، وابسته سازی^۴ و تخمین^۵ است [۲].

1 Target Tracking
2 Target motion analysis
3 Detection
4 Association
5 Estimation

۱-۲-۱- آشکارسازی

در این مرحله اطلاعات مفید از روی اندازه‌گیری‌های انجام شده توسط حسگر استخراج می‌گردد و برای پردازش بیشتر به مرحله بعد که وابسته سازی نام دارد، داده می‌شود.

۱-۲-۲- وابسته سازی

مرحله وابسته سازی هنگامی مطرح می‌گردد که چند هدف ردیابی شوند، تعیین این که سیگنال آشکار شده در حسگر مربوط به کدام هدف است و یا این که مربوط به به هیچ یک از اهداف نیست و داده‌ای اشتباه است، وابسته سازی نام دارد.

۱-۲-۳- تخمین

تخمین اصلی‌ترین بخش ردیابی است. در این مرحله با استفاده از اطلاعات به دست آمده از مرحله وابسته سازی، حالت هدف را تعیین می‌کنیم [۳]. برای پیش بینی حالت هدف از روش‌های نظریه تخمین و صافی‌های بهینه استفاده می‌شود که پرکاربردترین آنها فیلتر کالمن^۱ است.

۱-۳- انواع ردیابی

مسئله ردیابی اصولاً به صورت معادلات فضای حالت بیان می‌شود. با توجه به خطی یا غیرخطی بودن معادلات فضای حالت ردیابی به دو دسته خطی و غیرخطی تقسیم بندی می‌گردد. با توجه به دستگاه مختصات انتخاب شده، ردیابی به دو نوع ردیابی در فضای دو بعدی و یا سه بعدی تقسیم می‌شود.

1 Kalman Filter

رایج‌ترین نوع تقسیم بندی ردیابی از نظر نوع حسگر بکار رفته در مسئله می‌باشد که به دو نوع ردیابی فعال^۱ و ردیابی غیر فعال^۲ تقسیم می‌گردد.

۱-۳-۱- ردیابی فعال

اگر در ردیابی از حسگر فعال استفاده شود ردیابی فعال نام می‌گیرد. در ردیابی فعال سیگنالی از حسگر به سمت هدف ارسال می‌شود و با توجه به سیگنال منعکس شده، اطلاعات در مورد جهت و فاصله هدف به دست می‌آید [۴]. به عنوان مثال رادار یک حسگر فعال است که هم اطلاعات مربوط به فاصله و هم جهت هدف را در اختیار ما قرار می‌دهد.

۱-۳-۲- ردیابی غیر فعال

در ردیابی غیر فعال از حسگرهای غیر فعال استفاده می‌گردد. ردیابی غیر فعال از سیگنال‌های تولید شده یا منعکس شده از سوی هدف استفاده می‌کند و سیگنالی به سمت هدف ارسال نمی‌گردد. نمونه‌ای از حسگرهای غیرفعال پرکاربرد می‌توان به سونار غیر فعال اشاره کرد. ردیابی غیر فعال با حسگر سونار غیر فعال در بحث‌های نظامی کاربرد فراوان دارد.

۱-۳-۳- مقایسه ردیابی فعال و غیر فعال

در ردیابی فعال اطلاعات بیشتری از هدف بدست می‌آوریم. سیستم‌های غیر فعال انرژی کمتری نسبت به فعال استفاده می‌کنند، در نتیجه نیاز به تعویض باتری دیرتر احساس می‌گردد [۵]. در سیستم‌های

1 Active
2 Passive

ردیابی غیر فعال سیگنالی از طرف حسگر ارسال نمی‌گردد و فقط شنود می‌کند، پس در کاربردهای نظامی بسیار پرکاربرد است زیرا هدفی که ردیابی می‌شود حضور آن را احساس نمی‌کند.

۱-۴-۱- سونار

دانش و فناوری سونار با قدمتی بیش از رادار توانسته است کاربردهای متنوعی را در حوزه زیر آب پیدا کند. واژه سونار^۱ مخفف عبارت Sound Navigation and Ranging و به معنای ناوبری و تشخیص فاصله توسط صوت می‌باشد. امروزه نقش سونار در مخابرات زیر آبی، کشف و رهگیری اهداف، محیط شناسی، اختفا و فریب نیز توسعه یافته است. بر این مبنا می‌توان این تعریف را برای سونار ارائه نمود: «سونار سامانه‌ای است که با استفاده از انتشار صوت در آب، اندازه‌گیری و تخمین برخی کمیت‌ها (فیزیکی، شیمیایی، زیستی) یا تولید و تغییر علائم خاص را انجام می‌دهد.» [۶].

۱-۴-۱- تاریخچه سونار

در سال ۱۹۰۶ اولین سونار غیر فعال جهت شناسایی توده‌های یخ توسط لوئیس نیکسون اختراع گردید. در جنگ جهانی اول برای شناسایی اهداف دریایی نیاز به استفاده از سونار افزایش یافت. پاول دانکوین فرانسوی به همراه کنستانتین چلوسکی روس موفق به اختراع اولین سونار فعال در سال ۱۹۱۵ شدند. اگرچه مبدل‌های پیزو الکتریک نسبت به این سونار ترجیح داده شدند، اما در جای خود این نوع سونارها آینده روشنی را در علم رادار شناسی بازی کردند. در سال ۱۹۱۶ زیر نظر بخش تحقیقات و اختراعات انواع ناوگان‌های دریایی بریتانیا، رابرت بویل (فیزیکدان کانادایی)، پروژه‌ای را بر عهده گرفت و با تشکیل کمیته تحقیقاتی ASDIC موفق به ساخت نمونه‌ی آزمایشی شدند که با نام او شناخته شد. در سال ۱۹۱۸ انگلیس و ایالات متحده متفقاً موفق به ساخت سیستم‌های مجهز به

1 Sonar

سونار فعال شدند. در سال ۱۹۲۳ تولید این نوع سیستم‌ها به طور رسمی آغاز گشت. پس از جنگ جهانی دوم ناوگان آمریکا اقدام به تولید کشتی‌ها و زیردریایی‌هایی که دارای فناوری معروف به ماهی کوچک بودند، کرد.

۱-۴-۲- تفاوت سونار بارادار

رادارها امواج الکترومغناطیسی به کار می‌برند و سونارها از امواج فرا صوتی استفاده می‌کنند، که مانند امواج صوتی، ولی دارای بسامد بسیار بالا هستند. امواج فرا صوتی هم مانند امواج صوتی و نور، بازتابش می‌شوند و به کمک این امواج بازتابش شده نقشه سطح دریاها و جای پستی و بلندی‌ها کاملاً مشخص می‌شود.

۱-۴-۳- انواع حسگر سونار

حسگر سونار دو نوع است: سونار فعال^۱ و سونار غیر فعال^۲.

۱- **سونار فعال:** سونار فعال از قدیمی‌ترین سامانه‌های سوناری است که عملکردی مشابه رادار فعال دارد. در این سامانه امواج صوتی پر قدرت توسط بخش فرستنده به درون آب گسیل می‌شوند، سپس بخش گیرنده با دریافت و پردازش امواج منعکس شده، جانداران و شناورها را کشف، مکان یابی و شناسایی می‌کنند [۶]. برای تشخیص فاصله از هدف، شخص می‌تواند مدت زمان بین دریافت و ارسال پالس را اندازه‌گیری کند. برای اندازه‌گیری جهت و راستای هدف می‌توان از هیدروفونیک‌های متعدد استفاده کرد، و سپس زمان دریافت پالس توسط هر یک از این هیدروفون‌ها را اندازه گرفت و با مقایسه

1 Active Sonar
2 Passive Sonar

این زمان‌ها به راحتی می‌توان جهت و راستای هدف را تعیین نمود. اندازه‌گیری عمق دریا (عمق سنجی آکوستیکی) و اندازه‌گیری ساخت بین دو پاسخگر از نمونه‌های کاربرد سونار فعال هستند.

۲- سونار غیر فعال: سیستم سونار غیر فعال علاوه بر دریافت پژواک‌های منعکس شده از هدف، صداهای تولید شده توسط وال‌ها، آتش فشان‌ها، زیردریایی‌ها و دیگر منابع صدا در زیر آب را نیز دریافت می‌کند. سونار غیر فعال در عملیات جاسوسی و مسیریابی اهداف (آنالیز مسیر هدف) کاربرد فراوان دارد.

۱-۴-۴- سونار در جنگ

در کاربردهای زیر سطحی به دلیل عدم استفاده از رادار، سیستم‌های مشاهده مبتنی بر صوت (سونار) مورد توجه قرار گرفته است، ولی با توجه به اینکه مهمترین ویژگی شناورهای زیر سطحی عامل غافلگیری است استفاده از سونار فعال باعث آشکار شدن موقعیت خودی قبل از تشخیص موقعیت هدف خواهد شد. به همین دلیل سیستم‌های رهگیری مبتنی بر سونار غیر فعال مورد توجه قرار گرفته‌اند [۷].

۱-۵- ردیابی هدف فقط با زاویه سمت

در محیط زیر دریا اصولاً ردیابی در دو بعد و با استفاده از حسگر سونار غیرفعال انجام می‌شود. در این حالت با مسئله ردیابی هدف فقط با زاویه سمت روبرو هستیم. البته اخیراً در کار با حسگرهایی همچون رادار غیر فعال، مادون قرمز و نیز فاصله‌یاب الکترونیک (ESM) این مسئله مطرح می‌گردد. [۸].

1 Bearing only target tracking

مسئله آنالیز حرکت فقط با زاویه سمت^۱ (BO - TMA) به مفهوم تخمین مسیر حرکت هدف مورد نظر با استفاده از اندازه‌گیری جهت سیگنال دریافت شده است که اصولاً این اندازه‌گیری دارای نویز می‌باشد [۹]. اگر هدف و حسگر در یک صفحه قرار داشته باشند این زاویه اصطلاحاً زاویه سمت^۲ نامیده می‌شود. در BOT اندازه‌گیری‌هایی که توسط حسگر صورت می‌گیرد، فقط زاویه سمت هدف در طول زمان است و برد آن اندازه‌گیری نمی‌شود. مسأله BOT اصولاً در دسته ردیابی غیرخطی جای می‌گیرد. خطی یا غیرخطی بودن معادلات حالت کاملاً بستگی به نوع دستگاه مختصات انتخاب شده و ماهیت حسگر به کار رفته دارد. اصولاً مسأله BOT در دستگاه مختصات کارتزین بیان می‌شود که در این صورت معادله فرآیند به صورت خطی و معادله اندازه‌گیری به صورت غیرخطی مدل می‌گردد.

۱-۵-۱- بیان مسأله

شمای کلی مسأله BOT در شکل (۱-۱) نشان داده شده است. مقدار θ_k اندازه دقیق زاویه سمت، Γ_k موقعیت حسگر و هدف دستیابی به موقعیت هدف P_k از بین N داده نویزی در لحظه k می‌باشد. n_k نویز اندازه‌گیری می‌باشد که به صورت نویز گوسی نرمال با واریانس $\sigma_n^2(k)$ می‌باشد. رابطه بین زاویه سمت هدف، موقعیت حسگر و موقعیت هدف به صورت معادله غیرخطی (۱-۱) می‌باشد:

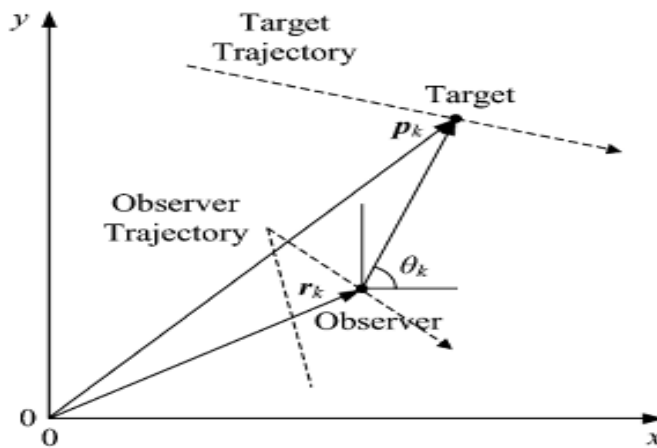
$$\theta_k = \tan^{-1} \frac{\Delta y_k}{\Delta x_k} \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (1-1)$$

1 Bearing only target motion analysis

2 Bearing angle

$$\begin{aligned}\Delta y_k &= \rho_{y,k} - r_{y,k} \\ \Delta x_k &= \rho_{x,k} - r_{x,k} \\ P_k &= [\rho_{x,k}, \rho_{y,k}]^T \\ r_k &= [r_{x,k}, r_{y,k}]^T\end{aligned}\quad (2-1)$$

$$\tilde{\theta}_k = \theta_k + n_k \quad n_k \sim N(0, \sigma_n^2(k)) \quad (3-1)$$



شکل (۱-۱): ردیابی با زاویه سمت در فضای دو بعدی [۱]

حل این مساله در نگاه اول ساده به نظر می‌رسد، ولی وجود نویز و ذات غیرخطی مساله، حل آن را بسیار دشوار می‌کند.

۱-۶- مروری بر کارهای انجام شده

مطالعه در مورد ردیابی با زاویه سمت به دو دسته ردیابی اهداف با مانور و بدون مانور تقسیم بندی می‌گردد. بیشتر تحقیقات در مورد ردیابی با زاویه سمت بر روی اهداف بدون مانور متمرکز شده است. قبل از بررسی روش‌های ردیابی، برای دستیابی به حالت هدف باید مساله رویت پذیری سیستم ردیابی

مورد بررسی قرار گیرد . لازم به ذکر است که فقط در صورتی که شرایط رویت پذیری برقرار باشد، سیستم پاسخ صحیح خواهد داشت . سیستم ردیابی رویت پذیر است هرگاه حالت هدف به دست آمده یکتا باشد . در [۱۰] شرایط رویت پذیری برای یک سیستم ردیابی با زاویه سمت با سه حسگر سونار ثابت در مکان‌های مختلف برای دو نوع حرکت با شتاب ثابت خطی و با سرعت ثابت بررسی شده است. در این مقاله تئوری رویت پذیری در سیستم‌های خطی را برای سیستم غیرخطی BO بکار برده است و در نهایت به این نتیجه رسیده است که فقط در صورتی که حسگرها روی یک خط قرار داشته باشند و هدف هم روی همین خط حرکت کند رویت پذیری برقرار نیست. [۱۱] با مدلسازی مسأله به صورت خطی، روشی خطی بر اساس حداقل مربعات^۱ (LS) برای حل آن ارائه نموده است. در این مقاله رویت پذیری مسأله بررسی و نشان داده شد که برای یک هدف با سرعت ثابت و یک حسگر با سرعت ثابت که در یک صفحه حرکت می‌کنند، تخمین موقعیت و سرعت هدف مقدور نخواهد بود مگر اینکه حسگر جهت حرکت خود را تغییر دهد یا به اصطلاح مانور کند [۲]. پس از مسأله رویت پذیری، مسأله تخمین حالت هدف مطرح می‌گردد. در کل الگوریتم‌های تخمین برای ردیابی هدف با زاویه سمت به دو دسته پردازش دسته‌ای^۲ و پردازش بازگشتی^۳ تقسیم می‌گردند. [۱۲] از تخمین گر حداکثر شانس^۴ دسته‌ای برای ردیابی یک هدف با سرعت ثابت به کمک یک حسگر متحرک استفاده کرده است و کارایی تخمین گر حداکثر شانس را با دو تخمین گر شبه خطی^۵ و MIV^۶ بررسی نموده است . تخمین گر شبه خطی نسبت به دو تخمین گر دیگر از نتایج ضعیف‌تری برخوردار است و برای ردیابی اهداف در فواصل طولانی مناسب نیست. این روش که جزء روش‌های بایاس‌دار محسوب می‌گردد، بیشتر برای اندازه‌گیری مقادیر اولیه تخمین گرهای پیچیده‌تر استفاده می‌شود. [۱۳] در ادامه تحقیقات

1 Least Square

2 Batch processing

3 Recursive processing

4 Maximum likelihood estimator

5 Pseudo - linear estimator

6 Modified Instrumental Variable

انجام شده در [۱۲] به بررسی بیشتر تخمین گر شبه خطی پرداخته است و از جمع‌های بازگشتی برای تبدیل پردازش دسته‌ای به پردازش ترتیبی^۱ به منظور کاهش حجم محاسبات و کاهش حافظه مورد نیاز استفاده کرده است. در این مقاله نتایج برای فواصل طولانی و کوتاه بیان شده است. در کل روش‌های خطی روش‌های مناسبی نیستند و مشکل این روش‌ها بایاس‌دار بودن آنهاست که این مشکل در روش‌های غیر خطی وجود ندارد.

فیلتر کالمن توسعه یافته^۲ یکی از ساده‌ترین و پرکاربردترین روش‌های تخمین سیستم‌های غیر خطی است. ایده اصلی آن خطی سازی توابع غیر خطی با استفاده از سری بسط تیلور است [۱۴]. در [۱۵] از فیلتر کالمن توسعه یافته یا به اختصار EKF برای بررسی در حرکت با سرعت ثابت روی خط راست و حرکت چرخشی با سرعت ثابت استفاده کرده است. در این مقاله به بررسی تأثیر مقادیر اولیه و ماتریس کواریانس اندازه‌گیری (R) انتخابی در دقت و کارایی فیلتر EKF پرداخته است و به این نتیجه رسیده است که اگر مقادیر اولیه در فیلتر کالمن مناسب انتخاب نگردد موجب واگرایی فیلتر خواهد شد و در صورتی که کواریانس اندازه‌گیری (R) بزرگ انتخاب گردد، همراه با شرایط اولیه مناسب فیلتر بهینه عمل می‌کند و با انتخاب کواریانس اندازه‌گیری کوچک تخمین فیلتر دقیق نخواهد بود. [۱۶] از فیلتر کالمن توسعه یافته برای ردیابی هدف با مانور استفاده کرده است و برای بررسی عملکرد فیلتر از معیار حد کرامر راوو^۳ بهره برده است. فیلتر کالمن توسعه یافته در مواردی که میزان غیر خطی بودن سیستم زیاد است جوابگو نیست، از طرفی محاسبه ماتریس ژاکوبین و هسیان گاه محاسبات بسیار پیچیده‌ای دارند. از این رو در [۱۷] از فیلتر^۴ DDF1 استفاده کرده است. این روش از درون‌یابی استرلینگ^۵ برای خطی سازی ترم خطی استفاده می‌کند. در این مقاله برای ردیابی هدف با زاویه سمت با سرعت ثابت از روش DDF1 استفاده کرده و با روش EKF مقایسه نموده است. روش DDF1 نیاز به

1 Sequential processing

2 Extended kalman filter

3 Cramer Rao

4 First order Divided Difference Filter

5 Stirling interpolation

محاسبه ماتریس ژاکوبین یا هسیان ندارد و دقت و پایداری بهتری نسبت به EKF دارد. برای غلبه بر مشکلات EKF، [۱۸] از فیلتر کالمن بی بو^۱ برای ردیابی هدف با سرعت ثابت به کمک دو حسگر استفاده کرده است و عملکرد این فیلتر را با فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه اول و دوم مقایسه نموده است. فیلتر کالمن بی بو یا به اختصار UKF که بر مبنای استفاده از تبدیل بی بو^۲ (UT) تخمین گری منتج از KF می‌باشد. در [۱۸] نشان داده شده است که عملکرد فیلتر کالمن بی بو از فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه اول بهتر است و فیلتر کالمن توسعه یافته مرتبه دوم که از ماتریس هسیان استفاده می‌کند، علی‌رغم اینکه محاسبات پیچیده‌تری دارد از عملکرد بهتری برخوردار نیست. در [۱۹] RUKF^۳ معرفی شده است که مبنای قانون انتگرال استوکستیک^۴ از درجه سوم است. فیلتر کالمن بی بو با مجموعه استانداردی از نقاط سیگما^۵ مدل خاصی از RUKF است، هنگامی که فقط یک تکرار به ازای مقدار ثابتی از پارامترها استفاده شود. در [۲۰] از فیلتر کالمن بی بو تطبیقی یا به اختصار AUKF^۶ استفاده شده است. در فیلتر کالمن بی بو تطبیقی به کمک معیار بهینه‌سازی یک مجموعه از نقاط سیگما انتخاب می‌شود و برای تقریب حالت‌های شرطی از آن استفاده می‌شود. در [۲۱] به مقایسه دو روش RUKF و AUKF پرداخته است. حجم محاسبات در RUKF بیشتر از AUKF است زیرا RUKF از تمام مجموعه‌های نقاط سیگمای استفاده می‌کند، حال آنکه در AUKF فقط از مجموعه‌ی بهینه استفاده می‌شود. در این مقاله با پیاده‌سازی دو روش برای ردیابی هدف با سرعت ثابت به کمک یک حسگر متحرک در نهایت به این نتیجه رسیده است که AUKF برای حالاتی مناسب است که نسبت سیگنال به نویز بالا باشد و وقتی سیگنال به نویز پایین است، بهتر است از RUKF استفاده کنیم. همان‌طور که قبلاً گفته شد اکثر تحقیقات موجود به خصوص در مورد ردیابی

1 Unscented Kalman Filter
2 Unscented Transfer
3 Randomized Unscented Kalman Filter
4 Stochastic integration rule
5 Sigma point
6 Adaptive Unscented Kalman Filter

زیر سطحی با سونار غیر فعال با فرض سرعت ثابت انجام شده است، زیرا در زیر سطح آب اکثر اهداف با سرعت ثابت حرکت می‌کنند یا با سرعت ثابت در حال چرخش هستند. حال آنکه اگر هدف جهت حرکت یا نوع حرکت خود را تغییر دهد دیگر فیلتر کالمن به تنهایی دقت لازم را دارا نیست. یک راه حل برای رفع این مشکل استفاده از ساختارهای چندگانه^۱ است. از این جمله می‌توان به ساختار IMM^۲ اشاره کرد که از چند فیلتر برای مدل‌های مختلف مانور استفاده می‌کند، ولی اگر مانور زیاد باشد برای رسیدن به دقت مطلوب با استفاده از این روش باید مجموعه مدل بزرگ باشد که باعث بالا رفتن حجم محاسبات خواهد شد. پس برای رفع این مشکل مدل چندگانه ساختار متغیر توسط آقای X.R.Li معرفی شد [۲۲]. این روش پاسخ بهتری در مانورهای بالا خواهد داشت. در استفاده از ساختارهای چندگانه به خصوص IMM همان طور که گفته شد نیازمند تعریف مدل و ابعاد مختلف آن و همچنین تعریف سطح نويز فرآیند هستیم. در این راستا [۲۳] با تلفیق فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی با ساختار IMM برای ردیابی هدف مانور دار به کمک دو حسگر سونار ثابت سعی در ارائه پاسخ با دقت بیشتر و جلوگیری از واگرایی فیلتر داشته است. این روش تا حدی موفق عمل کرده ولی هنوز مساله وابستگی به اطلاعات پیشین وجود دارد، به خصوص تعیین کواریانس نويز در دقت پاسخ بسیار موثر است.

