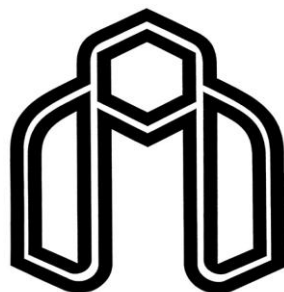


بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده : مهندسی برق و رباتیک

گروه : کنترل

طراحی معیار مناسب برای مسأله رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت

در حالت سه‌بعدی

دانشجو : علی مهرجویان

استاد راهنما :

دکتر علیرضا الفی

پایان‌نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار : شهریور ۱۳۹۶

شماره ۱۵۰۲، ۱۰۰
تاریخ: ۱۳، ۲، ۹۲

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) صورتجلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای علی مهرجویان با شماره دانشجویی ۹۴۱۷۳۶۴ رشته مهندسی برق کنترل گرایش کنترل تحت عنوان: طراحی معیار مناسب برای مسأله رهگیری با استفاده از اندازه گیری تنها سمت در حالت سه بعدی که در تاریخ ۱۳۹۶/۰۴/۱۲ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

قبول (با درجه: <u>خیلی خوب</u>)	<input checked="" type="checkbox"/>
مردود	<input type="checkbox"/>
نوع تحقیق:	<input checked="" type="checkbox"/> نظری <input type="checkbox"/> عملی

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنمای اول	علیرضا زلفی	دانشیار	
۲- استاد راهنمای دوم	—	—	—
۳- استاد مشاور	—	—	—
۴- نماینده تحصیلات تکمیلی	محمد حداد زلفی	دانشیار	
۵- استاد ممتحن اول	سید تقی زلفی	دانشیار	
۶- استاد ممتحن دوم	محمد علی حداد زلفی	دانشیار	

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده:

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:

تبصره: در صورتی که کسی مردود شود حداکثر یکبار دیگر (در مدت مجاز تحصیل) می تواند از پایان نامه خود دفاع نماید (دفاع مجدد نباید زودتر از ۴ ماه برگزار شود).

به پاس تعبیر عظیم و انسانی‌شان از کلمه ایثار و از خودگذشتگان
به پاس عاطفه سرشار و گرمای امیدبخش وجودشان که در این سردترین روزگاران
بهترین پشتیبان است
به پاس قلب‌های بزرگشان که فریاد رس است و سرگردانی و ترس در پناهشان
به شجاعت می‌گراید
و به پاس محبت‌های بی‌دریغشان که هرگز فروکش نمی‌کند
آنان که ناتوان شدند تا ما به توانایی برسیم...
موهایشان سپید شد تا ما روسفید شویم...
و عاشقانه سوختند تا گرمابخش وجود ما و روشنگر راهمان باشند...
این مجموعه را به پدر و مادر عزیزم تقدیم می‌کنم.

از استاد گرانقدر؛ جناب آقای دکتر علیرضا الفی که در کمال سعه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از هیچ کمکی در این عرصه بر من دریغ ننمودند و زحمت راهنمایی این پایان نامه را بر عهده گرفتند؛ کمال تشکر و قدردانی را دارم
باشد که این خردترین، بخشی از زحمات آنان را سپاس گوید.

تعهد نامه

اینجانبعلی مهرجویان..... دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشتهمهندسی برق گرایش کنترل..... دانشکدهمهندسی برق و رباتیک.. دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامهمعیار طراحی مناسب برای مسأله رهگیری با استفاده از اندازه گیری تنها سمت در حالت سه بعدی..... تحت راهنمایی جناب آقای دکتر علیرضا الغی... 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 یافته های 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 ۹۹/۰۶/۱۲

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

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

چکیده

هدف از این پایان‌نامه، طراحی معیار مناسب برای رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی می‌باشد. از آنجا که مسأله اندازه‌گیری تنها سمت یک مسأله مشاهده‌ناپذیر است، منظور از این معیار داشتن یک تخمین مناسب با تضمین مشاهده‌پذیری هدف می‌باشد. به دلیل نداشتن اطلاعات از محدوده حرکتی هدف، این رهگیری از نوع غیرفعال محسوب می‌شود که اساس کار آن در سه‌بعد، تخمین مسیر اهدافی می‌باشد که در یک محیط نویزی با سرعت ثابت و در یک مسیر مستقیم در حال حرکت است. در این پایان‌نامه دو مسأله مهم مورد بررسی قرار می‌گیرد: (۱) تخمین کمیت‌های حرکتی هدف مانند موقعیت، سرعت، زاویه‌ها و کورس با استفاده از فیلترهای بازگشتی و دسته‌ای، (۲) تحلیل مشاهده‌پذیری هدف که با بررسی مانور مشاهده‌گر می‌باشد. در نهایت سه الگوریتم مناسب با در نظر گرفتن مسئله مشاهده‌پذیری و تخمین کمیت‌های حرکتی هدف پیشنهاد می‌شود.

کلمات کلید: حالت سه‌بعدی، رهگیری غیرفعال، تخمین، مشاهده‌پذیری، مانور

فهرست مطالب

فصل ۱: مقدمه‌ای بر اندازه‌گیری تنها سمت

۱-۱	مقدمه.....	۲
۲-۱	کاربردها و اندازه‌گیری‌ها.....	۲
۳-۱	تاریخچه BOT.....	۴
۴-۱	هدف اصلی پایان‌نامه.....	۷
۵-۱	چشم‌انداز کلی پایان‌نامه.....	۷

فصل ۲: توصیف مسئله اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی

۱-۲	مقدمه.....	۱۰
۲-۲	هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات کارترین.....	۱۰
۳-۲	دینامیک هدف.....	۱۱
۴-۲	معادلات حالت و اندازه‌گیری.....	۱۲

فصل ۳: معرفی و مقایسه فیلترهای بازگشتی و دسته‌ای

۱-۳	مقدمه.....	۱۴
۲-۳	فیلترهای بازگشتی.....	۱۵
۱-۲-۳	معرفی مسئله.....	۱۵
۲-۲-۳	فیلتر کالمن (KF).....	۱۶
۳-۲-۳	فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF).....	۱۸
۴-۲-۳	فیلتر کالمن توسعه یافته با بهره اصلاح شده (MGEKF).....	۱۹
۵-۲-۳	Range-Parameterized EKF (RPEKF).....	۲۱
۶-۲-۳	جمع بندی فیلترهای بازگشتی.....	۲۳

۲۴.....	فیلترهای دسته‌ای.....	۳-۳
۲۴.....	توصیف مسئله در الگوریتم‌های دسته‌ای.....	۱-۳-۳
۲۶.....	تخمین گر بردار متعامد (OVE).....	۲-۳-۳
۲۸.....	تخمین گر حداکثر شباهت (MLE).....	۳-۳-۳
۳۰.....	تخمین گر شبه خطی بهبود یافته (IPLE).....	۴-۳-۳
۳۳.....	تخمین گر جبران کننده بایاس برای IPLE (BCIPLE).....	۵-۳-۳
۳۴.....	تخمین گر متغیر ابزاری (IV).....	۶-۳-۳
۳۴.....	تخمین گر متغیر ابزاری بهبود یافته (IIV).....	۷-۳-۳
۳۶.....	تخمین گر متغیر ابزاری بهبود یافته وزن دار شده (IWIV).....	۸-۳-۳
۳۷.....	جمع بندی.....	۹-۳-۳

فصل ۴: مشاهده پذیری هدف در حالت سه بعدی

۴۰.....	مقدمه.....	۱-۴
۴۰.....	توصیف مسئله در مشاهده پذیری هدف در حالت پیوسته.....	۲-۴
۴۵.....	بررسی موارد خاص در مشاهده پذیری هدف در حالت پیوسته.....	۳-۴
۴۷.....	بررسی مشاهده پذیری هدف در حالت گسسته.....	۴-۴
۴۹.....	جمع بندی نکات مشاهده پذیری هدف در حالت سه بعدی.....	۵-۴

فصل ۵: شبیه سازی فیلترهای بازگشتی و دسته‌ای

۵۲.....	مقدمه.....	۱-۵
۵۲.....	توصیف شرایط اولیه مسئله در فیلترهای بازگشتی.....	۲-۵
۵۳.....	شبیه سازی EKF.....	۳-۵
۵۳.....	شرایط اولیه منطبق بر هدف دور شونده و مشاهده گر بدون مانور.....	۱-۳-۵
۵۵.....	شرایط اولیه نصف هدف دور شونده و مشاهده گر بدون مانور.....	۲-۳-۵
۵۶.....	شرایط اولیه نصف هدف دور شونده و مشاهده گر با مانور.....	۳-۳-۵

شرایط اولیه نصف هدف نزدیک‌شونده و مشاهده‌گر با مانور.....	۴-۳-۵	۵۸
شبیه‌سازی MGEKF.....	۴-۵	۵۹
شرایط اولیه نصف هدف دورشونده و مشاهده‌گر نیز دورشونده با مانور.....	۱-۴-۵	۵۹
شبیه‌سازی RPEKF.....	۵-۵	۶۳
هدف دورشونده و مشاهده‌گر با مانور.....	۱-۵-۵	۶۳
هدف نزدیک‌شونده و مشاهده‌گر با مانور.....	۲-۵-۵	۶۴
هدف دورشونده و مشاهده‌گر دورشونده با مانور.....	۳-۵-۵	۶۶
هدف عمق ثابت و مشاهده‌گر بدون مانور.....	۴-۵-۵	۶۷
توصیف شرایط اولیه مسئله در فیلترهای دسته‌ای.....	۶-۵	۶۸
شبیه‌سازی تخمین موقعیت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای.....	۱-۶-۵	۶۹
شبیه‌سازی تخمین سرعت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای.....	۲-۶-۵	۷۰
شبیه‌سازی تخمین کورس هدف توسط فیلترهای دسته‌ای.....	۳-۶-۵	۷۱
شبیه‌سازی تخمین زوایه سمت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای.....	۴-۶-۵	۷۲
شبیه‌سازی تخمین زوایه ارتفاع هدف توسط فیلترهای دسته‌ای.....	۵-۶-۵	۷۳

فصل ۶: فیلترهای پیشنهادی: ۱- فیلتر ترکیبی ۲- فیلتر فازی ۳- فیلتر تطبیقی

مقدمه.....	۱-۶	۷۶
فیلتر ترکیبی (3DIWIV-EKF).....	۲-۶	۷۶
توصیف مسئله در زمینه فیلتر ترکیبی.....	۱-۲-۶	۷۷
شبیه‌سازی تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط فیلتر ترکیبی.....	۲-۲-۶	۷۸
شبیه‌سازی تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط RPEKF.....	۳-۲-۶	۷۹
جمع‌بندی فیلتر ترکیبی.....	۴-۲-۶	۸۰
فیلتر کالمن توسعه یافته فازی (FEKF).....	۳-۶	۸۱
باقی‌مانده یا دنباله ابتکاری.....	۱-۳-۶	۸۱

۲-۳-۶	بهبود فیلتر کالمن توسعه یافته فازی با تنظیم R و فرض Q ثابت.....	۸۲
۳-۳-۶	سیستم فازی جهت تنظیم R.....	۸۴
۴-۳-۶	شبیه‌سازی فیلتر کالمن توسعه یافته به روش فازی (FEKF).....	۸۵
۵-۳-۶	جمع‌بندی FEKF.....	۸۹
۴-۶	فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی (AEKF).....	۸۹
۱-۴-۶	روش‌های تطبیق کوواریانس مبتنی بر دنباله ابتکاری.....	۹۰
۲-۴-۶	روش پیشنهادی برای تنظیم R و Q.....	۹۰
۳-۴-۶	الگوریتم تطبیق R و Q.....	۹۲
۴-۴-۶	تنظیم R و Q به روش تطبیقی غیر مستقیم در مسئله 3DBOT.....	۹۴
۱-۴-۴-۶	شرایط اولیه نصف هدف دورشونده و مشاهده‌گر نیز دورشونده و با مانور.....	۹۴
۵-۶	جمع‌بندی.....	۹۷

