



دانشکده مهندسی برق

پایان نامه کارشناسی ارشد

ردیابی اهداف متحرک با فرض گم شدن هدف در قسمتی از مسیر با به کارگیری فیلتر کالمن

علیرضا نوریان

استاد راهنما:

دکتر حیدر طوسی‌ان شاندیز

بهمن ماه ۱۳۹۱

الحمد لله الذي
جعلنا من
البرية



دانشکده مهندسی برق

گروه کنترل

ردیابی اهداف متحرک با فرض گم شدن هدف در قسمتی از مسیر با به کارگیری فیلتر کالمن

دانشجو:

علیرضا نوریان

استاد راهنما:

دکتر حیدر طوسی‌ان شاندیز

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

بهمن ماه ۱۳۹۱

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده : برق و رباتیک

گروه : کنترل

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای / خانم

تحت عنوان:

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد
مورد ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

تقدیم بہ مادر محراب و پدر عزیزم
با کمال احترام

در اینجا وظیفه خود می‌دانم از زحمات استاد فاضل و ارجمندم جناب آقای دکتر حیدر طوسی‌ان شاندیز که در طی شش سال مدت تحصیل اینجانب در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد همواره از راهنمایی‌های ارزشمند ایشان بهره‌برده‌ام و با معرفی موضوع این پایان‌نامه مسیر جدیدی را در ادامه فعالیت تحصیلی و شغلی بنده ایجاد فرمودند، قدردانی نموده و برای این بزرگوار از درگاه خداوند متعال سلامتی و بهروزی مسئلت نمایم. همچنین بر خود واجب می‌دانم که از پدر و مادرم که در تمام مراحل زندگی همواره مشوق و یاور من بوده‌اند، تشکر نموده و برای ایشان طلب سلامت و توفیق روز افزون نمایم.

تعهد نامه

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

♦ تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .

♦ در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .

♦ مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .

♦ کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .

♦ حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.

♦ در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .

♦ در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول 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 صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .

چکیده

اهمیت تشخیص و ردیابی اهداف در مأموریت‌های نظامی و غیرنظامی بر کسی پوشیده نیست. البته اهمیت این بحث در مأموریت‌های نظامی بیش از مأموریت‌های غیرنظامی است. چرا که در مأموریت‌های نظامی، محدودیت‌های خاصی برای فعالیت سامانه وجود دارد که طراحی و ساخت سامانه‌ی ردیابی و تعیین موقعیت را دشوار می‌کند. به عنوان مثال یکی از محدودیت‌هایی که می‌تواند در اجرای صحیح مأموریت سامانه اختلال ایجاد کند از دست رفتن اطلاعات دریافتی از هدف می‌باشد، که ممکن است آگاهانه یا غیر آگاهانه به سامانه تحمیل شود. به عنوان نمونه ممکن است با انجام عملیات پدافندی هدف و یا با توجه به شرایط خاص محیطی اطلاعات ردیابی هدف از دست برود.

در تحقیق حاضر با استفاده از فیلتر کالمن وافزودن تقریب تابع به آن هدفی مورد ردیابی قرار گرفته که در قسمتی از مسیر اطلاعات مورد نیاز برای ردیابی آن از دست رفته و با توجه به اطلاعات گذشته، تخمینی از موقعیت فعلی هدف برای جلوگیری از گمراهی، در اختیار سامانه قرار داده شده‌است. نتایج نشان می‌دهد که به کار گیری این روش سامانه را در شرایط عادی در تعقیب هدف قرار داده است.

واژه‌های کلیدی: فیلتر کالمن، ردیابی، تخمین موقعیت، مسیر حرکت، پردازش داده

فهرست مطالب

عنوان	صفحه
فصل اول : اصول و مبانی یک سیستم ردیابی	۱
۱-۱- مقدمه	۲
۲-۱- وظایف بخش ردیابی	۲
۳-۱- اجزاء یک سیستم ردیابی	۴
فصل دوم : تخمین حالت در سیستم‌های دینامیکی	۶
۱-۲- مقدمه	۷
۲-۲- دسته‌بندی فیلترهای ردگیری	۸
۳-۲- فیلتر $\alpha\beta$	۹
۴-۲- فیلتر $\alpha\beta\gamma$	۱۷
۵-۲- فیلتر کالمن	۲۰
۱-۵-۲- نام گذاری و تاریخچه توسعه	۲۱
۲-۵-۲- شمای کلی فیلتر کالمن	۲۱
۳-۵-۲- عملکرد فیلتر کالمن	۲۳
۴-۵-۲- فیلتر کالمن خطی	۲۴
۱-۴-۵-۲- شبیه سازی فیلتر کالمن خطی	۲۷
۲-۴-۵-۲- مزایای فیلتر کالمن	۳۱
۵-۵-۲- فیلتر کالمن توسعه یافته	۳۱

۳۶	۱-۵-۵-۲- فیلتر کالمن توسعه یافته تکرار شونده
۳۷	۲-۵-۵-۲- شبیه سازی EKF
۴۱	۶-۵-۲- فیلتر کالمن بی بو (بی رد)
۴۱	۱-۶-۵-۲- تبدیل بی بو
۴۳	۲-۶-۵-۲- عملکرد UKF
۴۴	۳-۶-۵-۲- نامگذاری UKF
۴۴	۴-۶-۵-۲- شبیه سازی UKF
۴۶	۷-۵-۲- انواع دیگری از فیلتر کالمن
۴۷	فصل سوم : مدل سازی دینامیک حرکت هدف و سنسور
۴۸	۱-۳- مقدمه
۴۸	۲-۳- مدل سازی
۴۹	۱-۲-۳- انتخاب دستگاه مختصات مرجع برای ردیابی
۵۱	۳-۳- مدل سازی دینامیک حرکت هدف
۵۱	۱-۳-۳- مدل حرکت هدف با سرعت ثابت
۵۳	۲-۳-۳- مدل حرکت هدف با شتاب ثابت
۵۴	۳-۳-۳- مدل های دینامیکی اهداف مانوری
۵۶	۴-۳-۳- ردگیری اهداف دارای مانور

۵۷ ۱-۴-۳-۳- روشهای آشکار سازی مانور

۶۰ ۲-۴-۳-۳- فنون مختلف وفقی شدن فیلتر برای ردگیری اهداف مانوری

۶۱ ۳-۴-۳-۳- فیلتر مرتبه متغیر

۶۲ ۴-۴-۳-۳- الگوریتم IMM در تخمین حالت اهداف مانوری

۶۴ فصل چهارم : ردیابی هدف با فرض گم شدن آن در قسمتی از مسیر

۶۵ ۱-۴- مقدمه

۶۶ ۲-۴- ردگیری هدف با سرعت ثابت

۷۰ ۳-۴- ردگیری هدف با شتاب ثابت

۷۴ ۴-۴- ردگیری سیگنال سینوسی

۸۰ ۵-۴- مدل دور زدن هواپیما

۸۹ فصل پنجم : نتیجه گیری و پیشنهادات

۹۰ ۱-۵- نتیجه گیری

۹۱ ۲-۵- پیشنهادات

۹۲ مراجع

فهرست شکل‌ها

عنوان	صفحه
شکل (۱-۱): اجزاء یک سیستم ردیابی	۴
شکل (۱-۲): نمایش بلوکی فیلتر $\alpha\beta$	۱۰
شکل (۲-۲): عملکرد فیلتر $\alpha\beta$	۱۵
شکل (۳-۲): نمایش بلوکی فیلتر $\alpha\beta\gamma$	۱۷
شکل (۴-۲): شمای کلی فیلتر کالمن	۲۲
شکل (۵-۲): عملکرد کلی فیلتر کالمن	۲۳
شکل (۶-۲): الگوریتم تکرار فیلتر کالمن	۲۷
شکل (۷-۲): مسیر حرکت هدف و اندازه گیری‌های نویز آلود آن	۲۹
شکل (۸-۲): نتایج ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن	۳۰
شکل (۹-۲): نتایج ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن پس از هموار سازی	۳۰
شکل (۱۰-۲): تخمین سیگنال سینوسی با استفاده از EKF	۳۹
شکل (۱۱-۲): تخمین هموار شده سیگنال سینوسی با استفاده از EKF	۴۰
شکل (۱۲-۲): تخمین سیگنال سینوسی با استفاده از EKF مرتبه دوم	۴۰
شکل (۱۳-۲): مقایسه خطی سازی به روش EKF و UT	۴۲
شکل (۱۴-۲): تخمین سیگنال سینوسی با استفاده از UKF	۴۵
شکل (۱۵-۲): تخمین هموار شده سیگنال سینوسی با استفاده از UKF	۴۵

- شکل (۳-۱): بلوک دیاگرام الگوریتم ترکیب چند مدلی ۶۳
- شکل (۴-۱): منحنی مکان زمان و مشاهدات بدست آمده از هدف ۶۷
- شکل (۴-۲): ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن ۶۷
- شکل (۴-۳): توقف ردگیری به دلیل عدم وجود مشاهدات جدید ۶۸
- شکل (۴-۴): تخمین مشاهدات در قسمتی از مسیر ۶۹
- شکل (۴-۵): ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن ۷۰
- شکل (۴-۶): تخمین مشاهدات در قسمتی از مسیر ۷۱
- شکل (۴-۷): تخمین مشاهدات در قسمتی از مسیر با استفاده از تقریب تابع ۷۲
- شکل (۴-۸): عملکرد فیلتر با وجود در اختیار نداشتن مشاهدات جدید در مدت طولانی ۷۳
- شکل (۴-۹): ردگیری سیگنال سینوسی ۷۶
- شکل (۴-۱۰): ردگیری سیگنال سینوسی ۷۸
- شکل (۴-۱۱): ردگیری سیگنال سینوسی ۷۹
- شکل (۴-۱۲): سناریوی حرکت مدل دور زدن هواپیما و مشاهدات مربوط به آن ۸۱
- شکل (۴-۱۳): ردگیری مدل دور زدن هواپیما ۸۲
- شکل (۴-۱۳): ردگیری مدل دور زدن هواپیما ۸۴
- شکل (۴-۱۴): ردگیری مدل دور زدن هواپیما ۸۵

شکل (۴-۱۵): ردگیری مدل دور زدن هواپیما ۸۶

شکل (۴-۱۶): ردگیری مدل دور زدن هواپیما ۸۷

شکل (۴-۱۷): ردگیری مدل دور زدن هواپیما ۸۸

فصل اول

اصول و مبانی یک سیستم ردیابی

امروزه ردیابی اهداف یک نیاز حیاتی برای تمامی سیستم‌های مراقبت، اعم از نظامی و غیرنظامی می‌باشد. گسترش و پیچیده‌تر شدن این سیستم‌ها، باعث گرایش روز افزون در جهت توسعه و تکامل الگوریتم‌هایی که قابلیت ردیابی اهداف در شرایط خاص را دارا باشند، شده است. از طرفی پیشرفت چشمگیر فناوری رایانه‌ها و افزایش قابل ملاحظه توان محاسباتی آن‌ها، خود راه‌گشای بکارگیری و پیاده‌سازی الگوریتم‌های پیچیده و نوین در این زمینه شده است.

هدف این فصل ارائه یک تصویر کلی از سیستم‌های ردیابی می‌باشد. به این منظور ابتدا وظایف یک سیستم ردیابی مطرح خواهد شد، سپس با ارائه نمای کلی یک سیستم ردیابی، بخش‌های مختلف آن به اختصار توضیح داده خواهند شد. در پایان فصل نیز نگاهی گذرا به نحوه ارتباط بخش ردیابی با بخش‌های دیگر صورت خواهد گرفت.

۱-۲- وظایف بخش ردیابی

در این قسمت به طور خلاصه به قابلیت‌های مورد نظر برای یک سیستم ردیابی پرداخته خواهد شد و قبل از آن، تعریف چند اصطلاح متداول در این زمینه ضروری است.

اسکن : یک جستجوی کامل در ناحیه مراقبت توسط رادار را اسکن می‌گویند.

هدف : از هر جسم متحرکی که به دلیل خاصی مورد علاقه بخش ردیابی است به عنوان هدف یاد می‌شود. این اجسام متحرک می‌توانند بسته به کاربرد مورد نظر شامل هواپیماها، موشک‌ها، کشتی‌ها، قایق‌ها، تانک‌ها و غیره باشند. آنچه مورد نظر این پایان نامه است مسئله ردیابی در یک سیستم مراقبت با استفاده از اطلاعات رادار در دو بعد است که وابستگی زیادی به نوع هدف ندارد. البته نحوه مدل‌سازی حرکت هدف‌ها در هر کاربرد تفاوت اندکی باهم دارد که به سادگی و با تنظیم پارامترهای لازم در این زمینه، می‌توان طرح نهایی را با کاربرد مورد نظر تطبیق داد.

رد^۱ : رد یک هدف، مسیر حرکت تخمین زده شده برای آن بر اساس مجموعه مشاهدات تخصیص یافته به آن هدف می باشد.

ردیابی : فرآیند پردازش مشاهدات دریافتی از یک هدف به منظور تخمین حالت آن را ردیابی آن هدف می گویند.

حالت هدف : در این پایان نامه منظور از حالت هدف متغیرهای حرکتی^۲ آن مانند موقعیت، سرعت و بعضاً شتاب می باشد. اگرچه در حالت عمومی تر می توان مشخصات دیگری را علاوه بر موارد مذکور به عنوان متغیرهای حالت در نظر گرفت.

مشاهده یا سنجش^۳ : آنچه که به عنوان موقعیت احتمالی هدف در اختیار بخش ردیابی قرار می گیرد.

یک سیستم ردیابی باید قابلیت ردیابی هدف با استفاده از مشاهدات دریافتی از حس گر مربوطه را دارا باشد. به بیان دیگر چنین سیستمی باید قادر به انجام تخمینی مناسب از حالت اهداف موجود در ناحیه مورد مراقبت و در صورت امکان محاسبه دقیق این تخمین ها باشد. این عمل بایستی تحت شرایط و محدودیت های زیر انجام پذیرد:

(۱) عدم قطعیت در حرکت هدف

معمولاً حرکت هدف ها تحت تاثیر اختلالات تصادفی و بعضاً مانورهای تعمدی ولی نامشخص و غیرقابل پیش بینی برای بخش ردیابی قرار دارند. از اینرو انتخاب مدل مناسب برای حرکت هدف و نحوه مدل سازی مانور آن بسته به کاربرد مورد نظر، از اهمیت ویژه ای برخوردار است.

1-Track

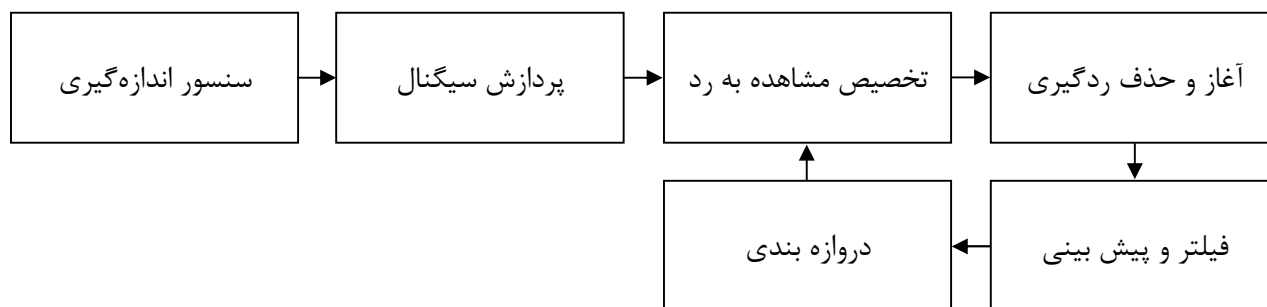
2-Kinematic

3- Observation or Measurment

۲) مشخص نبودن منشاء مشاهدات رادار

یکی از مشکلات حاد در سیستم‌های ردیابی مشخص نبودن منشاء هر کدام از مشاهدات گزارش شده توسط حس‌گر (رادار) می‌باشد که از مهم‌ترین عوامل ایجاد این شرایط می‌توان به وجود هشدارهای غلط^۱ در سیستم آشکارسازی، کلاتر^۲ ناشی از انعکاس از اهداف مجازی موجود در ناحیه مراقبت و انواع ضد سنجش‌ها نظیر ECM^۳ اشاره کرد.

۳-۱- اجزاء یک سیستم ردیابی



شکل (۱-۱) اجزاء یک سیستم ردیابی

-
- 1-False Alarms
 - 2-Clutter
 - 3-Electronic Counter Measurment

شکل (۱-۱) نمای کلی یک سیستم ردیابی را نشان می‌دهد. اگرچه بعضاً تداخل فعالیت بین بخش‌های مختلف شکل فوق وجود دارد، اما در مجموع تقسیم بندی ارائه شده قابل قبول است. در اینجا پردازش اطلاعات به صورت بازگشتی صورت می‌گیرد. بنابراین فرض بر این است که قبل از دریافت مشاهدات یک اسکن، ردی برای هدف موجود در اسکن‌های قبل تشکیل شده باشد.

اطلاعات جمع آوری شده رادار در اسکن جاری ابتدا وارد بخش آشکار سازی و پردازش سیگنال می‌شوند. در این قسمت با انجام پردازش‌های لازم بر روی اطلاعات دریافتی، آن‌ها را به صورت قابل استفاده برای بخش ردیابی (به طور مثال جفت‌های برد-زاویه) در می‌آورند. خروجی‌های بخش پردازش سیگنال که مجموعه‌ای از مشاهدات گزارش شده توسط رادار به عنوان موقعیت هدف موجود در ناحیه مراقبت است، برای تخصیص به رد موجود استفاده می‌شوند. به این ترتیب که نخست با بررسی شرط دروازه برای هر مشاهده، همبستگی‌های ممکن بین سنجش‌های رادار و رد تایید شده موجود مشخص می‌شوند، سپس با الگوریتم‌های پیچیده‌تر تصمیم نهایی در مورد نحوه اختصاص مشاهدات به رد موجود اتخاذ می‌گردد. در ادامه مشاهداتی که دارای معیارهای لازم برای ادامه ردیابی نیستند از لیست مشاهدات مربوط به رد موجود حذف می‌شوند. در نهایت بر اساس مشاهده تخصیص داده شده به رد موجود، تخمین حالت فعلی آن‌ها و همچنین پیش‌بینی این حالت‌ها برای گام بعدی با استفاده از روش‌های تخمین مناسب صورت می‌پذیرد [۱].

فصل دوم

تخمین حالت در سیستم‌های مکانیکی

تخمین و پیش‌بینی حالت از اجزای اصلی هر سیستم ردیابی است. چنانچه در فصل‌های بعد دیده خواهد شد، با مدل‌سازی دینامیک هدف و عدم قطعیت‌های موجود در آن این مسئله در حوزه تخمین حالت در سیستم‌های دینامیکی (تصادفی) گسسته در زمان قرار می‌گیرد.

در این مرحله بردار حالت هر هدف (موقعیت، سرعت و بعضاً شتاب) در گام جاری با استفاده از مشاهده جدید و پیش‌بینی قبلی به هنگام شده و مقدار این بردار برای گام بعد پیش‌بینی می‌شود. موقعیت پیش‌بینی شده هر هدف، مرکز دروازه آن در اسکن بعدی را مشخص می‌کند. اندازه این دروازه نیز به میزان عدم قطعیت در این پیش‌بینی بستگی دارد [۱۴].

به طور معمول الگوریتم مورد استفاده در تخمین، فیلتر کالمن^۱ یا کالمن توسعه یافته^۲، بسته به خطی یا غیرخطی بودن دینامیک هدف و معادلات اندازه‌گیری می‌باشد. از مزایای عمده فیلتر کالمن علاوه بر بهینه بودن از دیدگاه MSE^۳، تعیین میزان دقت تخمین توسط ماتریس کوواریانس خطای تخمین، امکان محاسبه و انطباق بهره فیلتر بر اساس تغییر مشخصات آماری خطاهای اندازه‌گیری، مانورهای احتمالی هدف و عدم قطعیت در مشاهده تخصیص یافته را می‌توان نام برد. البته در بعضی از سیستم‌های قدیمی‌تر از فیلترهای با ضرایب ثابت جهت تخمین استفاده می‌گردید که اگرچه این روش‌ها دارای بار محاسباتی و حافظه مورد استفاده کمتری هستند، اما بدون شک کارایی و قابلیت انعطاف فیلتر کالمن را دارا نمی‌باشند [۱۴]. در ادامه به بررسی عملکرد این فیلترها خواهیم پرداخت.

1-Kalman Filter
2-Extended Kalman Filter
3-Mean Square Error

۲-۲- دسته‌بندی فیلترهای ردگیری

روش‌های فیلترینگ به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند :

(۱) روش‌های خطی که از آن به‌عنوان فیلترهای با ضرایب ثابت یاد می‌کنند شامل فیلتر $\alpha\beta$ که موقعیت و سرعت هدف را تخمین می‌زند، فیلتر $\alpha\beta\gamma$ که علاوه بر موقعیت و سرعت، شتاب خطی هدف را نیز تخمین می‌زند و فیلتر کالمن خطی^۱ است. فیلترهای با ضرایب ثابت دارای ضرایب بهره‌ی ثابت برای شرایط مختلف مانوری هستند که این ضرایب با در نظر گرفتن معیارهایی از قبل مشخص شده در فیلتر استفاده می‌شوند. لذا این نوع از فیلترها دارای ساختار محاسباتی ساده‌ای می‌باشند[۱۴].

(۲) روش‌های غیر خطی که از ضرایب وفقی متغیر با زمان استفاده می‌کنند و عمدتاً بر پایه فیلتر کالمن استوارند که معروف‌ترین آن‌ها فیلتر کالمن توسعه یافته^۲ می‌باشد. این نوع از فیلتر کالمن ضرایب متغیری را برای بهره‌ی فیلتر استفاده می‌کند که این ضرایب بصورت وفقی برای شرایط مانوری مختلف محاسبه می‌گردند[۱۴].

تا کنون فیلترهای متنوعی طراحی شده‌اند که از مهمترین آن‌ها فیلتر کالمن و مشتقات آن می‌باشد بطوریکه هریک از این فیلترها به نوعی با توجه به فرضیات صورت مسأله، آن را بهینه کرده‌اند. هر یک از فیلترهای فوق را می‌توان با زمان نمونه برداری ثابت و یا وفقی مورد استفاده قرار داد که نوع دوم (زمان نمونه برداری وفقی) مختص رادارهای آرایه فازی می‌باشد [۱۴].

1-Linear Kalman Filter
2-Extended Kalman Filter

۲-۳- فیلتر $\alpha\beta$

استفاده از فیلتر $\alpha\beta$ یک روش بسیار مرسوم در الگوریتم ردگیری می‌باشد. در واقع استفاده از این فیلتر باعث کاهش بار محاسباتی الگوریتم نسبت به روشهای دیگر می‌شود. فیلتر $\alpha\beta$ در واقع همان فیلتر کالمن مرتبه دو با فرضیات زیر می‌باشد :

- زمان تجدید مشاهده ثابت است.
 - شتاب هدف در معادلات حالت صفر است.
 - خطاهای اندازه‌گیری در مؤلفه‌های مختصات ثابت‌اند.
 - هیچ اثر متقابلی بین خطاهای اندازه‌گیری در جهات مختصات وجود ندارد.
- با در نظر گرفتن فرضیات فوق فیلتر کالمن مرتبه دوم به فیلتر $\alpha\beta$ کاهش می‌یابد. در فیلتر $\alpha\beta$ سرعت هدف بین مشاهدات متوالی ثابت فرض می‌شود [۱۴].

معادله فیلتر ضرایب ثابت به شکل زیر می‌باشد. که در حالت کلی $x(n|m)$ نمایش تخمین حالت n امین نمونه با استفاده از m نمونه دریافت شده می‌باشد [۱۴و۲].

$$x(n|m) = \Phi x(n-1|m-1) + K[y_n - G\Phi x(n-1|m)] \quad (۱-۲)$$

معادله فوق را می‌توان به شکل زیر بازنویسی کرد:

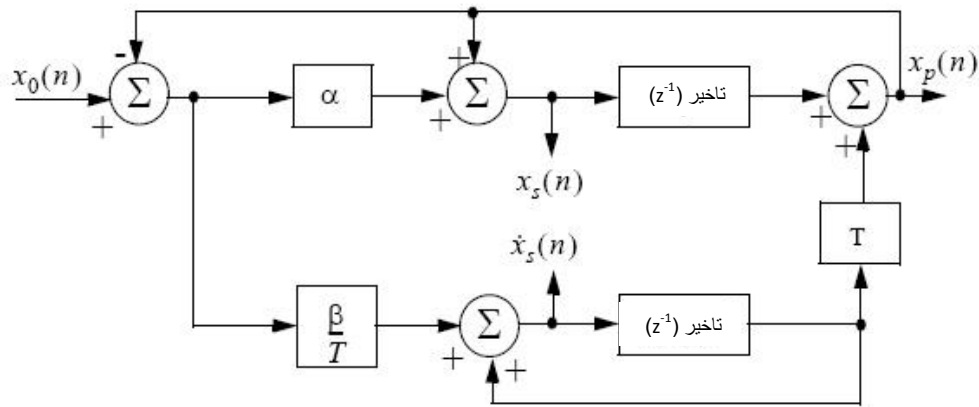
$$x(n|m) = Ax(n-1|m-1) + Ky_n \quad (۲-۲)$$

که ماتریس A برابر می‌شود با:

$$A = (I - KG)F \quad (۳-۲)$$

در معادلات فوق y_n نمایش n امین مقدار اندازه‌گیری شده، K بردار بهره فیلتر، Φ ماتریس انتقال حالت، F ماتریس دینامیک سیستم و G یک بردار سطری می‌باشد.

فرآیند فیلتر ردگیر $\alpha\beta$ بدین صورت است که در n امین مشاهده^۱ تخمین زده شده جهت موقعیت و سرعت هدف هموار شده^۲، سپس پیش بینی موقعیت برای $(n+1)$ امین مشاهده صورت می گیرد. نمایش جعبه‌ای این فیلتر در شکل (۱-۲) نشان داده شده است.



شکل (۱-۲): نمایش جعبه‌ای فیلتر $\alpha\beta$ [۲]

استفاده از زیرنویس‌های "p" و "s" در این شکل و روابطی که در ادامه خواهد آمد، به ترتیب جهت نمایش مقادیر "پیش‌بینی" و "هموارکردن" به کار برده می شود. معادلات فیلتر $\alpha\beta$ بصورت زیر نوشته می شود :

$$x_s(n) = x(n | n) = x_p(n) + \alpha (x_0(n) - x_p(n)) \quad (۴-۲)$$

$$\dot{x}_s(n) = \dot{x}(n | n) = \dot{x}_s(n-1) + \frac{\beta}{T} (x_0(n) - x_p(n)) \quad (۵-۲)$$

$$x_p(n) = x_s(n | n-1) = x_s(n-1) + T\dot{x}_s(n-1) \quad (۶-۲)$$

x_0 موقعیت نمونه ورودی و x_p موقعیت پیش بینی شده می باشد. همچنین شرایط اولیه این

فیلتر به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$x_s(1) = x_p(2) = x_0(1) \quad (7-2)$$

$$\dot{x}_s(1) = 0 \quad (8-2)$$

$$\dot{x}_s(2) = \frac{x_0(2) - x_0(1)}{T} \quad (9-2)$$

هدف اصلی استفاده از یک فیلتر ردگیری، کاهش اثر نویز مشاهدات بر مقدار اندازه‌گیری می‌باشد. به همین جهت ماتریس کوواریانس نویز محاسبه می‌شود. در محاسبات فرض شده که نویز یک فرآیند تصادفی با میانگین صفر و واریانس بوده σ_v^2 و نویز اندازه‌گیری نیز ناهمبسته است. ماتریس کوواریانس نویز به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$C(n|n) = E\{(x(n|n))x^t(n|n)\} \quad ; y_n = v_n \quad (10-2)$$

چندین معیار برای ارزیابی کارایی فیلتر ردگیری با ضرایب ثابت وجود دارد. که بیشتر از محاسبه نسبت کاهش واریانس (VRR) ^۱ استفاده می‌شود. VRR فقط وقتی تعریف می‌شود که ورودی ردگیری نویز اندازه‌گیری باشد که برابر نسبت حالت ماندگار واریانس خروجی به واریانس اندازه‌گیری ورودی است [۱۴و۲].

نمایش ماتریس کوواریانس تک بعدی درجه ۲ برای فیلتر $\alpha\beta$ بصورت زیر می‌باشد:

$$C(n|n) = \begin{bmatrix} C_{xx} & C_{xx'} \\ C_{xx'} & C_{xx'} \end{bmatrix} \quad (11-2)$$

بطور کلی C_{xy} بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$C_{xy} = E\{xy^t\} \quad (12-2)$$

با جایگذاری در رابطه (۴-۲)، برای فیلتر $\alpha\beta$ روابط زیر را داریم:

$$A = \begin{bmatrix} 1-\alpha & (1-\alpha)T \\ -\beta/T & (1-\beta) \end{bmatrix} \quad (۱۳-۲)$$

$$K = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta/T \end{bmatrix} \quad (۱۴-۲)$$

$$G = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (۱۵-۲)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (۱۶-۲)$$

محاسبه ماتریس کوواریانس برای فیلتر $\alpha\beta$ به صورت زیر در می آید:

$$C = \frac{\sigma_v^2}{\alpha(4-2\alpha-\beta)} \begin{bmatrix} 2\alpha^2 - 3\alpha\beta + 2\beta & \frac{\beta(2\alpha-\beta)}{T} \\ \frac{\beta(2\alpha-\beta)}{T} & \frac{2\beta^2}{T^2} \end{bmatrix} \quad (۱۷-۲)$$

از روی این ماتریس معیار VRR برای موقعیت و سرعت هدف در فیلتر $\alpha\beta$ محاسبه می شود که به ترتیب برابر است با :

$$(VRR)_x = \frac{C_{xx}}{\sigma_v^2} = \frac{2\alpha^2 - 3\alpha\beta + 2\beta}{\alpha(4-2\alpha-\beta)} \quad (۱۸-۲)$$

$$(VRR)_x = \frac{C_{\ddot{x}\ddot{x}}}{\sigma_v^2} = \frac{1}{T^2} \frac{2\beta^2}{\alpha(4-2\alpha-\beta)} \quad (۱۹-۲)$$

پایداری فیلتر $\alpha\beta$ از روی تابع تبدیل سیستم تعیین می شود. که ماتریس مشخصه این فیلتر به شکل زیر می باشد:

$$|I - Az^{-1}| = 1 - (2-\alpha-\beta)z^{-1} + (1-\alpha)z^{-2} = 0 \quad (۲۰-۲)$$

پس از حل این معادله برحسب z ، ریشه های آن برابر می شود با:

$$z_{1,2} = 1 - \frac{\alpha+\beta}{2} \pm \frac{1}{2} \sqrt{(\alpha-\beta)^2 - 4\beta} \quad (۲۱-۲)$$

شرط پایداری این است که ریشه‌ها درون دایره واحد باشند. پس داریم:

$$|z_{1,2}| < 1 \quad (2-22)$$

حل این معادله دو حالت دارد. حالت اول اینکه $z_{1,2}$ حقیقی باشند، در این صورت داریم:

$$\beta > 0 \quad ; \alpha > -\beta \quad (2-23)$$

حالت دوم وقتی است که ریشه‌ها مختلط باشند، در این صورت باید $\alpha < 0$ را بیابیم.