۱-۷- هدف پایان نامه

در این پایان نامه، از حسگر سونار غیر فعال برای ردیابی هدف زیرسطحی با شتاب ثابت استفاده شده است. به این منظور دو حسگر سونار غیر فعال در موقعیت ثابت، زاویه سمت هدف را اندازه‌گیری می‌کنند. هدف و حسگرها در یک صفحه مختصات دو بعدی مفروض می‌باشند. هدف این است که با

1 Multiple Model

2 Interacting Multiple Model

تلفیق روش‌های فازی و فیلتر بهینه کالمن بی بو دقت ردیابی را افزایش دهیم. از سیستم فازی برای کاهش نیاز به شناخت خواص استاتیکی نویز در قالب تنظیم مقدار بهینه کواریانس نویز استفاده می‌کنیم.

۱-۸- ساختار پایان نامه

همان‌طور که مشاهده شد، فصل اول پایان نامه شامل مقدمه، تعریف ردیابی و توضیح مراحل و انواع آن، تعریف حسگر سونار، تاریخچه و انواع آن، تعریف ردیابی با زاویه سمت و مروری بر کارهای انجام شده در زمینه‌ی ردیابی با زاویه سمت و در نهایت بیان هدف و ساختار پایان نامه می‌باشد. فصل دوم به معرفی فیلتر بهینه کالمن خطی و روش‌های مبتنی بر آن برای سیستم‌های غیر خطی شامل فیلتر کالمن توسعه یافته و فیلتر کالمن بی بو پرداخته شده است. در فصل سوم در ابتدا مقدمه‌ای از سیستم‌های فازی و الگوریتم ژنتیک بیان می‌شود و در نهایت به بیان روش‌های بهبود فیلتر کالمن بی بو فازی پرداخته شده است. فصل چهارم پس از بیان مدل سیستم ردیابی نتایج شبیه‌سازی بیان شده است. فصل پنجم نتایج بدست آمده در این پایان نامه و نیز پیشنهادات ادامه کار در این زمینه ارائه می‌شود.

فصل دوم:

فیلترهای هبینه

۲-۱- مقدمه

فیلتر بهینه به روشی گفته می‌شود که با استفاده از آن حالت یک سیستم متغیر با زمان تخمین زده می‌شود. تاریخچه فیلترهای بهینه از فیلتر وینر^۱ آغاز شد. فیلتر وینر یک فیلتر خطی مستقل از زمان^۲ (LTI) است که در کنترل و پردازش سیگنال کاربرد فراوان دارد. این تخمین‌گر یک تخمین حداقل میانگین مربعات خطا^۳ (LMMSE) از سیگنال ارائه می‌کند. حجم محاسبات بالا در این فیلتر باعث شد که فقط برای حل مسائل با بعد کم مناسب باشد و از طرفی این فیلتر فقط برای سیگنال‌های ایستا و سیستم‌های پایدار قابل کاربرد است. موفقیت در فیلترهای بهینه در زمینه کاربردهای مهندسی با مقاله تأثیرگذار کالمن در سال ۱۹۶۰ آغاز شد [۲۴]. وی در این مقاله یک روش بازگشتی برای حل مساله فیلترینگ بهینه سیستم‌های خطی گسسته در زمان معرفی کرد. فیلتر کالمن ریاضیات ساده‌تری نسبت به فیلتر وینر داراست و در حالت خاص فیلتر وینر را نیز در برمی‌گیرد. در بحث ردیابی هدف پرکاربردترین فیلترهای بهینه اصولاً فیلترهای مبتنی بر فیلتر کالمن و فیلتر ذره‌ای می‌باشند. فیلتر ذره‌ای مهمترین روش غیر پارامتریک برای تخمین سیستم‌های غیر خطی است که کاربرد وسیعی در سیستم‌های غیر خطی و غیر گوسی دارد. با وجود مزایای فراوان، این فیلتر دارای نقاط ضعف بزرگی است که از جمله می‌توان به مساله فقر نمونه [۲۵]، تباهدگی [۲۶]، انتخاب تابع توزیع پیشنهادی [۲۷] و وابستگی به تعداد ذرات [۲۸] اشاره کرد. از این رو بهترین و پرکاربردترین روش برای بررسی سیستم‌های ردیابی به خصوص در ردیابی اهداف زیر سطحی با حسگر سونار، روش‌های مبتنی بر فیلتر کالمن است. در این فصل به بررسی فیلتر کالمن خطی توسعه یافته و بی‌بو می‌پردازیم.

1 Wiener Filter

2 Linear Time Invariant

3 Linear Minimum Mean Square Error

۲-۲-۲- فیلتر کالمن خطی

فیلتر کالمن و شکل‌های مختلف آن به عنوان یکی از اساسی‌ترین روش‌ها جهت آنالیز و حل مشکلات تخمین دسته وسیعی از سیستم‌ها شناخته شده‌اند. این فیلتر با استفاده از یک روش بازگشتی، میانگین مربع خطا را کمینه می‌کند. فیلتر کالمن ابزار قدرتمندی است که قادر است حالت‌های سیستم را در صورتی که مدل سیستم دقیق معلوم نباشد تخمین بزند. فیلتر کالمن در واقع یک راه حل عملی از فیلتر بیز^۱ است هنگامی که مدل سیستم دینامیکی مورد بررسی به صورت خطی باشد و نویز فرآیند و اندازه‌گیری دارای ماهیت گوسی باشند.

۲-۲-۱- الگوریتم فیلتر کالمن خطی گسسته در زمان

سیستم دینامیکی خطی گسسته در زمان با نویز گوسی جمع شونده به شکل معادله (۱-۲) مفروض است.

$$x_k = A_k x_{k-1} + B_k u_k + w_{k-1} \quad (1-2)$$

با معادله اندازه‌گیری خطی به صورت زیر است:

$$z_k = H_k x_k + u_k \quad (2-2)$$

در معادلات فوق $x \in R^n$ و $z \in R^m$ می‌باشند. w_k نویز فرآیند با توزیع گوسی نرمال و با میانگین صفر و کواریانس Q_k می‌باشد.

$$E[w_k w_j^T] = Q_k \quad \forall k, j \quad (3-2)$$

و v_k نویز اندازه‌گیری با تابع گوسی نرمال و میانگین صفر و کواریانس R_k است.

1 Bayesian Filter

$$E[v_k v_j^T] = R_k \quad \forall k, j \quad (4-2)$$

v_k و w_k مستقل از یکدیگر فرض می‌شوند.

$$E[v_k w_j^T] = 0 \quad \forall k, j \quad (5-2)$$

در عمل ماتریس‌های کواریانس نويز فرآیند Q و کواریانس نويز اندازه‌گیری R می‌توانند در هر گام یا با هر اندازه‌گیری تغییر کنند ولی در بسیاری از مواقع ثابت فرض می‌شوند. مقدار حالت اولیه در حالت کلی نامعلوم است که به صورت متغیر تصادفی با توزیع گوسی نرمال و میانگین و کواریانس معلوم فرض می‌گردد. دو دنباله نويز و حالت اولیه متقابلاً مستقل فرض می‌شوند، یعنی:

$$E[x_0 v_k^T] = 0 \quad \forall k \quad (6-2)$$

$$E[x_0 w_k^T] = 0 \quad \forall k \quad (7-2)$$

با در نظر گرفتن شرایط فوق می‌توان گفت تخمین حالت x با استفاده از مشاهدات z یک تخمین بهینه است که توسط فیلتر کالمن محاسبه می‌گردد. با فرض گوسی بودن حالت اولیه و تمام نويزهای وارد شده به سیستم فیلتر کالمن یک تخمین گر بهینه حداقل میانگین مربعات خطا (MMSE) است. فیلتر کالمن حالت‌ها را در یک فرآیند با فرمی از کنترل فیدبکی تخمین می‌زند، پس در حالت کلی معادلات فیلتر کالمن به دو بخش تقسیم می‌گردند:

۱- مرحله به روز رسانی زمان^۱: در این مرحله پیش بینی حالت بر اساس مشاهدات قبلی صورت می‌گیرد. معادلات به روز رسانی زمان به معادلات پیش بین نیز معروف است.

$$\bar{x}_k = A_k \hat{x}_{k-1} + B_k u_k \quad (8-2)$$

\bar{x}_k پیش بینی بردار حالت در لحظه t_k به شرط معلوم بودن مشاهدات تا لحظه t_{k-1} است و \hat{x}_{k-1} تخمین بردار حالت در لحظه t_{k-1} به شرط صحیح بودن مشاهدات تا لحظه t_{k-1} است.

1 Time update

$$P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (9-2)$$

P_{k-1} ماتریس کواریانس بردار حالت \hat{x}_{k-1} است، P_k^- ماتریس کواریانس بردار حالت \hat{x}_k است. از نظر تئوری مقدار کواریانس پیش بینی حالت معیاری برای عملکرد بهینه فیلتر کالمن تحت شرایط نویز گوسی نرمال است. مقدار کواریانس پیش بینی حالت وابسته به مقداردهی اولیه آن و مقادیر Q و R است.

۲- مرحله بروز رسانی مشاهدات^۱: این مرحله که بخش فیدبک را برعهده دارد و تنظیم بین مقدار تخمین زده شده با اندازه گیری واقعی را انجام می دهد، از این رو مرحله تصحیح کننده در فیلتر کالمن نیز نامگذاری می شود. در این مرحله بردار حالت مشاهدات جدید بروز می گردد و تخمین نهایی حاصل می شود.

محاسبه پیش بینی مشاهده:

$$\hat{z}_k^- = H_k \hat{x}_k^- \quad (10-2)$$

محاسبه ماتریس کواریانس ابداع:

$$S_k = H_k P_k^- H_k^T + R_k \quad (11-2)$$

محاسبه بهره فیلتر کالمن:

$$K_k = P_k^- H_k^T S_k^{-1} \quad (12-2)$$

محاسبه تخمین حالت:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (13-2)$$

در معادله (۱۳-۲) $(z_k - H_k \hat{x}_k^-)$ ، مانده مشاهدات^۲ یا دنباله ابداع^۳ نامیده می شود.

1 Measurement update
2 Measurement residual
3 Innovation Process

$$v_k = z_k - \hat{z}_k^- \quad (14-2)$$

در شرایطی که فیلتر کالمن خطی بهترین عملکرد خود را داشته باشد دنباله ابداع یک فرآیند سفید است.

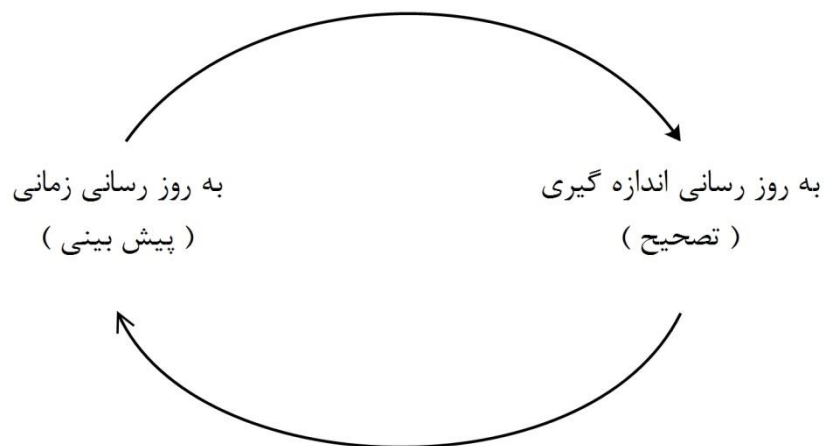
محاسبه کواریانس تخمین حالت:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (15-2)$$

یا می توان معادله (۱۵-۲) را به شکل زیر نوشت:

$$P_k = P_k^- - K_k S_k K_k^T \quad (16-2)$$

محاسبه ماتریس کواریانس حالت مستقل از حالت و مشاهدات است پس می تواند به صورت آفلاین محاسبه گردد.



شکل (۱-۲): فیلتر کالمن خطی

بهره فیلتر کالمن که در معادله (۱۲-۲) بیان شده است، ماتریس کواریانس حالت را کمینه می کند.

بهره فیلتر کالمن را می توان به شکل زیر نیز بازنویسی کرد:

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (17-2)$$

اگر کواریانس خطا مشاهدات R_k به سمت صفر میل کند:

$$\lim_{R_k \rightarrow 0} K_k = H_k^{-1} \quad (18-2)$$

یعنی تأثیر مانده مشاهدات در تخمین حالت، با توجه به معادله (۲-۱۳) افزایش یافته است یا به عبارتی معادلات فیلتر کالمن اطمینان بیشتری نسبت به مشاهدات انجام شده داراست و مشاهدات دقیق هستند و پیش بینی حالت از دقت کمتری برخوردار است. اگر P_k^- را با سمت صفر میل دهیم، داریم:

$$\lim_{P_k^- \rightarrow 0} K_k = 0 \quad (19-2)$$

یعنی تأثیر مشاهدات در تخمین بسیار کاهش یافته و به صفر رسیده است. یا به عبارتی مشاهدات از دقت کمی برخوردار هستند و پیش بینی حالت مورد اطمینان تر است [۲۹]. بهره کالمن با توجه به معادله (۲-۱۲) به کواریانس پیش بینی حالت P_k^- و معکوس کواریانس ابداع (S_k) وابسته است. بزرگ بودن بهره فیلتر کالمن نشان دهنده اطمینان کمتر به پیش بینی حالت (P_k^- بزرگ) و دقت بالا در مشاهدات (S_k کوچک) است. هر چه بهره فیلتر کالمن بزرگتر باشد سرعت فیلتر کالمن نسبت به مشاهدات انجام شده افزایش می‌یابد، یعنی بزرگ بودن بهره کالمن باعث افزایش سرعت فیلتر خواهد شد. از طرفی با کوچک بودن بهره کالمن که در نتیجه دقت کم مشاهدات (S_k بزرگ) و اطمینان بیشتر به پیش بینی حالت (P_k^- کوچک) است پاسخ فیلتر کند خواهد شد. کند بودن پاسخ فیلتر کالمن باعث می‌گردد فیلتر نسبت به نویز مشاهدات مقاوم تر باشد. پس از آنجا که کواریانس پیش بینی حالت و کواریانس مشاهدات تا حدودی به مقادیر انتخابی Q و R وابسته است با انتخاب مقادیر مناسب Q و R باید بین سرعت فیلتر و مقاوم بودن آن در برابر نویز مشاهدات مصالحه ایجاد کنیم.

۲-۲-۲-۲- پایداری فیلتر کالمن

یکی از مزایای فیلتر کالمن این است که نیازمند پایداری سیستم دینامیکی نیست و برای سیستم‌های ناپایدار نیز جوابگو است. پایداری در فیلترها تعریف متفاوتی از تعریف پایداری در سیستم‌ها دارد.

پایداری در یک فیلتر به معنی همگرایی کواریانس تخمین به یک مقدار نهایی است. شرط همگرایی کواریانس تخمین رویت پذیری بردار حالت سیستم است یعنی $\{A, H\}$ باید کاملاً رویت پذیر باشد [۳۰].

۲-۳- فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF):

سیستم‌های دینامیکی در واقع خطی نیستند، در نتیجه فیلترهای خطی برای تخمین حالت این سیستم‌ها مناسب نیستند. فیلتر کالمن توسعه یافته یا به اختصار EKF یکی از ساده‌ترین و مؤثرترین روش‌های تخمین سیستم‌های غیر خطی است. فیلتر کالمن توسعه یافته گسترشی از فیلتر کالمن خطی برای حل مسائل غیر خطی فیلترهای بهینه است. ایده اصلی فیلتر کالمن توسعه یافته خطی سازی توابع غیر خطی حول آخرین نقطه کار سیستم است. برای تقریب توابع غیر خطی در فیلتر کالمن توسعه یافته از بسط سری تیلور استفاده می‌گردد.

اگر نویز فرایند و اندازه‌گیری به صورت جمع شونده فرض شوند مدل EKF به صورت زیر مفروض است:

$$x_k = f(x_{k-1}) + q_{k-1} \quad (20-2)$$

$$y_k = h(x_k) + r_k \quad (21-2)$$

f مدل دینامیک سیستم به صورت تابع غیر خطی، h مدل مشاهدات به صورت غیر خطی، x بردار حالت $x \in R^n$ و y بردار خروجی $y \in R^m$ مشاهدات، q_{k-1} بردار نویز فرایند و r_k بردار نویز اندازه‌گیری است.

$$q_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1}) \quad (22-2)$$

$$r_k \sim N(0, R_k) \quad (23-2)$$

f و h می‌توانند وابسته به زمان k نیز باشند.

۲-۳-۱- الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته

همانند فیلتر کالمن خطی، فیلتر کالمن توسعه یافته نیز دارای دو مرحله است:

۱- پیش بینی :

در این مرحله پیش بینی حالت و کواریانس پیش بینی حالت محاسبه می‌گردد.

$$m_k^- = f(m_{k-1}) \quad (24-2)$$

$$P_k^- = F_x(m_{k-1})P_{k-1}F_x^T(m_{k-1}) + Q_{k-1} \quad (25-2)$$

۲- بروز رسانی :

محاسبه دنباله ابداع

$$v_k = y_k - h(m_k^-) \quad (26-2)$$

محاسبه ماتریس کواریانس ابداع

$$S_k = H_x(m_k^-)P_k^-H_x^T(m_k^-) + R_k \quad (27-2)$$

محاسبه بهره

$$K_k = P_k^-H_x^T(m_k^-)S_k^{-1} \quad (28-2)$$

محاسبه تخمین حالت

$$m_k = m_k^- + K_k v_k \quad (29-2)$$

محاسبه کواریانس تخمین حالت

$$P_k = P_k^- - K_k S_k K_k^T \quad (30-2)$$

در معادلات فوق $F_x(m)$ و $H_x(m)$ ماتریس ژاکوبین f و h می‌باشند [۳۱].

۲-۳-۲- محدودیت های فیلتر کالمن توسعه یافته

- ۱- فیلتر کالمن توسعه یافته از خطی سازی به کمک بسط تیلور به منظور تخمین استفاده می کند و این امر موجب می گردد که فیلتر کالمن توسعه یافته به صورت محلی، تخمین صحیحی را ارائه نماید و در حالت کلی مسأله تخمین بهینه به یک تخمین زیر بهینه تبدیل گردد [۳۲].
 - ۲- اگر میزان غیر خطی بودن سیستم زیاد باشد استفاده از روش خطی سازی روش دقیقی نخواهد بود و با خطی سازی روابط خطای حالت افزایش خواهد یافت و باعث واگرایی فیلتر می گردد.
 - ۳- محاسبه ماتریس ژاکوبین در برخی توابع بسیار پیچیده است و نیاز به محاسبات در حجم بالا دارد.
 - ۴- اگر سیستم خطی پرش یافته باشد، ماتریس ژاکوبین وجود نخواهد داشت و نمی توان از فیلتر کالمن توسعه یافته استفاده کرد. پس این روش برای همه سیستم های غیر خطی جوابگو نیست [۳۳].
- به عبارت دیگر برای استفاده از روش EKF حتما مدل دینامیکی سیستم و مدل مشاهدات باید مشتق پذیر باشند.

۲-۳-۳- پایداری فیلتر کالمن توسعه یافته

- شرط کافی برای پایداری فیلتر کالمن الزاماً برای فیلتر کالمن توسعه یافته کافی نیست زیرا عمل خطی سازی ممکن است باعث واگرایی فیلتر (خطای تخمین نامحدود) گردد [۳۰].

۲-۴- فیلتر کالمن بی بو (UKF)

- برای رفع محدودیت های فیلتر کالمن توسعه یافته، روش فیلتر کالمن بی بو یا به اختصار UKF که بر مبنای استفاده از یک تبدیل بی بو است، معرفی شد.
- این روش بر مبنای دو اصل زیر بنا شده است:

- ۱- به راحتی می توان یک تبدیل غیر خطی را روی یک نقطه تنها اجرا نمود.
- ۲- چندان مشکل نیست که بتوان مجموعه ای از نقاط جداگانه در فضای حالت پیدا نمود که تابع چگالی احتمال (pdf) این مجموعه تقریب خوبی از تابع چگالی احتمال واقعی بردار حالت باشد.