فصل ۷: نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۱-۷	مقدمه.....	۱۰۰
۲-۷	نتیجه‌گیری.....	۱۰۰
۳-۷	پیشنهادها.....	۱۰۲
مراجع	۱۰۳

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱: زوایه اندازه‌گیری بین هدف و مشاهده‌گر..... ۲
- شکل ۲-۱: مسیر حرکتی هدف و مشاهده‌گر و مکان هندسی آنها..... ۳
- شکل ۳-۱: اندازه‌گیری زوایه‌ها در رنج‌های مختلف..... ۳
- شکل ۱-۲: محور مختصات سه‌بعدی هدف و مشاهده‌گر..... ۱۰
- شکل ۱-۳: تخمین حالت‌های هدف..... ۱۵
- شکل ۲-۳: الگوریتم تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط فیلتر کالمن (KF)..... ۱۷
- شکل ۳-۳: الگوریتم تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)..... ۱۹
- شکل ۴-۳: الگوریتم تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط MGEKF..... ۲۰
- شکل ۵-۳: ساختار RPEKF..... ۲۱
- شکل ۶-۳: زوایه‌های سمت و ارتفاع در حالت سه‌بعدی در فیلتر دسته‌ای..... ۲۴
- شکل ۱-۴: مختصات سه‌بعدی هدف و مشاهده‌گر..... ۴۱
- شکل ۱-۵: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی در سناریو اول EKF..... ۵۴
- شکل ۲-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو اول EKF..... ۵۴
- شکل ۳-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو دوم EKF..... ۵۵
- شکل ۴-۵: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی در سناریو سوم EKF..... ۵۶
- شکل ۵-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو سوم EKF..... ۵۶
- شکل ۶-۵: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو سوم EKF..... ۵۷
- شکل ۷-۵: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی در سناریو چهارم EKF..... ۵۸
- شکل ۸-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو چهارم EKF..... ۵۸
- شکل ۹-۵: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو چهارم EKF..... ۵۹
- شکل ۱۰-۵: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی توسط MGEKF..... ۶۰

- شکل ۵-۱۱: تخمین موقعیت هدف در سناریو اول MGEKF..... ۶۰
- شکل ۵-۱۲: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو اول MGEKF..... ۶۱
- شکل ۵-۱۳: تخمین موقعیت هدف در سناریو دوم MGEKF..... ۶۱
- شکل ۵-۱۴: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو دوم MGEKF..... ۶۲
- شکل ۵-۱۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو اول RPEKF..... ۶۳
- شکل ۵-۱۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو اول RPEKF..... ۶۴
- شکل ۵-۱۷: تخمین موقعیت هدف در سناریو دوم RPEKF..... ۶۵
- شکل ۵-۱۸: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو دوم RPEKF..... ۶۵
- شکل ۵-۱۹: تخمین موقعیت هدف در سناریو سوم RPEKF..... ۶۶
- شکل ۵-۲۰: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو سوم RPEKF..... ۶۶
- شکل ۵-۲۱: موقعیت هدف و مشاهده گر در دستگاه مختصات سه بعدی در سناریو چهارم RPEKF..... ۶۷
- شکل ۵-۲۲: تخمین موقعیت هدف در سناریو چهارم RPEKF..... ۶۷
- شکل ۵-۲۳: موقعیت هدف و مشاهده گر در دستگاه مختصات سه بعدی در فیلترهای دسته‌ای..... ۶۸
- شکل ۵-۲۴: تخمین موقعیت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۰
- شکل ۵-۲۵: تخمین موقعیت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۰
- شکل ۵-۲۶: تخمین سرعت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۱
- شکل ۵-۲۷: تخمین کورس هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۱
- شکل ۵-۲۸: تخمین کورس هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۲
- شکل ۵-۲۹: تخمین زاویه سمت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۲
- شکل ۵-۳۰: تخمین زاویه سمت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۳
- شکل ۵-۳۱: تخمین زاویه ارتفاع هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۳
- شکل ۵-۳۲: تخمین زاویه ارتفاع هدف توسط فیلترهای دسته‌ای..... ۷۴
- شکل ۶-۱: موقعیت هدف و مشاهده گر در دستگاه مختصات سه بعدی توسط تخمین گر 3DIWIV..... ۷۷
- شکل ۶-۲: موقعیت هدف و مشاهده گر در دستگاه مختصات سه بعدی توسط فیلتر ترکیبی..... ۷۸

- شکل ۳-۶: تخمین موقعیت هدف توسط فیلتر ترکیبی..... ۷۸
- شکل ۴-۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط فیلتر ترکیبی..... ۷۹
- شکل ۵-۶: تخمین موقعیت هدف توسط RPEKF..... ۷۹
- شکل ۶-۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط RPEKF..... ۸۰
- شکل ۷-۶: تخمین موقعیت هدف توسط FEKF و EKF..... ۸۶
- شکل ۸-۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط FEKF و EKF..... ۸۶
- شکل ۹-۶: توابع تعلق برای DOM..... ۸۷
- شکل ۱۰-۶: توابع تعلق برای AdjR..... ۸۷
- شکل ۱۱-۶: تفاوت دنباله ابتکاری واقعی و نظری با اعمال منطق فازی و عدم استفاده از آن..... ۸۸
- شکل ۱۲-۶: تخمین موقعیت هدف توسط FEKF..... ۹۵
- شکل ۱۳-۶: تخمین موقعیت هدف توسط AEKF و EKF..... ۹۵
- شکل ۱۴-۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط AEKF و EKF..... ۹۶
- شکل ۱۵-۶: تفاوت دنباع ابتکاری واقعی و نظری با اعمال روش تطبیقی و عدم استفاده از آن..... ۹۷

فهرست جدول‌ها

جدول ۱: درجه نوبز در فیلترهای دسته‌ای ۶۹

فصل ۱

مقدمه ای

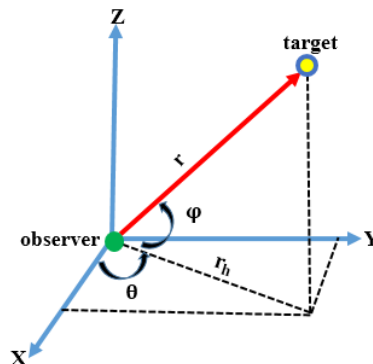
براندازه گیری تنها سمت

۱-۱- مقدمه

رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت^۱ به دلیل ارزش عملی فراوان و جنبه‌های نظری آن مثل مشاهده‌ناپذیری و تخمین کمیت‌های هدف، بیش از چندین دهه است که مورد توجه زیاد محققین قرار گرفته است. در این فصل ضمن توصیه در مورد نحوه کارکرد BOT، مروری بر کارهای انجام گرفته روی این موضوع خواهیم داشت. سپس هدف از انجام پایان‌نامه بیان و در انتها، تارنمای کلی پایان‌نامه ارائه می‌شود.

۱-۲- کاربردها و اندازه‌گیری‌ها

مسئله رهگیری تنها سمت با توجه به ماهیت آن و امکان مخفی ماندن رهگیر (مشاهده‌گر)^۲ از دید دشمن، امروزه از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. رهگیری زیردریایی، نظارت هواپیما و جنگ الکترونیک برخی از کاربردهای مهم در رهگیری تنها سمت می‌باشند [۱-۳]. این مسئله را همچنین تحلیل حرکتی هدف^۳ نیز می‌نامند. که هدف، طراحی معیاری مناسب برای مسئله رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری زاویه‌ها می‌باشد. منظور از اندازه‌گیری‌ها، زاویه‌های بین هدف و مشاهده‌گر است که در شکل‌های ۱-۱ و ۲-۱ نشان داده شده است:

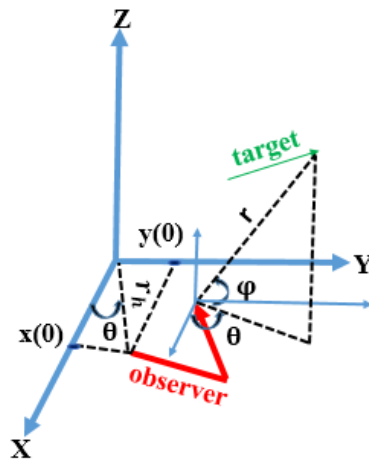


شکل ۱-۱: زاویه‌های اندازه‌گیری بین هدف و مشاهده‌گر

۱- Bearing Only Tracking (BOT)

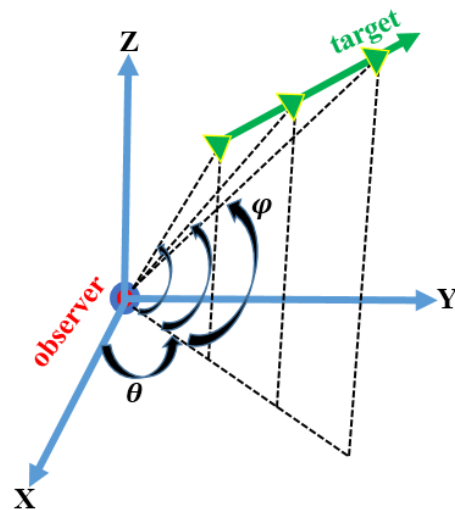
۲- Observer

۳- Target motion analysis



شکل ۲-۱: مسیر حرکتی هدف و مشاهده‌گر و مکان هندسی آن‌ها

همان‌طور که در شکل ۲-۱ مشاهده می‌شود هدف در حال حرکت در فضای سه‌بعدی است و رهگیری هدف تنها توسط یک مشاهده‌گر انجام می‌شود. تمرکز پایان‌نامه بر روی ارائه یک طراحی با معیار مناسب یا همان طراحی تخمین‌گرها و ایجاد شرایط مشاهده‌پذیری مناسب با استفاده از اندازه‌گیری زاویه‌های نویزی در رنج‌های مختلف می‌باشد، تا کمیت‌های حرکتی هدف تخمین زده شوند.



شکل ۳-۱: اندازه‌گیری زاویه‌ها در رنج‌های مختلف^۱

^۱ - Range

همان طور که در شکل ۱-۳ مشاهده شد هدف، در حال حرکت در مسیر مستقیم می‌باشد و با یک مشاهده‌گر زوایه‌های سمت و ارتفاع هدف، در رنج‌های مختلف اندازه‌گیری می‌شود که زوایه سمت تمامی رنج‌ها صرفاً در این شکل ثابت می‌باشد.

۱-۳- تاریخچه BOT

مطالعه بر روی مسئله $3DBOT^1$ را می‌توان در دو حوزه مربوط به اهداف بدون مانور و اهداف با مانور تقسیم کرد. در این پایان‌نامه تمرکز بر روی اهداف بدون مانور می‌باشد. الگوریتم‌های مناسب برای حل مسئله BOT را نیز می‌توان در دو گروه بازگشتی و دسته‌ای^۲ تقسیم‌بندی نمود که در ادامه به طور مفصل شرح داده خواهند شد.