هدف از بیان این روابط پیدا نمودن ضرایب ثابت بهینه α و β در این فیلتر می‌باشد. قبل از بیان

ضرایب بهینه در این فیلتر، دو مقصود استفاده از فیلتر ردگیری را به صورت زیر یادآور می‌شویم:

اول اینکه فیلتر ردگیری باید تا حد زیادی نویز اندازه‌گیری را کاهش دهد.

دوم اینکه فیلتر ردگیری باید این قابلیت را داشته باشد که اهداف دارای مانور را نیز با مقدار کمی

خطای ردگیری، دنبال نماید.

کاهش نویز اندازه‌گیری بطور معمول با تعیین نسبت VRR صورت می‌گیرد. ولی کارایی فیلتر

در دنبال نمودن اهداف دارای مانور، بستگی بسیار زیادی به انتخاب پارامترهای α و β دارد.

از اینرو انتخاب ضرایب بهینه نقش زیادی در این خصوص دارد. یکی از روشهای پیدا نمودن

ضرایب بهینه در فیلتر $\alpha\beta$ توسط دو نفر به نامهای بندیکت^۱ و بوردنر^۲ مطرح شد که منسوب به

فیلتر بندیکت-بوردنر نیز است [۳]. ایده اصلی در این روش، کاهش خطاهای گذرای وابسته به

فیلتر ردگیر $\alpha\beta$ است. این فیلتر از هر دو نسبت VRR موقعیت و سرعت اندازه‌گیری شده،

استفاده می‌کند. بدین صورت که جمع مربع تفاضل بین ورودی (موقعیت) و خروجی وقتی که

ورودی یک تابع پله سرعت در زمان صفر است را محاسبه می‌کند. همچنین مربع تفاضل بین

1-Benedict
2-Bordner

سرعت واقعی و سرعت خروجی محاسبه می شود [۲ و ۱۴]. هر دو خطای تفاضل، وقتی حداقل می شوند که رابطه زیر برقرار باشند:

$$\beta = \frac{\alpha^2}{2 - \alpha} \quad (2-24)$$

در این حالت نسبت VRR موقعیت و سرعت، به ترتیب برابر می شوند با:

$$(VRR)_x = \frac{\alpha(6 - 5\alpha)}{\alpha^2 - 8\alpha + 8} \quad (2-25)$$

$$(VRR)_x = \frac{2}{T^2} \frac{\alpha^3 / (2 - \alpha)}{\alpha^2 - 8\alpha + 8} \quad (2-26)$$

نکته مهم دیگری که زیر کلاس فیلتر ردگیری $\alpha\beta$ می باشد، حالت میرایی بحرانی این فیلتر است که به آن فیلتر حافظه محو شدگی^۱ نیز می گویند. در این حالت ضرایب فیلتر بر اساس فاکتور هموارسازی ξ بطوریکه $0 \leq \xi \leq 1$ (شرط پایداری این است که قطب های فیلتر داخل دایره واحد باشند) است، انتخاب می شوند. بنابراین بهره ضرایب فیلتر برابر می شود با:

$$\alpha = 1 - \xi^2 \quad (2-27)$$

$$\beta = (1 - \xi)^2 \quad (2-28)$$

هموارسازی در این روابط بدین معنی است که وقتی $\xi \rightarrow 1$ میل کند هموارسازی زیاد و زمانی که $\xi \rightarrow 0$ میل نماید، هموارسازی کم، صورت می گیرد.

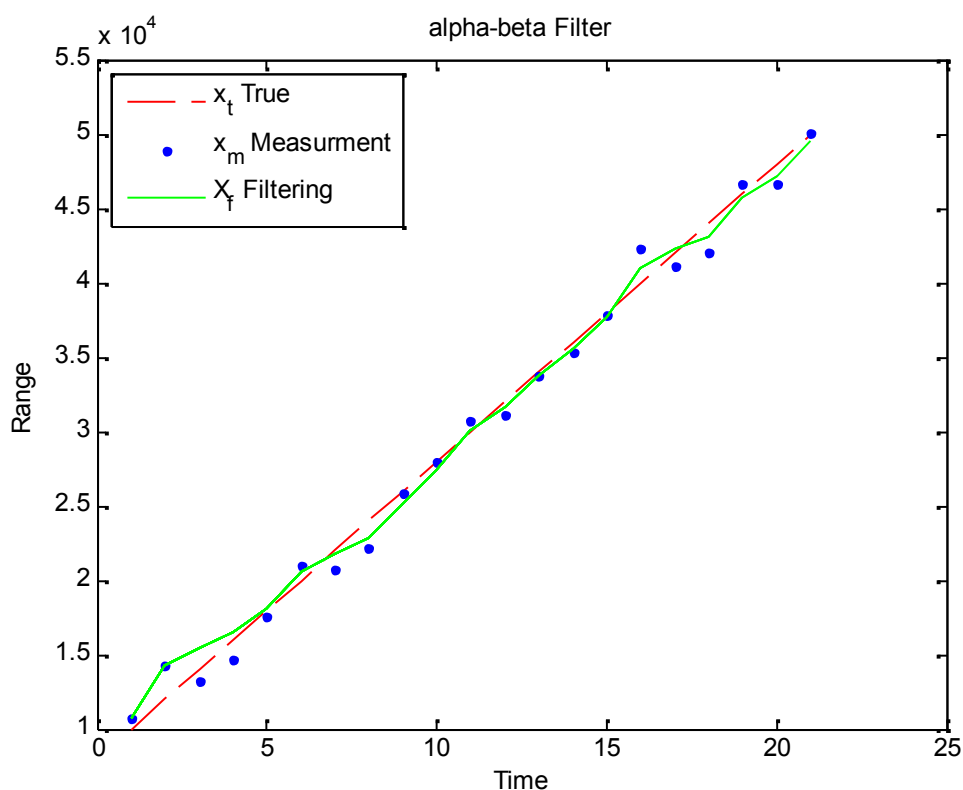
المان های ماتریس کوواریانس برای فیلتر حافظه محو شدگی برابر می شود با:

$$C_{xx} = \frac{1 - \xi}{(1 + \xi)^3} (1 + 4\xi + 5\xi^2) \sigma_v^2 \quad (2-29)$$

$$C_{xx} = C_{\dot{x}\dot{x}} = \frac{1}{T} \frac{1-\xi}{(1+\xi)^3} (1+2\xi+3\xi^2) \sigma_v^2 \quad (30-2)$$

$$C_{\dot{x}\dot{x}} = \frac{2}{T^2} \frac{1-\xi}{(1+\xi)^3} (1-\xi)^2 \sigma_v^2 \quad (31-2)$$

مراجع مختلف دیگری در خصوص انتخاب ضرایب بهینه فیلتر $\alpha\beta$ اظهار نظر کرده‌اند. از جمله این‌ها، مقادیر پیشنهادی کوهن می‌باشد که مقدار 0.5 را برای α و 0.167 را برای β پیشنهاد می‌کند [۴]. مقادیر بهینه پارامترها به سناریو حرکت هدف و مکانیزم عملکرد حلقه ردگیری بستگی دارد. شکل (۲-۲) شبیه‌سازی یک هدف که با سرعت ثابت خطی حرکت می‌کند و عملکرد فیلتر $\alpha\beta$ را بر آن نشان می‌دهد. در اینجا با استفاده از ضرایب کوهن، سناریوی ساده‌ای برای مسیر یک هدف در نظر گرفته شده است [۱۴].



شکل (۲-۲): عملکرد فیلتر $\alpha\beta$ [۱۴]

همانطور که در این شکل دیده می‌شود این فیلتر توانسته است که بدرستی مسیر هدف را دنبال نموده و خطای مشاهدات را نیز کاهش دهد.

همانطور که گفتیم، ضرایب α و β بهره‌های فیلتر بوده و هدف از آن‌ها هموار نمودن خط سیر هدف می‌باشد. اگر این دو مقدار کوچک در نظر گرفته شوند، هر چند ذاتاً مقادیر تخمین زده شده به مقادیر اندازه‌گیری شده وابسته است، اثر مقدار اندازه‌گیری شده فعلی بر روی مقدار تخمینی چندان زیاد نخواهد بود و نویز اندازه‌گیری تا حد زیادی فیلتر می‌شود در نتیجه خطای تخمین کاهش می‌یابد. اما اگر هدف در حال مانور باشد، اثر گذاری اندازه‌گیری‌های جدید باید بیشتر شود و لازمه‌اش بزرگتر بودن مقدار α و β است. بنابراین می‌توان مقادیر ضرایب فیلتر را بصورت زیر انتخاب نمود:

در شروع ردگیری زمانی که مقدار سرعت نامعلوم است این دو باید بزرگ انتخاب شوند، هنگام مانور نیز باید مقادیر بزرگتری از α و β استفاده شود.

در صورتی که هدف با سرعتی یکنواخت حرکت می‌کند و یا زمانی که نویز اندازه‌گیری قابل توجه باشد بهره‌های کوچک‌تر لازم است.

راه حل دیگری برای انتخاب مقادیر α و β روش سیمسون^۱ می‌باشد که به منظور رسیدن به پایداری، از ضرایب متغیر با زمان که تابعی از k است استفاده می‌کند. که در واقع برای فیت حداقل مربعات^۲ با داده‌های ورودی طراحی شده است:

$$\alpha = \frac{2(k-1)}{k(k+1)}, \quad \beta = \frac{6}{k(k+1)}, \quad k = 1, 2, \dots \quad (2-32)$$

1-Simpson

2-Least Square Fit

این فیلتر با استفاده از وزن دهی تفاضلی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده، خطای خروجی را کاهش می‌دهد. روابط موقعیت، سرعت و شتاب هموار شده و رابطه پیش‌بینی موقعیت بعدی به ترتیب عبارتند از :

$$x_s(n) = x_p(n) + \alpha(x_0(n) - x_p(n)) \quad (33-2)$$

$$\dot{x}_s(n) = \dot{x}_s(n-1) + T\ddot{x}_s(n-1) + \frac{\beta}{T}(x_0(n) - x_p(n)) \quad (34-2)$$

$$\ddot{x}_s(n) = \ddot{x}_s(n-1) + \frac{2\gamma}{T^2}(x_0(n) - x_p(n)) \quad (35-2)$$

$$x_p(n+1) = x_s(n) + T\dot{x}_s(n) + \frac{T^2}{2}\ddot{x}_s(n) \quad (36-2)$$

مقادیر اولیه این فیلتر عبارت است از:

$$x_s(1) = x_p(2) = x_0(1) \quad (37-2)$$

$$\dot{x}_s(1) = \ddot{x}_s(1) = \ddot{x}_s(2) = 0 \quad (38-2)$$

$$\dot{x}_s(2) = \frac{x_0(2) - x_0(1)}{T} \quad (39-2)$$

$$\ddot{x}_s(3) = \frac{x_0(3) + x_0(1) - 2x_0(2)}{T^2} \quad (40-2)$$

ماتریس انتقال حالت برای فیلتر $\alpha\beta\gamma$ به صورت زیر می‌باشد:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (41-2)$$

ماتریس کوواریانس (که متقارن است) نیز مانند قبل قابل محاسبه می‌باشد. پارامترهای حالت

برای فیلتر $\alpha\beta\gamma$ عبارت است از:

$$K = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta/T \\ \gamma/T^2 \end{bmatrix} \quad (42-2)$$

$$G = [1 \quad 0 \quad 0] \quad (43-2)$$

$$A = (I - KG)\Phi = \begin{bmatrix} 1-\alpha & (1-\alpha)T & (1-\alpha)T^2/2 \\ -\beta/T & -\beta+1 & (1-\beta/2)T \\ -2\gamma/T^2 & -2\gamma/T & (1-\gamma) \end{bmatrix} \quad (44-2)$$

در این فیلتر نسبت VRR برای موقعیت، سرعت و شتاب برابر است با:

$$(VRR)_x = \frac{2\beta(2\alpha^2 + 2\beta - 3\alpha\beta) - \alpha\gamma(4 - 2\alpha - \beta)}{(4 - 2\alpha - \beta)(2\alpha\beta + \alpha\gamma - 2\gamma)} \quad (45-2)$$

$$(VRR)_{\dot{x}} = \frac{4\beta^3 - 4\beta^2\gamma + 2\gamma^2(2 - \alpha)}{T^2(4 - 2\alpha - \beta)(2\alpha\beta + \alpha\gamma - 2\gamma)} \quad (46-2)$$

$$(VRR)_{\ddot{x}} = \frac{4\beta\gamma^2}{T^4(4 - 2\alpha - \beta)(2\alpha\beta + \alpha\gamma - 2\gamma)} \quad (47-2)$$

مانند هر سیستم گسسته زمان، برای پایداری در این فیلتر بایستی تمام قطب‌های تابع تبدیل سیستم درون دایره واحد قرار گیرند. از اینرو معادله مشخصه و تابع مشخصه به ترتیب برابر است با:

$$|I - Az^{-1}| = 0 \quad (48-2)$$

$$f(z) = z^3 + (-3\alpha + \beta + \gamma)z^2 + (3 - \beta - 2\alpha + \gamma)z - (1 - \alpha) \quad (49-2)$$

برای تعیین ضرایب بهینه فیلتر $\alpha\beta\gamma$ ، شرط فیلتر بندیکت-بوردر به صورت زیر می‌باشد:

$$2\beta - \alpha(\alpha + \beta + \frac{\gamma}{2}) = 0 \quad (50-2)$$

نکته اینکه برای $\gamma=0$ معادله فوق به رابطه (۲۵-۲) تبدیل می‌شود. (یعنی همان شرط فیلتر $\alpha\beta$

برقرار می‌گردد) [۱۴].

۲-۵- فیلتر کالمن

فیلتر کالمن یک فیلتر بازگشتی کارآمد است که حالت یک سیستم پویا را از یک سری اندازه‌گیری‌های همراه با خطا برآورد می‌کند. این فیلتر به همراه یک تنظیم کننده خطی مرتبه دوم^۱ مسائل کنترل گوسی خطی مرتبه دوم^۲ را حل می‌کند. فیلتر کالمن، LQR و LQG راه حلی برای یکی از اساسی‌ترین مسائل تئوری کنترل هستند [۵].

این فیلتر در طیف گسترده‌ای از کاربری‌های مهندسی از رادار گرفته تا بصیرت رایانه‌ای کاربرد دارد. همچنین روش تصفیه کالمن یکی از عناوین مهم در نظریه کنترل و مهندسی سیستم‌های کنترلی می‌باشد.

به عنوان مثال، برای کاربری آن در رادار، اطلاعات در مورد موقعیت، سرعت و شتاب هدف به خاطر وجود نویز با حجم عظیمی از انحراف در هر لحظه اندازه‌گیری می‌شود. فیلتر کالمن از پویایی هدف بهره می‌گیرد به این صورت که سیر تکاملی آن را کنترل می‌کند، تا تاثیرات نویز را از بین ببرد و یک برآورد خوب از موقعیت هدف در زمان حال (تصفیه کردن) و در آینده (پیش‌بینی) و یا در گذشته (الحاق یا هموار سازی) ارائه می‌دهد.

یک نسخه ساده شده فیلتر کالمن، فیلتر آلفا بتا^۳، که همچنان عموماً استفاده می‌شود از وزن‌های ثابت به جای ماتریس کواریانس استفاده می‌کند که در بخش‌های قبل به آن پرداخته شد.

-
- 1- linear-quadratic-regulator - LQR
 - 2- linear-quadratic-Gaussian control – LQG
 - 3- alpha beta filter

۲-۵-۱- نام گذاری و تاریخچه توسعه

اگر چه تروالد نیکلای تیلی^۱ و پیتر سورلینگ^۲ قبلاً الگوریتم مشابهی ارائه داده بودند، این فیلتر به افتخار رادلف کالمن^۳، فیلتر کالمن نام گذاری شد و استنلی اشمیت^۴ عموماً به خاطر توسعه اولین پیاده سازی فیلتر کالمن شهرت یافت. این رخداد هنگام ملاقات وی با کالمن در مرکز تحقیقاتی ناسا^۵ روی داد و وی شاهد کارائی ایده کالمن در برآورد مسیر پرتاب پروژه آپولو بود، که منجر به الحاق آن به رایانه ناوبری آپولو شد [۵].

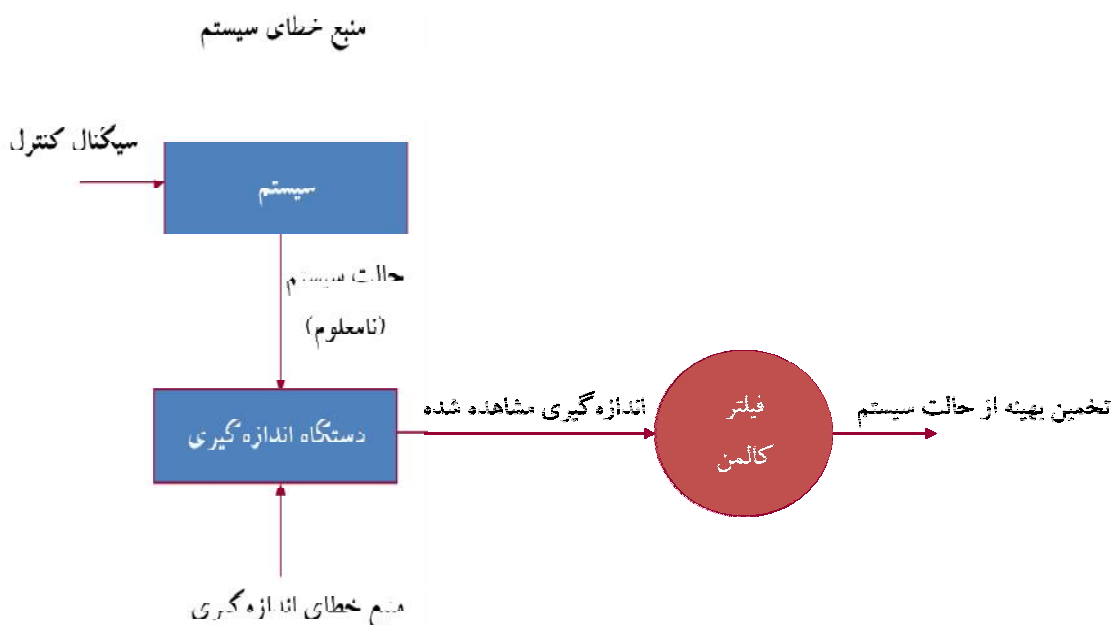
این فیلتر بر روی کاغذ در ۱۹۵۸ توسط سورلینگ، در ۱۹۶۰ توسط کالمن و در ۱۹۶۱ توسط کالمن و بوسی ایجاد و بسط داده شد.

این فیلتر بعضی مواقع فیلتر استراتونوویچ-کالمن-بوسی^۶ نامیده می شود، چرا که یک نمونه خاص از فیلتر بسیار معمولی و غیر خطی ای است که قبلاً توسط رسلان استراتونوویچ^۷ ایجاد ایجاد شده بود. در حقیقت معادله این نمونه خاص فیلتر خطی در اسنادی که از استراتونوویچ قبل از تابستان ۱۹۶۰، یعنی زمانی که کالمن، استراتونوویچ را در کنفرانسی در مسکو ملاقات کرد به چاپ رسید بود [۵].

۲-۵-۲- شمای کلی فیلتر کالمن

فیلتر کالمن یک مکانیزم ریاضی است که با استفاده از اطلاعاتی در مورد سیستم و وسیله اندازه گیری، تخمینی از حالت سیستم را بدست می دهد.

1-Thorvald Nicolai Thiele
2-Peter Swerling
3-Rudolf E. Kalman
4-Stanley F. Schmidt
5-NASA Ames Research Center
6-Stratonovich-Kalman-Bucy
7-Ruslan L. Stratonovich



شکل (۲-۴): شمای کلی فیلتر کالمن

در نظریه کنترل، فیلتر کالمن بیشتر به برآورد مرتبه دوم (LQE) اشاره دارد. امروزه تنوع گسترده‌ای از فیلتر کالمن به وجود آمده، از فرمول اصلی کالمن در حال حاضر فیلترهای کالمن ساده، توسعه یافته اشمیت، اطلاعاتی و فیلترهای گوناگون جذر بیرمن، تورنتون و بسیاری دیگر به وجود آمده‌اند. گویا مرسوم‌ترین نوع فیلتر کالمن حلقه قفل فاز^۱ می‌باشد که امروزه در رادیوها، رایانه‌ها و تقریباً تمامی انواع ابزارهای تصویری و ارتباطی کاربرد دارد.

اساس مدل سیستم پویای فیلترهای کالمن بر اساس سیستم‌های خطی پویا^۲ گسسته در بازه زمانی هستند. آنها بر اساس زنجیره مارکوف^۳ مدل شده، به کمک عملگرهای خطی ساخته شده‌اند و توسط نویز گوسی^۴ تحریک می‌شوند. حالت سیستم توسط برداری از اعداد حقیقی بیان می‌شود. در هر افزایش زمانی که در بازه‌های گسسته صورت می‌گیرد، یک عملگر خطی روی حالت فعلی اعمال می‌شود تا حالت بعدی را با کمی نویز ایجاد کند و به طور اختیاری در صورت

1-phase-locked loop
 1-linear dynamical systems
 2-Markov chain
 3-Gaussian noise

شناخت روی کنترل کننده‌های سیستم برخی اطلاعات مرتبط را استخراج می‌کند. فیلتر کالمن قادر است مشابه مدل نامشخص مارکوف برخورد کند. با این تفاوت کلیدی که متغیرهای حالت نامشخص در یک فضای پیوسته مقدار می‌گیرند (نقطه مقابل فضای حالت گسسته در مدل مارکوف). بعلاوه، مدل نامشخص مارکوف می‌تواند یک توزیع دلخواه برای مقادیر بعدی متغیرهای حالت ارائه کند، که در تناقض با مدل پارازیت گاشین است که در فیلتر کالمن استفاده می‌شود [۵].

۲-۵-۳- عملکرد فیلتر کالمن

در بسیاری از اوقات مدلی از یک شیء را در یک صفحه نویزی در اختیار داریم. در این موارد می‌خواهیم X را مدل کنیم در حالیکه Z را مشاهده می‌نماییم. که X و Z بردارهای خصیصه هستند که ممکن است از نظر ابعاد با هم مساوی نباشند.

فیلتر کالمن یک مکانیزم بازخوردی را پیشنهاد می‌کند که با استفاده از آن می‌توانیم Z_k را مشاهده کنیم، X_k را تقریب بزنیم، X_{k+1} را پیش بینی کنیم و سپس Z_{k+1} را مشاهده نماییم. و با استفاده از پیش بینی‌های فوق تقریب X_{k+1} را به روز کنیم [۷و۶].

به این ترتیب در این فیلتر با یک سیکل تکرار مطابق شکل زیر مواجه هستیم:



شکل (۲-۵): عملکرد کلی فیلتر کالمن [۸]

به روز رسانی زمان رویدادها را در گام بعد پیش‌بینی می‌کند.

به روز رسانی اندازه‌گیری با استفاده از مشاهدات جدید پیش‌بینی‌های انجام شده را اصلاح می‌کند.

۲-۵-۴- فیلتر کالمن خطی^۱

اولین نسخه از فیلتر کالمن که دقیقا همان مدلی از آن است که در سال ۱۹۶۰ معرفی

شد، فیلتر کالمن خطی می‌باشد که در آن دو فرض اساسی وجود داشت [۵]:

الف : مشاهدات با استفاده از توابع خطی از شرایط مورد بررسی، بدست می‌آیند.

ب : نویز در سیستم و اندازه‌گیری، از نوع نویز سفید و گوسین می‌باشد.

این فیلتر به شکل کلی زیر مدل می‌شود:

پیش‌بینی در گام آینده:

$$x_{k+1} = A_k x_k + W_k \quad (2-51)$$

به طوریکه در آن:

A_k : ماتریسی است که حالت فعلی را به قبلی مرتبط می‌کند.

W_k : نویز روی متغیرهای حالت سیستم که از نوع گوسین با میانگین صفر است.

همچنین فرض می‌کنیم W_k دارای کوواریانس Q_k باشد.

مشاهده در فریم فعلی:

$$z_k = H_k x_k + V_k \quad (2-52)$$

H_k : ماتریس‌های اندازه‌گیری هستند که نشان دهنده چگونگی مرتبط شدن مشاهدات به مدل می‌باشند.

V_k : نویز روی متغیرهای اندازه گیری که از نوع گوسین با میانگین صفر و کوواریانس R_k می باشد.

حال اگر x_{k-1} (یا یک تقریب از آن یعنی $\hat{x}_{k-1}$) را در اختیار داشته باشیم ، با استفاده از مدل فیلتر

کالمن می توانیم یک تقریب اولیه برای x_k بدست آوریم

پیش بینی برای مدل در لحظه فعلی:

$$x_k = A_{k-1} x_{k-1} \quad (2-53)$$

این تقریب اولیه معمولا در مقالات مربوطه به صورت $\hat{x}_k^- = A_{k-1} x_{k-1}$ نشان داده می شود که در آن:

$\hat{x}_k^-$ نشان دهنده تقریب و $-$ نشان دهنده زمان قبل از مشاهده است.

به این ترتیب $\hat{x}_k^+$ یعنی تقریب به روز شده که بعد از مشاهده محاسبه شده است.

همچنین خطاهایی که به همراه هر پیش بینی وجود دارد به صورت خطا قبل از مشاهده و خطای

بعد از مشاهده تعریف می شوند:

$$e_k^+ = x_k - \hat{x}_k^+ \quad (2-54)$$

$$e_k^- = x_k - \hat{x}_k^- \quad (2-55)$$

اکنون p_k^+ و p_k^- را به عنوان کوواریانس این دو خطا در نظر می گیریم.

یادآوری می شود که این خطاها توسط نویز W_k در رابطه $x_{k+1} = A_k x_k + W_k$ و خطای ناشی از

پیش بینی ایجاد شده اند.

فیلتر کالمن با اندازه گیری مقدار $z_k - H\hat{x}_k^-$ محاسبات را انجام می دهد.

در این مرحله هدف این است که یک ماتریس K_k به نام ماتریس بهره کالمن^۱ بدست آوریم تا بتوانیم $\hat{x}_k^-$ را به روز نماییم

تقریب بعد از مشاهده:

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (۵۶-۲)$$

ماتریس K_k این خاصیت را خواهد داشت که p_k^+ (کوواریانس e_k^+) را حداقل نماید. که در این صورت به یک فیلتر خطی بهینه دست خواهیم یافت.

برای بدست آوردن K_k داریم :

$$e_k^+ = x_k - \hat{x}_k^+ = x_k - (\hat{x}_k^- + K_k (z_k - H_k \hat{x}_k^-)) \quad (۵۷-۲)$$

که اگر p_k^+ (کوواریانس خطای e_k^+) را حساب کرده و نسب به K_k دیفرانسیل گرفته و حاصل را برابر صفر قرار دهیم ، به رابطه زیر می‌رسیم :

$$K_k = p_k^- H_k^T (H_k p_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (۵۸-۲)$$

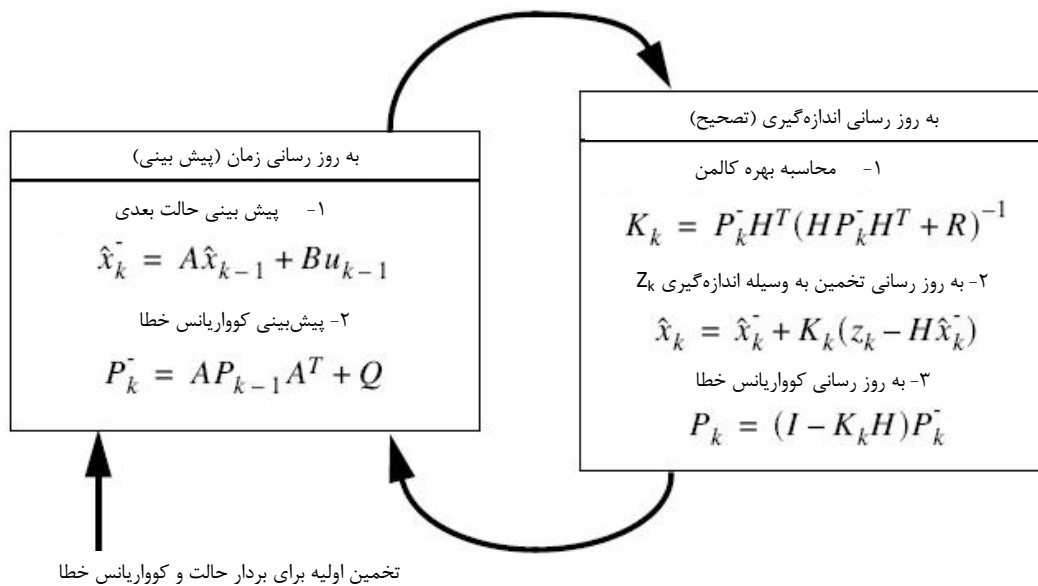
به طوریکه :

$$p_k^- = A_k p_{k-1}^+ A_k^T + Q_{k-1} \quad (۵۹-۲)$$

و می توان نشان داد که کوواریانس خطا بعد از مشاهده برابر است با :

$$p_k^+ = (I - K_k H_k) p_k^- \quad (۶۰-۲)$$

بنابراین به طور خلاصه الگوریتم تکرار فیلتر کالمن در یک نگاه به شکل زیر خواهد بود



شکل (۶-۲): الگوریتم تکرار فیلتر کالمن [۸]

۲-۵-۴-۱- شبیه سازی فیلتر کالمن خطی

در این بخش عملکرد فیلتر کالمن را با یک مثال ساده بررسی می‌کنیم، به طوریکه یک شیء متحرک در فضای دو بعدی x و y را که در هر اسکن فقط با یک سنسور، موقعیت آن را مشاهده می‌کنیم، ردیابی خواهیم کرد.