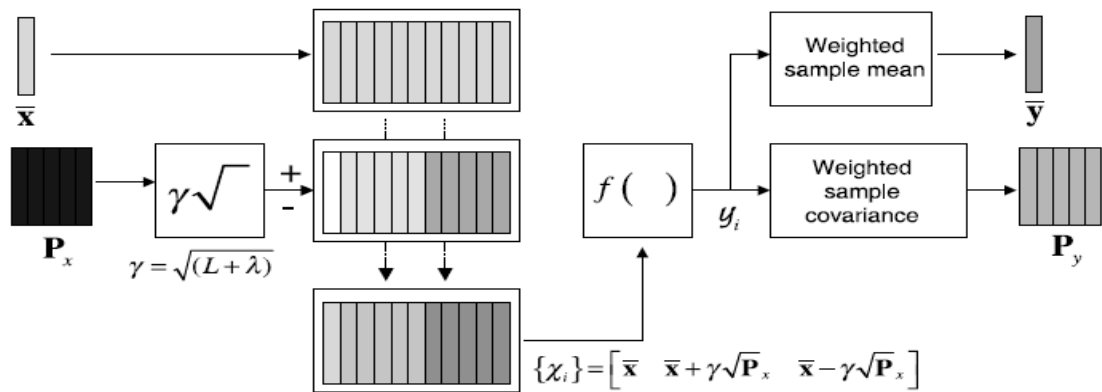
۲-۴-۱- تبدیل بی بو

تبدیل بی بو یا به اختصار UT عبارت است از روشی برای محاسبه خواص استاتیکی متغیرهای تصادفی که از یک تابع غیر خطی عبور نموده اند.

فرض کنید میانگین m و کواریانس P_x از بردار تصادفی X مشخص باشد:

$$X_{L \times 1} \rightarrow \begin{cases} \text{mean}(X) = m \\ \text{cov}(X) = P_x \end{cases} \quad X_{L \times 1} \rightarrow Y = f(X) \quad (2-31)$$

حال مجموعه ای از بردارهای قطعی به نام نقاط سیگما را می یابیم، به گونه ای که میانگین و کواریانس آنها به ترتیب برابر m و P_x باشد. پس تابع غیر خطی $Y=f(X)$ را به هر یک از بردارهای قطعی اعمال می کنیم و با این کار بردارهای تبدیل یافته را می یابیم. میانگین و کواریانس بردارهای تبدیل یافته تخمین خوبی از مقدار واقعی میانگین و کواریانس Y به دست می دهند. این کار کلید اصلی در تبدیل بی بو است. شکل (۲-۲) نمودار جعبه ای تبدیل بی بو را نشان داده است. در شکل (۲-۲) L بیانگر بعد بردار X می باشد.



شکل (۲-۲): نمودار جعبه‌ای تبدیل بی بو [۳۴]

۲-۴-۲- الگوریتم تبدیل بی بو

تبدیل بی بو بر پایه تقریب گوسی متغیرهای توام P و متغیرهای تصادفی تبدیل یافته که

$y = g(x) + q$ و $x \sim N(m, P)$ و $q \sim N(0, Q)$ به شکل زیر است:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \sim N\left(\begin{pmatrix} m \\ \mu_U \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} P & C_U \\ C_U^T & S_U \end{pmatrix}\right) \quad (۳۲-۲)$$

به منظور محاسبه خواص استاتیکی y ، ماتریس x شامل $2n+1$ ، بردار سیگما $\chi^{(i)}$ به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\begin{aligned} \chi^{(0)} &= m \\ \chi^{(i)} &= m + \sqrt{n+\lambda} [\sqrt{P}]_i \\ \chi^{(i+n)} &= m - \sqrt{n+\lambda} [\sqrt{P}]_i, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (۳۳-۲)$$

که عبارت χ_i بیانگر i امین ستون از ماتریس است. λ پارامتر مقیاس^۱ است که به شکل زیر تعریف می‌گردد:

$$\lambda = \alpha^2 (n+k) - n \quad (۳۴-۲)$$

1 Scaling parameter

پارامتر α و k گسترش نقاط سیگما را حول میانگین تعیین می‌کند. معمولاً $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$ می‌باشد مقادیر کوچکتر α بیانگر انتخاب نقاط سیگما نزدیک به هم و مقادیر بزرگتر α بیانگر گسترش وسیع-تری از نقاط سیگما است [۳۵]. k پارامتر مقیاس ثانویه^۱ است که معمولاً به صورت $k=3-n$ تعریف می‌گردد.

با نگاهی $\chi^{(i)}$ ها تحت تابع غیر خطی $g^{(i)}$:

$$\gamma^{(i)} = g(\chi^{(i)}), \quad i = 0, \dots, 2n \quad (35-2)$$

میانگین و کواریانس y را با استفاده از توابع زیر می‌توان تقریب زد:

$$\mu_U = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \gamma^{(i)} \quad (36-2)$$

$$S_U = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\gamma^{(i)} - \mu_U)(\gamma^{(i)} - \mu_U)^T + Q$$

کواریانس توام بین x و λ به شکل زیر محاسبه می‌گردد:

$$C_U = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\chi^{(i)} - m)(\gamma^{(i)} - \mu_U)^T, \quad (37-2)$$

$$W_0^{(m)} = \lambda / (n + \lambda)$$

$$W_0^{(c)} = \lambda / (n + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta)$$

$$W_i^{(m)} = 1 / \{2(n + \lambda)\}, \quad i = 1, \dots, 2n$$

$$W_i^{(c)} = 1 / \{2(n + \lambda)\}, \quad i = 1, \dots, 2n$$

β به عنوان ضریبی برای ترکیب اطلاعات قبلی، راجع به توزیع متغیر x می‌باشد. (۲ بهترین مقدار برای β ، در حالت توزیع گوسی است.) [۳۵].

۲-۴-۳- الگوریتم فیلترکالمن بی‌بو

1 Secondary scaling parameter

فیلتر کالمن بی بو یک فیلتر بهینه است که از تبدیل بی بو برای یک تخمین بازگشتی استفاده می کند.

مدل سیستم دینامیکی و مدل مشاهدات به شکل زیر مفروض است:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1} \quad (38-2)$$

$$y_k = h(x_k, u_k) + v_k \quad (39-2)$$

f مدل دینامیکی سیستم، h مدل مشاهدات به شکل توابع غیر خطی، x بردار حالت $x \in R^n$ ، y بردار مشاهدات $y \in R^m$ ، w_{k-1} بردار نویز فرآیند با کواریانس Q_{k-1} و v_k بردار نویز اندازه گیری با کواریانس R_k می باشد. Q_{k-1} و R_k ماتریس های مثبت معین و متقارن هستند.

الگوریتم فیلتر کالمن بی بو همانند روش های قبلی دارای دو مرحله است:

۱- پیش بینی

الف) نقاط سیگما را تشکیل می دهیم:

$$\begin{aligned} \chi_{k-1}^{(0)} &= m_{k-1}, \\ \chi_{k-1}^{(i)} &= m_{k-1} + \sqrt{n + \lambda} \left[\sqrt{P_{k-1}} \right]_i \\ \chi_{k-1}^{(i+n)} &= m_{k-1} - \sqrt{n + \lambda} \left[\sqrt{P_{k-1}} \right]_i, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (40-2)$$

پارامتر λ مانند (۳۴-۲) تعریف می گردد.

ب) نقاط سیگما را از مدل دینامیکی عبور می دهیم:

$$\hat{\chi}_k^{(i)} = f(\chi_{k-1}^{(i)}, u_{k-1}) \quad i = 0, \dots, 2n \quad (41-2)$$

ج) پیش بینی میانگین و کواریانس تخمین:

$$m_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \hat{\chi}_k^{(i)} \quad (42-2)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\hat{\chi}_k^{(i)} - m_k^-)(\hat{\chi}_k^{(i)} - m_k^-)^T + Q_{k-1}$$

$W_i^{(c)}$ و $W_i^{(m)}$ مانند (۳۷-۲) محاسبه می‌گردد.

۲- بروز رسانی

الف) نقاط سیگما را تشکیل می‌دهیم:

$$\begin{aligned} \chi_k^{-(0)} &= m_k^-, \\ \chi_k^{-(i)} &= m_k^- + \sqrt{n + \lambda} \left[\sqrt{P_k^-} \right]_i \\ \chi_k^{-(i+n)} &= m_k^- - \sqrt{n + \lambda} \left[\sqrt{P_k^-} \right]_i, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (43-2)$$

ب) عبور نقاط سیگما از مدل مشاهدات:

$$\hat{\gamma}_k^{(i)} = h(\chi_k^{-(i)}, u_k) \quad i = 0, \dots, 2n \quad (44-2)$$

ج) محاسبه پیش بینی میانگین (μ_k) و کواریانس مشاهدات (S_k) کواریانس توام بین مشاهدات و حالتها (C_k):

$$\begin{aligned} \mu_k &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} \hat{\gamma}_k^{(i)} \\ S_k &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\hat{\gamma}_k^{(i)} - \mu_k)(\hat{\gamma}_k^{(i)} - \mu_k)^T + R_k \\ C_k &= \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\chi_k^{-(i)} - m_k^-)(\hat{\gamma}_k^{(i)} - \mu_k)^T, \end{aligned} \quad (45-2)$$

د) محاسبه بهره فیلتر (K_k) و تخمین میانگین حالت (m_k) و کواریانس (P_k):

$$\begin{aligned} K_k &= C_k S_k^{-1} \\ m_k &= m_k^- + K_k [y_k - \mu_k] \\ P_k &= P_k^- - K_k S_k K_k^T \end{aligned} \quad (46-2)$$

۲-۵- مقایسه عملکرد فیلتر UKF و EKF

برتری فیلتر UKF در برابر EKF عدم استفاده از خطی سازی در فیلتر UKF است. فیلتر UKF با استفاده از یک تبدیل بی بو تقریب بهتری از جمله غیر خطی در مدل دینامیکی و مشاهدات ارائه می دهد. فیلتر UKF نیازمند مشتق پذیر بودن مدل دینامیکی سیستم و مشاهدات و محاسبه ماتریس ژاکوبین نیست. تخمین حاصل از فیلتر UKF دقت بیشتری نسبت به EKF دارد. فیلتر EKF سادگی و حجم محاسبات کمتری نسبت به UKF داراست و این تنها مزیت EKF نسبت به UKF است.

فصل سوم:

روش های بهبود فیلتر کالمن بی بو

۳-۱- مقدمه

همانطور که در فصل دوم بیان شد؛ فیلتر کالمن بی بو با بکارگیری تبدیل بی بو برای عبارت غیرخطی؛ نیازمند فرآیند خطی سازی نیست. در نتیجه خطای ناشی از خطی سازی در فیلتر کالمن توسعه یافته را ندارد. بکارگیری فیلتر کالمن بی بو در تخمین، نتایج بهتری را نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته ارائه می‌دهد. در تمام روش‌های مبتنی بر فیلتر کالمن نیازمند شناخت کامل مدل سیستم دینامیکی در قالب فضای حالت و مشخصات استاتیکی نويز هستیم. دقت تخمین در فیلتر وابستگی شدیدی به اطلاعات از پیش دانسته دارد. اطلاعات غلط باعث خطا در تخمین بردار حالت و گاه واگرایی فیلتر خواهد شد. اما در عمل کمتر سیستمی با شرایط فوق یافت می‌شود. به عنوان مثال فیلتر کالمن بی بو برای تخمین حالت نیازمند مقداردهی ماتریس کواریانس نويز اندازه‌گیری (R) و ماتریس کواریانس نويز فرآیند (Q) است و اصولاً این دو مقدار ثابت فرض می‌شوند؛ ولی در دنیای واقعی ماتریس‌های Q و R ثابت نیستند و ممکن است به علت تغییرات پارامترهای محیطی تغییر کنند. اگر این ماتریس‌ها همواره ثابت فرض شوند مرتکب خطا خواهیم شد. برای غلبه بر این مشکل باید با تغییرات محیطی، فیلتر کالمن بی بو نیز در مقداردهی اولیه پارامترهایی نظیر Q و R تصحیح گردد. ما برای رفع این مشکل و بهبود پاسخ فیلتر کالمن بی بو از سیستم فازی استفاده کرده‌ایم. سیستم فازی در برخورد با سیستم‌های غیر خطی و ناشناخته عملکرد مطلوبی دارد. در این فصل دو روش فازی برای تنظیم ماتریس Q و R ارائه شده است. برای تنظیم Q در هر گام از سیستم فازی که پارامترهای آن به کمک الگوریتم ژنتیک بهینه سازی می‌شود؛ استفاده کرده‌ایم. جهت تنظیم R در هر گام از یک روش تطبیقی فازی بهره برده‌ایم.

۳-۲- سیستم استنتاج فازی ۱

سیستم استنتاج فازی، یک چارچوب پرترفدار بر مبنای مفهوم مجموعه های فازی^۱، قواعد اگر و آنگاه و استدلال فازی هستند. منطق فازی^۲ به عنوان ابزاری مفید و کارآمد برای توصیف، اندازه گیری و کنترل مفاهیم غیر قطعی به شمار می رود. اساسا اگر چه سیستم های فازی پدیده های غیرقطعی و نامشخص را توصیف می کنند، با این حال خود تئوری فازی یک تئوری دقیق است. سیستم های فازی، پدیده های غیر قطعی و نامشخص را توصیف می کنند، با این حال خود تئوری فازی یک تئوری دقیق است. سیستم های فازی، سیستم های مبتنی بر دانش یا قواعد^۴ می باشند. قلب یک سیستم فازی یک پایگاه دانش بوده که از قواعد اگر و آنگاه فازی تشکیل شده است.

۳-۲-۱- انواع سیستم های فازی

سیستم های فازی اصولا به سه نوع تقسیم بندی می شوند [۳۶]:

سیستم های فازی خالص

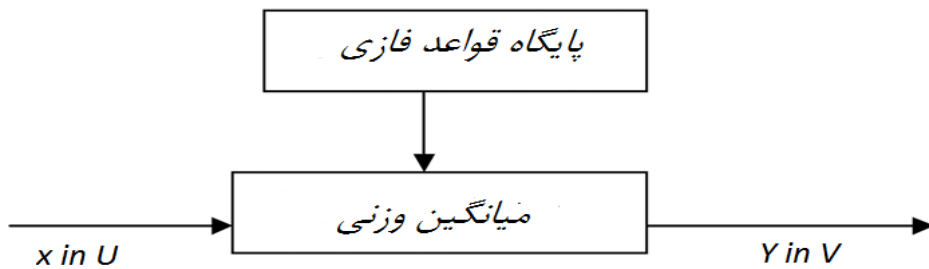
سیستم های فازی تاکاگی - سوگنو - کانگ (TSK)

سیستم های با فازی ساز و غیر فازی ساز

مشکل اصلی در سیستم های فازی این است که ورودی ها و خروجی های آن مجموعه های فازی می باشند. در حالیکه در سیستم های مهندسی ورودی و خروجی متغیرها مقادیر قطعی می باشند. برای حل این مشکل تاکاگی - سوگنو - کانگ نوع دیگری از سیستم های فازی معرفی کردند که ورودی و

1 Fuzzy Interface systems
2 Fuzzy sets
3 Fuzzy logic
4 Knowledge-based or Rule based systems

خروجی آن متغیرهایی با مقادیر قطعی هستند. شکل (۱-۳) سیستم فازی تاکاگی_سوگنو_کانگ را نشان می‌دهد.



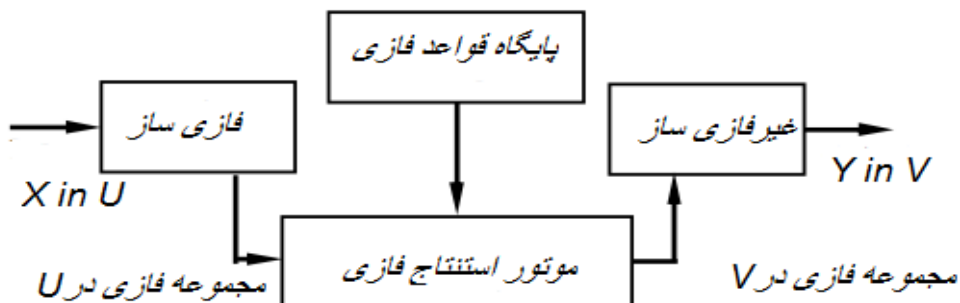
شکل (۱-۳): سیستم فازی تاکاگی-سوگنو-کانگ

مشکل عمده سیستم‌های TSK عبارتند از [۳۶]:

۱- بخش آنگاه قاعده یک فرمول ریاضی بوده بنابراین چارچوبی برای نمایش دانش بشری فراهم نمی‌کند.

۲- این سیستم دست ما را برای اعمال اصول مختلف منطق فازی باز نمی‌گذارد و در نتیجه انعطاف پذیری سیستم‌های فازی در این ساختار وجود ندارد.

برای حل این مشکلات از نوع سومی از سیستم‌های فازی یعنی سیستم‌های فازی با ساز و غیر فازی سازها استفاده می‌کنیم. پس منظور ما از سیستم فازی، سیستم فازی با ساز و غیر فازی ساز خواهد بود. شکل (۲-۳) سیستم فازی متداول را نشان می‌دهد.



شکل (۲-۳): ساختار اصلی سیستم‌های با ساز و غیر فازی ساز

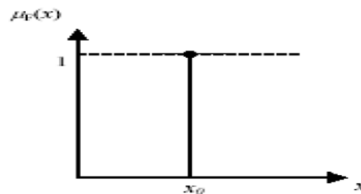
۳-۲-۲- ساختار سیستم فازی

ساختار سیستم‌های فازی که در کاربردهای مهندسی از آن استفاده می‌شود دارای چهار بخش اصلی شامل فازی ساز^۱، موتور استنتاج^۲، غیرفازی ساز^۳ و پایگاه قواعد فازی^۴ می‌باشد.

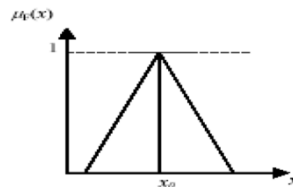
۱- فازی ساز: یک فازی ساز نگاشتی است که مقادیر قطعی متغیرهای ورودی را به مجموعه‌های

فازی تبدیل می‌نماید. سه فازی ساز پرکاربرد عبارتند از فازی ساز منفرد^۵، فازی ساز گوسین^۶ و فازی

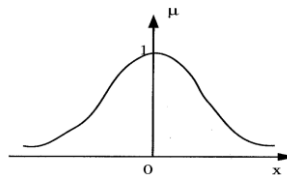
ساز مثلثی که به ترتیب در شکل‌های (۳-۳) تا (۵-۳) نمایش داده شده است.



شکل (۳-۳): فازی ساز منفرد



شکل (۴-۳): فازی ساز مثلثی



شکل (۵-۳): فازی ساز گوسین

-
- 1 Fuzzifier
 - 2 Inference Engine
 - 3 Defuzzifier
 - 4 Fuzzy Rule Base
 - 5 Singelton Fuzzifier
 - 6 Gaussian Fuzzifier

فازی ساز گوسین و مثلثی می‌توانند نویز ورودی را حذف کنند در حالیکه فازی ساز منفرد این توانایی را ندارد. فازی ساز منفرد محاسبات مربوط به موتور استنتاج فازی را برای هر نوع تابع تعلق در قواعد اگر و آنگاه فوق العاده ساده می‌کند.

۲- **موتور استنتاج:** در یک موتور استنتاج فازی، اصول منطق فازی برای ترکیب قواعد اگر- آنگاه در پایگاه قواعد فازی به نگاشتی از مجموعه A در U به مجموعه B در V استفاده شده‌اند. یکی از انواع موتورهای استنتاج که در سیستم‌های فازی به وفور از آن استفاده می‌شود موتور استنتاج حاصلضرب^۱ است. مهم ترین مزیت این موتور سهولت محاسباتی آن می‌باشد.

۳- **غیرفازی ساز:** غیرفازی سازها نگاشت‌هایی می‌باشند که مجموعه فازی خروجی موتور استنتاج سیستم فازی را به یک مقدار قطعی می‌نگارند. غیرفازی ساز میانگین مراکز^۲ متداول ترین غیرفازی ساز مورد استفاده در سیستم‌های فازی و کنترل فازی می‌باشد.

$$y^* = \frac{\sum_{l=1}^M y^l w_L}{\sum_{l=1}^M w_l} \quad (1-3)$$

۴- پایگاه قواعد فازی: یک پایگاه قواعد فازی از مجموعه‌ای از قواعد اگر - آنگاه فازی تشکیل شده است. پایگاه قواعد فازی از این نظر که سایر اجزاء سیستم فازی برای پیاده‌سازی این قواعد به شکل موثر و کارا استفاده می‌شوند، قلب یک سیستم فازی محسوب می‌شوند. شکل کلی یک پایگاه قواعد فازی به صورت زیر است:

If x_1 is $A_{1,k}$ and x_2 is $A_{2,k}$,and x_n is $A_{n,k}$ then y is C_k

که در آن y ، متغیر خروجی فازی است و x_i ، نامین مولفه از بردار ویژگی (متغیرهای فازی ورودی) است. A_i ها مقادیر فازی متناظر با ورودی‌ها بوده و توسط کمیت‌های فازی متناظر با توابع عضویت آن ها بیان می‌شوند. C_k ، k امین کلاس مرجع است. بخش مقدم فازی توسط عملگر AND فازی ترکیب

1 Product

2 Center Average Defuzzifier

شده‌اند. اگرچه عملگرهای دیگر فازی (مانند *OR*) نیز می‌توان استفاده کرد ولی اغلب تحقیقات مربوط به استخراج قواعد فازی تنها از عملگر *AND* استفاده می‌شود [۳۷].