در میان الگوریتم‌های بازگشتی، فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF^3) یکی از روش‌هایی است که به صورت گسترده مورد استفاده قرار گرفته است [۵]. الگوریتم دیگر، EKF در مختصات قطبی اصلاح شده (MSC^4) [۵،۶] می‌باشد که مسئله را در مختصات دیگری بیان می‌کند، ولی به دلیل ریاضیات مسئله، اندازه‌گیری در مختصات قطبی خطی شده در حالی که روابط سیستم به صورت غیرخطی است، به همین دلیل این فیلتر از پیچیدگی محاسباتی زیادی برخوردار است [۷]، از اینرو ترجیح داده می‌شود که از مختصات کارتیزین استفاده شود. فیلتر شیفت یافته^۵ شکل دیگری از فیلتر اصلاح شده کالمن توسعه یافته می‌باشد [۸،۹]. همچنین فیلتر کالمن توسعه یافته با بهره اصلاح شده ($MGEKF^6$) که اولین بار بر روی موشک انجام شد، بعدها بر روی مسئله BOT اعمال شده است [۱۰-۱۲]. $MGEKF$ در اکثر مقالات BOT صرفاً برای حالت‌های خاص در نظر گرفته شده‌اند که در این پایان‌نامه به طور مفصل بررسی خواهند شد. در کنار EKF،

۱- Three Dimensional BOT

۲- Batch

۳- Extended Kalman Filter

۴- Modified Spherical

Coordinate

۵- Shift Rayleigh Filter

۶- Modified Gain EKF

فیلتر کالمن نمونه‌بردار (UKF^1) نیز استفاده شده [۱۶-۱۳] که این فیلتر نیز در محیط زیر دریا از نظر دقت بسیار شبیه EKF می‌باشد. در هر صورت مشکل اصلی این سه فیلتر، مسئله مقداردهی اولیه آنها می‌باشد. زمانی که مشاهده‌پذیری مسئله کم باشد، با مقداردهی اولیه ضعیف، عملکرد فیلتر بسیار ضعیف شده و منجر به واگرایی تخمین‌ها می‌گردد. با توجه به این مشکلات تحقیقات به سمت نوع دیگری از این فیلترها، به نام $RPEKF^2$ سوق داده شد. در این فیلتر چندین EKF به طور موازی و با رنج‌های مختلف و با شرایط اولیه مختلف اجرا می‌شوند [۲۰-۱۷]. $RPEKF$ نیز در مسئله دو بعدی انجام شده است ولی در مسئله سه‌بعدی، این الگوریتم بیشتر در زمینه موشکی مورد پژوهش قرار گرفته است که در این پایان‌نامه عملکرد آن بر روی مسئله BOT در سه‌بعدی ارزیابی خواهد شد. الگوریتم‌های دیگری هم مانند فیلتر ذره‌ای^۳ [۲۲، ۲۱] و یا CKF^4 [۱۵] نیز برای مسئله BOT راهکارهایی را ارائه داده‌اند. فیلترهای ذره‌ای نیز اگر چه از نظر تخمین بهتر از EKF هستند، ولی به دلیل داشتن پیچیدگی محاسباتی بالا و عملکرد ضعیف به هنگام کم بودن تعداد ذرات، EKF مناسب‌تر می‌باشد. همچنین عملکرد EKF از CKF بهتر بوده ولی زمانی که مقداردهی اولیه مناسب نباشد CKF مقاوم‌تر عمل می‌کند اما این فیلتر نیز نیاز به مقدار دهی اولیه دارد [۱۵]. گروه دیگری از الگوریتم‌های موجود، الگوریتم‌های دسته‌ای می‌باشند. این الگوریتم‌ها برای مرتفع ساختن مسئله مقداردهی اولیه پیشنهاد شده‌اند. هرچند در ابتدا سرعت این الگوریتم‌ها به دلیل استفاده دسته‌ای از اندازه‌گیری‌ها قابل توجه نبود، ولی امروزه الگوریتم‌های جدیدی در این حوزه برای رفع این مشکل ارائه شده‌اند. از اینرو در این پایان‌نامه به بررسی این نوع از الگوریتم‌ها نیز می‌پردازیم.

اولین الگوریتمی که در این حوزه به بررسی آن خواهیم پرداخت، OVE^5 می‌باشد [۲۴] ولی این فیلتر دارای بایاس بسیار شدیدی بوده و با شبیه‌سازی و بررسی روابط ریاضی آن نشان خواهیم داد که این فیلتر دارای

۱- Unscented Kalman Filter

۲- Range Parameterized EKF

۳- Particle Filtering

۴- Cubature Kalman Filter

۵- Orthogonal Vector

Estimator

خطای میانگین حداقل مربعات (RMSE)^۱ زیادی می‌باشد. به دلیل خطای زیاد حاصل از OVE، فیلتری دیگری به نام حداکثر شباهت (ML)^۲ ارائه شد. اگر چه فیلتر حداکثر شباهت بدون بایاس بوده و مشکل بایاس در OVE را حل می‌کند ولی به دلیل داشتن پیچیدگی محاسباتی بالا نمی‌تواند به خوبی ایفای نقش کند [۲۴]. به همین دلیل تخمین‌گر شبه‌خطی (PLE)^۳ ارائه گردید که در این فیلتر نیز به دلیل داشتن همبستگی^۴ بین ماتریس سیستم و نویز اندازه‌گیری، وجود بایاس در آن اجتناب ناپذیر است [۲۵-۲۷]. سپس برای از بین بردن این بایاس، فیلترهای دیگری به نام متغیر ابزاری تکراری (IV)^۵ [۲۸]، و یک الگوریتم دسته‌ای تکراری دیگر به نام تخمین‌گر متغیر ابزاری اصلاح شده پیشنهاد شده‌اند [۲۴، ۲۹، ۳۰]، ولی از آنجایی که این الگوریتم‌های تکراری یک حل بسته نداشتند، نیازمند مقداردهی اولیه بودند به همین دلیل یک الگوریتم بدون بایاس و دارای حل بسته به نام فیلتر IV پیشنهاد شد [۳۱]. از طرفی بایاس حاصل از PLE در [۳۲] جبران شده است که بایاس حاصل از PLE را کاهش داده و در الگوریتم IV مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این الگوریتم بایاس به پایین‌ترین حد ممکن خود می‌رسد، بایاس آن تقریباً با ML برابر می‌شود ولی با این تفاوت که پیچیدگی محاسباتی بسیار کمی در این روش به وجود خواهد آمد [۳۳]. به همین دلیل روش IV یک روش برگزیده در میان فیلترهای دسته‌ای می‌باشد. البته توضیح خواهیم داد که چگونه این روش بهبود یافته و در نهایت به عنوان یک الگوریتم مناسب معرفی می‌شود.

شایان ذکر است که روشی جدید برای مقداردهی اولیه فیلتر EKF، با استفاده از الگوریتم‌های IV بهبود یافته و همچنین دو روش جدید برای تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری EKF در مسئله 3DBOT ارائه خواهد شد که وابستگی به داده‌های آماری را در فیلتر EKF کاهش خواهند داد.

۱- Root Mean Square Error

۲- Maximum Likelihood

۳- Pseudolinear Estimator

۴- Correlation

۵- Iterative Instrumental

Variable

۱-۴- هدف اصلی پایان نامه

در این پایان نامه به تخمین کمیت‌های حرکتی هدفی که با سرعت ثابت در حال حرکت است پرداخته می‌شود، به عبارت دیگر، معیاری برای تخمین کمیت‌های حرکتی هدف به همراه شرایط مشاهده‌پذیری مناسب طراحی می‌شود. از آنجایی که EKF از پیچیدگی محاسباتی پایینی برخوردار بوده و به دلیل دارا بودن سرعت عملکرد بالا یک فیلتر موفق در حوزه فیلترهای یادشده در محیط زیر آب محسوب می‌شود، در زمینه فیلترهای بازگشتی مورد استفاده قرار می‌گیرد. و عملکرد آن در مقایسه با MGEKF بررسی می‌شود. همچنین برای برطرف کردن مسئله مقداردهی اولیه، RPEKF که بیشتر در مقالات مربوط به رهگیری موشک انجام شده، روی مسئله BOT اعمال شده و شبیه‌سازی خواهد شد. و در زمینه فیلترهای Batch تمام فیلترها از جمله OVE، MLE،^۱ IPLE،^۲ BCIPLE،^۳ IIV و^۴ IWIV شبیه‌سازی شده و با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در نهایت یک روش ابتکاری از ترکیب این دو روش به همراه دو روش دیگر برای تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری EKF در مسئله 3DBOT پیشنهاد و مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

۱-۵- چشم‌انداز کلی پایان نامه

در فصل دوم به توصیف مسئله رهگیری تنها سمت از جمله مختصات کارتیزین، روابط حالت و اندازه‌گیری می‌پردازیم. در فصل سوم، به بررسی و مقایسه فیلترهای بازگشتی و دسته‌ای پرداخته شده و مزایا و معایب آنها به همراه روابط ریاضی هر یک ذکر می‌شوند. فصل چهارم به مسأله مشاهده‌پذیری در حالت سه‌بعدی می‌پردازد. در فصل پنجم، شبیه‌سازی‌های مربوط به فیلترهای بازگشتی و دسته‌ای به همراه در نظر گرفتن شرایط مشاهده‌پذیری آنها اجرا می‌شود. در فصل ششم روش‌های پیشنهادی شامل (۱) فیلتر ترکیبی (۲)

۱- Improved Pseudolinear Estimator

۲- Bias Compensation IPLE
۳- Improved IV

۴- Improved Weighted IV

فیلتر فازی (۳) فیلتر تطبیقی معرفی می شوند. و در انتها، فصل هفتم به نتیجه‌گیری و بیان پیشنهادات اختصاص دارد.

فصل ۲

توصیف مسئله اندازه‌گیری

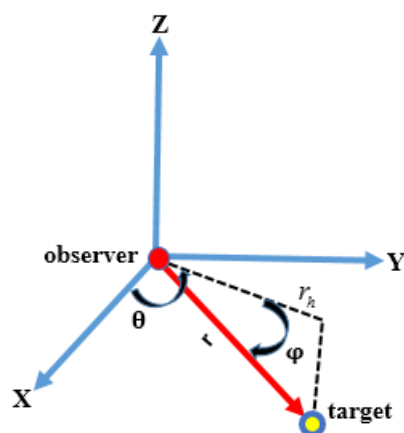
تنها سمت در حالت سه بعدی

۲-۱- مقدمه

همان‌طور که در فصل یک اشاره شد، هدف اصلی پایان‌نامه تخمین کمیت‌های حرکتی هدف می‌باشد. در واقع موضوع اصلی مسئله رهگیری هدف با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی، تخمین پارامترهای نامعلوم رابطه دینامیکی هدف از طریق اندازه‌گیری زوایه‌های بین مشاهده‌گر و هدف می‌باشد. بردار حالت مربوط به دینامیک هدف حاوی موقعیت و سرعت آن می‌باشد. در این فصل توضیحاتی در مورد حرکت هدف در مختصات کارتیزین و همچنین دینامیک مسئله مورد نظر داده می‌شود.

۲-۲- هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات کارتیزین

دستگاه مختصات سه‌بعدی در رهگیری هدف با استفاده از اندازه‌گیری سمت و ارتفاع در شکل ۲-۱ نشان داده شده است.



شکل ۲-۱: محور مختصات سه‌بعدی هدف و مشاهده‌گر

و معادلات حرکتی هدف در روابط ۱-۲ تا ۲-۲ بیان شده‌اند.

$$r = \sqrt{(x^{tg} - x^o)^2 + (y^{tg} - y^o)^2 + (z^{tg} - z^o)^2} \quad (1-2)$$

$$r_h = \sqrt{(x^{tg} - x^o)^2 + (y^{tg} - y^o)^2} \quad (2-2)$$

$$x^{tg} = r \cos(\varphi) \sin(\theta)$$

$$y^{tg} = r \cos(\varphi) \cos(\theta) \quad (3-2)$$

$$z^{tg} = -r \sin(\varphi)$$

که در آن $\theta \in [0, 2\pi]$ زاویه سمت و $\varphi \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ زاویه ارتفاع هدف می‌باشند. همچنین علامت 0 مربوط

به مشاهده‌گر و tg مربوط به هدف می‌باشد.