با تعریف حالت های $\dot{x}$ و $\dot{y}$ به عنوان سرعت شیء و $\ddot{x}$ و $\ddot{y}$ به عنوان شتاب آن بر روی هر کدام از محورها، بردار حالتی به شکل زیر تعریف می‌کنیم

$$X_k = (x_k \quad y_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k \quad \ddot{x}_k \quad \ddot{y}_k)^T \quad (۶۱-۲)$$

همچنین مدل دینامیکی حرکت هدف را به شکل زیر در نظر می‌گیریم. البته انتخاب مدل دینامیکی خود شامل مباحث زیادی است که در فصل بعدی مفصلاً به بررسی آن‌ها خواهیم پرداخت.

$$\frac{dX(t)}{dt} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} X(t) + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} w(t) \quad (۶۱-۲)$$

به طوریکه $x(t)$ بردار حالت هدف در لحظه t و $w(t)$ یک نویز سفید گوسی با میانگین صفر و کواریانس Q_c می باشد.

$$Q_c = \begin{pmatrix} 0.2 & 0 \\ 0 & 0.2 \end{pmatrix} \quad (۶۳-۲)$$

ماتریس مشاهدات را نیز به شکل زیر تعریف می کنیم.

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (۶۴-۲)$$

همانطور که ملاحظه می شود فقط موقعیت شیء قابل اندازه گیری می باشد.

برای استفاده از فیلتر کالمن لازم است که معادله دیفرانسیلی که در ابتدا تعریف کردیم را گسسته

سازی کنیم و ماتریس های A و Q را محاسبه کنیم. بنابراین داریم:

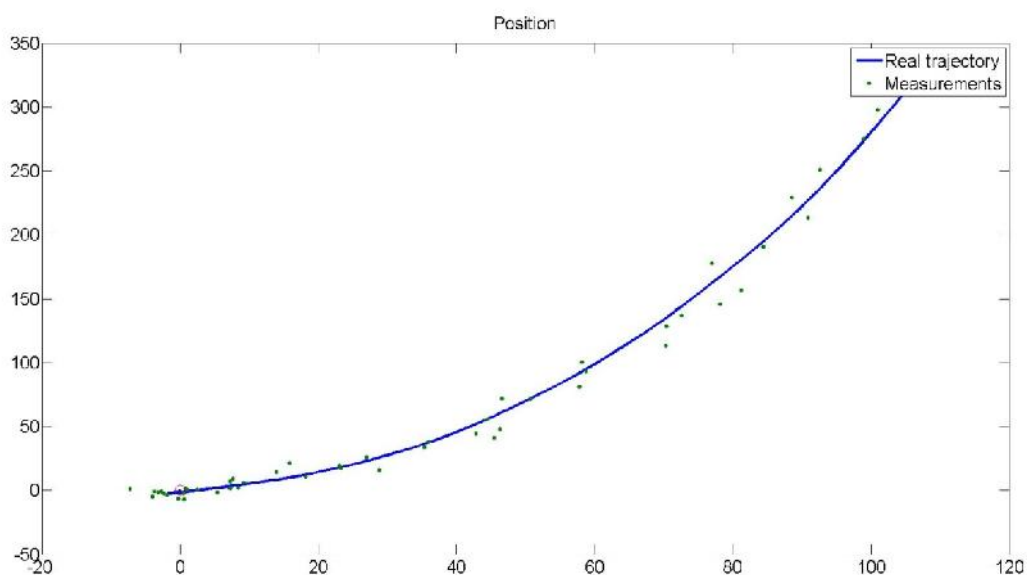
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (۶۵-۲)$$

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{1}{20}\Delta t^5 & 0 & \frac{1}{8}\Delta t^4 & 0 & \frac{1}{6}\Delta t^3 & 0 \\ 0 & \frac{1}{20}\Delta t^5 & 0 & \frac{1}{8}\Delta t^4 & 0 & \frac{1}{6}\Delta t^3 \\ \frac{1}{8}\Delta t^4 & 0 & \frac{1}{6}\Delta t^3 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{8}\Delta t^4 & 0 & \frac{1}{6}\Delta t^3 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \frac{1}{6}\Delta t^3 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & \frac{1}{6}\Delta t^3 & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 & \Delta t \end{pmatrix} \quad (2-66)$$

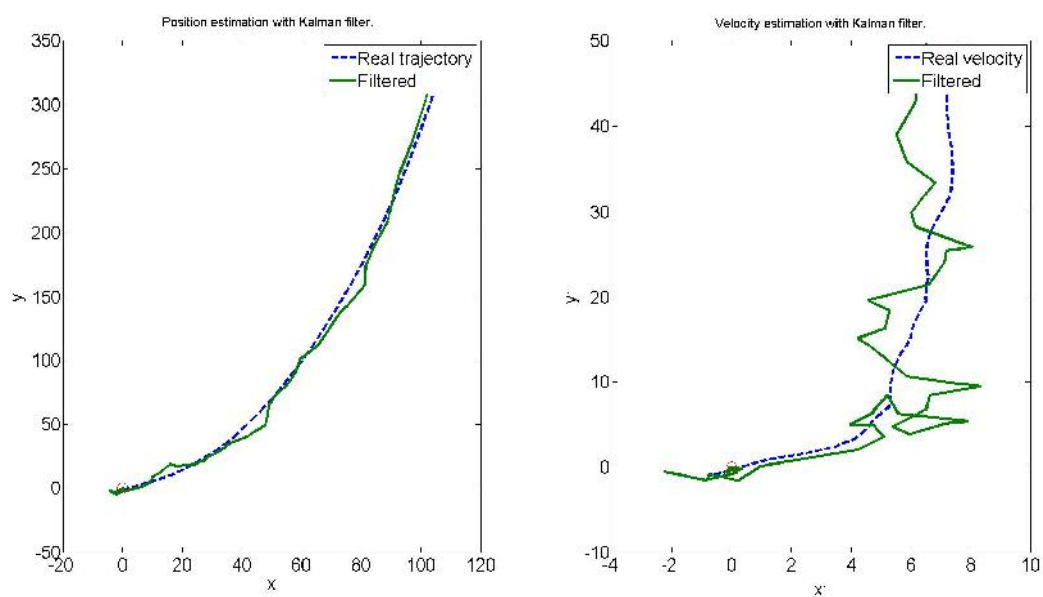
همچنین

$$R = \begin{pmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{pmatrix} \quad (2-67)$$

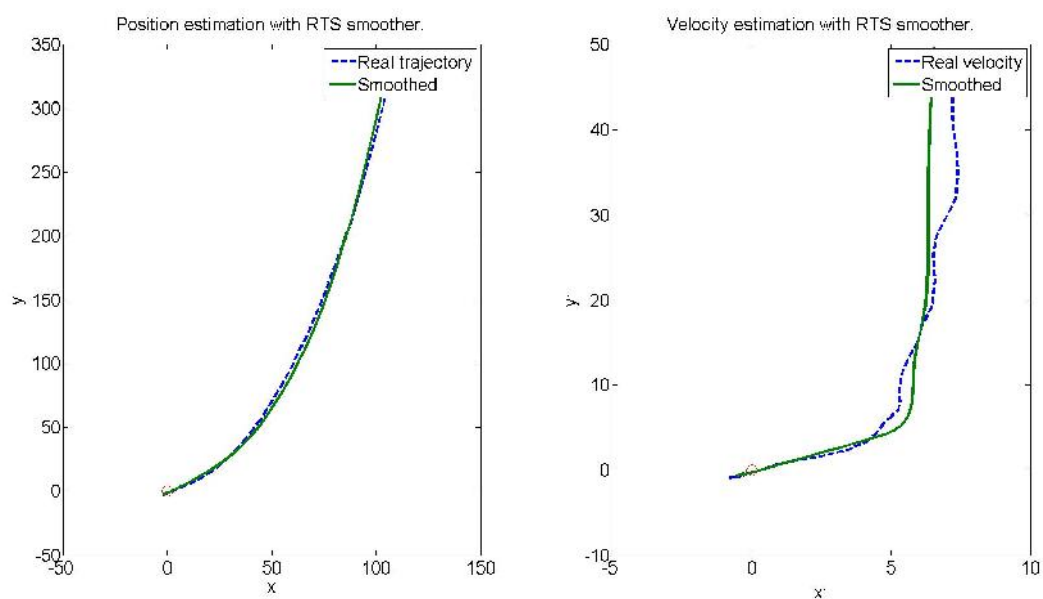
در اشکال (۷-۲) تا (۹-۲) نتایج شبیه‌سازی سناریوی فوق نمایش داده شده‌است.



شکل (۷-۲): مسیر حرکت هدف و اندازه‌گیری‌های نویز آلود آن



شکل (۸-۲): نتایج ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن



شکل (۹-۲): نتایج ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن پس از هموار سازی

همانطور که در شکل دیده می شود این فیلتر توانسته است که بدرستی موقعیت هدف را دنبال نموده و خطای مشاهدات را نیز کاهش دهد. همچنین با دقت قابل قبولی سرعت هدف را نیز تخمین زده است.

۲-۵-۴-۲- مزایای فیلتر کالمن

- اندازه‌گیری مداوم میزان دقت محل پیش‌بینی شده، که به ما این امکان را می‌دهد بتوانیم مبدا حرکت موشک‌ها و توپ‌های شلیک شده را بدست آورده در صورت لزوم جنگ افزارهای دشمن را از بین ببریم؛ بعلاوه می‌توان نقطه برخورد را نیز پیش‌بینی نمود.

- در یک سیستم رهگیری اندازه‌گیری‌ها عموماً به ازای هر اسکن دریافت می‌شوند اما گروهی از آنها معتبر نیستند. فیلتر کالمن در عملکرد خود امکان چنین شرایطی را می‌دهد و به هنگام سازی را می‌تواند در صورت از دست دادن اندازه‌گیری‌ها و در نتیجه نابرابر بودن زمان بین دریافت اندازه‌گیری‌های معتبر متوالی به خوبی انجام دهد.

- امکان استفاده بهینه از اطلاعات پیشین را اگر در دسترس باشند، به ما می‌دهد.

- اجازه می‌دهد که دینامیک‌های هدف به طور مستقیم برای بهینه کردن پارامترهای فیلتر مورد استفاده قرار گیرند.

- امکان اضافه کردن متغیر سرعت تصادفی که فیلتر کالمن را همواره پایدار نگه می‌دارد.

۲-۵-۵- فیلتر کالمن توسعه یافته^۱

چنانچه اشاره شد فیلتر کالمن خطی با یک فرض اساسی قابل اجرا بود، و آن فرض خطی بودن مدل مورد بررسی بود. اما همان طور که می‌دانیم بیشتر سیستم‌ها را نمی‌توان بصورت خطی مدل کرد. برای رفع این مشکل فیلتر کالمن توسعه یافته به شرح زیر معرفی شد:

مدل سیستم و مشاهده غیر خطی زیر به همراه نویز جمع شونده با آنها را در نظر بگیرید :

$$x_k = f(x_{k-1}) + w_{k-1} \quad (۲-۶۹)$$

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (۶۹-۲)$$

همچنین حالت اولیه سیستم را به صورت یک بردار تصادفی x_0 با میانگین μ_0 و کوواریانس p_0 در نظر می‌گیریم. توابع برداری $f(\cdot)$ و $h(\cdot)$ و مشتق اول آن‌ها در دامنه مورد بررسی پیوسته هستند [۹].

نکته مهم در استفاده از EKF این است که غیر خطی بودن توابع برداری f و h باید کم باشد! به عبارت دیگر غیرخطی بودن این توابع باید به مقداری باشد که بتوان آن‌ها را با استفاده از سری تیلور تقریب زد [۹].

همانطور که دیدیم عملکرد فیلتر کالمن در دو گام انجام می‌شد. اکنون نحوه عملکرد EKF در این دو گام را مورد بررسی قرار می‌دهیم:

گام اول، پیش بینی :

از آنجا که در ابتدا فقط میانگین μ_0 و کوواریانس p_0 از حالت اولیه سیستم در اختیار ماست، تخمین بهینه اولیه و کوواریانس خطا برابرند با:

$$x_0^a = \mu_0 = E[x_0] \quad (۷۰-۲)$$

$$p_0 = E[(x_0 - x_0^a)(x_0 - x_0^a)^T] \quad (۷۱-۲)$$

اکنون با فرض اینکه یک تخمین بهینه به صورت $x_{k-1}^a \circ E[x_{k-1}|Z_{k-1}]$ به کوواریانس p_{k-1} در لحظه $k-1$ داشته باشیم، قسمت قابل پیش بینی x_k برابر است با:

$$\begin{aligned} x_k^f &\equiv E[x_k | Z_{k-1}] \\ &= E[f(x_{k-1}) + w_{k-z} | Z_{k-1}] \\ &= E[f(x_{k-1}) | Z_{k-1}] \end{aligned} \quad (۷۲-۲)$$

حال سری تیلور $f(\cdot)$ را حول x_{k-1}^a می‌نویسیم :

یادآوری:

سری تیلور

به وسیله سری تیلور، می توان توابع بی نهایت بار مشتق پذیر را به صورت توابع توانی نوشت، و یا به عبارتی، بسط داد.

تعریف: اگر f در همسایگی x_0 و $x-x_0$ بی نهایت بار مشتق پذیر باشد، آنگاه f را می توان به صورت توان هایی از $(x-x_0)$ نوشت.

$$f(x) = f(x_0) + \frac{f'(x_0) - (x - x_0)}{1!} + \frac{f''(x_0) - (x - x_0)^2}{2!} + \frac{f'''(x_0) - (x - x_0)^3}{3!} + \dots$$

بنابراین :

$$f(x_{k-1}) \equiv f(x_{k-1}^a) + J_f(x_{k-1}^a)(x_{k-1} - x_{k-1}^a) + H.O.T. \quad (74-2)$$

بدیهی است که در اینجا چون با توابع برداری مواجه هستیم از ماتریس ژاکوبین برای مشتق گیری استفاده می کنیم که به صورت زیر تعریف می شود:

$$J_f \equiv \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{pmatrix} \quad (75-2)$$

و نکته قابل توجه دیگر اینکه قسمت های با مرتبه بالاتر^۱ قابل چشم پوشی هستند. به همین دلیل فیلتر کالمن توسعه یافته را فیلتر مرتبه اول هم می نامند.

همانطور که بیان شد:

$$f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))^T \text{ and } x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (76-2)$$

$$f(x_{k-1}) \equiv f(x_{k-1}^a) + J_f(x_{k-1}^a)(x_{k-1} - x_{k-1}^a) + H.O.T. \quad (77-2)$$

اکنون داریم:

$$f(x_{k-1}) \approx f(x_{k-1}^a) + J_f(x_{k-1}^a)e_{k-1} \quad (78-2)$$

به طوریکه :

$$e_{k-1} \equiv x_{k-1} - x_{k-1}^a \quad (79-2)$$

پس امید ریاضی $f(x_{k-1})$ به شرط مشاهده Z_{k-1} برابر است با:

$$E[f(x_{k-1}) | z_{k-1}] \approx f(x_{k-1}^a) + J_f(x_{k-1}^a)E[e_{k-1} | Z_{k-1}] \quad (80-2)$$

و در شرایطی که $E[e_{k-1} | Z_{k-1}] = 0$ باشد مقدار پیش بینی شده برای x_k برابر است با:

$$x_k^f \approx f(x_{k-1}^a) \quad (81-2)$$

به همین ترتیب خطای پیش بینی شده و کوواریانس آن از روابط زیر بدست می آیند:

$$\begin{aligned} e_k^f &\equiv x_k - x_k^f \\ &= f(x_{k-1}) + w_{k-1} - f(x_{k-1}^a) \\ &\approx J_f(x_{k-1}^a)e_{k-1} + w_{k-1} \end{aligned} \quad (82-2)$$

$$\begin{aligned} P_k^f &\equiv E[e_k^f (e_k^f)^T] \\ &= J_f(x_{k-1}^a)E[e_{k-1}e_{k-1}^T]J_f^T(x_{k-1}^a) + E[w_{k-1}w_{k-1}^T] \\ &= J_f(x_{k-1}^a)P_{k-1}J_f^T(x_{k-1}^a) + Q_{k-1} \end{aligned} \quad (83-2)$$

گام دوم، تصحیح

در لحظه k ام با دو نمونه از اطلاعات مواجه هستیم:

مقدار پیش بینی شده x_k^f با کواریانس p_k^f و مقدار اندازه گیری شده (مشاهده شده) Z_k با کواریانس R_k . اکنون هدف ما این است که مقدار بهینه x_k^a را برای x_k تخمین بزنیم. محاسبات همانند آنچه در فیلتر کالمن خطی بررسی شد انجام می شود و داریم:

$$x_k^a = x_k^f + K_k (z_k - E[h(x_k) | Z_k]) \quad (۸۴-۲)$$

چنانچه اشاره شد $h(\cdot)$ نیز یک تابع غیر خطی می باشد که با نوشتن سری تیلور حول x_k^f برای آن خواهیم داشت :

$$h(x_k) \equiv h(x_k^f) + J_h(x_k^f)(x_k - x_k^f) + H.O.T. \quad (۸۵-۲)$$

بنابراین به طریق مشابه داریم:

$$E[h(x_k) | Z_k] \approx h(x_k^f) + J_h(x_k^f)E[e_k^f | Z_k] \quad (۸۶-۲)$$

و در شرایطی که $E[e_k^f | Z_k] = 0$ باشد حالت پیش بینی شده برابر ست با:

$$x_k^a \approx x_k^f + K_k (z_k - h(x_k^f)) \quad (۸۷-۲)$$

چنانچه بیان شد ماتریس K_k این خاصیت را خواهد داشت که p_k^+ (کواریانس e_k^+) را حداقل نماید. بنابراین:

$$0 = \frac{\partial tr(P_k)}{\partial K_k} \quad (۸۸-۲)$$

$$= -(J_h(x_k^f)P_k^f)^T - P_k^f J_h^T(x_k^f) + 2K_k J_h(x_k^f) + 2K_k R_k$$

بهره کالمن برابر خواهد بود با :

$$K_k = P_k^f J_h^T(x_k^f)(J_h(x_k^f)P_k^f J_h^T(x_k^f) + R_k)^{-1} \quad (۸۹-۲)$$

البته روش EKF مرتبه اول هرچند در کاربردهای عملی بسیار استفاده می‌شود، اما دقت چندان خوب ندارد؛ یکی از ایده‌هایی که برای افزایش دقت ممکن است به ذهن برسد افزایش مرتبه سری تیلور، مثلاً استفاده از تقریب مرتبه دوم می‌باشد. در حیطه فیلتر کالمن، به چنین شیوه‌هایی فیلتر EKF مرتبه دوم گفته می‌شود. نتایج شبیه سازی نشان می‌دهد که کارایی این تقریب در مقایسه با EKF مرتبه اول بهبود قابل توجهی دارد. اما فیلترهای کالمن بسط یافته مرتبه دوم به دلیل حجم محاسبات زیاد آنها و بهبود کارایی محدود یا مرزی این روش، کاربرد فراوانی در مسائل عملی ندارند. چراکه نسبت افزایش بار محاسباتی بیش از بهبود کارایی است. برای رسیدن به کارایی‌های بهتر عموماً در عمل از فیلترهایی چون UKF استفاده می‌شود که کارایی بسیار بهتری داشته، افزایش بار محاسباتی نیز در حد معقولیست.

۲-۵-۵-۱- فیلتر کالمن توسعه یافته تکرار شونده

یکی از راه‌هایی که ممکن است در بهبود کارایی، و بدون افزایش قابل توجه در بار محاسباتی به ما کمک کند استفاده از IEKF می‌باشد که در اینجا به توضیح مختصری از آن بسنده می‌کنیم.

همانگونه که از نامش پیداست اساس این فیلتر همان فیلتر EKF است با این تفاوت که در هر تکرار یا بازگشت^۱ محاسبات بهره فیلتر، تخمین حالت و کوواریانس آن چندین بار تکرار می‌شود. همانطور که در روش قبلی دیدیم خطی کردن توابع با بردار حالت پیش‌بینی انجام می‌شود، حال اگر ماتریس‌های خطی شده توابع غیرخطی را در نقاطی که تخمین بهتری دارند دوباره محاسبه شوند مسلماً به دقت بهتری خواهیم رسید. با به هنگام شدن بردار حالت، مدل اندازه‌گیری غیرخطی می‌تواند دوباره خطی شود. این کار عموماً از خطای خطی کردن در مقایسه با رابطه خطی EKF معمولی می‌کاهد. به این ترتیب بردار حالت و ماتریس کوواریانس آن می‌تواند با

1-Recursion

خطی کردن مجدد در نقطه‌ای از بردار حالت که تخمین بهتری دارد دوباره به هنگام شود و به این ترتیب خطای خطی کردن کمتر خواهد شد. این فرآیند می‌تواند بارها تکرار شود و به همین دلیل عنوان EKF تکرار شونده را به خود گرفته است [۱۰].

۲-۵-۵-۲- شبیه سازی EKF

ردیابی سیگنال سینوسی تصادفی

در این قسمت مثالی کاربردی از یک سیستم غیرخطی را مورد بررسی قرار می‌دهیم. در اینجا غیر خطی بودن در مدل اندازه‌گیری در نظر گرفته شده است که می‌توان این غیر خطی بودن را در مدل سیستم بیان نموده و مدل مشاهدات را خطی در نظر گرفت.

اکنون بردار حالت را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$x_k = (\theta_k \quad \omega_k \quad a_k)^T \quad (۹۰-۲)$$

که در آن ω سرعت زاویه‌ای و a دامنه سیگنال می‌باشد و $\frac{d}{dt} = \dots$ و مقادیر ω و a به وسیله نویز سفید گوسی آلوده شده‌اند. بنابراین:

$$\frac{da}{dt} = \omega_a(t) \quad (۹۱-۲)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \omega_\omega(t) \quad (۹۲-۲)$$

به این ترتیب مدل دینامیکی زمان پیوسته سیستم به شکل زیر خواهد بود

$$\frac{dx(t)}{dt} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} x(t) + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} w(t) \quad (۹۳-۲)$$

و پس از گسسته سازی :

$$x_k = \begin{pmatrix} 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} x_{k-1} + Q_{k-1} \quad (94-2)$$

$$Q_{k-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} \Delta t^3 q_1 & \frac{1}{2} \Delta t^2 q_1 & 0 \\ \frac{1}{2} \Delta t^2 q_1 & \Delta t q_1 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t q_2 \end{pmatrix} \quad (95-2)$$

همانطور که اشاره شد در این مثال غیر خطی بودن را در مدل اندازه گیری در نظر گرفتیم. در نتیجه خواهیم داشت:

$$h(x_k, k) = a_k \sin(\theta_k) \quad (96-2)$$

بنابراین مدل اندازه گیری به صورت زیر خواهد بود

$$y_k = h(x_k, k) + R_k = a_k \sin(\theta_k) + R_k \quad (97-2)$$

به طوریکه R یک نویز سفید گوسی با میانگین صفر و کوواریانس ۱ می باشد.

با مشتق گیری از تابع اندازه گیری تعریف شده داریم:

$$\begin{aligned} \frac{\partial h(x_k, k)}{\partial \theta_k} &= a_k \cos(\theta_k) \\ \frac{\partial h(x_k, k)}{\partial \omega_k} &= 0 \\ \frac{\partial h(x_k, k)}{\partial a_k} &= \sin(\theta_k) \end{aligned} \quad (98-2)$$

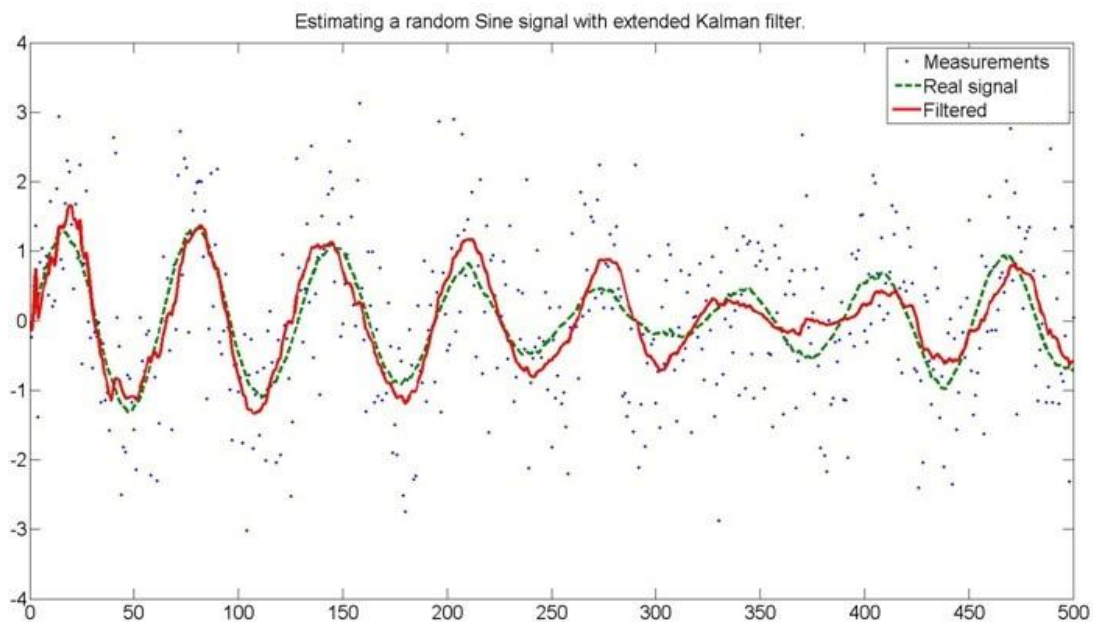
ماتریس ژاکوبین مورد نیاز برای استفاده از EKF به صورت زیر تعریف می شود.

$$H_x(m, k) = (a_k \cos(\theta_k) \quad 0 \quad \sin(\theta_k)) \quad (99-2)$$

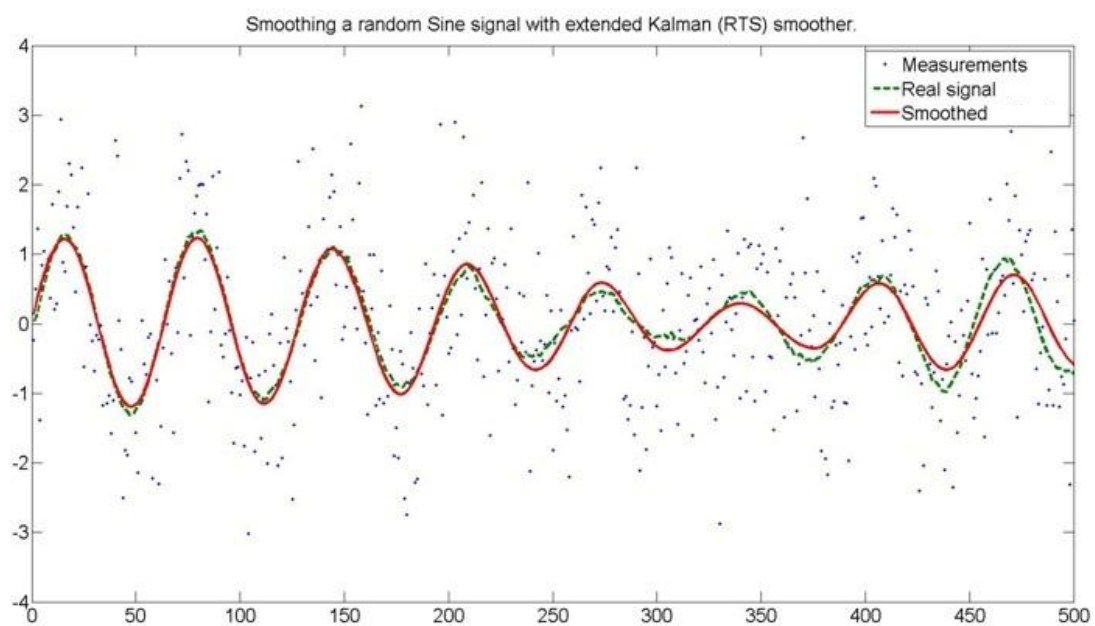
همچنین در این مثال با توجه به مطالب بیان شده در بخش مربوط به مقایسه EKF مرتبه اول و دوم، شبیه سازی را برای EKF مرتبه دوم نیز انجام می دهیم.

$$H_{xx}(m, k) = \begin{pmatrix} -a_k \sin(\theta_k) & 0 & \cos(\theta_k) \\ 0 & 0 & 0 \\ \cos(\theta_k) & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (100-2)$$

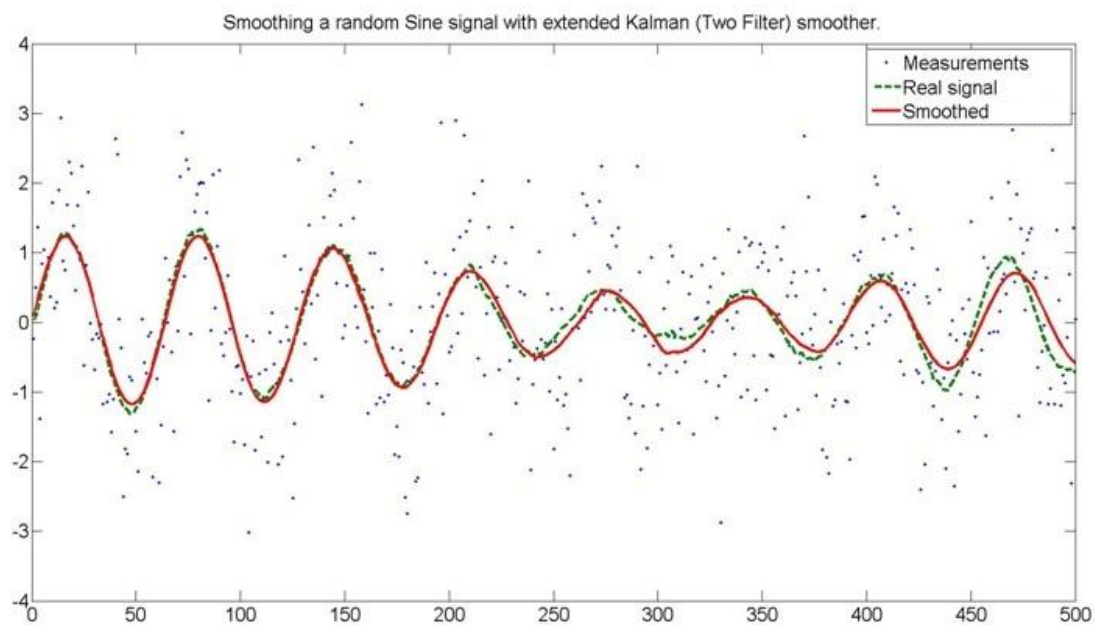
در اشکال (۱۰-۲) تا (۱۲-۲) نتایج شبیه سازی سناریوی فوق نمایش داده شده است.