۳-۲-۳- توابع عضویت فازی^۱

برخلاف منطق دودویی ارسطویی، میزان عضویت یک کمیت فازی با کمیتی بین صفر و یک بیان می‌شود که توسط یک تابع عضویت می‌توانند خطی یا غیر خطی باشد. چند تابع عضویت مهم در ادامه معرفی شده است.

۱- تابع عضویت چپ _ دوزنقه:

$$LTrap - MF(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x < a \\ \frac{b-x}{b-a} & \text{if } a < x < b \\ 0 & \text{if } x > b \end{cases} \quad (۲-۳)$$

۲- تابع عضویت راست - دوزنقه:

$$RTrap - MF(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } a < x < \frac{b+a}{2} \\ 0 & \text{if } x > b \end{cases} \quad (۳-۳)$$

۳- تابع عضویت مثلثی:

$$Triangle - MF(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq \frac{b+a}{2} \\ \frac{b-x}{b-a} & \text{if } \frac{b+a}{2} \leq x \leq b \\ 0 & \text{if } x > b \end{cases} \quad (۴-۳)$$

۴- توابع عضویت گوسی

$$Gaussian - MF(x) = e^{-0.5y^2} \quad y = \frac{x-a}{b-a} - 4 \quad (۵-۳)$$

1 Fuzzy membership function

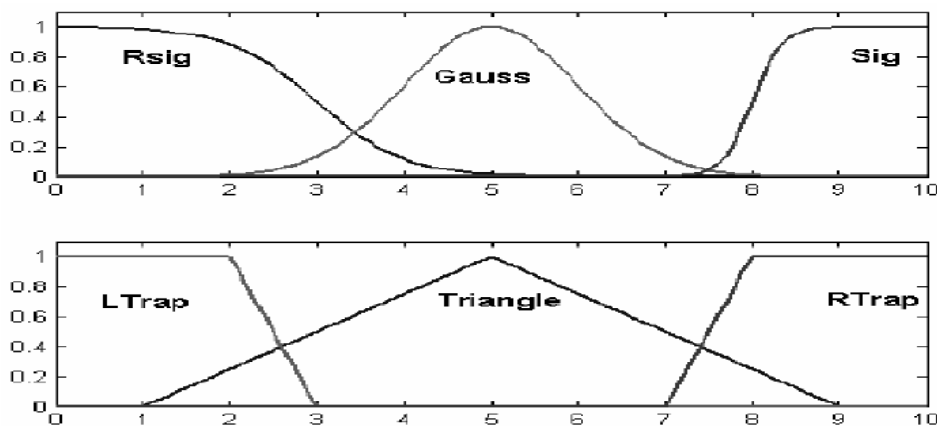
۵- توابع عضویت sigmoid

$$\text{sig} - MF(x) = \frac{1}{1 + e^{-y+6}} \quad y = 12 \frac{x-a}{b-a} \quad (۶-۳)$$

۶- توابع عضویت Reverse-sigmoid

$$\text{Rsig} - MF(x) = 1 - \text{sig} - MF(x) \quad (۷-۳)$$

a نقطه شروع و b نقطه انتهای است. شکل (۶-۳) توابع عضویت را نشان می‌دهد.



شکل (۶-۳): توابع عضویت در سیستم استنتاج فازی [۳۷]

۳-۳-۳- بهینه‌سازی سیستم فازی

با توجه به اینکه سیستم‌های فازی از قواعد شفاهی برای توصیف مسأله استفاده می‌کنند؛ قابلیت استفاده در کاربردهای گوناگون را دارند. یکی از مهم‌ترین اهداف در طراحی یک سیستم فازی، تولید قواعد فازی مناسب (از نظر کمی و کیفی) و همچنین توابع عضویت کارآمد است. این کار در کاربردهای معمولی به شکل دستی و به روش سعی و خطا انجام می‌پذیرد، اما با افزایش ابعاد فضای ویژگی دستیابی به بهترین پارامترهای فازی به صورت دستی و با استفاده از روش سعی و خطا معمولاً کاری طاقت فرسا و گاه غیرممکن است. به ویژه این کار با افزایش ابعاد ویژگی، تعداد قواعد ممکن و تعداد بهترین توابع عضویت و محل استقرار آن‌ها، به صورت نمایی افزایش پیدا می‌کند.

یکی از رویکردهای محققین برای یافتن پارامترهای بهینه فازی، استفاده از روش‌های ابتکاری و الگوریتم‌های بهینه سازی است. الگوریتم ژنتیک سرآمد روش‌های تکاملی می‌باشد که در یافتن پارامترهای بهینه فازی بسیار موثر عمل می‌کند. الگوریتم ژنتیک یا به اختصار GA یک راه ممکن برای حل این گونه مسائل بهینه سازی است که توانایی یافتن جواب بهینه سراسری مسائل پیچیده بهینه-سازی را با یک احتمال موفقیت بالا دارد.

۳-۳-۱- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک که احتمالاً معروف ترین روش بهینه سازی مبتنی برهوش دسته جمعی است، اولین بار در دهه هفتاد میلادی توسط فردی به نام جان هلند^۱ ابداع شد. با استفاده از این الگوریتم می‌توان بسیاری از مسائل بهینه سازی که با الگوریتم‌های استاندارد بهینه سازی حل نمی‌شود را حل نمود. از جمله این مسائل می‌توان به مسائلی که تابع هدف در آنها ناپیوسته، غیر قابل تشخیص، اتفاقی و یا به شدت غیرخطی است اشاره کرد. GA از سه دسته قانون اصلی برای تولید نسل بعدی از نسل حاضر استفاده می‌نماید:

قوانین انتخاب: با استفاده از این قوانین افرادی که برای تولید نسل بعدی مورد استفاده می‌باشند، انتخاب می‌شوند.

قوانین تلفیق:^۲ این قوانین دو والد را با هم ترکیب کرده و فرزندان نسل بعد را تولید می‌کنند.

قوانین جهش:^۳ یک متغیر تصادفی را بر روی افراد اعمال کرده و افراد جدیدی را در جمعیت تولید می‌کند.

1 John Holland
2 Cross over
3 Mutation

قبل از ارائه الگوریتم ژنتیک لازم است مفاهیم اولیه این روش و اجزای اصلی تشکیل دهنده آن بررسی گردد.

تابع شایستگی^۱: تابعی است که ما قصد بهینه سازی آن را داریم. در الگوریتم‌های استاندارد بهینه‌سازی این تابع تحت عنوان تابع هدف شناخته می‌شود.

افراد در GA: یک فرد^۲ عبارت است از هر نقطه‌ای که شما می‌توانید به تابع شایستگی اعمال کنید. مقدار تابع شایستگی به ازای هر فرد، امتیاز آن فرد تلقی می‌شود. گاهی اوقات از افراد تحت عنوان ژنوم^۳ یا کروموزوم^۴ یاد می‌شود.

جمعیت^۵ و نسل‌ها: جمعیت آرایه‌ای از افراد است. به عنوان مثال اگر اندازه جمعیت ۱۰۰ باشد و تعداد متغیرهای تابع شایستگی ۳ باشد. ماتریس جمعیت به صورت یک ماتریس ۱۰۰×۳ خواهد بود. **والدین و فرزندان:** برای تولید نسل بعدی، GA تعداد خاصی از افراد جمعیت حاضر را که از آن‌ها تحت عنوان والدین یاد می‌شود، انتخاب می‌کند. GA تمایل به انتخاب افرادی تحت عنوان والدین را دارد که مقدار شایستگی بهتری نسبت به سایرین داشته باشند [۳۸].

نحوه عملکرد الگوریتم ژنتیک به صورت زیر است:

۱- تولید جمعیت اولیه شامل n کروموزوم

۲- بررسی تابع شایستگی برای هر کروموزوم در جمعیت

۳- ایجاد یک جمعیت جدید بر اساس تکرار قدم‌های زیر:

۳-۱- انتخاب دو کروموزوم والد از یک جمعیت بر اساس میزان شایستگی آن‌ها

1 Fitness Function
2 Individual
3 Genome
4 Chromosome
5 Population
6 Generation

۲-۳- در نظر گرفتن مقدار مشخصی برای احتمال اعمال عملگر تلفیق و سپس انجام عملیات تلفیق بر روی والدین به منظور ایجاد فرزندان (اگر هیچ ترکیب جدیدی صورت نگیرد، فرزندان همان والدین خواهند بود).

۳-۳- در نظر گرفتن احتمال جهش و سپس تغییر فرزندان در هر مکان

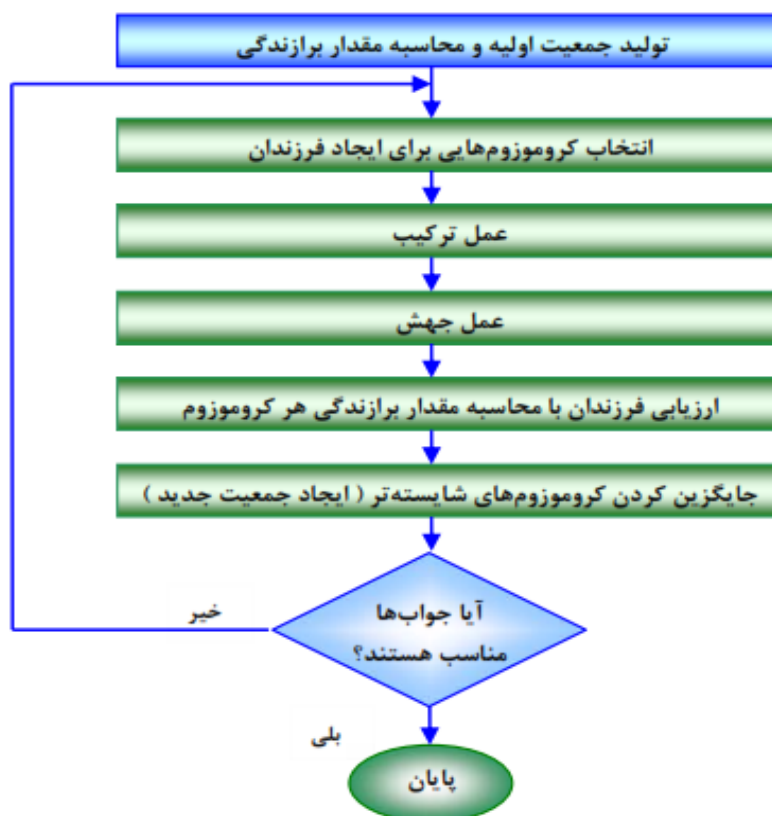
۳-۴- جایگزین فرزندان جدید در جمعیت جدید

۴- استفاده از جمعیت جدید برای اجرای بعدی الگوریتم

۵- توقف اجرای الگوریتم در صورت مشاهده شرایط توقف و برگرداندن بهترین جواب در جمعیت فعلی

۶- رفتن به مرحله دوم.

شکل (۳-۷) مراحل انجام الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد.



شکل (۳-۷) مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک

تعدادی از شرایط خاتمه GA عبارتند از:

- ۱ - به اندازه تعداد محدود و مشخص عمل تولید نسل را انجام دهد.
- ۲ - به اندازه یک زمان ثابت تعریف شده عمل تولید نسل را انجام دهد.
- ۳ - یک فرد (فرزند تولید شده) پیدا شود که نتیجه مطلوب را حاصل سازد.
- ۴ - بیشترین درجه برازندگی فرزندان حاصل شود و یا نتایج بهتر دیگر حاصل نشود.
- ۵ - با بازرسی دستی متوقف شود.
- ۶ - به صورت ترکیبی از روش‌های بالا عمل توقف صورت گیرد.

۳-۴- روش‌های بهبود فیلتر کالمن بی بو

همانطور که در مقدمه گفته شد، مقداردهی اولیه فیلتر کالمن بی بو تأثیر بسیار زیادی در نتایج تخمین و خطای آن دارد و اشتباه در این مقداردهی گاه باعث واگرایی فیلتر خواهد شد. دو پارامتر مهم در فیلتر کالمن که نیازمند اطلاعات پیشین از مشخصات استاتیکی نویز هستند، ماتریس‌های Q و R می‌باشند. در برخی سیستم‌ها این دو پارامتر متغیر با زمان و گاه غیرخطی هستند. به عنوان مثال در سیستم‌های ردیابی هنگامی که حرکت هدف مانوردار است، نویز فرآیند متغیر با زمان و گاه غیر خطی خواهد بود. نویز اندازه‌گیری نیز هیچ گاه ثابت نیست و وابسته به محیط تغییر می‌کند. به همین علت نیازمند تصحیح و تنظیم این دو ماتریس در هر گام از تخمین فیلتر کالمن هستیم. تاکنون روش‌های زیادی برای تنظیم ماتریس R و Q معرفی شده است که در آن‌ها از روش‌های تطبیقی استفاده شده است. از آن جا که سیستم‌های فازی در تقریب سیستم‌های ناشناخته و غیرخطی بسیار موفق عمل می‌کنند [۳۹]. استفاده از سیستم‌های استنتاج فازی در تقریب ماتریس R و Q می‌تواند مفید باشد.

در این فصل روش فیلتر کالمن بی بو فازی بهینه سازی شده^۱ یا به اختصار OFUKF معرفی شده است. این روش با بهره گیری از سیستم استنتاج فازی سعی در بهبود عملکرد فیلتر کالمن بی بو شده است. پارامترهای سیستم فازی به کمک روش الگوریتم ژنتیک بهینه سازی شده است. برای تنظیم ماتریس R یک روش فازی تطبیقی ارائه شده است. در ادامه به بیان این دو روش می پردازیم.

۳-۴-۱- تنظیم ماتریس کواریانس Q

در مدل فرآیند فیلتر کالمن نویز گوسی جمع شونده با میانگین صفر و کواریانس Q در نظر گرفته می شود. کواریانس Q بیانگر عم قطعیت در مدل فرآیند است و بزرگی آن بیانگر عدم اطمینان به مدل فرآیند می باشد. از آن جا که گاه این کواریانس متغیر با زمان و یا غیر خطی می باشد، به سختی با استفاده از روش های تطبیقی قابل پیش بینی است. در این بخش با ارائه روش فازی بهینه سازی شده کواریانس نویز فرآیند تقریب زده می شود. سیستم فازی با استفاده از مانده فیلتر^۲ و تغییرات آن در هر نمونه برداری چگالی طیفی نویز^۳ فرآیند $q(k)$ را تقریب می زند. ایده اولیه این روش بر مبنای توانایی بالای سیستم فازی برای تقریب سیستم های غیرخطی و ناشناخته است [۴۰].

$q(k)$ به کمک یک سیستم استنتاج فازی دو ورودی - تک خروجی^۴ (DISO) تقریب زده می شود [۴۱]. قانون نام سیستم فازی به شکل زیر است:

$$R_j : \text{IF } \chi_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } \chi_2 \text{ is } A_{2j} \text{ then } y \text{ is } q_j \quad j=1 \text{ to } M \quad R_j \in \{1, \dots, M\}$$

χ_1 مانده فیلتر $v(k)$ و χ_2 تغییرات آن $\Delta v(k)$ می باشد و دنباله y چگالی کواریانس نویز q_j می باشد.

$$\chi_1(k) = v(k) = z(k) - z^-(k) \quad (۸-۳)$$

$$\chi_2(k) = \Delta v(k) = v(k) - v(k-1) \quad (۹-۳)$$

1 Optimized Fuzzy Unscented Kalman Filter

2 Filter residual

3 Spectral density of noise

4 Double input single output

$z(k)$ مشاهده در لحظه k ، $\bar{z}(k)$ پیش بینی مشاهده در لحظه k می باشد.

$$A_{ij} \quad i=1,2 \quad j=1,2,\dots,M \quad (10-3)$$

(10-3) مجموعه فازی است که $M=10$ می باشد. توابع عضویت فازی با مراکز c_{ij} و انحراف استاندارد σ_{ij} ¹ به صورت (11-3) می باشد.

$$\theta_{A_{ij}} = \exp\left(-0.5\left(\frac{\chi_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right) \quad (11-3)$$

با استفاده از فازی ساز منفرد، موتور استنتاج حاصلضرب و غیرفازی ساز میانگین مراکز، $q(k)$ به شکل (12-3) تقریب زده می شود:

$$q(k) = \frac{\sum_{j=1}^M q_j (\prod_{i=1}^M \theta_{A_{ij}}(\chi_i(k)))}{\sum_{j=1}^M (\prod_{i=1}^M \theta_{A_{ij}}(\chi_i(k)))} \quad (12-3)$$

بر مبنای تئوری تقریب عمومی [42] مقادیر بهینه ای برای c_{ij} ، σ_{ij} ، q_j یافت می شود که $q(k)$ را تقریب می زند. یافتن مقادیر بهینه کاری زمان بر و پیچیده است برای یافتن مقادیر بهینه ی سیستم استنتاج فازی از الگوریتم ژنتیک (GA) استفاده کرده ایم. الگوریتم ژنتیک در مسائلی که رابطه بین پارامترها و تابع هدف رابطه ای وجود دارد ولی از نظر ریاضی این رابطه واضح نیست، الگوریتم ژنتیک بسیار کارآمد است [39]. به همین علت ما از الگوریتم ژنتیک استفاده کرده ایم.

تابع هدف برای تنظیم پارامترهای c_{ij} ، σ_{ij} ، q_j به صورت جذر مجموع توان دوم خطاهای هر یک از درایه های بردار حالت تعریف می گردد.

$$J = \sqrt{(\text{sum of } x_1 \text{ error})^2 + (\text{sum of } x_2 \text{ error})^2 + \dots + (\text{sum of } x_n \text{ error})^2} \quad (13-3)$$

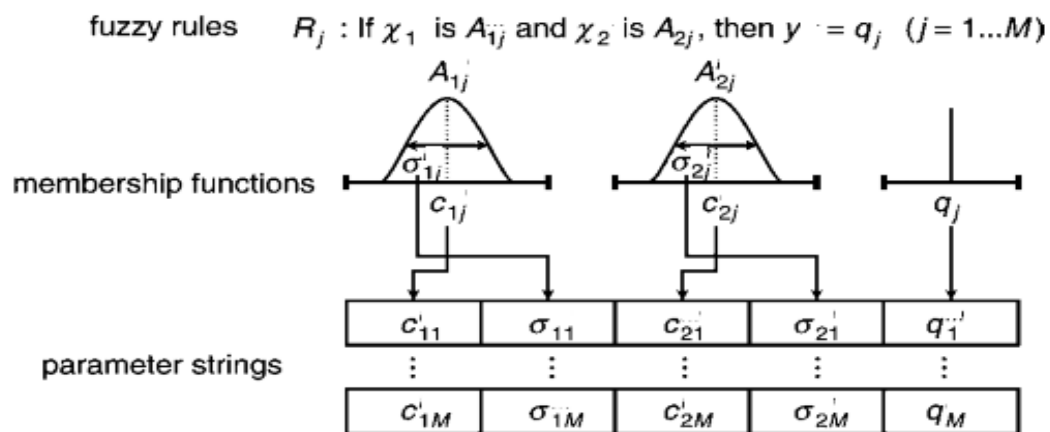
الگوریتم ژنتیک متغیرهای مساله بهینه سازی را در قالب کروموزوم هایی که هر یک از یک یا چند زیر رشته تشکیل شده اند، معرفی می کند. در مساله ما متغیرهای ما پارامترهای c_{ij} ، σ_{ij} ، q_j می باشند. بهترین راه تبدیل این متغیرها به کروموزوم تجمع همه این متغیرها در یک رشته است:

1 Standard derivation

$$S_j = \{c_{1j}, \sigma_{1j}, c_{2j}, \sigma_{2j}, q_j\} \quad (14-3)$$

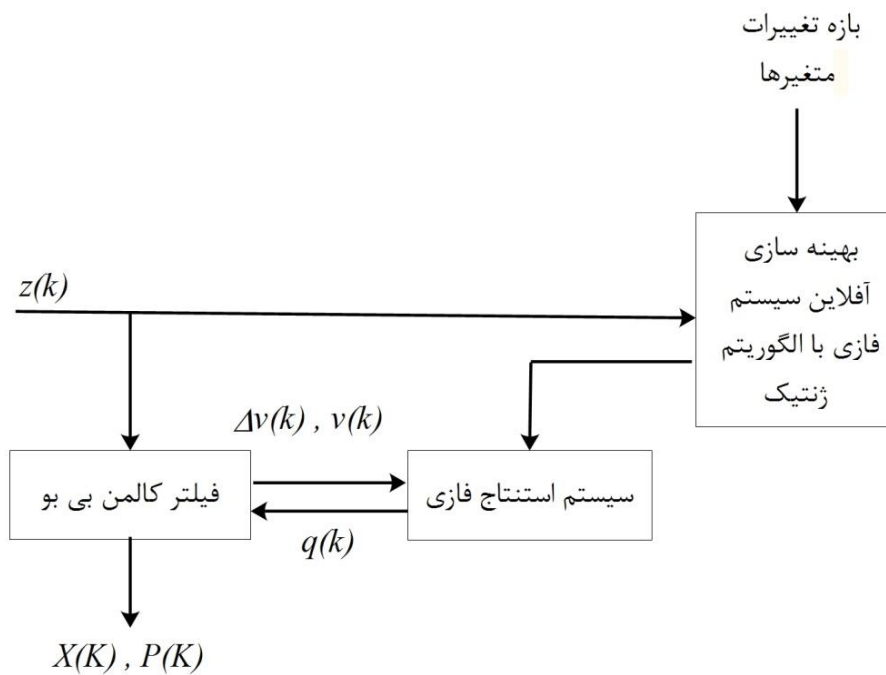
$$S = \{S_1, S_2, \dots, S_M\} \quad (15-3)$$

(۱۴-۳) زیر رشته ژامین قانون فازی در یک فرد و S نشان دهنده هر فرد در مدل است. شکل (۸-۳) ساختار کروموزوم را نشان می‌دهد.