۲-۳- دینامیک هدف

مدلی که دینامیک هدف را تعریف می‌کند به طور ذاتی پیوسته است. که به صورت یک رابطه دینامیکی

مطابق با رابطه ۲-۴ بیان می‌شود:

$$\dot{x}^{tg}(t) = f_c(x^{tg}(t), u(t), w(t)) \quad (4-2)$$

که در آن x بردار حالت، به صورت زیر بیان می‌شود:

$$x = [x^{tg} \quad y^{tg} \quad z^{tg} \quad \dot{x}^{tg} \quad \dot{y}^{tg} \quad \dot{z}^{tg}]^T \quad (5-2)$$

$u(t)$ بردار معلوم ورودی و $w(t)$ نویز سیستم می‌باشد که مربوط به پارامترهای مدل نشده سیستم است.

رابطه دینامیکی در حالت گسسته به صورت زیر بیان می‌شود:

$$x_{k+1} = f_d(x_k, u_k, w_k) \quad (6-2)$$

۲-۴- معادلات حالت و اندازه‌گیری

تقریب خطی معادله دینامیکی هدف با سرعت ثابت در دستگاه مختصات کارتزین به صورت زیر بیان می‌شود

[۱۴]:

$$x_{k+1} = F_k x_k + G_k W_k \quad (۷-۲)$$

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix} W_k \quad (۸-۲)$$

رابطه دینامیکی هدف به صورت یک رابطه خطی و تغییرناپذیر با زمان توصیف و زاویه‌های اندازه‌گیری سمت

و ارتفاع که به روابط اندازه‌گیری معروف هستند به صورت زیر بیان می‌شوند [۹]:

$$Z_k = \begin{bmatrix} \theta \\ \varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{X}{Y}\right) \\ \arctan\left(\frac{-Z}{\sqrt{X^2 + Y^2}}\right) \end{bmatrix} + e_k \quad (۹-۲)$$

$$X = X^{tg} - X^o, Y = Y^{tg} - Y^o, Z = Z^{tg} - Z^o \quad (۱۱-۲)$$

که θ زاویه سمت^۱، φ زاویه ارتفاع^۲ و e_k نویز سفید گوسی با میانگین صفر می‌باشد.

از آنجایی که تخمین کمیت‌های هدف در مختصات قطبی همان‌طور که پیش‌تر نیز گفته شد، نه تنها تفاوت

چندانی با مختصات کارتزین ندارد [۷] بلکه پیچیدگی محاسباتی نیز به دلیل استفاده از روابط غیرخطی

افزایش می‌یابد. به همین دلیل در این پایان‌نامه از تحلیل‌های مربوط به مختصات قطبی صرف‌نظر می‌کنیم.

^۱- Bearing or Azimuth

^۲- Elevation

فصل ۲

معرفی و مقایسه

فیلترهای بازگشتی و دسته‌ای

۳-۱- مقدمه

هدف این فصل بررسی روابط ریاضی حاکم بر فیلترهای بازگشتی، دسته‌ای و در نهایت مقایسه آنها با یکدیگر می‌باشد. طراحی فیلترها برای هدف بدون مانور که در یک مسیر مستقیم و با سرعت ثابت در حال حرکت است، انجام می‌شود. برای این مهم در بخش فیلترهای بازگشتی KF، EKF، MGEKF و RPEKF بررسی خواهند شد و دلیل انتخاب فیلتر کالمن توسعه‌یافته در بخش فیلترهای بازگشتی همان‌طور که گفته شد، سرعت بالا آن و پایین‌تر بودن پیچیدگی محاسباتی است. در بخش فیلترهای دسته‌ای OVE، MLE، IPLE، BCIPLE، IIV و IWIV انتخاب شده‌اند. OVE یک تخمین‌گر دارای بایاس و RMSE بسیار زیادی می‌باشد به همین دلیل MLE پیشنهاد شد. اگرچه این فیلتر دارای بایاس با RMSE بسیار اندک است اما دارای پیچیدگی محاسباتی بالا می‌باشد و برای محیط‌های زیر آب مناسب نمی‌باشد. فیلتر IPLE نیز یک تخمین‌گر سرعت بالا است ولی به دلیل همبستگی بین ماتریس سیستم و نویز اندازه‌گیری از وجود بایاس زیاد، رنج می‌برد. به همین دلیل راهکاری برای از بین بردن این بایاس به نام BCIPLE پیشنهاد شد که بایاس حاصل از IPLE به شدت کاهش یافت. هر چند هنوز هم مسأله بایاس داشت. به همین دلیل فیلتر دیگری به نام IIV پیشنهاد گردید تا با از بین بردن همبستگی بین ماتریس سیستم و نویز اندازه‌گیری و تقویت همبستگی بین ماتریس IV و سیستم، بتواند بایاس را به اندازه بسیار زیادی کاهش داده و تقریباً به اندازه ML برساند با این تفاوت که پیچیدگی محاسباتی IIV بسیار کمتر از ML است. همچنین با اضافه نمودن ماتریس وزنی W و پیشنهاد فیلتر IWIV واریانس حاصل از تخمین IIV نیز کاهش پیدا می‌کند. در نهایت فیلتر IWIV یک فیلتر بدون بایاس، RMSE بسیار پایین و مناسب برای تخمین اولیه کمیت‌های حرکتی هدف می‌باشد. شایان ذکر است که توضیحات و روابط مربوط به بخش فیلترهای دسته‌ای از مرجع [۳۳] انتخاب شده است.

۲-۳- فیلترهای بازگشتی

۱-۲-۳ معرفی مسئله

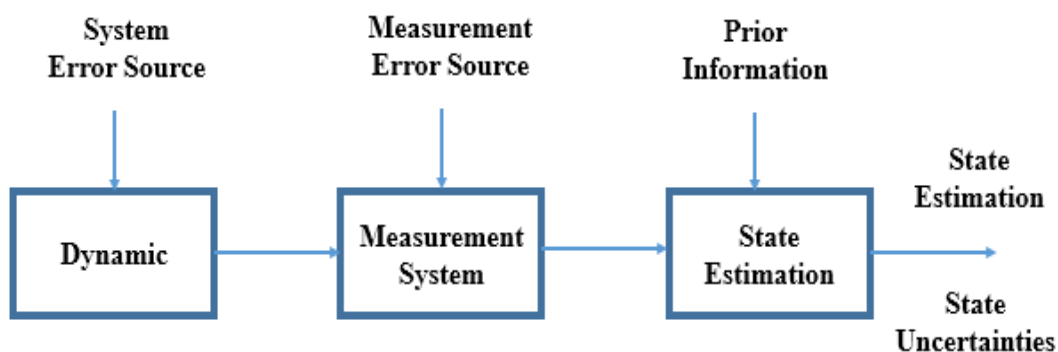
رابطه کلی معادله حالت و اندازه‌گیری در حالت گسسته برای تخمین کمیت‌های حرکتی هدف به صورت رابطه (۱-۳) و (۲-۳) می‌باشد.

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k) \quad (1-3)$$

$$z_k = h_k(x_k, v_k) \quad (2-3)$$

در روابط فوق x_k بردار حالت در زمان k ، z_k بردار اندازه‌گیری در زمان k ، u_k ورودی معلوم برای دینامیک سیستم در زمان k ، w_k نویز فرآیند در زمان k ، v_k نویز اندازه‌گیری در زمان k می‌باشند.

هدف مهمی که پایان‌نامه دنبال می‌کند، توزیع احتمال حالت‌های نامعلوم هدف، از روی زاویه‌های نویزی اندازه‌گیری شده است که بعضی اوقات تخمین کمیت‌های هدف هم می‌نامند. حال اگر بتوانیم توزیع احتمال حالت‌های هدف را که در ادامه تعریف می‌شوند به خوبی تخمین بزنیم، قادر خواهیم بود به یک حل بهینه برای تخمین کمیت‌های حرکتی هدف دست یابیم. در شکل ۱-۳ فرآیند این تخمین نشان داده شده است.



شکل ۱-۳: تخمین حالت‌های هدف

$$P(x_k | z_{1:k}) = \frac{P(z_k | x_k)P(x_k | z_{1:k-1})}{P(z_k | z_{1:k-1})}$$

$$P(z_k | z_{1:k-1}) = \int_{R^{n_x}} P(z_k | x_k)P(x_k | z_{1:k-1}) dx_k \quad (3-3)$$

$$P(x_{k+1} | z_{1:k}) = \int_{R^{n_x}} P(x_{k+1} | x_k)P(x_k | z_{1:k}) dx_k$$

از آنجایی که رسیدن به یک حل تحلیلی برای احتمال‌های بالا تقریباً غیرممکن می‌باشد، ازینرو از روش‌هایی استفاده می‌کنیم که نزدیک به حالت بهینه^۱ هستند که در بخش فیلترهای بازگشتی ارائه می‌شود [۳۴].

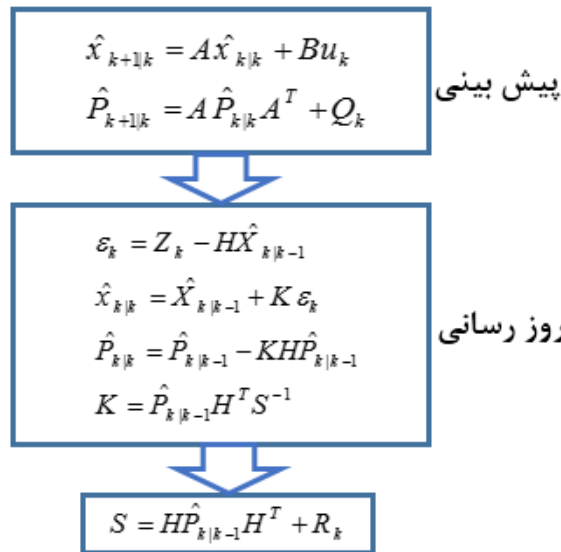
۳-۲-۲- فیلتر کالمن (KF^۲)

در سال ۱۹۹۱، کالمن با انتشار مقاله خود فیلتر خطی، بر اساس معیار حداقل مربعات را برای تخمین حالت سیستم‌های خطی پیشنهاد کرد. این فیلتر، به علت خصوصیات کم‌نظیر و حتی منحصر به فرد آن در کاربردهای مهندسی از جمله مسأله ردیابی هدف به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفت. برای اعمال فیلتر کالمن به هر سیستم عملی، باید در اولین قدم فرآیند سیستم و مشاهدات به صورت روابط خطی از متغیر حالت سیستم بیان شوند. فیلتر کالمن در مدل فضای حالت مطرح می‌شود و خروجی این فیلتر متغیرهای حالت سیستم هستند. برای اعمال فیلتر کالمن به یک فرآیند، لازم است ابتدا دو رابطه تعریف شوند. رابطه اول سیستم را بیان می‌کند که نشان‌دهنده رابطه بین متغیرهای حالت در دو زمان متوالی است و رابطه دوم بیان‌کننده رابطه بین متغیرهای حالت و اندازه‌گیری سیستم می‌باشد. این رابطه‌ها می‌توانند خطی یا غیرخطی باشند که در فیلتر کالمن استاندارد، این رابطه خطی بوده و در حالت غیرخطی باید از فیلتر کالمن توسعه یافته یا نمونه‌بردار استفاده کرد [۳۵،۳۶].

الگوریتم فیلتر کالمن در شکل ۳-۲ آورده شده است.

۱- Suboptimal

۲- Kalman Filter



شکل ۳-۲: الگوریتم تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط فیلتر کالمن (KF)

برای فیلتر کالمن روابط ۱-۳ و ۲-۳ را به صورت خطی زیر می‌نویسیم:

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Gw_k \quad (۴-۳)$$

$$y_k = Hx_k + v_k \quad (۵-۳)$$

که در آنها ماتریس‌های A ، B ، G و H ممکن است به زمان وابسته باشند ولی مستقل از بردار حالت می‌باشند.