شکل (۱۰-۲): تخمین سیگنال سینوسی با استفاده از EKF



شکل (۲-۱۱): تخمین هموار شده سیگنال سینوسی با استفاده از EKF



شکل (۲-۱۲): تخمین سیگنال سینوسی با استفاده از EKF مرتبه دوم

۲-۵-۶- فیلتر کالمن بی بو (بی رد)^۱

فیلتر کالمن بی بو به یک دسته بزرگ تر از فیلترها که فیلترهای کالمن نقطه سیگما^۲ نامیده می شوند تعلق دارد، که از روش خطی سازی آماری استفاده می کنند. این روش یک تابع غیرخطی از یک متغیر تصادفی را با استفاده از رگرسیون خطی بین n نقطه از توزیع قبلی آن، خطی سازی می کند. بنابراین به یک روش خطی سازی دست پیدا خواهیم نمود که از خطی سازی به روش سری تیلور دقیق تر است [۱۱ و ۱۲]

در EKF توزیع حالت سیستم به یک تابع خطی مرتبه اول تبدیل می شد که این کار میانگین و کوواریانس توزیع اصلی را دست خوش تغییرات نامطلوب می کرد. اما UKF روش نمونه برداری غیر احتمالی است که در آن نیازی به مشتق گیری هم نیست. در اینجا توزیع حالت سیستم با استفاده از یک مجموعه مینیمال از چندین نقطه که به دقت انتخاب شده و آن ها را نقاط سیگما می نامیم، نمایش داده می شود [۱۱].

عملکرد UKF هم مانند LKF و EKF شامل دو گام پیش بینی و تصحیح می باشد ولی در این روش باید مرحله ای را هم برای انتخاب نقاط سیگما در نظر گرفت.

۲-۵-۶-۱- تبدیل بی بو^۳

UT یک تابع ریاضی است که برای تخمین نتیجه اعمال یک تابع غیرخطی به یک توزیع احتمال که فقط با یک مجموعه متناهی از داده ها مشخص شده است، استفاده می شود [۱۳].

تابع غیرخطی $f(\cdot)$ را در نظر بگیرید:

یک فضای n بعدی با $2n+1$ ، نقطه سیگما توصیف می شود [۱۱].

1-Unscented Kalman Filter
2-Sigma-Point Kalman Filters
3-Unscented transformation

برای هریک از نقاط سیگما ($x(i)$) یک وزن $W(i)$ در نظر می‌گیریم. به طوریکه میانگین و کوواریانس نمونه‌ها با میانگین و کوواریانس داده‌ها ($\bar{x}, p_x$) برابر باشد.

با اعمال $f(\cdot)$ روی نقطه سیگما یک تقریب برای $\bar{y}, p_y$ بدست خواهد آمد:

$$x^{(0)} = \bar{x}, \quad W^{(0)} = \frac{\kappa}{n + \kappa}$$

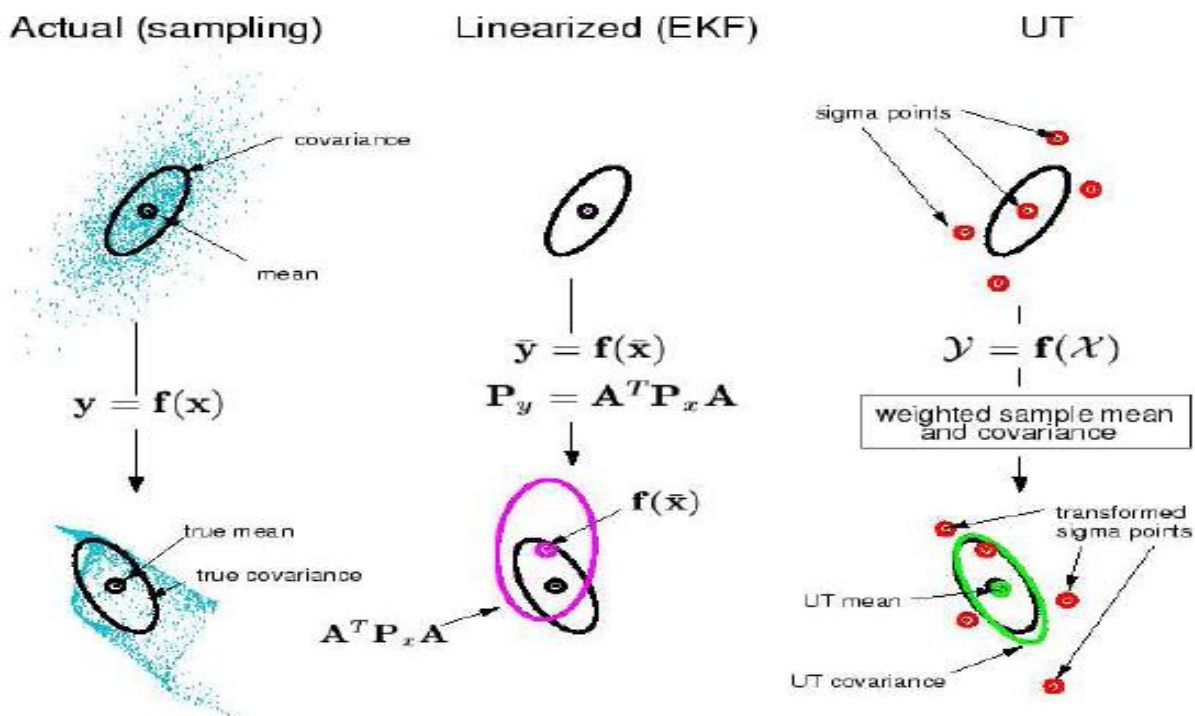
$$x^{(i)} = \bar{x} + (\sqrt{(n + \kappa)p_x})_i, \quad W^{(i)} = \frac{1}{2(n + \kappa)} \quad (10-1-2)$$

$$x^{(i+n)} = \bar{x} - (\sqrt{(n + \kappa)p_x})_i, \quad W^{(i+n)} = W^{(i)}$$

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n} W^{(i)} f(x^{(i)}), \quad p_y = \sum_{i=0}^{2n} W^{(i)} (f(x^{(i)}) - \bar{y})(f(x^{(i)}) - \bar{y})^T \dots$$

در اینجا $(\sqrt{A})_i$ امین ستون از ماتریس ریشه دوم A بوده که با استفاده از روش‌های عددی و کارآمد مثل تجزیه چالسکی^۱ قابل محاسبه است. κ نیز ثابتی در اختیار کاربر است.

شکل (۱۳-۲) این روش را توضیح می‌دهد.



شکل (۱۳-۲): مقایسه خطی سازی به روش EKF و UT

1-Cholesky decomposition

۲-۵-۶-۲- عملکرد UKF

سیستم غیر خطی زیر را در نظر بگیرید:

$$x_{k+1} = f(x_k, W_k) \quad (۱۰۲-۲)$$

$$Z_k = h(x_k, V_k) \quad (۱۰۳-۲)$$

همانطور که ملاحظه می شود در اینجا نویزهای در نظر گرفته شده را نیز وارد توابع f و h کردیم. چراکه در اینجا ممکن است نویزها به صورت جمع شونده نباشند. که در این صورت آنها باید به متغیرهای حالت اضافه شوند.

اکنون الگوریتم UKF را به ترتیب زیر دنبال می کنیم:

۰ - مقدار دهی اولیه میانگین و کوواریانس به طور معمول

۱ - به روز رسانی زمان از (x_{k-1}^+, p_{k-1}^+) به (x_k^-, p_k^-) با استفاده از UT و f .

۲ - محاسبه نقاط سیگمای جدید حول (x_{k-1}^+, p_{k-1}^+)

۳ - تبدیل نقاط سیگمای محاسبه شده با استفاده از h و تخمین نقاط سیگمای اندازه گیری شده

$\hat{z}_k^{(i)}$ و محاسبه $p_{z_k z_k}$ و $p_{x_k z_k}$ به ترتیب زیر :

$$\hat{z}_k = \sum_{i=0}^{2L} W_s^i \gamma_k^i \quad (۱۰۴-۲)$$

$$P_{z_k z_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_c^i [\gamma_k^i - \hat{z}_k][\gamma_k^i - \hat{z}_k]^T \quad (۱۰۵-۲)$$

$$P_{x_k z_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_c^i [\chi_{k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1}][\gamma_k^i - \hat{z}_k]^T \quad (۱۰۶-۲)$$

$$\gamma_k^i = h(\chi_{k|k-1}^i) \quad i = 0 \dots 2L \quad (۱۰۷-۲)$$

اکنون به سادگی داریم :

$$K_k = P_{x_k z_k} P_{z_k z_k}^{-1} \quad (۱۰۸-۲)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k) \quad (۱۰۹-۲)$$

$$p_k^+ = p_k^- - K_k p_{z_k z_k} K_k^T \quad (۱۱۰-۲)$$

۲-۵-۶-۳- نامگذاری UKF

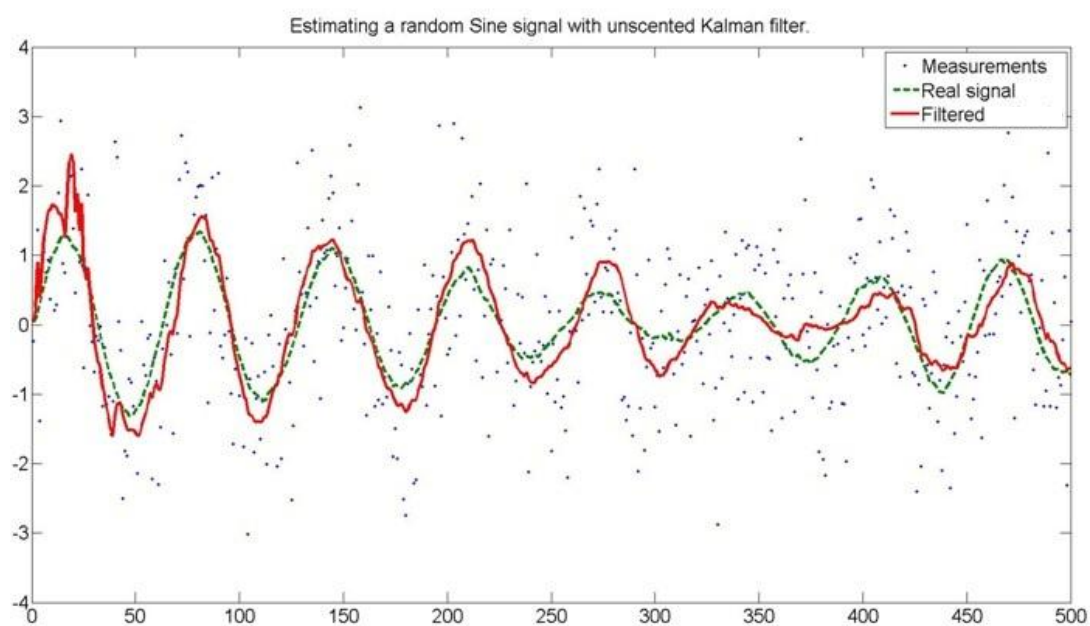
الگوریتم UT در تابستان سال ۱۹۹۴ در گروه تحقیقاتی روباتیک (RRG) دانشگاه آکسفورد متولد شد. در مقالات سال ۱۹۹۵ از واژه فیلتر جدید برای نام گذاری UKF استفاده شد که قطعاً نام مناسبی نبود. چندی بعد حدود ۲۰ نام مختلف پیشنهاد شد که بیشتر آنها منسوب به اشخاص و یا موسسات خاصی بودند و به طور خودکار حذف شدند.

در نهایت با اینکه نام فیلتر نقطه سیگما^۱ نامی مناسب به نظر می‌رسید، در یک انتخابات دموکراتیک بین اعضای RRG نام فیلتر کالمن بی‌بو انتخاب شد.

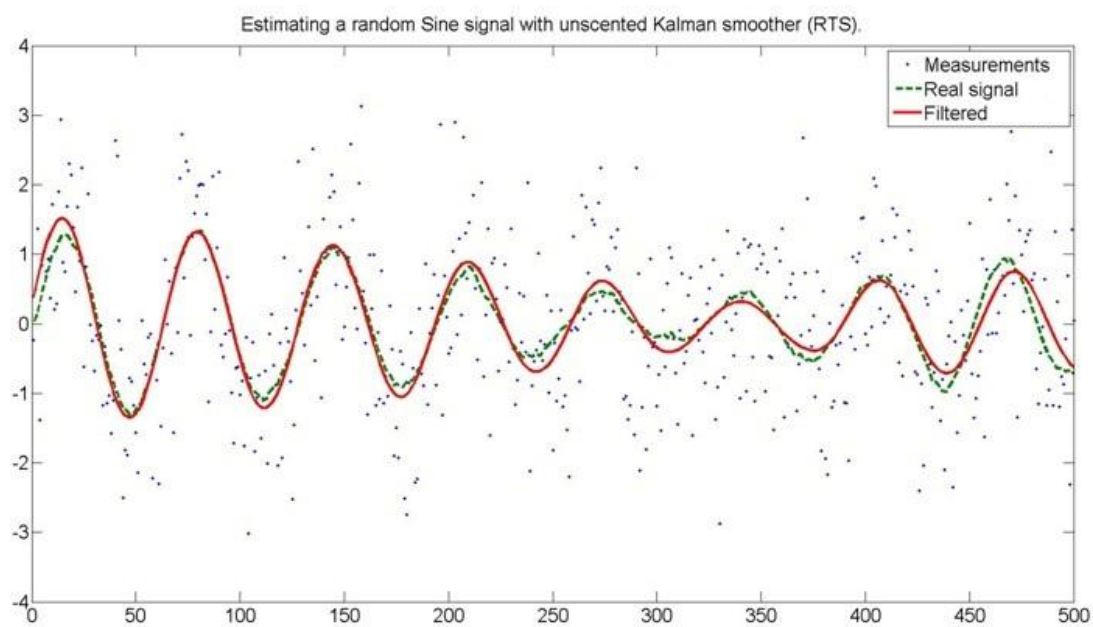
به نظر می‌رسد انتخاب کنندگان این نام برای UKF در تلاش بودند که EKF را بدبو، متعفن و یا به عبارتی فیلتری با عملکرد ضعیف جلوه دهند!!!

۲-۵-۶-۴- شبیه سازی UKF

در این قسمت سناریوی بررسی شده در قسمت قبل را با استفاده از UKF شبیه سازی شده است که نتایج آن در اشکال (۲-۱۴) و (۲-۱۵) نمایش داده شده است.



شکل (۲-۱۴): تخمین سیگنال سینوسی با استفاده از UKF



شکل (۲-۱۵): تخمین هموار شده سیگنال سینوسی با استفاده از UKF

جدول (۱-۲): مقایسه MSE در دو روش EKF و UKF

Method	MSE θ	MSE ω	MSE a
EKF	0.64	0.53	0.40
UKF	0.59	0.53	0.39

۲-۵-۷- انواع دیگری از فیلتر کالمن

انواعی از فیلترهای کالمن که تا اینجا معرفی شدند در زمان گسسته فعالیت می‌کردند. فیلتر کالمن-بوسی^۱ نسخه زمان پیوسته فیلتر کالمن می‌باشد که عملکرد مشابهی با فیلترهای کالمن معرفی شده دارد [۵].

همچنین از فیلتر کالمن هیبرید^۲ در شرایطی که مدل سیستم زمان پیوسته و مشاهدات به صورت گسسته انجام می‌شود، استفاده می‌شود.

بدیهی است که با مطالعات روز افزون انجام شده در این زمینه و انجام تغییراتی در نحوه عملکرد فیلتر کالمن انواع دیگری از این فیلتر معرفی شده‌اند که در اینجا از بررسی آن‌ها صرف نظر شده است [۵].

1-Kalman-Bucy filter
2-Hybrid Kalman filter

فصل سوم

مدل سازی دینامیک حرکت هدف

وظیفه اصلی یک سیستم ردیابی چنانچه در فصل اول نیز اشاره شد، یافتن و تخمین مسیر حالت اهداف موجود در ناحیه مراقبت سنسور یا سنسورهای مورد استفاده آن می‌باشد. بنابراین انتخاب دستگاه مناسب برای ردیابی و به تبع آن تعریف بردار حالت هدف و مدل سازی دینامیک حرکت هدف و عدم قطعیت‌های موجود در آن بر این اساس و همچنین بیان نحوه ارتباط سنجش‌های سنسور با بردار حالت هدف و مدل سازی عدم قطعیت‌های موجود در این زمینه از بخش‌های مهم طراحی یک سیستم ردیابی می‌باشد.

در این فصل ابتدا به مسئله انتخاب دستگاه مناسب برای ردیابی پرداخته و انواع مدل‌های رایج برای توصیف دینامیک هدف در دستگاه انتخاب شده مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۳-۲- مدل سازی

یکی از مسائل مهم در طراحی سیستم‌های ردیابی نحوه مدل‌سازی دینامیک حرکت هدف‌ها می‌باشد. اصولاً در انتخاب مدل برای توصیف هر پدیده فیزیکی باید به این نکته توجه داشت که الزاماً دقیق‌ترین مدل، مناسب‌ترین مدل نمی‌باشد. زیرا معمولاً مدلی که بخواهد تمام جزئیات پدیده را به طور دقیق توصیف نموده و تحت پوشش قرار دهد، به قدری پیچیده خواهد شد که تجزیه و تحلیل آن مشکل و بعضاً غیرممکن خواهد بود. از طرف دیگر چنانچه در مدل سازی دینامیک یک سیستم بیش از حد به ساده سازی پرداخته شده و از جزئیات صرف نظر شود، همواره این احتمال وجود دارد که مدل حاصل قادر به توصیف رفتار سیستم در حد قابل قبول نباشد. با توجه به این نکات نحوه انتخاب مدل و میزان دقت لازم برای توصیف یک سیستم بسته به کاربردهای مختلف تفاوت داشته و این وظیفه طراح است که با ارزیابی امکانات موجود و دقت

لازم در مدل سازی، مدل مناسب برای توصیف دینامیک سیستم را انتخاب نماید. به طور کلی مدل سازی دینامیک حرکت هدف را می توان به سه گام عمده زیر تقسیم نمود:

۱- تعیین دستگاه مرجع مختصات برای ردیابی

۲- تعیین بردار حالت هدف با توجه به دستگاه انتخاب شده

۳- مدل سازی عدم قطعیت های موجود در حرکت هدف (مانور هدف)

۳-۲-۱- انتخاب دستگاه مختصات مرجع برای ردیابی

انتخاب مناسب دستگاه مختصات مرجع برای ردیابی هدف با توجه به کاربرد مورد نظر و امکانات محاسباتی موجود، از گام های اساسی در طراحی یک سیستم ردیابی می باشد. در مسائل ردیابی امکان استفاده از دستگاه های مختصات متنوع و به تبع آن متغیرهای حالت مختلف برای مدل سازی دینامیک هدف وجود دارد. از مهم ترین این دستگاه ها می توان به دستگاه مختصات قطبی و دکارتی اشاره کرد. در ادامه به این دو دستگاه که کاربرد بیشتری در مسئله ردیابی توسط رادار دارند اشاره می شود.

الف) دستگاه مختصات قطبی

از آنجا که اطلاعات رادار از موقعیت اهداف به صورت جفت های برد-زاویه می باشد که مستقیماً در مختصات قطبی بیان می شوند و همچنین با توجه به ناهمبسته و ایستا بودن خطاهای اندازه گیری در مؤلفه های این دستگاه که امکان افراز بردار حالت سیستم به بخش های کوچکتر را پدید می آورد شاید در یک نگاه ساده اینگونه به نظر می رسد که مختصات قطبی انتخاب مناسبی برای مقاصد ردیابی با استفاده از رادار می باشد. اما در واقع وجود مشکلاتی در سر راه استفاده از دستگاه مختصات قطبی، کاربرد آن را در این زمینه محدود می سازد.

از جمله این مشکلات غیر خطی بودن معادلات دینامیک حرکت در این دستگاه می باشد که استفاده از یک فیلتر غیرخطی برای ردیابی را اجتناب ناپذیر می سازد. یکی دیگر از محدودیت های موجود در این زمینه نیاز به استفاده از فیلتر زاویه ای با درجه بالا برای مدل سازی حرکات ساده مانند حرکت مستقیم الخط می باشد. با توجه به این نکات این دستگاه انتخاب مناسبی برای یک سیستم ردیابی توسط رادار نخواهد بود [۱].

ب) دستگاه مختصات دکارتی

معمول ترین و پرکاربردترین دستگاه مختصات برای ردیابی اهداف توسط رادار دستگاه مختصات دکارتی است. علت این مسئله ساده بودن مدل سازی دینامیک حرکت هدف با انتخاب مکان، سرعت و بعضاً شتاب در هر یک از مؤلفه های Z و Y و X می باشد. در اکثر موارد مدل های دینامیکی ارائه شده برای حرکت هدف در این دستگاه خطی بوده که این مطلب موجب سادگی مسئله ردیابی در آن می گردد. البته مشکلی که در استفاده از این دستگاه برای ردیابی توسط رادار وجود دارد اینست که داده های رادار ذاتاً در مختصات قطبی هستند، که این مسئله باعث غیرخطی شدن معادلات اندازه گیری می شود. برای برخورد با این مسئله دو نگرش کلی وجود دارد در دیدگاه نخست با استفاده از یک فیلتر غیرخطی مثل EKF از مشاهده دریافتی به طور مستقیم در مسئله تخمین حالت استفاده می شود. در حالیکه نحوه دیگر برخورد با این مشکل انتقال داده ها به مختصات دکارتی و ساختن سنجش های مجازی در این دستگاه می باشد. البته در این صورت خطاهای اندازه گیری در مؤلفه های مختلف مستقل از هم نمی باشند. در صورت استفاده از این روش می توان از یک فیلتر کالمن عادی برای ردیابی هدف ها استفاده نمود [۱]. در مورد هر کدام از این فنون در بخش مدل سازی حس گر اندازه گیری با ذکر جزئیات بیشتر بحث خواهد شد.

۳-۳- مدل سازی دینامیک حرکت هدف

ماهیت هر مدل توسط معادلات حالت و مشاهدات بیان می‌شود. در بسیاری از کاربردها می‌توان مدل سیستم و همچنین معادله اندازه‌گیری را بصورت خطی و گسسته زمان زیر در نظر گرفت:

$$\begin{cases} x(k) = F(k-1)x(k-1) + V(k-1) \\ z(k) = H(k)x(k) + W(k) \end{cases} \quad (۱-۳)$$

که $V(k)$ و $W(k)$ فرآیند های تصادفی دارای توزیع مستقل یکسان گوسی با میانگین صفر که به ترتیب با ماتریس کوواریانس $Q(k)$ و $R(k)$ بوده و نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری را مدل می‌کنند [۱۴].

در این قسمت ابتدا به بیان مدل‌های حرکتی کلاسیک سرعت ثابت^۱ (CV) و شتاب ثابت^۲ (CA) پرداخته و سپس مدل‌های مانوری اهداف را بررسی می‌کنیم.

۳-۳-۱- مدل حرکت هدف با سرعت ثابت

در این مدل حرکتی، فرض می‌شود که هدف دارای سرعت تقریباً ثابتی بوده و تغییرات آن با نویز گوسی با میانگین و کوواریانس معلوم مدل می‌شود. معادله سرعت ثابت یک هدف و در یک بعد بصورت زیر می‌باشد:

$$x = vt + x_0 \quad \text{or} \quad x_k = \dot{x}_{k-1}T + x_{k-1} \quad (۲-۳)$$

با توجه به رابطه (۱-۳) اگر متغیر های حالت را شامل موقعیت و سرعت در دستگاه دکارتی دو بعدی X و Y در نظر بگیریم، ماتریس F بصورت زیر بدست می‌آید:

1-Constant Velocity
2-Constant Acceleration

$$F = \begin{pmatrix} F_1 & 0 \\ 0 & F_1 \end{pmatrix}, \quad F_1 = \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3-3)$$

که T زمان نمونه برداری^۱ می باشد. در این حالت ابعاد ماتریس F ، 4×4 می شود. بردار حالت نیز برابر است با:

$$x(k) = [x_k \quad \dot{x}_k \quad y_k \quad \dot{y}_k] \quad (4-3)$$

همچنین بردار V که مدل کننده نویز فرآیند می باشد، با متغیر تصادفی گاوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس Q بصورت زیر مدل می شود:

$$Q = \begin{pmatrix} q_x Q_1 & 0 \\ 0 & q_y Q_1 \end{pmatrix}, \quad Q_1 = \begin{pmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{pmatrix} \quad (5-3)$$

بسته به اینکه نحوه اندازه گیری سیستم به چه صورت باشد، معادله مشاهدات (اندازه گیری) نیز تعریف می شود. بعنوان مثال اگر اندازه گیری های بدست آمده از روی موقعیت باشد، با توجه به رابطه (۱-۳) ماتریس مشاهدات H بصورت زیر بدست می آید:

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (6-3)$$

همچنین بردار V که مدل کننده نویز اندازه گیری می باشد، به صورت متغیر تصادفی گاوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس R مطابق رابطه زیر مدل می شود:

$$R = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{pmatrix} \quad (7-3)$$

در رابطه فوق چون خطا در بعد X و Y از هم مستقل می باشند، قطر فرعی این ماتریس صفر می شود و σ_x^2 و σ_y^2 به ترتیب واریانس خطا در بعد X و Y می باشند [۱۴].

۳-۳-۲- مدل حرکت هدف با شتاب ثابت

برای مدل کردن توانایی مانور هدف، معمولاً شتاب بصورت یک نویز سفید یا رنگی مدل می‌شود که ساده‌ترین روش، تقریب آن با یک فرآیند تصادفی ایستادن با توزیع گوسی و واریانس مناسب می‌باشد [۱۴]. معادله شتاب ثابت یک هدف و در یک بعد بصورت زیر می‌باشد:

$$x = \frac{1}{2}at^2 + vt + x_0 \quad \text{or} \quad x_k = \frac{1}{2}\ddot{x}_{k-1}T^2 + \dot{x}_{k-1}T + x_{k-1} \quad (۸-۳)$$

با توجه به رابطه (۳-۱) اگر متغیرهای حالت را شامل موقعیت، سرعت و شتاب در دستگاه دکارتی دو بعدی X و Y در نظر بگیریم، ماتریسهای F , H , R و Q بصورت زیر بدست می‌آیند:

$$F = \begin{pmatrix} F_1 & 0 \\ 0 & F_1 \end{pmatrix}, \quad F_1 = \begin{pmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (۹-۳)$$

$$x(k) = [x_k \quad \dot{x}_k \quad \ddot{x}_k \quad y_k \quad \dot{y}_k \quad \ddot{y}_k] \quad (۱۰-۳)$$

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (۱۱-۳)$$

$$Q = \begin{pmatrix} q_x Q_1 & 0 \\ 0 & q_x Q_1 \end{pmatrix}, \quad Q_1 = \begin{pmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 \\ T^3/6 & T^2/2 & T \end{pmatrix} \quad (۱۲-۳)$$

$$R = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{pmatrix} \quad (۱۳-۳)$$

۳-۳-۳- مدل های دینامیکی اهداف مانوری

ساده ترین روش مدل کردن مانور هدف با استفاده از مدل شتاب ثابت می باشد، که معادلات آن در قسمت قبل توضیح داده شد. مدل های دینامیکی اهداف مانوری، بسته به اینکه دینامیک مانور به چه صورت مدل شده باشد، به چندین روش امکان پذیر است [۱۵]. در این بخش به معرفی مدل های دینامیکی که برای هدف مانوری موجود می باشد، می پردازیم.

مانور هدف در حقیقت انحراف هدف از حرکت مستقیم می باشد که معمولاً بصورت معادله زیر مدل می شود :

$$\begin{cases} x(k+1) = F(k)x(k) + G(k)u(k) + v(k) \\ z(k) = H(k)x(k) + w(k) \end{cases} \quad (3-14)$$

$u(k)$ ورودی نامعلوم فرآیند است که از جنس شتاب بوده و یک مقدار تصادفی می باشد. بطور کلی این ورودی نامعلوم را می توان به چند صورت مدل کرد:

۱- یک روش ساده برای مدل کردن ورودی نامعلوم، در نظر گرفتن آن به عنوان نویز فرآیند می باشد. به عنوان مثال در مورد مدل هایی که شتاب بین چندین سطح ممکن - متناسب با احتمال جا به جایی از یک حالت به حالت دیگر - جا به جا می شود، این مدل کارآیی دارد.