شکل (۸-۳): ساختار کروموزوم [۴۱]

پس از بهینه‌سازی سیستم فازی به کمک الگوریتم ژنتیک، به کمک سیستم فازی (۱۲-۳) چگالی طیفی نویز را تقریب می‌زنیم و از این طریق ماتریس کواریانس Q تقریب زده خواهد شد. مزیت روش فازی بهینه‌سازی شده این است که نیاز ما را به اطلاعات پیشین تا حدودی از بین می‌رود. در شکل (۹-۳) ساختار فیلتر کالمن بی بو فازی بهینه سازی شده نشان داده شده است.



شکل (۳-۹): ساختار فیلتر کالمن بی بو فازی بهینه سازی شده

۳-۴-۲- تنظیم ماتریس کواریانس R

در مدل مشاهدات فیلتر کالمن نویزی به شکل جمع شونده با میانگین صفر و کواریانس R که بیانگر دقت اندازه گیری است و هر چه بزرگتر انتخاب گردد نشان دهنده عدم اطمینان ما به اندازه گیری انجام شده است. کواریانس R با تغییرات محیط تغییر می کند و همواره مقدار ثابتی نیست. در این بخش با ارائه یک روش فازی تطبیقی سعی در بهبود پاسخ فیلتر کالمن بی بو داریم.

ماتریس کواریانس ابداع همانطور که در فصل دوم بیان شد، به صورت زیر تعریف می گردد:

$$S_k = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} (\hat{\gamma}_k^{(i)} - \mu_k)(\hat{\gamma}_k^{(i)} - \mu_k)^T + R_k \quad (۳-۱۶)$$

دنباله ابداع نیز مطابق با تعریف فصل دوم به صورت زیر بیان می شود:

$$v_k = y_k - \mu_k \quad (۳-۱۷)$$

با داشتن دنباله ابداع v_k ، می توان کواریانس ابداع واقعی آن یعنی C_r را با میانگین گیری در یک بازه مشخص و متحرک با اندازه M بر روی دنباله ابداع می توان انجام داد. کواریانس ابداع واقعی به صورت زیر بیان می شود:

$$C_r = \frac{1}{M} \sum_{i=i_0}^k v_i v_i^T \quad i_0 = k - M + 1 \quad (18-3)$$

C_r میانگین M بردار مانده آخر می باشد که به صورت تجربی انتخاب می شود.

روش فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی^۱ (FAUKF) با مقایسه نسبت کواریانس ابداع نظری و کواریانس ابداع واقعی (اصولا عددی نزدیک به یک است) به کمک سیستم استنتاج فازی ضریب ماتریس کواریانس اندازه گیری را تنظیم می کند. اگر مدل ریاضی دقت کافی داشته باشد، دنباله ابداع نویز سفید گوسی با میانگین صفر خواهد بود و نسبت کواریانس ابداع واقعی به نظری نزدیک یک است. اگر این نسبت اندازه یک نباشد بدین معناست که کواریانس اندازه گیری باید تغییر کند تا نسبت نزدیک یک شود.

نسبت بین کواریانس نظری و واقعی به صورت (۱۹-۳) تعریف می گردد:

$$q_k = \frac{Tr(C_r)}{Tr(S_r)} \quad (19-3)$$

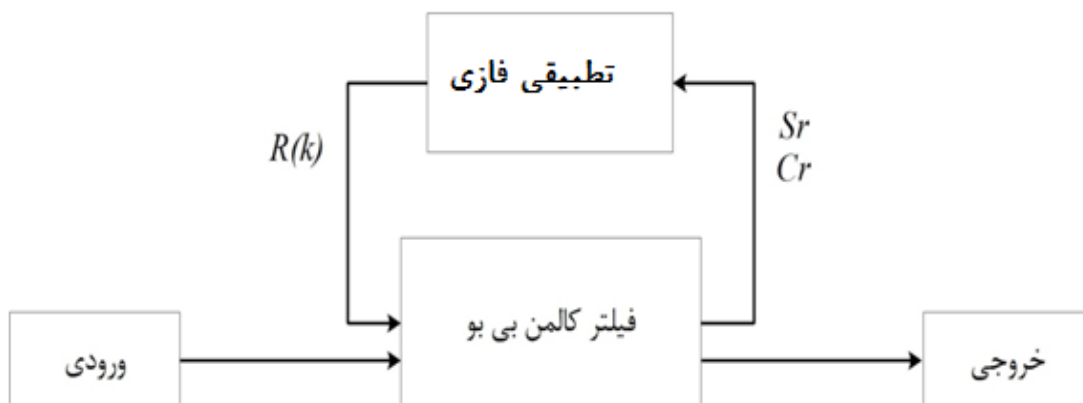
$Tr(.)$ بیانگر ترانهاده ماتریس است. هنگامی که مدل دقیق باشد q_k نزدیک به یک خواهد بود. اگر نویز اندازه گیری افزایش پیدا کند، C_r افزایش پیدا می کند و در نتیجه $q_k > 1$ خواهد بود، در نتیجه $R(k)$ باید افزایش یابد تا q_k نزدیک به یک گردد. به همین ترتیب اگر نویز اندازه گیری کاهش یابد، C_r کاهش پیدا می کند و $q_k < 1$ خواهد بود در نتیجه $R(k)$ باید کاهش یابد تا q_k نزدیک به یک گردد. $R(k)$ به کمک ضریبی به نام s_k تنظیم می گردد.

$$R(k) = s_k^b R(k-1) \quad (20-3)$$

s_k به کمک سیستم استنتاج فازی که q_k را به عنوان ورودی در نظر می‌گیرد محاسبه می‌گردد و b یک ثابت مثبت است [۴۳]. سیستم فازی دارای پنج قانون فازی به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$if \quad q_k \in q \text{ equal one} \quad then \quad s_k \in s \text{ equal one}$
 $if \quad q_k \in q \text{ vless one} \quad then \quad s_k \in s \text{ vless one}$
 $f \quad q_k \in q \text{ less one} \quad then \quad s_k \in s \text{ less one}$
 $if \quad q_k \in q \text{ more one} \quad then \quad s_k \in s \text{ more one}$
 $if \quad q_k \in q \text{ v more one} \quad then \quad s_k \in s \text{ v more one}$

توابع عضویت در روش فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی وابسته به نوع سیستم انتخاب می‌گردد، به عنوان مثال وابسته به اینکه سیستم ما ردیابی باشد یا رهیابی نوع توابع و مراکز توابع عضویت می‌تواند تغییر کند. به همین علت از بیان آن خودداری کردیم و توضیح آن را به فصل بعد موکول می‌کنیم. مزیت روش فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی کاهش نیازمندی ما به شناخت مشخصات استاتیکی نویز می‌باشد. ساختار فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی در شکل (۳-۱۰) نشان داده می‌شود.



شکل (۳-۱۰): ساختار فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی

فصل چهارم:

روایاتی فقط با زاویه سمت

۴-۱- مقدمه

ردیابی یک هدف با استفاده از اطلاعات زاویه سمت یا BOT از جمله موضوعات مهم بخصوص در علوم نظامی است. همانطور که در فصل اول بیان شد، از آن جا که در ردیابی اهداف زیرسطحی اصولاً از حسگر سونار غیرفعال استفاده می‌شود؛ مبحث BOT اهمیت ویژه‌ای دارد. در این فصل ما سعی در ردیابی یک هدف متحرک در زیر آب صرفاً براساس زوایای اندازه‌گیری شده توسط حسگرهای سونار غیر فعال داریم. معادلات توصیف کننده این سیستم بر اساس هندسه موقعیت هدف و حسگر در مختصات کارتیزین و با فرض حرکت با شتاب ثابت در زیر آب ارائه می‌شود. دو حسگر ثابت و جایگاه حسگرها با رعایت اصل رؤیت پذیری در سیستم ردیابی در نظر گرفته شده است. همانطور که در فصل اول گفته شد، با توجه به غیر خطی بودن معادله مشاهدات در ردیابی هدف با زاویه سمت در دستگاه مختصات کارتیزین برای تخمین بردار حالت هدف باید از روش‌های تخمین غیرخطی استفاده گردد. در این فصل از روش‌های فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)، فیلتر کالمن بی بو (UKF)، فیلتر کالمن بی بو فازی بهینه سازی شده (OFUKF) و فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی (FAUKF) برای تخمین حالت هدف در سیستم ردیابی استفاده شده است و با توجه به نتایج شبیه سازی حاصل، عملکرد این فیلترها مقایسه شده است.

۴-۲- معادلات ریاضی حاکم بر سیستم ردیابی تک هدف با زاویه سمت

حرکت اهداف در زیر سطح آب اصولاً به صورت خط راست با سرعت ثابت، حرکت با شتاب ثابت خطی یا چرخش با سرعت زاویه‌ای ثابت می‌باشد. از آن جا که حرکت با سرعت زاویه‌ای ثابت را می‌توان جزء

حرکت با شتاب ثابت محسوب کرد؛ حرکت در زیر آب به دو دسته حرکت با شتاب ثابت و حرکت با سرعت ثابت روی خط راست تقسیم بندی می شود. مسافت ردیابی هدف در زیر آب خیلی بیشتر از عمق آن می باشد؛ از این رو می توان تاثیر عمق را نادیده گرفت و حسگرهای سونار غیر فعال و هدف را در یک صفحه در دستگاه مختصات کارتیزین مدل کرد. به همین علت اصولاً اهداف زیرسطحی در فضای دو بعدی بررسی می گردند [۴۴].

یک هدف در حال حرکت با شتاب ثابت در فضای دو بعدی در دستگاه مختصات کارتیزین فرض می شود؛ هدف این است که با دو حسگر سونار غیر فعال که در موقعیت معلوم، ثابت قرار گرفته اند؛ این هدف را ردیابی کنیم. حل این مسأله اهمیت بسزایی برای حل مسائل ردیابی چند هدف همزمان دارد.

۴-۲-۱- مدل فرآیند حرکت با شتاب تقریباً ثابت^۱ (NCA)

بردار حالت هدف در لحظه k (گام نمونه برداری) به شکل زیر می باشد:

$$\vec{X}_k = (x_k \quad \dot{x}_k \quad \ddot{x}_k \quad y_k \quad \dot{y}_k \quad \ddot{y}_k)^T \quad (۱-۴)$$

x_k بیانگر موقعیت هدف در راستای محور x ها و \dot{x}_k بیانگر سرعت هدف در راستای محور x ها در لحظه k می باشد. \ddot{x}_k شتاب هدف در راستای محور x است. به همین ترتیب y_k ، \dot{y}_k و \ddot{y}_k بیانگر موقعیت، سرعت و شتاب در لحظه k در راستای محور y ها است.

دینامیک های هدف به صورت مدل خطی گسسته در زمان شتاب وینر^۲ بیان شده است:

$$\vec{X}_k = F\vec{X}_{k-1} + w_{k-1} \quad (۲-۴)$$

در فرمول (۲-۴) F ماتریس انتقال به صورت زیر می باشد:

1 Nearly Constant Acceleration model
2 linear discretized Wiener acceleration model

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

w_{k-1} نویز فرآیند گوسی با میانگین صفر و کواریانس:

$$E[w_{k-1}w_{k-1}^T] = \begin{bmatrix} \frac{T^5}{20} & \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{6} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^3}{6} & \frac{T^2}{2} & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^5}{20} & \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{6} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^4}{8} & \frac{T^3}{3} & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^3}{6} & \frac{T^2}{2} & T \end{bmatrix} q \quad (4-4)$$

در فرمول (4-4) q چگالی طیفی نویز¹ است که در حرکت شتاب ثابت مقدار آن کوچک انتخاب می-

گردد. T بیانگر زمان نمونه برداری است.

۴-۲-۲- مدل مشاهدات

مدل مشاهدات برای حسگر i به صورت فرمول (5-4) تعریف می‌گردد.

$$\theta_k^i = \arctan\left(\frac{y_k - s_y^i}{x_k - s_x^i}\right) + v_k^i \quad (5-4)$$

1 Spectral density of the noise

(s_x^i, s_y^i) موقعیت حس گر i و $v_k^i \sim N(0, \sigma^2)$ نویز مشاهدات می باشد.

معادله (۴-۵) برای حالت دو حسگر ثابت به فرم زیر خواهد بود:

$$\begin{bmatrix} \theta_k^1 \\ \theta_k^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{y_k - s_y^1}{x_k - s_x^1}\right) \\ \arctan\left(\frac{y_k - s_y^2}{x_k - s_x^2}\right) \end{bmatrix} + v_k \quad (۴-۶)$$

v_k نویز مشاهدات با میانگین صفر و کواریانس R_k می باشد.

$$E[v_k v_k^T] = R_k = \sigma^2 I_{2 \times 2} \quad (۴-۷)$$

همانطور که مشاهده می کنید با توجه به فرمول های (۴-۶) و (۴-۲) مدل مشاهدات در BOT در مختصات کارتیزین به صورت غیرخطی و مدل فرآیند به صورت خطی می باشد. در ادامه به بیان نتایج شبیه سازی حاصل از سیستم ردیاب فوق با استفاده از الگوریتم های تخمین سیستم های غیر خطی می پردازیم.

۴-۳- شبیه سازی سیستم ردیاب تک هدف زیر سطحی با دو حسگر ثابت

در این بخش به شبیه سازی ردیابی حرکت یک هدف با شتاب ثابت در فضای دو بعدی و دستگاه مختصات کارتیزین به کمک دو حسگر سونار غیر فعال در موقعیت معلوم و ثابت پرداخته ایم. شبیه سازی مطابق با معادلات ریاضی حاکم بر سیستم ردیابی بیان شده در بخش های قبل می باشد. به طور کلی موقعیت حسگرها در دستگاه مختصات کارتیزین به صورت زیر در نظر گرفته شده است:

$$s^1 = \begin{bmatrix} 40 \\ 50 \end{bmatrix} \quad (۴-۸)$$

$$s^2 = \begin{bmatrix} 140 \\ 80 \end{bmatrix} \quad (۴-۹)$$

موقعیت به صورت فرضی در نظر گرفته شده است و واحدهای کمیت طول بر حسب متر می‌باشد. دو حسگر از نظر موقعیت طولی و عرضی با هم متفاوت هستند. علت این انتخاب لزوم رعایت اصل رؤیت پذیری در سیستم ردیابی و دقت بهتر در پاسخ می‌باشد. بردار حالت اولیه‌ای که هدف شروع به حرکت می‌کند به صورت زیر در نظر گرفته شده است:

$$X_0 = \begin{bmatrix} 2.15 \\ 1.53 \\ 0.3 \\ 0 \\ -3 \\ 0.3 \end{bmatrix} \quad (10-4)$$

به عبارتی هدف متحرک ساطع کننده سیگنال آکوستیکی از موقعیت 2.15 m در راستای محور x و صفر در راستای محور y از مبدا مختصات و با سرعت برابر 1.53 m/s در راستای محور x و در راستای محور y ها برابر -3 m/s و شتاب در راستای محور x و y برابر 0.3 m/s^2 در نظر گرفته شده است. با توجه به نویزهای موجود در محیط شتاب ثابت امری ایده‌آل است. به همین علت نویزی به شتاب اضافه شده است که تقریباً معادل 30 db است. نویز اضافه شده به شتاب نباید مقدار بزرگی انتخاب گردد زیرا نوع حرکت شتاب ثابت فرض شده است. سیگنال به نویز در مشاهدات اندازه‌گیری شده نیز حدود 26 db در نظر گرفته شده است. برای شبیه سازی رهگیری هدف و تهیه داده با مشخصات بیان شده از نرم افزار متلب استفاده کرده‌ایم.

همانطور که در فصل دوم بیان شد؛ فیلتر کالمن برای تخمین حالت هدف نیازمند به مقادیر اولیه است. مقادیر اولیه برای شروع کار الگوریتم فیلتر کالمن در حالت کلی به صورت زیر در نظر گرفته شده است:

$$\hat{X}_0 = \begin{bmatrix} 1.5 \\ 1 \\ 0.1 \\ 0 \\ -1.5 \\ 0.2 \end{bmatrix} \quad (11-4)$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12-4)$$

مقدار چگالی طیفی $q = 0.1$ و $\sigma = 0.01$ انتخاب شده است.

قابل ذکر است که مقادیر X_0 ، \hat{X}_0 ، P_0 ، σ و q به صورت فرضی در نظر گرفته شده‌اند. باید توجه داشت که همیشه مقادیر X_0 ، \hat{X}_0 متفاوت انتخاب می‌شوند، زیرا هیچ گاه مقادیر دقیق X_0 در دست نیست و این اختلاف مقادیر باید توسط الگوریتم فیلتر کالمن به هم نزدیک گردد تا مشخص شود که روند فیلتر کالمن به درستی انجام می‌شود. انتخاب P_0 با روش سعی و خطا در جهت کاهش خطای تخمین در فیلتر کالمن بی‌بو انتخاب شده است. حرکت هدف با شتاب ثابت برای $30S$ و زمان نمونه برداری $S = 0.1$ در نرم افزار متلب شبیه سازی شده است.

برای مقایسه نتایج حاصل از شبیه سازی هر یک از روش‌های به کار برده شده از معیار جذر میانگین مربعات خطا¹ (RMSE) استفاده کرده‌ایم که به صورت (4-13) و (4-14) تعریف می‌گردد [45].

$$X_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - \hat{X}_k)^2} \quad (13-4)$$

$$\dot{X}_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\dot{X}_k - \hat{\dot{X}}_k)^2} \quad (14-4)$$

موقعیت واقعی هدف X_k ، موقعیت تخمین زده شده \hat{X}_k در لحظه k می‌باشد. (4-13) جذر میانگین مربعات خطا موقعیت است. سرعت واقعی هدف \dot{X}_k و سرعت تخمین زده شده $\hat{\dot{X}}_k$ در لحظه k می‌باشد. (4-14) جذر میانگین مربعات خطا سرعت است. تعداد زمان‌های نمونه برداری می‌باشد که در مسأله ما برابر 300 است.

1 Root mean square error

۴-۳-۱- مقایسه عملکرد فیلتر کالمن توسعه یافته و بی بو

در این بخش با شبیه سازی حرکت به کمک دو فیلتر کالمن توسعه یافته و کالمن بی بو به مقایسه عملکرد این دو فیلتر می پردازیم. فیلتر EKF همان طور که در فصل دوم بیان شد؛ از خطی سازی استفاده می کند. در سیستم ردیابی مورد نظر ما ترم غیر خطی معادله (۴-۶) می باشد. ماتریس ژاکوبین معادله (۴-۶) به شکل زیر خواهد بود:

$$\frac{\partial h^i(x_k)}{\partial y_k} = \frac{(x_k - s_x^i)}{(x_k - s_x^i)^2 + (y_k - s_y^i)^2} \quad (15-4)$$

$$\frac{\partial h^i(x_k)}{\partial x_k} = \frac{-(y_k - s_y^i)}{(x_k - s_x^i)^2 + (y_k - s_y^i)^2} \quad (16-4)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial h^i(x_k)}{\partial \dot{y}_k} &= 0 \quad i=1,2 \\ \frac{\partial h^i(x_k)}{\partial \dot{x}_k} &= 0 \end{aligned} \quad (17-4)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial h^i(x_k)}{\partial \ddot{y}_k} &= 0 \quad i=1,2 \\ \frac{\partial h^i(x_k)}{\partial \ddot{x}_k} &= 0 \end{aligned} \quad (18-4)$$

$$H_x(x_k, k) = \begin{bmatrix} \frac{-(y_k - s_y^1)}{(x_k - s_x^1)^2 + (y_k - s_y^1)^2} & 0 & 0 & \frac{(x_k - s_x^1)}{(x_k - s_x^1)^2 + (y_k - s_y^1)^2} & 0 & 0 \\ \frac{-(y_k - s_y^2)}{(x_k - s_x^2)^2 + (y_k - s_y^2)^2} & 0 & 0 & \frac{(x_k - s_x^2)}{(x_k - s_x^2)^2 + (y_k - s_y^2)^2} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (19-4)$$

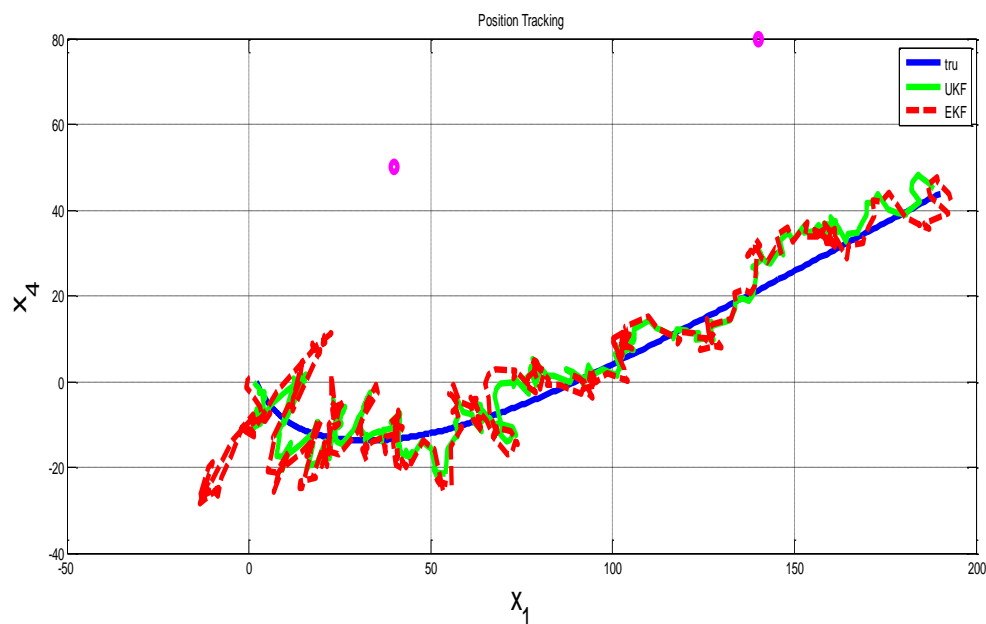
فیلتر UKF برای تقریب بردار نقاط سیگما را از مدل مشاهدات که معادله (۴-۶) می باشد، عبور می دهد؛ الگوریتم فیلتر UKF در فصل دوم بیان شده است. در این جا از بیان دوباره خودداری می کنیم. پارامترهای تنظیم در فیلتر UKF $\alpha = 1$ ، $\beta = 2$ ، $\kappa = -3$ می باشد.