فرض کنید $\{w_k, v_k\}$ نویز گوسی با میانگین صفر باشند که $Cov(w_k) = Q_k$ ماتریس نویز فرآیند و

$Cov(v_k) = R_k$ ماتریس نویز اندازه‌گیری بوده، همچنین x_0 مقدار اولیه بردار حالت و $Cov(x_0) = P_0$

ماتریس کوواریانس تخمین می‌باشد. طبق این شرایط می‌توان بردار حالت X را بر مبنای اندازه‌گیری‌های

y توسط فیلتر کالمن بدست آورد [۳۷].

در شکل ۳-۲، $\hat{X}_{k|k}$ تخمین بردار حالت در زمان t_k بوده که بر مبنای اندازه‌گیری‌های انجام شده تا زمان

t_k بدست آمده است ($Z_k = z_1, z_2, \dots, z_k$). در حالت مشابه $\hat{X}_{k|k-1}$ نشان‌دهنده تخمین بردار حالت در

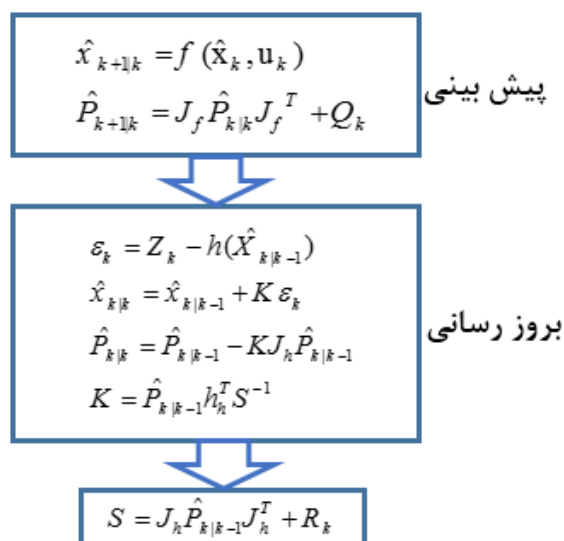
زمان t_k بر مبنای اندازه‌گیری‌های بدست آمده تا زمان t_{k-1} است. همچنین \hat{P}_k ماتریس کوواریانس تخمین

برای بردار حالت X در لحظه k می‌باشد. \hat{P}_k عدم قطعیت در تخمین بردار حالت را نشان می‌دهد. به

طوری که هر اندازه مقدار اولیه کوچکتر باشد باید این ماتریس نیز کوچکتر باشد و برعکس. پارامتر K همان بهره کالمن بوده که نشان دهنده ضریب تأثیر مقدار $\hat{X}_{k|k-1} - HX_k = \varepsilon_k$ است. بنابراین زمانی که مقدار \hat{P}_k بزرگ باشد بدین معنی است که عدم قطعیت در تخمین بردار حالت بزرگ بوده در این صورت مقدار K بزرگ شده و بنابراین اندازه‌گیری‌ها تأثیر زیادی در تصحیح تخمین خواهند داشت. این روند یک فیلتر سریع با اندازه‌گیری‌های قابل اعتماد به ما خواهد داد. کوچک بودن مقدار \hat{P}_k و K به عبارتی بیانگر فیلتر کندتر ولی مقاوم‌تر نسبت به نویز اندازه‌گیری می‌باشد. \hat{P}_k بستگی به مقداردهی اولیه خودش و مقادیر ماتریس کوواریانس Q_k و R_k دارد. طراح باید با دادن مقادیر مناسب به ماتریس‌های Q_k و R_k بتواند یک تعادل بین سرعت و مقاوم بودن فیلتر در برابر نویز اندازه‌گیری طراحی نماید. فیلتر کالمن یک حل بهینه تحت نویزهای گوسی ارائه می‌نماید. هر چند در عمل ممکن است نویز گوسی نباشد، به هر حال با فرض Q, R, \hat{P}_k مشخص، فیلتر کالمن برای معادله مرتبه دوم خطی بهترین فیلتر خطی می‌باشد [۳۸].

۳-۲-۳- فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)

فیلتر کالمن توسعه یافته یک روش متداول برای تخمین در سیستم‌های غیرخطی می‌باشد. به دلیل رفتار غیرخطی سیستم مورد بحث در موضوع پایان‌نامه، شکل استاندارد فیلتر کالمن قادر به تخمین متغیرهای حالت نخواهد بود و لذا فرم توسعه یافته آن بکار گرفته می‌شود. تخمین در این فیلتر مبتنی بر روش تحلیلی است. خاصیت اصلی این فیلتر این است که توابع غیرخطی موجود در روابط دینامیکی سیستم غیرخطی را با استفاده از بسط تیلور توابع غیرخطی مربوطه حول تخمین‌های انجام شده مرحله قبل، توسط توابع خطی تقریب زده می‌شوند و به عبارتی نوعی خطی‌سازی محلی انجام می‌شود [۱۱،۳۸]. فرآیند تخمین فیلتر کالمن توسعه یافته شامل دو مرحله پیش‌بینی و بروزرسانی است. که الگوریتم مربوط به آن در شکل ۳-۳ نشان داده شده است.

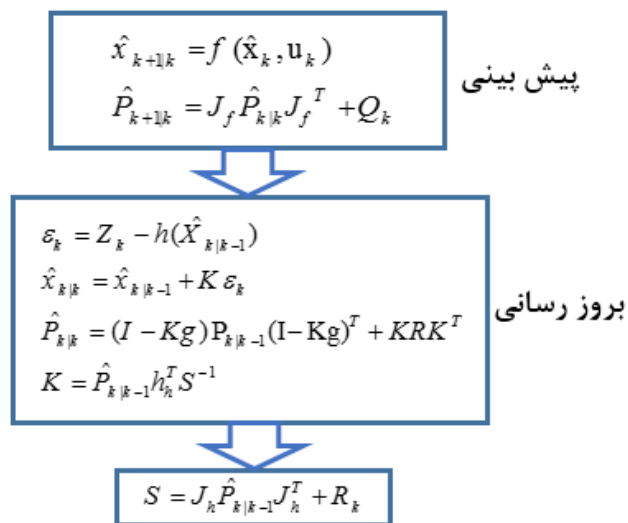


شکل ۳-۳: الگوریتم تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)

$$\begin{cases} J_f = \nabla_{x_k} f(x_k) |_{x_k = \hat{x}_{k|k-1}} \\ J_h = \nabla_x h(x_k) |_{x_k = \hat{x}_{k|k-1}} \end{cases} \quad (۶-۳)$$

۳-۲-۴- فیلتر کالمن توسعه یافته با بهره اصلاح شده (MGEKF)

در این فیلتر بهبود آن زمانی نسبت به EKF مشخص می‌شود که کوواریانس نویز فرآیند بزرگ شود. و حتی در بعضی شبیه‌سازی‌ها نشان داده خواهد شد که در سناریو انتخابی فیلتر EKF در کوواریانس نویز فرآیند کوچک، موفق‌تر عمل می‌کند و همچنین زمانی که کوواریانس تخمین اولیه مناسب نباشد، EKF عملکرد بهتری دارد. این فیلتر برای اولین بار بر روی مسئله رهگیری موشک اجرا شد و سپس در مسئله رهگیری زیردریایی بکار برده شده است. ذکر این نکته ضروری است که در اغلب سناریوهای در نظر گرفته شده در مقالات، سرعت مشاهده‌گر برابر صفر می‌باشد که این مسئله در بیشتر سناریوها جواب نمی‌دهد و حتی به دلیل رعایت نکردن مسئله مشاهده‌پذیری هدف، منجر به واگرایی تخمین‌ها نیز می‌شود. پس بهتر است که این مسئله همراه با مانور انجام شود. به همین دلیل در این پایان‌نامه این مسئله به صورت ویژه بررسی خواهد شد. شکل ۳-۴ الگوریتم مربوط به این فیلتر را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۴: الگوریتم تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط MGEKF

همچنین ماتریس بهره کالمن (g) به صورت زیر تعریف می‌شود [۳۹]:

$$g = \begin{bmatrix} \frac{-\sin \theta_m}{\hat{r}_{xyz} \sin \varphi_m} & \frac{\cos \theta_m}{\hat{r}_{xyz} \sin \varphi_m} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \cos \varphi_m \cos \left(\frac{\theta_m + \hat{\theta}}{2} \right) & \cos \varphi_m \sin \left(\frac{\theta_m + \hat{\theta}}{2} \right) & -\sin \varphi_m & 0 & 0 & 0 \\ \hat{r}_{xyz} \cos \left(\frac{\theta_m - \hat{\theta}}{2} \right) & \hat{r}_{xyz} \cos \left(\frac{\theta_m - \hat{\theta}}{2} \right) & \hat{r}_{xyz} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (۷-۳)$$

که در آن \hat{r}_{xyz} به صورت زیر محاسبه می‌شود:

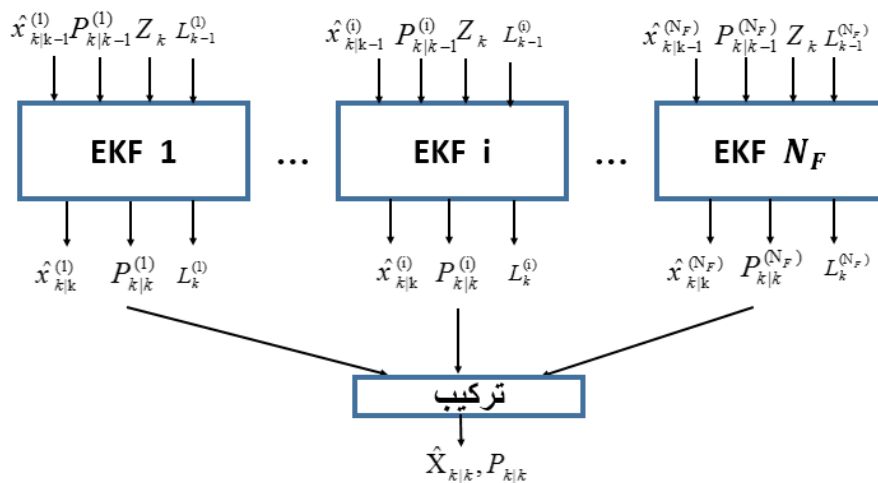
$$\hat{r}_{xyz} = \sqrt{\hat{x}^2 + \hat{y}^2 + \hat{z}^2} \quad (۸-۳)$$

بازهم به دلیل مشکل شرایط اولیه در این فیلتر و تفاوت نه چندان آن با EKF، در کوواریانس‌های کوچکتر، هنوز مشکلات ناشی از EKF به قوت خود باقی است.

Range-Parameterized EKF (RPEKF) - ۵-۲-۳

هدف اصلی RPEKF برطرف کردن مسئله مقداردهی اولیه بردار حالت تخمین و ماتریس کوواریانس تخمین می‌باشد. در این بخش مسئله رنج غیرفعال^۱ و استفاده از یک روش خاص به نام RPEKF موضوعی است که به آن پرداخته می‌شود. RPEKF شامل بانکی از فیلترهای کالمن توسعه یافته می‌شود که هر کدام از این فیلترها در رنج‌های خاصی قرار دارند. در مراجع [۴۰، ۴۱، ۲۰-۱۷] روش RPEKF توصیف شده است که شامل بانکی از فیلترهای کالمن توسعه یافته در مختصات دکارتی با مقداردهی اولیه متفاوت و رنج‌های مختلف هستند که برای کاربردهای BOT آورده شده است. با بررسی این مقالات می‌توان نتیجه گرفت که تنها در مرجع [۱۷]، به کاربرد این فیلتر در زیردریا اشاره شده است، به همین دلیل در این پایان‌نامه این فیلتر به صورت مفصل برای اهداف زیردریا شبیه‌سازی و عملکرد آن مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

ساختار RPEKF در شکل ۵-۳ نمایش داده شده است.