۲- در روش دیگر ورودی $u(k)$ محدود است اما نامعلوم و باید تخمین زده شود. در اغلب موارد $u(k)$ بصورت مقادیر ثابت مجزا، همانند نویز فرآیند در چندین سطح در نظر گرفته می شود.

با توجه به طبیعت مانور که در زمانهای مختلف دامنه های متفاوتی دارد، یکی از روشهای تطبیق دادن مدل ها با این پدیده استفاده از سطوح مختلف برای نویز فرآیند می باشد. این سطوح می تواند گسسته یا پیوسته باشد.

به عنوان مثال برای سطوح گسسته می توان سیستم های هیبریدی زیر را در نظر گرفت که از یک طرف دارای حالت های پیوسته و از طرف دیگر دربرگیرنده پارامترهای گسسته (نوع مدل یا سطح ورودی) می باشند:

$$\left\{ \begin{array}{ll} x(k+1) = \begin{cases} F(k)x(k) + G(k)u_1(k) + v(k) & \text{برای مدل ۱} \\ F(k)x(k) + G(k)u_2(k) + v(k) & \text{برای مدل ۲} \\ \vdots & \\ F(k)x(k) + G(k)u_r(k) + v(k) & \text{برای مدل } r \end{cases} \\ z(k) = H(k)x(k) + w(k) \end{array} \right. \quad (3-15)$$

که در هر لحظه از زمان تنها یکی از مدل های ممکن برای هدف موجود در نظر گرفته می شود.

۳- مدل های چند دینامیکی :

$$\begin{cases} x(k+1) = F(k; M(k))x(k) + v(k; M(k)) \\ z(k) = H(k; M(k))x(k) + w(k; M(k)) \end{cases} \quad (3-16)$$

در این مدل $M(k)$ به عنوان مد کاری در نظر گرفته می شود و مقادیر آن در یک محدوده معلوم می باشد. در مسئله ردیابی ، جمله ورودی یعنی $u(k)$ که محدود و اتفاقی می باشد، غیرقابل رویت است و باید تخمین زده شود به گونه ای که با تغییر وضعیت از یک حالت به حالت دیگر، بتواند مدل مناسبی از حرکت هدف را ارائه کند.

ساختارهای مدل به گونه ای انتخاب می شوند که بتوانند دینامیک مورد انتظار هدف را دربرگیرند. این مدل می تواند یک مدل سرعت ثابت، شتاب ثابت یا نرخ چرخش ثابت و از این قبیل باشد. نویز فرآیند $V(k)$ جهت نشان دادن تغییرات کوچک در شتاب هدف در حوالی مسیر اصلی حرکت هدف به کار می رود، در حالی که ورودی مانور $u(k)$ ، یا مد کاری $M(k)$

در مورد سیستم‌های دارای چند مد، جهت نشان دادن سطح معینی از شتاب به کار می‌روند [۱۴].

۳-۳-۴- ردگیری اهداف دارای مانور

ردگیری اهداف در یک سیستم راداری شامل اهداف بدون مانور و اهداف دارای مانور می‌باشد. منظور از اهداف بدون مانور، اهدافی هستند که یک مسیر مستقیم را با سرعتی ثابت طی می‌کنند و در صورت لزوم برای تغییر جهت حرکت، اقدام به تغییر سرعت در یک جهت خاص می‌نمایند ولیکن شتاب حاصل از این تغییر جهت در این نوع اهداف دارای مقادیر کوچکی است، این اهداف را اکثراً هواپیماهای مسافربری، کشتی‌ها و یا اهداف زمینی تشکیل می‌دهند. دسته دوم که اهداف دارای مانور می‌باشند، این اهداف اکثراً هدفهای نظامی هستند و نوعاً حرکتی مستقیم الخط و با سرعت ثابت دارند که بطور دفعی مسیر حرکت خود را در یک جهت خاص تغییر می‌دهند و یا عبارتی در لحظات خاصی دارای شتاب زیادی در یک جهت معین می‌باشند. اهداف نظامی برای آنکه خطای سیستم ردگیری رادار را زیاد نمایند تا بتوانند قفل حلقه ردگیری رادار را بشکنند و مأموریت مورد نظر خود را انجام دهند، اقدام به مانور می‌کنند. یعنی خلبان برای ناتوان کردن سیستم ردگیر، بوسیله کنترلرهای خود سرعت هدف را در جهات معینی تغییر می‌دهد و این تغییر نیز تا حد زیادی بطور دفعی و سریع انجام می‌شود، تا آنجا که مولفه‌های شتاب در اینگونه اهداف در حالت مانور به چند برابر شتاب جاذبه زمین ($g=9.8$) می‌رسد [۱۴].

بکارگیری روشهای معمول دروازه بندی (که یکی از بخش‌های الگوریتم تخصیص داده می‌باشد) و فیلتر کردن برای یک هدف با سرعت ثابت و بر روی مسیر مستقیم مناسب می‌باشند ولی در صورت بروز تغییر جهت و تغییر ناگهانی از کارایی کمی برخوردار هستند و حتی در بعضی موارد که مانور هدف بسیار سریع باشد، سیستم‌های معمولی ردگیری بطور کامل از

تعقیب هدف مورد نظر ناتوان شده و آنرا گم می‌کنند. در رادارهای نظامی که اکثراً با اهداف مانور دهنده روبرو هستند، برای جلوگیری از بروز چنین وضعیتی، با تغییر روشهای دروازه‌بندی و فیلترینگ، توانایی سیستم ردگیر را در مورد تعقیب اینگونه اهداف افزایش می‌دهند. در بسیاری از این سیستم‌ها روش‌هایی برای تشخیص مانور هدف وجود دارد که بر اساس آن با استفاده از تخمین مشخصات سینماتیک هدف که بوسیله فیلتر ردگیری بدست آمده و نیز بهره‌گیری از داده‌های اندازه‌گیری، لحظه شروع مانور مشخص می‌شود، و از این پس فیلتر ردگیری به شکل اصلاح یافته‌ای که برای تعقیب یک هدف در حال مانور مناسبتر است به ردگیری هدف مورد نظر می‌پردازد و به این ترتیب مشکلاتی که در بکارگیری یک فیلتر ردگیری معمولی امکان وقوع دارند با استفاده از چنین روشهایی به مراتب کمتر می‌شوند [۱۴]. در این قسمت ضمن معرفی روشهای مختلف آشکار سازی مانور (تشخیص مانور)، روشهای مختلف فیلتر کردن اهداف را نیز بررسی می‌کنیم.

۳-۳-۴-۱- روشهای آشکار سازی مانور

الگوریتم آشکار سازی مانور، یک مکانیزم تصمیم‌گیری است که اولین زمان مانور را تعیین می‌کند و علاوه بر آن می‌تواند وسیله‌ای برای تخمین پارامترهای شدت و طول زمانی مانور هم باشد. از اینرو در فنون ردیابی هدف مانوری، قبل از اینکه قصد تخمین حالت هدف در هنگام مانور را داشته باشند باید از یک روشی جهت شناسایی مانور و تشخیص زمان آغاز و پایان مانور استفاده کنند. البته لازم به ذکر است که روش‌های تشخیص و آشکار سازی مانور در رادارهای ردگیر^۱ اهمیت و کاربرد دارد و معمولاً در رادارهای جستجوگر^۲ استفاده نمی‌شوند.

ایده اصلی برای تشخیص مانور این است که چون بر روی داده واقعی یک نویز سفید سوار است، اگر به درستی داده‌ها را تخمین بزنیم تفاوت آنها با اطلاعات اندازه‌گیری شده، یک نویز

1-Track Radar

2-Surveillance Radar

سفید خواهد بود. اگر این تفاضل را مانده بنامیم، احتمال اینکه مانور رخ داده باشد را از روی مقدار مانده و کوواریانس آن می توان محاسبه نمود. بنابراین در هر لحظه باید ویژگیهای آماری مقدار مانده بررسی شود تا ببینیم که آیا مدل مفروض برای دینامیک هدف تطابق لازم با دینامیک واقعی فرآیند را دارد یا ندارد.

روش هایی که برای انجام این کار صورت می گیرد شامل: (۱) یک آزمون آماری و (۲) قرار دادن یک سطح آستانه می باشد. اگر نتیجه آزمون آماری که مقدار تابع اطلاعات اندازه گیری شده است، از سطح آستانه تجاوز کند، نشانگر رخداد یک مانور است، در غیر اینصورت مانوری رخ نداده است. برای بالا بردن احتمال تشخیص مانور، می توانیم سطح آستانه را مقداری پایین تر انتخاب کنیم. از طرف دیگر این کار احتمال اشتباه در تشخیص مانور و اشتباه گرفتن یک لبه نویز با مانور احتمالی را سبب می شود و احتمال تشخیص اشتباه را بالا می برد. در حقیقت در اینجا، یک مصالحه ای بین بالا بردن احتمال تشخیص مانور هدف و پایین آوردن احتمال تشخیص اشتباه وجود دارد.

نمونه ای از آشکارسازی مانور که براساس ویژگیهای آماری مقدار مانده کار می کند، بدین صورت است که اگر $v(k)$ را به عنوان باقیمانده فیلتر کالمن در نظر بگیریم؛ یعنی تفاوت میان مقدار اندازه گیری شده با مقدار تخمینی آن، و $S(k)$ را ماتریس کوواریانس مقدار مانده در نظر بگیریم، سپس مقدار نرمالیزه شده برای مانده را به صورت زیر می توان نوشت:

$$\varepsilon(k) = v'(k) S^{-1}(k) v(k) \quad (3-17)$$

تابع λ را که حاوی وضعیت مقدار نرمالیزه شده مانده تا لحظه k ام می باشد را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$\lambda(k) = \sum_{i=1}^k \varepsilon(k) \quad (3-18)$$

از این تابع جهت تشخیص مانور استفاده می‌شود. این تابع را می‌توان در یک بازه محدود زمانی تعریف کرد زیرا برای تشخیص مانور نیاز به کل مقادیر مانده از ابتدا تا انتها نمی‌باشد و آخرین مقادیر، ملاک تشخیص مانور می‌باشد، بنابراین توسط یک عامل فراموش کننده نهایی، تابع با حافظه محو شدنی جدید را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$\rho(k) = \sum_{i=1}^k \alpha^{k-i} \varepsilon(i) \quad (19-3)$$

رابطه بازگشتی آن را به صورت زیر می‌توان نوشت :

$$\rho(k) = \alpha \rho(k-1) + \varepsilon(k) \quad (20-3)$$

مقدار میانگین $\rho(k)$ می‌تواند به صورت $ny/(l-a)$ نشان داده شود، که در آن ny بزرگی متوسط مقادیر اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد. آزمون تشخیص، $\rho(k)$ را با یک سطح آستانه مقایسه می‌کند و تشخیص می‌دهد که آیا مانور رخ داده یا نداده است. به صورت مشابه، جهت تشخیص اینکه در چه هنگام مانور خاتمه یافته است، آزمون دیگری بر روی مقادیر تخمین شتاب در فیلتر کالمن بکار برده می‌شود.

این مطلب که مانور به محض اینکه رخ داد، تشخیص داده شود، از اهمیت بالایی برخوردار است، اما یک مصالحه بین تأخیر در تشخیص مانور و احتمال تشخیص اشتباه اینکه یک مانور رخ داده، وجود دارد. در یک روش که جهت حداقل سازی تأخیر در تشخیص مانور طراحی شده است، از یک حافظه جهت جمع آوری مقادیر مانده و در ادامه جمع کردن آنها با یکدیگر استفاده می‌شود. با توجه به تابع زیر:

$$D_L(k) = \sum_{i=k-l+1}^k v(i) \quad (21-3)$$

مقدار تصادفی $D_L(k)$ معمولاً دارای یک توزیع نرمال با میانگین صفر برای یک هدف با سرعت ثابت می‌باشد، اما اگر هدف شتاب بگیرد، میانگین آن دیگر صفر نخواهد بود. برای یک احتمال

اشتباه معین، محاسبه تأخیر متوسط در تشخیص مانور امکان پذیر است، که البته به شتاب هدف، احتمال خطا و طولی که برای حافظه D_L در نظر گرفته شده یعنی L وابسته است. اگر همه پارامترها به جز L را ثابت فرض بگیریم، می توان طول پنجره حافظه L را به گونه ای انتخاب کرد که تأخیر در تشخیص مانور حداقل گردد.

۳-۳-۴-۲- فنون مختلف وفقی شدن فیلتر برای ردگیری اهداف مانوری

اساس ردگیری یک هدف مانور دهنده، بر پایه اصلاح فیلتر ردگیری پس از تشخیص مانور قرار دارد. این روش های کلی اساس و پایه در ترکیب یک فیلتر ردگیر برای اهداف مانور دهنده بوده و در تمامی الگوریتم های موجود برای تعقیب اینگونه اهداف به نوعی از یکی از این روش ها استفاده می شود.

فیلتر کالمن در تخمین حالت برای رؤیت خطی یک هدف با دینامیک معین و نویز اندازه گیری یک فیلتر بهینه (از نظر میانگین کمترین مربعات خطا) می باشد. ولی به هر حال به محض اینکه دینامیک هدف تغییر می کند، به عنوان مثال، یک مانور می دهد، تخمین های فیلتر کالمن ممکن است واگرا شده و رد پای هدف را گم کند. روشهایی که در فیلتر کالمن جهت ردیابی هدف مانوری به کار می رود بطور عمده به پنج دسته زیر تقسیم می شوند:

(۱) تغییر و اصلاح بهره کالمن (جهت کاهش اثر اندازه گیریهای گذشته)

(۲) افزایش کوواریانس نویز فرآیند

(۳) افزایش کوواریانس تخمین حالت هدف

(۴) بالا بردن رتبه فیلتر از طریق افزودن جمله شتاب به معادلات فیلتر (فیلتر مرتبه متغیر)

(۵) تغییر دادن یا وزن دار کردن بین فیلترهای تعقیب مختلف (دیدگاه های چند مدلی)

به محض اینکه مانور تشخیص داده شد، یکی از عملیات بالا به منظور تصحیح تخمین حالت و کوواریانس آن باید اجرا شود. روش های ۱ تا ۳، با تغییر در پارامترهای فیلتر کالمن مرتبط

هستند. برای یک عملکرد مناسب، پارامترها باید به صورت مناسبی انتخاب شوند. تنظیم پارامترها به نويز اندازه‌گیری، زمان نمونه برداری، قدرت مانور و مسائلی از این دست بستگی دارد و به طور معمول برای مقداردهی پارامترهای فیلتر کالمن، برای دنبال کردن یک هدف مانوری از روشهای سعی و خطا استفاده می‌شود. روش های ۴ و ۵ به تغییر یا بهبود ساختار فیلتر مربوطه می پردازند.

در روش اول در صورت آشکارسازی مانور مقدار بزرگتری برای بهره کالمن فرض می‌شود و برعکس، در صورت عدم وجود مانور، فیلتر به موقعیت تخمین زده شده تأکید بیشتری می‌کند. در روش دوم نیز مجدداً افزایش در بهره کالمن از طریق افزایش ماتریس کوواریانس Q بطور غیر مستقیم انجام می‌شود و این تغییر می‌تواند از طریق کنترل درایه‌های مربوط به ماتریس Q اعمال شود. روش سوم، روش مناسبی برای ترکیب با آشکار ساز مانور می‌باشد که با افزایش کوواریانس تخمین حالت هدف، اصلاح مناسب صورت می‌گیرد. در روش چهارم، وقتی مانور هدف آشکار می‌شود، مدل حالت هدف تغییرات مناسبی در جهت تغییر در ساختار فیلتر ردگیری پیدا می‌کند بدین صورت که در ابتدا یک مدل پایین‌تر برای بردار حالت استفاده می‌شود و پس از آشکار شدن مانور، ابعاد بردار حالت افزوده شده و سپس شتاب بطور بازگشتی تخمین زده شده و بدین طریق سایر مولفه‌ها هم تصحیح می‌شوند. در روش پنجم، پس از تشخیص مانور هدف، فیلتر مناسب با مانور انتخاب می‌شود، این روش تا حد زیادی مشابه روش چهارم است، با این تفاوت که ابعاد بردار حالت تغییری نمی‌کند و فقط مقادیر کوواریانس فرض شده برای نويز ورودی متفاوت می‌باشند [۱۴].

۳-۳-۴-۳- فیلتر مرتبه متغیر

در فیلتر مرتبه متغیر ابتدا فرض می‌شود هدف حرکت مانوری نداشته و به صورت سرعت ثابت حرکت می‌کند لذا در این حالت از فیلتر کالمن مرتبه دو (مدل حرکتی سرعت ثابت)

استفاده می‌شود. با تشخیص مانور توسط واحد تشخیص مانور، جمله شتاب نیز به فیلتر افزوده شده و به یک فیلتر با رتبه بالاتر تغییر می‌کند [۱۶]. از این پس فیلتر کالمن مرتبه سه (مدل حرکتی شتاب ثابت) مسئول ردگیری هدف می‌شود. در فیلتر کالمن توسعه یافته نیز در حین مانور کردن هدف، نویز فرآیند به یک سطح بالاتر سوق داده می‌شود.

روابط این فیلتر بصورت زیر می‌باشد:

$$x(k+1) = Fx(k) + Gv(k), \quad v(k) \sim N\{0, Q(k)\} \quad (22-3)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 \\ T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix} q \quad (23-3)$$

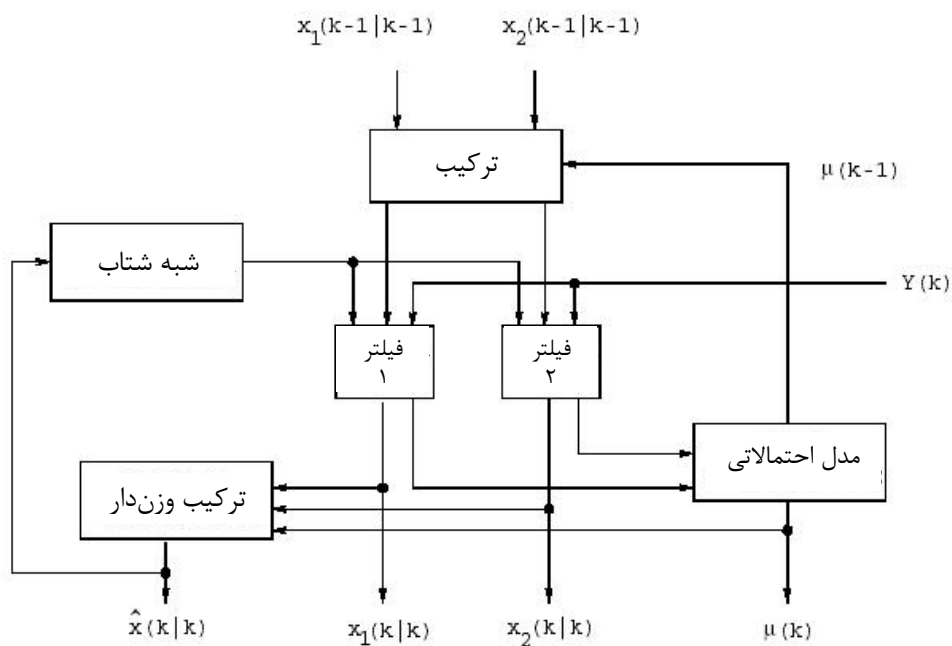
که q به عنوان تغییرات در شتاب به ازای هر نمونه برداری از ورودی می‌باشد. برای یک آشکارساز مانور با طول حافظه S هنگامی که یک مانور در لحظه k تشخیص داده شود، مدل تغییر یافته باید برای لحظه $k-S$ مقداردهی شود. همچنین می‌توان به جای فیلتر فوق از فیلتر مدل سینگر (مدل نویز همبسته یا مدل نویز رنگی) استفاده نمود.

۳-۳-۴- الگوریتم IMM^۱ در تخمین حالت اهداف مانوری

هدف بدون مانور می‌تواند به کمک فیلتر با سرعت ثابت با دقت ردیابی شود. با این وجود، کیفیت تخمین سرعت و مکان در مواقعی که هدف دارای شتاب است، ممکن است به مقدار زیادی تنزل پیدا کند. فیلتر با سرعت ثابت، مسیر را مستقیم فرض می‌کند بطوریکه دقت برای وقتی که هدف مانوری است، خراب می‌شود. برای رفع این مشکل، انواع مختلفی از فیلترهای ردگیری پیشنهاد شده است. الگوریتم IMM از چندین فیلتر بصورت موازی استفاده می‌کند. معادلات ابتدایی و انتهایی در فیلترهای کالمن معمول جهت تخمین حالت را می‌توان با

1-Interacting Multiple Model

استفاده از چند فیلتر (مثلاً دو فیلتر) به انضمام یک روش برای ترکیب احتمالات شرطی هر یک از فیلترها جایگزین کرد. با اینکه الگوریتم نهایی دارای پیچیدگی نسبتاً زیادی می‌باشد، اما عملکرد مطلوب آن، سبب کاربرد آن شده است [۱۴ و ۱۷].



شکل (۳-۱): نمودار جعبه‌ای الگوریتم ترکیب چند مدلی

فصل چهارم

ردیابی هدف با فرض گم شدن آن در قسمتی از مسیر

ورودی کنترلی (برای هدایت اشعه رادار یا هر سامانه تعقیب کننده) صرف نظر از اینکه با چه روشی طراحی شود شامل تمامی متغیرهای حالت می‌باشد. این بدان معناست که در یک سیستم عملی برای آنکه بتوان ورودی کنترلی را به سیستم اعمال کرد باید تمامی متغیرهای آن در دسترس باشند. بنابراین باید همه متغیرهای سیستم را با استفاده از حس‌گرهایی اندازه‌گیری کنیم، اما این کار دو مشکل بزرگ دارد: اول اینکه استفاده از حسگر برای اندازه‌گیری تمام حالت‌های سیستم بسیار گران تمام می‌شود. دوم اینکه ممکن است برخی از حالت‌های سیستم را نتوان اندازه‌گیری نمود و این متغیر وجود خارجی نداشته باشد، بعنوان مثال مشتق سوم شتاب را نمیتوان با هیچ حس‌گری اندازه‌گیری نمود. چون مشتق سوم شتاب هیچ معنی برای هیچ حس‌گری ندارد، که بخواهیم آن را اندازه‌گیری نماییم. وجود این دو مشکل بزرگ باعث بوجود آمدن انواع و اقسام تخمین‌گرها شده است. کار تخمین‌گر این است که با استفاده از یک یا چند حالت که با حس‌گرهایی اندازه‌گیری می‌شوند، بقیه حالت‌های سیستم که قابل اندازه‌گیری نیستند و یا اندازه‌گیری آنها نیازمند حس‌گرهای گران می‌باشد را تخمین می‌زند. تخمین‌گرهای بسیار زیادی وجود دارند که برای سیستم‌های مختلفی بکار برده می‌شوند. در یک دسته بندی عمومی تخمین‌گرهای خطی و تخمین‌گرهای غیر خطی برای سیستم‌های متناظر بکار برده می‌شوند.

علاوه بر دو مشکل بزرگ قبلی یک مشکل بزرگ دیگر نیز در تخمین‌گرها وجود دارد که تا حال کمتر مورد توجه قرار گرفته است. و آن این است که فرض کنیم با استفاده از یک حس‌گر بقیه حالت‌های سیستم را با تخمین‌گر، تخمین زده باشیم و به کنترل کننده بدهیم. سوال اینجاست که اگر برای لحظاتی و در روند تخمین، تخمین‌گر نتواند از اطلاعات حس‌گر استفاده نماید در آن صورت باید چه کرد؟ این مشکل برای سیستم‌های نظامی مانند موشک‌های هدایت شونده که دارای اهمیت بالایی هستند بیشتر نمود پیدا می‌کند. به عنوان مثال فرض کنید یک

رادار ردگیری وقتی هدف خود را تعقیب می‌کند بدلیل وجود دود، ابر و یا مه برای لحظاتی نتواند هدف را ببیند و یا اینکه در طول مسیر برای اشعه^۱ رادار مشکلی بوجود آید و لحظاتی نتواند کار اندازه‌گیری را انجام دهد در این صورت هم هدف فرار موفقی داشته است و هم اینکه رادار قفل روی هدف را از دست می‌دهد.

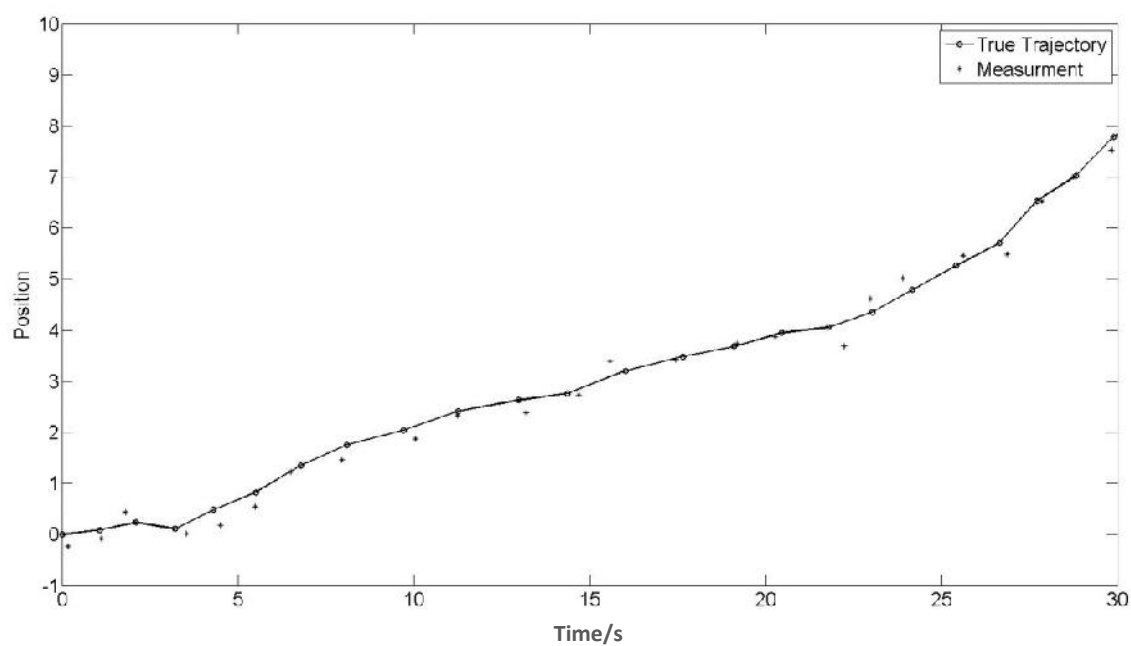
در این پایان نامه سعی بر آن است که مشکل سوم یعنی مشکل گم شدن هدف را بررسی نمائیم. بر این اساس ابتدا چنین شرایطی را برای مدل‌های دینامیکی عمومی سیستم‌ها که در فصل قبل معرفی شدند مورد بررسی قرار می‌دهیم. سپس نتایج و راهکارهای مطرح شده در این رساله را بر روی یک مدل خاص از دور زدن هواپیما^۲ شبیه سازی می‌کنیم.

۴-۲- ردگیری هدف با سرعت ثابت

در این قسمت هدفی را در نظر می‌گیریم که با سرعتی تقریباً ثابت در یک بعد در حال حرکت است. معادلات دینامیکی چنین هدفی در دو بعد در بخش ۳-۳-۱ ارائه شده است.

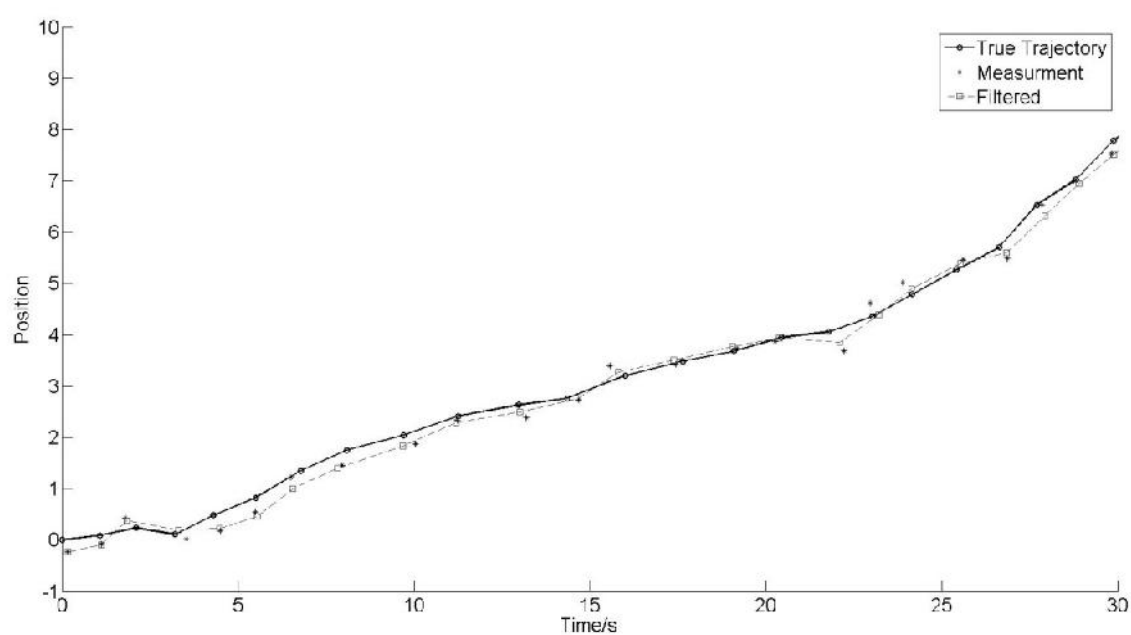
در ابتدا مسیر حرکت این هدف را با استفاده از فیلتر کالمن ردگیری می‌کنیم که نتیجه شبیه سازی انجام شده در شکل (۴-۱) و (۴-۲) ارائه شده است. این شبیه سازی در محیط برنامه نویسی نرم افزار MATLAB انجام شده و زمان نمونه برداری یک ثانیه در نظر گرفته شده است.