جدول (۴-۱) نتایج حاصل از مقایسه دو فیلتر EKF و UKF را برای سیستم ردیابی در نظر گرفته شده مطابق با داده های بیان شده در بخش های قبل با معیار RMSE نشان می دهد.

جدول (۴-۱): جذر میانگین مربعات خطا در تخمین سرعت و موقعیت با EKF و UKF

روش تخمین	$RMSE(x)$	$RMSE(\hat{x})$
EKF	۸.۸۱۶۲	۸.۲۶۵۵
UKF	۵.۳۶۵۲	۳.۵۰۱۵

مقایسه نحوه ردیابی هدف با شتاب ثابت با دو حسگر در موقعیت ثابت در فضای دو بعدی توسط دو فیلتر UKF و EKF در شکل (۴-۱) نشان داده شده است.



شکل (۴-۱): مقایسه نحوه ردیابی غیر فعال هدف با EKF و UKF

با توجه به نتایج حاصل از جدول (۱-۴) و شکل (۱-۴) عملکرد فیلتر کالمن بی بو خطای تخمین کمتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته دارد. استفاده از خطی سازی در فیلتر کالمن توسعه یافته باعث کاهش دقت در ردیابی هدف شده است. همانطور که در شکل (۱-۴) مشاهده می‌گردد فیلتر کالمن بی بو هدف را بهتر ردیابی می‌کند.

۴-۳-۲- نتایج شبیه‌سازی فیلتر کالمن بی بو فازی بهینه‌سازی شده

در فصل سوم روش فیلتر کالمن فازی بهینه‌سازی شده با کمک الگوریتم ژنتیک برای تنظیم ماتریس کواریانس نویز فرآیند (Q) با استفاده از تنظیم چگالی طیفی، معرفی شد. در این روش از سیستم استنتاج فازی جهت بهبود عملکرد فیلتر کالمن بی بو استفاده شده است. این بخش با بکارگیری روش OFUKF سعی در ردیابی بهتر هدف با شتاب ثابت داریم. پارامترهای الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی سیستم استنتاج فازی در جدول (۲-۴) بیان شده است.

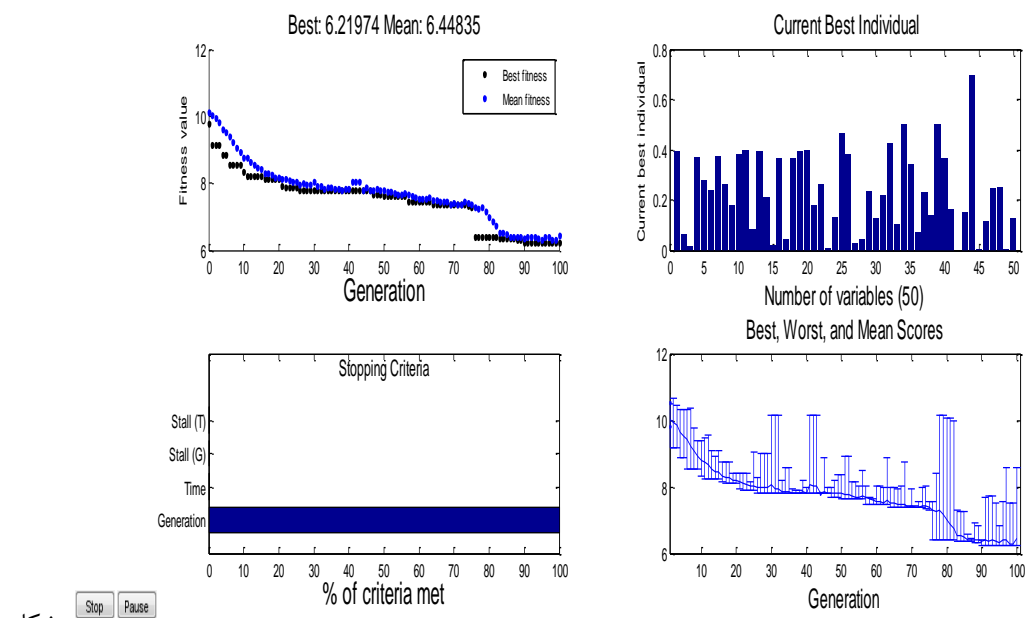
جدول (۲-۴): تعیین پارامترهای الگوریتم ژنتیک

پارامتر	مقدار
تعداد نسل‌ها	۱۰۰
جمعیت	۲۰
کسر تلفیق	۰.۹
نرخ جهش	۰.۰۴

برای ردیابی هدف تابع شایستگی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$J = \sqrt{(RMSE(x))^2 + (RMSE(\dot{x}))^2} \quad (۱۹-۴)$$

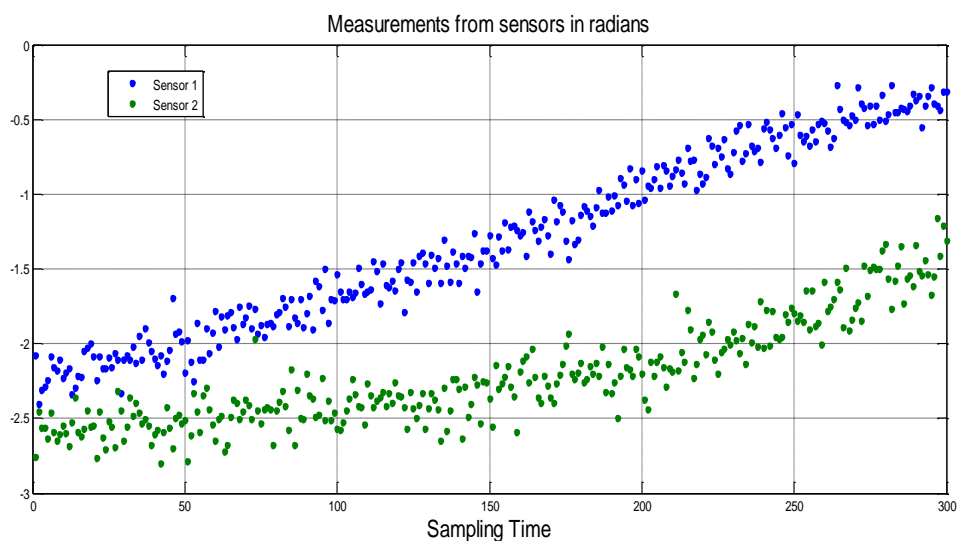
نمودارهای حاصل از اجرای الگوریتم ژنتیک در شکل (۲-۴) نمایش داده شده است.



شکل

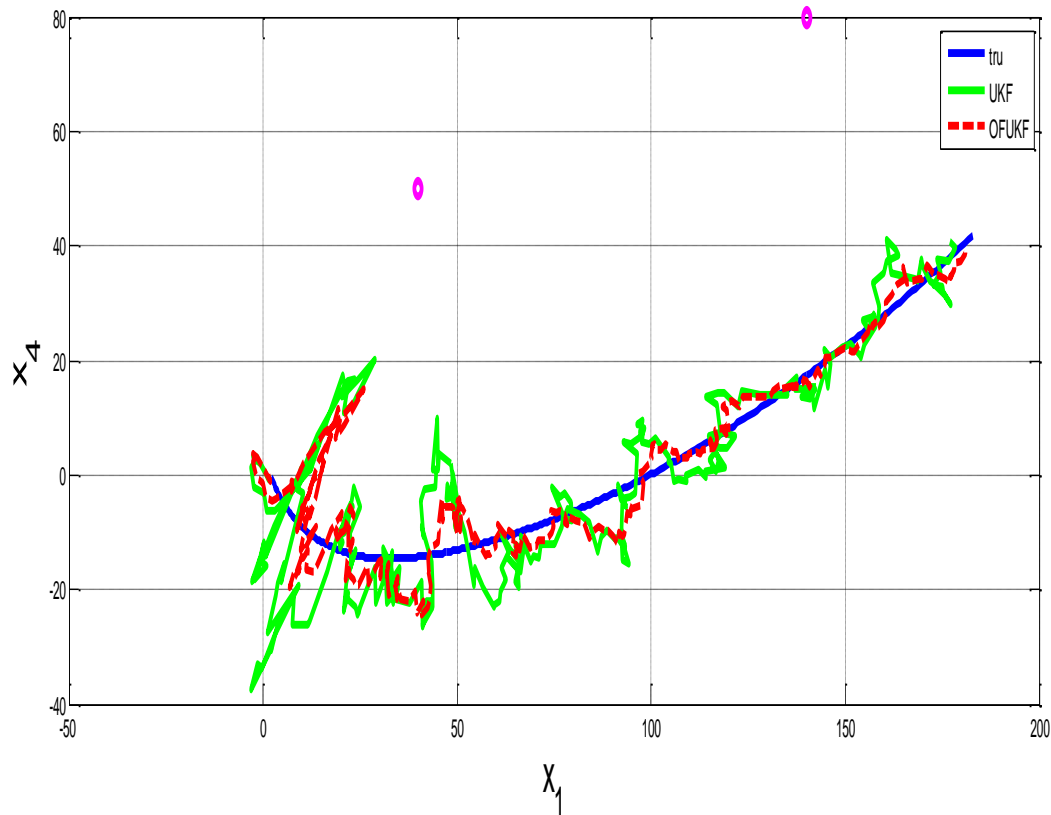
(۲-۴): نمودار حاصل از اجرای الگوریتم ژنتیک

پس از بهینه سازی سیستم فازی به صورت آفلاین، چگالی طیفی در فیلتر کالمن بی بو به کمک سیستم استنتاج فازی بهینه سازی شده بر مبنای مانده فیلتر و تغییرات آن تنظیم می گردد. شکل (۳-۴) داده های اندازه گیری شده آغشته به نویز توسط حسگر ۱ و ۲ که موقعیت آن ها در (۸-۴) و (۹-۴) بیان شده است، را نشان می دهد.



شکل (۳-۴): زوایای اندازه گیری شده از حس گر ها بر حسب رادیان

شکل (۴-۴) ردیابی هدفی با شتاب ثابت به کمک اطلاعات زاویه سمت در فضای دو بعدی و در دستگاه مختصات کارتزین با داده‌های اندازه‌گیری شده در شکل (۳-۴) را با دو روش فیلتر UKF و OFUKF نشان می‌دهد.

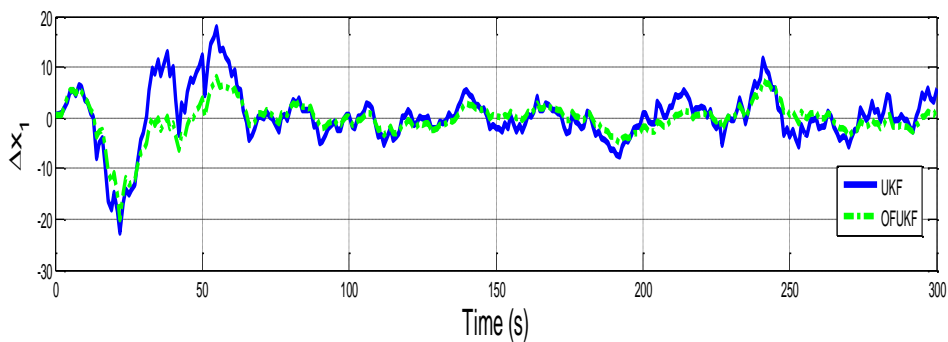
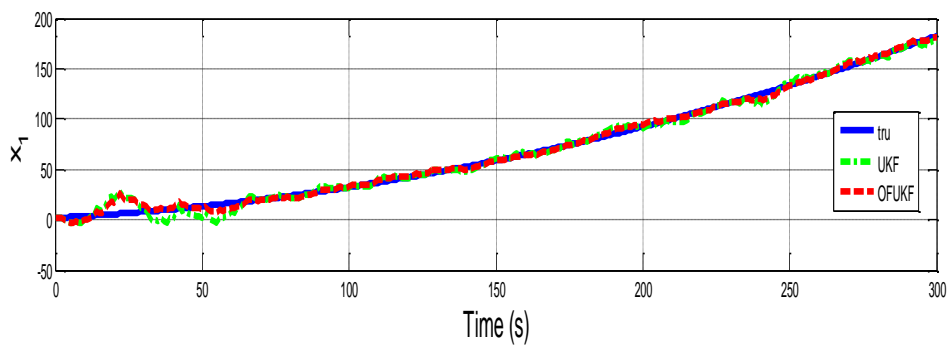


شکل (۴-۴): رهگیری هدف با شتاب ثابت با دو حس گر سونار غیرفعال ثابت

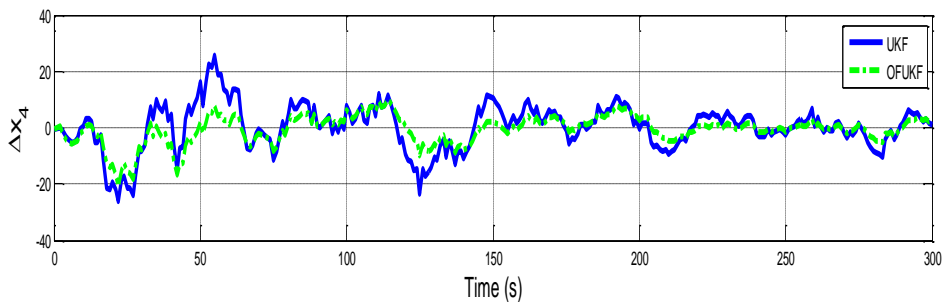
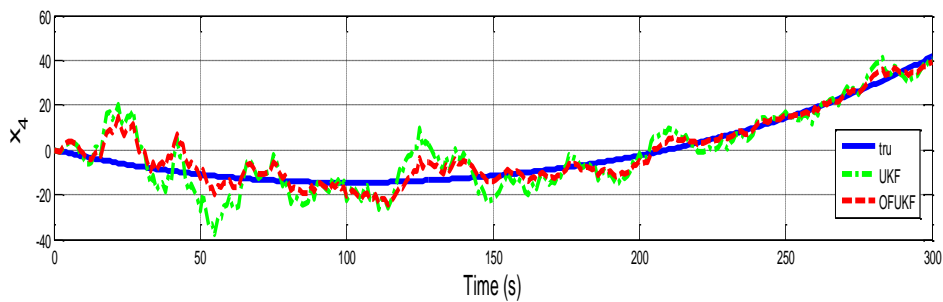
برای بررسی دقیق‌تر و مقایسه بهتر دو روش، در شکل‌های (۴-۵) الی (۴-۱۰)، نخست نمودار مقادیر تخمین زده شده توسط هر روش و مقدار واقعی رسم شده است. نمودار دوم بیانگر خطای تخمین در فیلتر UKF و OFUKF است؛ که به صورت زیر محاسبه شده است.

$$Error = x_{actual} - x_{estimated} \quad (۴-۲۰)$$

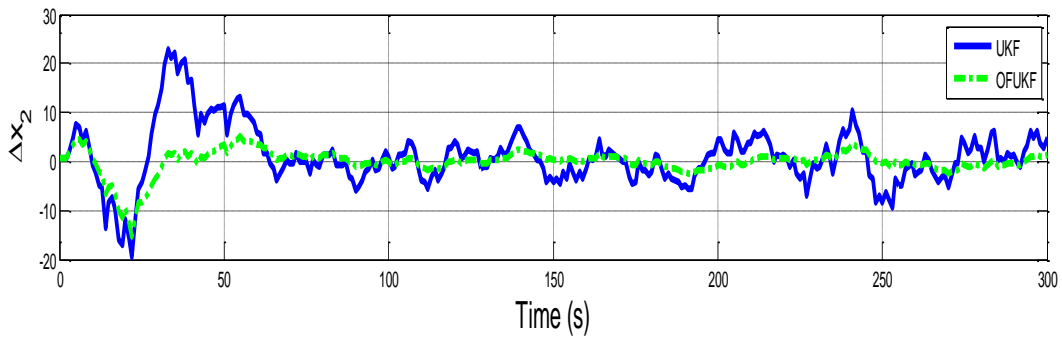
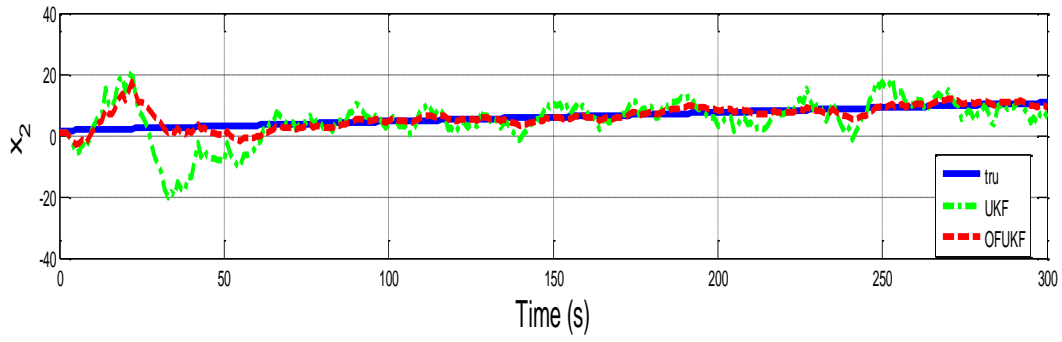
با استفاده از این معیار به خوبی می‌توان عملکرد روش OFUKF را بررسی کرد.