شکل ۵-۳: ساختار RPEKF

^۱ - Passive Ranging

در هر فاصله زمانی تخمین نهایی برای RPEKF از ترکیب این فیلترهای کالمن توسعه یافته بدست می‌آید که تأثیر هر کدام از این فیلترها به تنهایی، به ضریب احتمال آن فیلتر بستگی دارد که در ادامه ذکر خواهد شد. بدین ترتیب تخمین نهایی $\hat{x}_{k|k}$ و کوواریانس تخمین نهایی $P_{k|k}$ و احتمال هر فیلتر به صورت زیر تعریف می‌شوند [۱۷]:

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{i=1}^{N_F} w_k^{(i)} \hat{x}_{k|k}^{(i)} \quad (۹-۳)$$

$$P_{k|k} = \sum_{i=1}^{N_F} w_k^{(i)} [P_{k|k}^{(i)} + (\hat{x}_{k|k}^{(i)} - \hat{x}_{k|k})(\hat{x}_{k|k}^{(i)} - \hat{x}_{k|k})^T] \quad (۱۰-۳)$$

که در آن $\hat{x}_{k|k}$ تخمین نهایی بردار حالت، $P_{k|k}$ ماتریس کوواریانس تخمین در RPEKF و $w_k^{(i)}$ احتمال نرمالیزه شده برای هر فیلتر می‌باشد که به صورت زیر بدست می‌آید [۲۰].

$$w_k^{(i)} = \frac{p(z_k | i) w_{k-1}^{(i)}}{\sum_{j=1}^{N_F} p(z_k | j) w_{k-1}^{(j)}} \quad (۱۱-۳)$$

$$p(z_k | i) = \frac{1}{2\pi |S_i|^{1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z_k - \hat{z}_{k|k-1}^{(i)})^T S_i^{-1} (z_k - \hat{z}_{k|k-1}^{(i)})\right\}} \quad (۱۲-۳)$$

مقداردهی اولیه بردار حالت تخمین RPEKF از رابطه (۱۳-۳) بدست می‌آید [۲۰].

$$X_0^{(i)} = \begin{pmatrix} r^{(i)} \cos \theta_m \cos \varphi_m \\ r^{(i)} \sin \theta_m \sin \varphi_m \\ -r^{(i)} \sin \varphi_m \\ 0 - \dot{x}^o \\ 0 - \dot{y}^o \\ 0 - \dot{z}^o \end{pmatrix} \quad (۱۳-۳)$$

که در آن θ_m و φ_m به ترتیب زاویه‌های اندازه‌گیری شده سمت و ارتفاع و $r^{(i)}$ رنج مربوط به فیلتر کالمن توسعه یافته نام می‌باشد.

نحوه محاسبه ماتریس کوواریانس تخمین RPEKF نیز در رابطه (۱۴-۳) آورده شده است [۲۰].

$$P_0^{(i)} = R_{rot} P_{0_{LOS}}^{(i)} R_{rot}^T \quad (14-3)$$

که پارامترهای آن عبارتند از [۲۰]:

$$P_{0_{LOS}}^{(i)} = [diag((\sigma^{(i)})^2, (r^{(i)} \Delta\theta)^2, (r^{(i)} \Delta\varphi)^2), O_{3 \times 3}; O_{3 \times 3}, (\Delta v)^2 I_{3 \times 3}] \quad (15-3)$$

$$R_{I,B} = \begin{pmatrix} \cos \theta_m & \sin \theta_m & 0 \\ -\sin \theta_m & \cos \theta_m & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \varphi_m & 0 & \sin \varphi_m \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \varphi_m & 0 & \cos \varphi_m \end{pmatrix} \quad (16-3)$$

$$R_{rot} = \begin{pmatrix} (R_{I,B})^T & O_{3 \times 3} \\ O_{3 \times 3} & (R_{I,B})^T \end{pmatrix} \quad (17-3)$$

در رابطه (۱۵-۳)، $\Delta\theta$ ، $\Delta\varphi$ و Δv به ترتیب انحراف استاندارد زاویه ارتفاع، انحراف استاندارد زاویه سمت و عدم قطعیت سرعت هدف (برای تنظیم ماتریس کوواریانس است که عدد آن در این پایان نامه ۵ می باشد) می باشند.

همان طور که مشاهده شد RPEKF با اجرای همزمان چندین EKF مشکل مقداردهی اولیه را برطرف نمود. مشکل اصلی این فیلتر نیاز به تعداد بالای EKF در این فیلتر برای همگرایی بهتر تخمین ها می باشد که این قضیه باعث کندی سرعت فیلتر می شود. در ادامه راهکاری برای این مشکل ارائه خواهد شد.

۳-۲-۶- جمع بندی فیلترهای بازگشتی

در ابتدای این فصل به توضیح فیلتر کالمن استاندارد پرداختیم که به دلیل ناسازگاری این فیلتر با روابط غیرخطی حاکم بر مسئله 3DBOT، فیلتر کالمن توسعه یافته پیشنهاد شد. این فیلتر به دلیل تخمین های مناسب و سرعت اجرای بالای آن، یک فیلتر مناسب برای اهداف زیر آب به شمار می رود. از آنجایی که این فیلتر از وجود مقداردهی اولیه رنج می برد، اگر این مقداردهی ضعیف باشد موجب فروپاشی ماتریس کوواریانس تخمین شده و واگرایی تخمین ها را در پی خواهد داشت. از اینرو فیلتر کالمن توسعه یافته با بهره اصلاح شده پیشنهاد شد تا مانع فروپاشی زودهنگام این ماتریس شود. این فیلتر برای بار اول بر روی

موشک انجام شده است (محیط با نویز کم و سرعت حرکت زیاد). و نمی توان گفت که در همه شرایط بهتر از EKF عمل می کند. نکته با اهمیت مشکل مقداردهی اولیه در هر دو فیلتر یاد شده می باشد. در نهایت برای حل مسئله مقداردهی اولیه EKF، RPEKF پیشنهاد شد. این فیلتر با وجود تخمین های مناسب و برطرف کردن مسئله مقداردهی اولیه از سرعت اجرای پایینی برخوردار است. که راهکار پیشنهادی برای حل این مشکل توسط فیلترهای دسته ای ارائه می شود ازینرو در ادامه به بررسی این فیلترها خواهیم پرداخت.

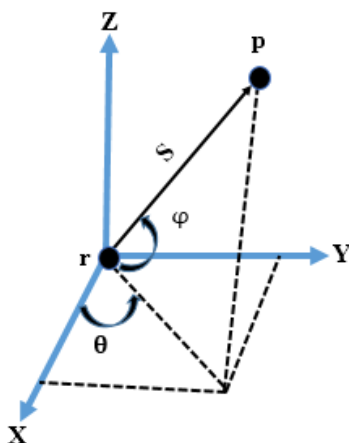
۳-۳- فیلترهای دسته ای [۳۳]

۳-۳-۱- توصیف مسئله در الگوریتم های دسته ای

در مسئله ره گیری با استفاده از اندازه گیری زاویه سمت و ارتفاع، هدف اصلی تخمین موقعیت هدف با استفاده از اندازه گیری زاویه سمت و ارتفاع می باشد که توسط سنسور در زمان های منظم طبق رابطه (۳-۱۸) جمع آوری می شوند.

$$t_k = kT / (N-1), k = 0, \dots, N-1 \quad (۳-۱۸)$$

که در آن T نشان دهنده زمان شبیه سازی یا به عبارتی زمان کل اندازه گیری بر حسب ثانیه می باشد. موقعیت مشاهده گر و هدف در دستگاه مختصات سه بعدی در شکل ۳-۶ نشان داده شده است.



شکل ۳-۶: زوایه های سمت و ارتفاع در حالت سه بعدی در فیلتر دسته ای

r_k و p_k در زمان‌های نمونه‌برداری k به ترتیب عبارتند از:

$$r_k = [r_{xk} \quad r_{yk} \quad r_{zk}]^T \quad (19-3)$$

$$p_k = [p_{xk} \quad p_{yk} \quad p_{zk}]^T \quad (19-3)$$

در فیلترهای دسته‌ای، برای اجرای مناسب آنها باید یک سری فرض مدنظر قرار گیرد که عبارتند از:

فرض ۱) هدف در طول زمان اندازه‌گیری (T) زاویه‌ها، با سرعت ثابت حرکت کند.

معادله حرکتی هدف طبق رابطه (۲۰-۳) نشان داده می‌شود.

$$p_k = p_0 + t_k v = M_k x \quad (20-3)$$

که در آن p_0 اولین اندازه‌گیری ($k=0$)، v سرعت ثابت هدف و M_k برابر است با:

$$M_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & t_k & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & t_k & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & t_k \end{bmatrix} \quad (21-3)$$

همچنین X یک بردار 6×1 است که پارامترهای حرکتی هدف مانند موقعیت و سرعت آن را نشان می‌دهد.

$$x = [p_0 \quad v]^T \quad (22-3)$$

در نهایت فاصله هدف با مشاهده‌گر به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$S_k(X) = p_k - r_k = M_k x - r_k = [S_{xk}(X) \quad S_{yk}(X) \quad S_{zk}(X)]^T \quad (23-3)$$

زاویه سمت $\theta(X)$ و زاویه ارتفاع $\varphi(X)$ را با روابط غیرخطی حاصل از شکل ۳-۶ به صورت زیر توصیف

می‌کنیم:

$$\theta_k(X) = \tan^{-1} \left(\frac{S_{yk}(X)}{S_{xk}(X)} \right) \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (24-3)$$

$$\varphi_k(\mathbf{X}) = \sin^{-1} \left(\frac{S_{zk}(\mathbf{X})}{\|S_k(\mathbf{X})\|} \right) \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (25-3)$$

فرض ۲) زوایه‌های جمع‌آوری شده توسط سنسور، بدون بایاس زمانی هستند.

فرض ۳) زوایه‌های اندازه‌گیری شده توسط سنسور، آغشته به نویز گوسی مستقل با میانگین صفر می‌باشند

که به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\tilde{\theta}_k = \theta_k(\mathbf{X}) + n_k \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (26-3)$$

$$\tilde{\varphi}_k = \varphi_k(\mathbf{X}) + w_k \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (27-3)$$

در روابط فوق $\tilde{\theta}_k$ و $\tilde{\varphi}_k$ به ترتیب زوایه‌های سمت نویزی و ارتفاع نویزی هستند. n_k و w_k نیز به ترتیب نویز سفید گوسی با واریانس‌های $\sigma_{\theta_k}^2$ و $\sigma_{\varphi_k}^2$ هستند.

فرض ۴) هدف باید مشاهده‌پذیر باشد، که این مهم نیازمند مانور مشاهده‌گر در طول اندازه‌گیری می‌باشد [۴۱ و ۴۲].

هدف، تخمین بردار \mathbf{X} با استفاده از دنباله اندازه‌گیری‌های بدست آمده به صورت

$$\tilde{\beta} = [\tilde{\theta}_0, \dots, \tilde{\theta}_{N-1}, \tilde{\varphi}_0, \dots, \tilde{\varphi}_{N-1}]^T$$

شامل N تا اندازه‌گیری سمت و N تا اندازه‌گیری ارتفاع می‌باشد. برای

این مهم تخمین‌گرهایی را در بخش‌های بعدی ذکر خواهیم نمود.