1-Beam
2- Coordinated Turn



شکل (۴-۱): منحنی مکان زمان و مشاهدات بدست آمده از هدف

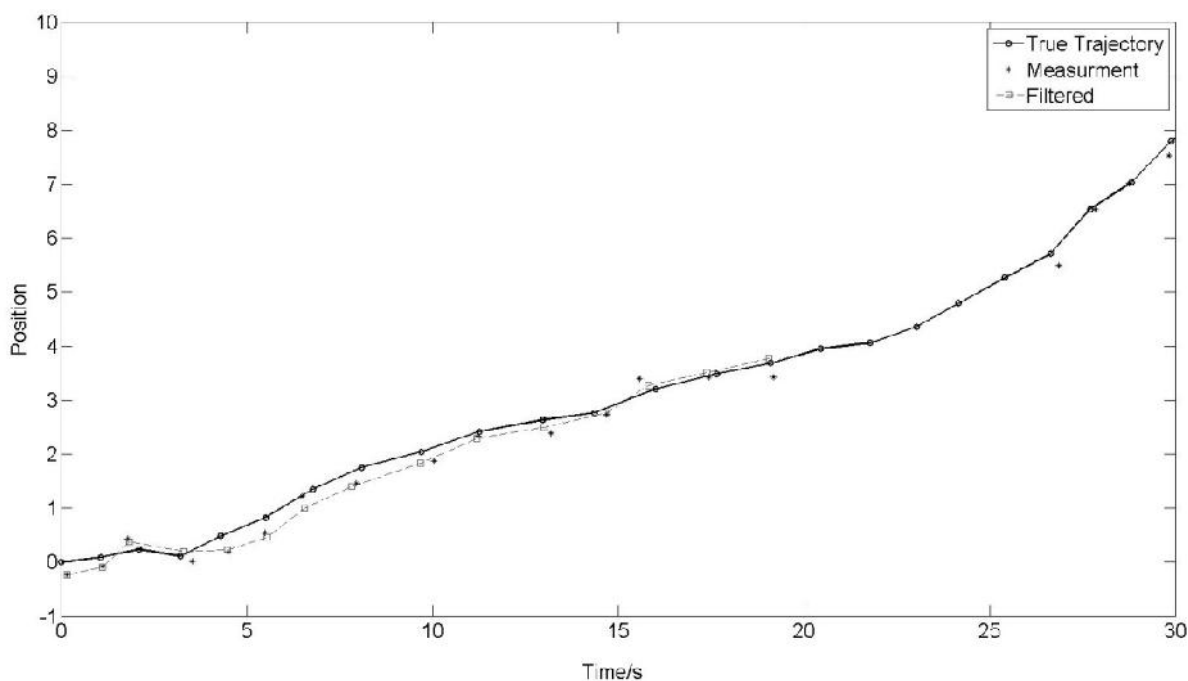
در شکل فوق مسیر حرکت (منحنی مکان زمان) هدف که تقریباً خطی (سرعت تقریباً ثابت) می باشد و اندازه‌گیری‌های نویز آلود آن نمایش داده شده است.



شکل (۴-۲): ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن

همانطور که در شکل فوق دیده می شود فیلتر کالمن به خوبی توانسته است چنین هدفی را دنبال کند. اما آنچه مورد بحث می باشد از دست رفتن مشاهدات (اندازه گیری ها) در قسمتی از مسیر می باشد.

بدیهی است عدم دریافت مشاهده جدید عملکرد فیلتر کالمن را دچار اختلال کرده و روند ردگیری متوقف خواهد شد.



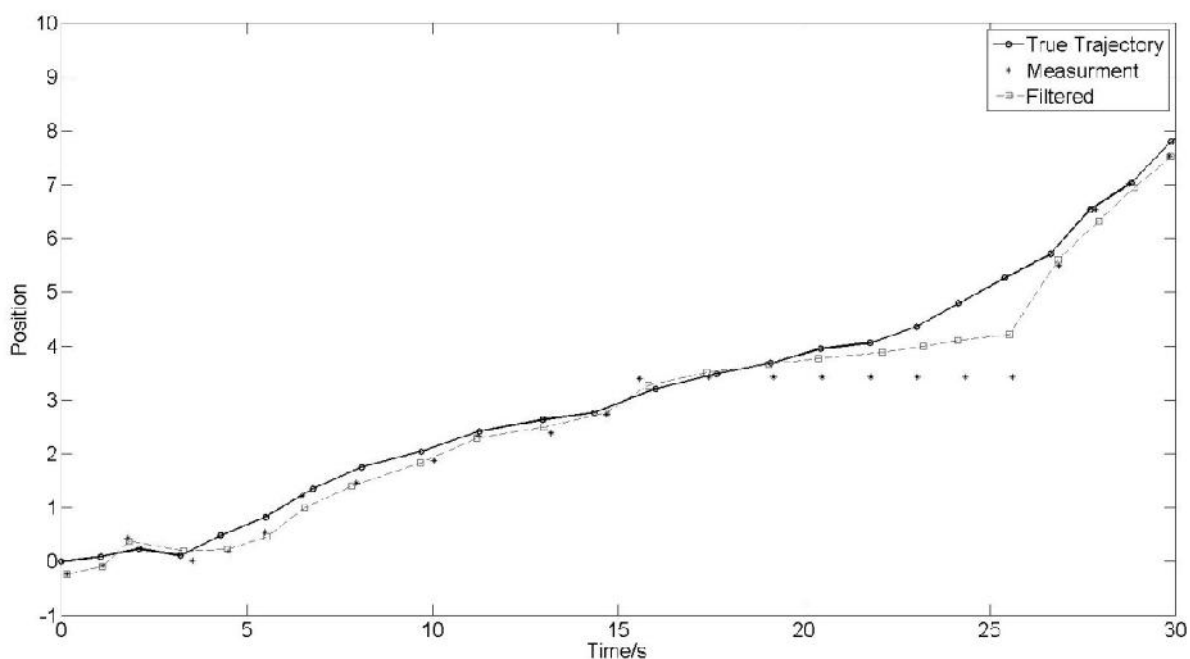
شکل (۴-۳): توقف ردگیری به دلیل عدم وجود مشاهدات جدید

راه کاری که تا کنون در برخورد با این مشکل مورد استفاده قرار گرفته این است که اگر در اسکنی هیچ اندازه گیری در دسترس نباشد و یا اندازه گیری ها نشات گرفته از هدف مورد نظرمان نباشد، تخمین ها با مقادیر پیش بینی خود برابر می شوند [۱۸ و ۱۹]. در واقع در این شرایط آخرین مشاهده صحیح دریافتی معیاری برای ادامه روند ردگیری خواهد بود. اما نکته قابل تامل در این

روش این است که اگر آخرین مشاهده دریافتی به میزان زیادی نویز آلود و در واقع با مقدار واقعی تفاوت زیادی داشت، آیا استفاده از آن برای تخمین در گام‌های بعدی مناسب خواهد بود؟ علاوه بر آن چنانچه برای چند گام متوالی مشاهده جدیدی دریافت نشد، آیا همچنان استفاده از روش فوق قابل قبول است؟

بدیهی است که جواب هر دو سوال فوق منفی خواهد بود. اما به نظر می‌رسد که مشکل اول را با این شرط که هدف دارای مانور نباشد، می‌توان با میانگین‌گیری از چند مشاهده قبلی بدست آمده از آن مرتفع کرد. به این ترتیب که در لحظه‌ای که مشاهده‌ای برای آن در اختیار نداریم، میانگینی از چند مشاهده اخیر هدف را به عنوان ورودی در اختیار فیلتر کالمن قرار می‌دهیم. نتیجه این فرآیند در شکل زیر نشان داده شده است.

در شکل زیر مشاهده می‌شود از ثانیه بیستم تا بیست و پنجم مشاهده جدیدی در اختیار فیلتر کالمن قرار نگرفته است. در این فاصله مشاهدات جدید به وسیله میانگین‌گیری روی مشاهدات قبلی در اختیار فیلتر گذاشته شده و باعث ادامه روند ردگیری شده است. همچنین از لحظه



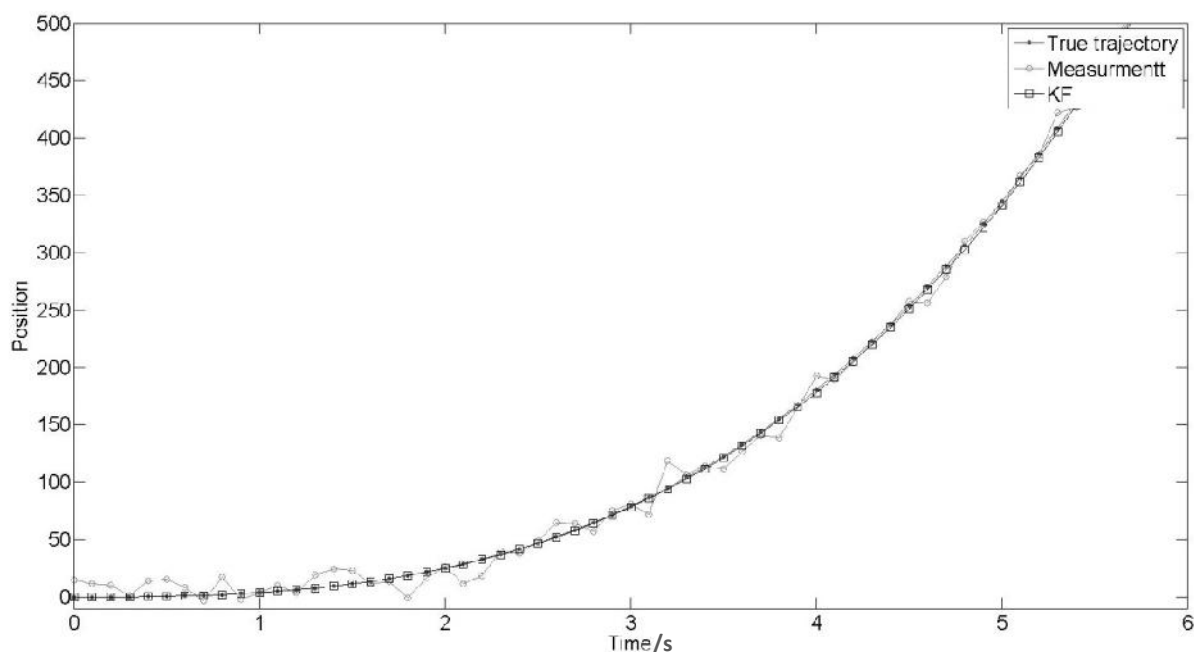
شکل (۴-۴): تخمین مشاهدات در قسمتی از مسیر

دریافت مجدد مشاهدات جدید نیز فیلتر به خوبی به ردگیری هدف پرداخته است.

اما نکته قابل توجه همانطور که در شکل نیز مشاهده می شود این است که چنانچه زمان عدم دریافت مشاهدات جدید طولانی شود تخمین موقعیت انجام شده توسط فیلتر از مقدار واقعی فاصله می گیرد. که در قسمت بعد به بررسی این موضوع نیز می پردازیم.

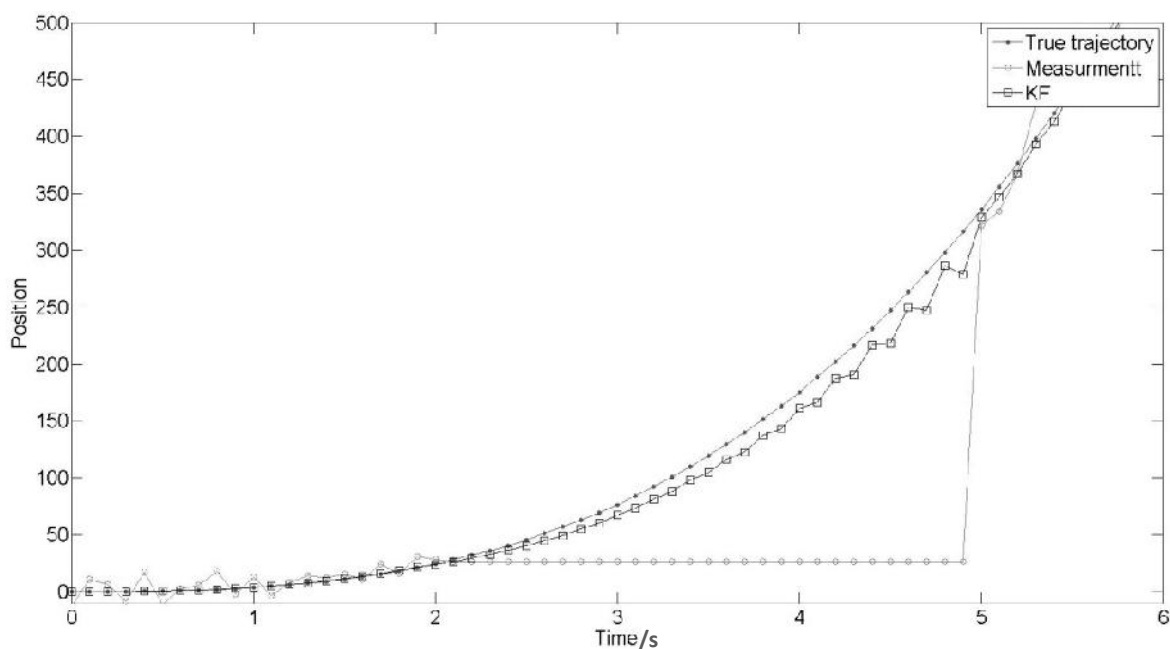
۳-۴- ردگیری هدف با شتاب ثابت

حال به بررسی شرایطی می پردازیم که منحنی مکان زمان هدف خطی نبوده و با شتاب تقریباً ثابتی در حال حرکت باشد. مدل دینامیکی چنین هدفی و انواع مدل های معرفی شده برای اهداف شتاب دار در فصل قبل معرفی شدند. در شکل زیر هدفی با شتاب تقریباً ثابت توسط فیلتر کالمن با زمان نمونه برداری یک دهم ثانیه ردگیری شده است.



شکل (۴-۵): ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن

اکنون مانند قسمت قبل فرض می کنیم از ثانیه دوم تا پنجم مشاهده جدیدی در اختیار نداریم و در هر گام با میانگین گیری از مشاهدات گذشته مشاهده تقریبی جدیدی در اختیار فیلتر قرار می دهیم.



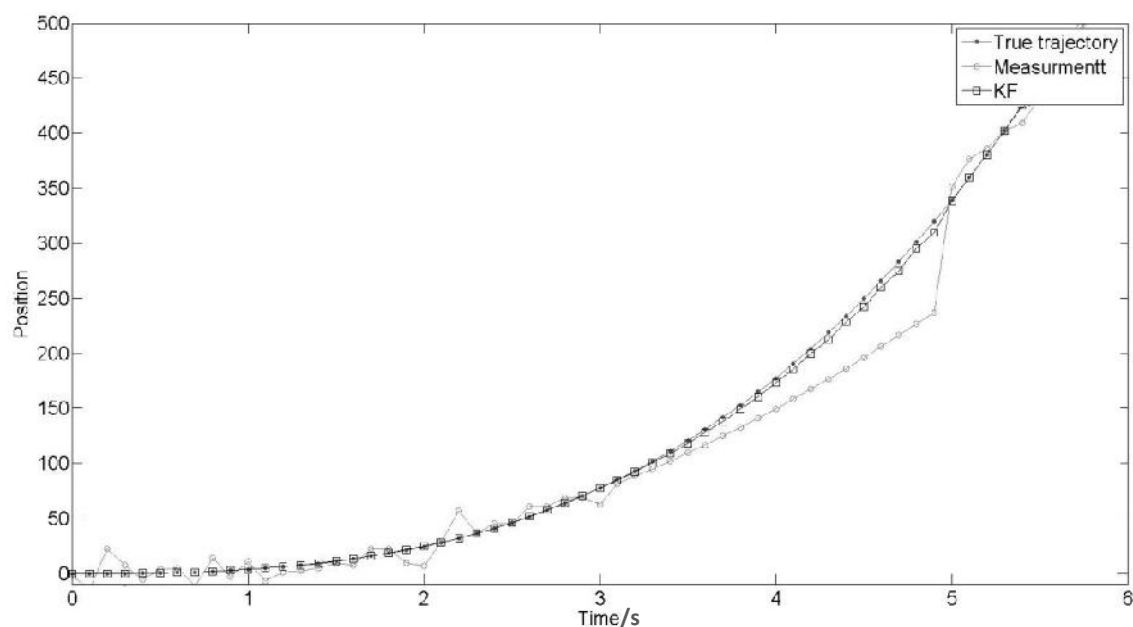
شکل (۴-۶): تخمین مشاهدات در قسمتی از مسیر

ملاحظه می شود که با گذشت زمان مقدار تخمین زده شده توسط فیلتر کالمن از مقدار واقعی فاصله گرفته که ادامه این روند می تواند باعث از دست رفتن ردگیری شود.

بنابراین لازم است به راه حل دیگری برای تخمین مشاهدات بیندیشیم. آنچه در این پایان نامه پیشنهاد می شود این است که با استفاده از مشاهداتی که از لحظات قبل در اختیار داریم، تابعی را تقریب بزنیم که بتواند در لحظات بعد مقدار نسبتاً دقیق تری از مشاهده مورد انتظار را در اختیار ما قرار دهد. البته بدیهی است که برای پیاده سازی عملی چنین فیلتری نیاز به طراحی سیستمی برای تقریب توابع خواهد بود که خارج از بحث این پایان نامه است. در این پایان نامه

برای این منظور از دستورات تقریب تابع تعریف شده در نرم افزار MATLAB استفاده شده است. در این بخش به شبیه سازی ایده فوق به ترتیب زیر می پردازیم.

در شبیه سازی فوق در فاصله ثانیه دوم تا پنجم مشاهدات با استفاده از تابع تقریب زده شده بدست آمده اند. همانطور که ملاحظه می شود بهبود قابل توجهی در عملکرد فیلتر کالمن به وجود آمده است. اکنون نشان می دهیم استفاده از روش فوق نه یک انتخاب، بلکه یک الزام برای زمانی است که مدت در اختیار نداشتن مشاهدات جدید طولانی شود.



شکل (۴-۷): تخمین مشاهدات در قسمتی از مسیر با استفاده از تقریب تابع

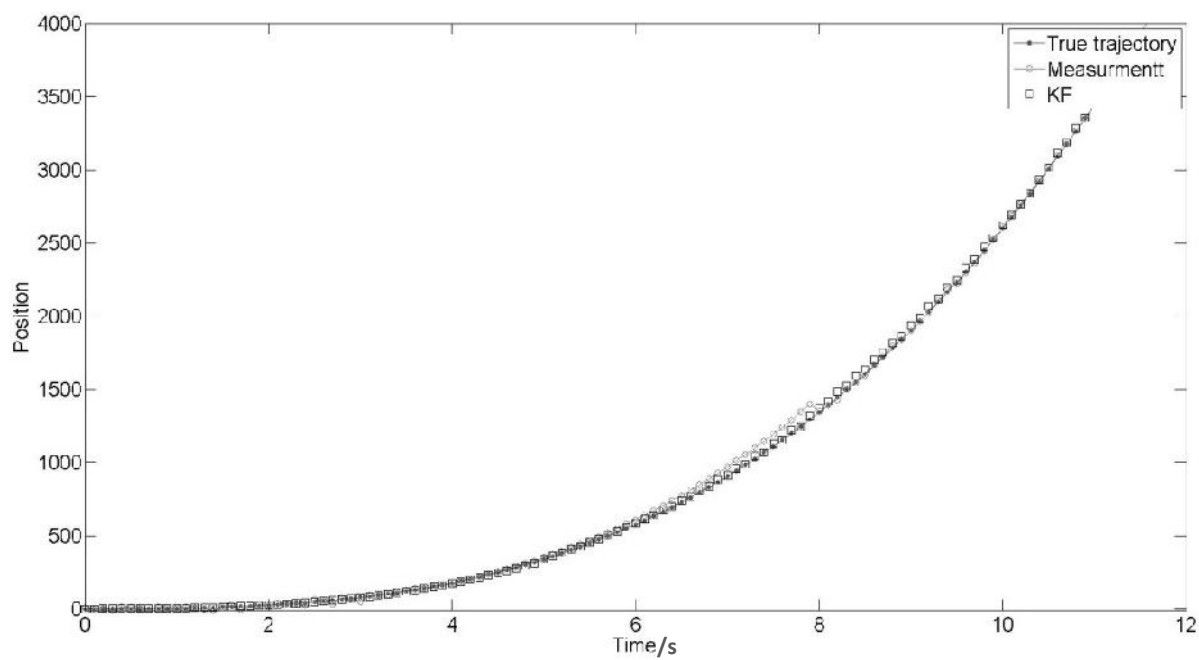
چنانچه مجدداً شکل (۴-۴) را مورد بررسی قرار دهیم، ملاحظه می شود که استفاده از روش قبلی در زمانی که مدت در اختیار نداشتن مشاهدات جدید زیاد شود منجر به فاصله گرفتن تخمین فیلتر کالمن از مقدار واقعی شده به طوری که به علت محدودیت‌های سخت افزاری موجود در سیستم های ردیابی حتی پس از دریافت مجدد مشاهدات جدید هم ادامه ردگیری

مقدور نخواهد بود. اما چنانچه شرایط فوق را با استفاده از تقریب تابع مورد بررسی قرار دهیم

نتیجه مطابق شکل (۹-۴) خواهد بود.

البته بدیهی است اگر تابع تقریب زده شده تقریب دقیقی نباشد عملکرد فیلتر تنزل کرده و چه

بسا ردگیری را از دست بدهیم.



شکل (۸-۴): عملکرد مطلوب فیلتر با وجود در اختیار نداشتن مشاهدات جدید در مدت طولانی

۴-۴- ردگیری سیگنال سینوسی

در این بخش به مقایسه عملکرد راه کار موجود و راه حل پیشنهادی این پایان نامه در تعقیب یک سیگنال سینوسی که برای لحظاتی مشاهده ای از آن را در اختیار نداریم می پردازیم. با توجه به غیرخطی بودن این سیستم از فیلتر کالمن توسعه یافته با زمان نمونه برداری یک دهم ثانیه استفاده خواهیم کرد. در اینجا غیر خطی بودن در مدل اندازه گیری در نظر گرفته شده است که می توان این غیر خطی بودن را در مدل سیستم بیان نموده و مدل مشاهدات را خطی در نظر گرفت.

اکنون بردار حالت را به صورت زیر تعریف می کنیم: [۲۰]

$$x_k = (\theta_k \quad \omega_k)^T \quad (۱-۴)$$

که در آن ω سرعت زاویه ای، $\frac{d}{dt} =$ و مقادیر ω به وسیله نویز سفید گوسی آلوده شده است.

به این ترتیب مدل دینامیکی زمان گسسته سیستم به شکل زیر خواهد بود

$$x_k = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} x_{k-1} + Q_{k-1} \quad (۲-۴)$$

$$Q_{k-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} \Delta t^3 & \frac{1}{2} \Delta t^2 \\ \frac{1}{2} \Delta t^2 & \Delta t \end{pmatrix} \quad (۳-۴)$$

همانطور که اشاره شد در این مثال غیر خطی بودن را در مدل اندازه گیری در نظر گرفتیم. در نتیجه خواهیم داشت:

$$h(x_k, k) = \sin(\theta_k) \quad (۴-۴)$$

بنابراین مدل اندازه گیری به صورت زیر خواهد بود

$$y_k = h(x_k, k) + R_k = \sin(\theta_k) + R_k \quad (5-4)$$

به طوریکه R یک نویز سفید گوسی با میانگین صفر و کوواریانس یک می باشد.

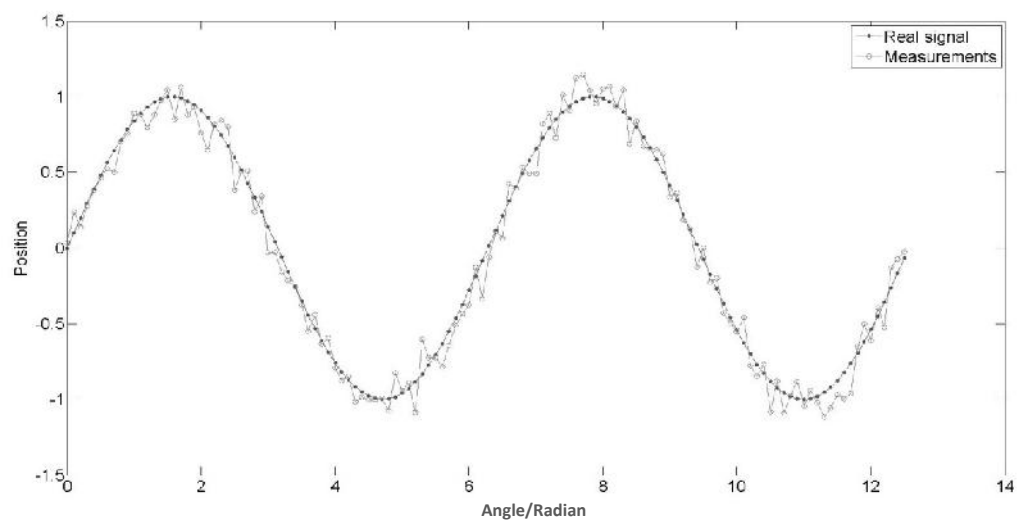
با مشتق گیری از تابع اندازه گیری تعریف شده داریم:

$$\begin{aligned} \frac{\partial h(x_k, k)}{\partial \theta_k} &= \cos(\theta_k) \\ \frac{\partial h(x_k, k)}{\partial \omega_k} &= 0 \end{aligned} \quad (6-4)$$

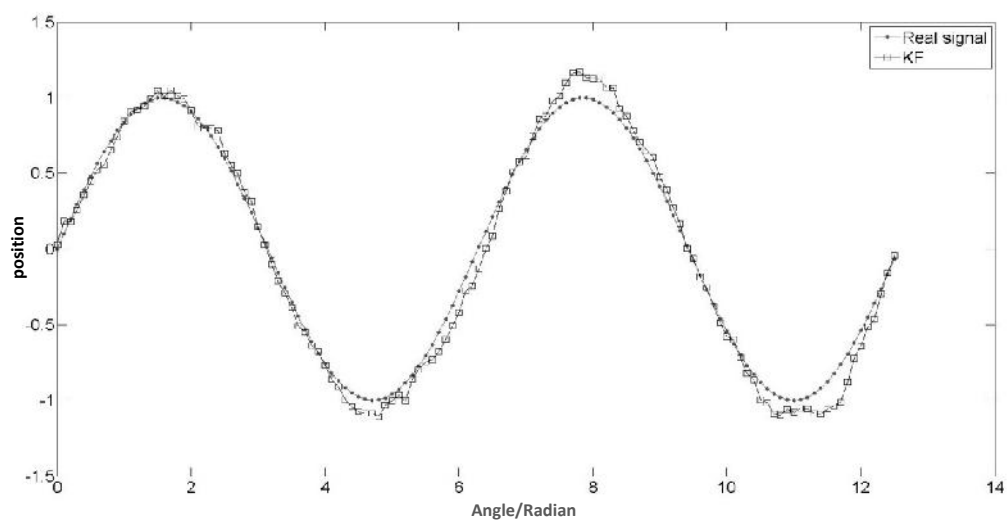
ماتریس ژاکوبین مورد نیاز برای استفاده از EKF به صورت زیر تعریف می شود.

$$H_x(m, k) = (\cos(\theta_k) \quad 0) \quad (6-4)$$

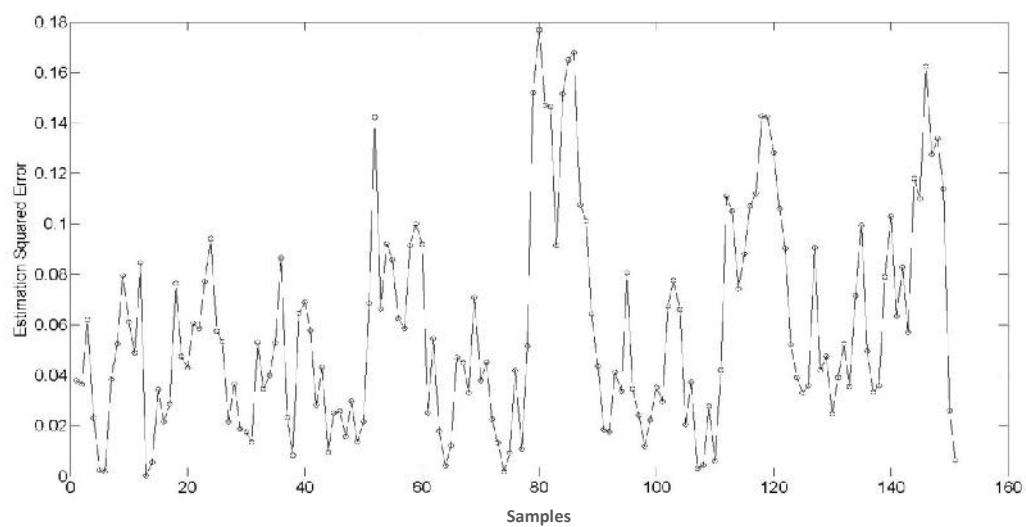
حال سیگنال سینوسی و اندازه گیری های نویز آلود آن را مطابق آنچه در شکل (4-9-الف) نمایش داده شده در نظر بگیرید. چنانچه از فیلتر کالمن برای ردگیری این سناریوی حرکتی استفاده کنیم نتیجه مطابق با شکل (4-9-ب) خواهد بود. همچنین خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت هدف نیز در شکل (4-9-ج) نشان داده شده است.