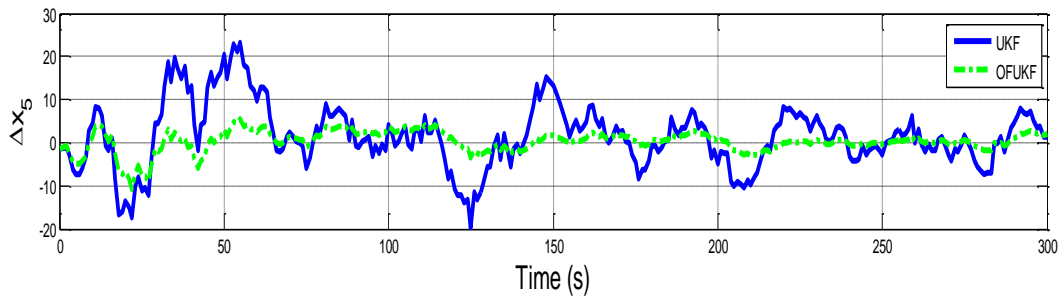
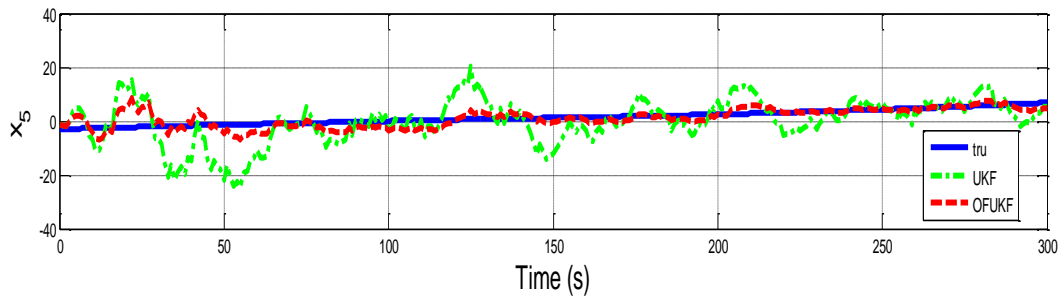
شکل (۴-۵): مقدار تخمین موقعیت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی



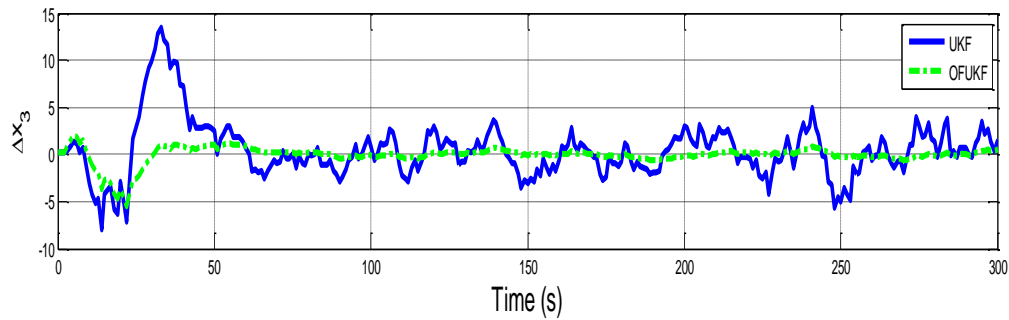
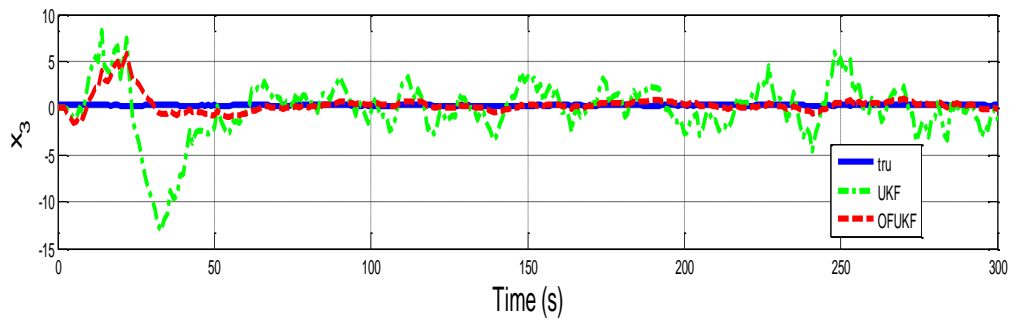
شکل (۴-۶): مقدار تخمین موقعیت در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی



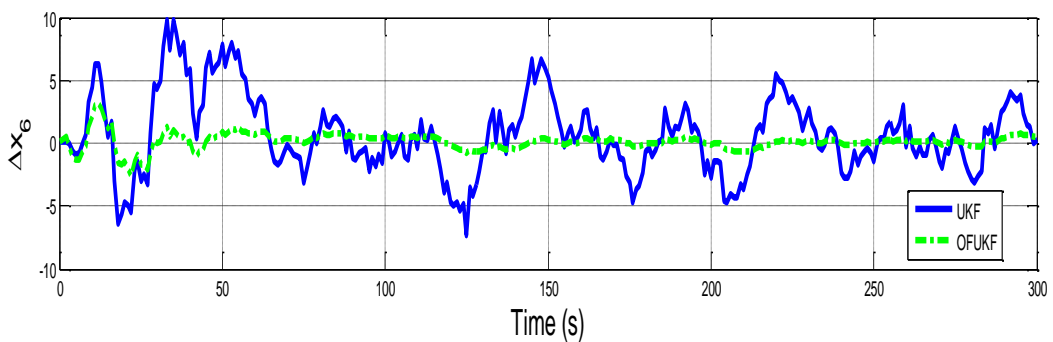
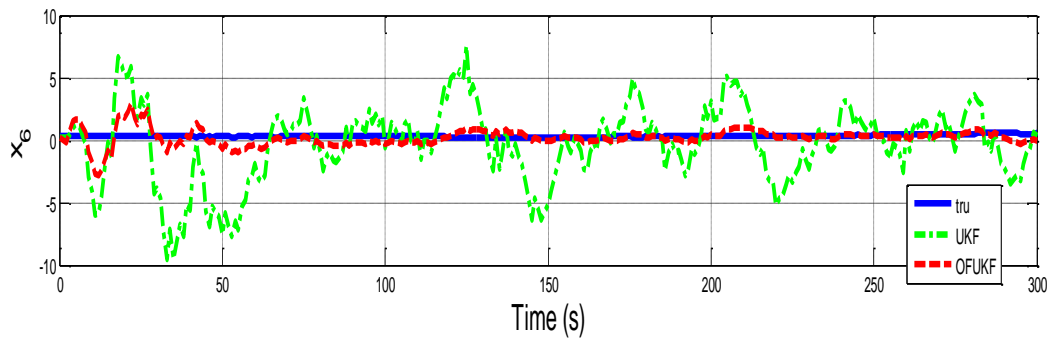
شکل (۴-۷): تخمین سرعت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی



شکل (۴-۸): تخمین سرعت در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی



شکل (۴-۹): تخمین شتاب در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی



شکل (۴-۱۰): تخمین شتاب در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی

همان طور که در شکل‌ها مشاهده می‌شود، فیلتر کالمن فازی بهینه سازی شده با تنظیم چگالی طیفی نویز فرآیند تخمین بهتری در هر لحظه نسبت به فیلتر کالمن بی بو ارائه می‌دهد. جدول (۳-۴) با محاسبه معیار جذر میانگین مربعات خطا برای موقعیت و سرعت هدف به مقایسه عملکرد دو روش UKF و OFUKF پرداخته است.

جدول (۳-۴): جذر میانگین مربعات خطا در تخمین سرعت و موقعیت با UKF و OFUKF

روش تخمین	$RMSE(x)$	$RMSE(\dot{x})$
OFUKF	۶.۱۴۶۶	۳.۵۱۵۰
UKF	۹.۶۴۱۷	۹.۶۱۱۷

مقدار جذر میانگین مربعات خطا برای سرعت و موقعیت نیز بیان‌گر تخمین بهتر روش OFUKF می‌باشد. لازم به ذکر است مقایسه دو روش در شرایطی انجام شده است که کلیه پارامترها به جز چگالی طیفی نویز فرآیند که در روش OFUKF فازی شده است؛ یکسان در نظر گرفته شده است.

۴-۳-۳- نتایج شبیه‌سازی فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی

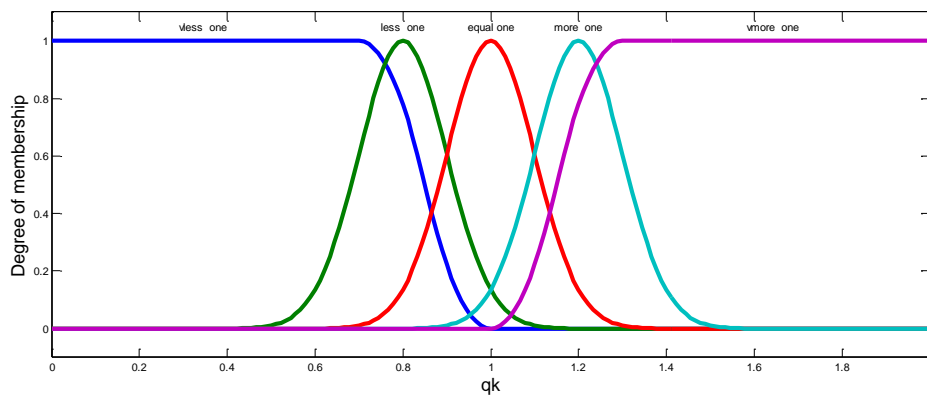
در فصل سوم روش فیلتر کالمن بی بو تطبیقی فازی به منظور بهبود عملکرد فیلتر کالمن بی بو در مواجهه با نویز متغیر با زمان موجود در محیط، معرفی شد. هدف ما در این بخش بکارگیری این روش برای سیستم ردیابی با زاویه سمت معرفی شده در این فصل به منظور بهبود رهگیری می‌باشد.

دنباله ابداع واقعی در فصل سوم به شکل زیر بیان شد:

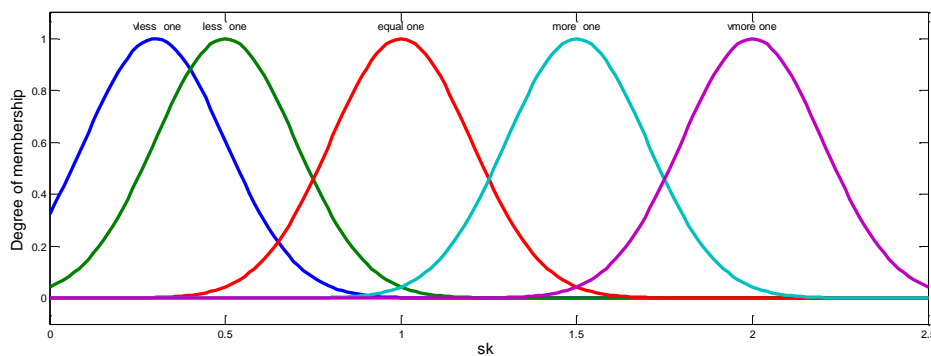
$$C_r = \frac{1}{M} \sum_{i=i_0}^k v_i v_i^T \quad i_0 = k - M + 1 \quad (۲۱-۴)$$

M به صورت تجربی انتخاب می‌گردد. در سیستم ردیابی در این فصل $M=1$ در نظر گرفته شده است و $b=3$ فرض شد.

سیستم استنتاج فازی تک ورودی-تک خروجی با ۵ قانون فازی مطابق با آنچه در فصل سوم بیان شد؛ پارامتر تطبیق را تقریب می‌زند. شکل (۴-۱۱) توابع عضویت گروه‌های فازی در ورودی و شکل (۴-۱۲) توابع عضویت گروه‌های فازی در خروجی را نشان می‌دهد. قوانین فازی مطابق با توضیحات فصل سوم می‌باشد. توابع عضویت و مراکز آن با روش سعی و خطا تعیین شده‌اند.

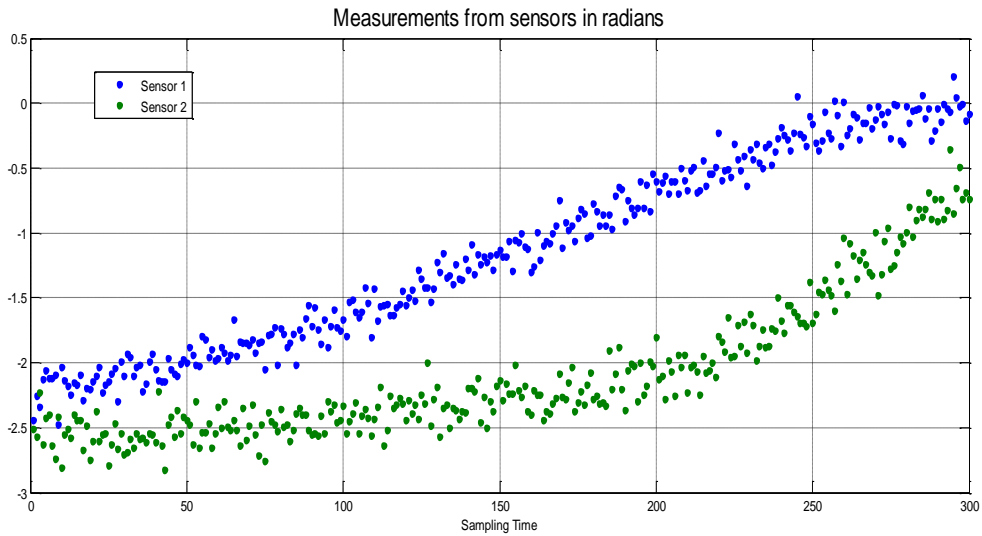


شکل (۴-۱۱): توابع تعلق سیستم استنتاج فازی در ورودی برای تنظیم R در روش تطبیقی فازی



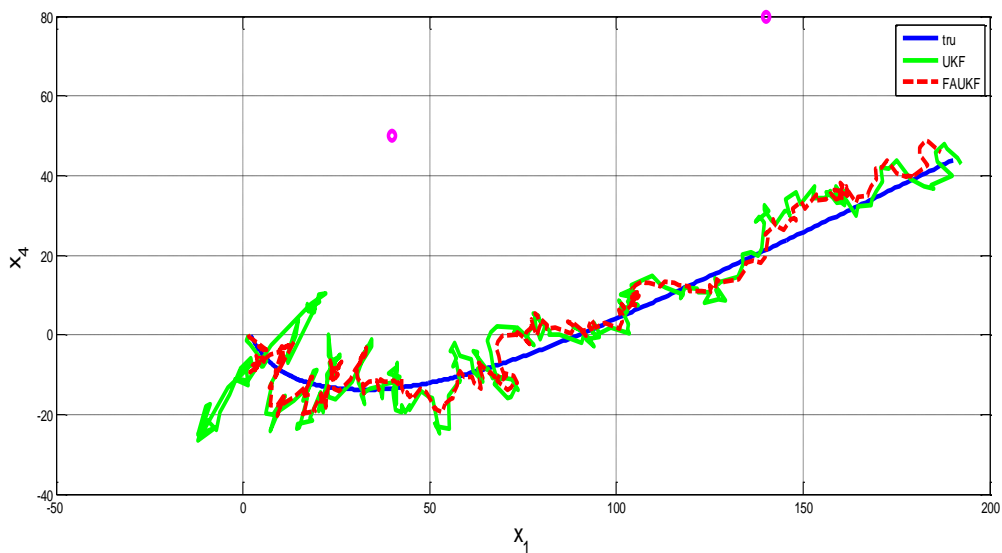
شکل (۴-۱۲): توابع تعلق سیستم استنتاج فازی در خروجی برای تنظیم R در روش تطبیقی فازی

اندازه‌گیری‌های انجام شده توسط دو حسگر ۱ و ۲ در حضور نویز اندازه‌گیری در شکل (۴-۱۳) نشان داده شده است.



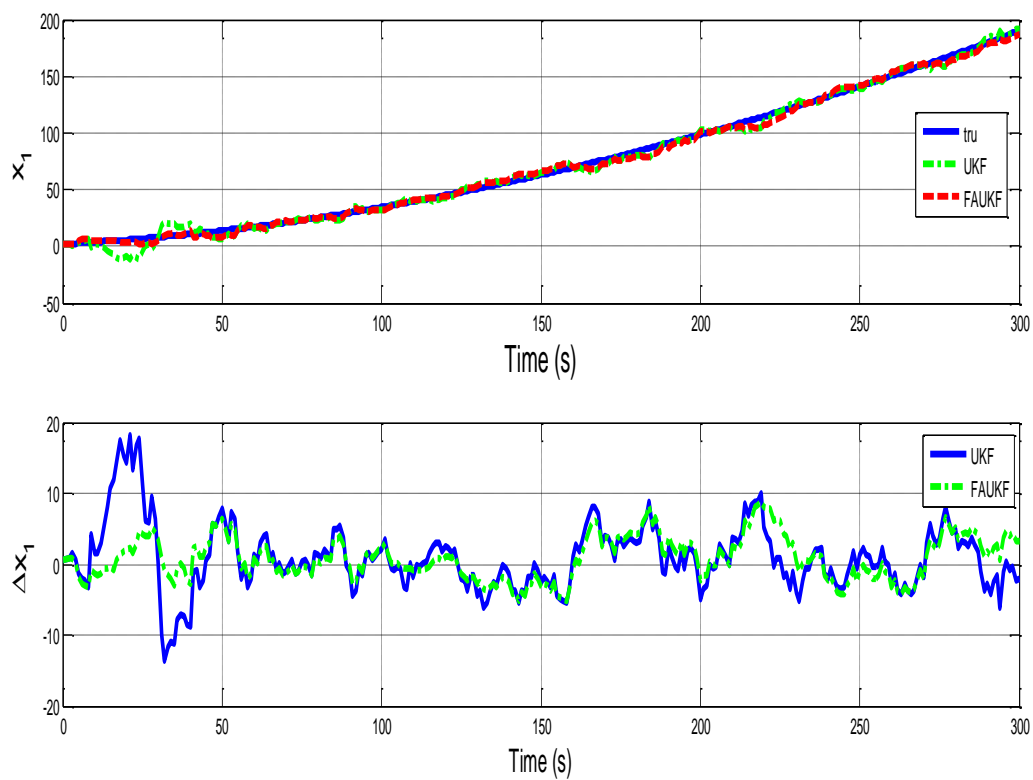
شکل (۴-۱۳): زوایای اندازه‌گیری شده توسط حسگر ۱ و ۲ بر حسب رادیان

شکل (۴-۱۴) ردیابی هدف با شتاب ثابت با حسگر ۱ و ۲ در فضای دو بعدی و در دستگاه مختصات کارتیزین با داده‌های اندازه‌گیری شده در شکل (۴-۱۳) را با دو روش فیلتر UKF و FAUKF نشان می‌دهد.

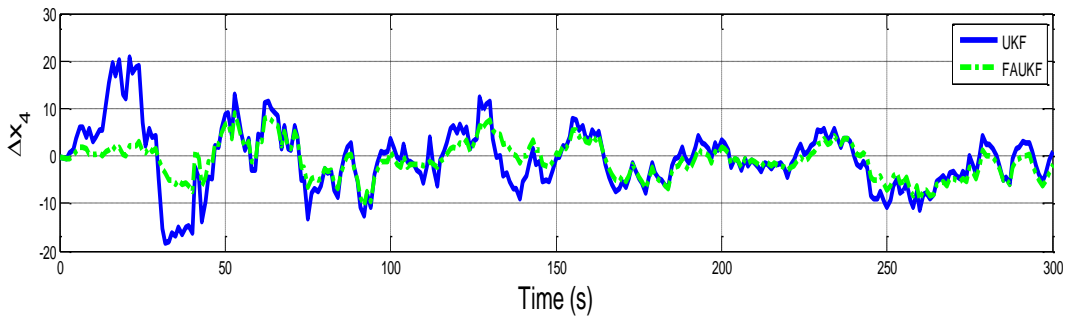
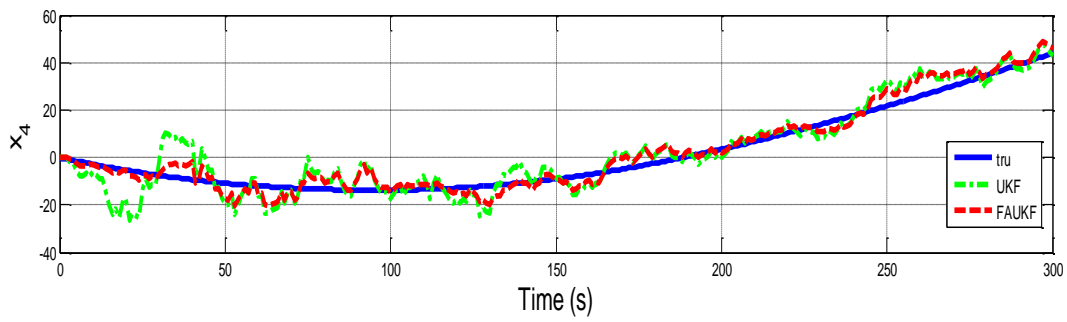


شکل (۴-۱۴): رهگیری هدف با شتاب ثابت با دو حسگر سونار غیرفعال ثابت

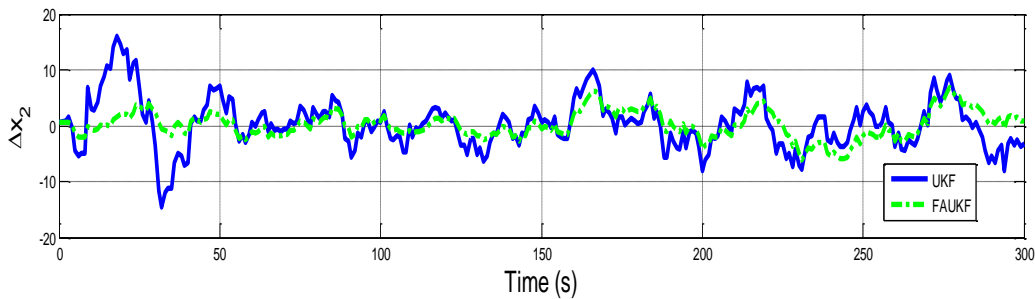
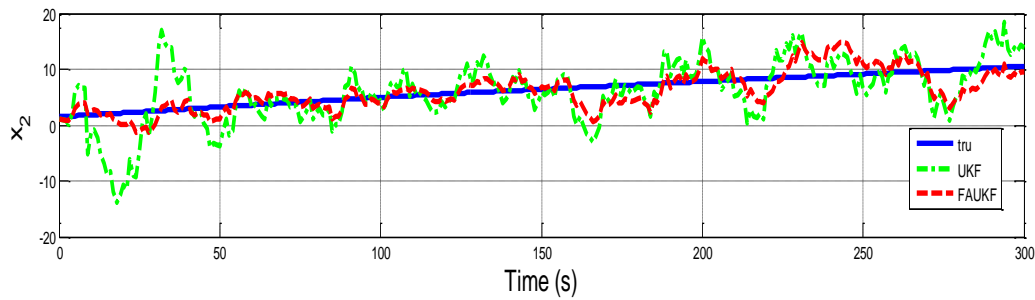
به منظور مقایسه عملکرد UKF و FAUKF مانند بخش قبل به رسم نمودارهای موقعیت، سرعت و شتاب در راستای هر یک از محورهای x و y پرداخته شده است. شکل‌های (۴-۱۵) الی (۴-۲۰) مانند نمودارهای بخش قبل برای مقایسه بهتر دو روش UKF و FAUKF می‌باشند و از توضیح دوباره خودداری می‌کنیم.