۳-۳-۲- تخمین‌گر بردار متعامد (OVE)

با استفاده از رابطه (۲۳-۳) خواهیم داشت:

$$p_k = r_k + S_k(\mathbf{X}) \quad (28-3)$$

حال بردار c_k^T را طوری انتخاب می‌کنیم که شرایط زیر برآورده شوند:

شرط ۱) دو بردار c_k و $S_k(X)$ بریکدیگر عمود باشند یا به عبارتی دیگر ضرب داخلی این دو بردار صفر باشد

$$(c_k^T S_k(X) = 0, \|c_k\| = 1) \text{ در نتیجه داریم:}$$

$$c_k^T p_k = c_k^T r_k \quad (29-3)$$

$$c_k = \begin{bmatrix} \cos(\phi_k + \pi/2) \cos(\theta_k + \pi/2) \\ \cos(\phi_k + \pi/2) \sin(\theta_k + \pi/2) \\ \sin(\phi_k + \pi/2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sin \phi_k \cos \theta_k \\ -\sin \phi_k \sin \theta_k \\ \cos \phi_k \end{bmatrix} \quad (30-3)$$

$S_k(X)$ که در رابطه (۲۳-۳) تعریف شده است، برحسب زوایه‌های سمت و ارتفاع به صورت زیر نمایش

داده می‌شود:

$$S_k(X) = \|S_k(X)\| \begin{bmatrix} \cos \phi_k \cos \theta_k \\ \cos \phi_k \sin \theta_k \\ \sin \phi_k \end{bmatrix} \quad (31-3)$$

که در آن $\|S_k(X)\|$ برابر است با:

$$\|S_k(X)\| = \sqrt{S_{xk}(X)^2 + S_{yk}(X)^2 + S_{zk}(X)^2} \\ = \sqrt{(p_{xk} - r_{xk})^2 + (p_{yk} - r_{yk})^2 + (p_{zk} - r_{zk})^2} \quad (32-3)$$

از آنجایی که دانش درستی از مقدار θ_k و ϕ_k در دسترس نیست از اینرو از زوایه‌های اندازه‌گیری شده استفاده

می‌کنیم که در اینصورت پارامتر خطای η_k در رابطه (۲۹-۳) ظاهر خواهد شد و در نتیجه خواهیم داشت:

$$\tilde{c}_k^T p_k = \tilde{c}_k^T r_k + \eta_k \quad (33-3)$$

$$\tilde{c}_k = \begin{bmatrix} -\sin \phi_k \cos \theta_k \\ -\sin \phi_k \sin \theta_k \\ \cos \phi_k \end{bmatrix} \quad (34-3)$$

در رابطه (۳۳-۳)، η_k یک تابع غیرخطی است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\eta_k = \frac{\|S_k(X)\|}{4} (\sin(w_k - n_k) - \sin(n_k + w_k) - \sin(2\phi_k + n_k + w_k) - \sin(2\phi_k + n_k - w_k) + 2\sin(2\phi_k + n_k) - 2\sin n_k) \quad (35-3)$$

با استفاده از رابطه (۳-۲۰) می توان رابطه (۳-۳۳) را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\tilde{c}_k^T M_k x = \tilde{c}_k^T r_k + \eta_k \quad (۳۶-۳)$$

رابطه (۳-۳۶) برای $k = 0, \dots, N-1$ اندازه گیری، منجر به سیستم خطی زیر می شود:

$$Fx = b + \eta \quad (۳۷-۳)$$

که در آن

$$F = \begin{bmatrix} \tilde{c}_0^T M_0 \\ \tilde{c}_1^T M_1 \\ \vdots \\ \tilde{c}_{N-1}^T M_{N-1} \end{bmatrix}_{N \times 6} \quad b = \begin{bmatrix} \tilde{c}_0^T r_0 \\ \tilde{c}_1^T r_1 \\ \vdots \\ \tilde{c}_{N-1}^T r_{N-1} \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad \eta = \begin{bmatrix} \eta_0 \\ \eta_1 \\ \vdots \\ \eta_{N-1} \end{bmatrix}_{N \times 1} \quad (۳۸-۳)$$

است. در نتیجه با صرف نظر از η می توان با روش حداقل مربعات بردار X را به صورت زیر تخمین زد.

$$\tilde{x}_{3DOVE} = (F^T F)^{-1} F^T b \quad (۳۹-۳)$$

بدین ترتیب با استفاده از OVE بردار X را که شامل پارامترهای موقعیت و سرعت هدف در راستای بردار

های X ، Y و Z هستند، تخمین زده شد. ولی این تخمین ها همان طور که در بخش شبیه سازی مشاهده

خواهیم کرد دارای RMSE فراوانی بوده به همین دلیل در بخش بعدی از MLE استفاده می شود.

۳-۳-۳- تخمین گر حداکثر شباهت (MLE)

در روش حداکثر شباهت، بردار x با کمینه کردن تابع هزینه ML یا همان $J_{ML}(X)$ به صورت زیر بدست

خواهد آمد:

$$\hat{x}_{ML} = \arg \min_{x \in \mathcal{R}^6} J_{ML}(X) \quad (۴۰-۳)$$

که در آن تابع هزینه $J_{ML}(X)$ به صورت زیر تعریف می شود:

$$J_{ML}(X) = [h(X) - \tilde{\beta}]^T \sum^{-1} [h(X) - \tilde{\beta}] = e^T(X) \sum^{-1} e(X) \quad (۴۱-۳)$$

در رابطه فوق $h(\mathbf{X})$ و $e(\mathbf{X})$ عبارتند از:

$$h(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \tan^{-1}\left(\frac{S_{y0}(\mathbf{X})}{S_{x0}(\mathbf{X})}\right) \\ \vdots \\ \tan^{-1}\left(\frac{S_{y(N-1)}(\mathbf{X})}{S_{x(N-1)}(\mathbf{X})}\right) \\ \hline \sin^{-1}\left(\frac{S_{z0}(\mathbf{X})}{\|S_0(\mathbf{X})\|}\right) \\ \vdots \\ \sin^{-1}\left(\frac{S_{z(N-1)}(\mathbf{X})}{\|S_{(N-1)}(\mathbf{X})\|}\right) \end{bmatrix}_{2N \times 1}, e(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \tan^{-1}\left(\frac{S_{y0}(\mathbf{X})}{S_{x0}(\mathbf{X})}\right) - \tilde{\theta}_0 \\ \vdots \\ \tan^{-1}\left(\frac{S_{y(N-1)}(\mathbf{X})}{S_{x(N-1)}(\mathbf{X})}\right) - \tilde{\theta}_{N-1} \\ \hline \sin^{-1}\left(\frac{S_{z0}(\mathbf{X})}{\|S_0(\mathbf{X})\|}\right) - \tilde{\varphi}_0 \\ \vdots \\ \sin^{-1}\left(\frac{S_{z(N-1)}(\mathbf{X})}{\|S_{(N-1)}(\mathbf{X})\|}\right) - \tilde{\varphi}_{N-1} \end{bmatrix}_{2N \times 1} \quad (42-3)$$

که در آن Σ یک ماتریس کوواریانس $2N \times 2N$ به صورت زیر می‌باشد:

$$\Sigma = \text{diag} \left\{ \sigma_{\theta_0}^2, \dots, \sigma_{\theta_{N-1}}^2, \sigma_{\phi_0}^2, \dots, \sigma_{\phi_{N-1}}^2 \right\} \quad (43-3)$$

به منظور کمینه کردن رابطه (3-41) از قانون گوس-نیوتن (GN)^۱ استفاده می‌شود. در این صورت بردار \mathbf{X} در هر مرحله به صورت بازگشتی بدست خواهد آمد:

$$\hat{x}(i+1) = \hat{x}(i) - (g^T(\hat{\mathbf{X}}(i)) \Sigma^{-1} g(\hat{\mathbf{X}}(i)))^{-1} \\ \times g^T(\hat{\mathbf{X}}(i)) \Sigma^{-1} e(\hat{\mathbf{X}}(i)) \quad i = 0, 1, \dots \quad (44-3)$$

در رابطه فوق $g(\hat{\mathbf{X}}(i))$ یک ماتریس $2N \times 6$ ، ژاکوبین $e(\mathbf{X})$ در $x = \hat{x}(i)$ می‌باشد که به صورت زیر نشان داده می‌شود:

^۱- Gauss Newton(GN)

$$g(\hat{X}(i)) = \begin{bmatrix} \frac{u_0^T(\hat{X}(i))M_0}{\|M_0\hat{x}(i) - r_0\|} \\ \vdots \\ \frac{u_{N-1}^T(\hat{X}(i))M_{N-1}}{\|M_{N-1}\hat{x}(i) - r_{N-1}\|} \\ \hline \frac{v_0^T(\hat{X}(i))M_0}{\|M_0\hat{x}(i) - r_0\|} \\ \vdots \\ \frac{v_{N-1}^T(\hat{X}(i))M_{N-1}}{\|M_{N-1}\hat{x}(i) - r_{N-1}\|} \end{bmatrix}_{2N \times 6}, \quad (45-3)$$

$$u_k(\hat{X}(i)) = \frac{1}{\cos(\phi_k(\hat{X}(i)))} \begin{bmatrix} -\sin(\theta_k(\hat{X}(i))) \\ \cos(\theta_k(\hat{X}(i))) \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$v_k(\hat{X}(i)) = \begin{bmatrix} -\sin(\phi_k(\hat{X}(i)))\cos(\theta_k(\hat{X}(i))) \\ -\sin(\phi_k(\hat{X}(i)))\sin(\theta_k(\hat{X}(i))) \\ \cos(\phi_k(\hat{X}(i))) \end{bmatrix}$$

آنچه در این روش بیش از پیش حائز اهمیت است این است که اگرچه تخمین‌های بدون بایاس و دارای RMSE پایینی را در این روش شاهد خواهیم بود ولی این روش همان‌طور که در رابطه (۳-۴۴) نشان داده شده است چون از الگوریتم GN استفاده می‌کند دارای الگوریتم تکراری بوده و نیازمند مقداردهی اولیه می‌باشد. چنانچه این مقداردهی اولیه مناسب نباشد، باعث واگرایی فیلتر می‌شود. همچنین، از آنجا که پیچیدگی محاسباتی این فیلتر زیاد می‌باشد، زمان اجرای این روش به شدت زیاد بوده و اصلاً برای محیط‌های زیر آب مناسب به نظر نمی‌رسد. به همین دلیل در بخش بعدی سراغ فیلتر دیگری به نام IPLE خواهیم رفت.

۳-۳-۴- تخمین‌گر شبه‌خطی بهبود یافته (IPLE)

در این بخش، روش جدید برای ره‌گیری هدف در حالت سه‌بعدی با استفاده از اندازه‌گیری زاویه‌های سمت و ارتفاع پیشنهاد می‌شود. این روش دارای یک حل بسته بوده و ضمن کم بودن پیچیدگی محاسباتی، نیاز به مقداردهی اولیه ندارد.