الف



ب



ج

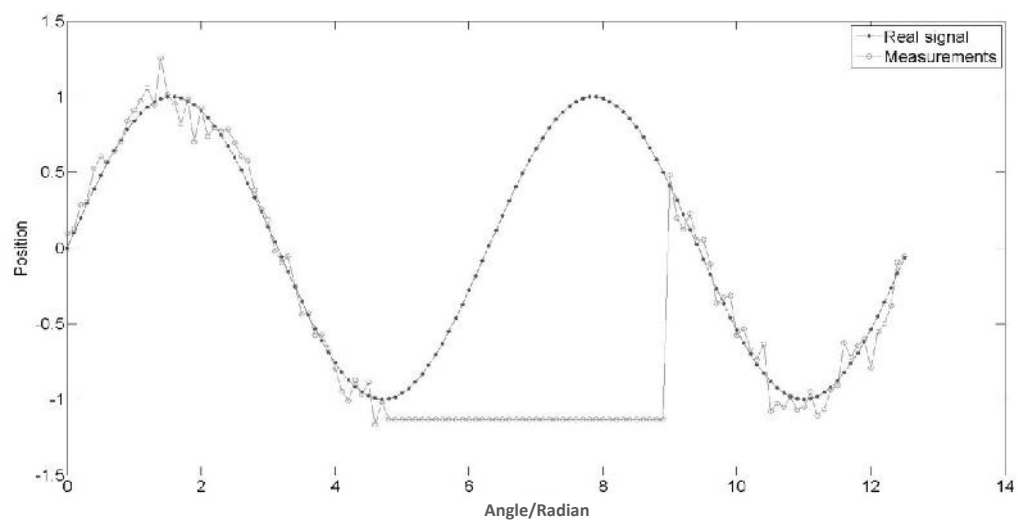
شکل (۴-۹): الف- سیگنال سینوسی و اندازه‌گیری‌های نویز آلود آن. ب- ردگیری سیگنال سینوسی با استفاده از فیلتر کالمن.

ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام

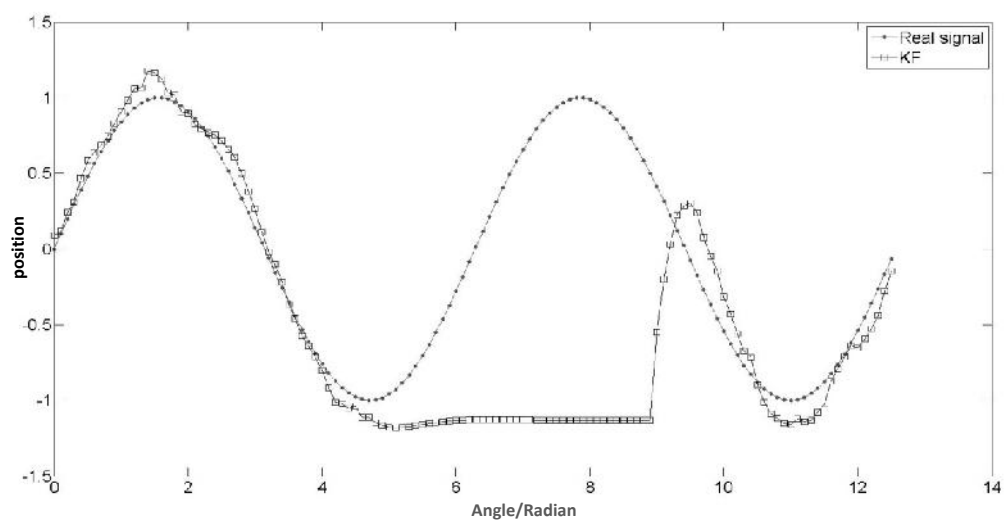
حال فرض از دست رفتن مشاهدات در قسمتی از مسیر را برای این سیگنال در نظر می‌گیریم. همانطور که در شکل (۴-۱۰-الف) دیده می‌شود، از نمونه پنجاهم الی نودم مشاهده جدیدی دریافت نشده است. در اینجا مطابق آنچه تا کنون مطرح بوده از آخرین مشاهده دریافتی برای به روز رسانی فیلتر استفاده شده است. نتیجه ردگیری با استفاده از این روش در شکل (۴-۱۰-ب) نمایش داده شده است. در این شرایط خطای تخمین در هر نمونه برداری مطابق شکل (۴-۱۰-ج) می‌باشد.

ملاحظه می‌شود که در این شرایط ردگیری نا موفقی خواهیم داشت. خطای ردگیری در فاصله نمونه پنجاه تا نود به شدت افزایش یافته و تخمین فیلتر از مقدار واقعی فاصله زیادی گرفته است. همچنین با وجود اینکه پس از دریافت مجدد مشاهدات فیلتر سعی در ادامه ردگیری داشته است ولی این اتفاق به واسطه محدودیت مکانیکی موجود در تجهیزات ردگیری عملاً ممکن نخواهد بود.

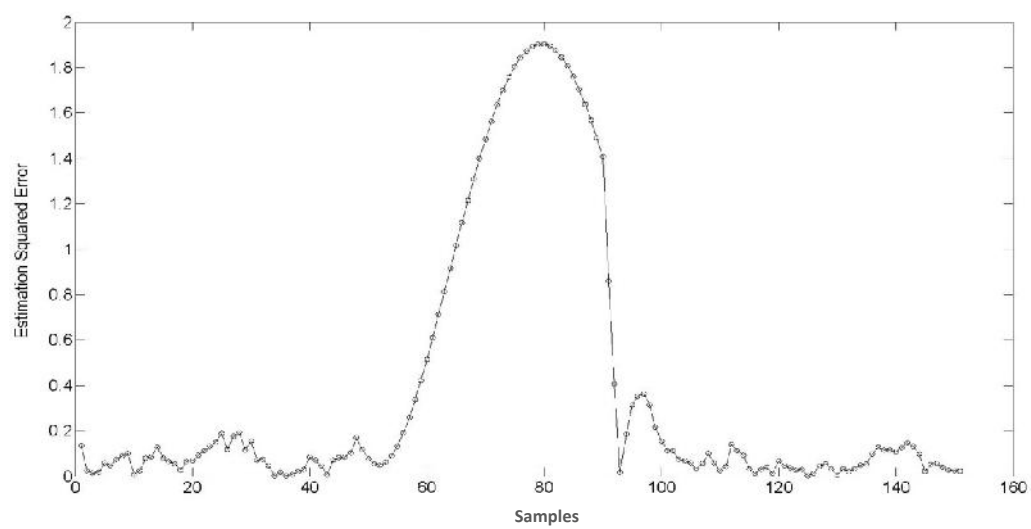
در قدم بعدی سناریوی فوق را با اعمال راه‌کار پیشنهادی (تقریب تابع) مورد بررسی قرار می‌دهیم. شکل (۴-۱۱) نتایج شبیه سازی های مربوطه را نمایش می‌دهند. مطابق آنچه که مطرح شد در بازه‌ای که مشاهده جدیدی در اختیار نیست با استفاده از مشاهدات گذشته هدف تابعی تقریب زده شده که توانسته است در لحظات مقتضی مشاهدات نسبتاً دقیقی را برای ادامه فعالیت صحیح فیلتر فراهم کند و به این وسیله مانع از عملکرد ضعیف فیلتر و به تبع آن از دست رفتن ردگیری شود.



الف

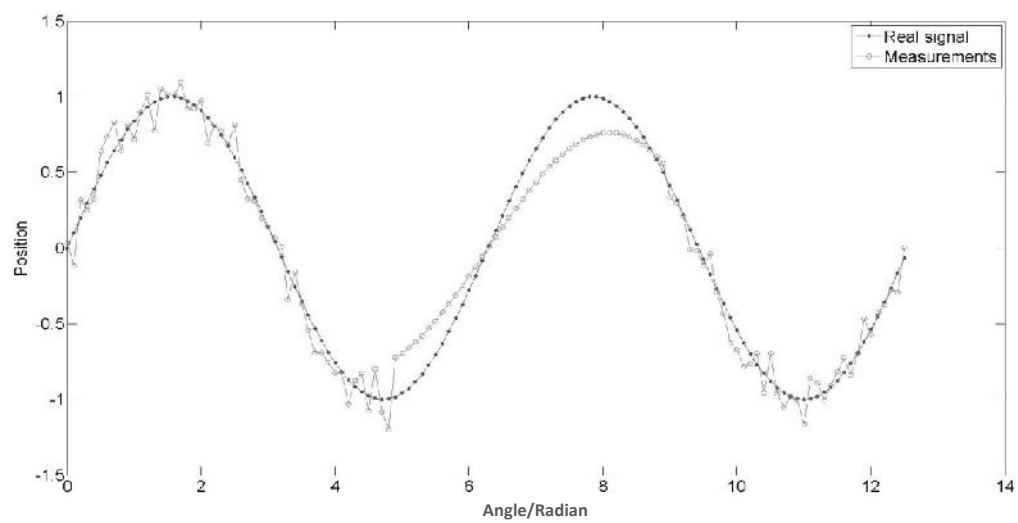


ب

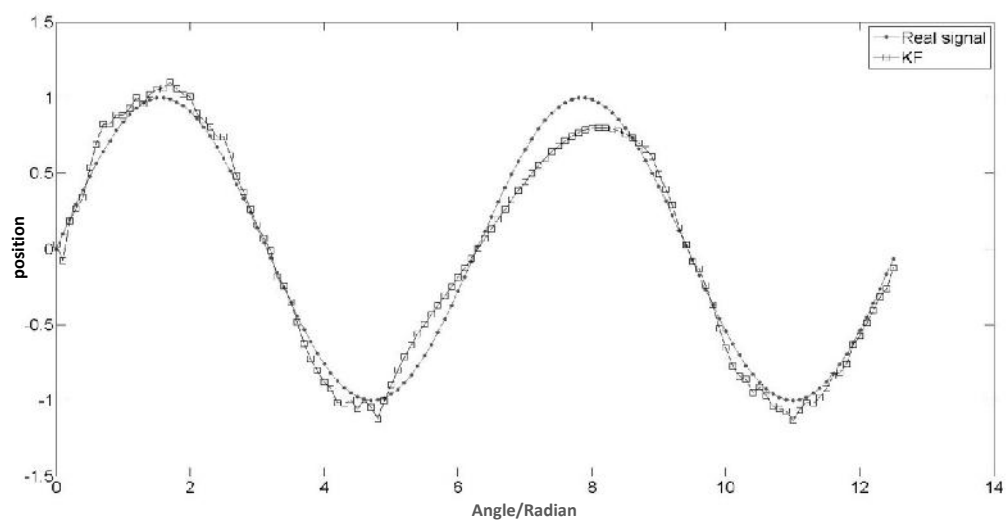


ج

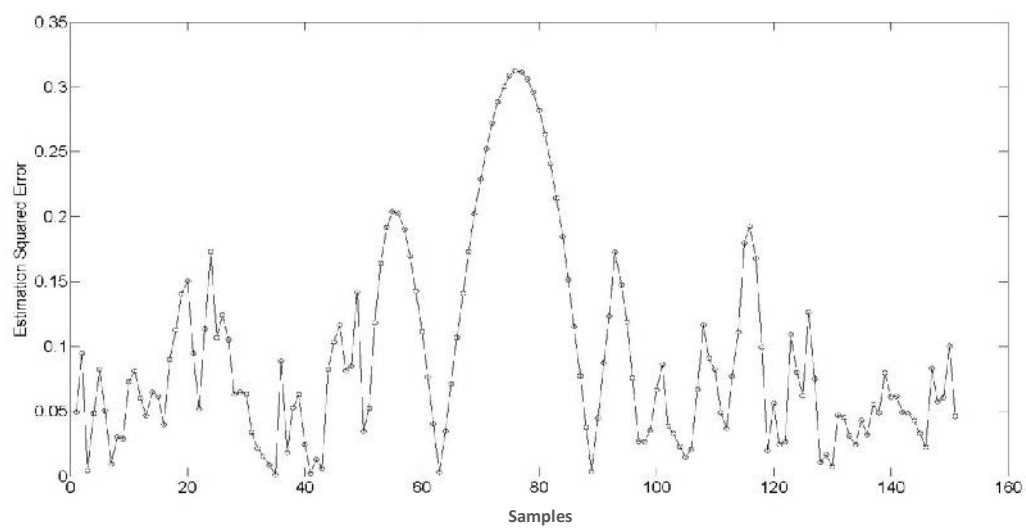
شکل (۴-۱۰): الف- از دست رفتن اندازه گیری ها در قسمتی از مسیر. ب- استفاده از آخرین مشاهده صحیح برای به روز رسانی فیلتر. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام



الف



ب



ج

شکل (۴-۱۱): الف- تخمین مشاهدات از دست رفته با استفاده از تقریب تابع. ب- ردگیری با استفاده از مشاهدات تخمین زده شده. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام

۴-۵- مدل دور زدن هواپیما^۳

یک روش عمومی برای مدل کردن دور زدن یک شیء استفاده از مدل دور زدن هواپیما می‌باشد. در این مدل یک متغیر حالت دیگر به عنوان آهنگ چرخش (ω) به بردارهای حالت مطرح شده در فصول قبل اضافه می‌شود.

در این بخش به عنوان نمونه سعی خواهیم کرد ایده پیشنهادی این پایان نامه را برای هدفی که در دو بعد در حال حرکت بوده و در قسمت‌هایی از مسیر دارای مانورهای زیاد (حرکات چرخان) است را ردگیری کنیم و نتیجه گیری خود را به طور خلاصه بیان نماییم.

مطابق مدل دور زدن هواپیما بردار حالتی به شکل تعریف می‌کنیم: [۲۰]

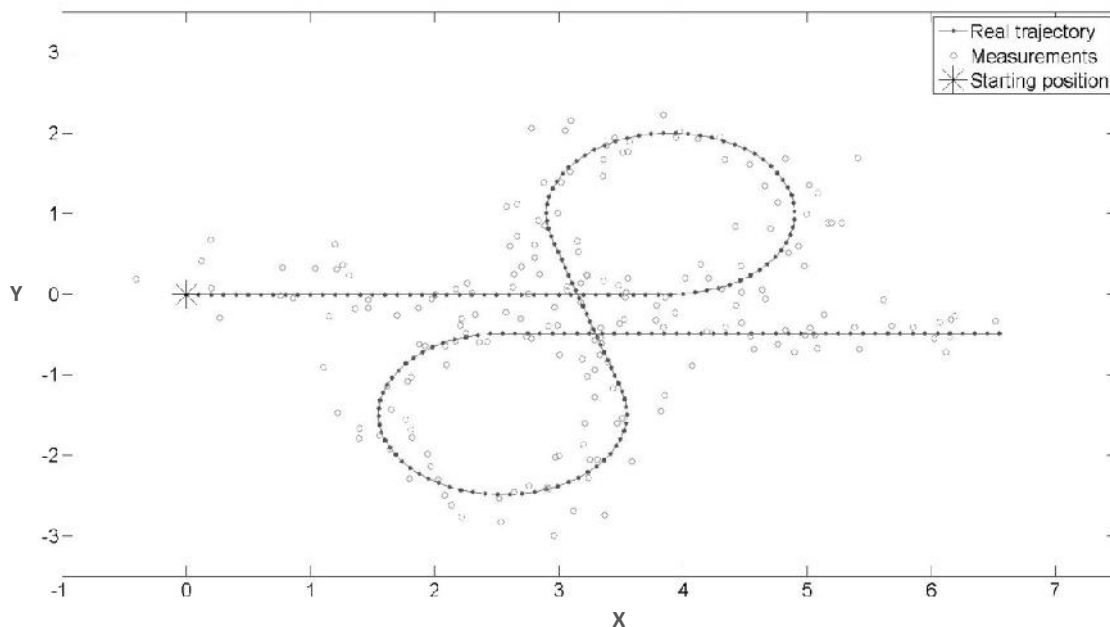
$$X_k = (x_k \quad y_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k \quad \omega) \quad (۱-۴)$$

مدل دینامیکی سیستم نیز به صورت زیر خواهد بود:

$$X_{k+1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin(\omega_k \Delta t)}{\omega_k} & \frac{\cos(\omega_k \Delta t) - 1}{\omega_k} & 0 \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos(\omega_k \Delta t)}{\omega_k} & \frac{\sin(\omega_k \Delta t)}{\omega_k} & 0 \\ 0 & 0 & \cos(\omega_k \Delta t) & -\sin(\omega_k \Delta t) & 0 \\ 0 & 0 & \sin(\omega_k \Delta t) & \cos(\omega_k \Delta t) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} X_k + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} v_k \quad (۲-۴)$$

همچنین برای ردگیری چنین هدفی باید از یکی از روشهای ردگیری اهداف دارای مانور که در فصل سوم معرفی شدند استفاده کنیم. در اینجا از الگوریتم IMM و با در نظر گرفتن دو مدل دینامیکی استفاده شده است.

با استفاده از مدل مطرح شده سناریوی حرکت و مشاهدات بدست آمده مطابق شکل زیر خواهند بود.

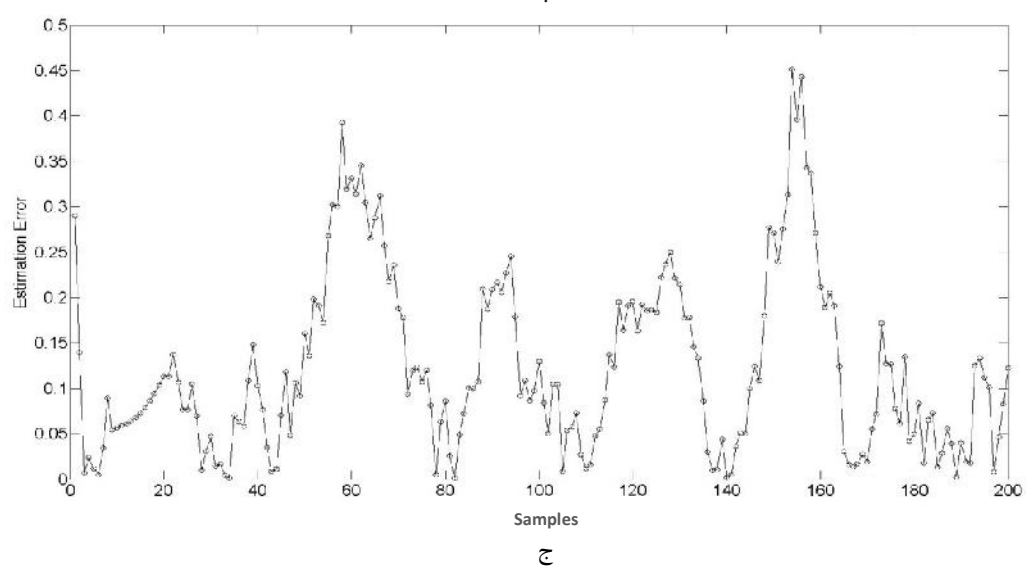
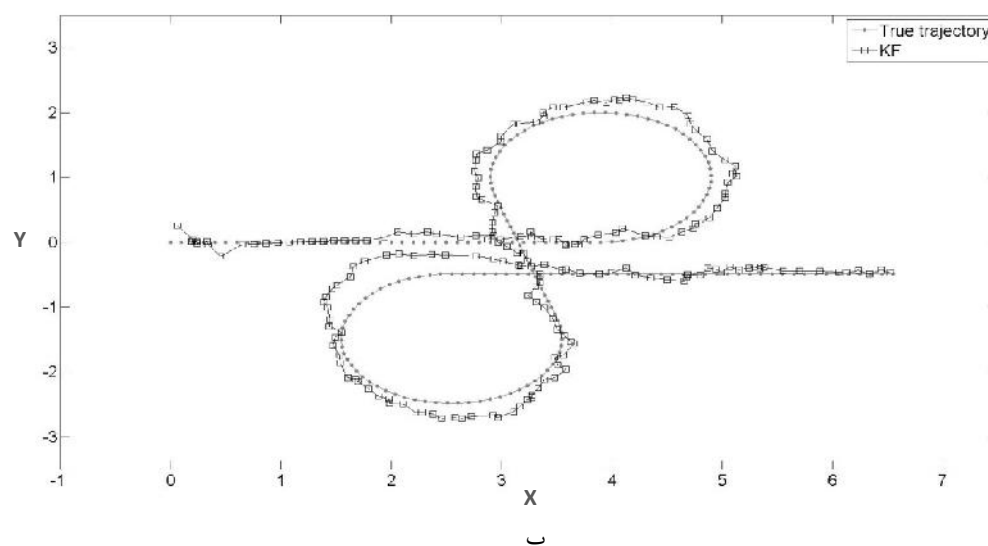
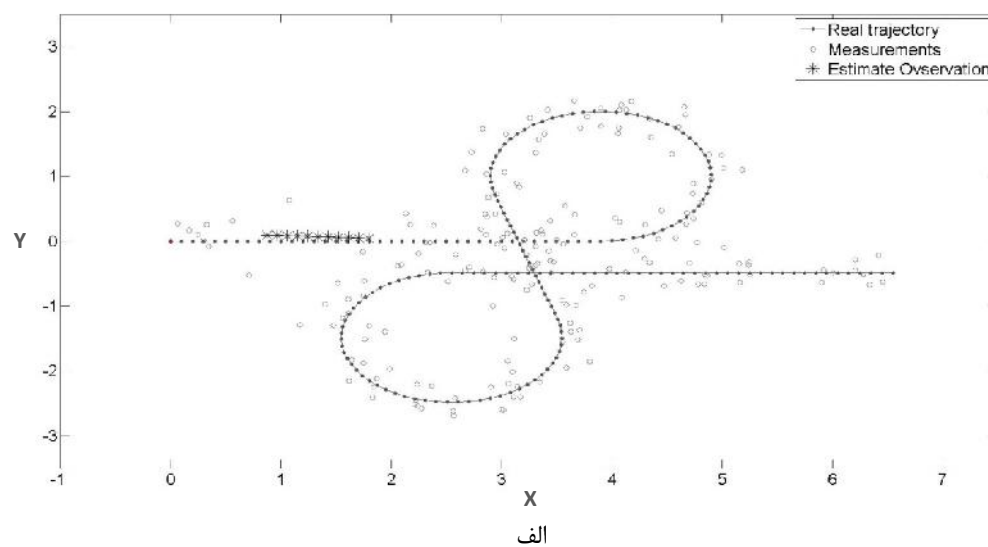


شکل (۴-۱۲): سناریوی حرکت مدل دور زدن هواپیما و مشاهدات مربوط به آن

حال قدم به قدم بر روی مسیر فوق حرکت کرده و فرض از دست دادن مشاهدات را در قسمت‌های مختلف مسیر اعمال می‌کنیم. آنگاه با استفاده از تقریب تابع، مشاهدات از دست رفته را برای فیلتر کالمن تخمین زده و عملکرد فیلتر در ردگیری هدف را بررسی می‌کنیم.

در اولین گام فرض بر این است که مشاهدات در لحظاتی که هدف بر روی مسیر مستقیم حرکت می‌کند از دست بروند. طبق آنچه که بیان شد سعی خواهیم کرد با استفاده از مشاهدات موجود از لحظات قبل تابعی تقریب بنزیم که بتواند تخمینی از مشاهدات از دست رفته را در اختیار بگذارد.

در شکل (۴-۱۳) دیده می‌شود که به این روش توانسته‌ایم ده مشاهده از دست‌رفته را تخمین بنزیم.



شکل (۴-۱۳): الف- تخمین مشاهدات از دست رفته در ده گام. ب- ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام

اما نکته قابل تامل در این بخش این است که اگر مشاهدات را در لحظه‌ای از دست بدهیم که هدف مانور خود را آغاز کرده آیا استفاده از مشاهدات قبلی برای تقریب تابعی دقیق، مناسب خواهد بود؟

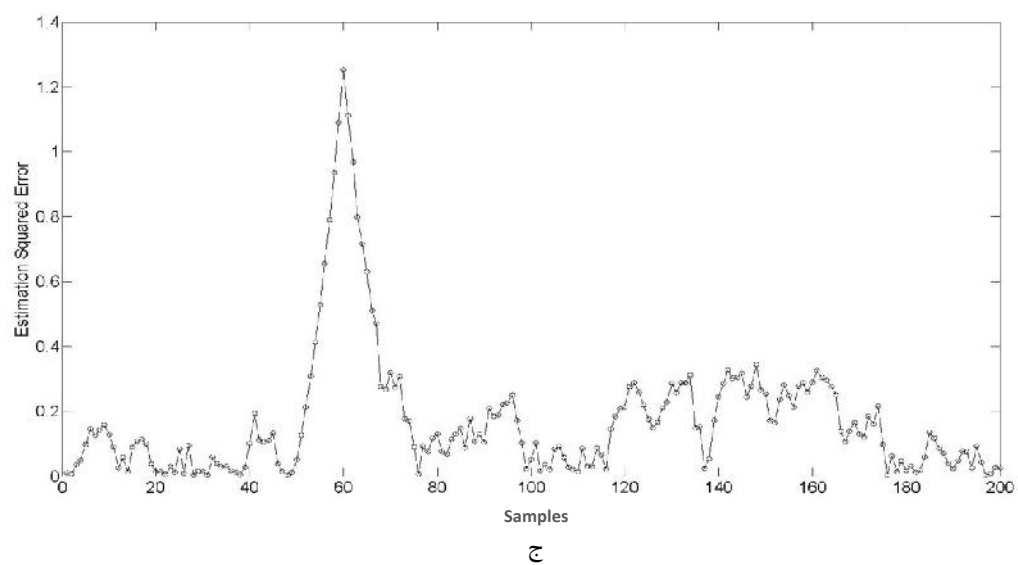
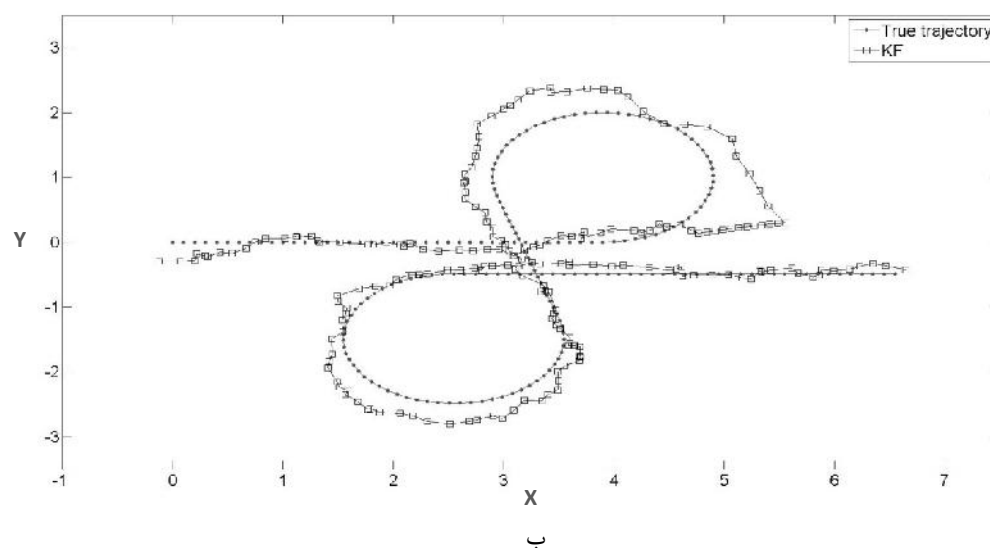
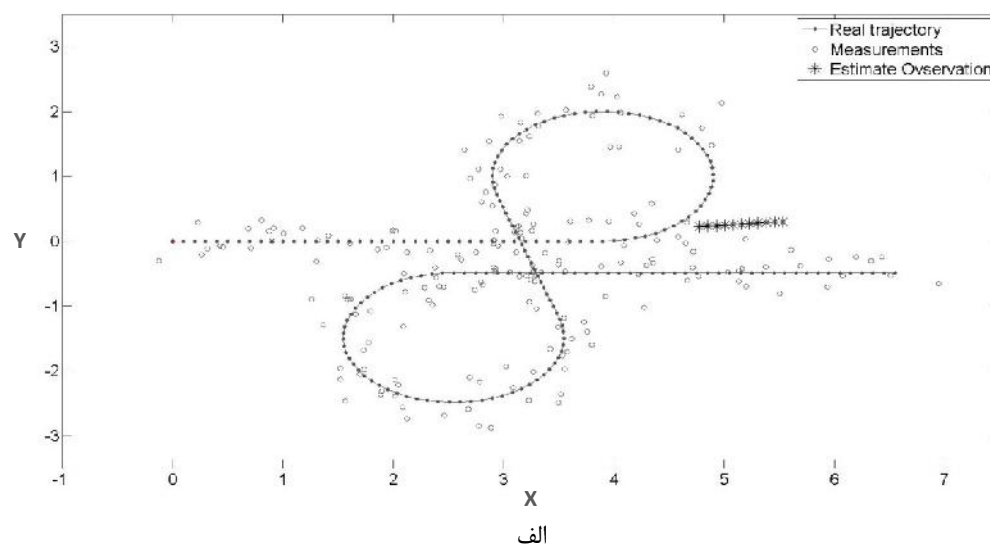
شکل (۴-۱۴) و پاسخ این سوال را می‌دهد. همانطور که در این شکل ملاحظه می‌شود مشاهدات تخمین زده شده به شدت از مسیر واقعی حرکت هدف فاصله گرفته‌اند! دلیل این موضوع نیز واضح است، بدیهی است که مشاهداتی که مربوط به قبل از آغاز مانور هدف هستند، هیچ ارتباطی به مشاهدات از دست رفته در لحظات آغاز مانور ندارند و به تبع آن تابعی که با توجه به این مشاهدات تقریب زده شود نمی‌تواند تقریب مناسبی برای لحظات مانور باشد.

با توجه به این نکته لازم است برای این لحظات تغییری در الگوریتم فعلی ایجاد شود و آن اینکه در لحظاتی که هدف در حال مانور می‌باشد (روش‌های آشکار سازی مانور در فصل سوم بیان شده است) تعداد مشاهده کمتری از لحظات قبل را در تقریب تابع دخالت دهیم. به این ترتیب مشاهداتی در تقریب تابع استفاده می‌شوند که به لحظات بعدی (مشاهدات از دست رفته) ارتباط بیشتری دارند. همچنین بدیهی است در صورت زیاد بودن مانور هدف هر چه تعداد مشاهده کمتری را از تقریب بزنیم نتیجه بهتری بدست خواهیم آورد.