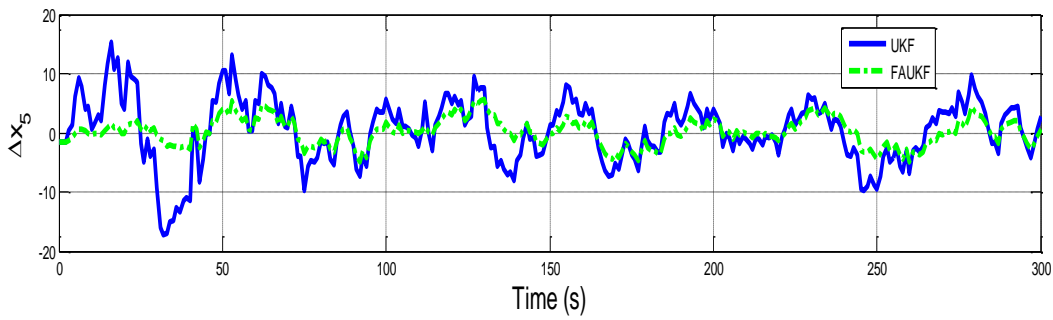
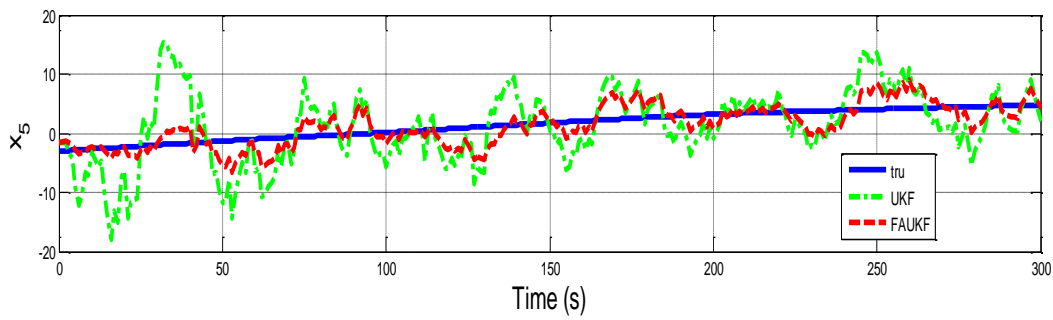
شکل (۴-۱۵): تخمین موقعیت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی



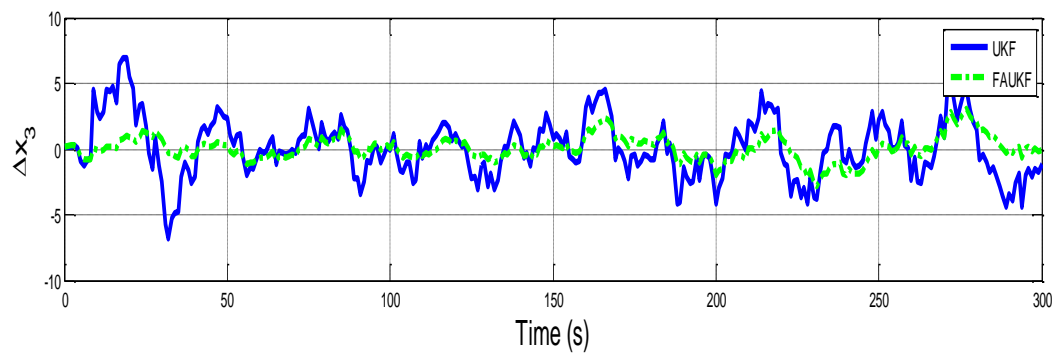
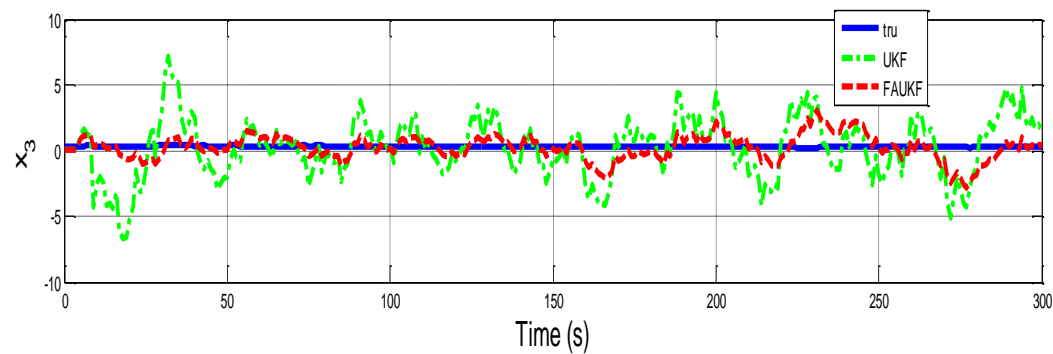
شکل (۴-۱۶): تخمین موقعیت در راستای محور y و خطا از مقدار واقعی



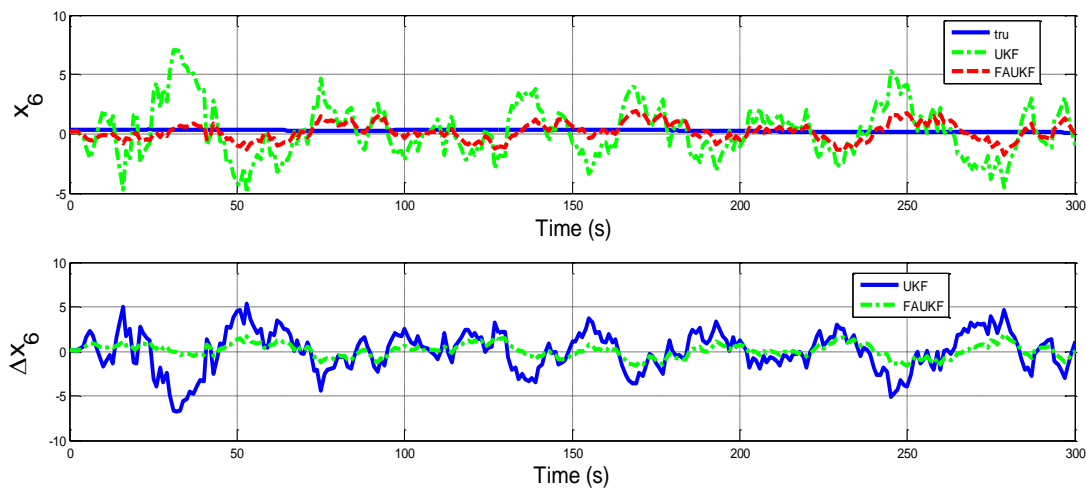
شکل (۴-۱۷): تخمین سرعت در راستای محور x و خطا از مقدار واقعی



شکل (۴-۱۸): تخمین سرعت در راستای محور x_5 و خطا از مقدار واقعی



شکل (۴-۱۹): شتاب در راستای محور x_3 و خطای آن از مقدار واقعی



شکل (۴-۲۰): شتاب در راستای محور y و خطای آن از مقدار واقعی

با توجه به شکل‌های فوق پاسخ با تنظیم R به کمک روش تطبیقی فازی در کل بهتر از UKF شده است. جدول (۴-۴) این واقعیت را به کمک معیار میانگین مربعات خطا بهتر نشان می‌دهد.

جدول (۴-۴): جذر میانگین مربعات خطا در تخمین سرعت و موقعیت با UKF و FAKUF

روش تخمین	$RMSE(x)$	$RMSE(\hat{x})$
UKF	۸.۱۷۰۷	۷.۱۰۸۹
FAUKF	۴.۹۷۶۴	۳.۳۰۲۱

۴-۳-۴- مقایسه روش تنظیم Q با تنظیم R

همانطور که از نتایج شبیه سازی‌ها پیداست، تنظیم ماتریس R و Q هر دو خطای تخمین را کاهش داده اند. تنظیم ماتریس Q به علت کم بودن نویز فرآیند به مراتب سخت تر از تنظیم ماتریس R می‌باشد. در کل هر دو روش وابسته به شرایط محیطی و مدل حرکت هدف باعث بهبود در عملکرد و کاهش خطای ردیابی خواهند شد.

فصل پنجم:

نتیجہ گیری و پیشہ داری

۵-۱- نتیجه گیری

در این پایان نامه، ردیابی یک هدف زیر سطحی با شتاب ثابت به کمک دو حسگر سونار غیر فعال در موقعیت ثابت مورد بررسی قرار گرفت. این ردیابی بر اساس زوایای سمت هدف که توسط دو حسگر سونار غیر فعال اندازه گیری شده‌اند، انجام پذیرفت. با توجه به این که داده‌های اندازه گیری شده به وسیله دو حسگر آغشته به نویز است، برای ردیابی از روش‌های تخمین برای یافتن حالت هدف استفاده می‌شود. بدین منظور با توجه به غیر خطی بودن مساله، فیلتر کالمن توسعه یافته و بی بو برای تخمین حالت در نظر گرفته شد. فیلتر کالمن توسعه یافته در ردیابی سیستم ردیاب مفروض در این پایان نامه موفق عمل نمی‌کند و خطای تخمین حالت آن بسیار بالاست و در برخی مواقع واگرا خواهد شد. در نتیجه فیلتر کالمن بی بو برای تخمین حالت هدف مناسب تر می‌باشد. سپس دو روش برای بهبود عملکرد فیلتر کالمن بی بو بررسی شده، استفاده از روش فازی بهینه سازی شده در جهت تنظیم ماتریس کواریانس Q و استفاده از روش تطبیقی فازی در جهت تنظیم ماتریس کواریانس R ، موفق عمل می‌کنند و باعث کاهش خطای ردیابی در فیلتر کالمن بی بو خواهند بود. البته فیلتر کالمن بی بو در ردیابی دقت بالایی دارد ولی با توجه به سادگی روش‌ها و نداشتن بار محاسباتی و اهمیت بحث ردیابی به خصوص در علوم نظامی، استفاده از روش‌های نام برده مفید می‌باشد. تنظیم ماتریس Q در مورد سیستم‌های ردیابی که مانور حرکت زیاد است بسیار سودمند می‌باشد و تنظیم R در محیط‌های با حضور نویز بزرگ بسیار موثر است. در مورد سیستم ردیاب این پایان نامه که دو حسگر ثابت فرض شده‌اند تنظیم Q منطقی تر به نظر می‌رسد ولی اگر حسگر متحرک باشد تنظیم R نیز قابل تأمل می‌باشد. در کل روش‌های تنظیم R و Q روش‌هایی موثر در کاهش خطای تخمین حالت ارزیابی می‌گردد.

۵-۲- پیشنهادات

با توجه به رشد روز افزون گرایش به تخمین هر چه دقیق تر موقعیت، سرعت و شتاب اهداف زیر آب، هنوز مسائلی را برای به چالش کشیدن این بحث می توان یافت. در این بخش مباحثی مطرح می گردد که بکارگیری آنها می تواند به تخمین موقعیت هر چه بهتر اهداف زیر آب بانجامد.

- ✓ استفاده از حسگرهای متحرک در جهت بهبود تخمین حالت هدف می تواند مفید باشد.
- ✓ استفاده از سیستم استنتاج فازی عصبی ANFIS جهت تنظیم ماتریس کواریانس نویز فرآیند قابل تأمل است.
- ✓ استفاده از روش های بهینه سازی قدرتمند جهت بهینه سازی پارامترهای سیستم فازی تطبیقی در روش فیلتر کالمن بی بو فازی تطبیقی.
- ✓ استفاده از فیلتر ذره ای در سیستم ردیابی می تواند تأمل برانگیز باشد.
- ✓ همچنین یکی از پیشنهادات مهم، استفاده از ساختارهای چند گانه در ردیابی می باشد.

مراجع

- [1] Dogancay K. (2006) “**Bias Compensation for the Bearings-Only Pseudo linear Target Track Estimator**” Signal Processing, IEE Transaction, Vol.54, No. 1, pp 54-67.
- [۲] نایبی آستانه ا.ح.، (۱۳۹۰)، پروپوزال رساله دکتر: " تولید بلادرنگ مسیر بهینه رویت گر ردیابی هدف فقط بازایه سمت در حضور محدودیت های حسگر و محیط "، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد.
- [3] Hall D. and McMullen S. (2004) “**Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion**”, Second Edition, Artech House Inc., UK, pp.4-20.
- [4] Ravi Kumar D.V.A.N., Kostaswara Roa S. and Padma Raja K. (2013) “**Under Water Active Target Tracking Using Kalman Filter**” International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT) ,Vol. 2 , Issue 10, pp. 3982-3988.
- [5] Li X., Li Y., Liu W. and Bai X. (2014) “**Dual-Array Tracking Algorithm for Underwater Bearing-Only Target Tracking Based on EKF**” Springer ,pp. 201-209.
- [۶] بهادری م. ، (۱۳۹۲) "مقدمه ای بر آکوستیک زیر آب و فناوری سونار " چاپ اول ، انتشارات ناقوس ، تهران ، ص. ۱.
- [7] Knight W.C., Pridham R.G. and Kay S.M. (1981) “**Digital Signal Processing For Sonar**” Proceeding of IEEE, vol. 69 Issue 11, pp. 1451-1506.
- [8] Jauffret C., Pillon D. and Pignol A.C.(2010) “**Bearing-only Maneuvering Target Motion Analysis From Nonmaneuvering Platform**” Aerospace and Electronic Systems, Transaction on, Vol. 46, Issue 4, pp. 1934-1949.
- [9] Tague J. (2013) “**Detection of Target Maneuver from Bearing- only Measurements**” Aerospace and Electronic Systems, Transaction on, Vol. 49 Issue 3, pp. 2028-2034.
- [10] Zhu W., Xu Z., Li B. and Wu Z., (2012), “**Research on the Observability of Bearing-only Target Tracking Based on Multiple Sonar sensors**” Second

International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control, pp. 631-634.

[11] Lindgren A.G. and Gong K. (1978) “**Position and Velocity Estimation Via Bearing observation**”, Aerospace and Electronic System, Transaction on, Vol.14, No. 4, pp.564-577.

[12] Nardone S., Lindgren A. and Gong K. (1984) “**Fundamental Properties and Performance of Conventional Bearing-only Target Motion Analysis**” Automatic Control, IEEE Transaction on, Vol.AC 29, NO. 9, pp. 775-787.

[13] Koteswara S.,(2001) “ **Pseudo-linear estimator for bearing-only passive target tracking**” IEE Proc.-Radar, Sonar Navig., Vol. 148, No. 1,pp. 16-22.

[14] Karlsson R. and Gustafsson F.,(2005) “**Recursive Bayesian Estimation: Bearing-only Applications**” , IEE Proceedings Radar, Sonar and Navigation, Vol. 152, Issue 5, pp. 305-313.

[15] Reshma A.R., Anooja S. and Georgr D.E.,(2013) “**Bearing Only Tracking Using Extended Kalman Filter**” International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering ,Vol. 2, Issue 2,pp. 1140-1144.

[16] Radhakrishnan K., Unnikrishnan A. and Balakrishnan K.G.,(2010) “**Bearing only Tracking of Maneuvering Targets using a Single Coordinated Turn Model**” International Journal of Computer Applications, Vol. 1, No. 1, pp. 25-33.

[17] Jinlong X., Hongjian W. and Aihua Z., (2013) “**Under water Target Bearing Only Tracking Based on First Order Divided Difference Filter**”, 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC), China, pp. 351-355.

[18] Zhang H., Dai G., Sun J. and Zhao Y.,(2013) “**Unscented Kalman filter and its nonlinear application for tracking a moving target**” , Optic,Vol. 124, pp. 4468-4471.

[19] Straka O., (2011) “**The Development of a randomized unscented Kalman Filter**”, In Proceeding if the 18th IFAC World Congress, Vol. 18, No. 1, pp. 8-13.

[20] Dunik J., Simandl M. and Straka O., (2012) “**Unscented Kalman filter: Aspects and Adaptive setting of scaling parameter**” IEEE Transaction on Automatic Control, Vol. 57, NO. 9, pp. 2411-2416.

[21] Straka O., Dunik J., Simandl M. and Blasch E., (2014) “**Comparison of Adaptive and Randomized Unscented Kalman Filter Algorithms**”.

- [22] Peng D. and Guo Y., (2014) “**Fuzzy-logic adaptive variable structure multiple-model algorithm for Tracking a high maneuvering target**”, Journal of The Franklin Institute, Vol. 351, Issue 7, pp. 3837-3846.
- [23] Xie P., Kang F. and Wang S., (2010) “**Research for Underwater Target Tracking by Using Multi-Sonar**”, 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP), pp.4249-4253.
- [24] Kalman R. E., (1960) “**A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems**” Transaction of the ASME – Journal of Basic Engineering ,vol. 82,pp.35-45.
- [25] Park S., Hwang J., Kim E. and Kang H., (2009) “**A New Evolutionary Particle Filter for the Prevention of sample Impoverishment**” IEEE Transaction on Evolutionary Computation, vol. 13,No. 4, pp. 4526-4533.
- [26] Simon D., (2006), “**Optimal State Estimation Kalman, H_∞ and nonlinear Approaches**”, John Wiley and Sons. , New Jersey, pp. 465-478.
- [27] Arulampalam S., Maskell S., Gordan N. and Clapp T., (2002) “**A Tutorial on Particle Filters for online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking**” IEEE Trans. Signal Process.,Vol. 50, No. 2, pp. 174-188.
- [28] Fox D., (2003) “**KLD- Sampling: Adaptive Particle Filters**”, Int. J. Robotic Research, Vol. 22, No. 12, pp. 985-1003.
- [29] Greg W. and Gray B., (2001), “**An Introduction to The Kalman Filter**”, ACM Inc., NC., pp-29-30.
- [30] Bar-shalom Y., X. Rong Li. and Kirubarajan T. (2001), “**Estimation with Application to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software**”, John Wiley & Sons. Inc., Canada, pp. 200-220.
- [31] Särkkä S., (2009) “**Bayesian Estimation of Time-varying systems: Discrete-Time systems**”, pp. 43-47.
- [32] Haykin S., (2001) “**Kalman Filtering and Neural Networks**”, John Wiley and Sons., pp. 225.
- [33] Julier S.J. and Uhlman J.K., (2004b) “**Unscented Filtering and Nonlinear Estimation**”, Proceedings of the IEEE, Vol. 92, Issue 3, pp. 401-422.
- [34] Haykin S., (2001) “**Kalman Filtering and Neural Networks**”, John Wiley and Sons., pp. 234.
- [35] Särkkä S., (2009) “**Bayesian Estimation of Time-varying systems: Discrete-Time systems**”, pp. 54.

[۳۶] وانگ ل.، (۱۳۸۹) ، "سیستم های فازی و کنترل فازی" محمد تشنه لب و دیگران، چاپ ششم، انتشارات دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ص ۱-۱۰.

[۳۷] ظهیری ح.، (۱۳۹۱)، "طراحی خودکار طبقه بندی کننده های فازی بهینه با استفاده از روش بهینه سازی گروه ذرات" نشریه مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران، شماره ۲، دوره ۱۰، ص ۱۲۶-۱۳۳.

[۳۸] کیا م.، (۱۳۹۱)، "الگوریتم های ژنتیک در مطلب" چاپ سوم، شرکت تعاونی خدمات نشر کیان رایانه سبز، تهران، ص ۷۵-۸۰.

[39] Joo Y.H. , Hwang H.S., Kim K.B. and Woo K.B.,(1977) "**Fuzzy System Modeling by Fuzzy Partition and GA hybrid schemes**" Fuzzy Sets Syst.,vol. 86 ,pp. 279-288.

[40] Y.H., Hwang H.S., Kim K.B. and Woo K.B., (1995) "**Linguistic model identification for fuzzy system**" Electron. Lett., 31, pp. 330-331.

[41] Lee B.J., Park J.B., Lee H.J. and Joo Y.H., (2005) "**Fuzzy-logic-based IMM algorithm for Tracking a Maneuvering Target**" IEE Proc-Radar Sonar Navig, Vol. 155, No. 1, pp. 16-22.

[42] Wang L.X., (1988) "**A Course in Fuzzy Systems and Control**" Prentice Hall, NJ, USA.

[43] Tianlai X. and Pingyuan C., (2007) "**Fuzzy Adaptive Interacting Multiple Model Algorithm for INS/GPS**" International Conference on Mechatronics and Automation, pp. 2963- 2967, China.

[44] Zhang L., Freng Z., Zhang-song S. and Feng X., (2009) "**Bearing only Target motion analysis**" BeiJing: National Defence Industry Press, pp. 77.

[45] Jorge P., Scamilla-Ambrosio E. and Mart N., (2003) "**Hybrid Kalman filter-Fuzzy logic adaptive multisensory data fusion architectures**" The 42th IEEE Conference on Decision and Control, pp. 5215-5220, USA.

Abstract

One of the most difficult issue in target motion analysis is bearing only target tracking (BOT), which basically is used in under water targets tracking with passive sonar sensor. Generally, Kalman based method are used in state estimation of target motion in bearing only target tracking. However condition such as maneuver in target motion and unknown statistical parameters of measurement noise, degrade the performance of these methods. In this thesis Fuzzy Unscented Kalman Filter which is incorporation of fuzzy logic and Unscented Kalman Filter, is proposed. Fuzzy system is used to adjust the covariance matrix of measurement and process noise. In comparision with Unscented Kalman Filter proposed method has reduced the estimation error of tracking. The authenticity of the claim is confirmed in simulation.

Keywords: Optimization, Unscented Kalman Filter, State estimation, Fuzzy system, BOT.



University of Shahrood
Department of Electronic and Robotic
Master of Science Thesis

**Underwater bearing-only maneuvering target tracking
using fuzzy Unscented Kalman Filter**

Parisa Kadkhodamezerji

**Supervisor:
Dr. Hossein Gholizade Narm**

2015