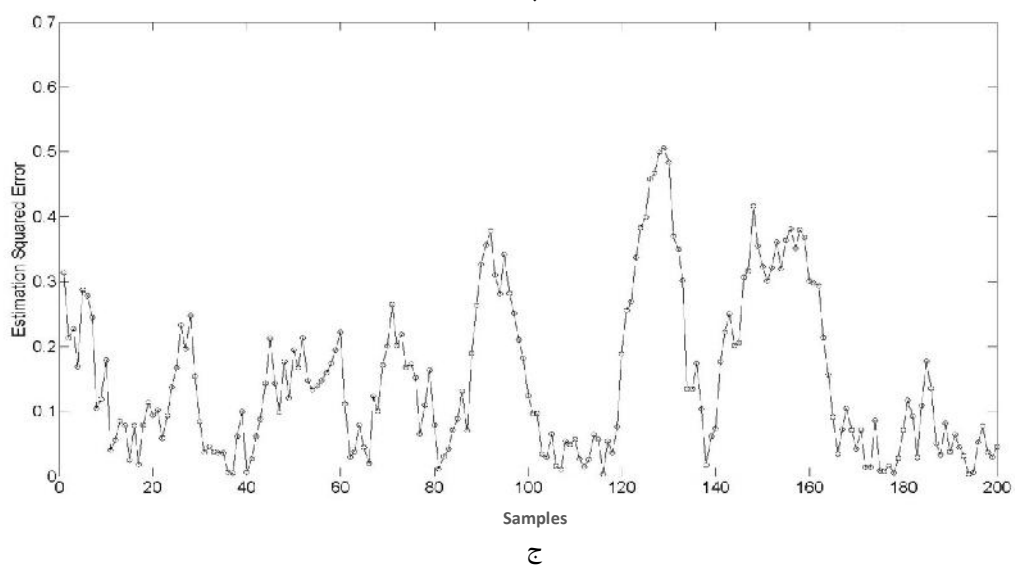
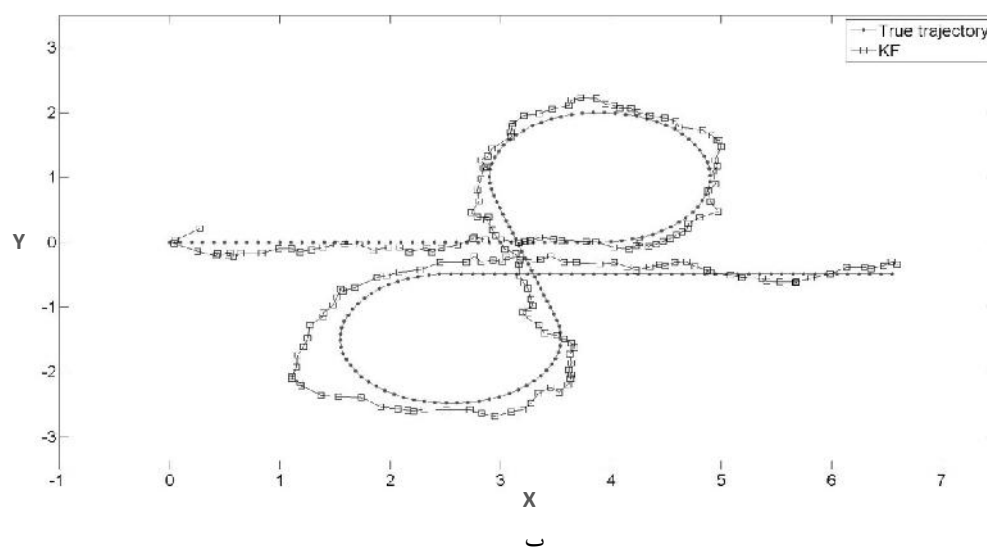
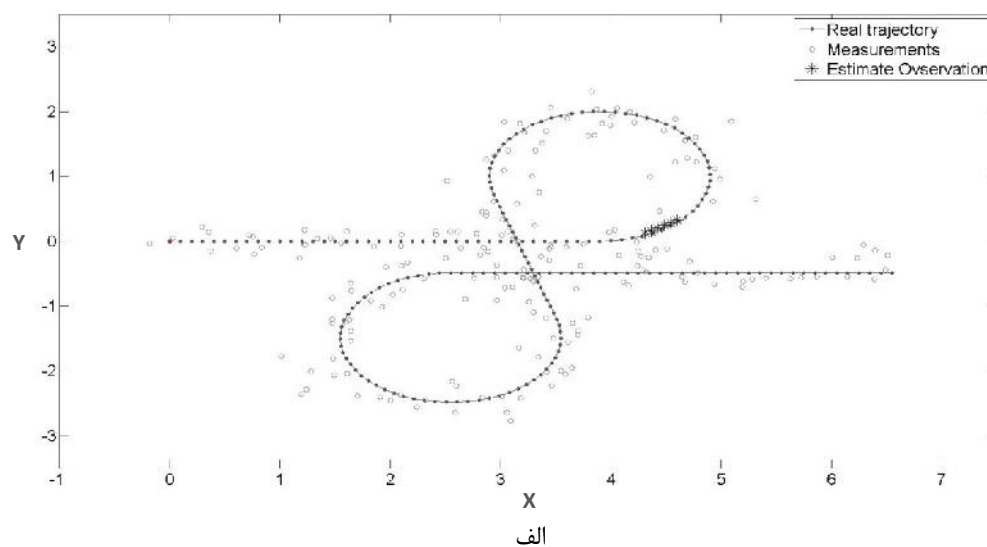
بنابراین شبیه سازی قبل را با تغییرات الگوریتم تکرار می‌کنیم و تعداد پنج مشاهده از دست رفته را تقریب می‌زنیم. نتایج شبیه سازی جدید در اشکال (۴-۱۵) نشان داده شده است.

ملاحظه می‌شود که خطای تخمین در این روش به شدت کاهش یافته و ردگیری به خوبی ادامه پیدا کرده است.

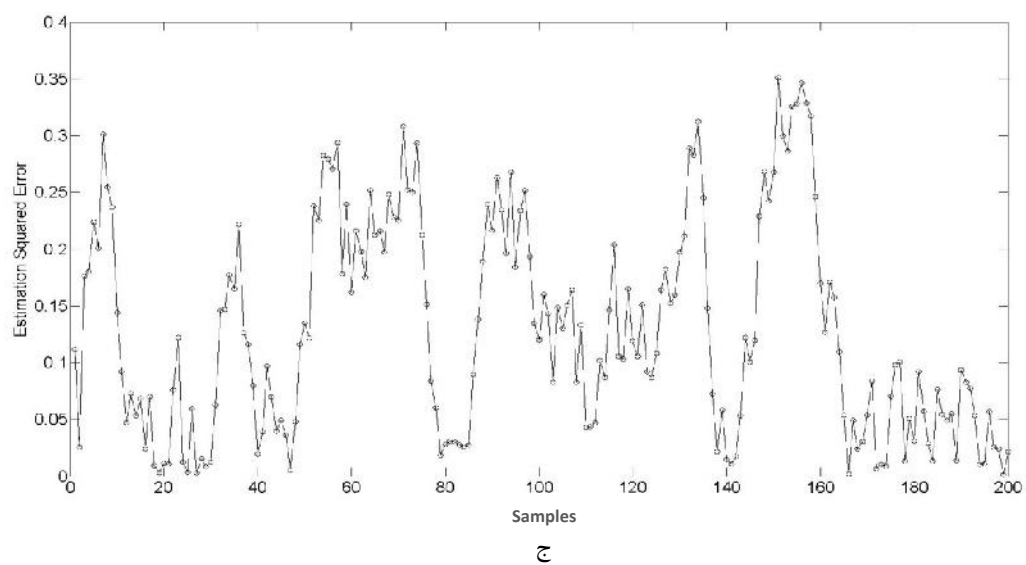
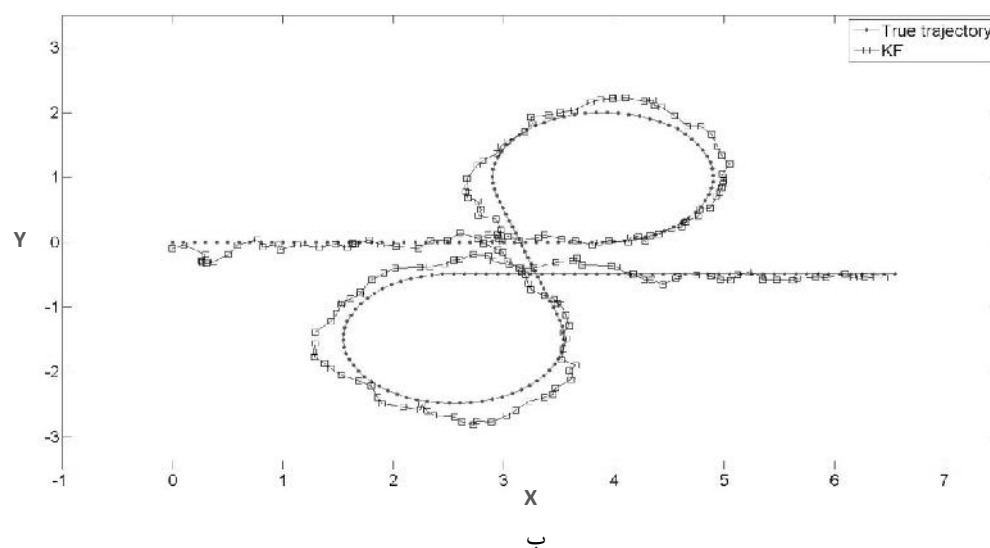
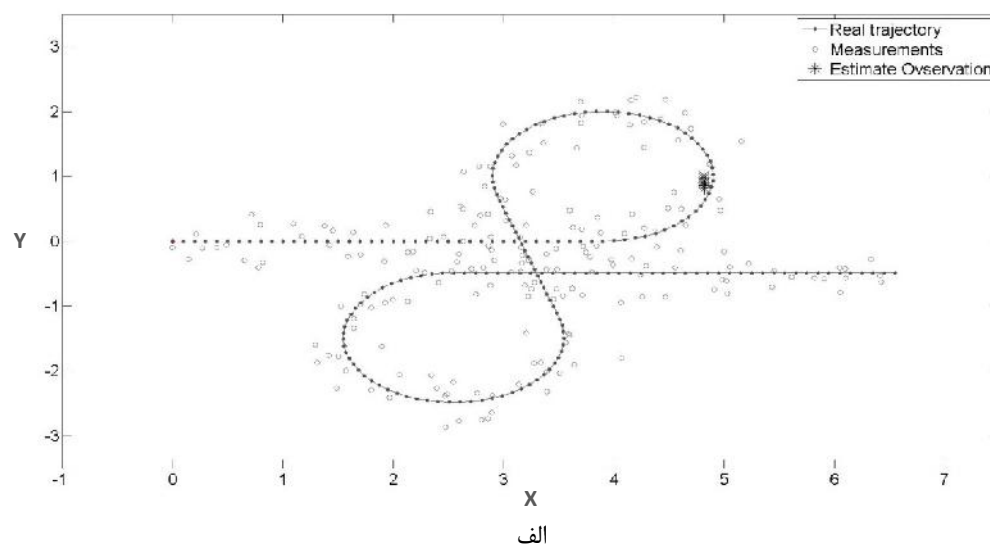
به همین ترتیب لحظات دیگری را برای بررسی عملکرد فیلتر انتخاب شده و نتایج در تصاویر (۴-۱۶) تا (۴-۱۸) نمایش داده شده است.



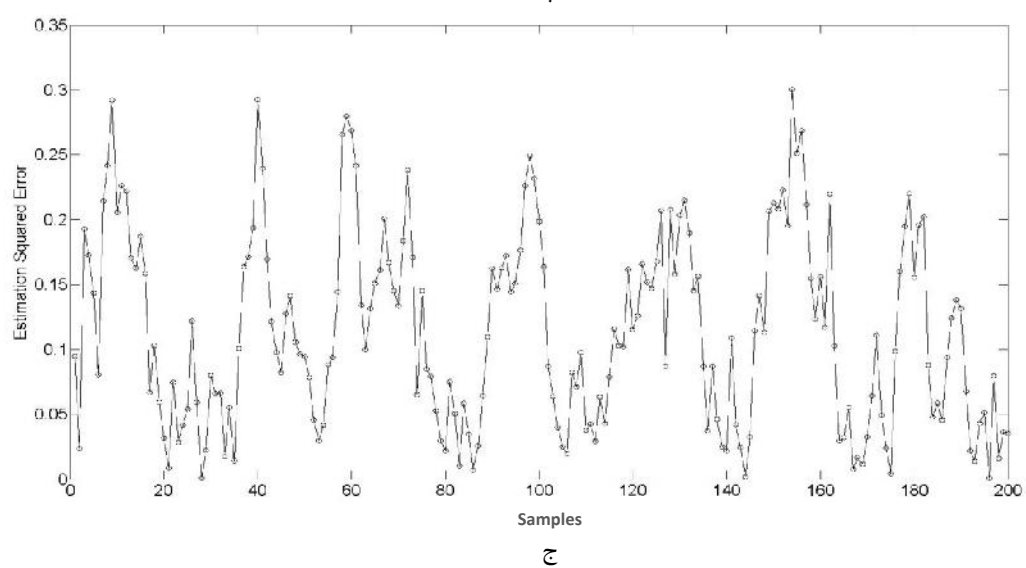
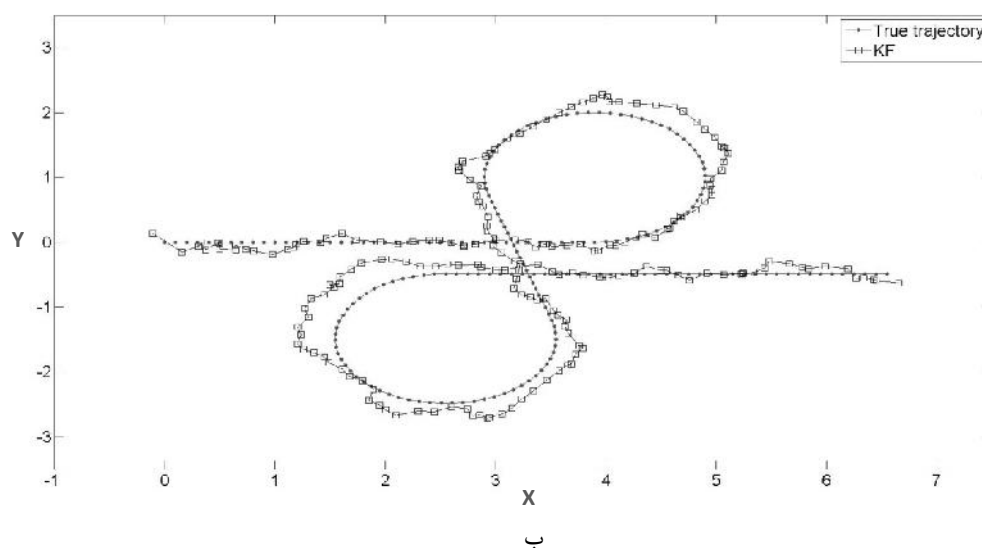
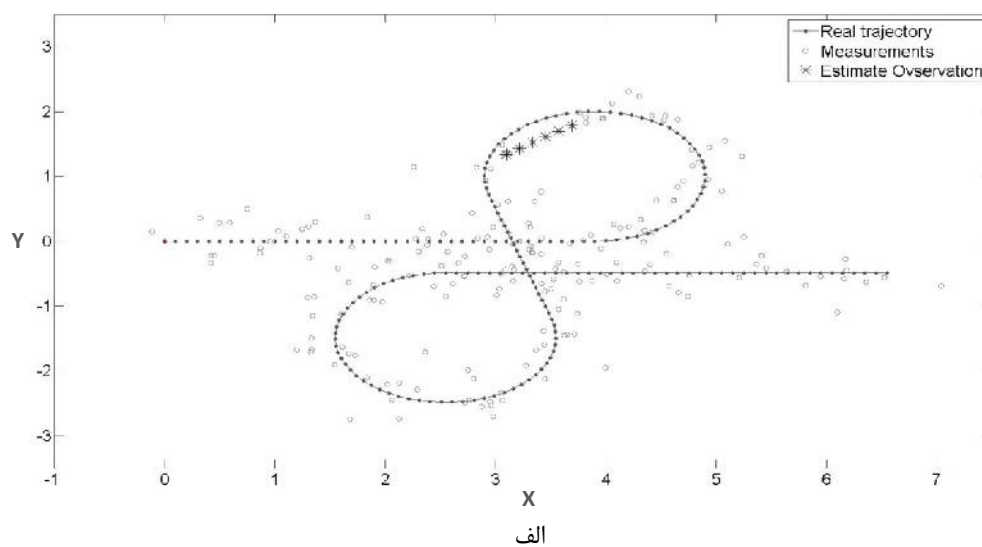
شکل (۴-۱۴): الف- تخمین مشاهدات از دست رفته در ده گام. ب- ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام



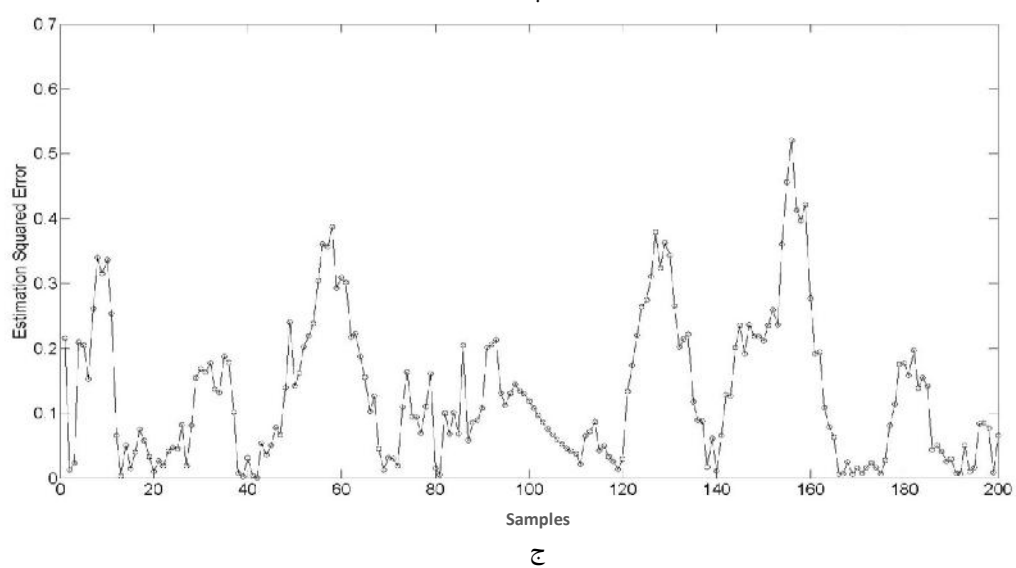
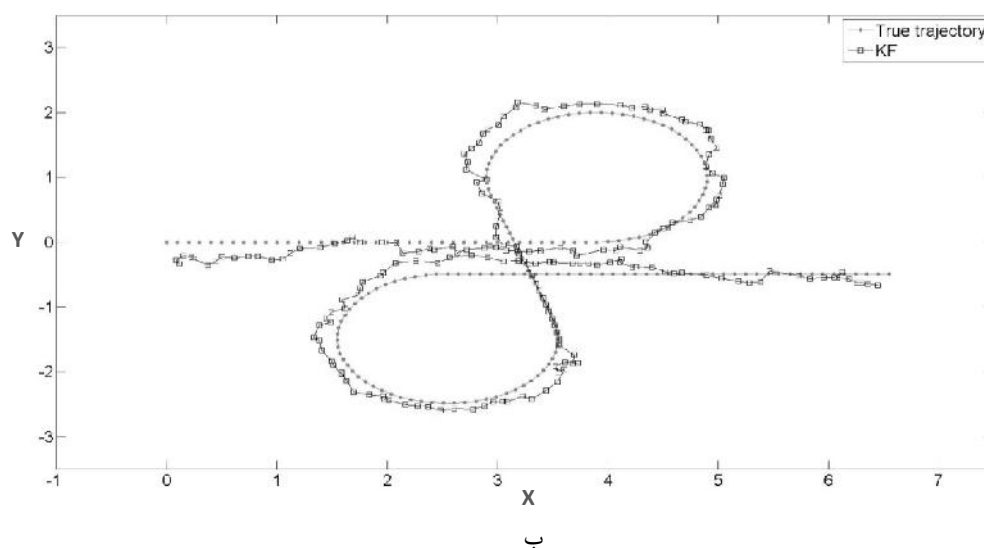
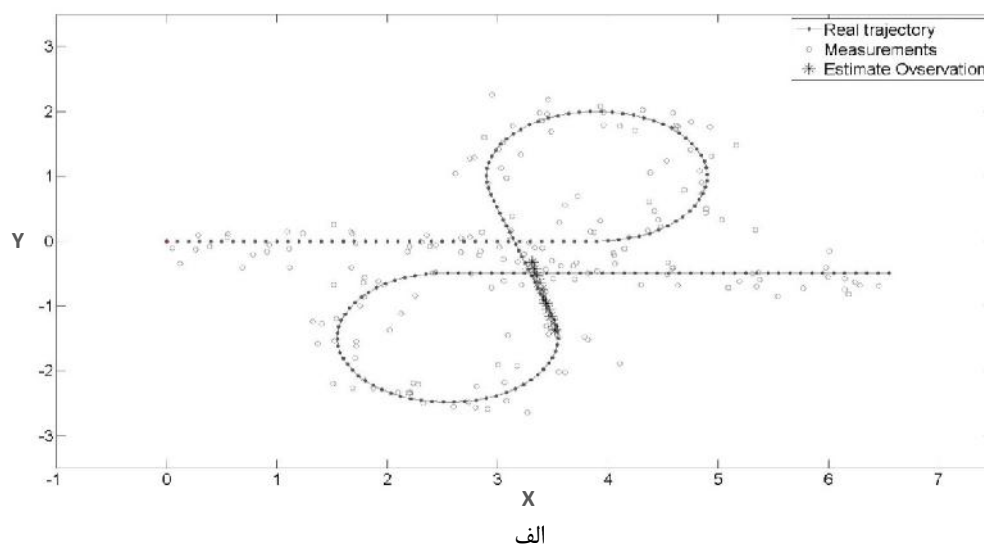
شکل (۴-۱۵): الف- تخمین مشاهدات از دست رفته در ده گام. ب- ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام



شکل (۴-۱۶): الف- تخمین مشاهدات از دست رفته در ده گام. ب- ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام



شکل (۴-۱۷): الف- تخمین مشاهدات از دست رفته در ده گام. ب- ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام



شکل (۴-۱۸): الف- تخمین مشاهدات از دست رفته در ده گام. ب- ردگیری با استفاده از فیلتر کالمن. ج- خطای فیلتر کالمن در تخمین موقعیت در هر گام

فصل پنجم

نتیجه گیری و پیشنهادات

۵-۱- نتیجه گیری

در این پایان نامه مسئله ردیابی هدفی که در قسمتی از مسیر از دید سامانه تعقیب کننده مخفی می شود مورد بررسی قرار گرفت. بر اساس کارهای انجام گرفته نتیجه می گیریم:

- در شرایط عادی فیلتر کالمن قادر است اهدافی با معادلات دینامیکی خطی را به طور کامل و اهداف دارای معادلات دینامیکی غیر خطی را با مقداری خطا دنبال کند.
- در شرایطی که فیلتر کالمن مشاهده جدیدی از هدف دریافت نکند، تخمین ها با مقادیر پیش بینی خود برابر می شوند که با تکرار این امر در چند گام متوالی، ردگیری از دست خواهد رفت. چرا که ممکن است هدف در این مدت مانوری را انجام داده باشد.
- استفاده از تقریب تابع با استفاده از مشاهدات قبلی می تواند تا حدی مانور هدف را پوشش دهد.
- چنانچه تابع تقریب زده شده دقیق نباشد عملکرد فیلتر تنزل کرده و چه بسا ردگیری را از دست بدهیم. علاوه بر این عملکرد این روش نیز با بیشتر شدن زمان در اختیار نداشتن مشاهدات جدید افت کرده و به از دست رفتن ردگیری منجر خواهد شد.
- اگر اهداف دارای مانورهای زیاد و ناگهانی باشند مشاهداتی که مربوط به قبل از آغاز مانور هدف هستند هیچ ارتباطی به مشاهدات از دست رفته در لحظات آغاز مانور ندارند و به تبع آن تابعی که با توجه به این مشاهدات تقریب زده شود نمی تواند تقریب مناسبی برای لحظات مانور باشد. با توجه به این نکته لازم است در لحظاتی که هدف در حال مانور می باشد تعداد مشاهده کمتری از لحظات قبل را در تقریب تابع دخالت دهیم.

۵-۲- پیشنهادات

در نهایت به عنوان حسن ختام پیشنهاداتی جهت ادامه فعالیت در این زمینه ارائه می شود.

- بررسی امکان ترکیب روش‌های تقریب داده با الگوریتم فیلتر کالمن.
- بررسی امکان استفاده از تکنیک‌های محاسباتی مانند شبکه‌های عصبی در حل مسئله تقریب تابع.
- مطالعه در زمینه پیاده سازی عملی چنین فیلتری که نیاز به طراحی سیستمی برای تقریب توابع دارد.
- پیاده سازی و بررسی عملکرد طرح‌های ارائه شده در شرایط واقعی و با استفاده از اطلاعات واقعی.

مراجع

- [1] Bar Shalom Y., Fortmann T. E.,(1988) "*Tracking and Data Association*", Academic Press, SanDiego, CA,.
- [2] Mahafza B. R, Elsherbeni A. Z.(2004) "*MATLAB Simulations for Radar Systems Design*", Chapman & Hall/CRC Press LLC, pp.444-484.
- [3] Benedict T, Bordner G.,(1962) "*Synthesis of an Optimal set of Radar Track-While-Scan Smoothing Equation*", IRE Transaction on Automatic Control, AC-7, pp. 17-32.
- [4] Cohen S.A., (1986) "*Adaptive variable update rate algorithm for tracking with a phase array radar* ", IEEE proc. , vol.133 , pp.277-280.
- [5] Grewal M.S., Andrews A.P. (2001) "*Kalman Filtering : Theory and Practice Using MATLAB*", Vol.1, Second Edition, John Wiley & Sons, USA.
- [6] Kalman, R. E. (1960) "*A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*," Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering, pp. 35-45
- [7] Elgamel S.A., Soraghan J.(2009) "Target Tracking Enhancement Using a Kalman Filter in the Presence of Interference" *IGARSS*, 3, ppIII-681.
- [8] Welch G., Bishop G.,(2001) "*An Introduction to the Kalman Filter*", University of North Carolina.
- [9] Reif K., Gunther S., Yaz E., Unbehauen R. (1999) "*Stochastic Stability of the Discrete-Time Extended Kalman Filter*". IEEE Trans.Automatic Control.
- [10] Jazwinski A. H.,(1970) "*Stochastic Processes and Filtering Theory*", Academic Press, New York,
- [11] Julier S., Jeffrey J., Uhlmann K. (2002) "*Reduced Sigma Point Filters for the Propagation of Means and Covariances Through Nonlinear Transformations*".
- [12] Julier S. J.,Uhlmann J. K. "*Unscented Filtering and Nonlinear Estimation*". Proceedings of the IEEE, 92(3):401–422, 2004.
- [13] Lefebvre T , Bruyninckx H. (2002) "*A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Filters and Estimators*". IEEE Trans.Automatic Control.

[۱۴] فراقی ق، (۱۳۸۹)، پایان نامه ارشد: "طراحی، تحلیل و شبیه سازی الگوریتم ردگیری حین مرور جهت ردگیری اهداف با قابلیت مانور بالا در یک رادار جستجوگر هوایی زمین پایه" مجتمع دانشگاهی برق و الکترونیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر.

[15] Pulford G., La Scala B.,(1996) "*A survey of maneuvering target tracking methods and their applicability to OTH radar*", University of Melbourne & DSTO.

[16] Pulford G., Scala B La,(1996) "*An analysis of maneuvering target detectors and trackers for OTH radar*", University of Melbourne & DSTO.

[17] Mazor E., Averbuch A., Bar-Shalom Y., Dayan J.,(1998) "*Interacting multiple model methods in target tracking: A survey*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol.34, no. 1 , pp. 103-123.

[18] Colgrove S.B., Davis A.W., Aylett J.K.,(1986) "*Track initiation and nearest Neighbors incorporated into probabilistic data association*" , Journal of Electrical and Electronics Engineering, Australia, vol. 6.

[19] Chan Y.T., Hu A. G.C., Plant J.B.,(1979) "*A Kalman filter based tracking scheme with input estimation*", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems AES-15, pp. 237-244.

[20] Hartikainen J., Solin A., Sarkka.,(2011) "*Optimal Filtering with Kalman Filters and Smoothers*" , Aalto University School of Science, Finland.

Abstract

The importance of recognition and tracking of targets in military and civilian missions not undercover for anybody. This is more important in military missions, as in military missions there are particular limitations for system activity that makes design and making of tracking system and position determination become more difficult. For example, one of the limitations is lose of data from target that can create disorder in proper implementation of the System mission. For instance it is possible with accomplishment manoeuvre of target defense or with notice to special condition of the informations the tracking of the target will lose.

In the peresent thesis Kalman filter and function approximation is used to track the target,in which for a part of trajectory is missing.

The result shows, the system back to normal position and track the target.

Keywords: Kalman Filter, Tracking, Position Estimation, Trajectory, Data Processing



Shahrood University of Technology
Department of Electrical and Robotic Engineering

Moving Targets tracking with missed data in part of trajectory by Kalman filter

Alireza Noorian

Supervisor :
Dr.Heydar Toosiyan Shandiz

January 2013