هدف، بیان رابطه (۳-۴۱) با استفاده از روابط (۳-۴۲) و (۴-۴۶) است. به گونه‌ای که پیچیدگی محاسباتی که در بخش قبل با آن رو به رو بودیم توسط این روش بهبود پیدا کند.

$$e(\mathbf{X}) = [e_0(\mathbf{X}), \dots, e_{N-1}(\mathbf{X}), f_0(\mathbf{X}), \dots, f_{N-1}(\mathbf{X})]^T \quad (۳-۴۶)$$

در رابطه (۳-۴۶)، $e_k(\mathbf{X})$ و $f_k(\mathbf{X})$ به ترتیب به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$e_k(\mathbf{X}) = \tan^{-1} \left(\frac{S_{yk}(\mathbf{X})}{S_{xk}(\mathbf{X})} \right) - \tilde{\theta}_k \quad (۳-۴۷)$$

$$f_k(\mathbf{X}) = \sin^{-1} \left(\frac{S_{zk}(\mathbf{X})}{\|S_k(\mathbf{X})\|} \right) - \hat{\phi}_k \quad (۳-۴۸)$$

حال تابع هزینه رابطه (۳-۴۱) به صورت رابطه (۳-۴۹) بیان می‌شود.

$$J(\mathbf{X}) \approx \sum_{k=0}^{N-1} \left(\frac{e_k^2(\mathbf{X})}{\sigma_{\theta_k}^2} + \frac{f_k^2(\mathbf{X})}{\sigma_{\phi_k}^2} \right) \quad (۳-۴۷)$$

با فرض اینکه در خطاهای اندازه‌گیری به اندازه کافی کوچک، $e_k(\mathbf{X})$ و $f_k(\mathbf{X})$ در رابطه (۳-۴۷) را می‌توان به ترتیب با $\sin e_k(\mathbf{X})$ و $\sin f_k(\mathbf{X})$ جایگذاری نمود در این صورت تابع هزینه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$J(\mathbf{X}) \approx \sum_{k=0}^{N-1} \left(\frac{\sin^2 e_k(\mathbf{X})}{\sigma_{\theta_k}^2} + \frac{\sin^2 f_k(\mathbf{X})}{\sigma_{\phi_k}^2} \right) \quad (۳-۴۸)$$

در نهایت با ساده سازی، تابع هزینه به صورت رابطه (۳-۵۱) تعریف می‌شود.

$$J(\mathbf{X}) \approx \sum_{k=0}^N \frac{(\tilde{\mathbf{a}}_k^T (\mathbf{M}_k \mathbf{X} - \mathbf{r}_k))^2}{(S_{yk}(\mathbf{X})^2 + S_{xk}(\mathbf{X})^2) \sigma_{\theta_k}^2} + \frac{(\tilde{\mathbf{c}}_k^T (\mathbf{M}_k \mathbf{X} - \mathbf{r}_k))^2}{\|S_k(\mathbf{X})\|^2 \sigma_{\phi_k}^2} \quad (۳-۵۱)$$

$$\approx (\mathbf{F}_1 \mathbf{X} - \mathbf{b}_1)^T (\mathbf{W}(\mathbf{X}))^{-1} (\mathbf{F}_1 \mathbf{X} - \mathbf{b}_1)$$

که در رابطه فوق پارامترهای $\tilde{\mathbf{a}}_k$ ، $\tilde{\mathbf{c}}_k$ ، \mathbf{b}_1 ، $\mathbf{W}(\mathbf{X})$ (ماتریس وزنی $2N \times 2N$) و در نهایت \mathbf{F}_1 عبارتند از:

$$\tilde{\mathbf{a}}_k = [\sin \tilde{\theta}_k, -\cos \tilde{\theta}_k, 0]^T \quad (۳-۵۲)$$

$$\tilde{\mathbf{c}}_k = [-\sin \tilde{\phi}_k \cos \tilde{\theta}_k, -\sin \tilde{\phi}_k \sin \tilde{\theta}_k, \cos \tilde{\phi}_k]^T \quad (۳-۵۳)$$

$$F_1 = \frac{\begin{bmatrix} \tilde{a}_0^T M_0 \\ \tilde{a}_1^T M_1 \\ \vdots \\ \tilde{a}_{N-1}^T M_{N-1} \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} \tilde{c}_0^T M_0 \\ \tilde{c}_1^T M_1 \\ \vdots \\ \tilde{c}_{N-1}^T M_{N-1} \end{bmatrix}}_{2N \times 6} \quad b_1 = \frac{\begin{bmatrix} \tilde{a}_0^T r_0 \\ \tilde{a}_1^T r_1 \\ \vdots \\ \tilde{a}_{N-1}^T r_{N-1} \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} \tilde{c}_0^T r_0 \\ \tilde{c}_1^T r_1 \\ \vdots \\ \tilde{c}_{N-1}^T r_{N-1} \end{bmatrix}}_{2N \times 1} \quad (54-3)$$

$$W(X) = \{l_0^2 \sigma_{\theta_0}^2, \dots, l_{N-1}^2 \sigma_{\theta_{N-1}}^2, d_0^2 \sigma_{\phi_0}^2, \dots, d_{N-1}^2 \sigma_{\phi_{N-1}}^2\} \quad (55-3)$$

در رابطه (55-3)، d_k و l_k به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$d_k = \|S_k(X)\| \quad (56-3)$$

$$l_k = \sqrt{S_{xk}^2(X) + S_{yk}^2(X)} \quad (57-3)$$

در نهایت بردار X با استفاده از تخمین گر IPLE به صورت رابطه (58-3) بدست می‌آید.

$$\hat{x} = (F_1^T W^{-1} F_1)^{-1} F_1^T W^{-1} b_1 \quad (58-3)$$

از آنجایی که دانشی از ماتریس وزنی نداریم، در نهایت بردار \hat{X} به صورت زیر در خواهد آمد:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{3DIPLE} &= \arg \min_{x \in \mathfrak{R}^6} \|F_1 x - b_1\|^2 \\ &= (F_1^T F_1)^{-1} F_1^T b_1 \end{aligned} \quad (59-3)$$

همان‌طور که در رابطه (54-3) دیده می‌شود، برای تخمین بردار X از طریق تخمین گر IPLE، تعداد سطرهای ماتریس موردنیاز برابر $2N$ می‌باشد ولی در تخمین گر OVE همان‌طور که در رابطه (38-3) دیده می‌شود تعداد سطرهای ماتریس موردنیاز برابر N می‌باشد. این حقیقت گویای این مهم است که برای تخمین بردار X از طریق تخمین گر IPLE اطلاعات بیشتری در دسترس قرار می‌گیرد و در نهایت تخمین بهتری نسبت به OVE خواهیم داشت. و در مقایسه IPLE با تخمین گر ML، همان‌طور که دیده شد تابع هزینه ML توسط تخمین گر IPLE به گونه‌ای متفاوت حل شد و در آن از الگوریتم تکراری گوس نیوتن استفاده

نشد. اگر چه ضمن داشتن سرعت بالای IPLE و دارا بودن یک حل بسته برای تخمین بردار x ، دیگر نیاز به مقداردهی اولیه نداشته باشد ولی با این حال این فیلتر هنوز دارای تخمین مناسب نیست و کمی بایاس در آن مشاهده می‌شود. برای این قضیه فیلتر دیگر به نام BCIPLE پیشنهاد می‌شود تا بایاس حاصل از فیلتر IPLE را کاهش دهد و همچنین RMSE را بهبود بخشد.

۳-۳-۵- تخمین گر جبران کننده بایاس برای IPLE (BCIPLE)

با استفاده از رابطه (۳-۵۹) می‌توان فهمید که خطای بردار تخمین برابر است با:

$$\eta_1 = F_1 x - b_1 \quad (۳-۶۰)$$

با جایگذاری رابطه (۳-۵۳) در (۳-۵۲)، بردار تخمین برای تخمین گر IPLE به صورت زیر در خواهد آمد:

$$\hat{x}_{3DIPL E} = x - (F_1^T F_1)^{-1} F_1^T \eta_1 \quad (۳-۶۱)$$

و بایاس لحظه‌ای IPLE را در رابطه (۳-۶۲) مشاهده خواهیم نمود.

$$\delta_i = -(F_1^T F_1)^{-1} F_1^T \eta_1 \quad (۳-۶۲)$$

از آنجایی که η_1 نامعلوم است، برای اندازه‌گیری‌های زیاد، ترم $F_1^T \eta_1$ با $E \{F_1^T \eta_1\}$ تقریب زده می‌شود

$$\hat{\delta}_i = -(F_1^T F_1)^{-1} E \{F_1^T \eta_1\} \quad (۳-۶۳)$$

در نهایت با ساده سازی روابط، تخمین بایاس لحظه‌ای به صورت زیر بدست خواهد آمد:

$$\begin{aligned} \hat{\delta}_i = & -(F_1^T F_1)^{-1} \left(\sum_{k=0}^{N-1} M_k^T \left(\mu_k^2 (\hat{\alpha}_k + \frac{1}{4} \sin(2\hat{\phi}_k)) \psi_k \right) \right. \\ & \left. + \lambda_k^2 (M_k^T \hat{x}_{3DIPL E} - r_k) (1 - \mu_k^2 \cos^2 \hat{\phi}_k) \right) \end{aligned} \quad (۳-۶۴)$$

با کم کردن بایاس حاصل از 3DIPL E از مقدار تخمین آن، بایاس جبران شده 3DIPL E بدست خواهد آمد که به صورت زیر نشان می‌دهند:

$$\hat{x}_{3DBCIPL E} = \hat{x}_{3DIPL E} - \hat{\delta}_i \quad (۳-۶۵)$$

خطای ماتریس کوواریانس با استفاده از $\hat{X}_{3DBCIPLE}$ به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\begin{aligned} C_{3DBCIPLE} &= E \left\{ (\hat{x}_{3DBCIPLE} - x)(\hat{x}_{3DBCIPLE} - x)^T \right\} \\ &= C_{3DIPLE} - E \left\{ \hat{\delta}_i \hat{\delta}_i^T \right\} - E \left\{ \hat{\delta}_i \delta_i^T \right\} + E \left\{ \hat{\delta}_i \hat{\delta}_i^T \right\} \\ &\approx C_{3DIPLE} - E \left\{ \delta_i \delta_i^T \right\} \end{aligned} \quad (۶۶-۳)$$

تقریب بالا با استفاده از تقریب $\hat{\delta}_i \approx \delta_i$ بدست آمده است. از رابطه (۶۶-۳) می‌توان استنتاج کرد که علاوه بر کاهش بایاس در $3DBCIPLE$ ، RMSE حاصل از $\hat{x}_{3DBCIPLE}$ ، نیز نسبت به \hat{x}_{3DIPLE} کاهش پیدا کرده است. بنابراین همان‌طور که در بالا دیده شد مشکل بایاس و RMSE تخمین بردار X تا حدودی برطرف شد ولی هنوز هم در این فیلتر (3DBCIPLE) بایاس وجود دارد که برای از بین بردن آن از روش دیگری به نام متغیر ابزاری (IV) استفاده می‌کنند. که این روش در بخش بعدی توضیح داده خواهد شد.

۳-۳-۶- تخمین‌گر متغیر ابزاری (IV)

روش متغیر ابزاری یک روش کارآمد برای از بین بردن همبستگی بین ماتریس سیستم و نویز اندازه‌گیری می‌باشد که این مهم توسط ماتریس متغیر ابزاری (IV) انجام می‌شود. و یک روش بدون بایاس و دارای RMSE بسیار پایین و قابل قبول می‌باشد. همان‌طور که در آخر قسمت قبل اشاره شد اگرچه فیلتر $3DBCIPLE$ بایاس حاصل از $3DIPLE$ را کاهش داد ولی نتوانست آن را تقریباً از بین ببرد. برای این منظور و برای اینکه بایاس تقریباً از بین برود دو تخمین‌گر IIV و IWIV توسعه پیدا کردند. که یک حل بسته با بکارگیری $3DBCIPLE$ در رابطه (۷۲-۳) تولید می‌کنند و بایاس را تقریباً از بین می‌برند و RMSE تخمین را به پایین‌ترین حد می‌رسانند.

۳-۳-۷- تخمین‌گر متغیر ابزاری بهبود یافته (IIV)

روش $3DIIV$ همبستگی بین ماتریس سیستم و نویز اندازه‌گیری را با ساختن ماتریس IV از بین می‌برد. این ماتریس هیچ گونه همبستگی با نویز اندازه‌گیری ندارد. رابطه رایج تخمین‌گر $3DIPL$ عبارت است از:

$$F_1^T F_1 \hat{x}_{3DIPL} = F_1^T b_1 \quad (67-3)$$

برای غلبه بر بایاس حاصل از $3DIPL$ روش IV در [۴۳، ۴۴، ۴۵] پیشنهاد شد، که رابطه داده شده در بالا را به صورت زیر اصلاح می‌کند:

$$G_1^T F_1 \hat{x}_{3DIIV} = G_1^T b_1 \quad (68-3)$$

در رابطه بالا، G_1 ماتریس IV نامیده می‌شود [۴۳] و \hat{X}_{3DIIV} در نهایت به صورت زیر تخمین زده می‌شود:

$$\hat{x}_{3DIIV} = (G_1^T F_1)^{-1} G_1^T b_1 \quad (69-3)$$

ماتریس بهینه IV توسط ماتریس بدون نویز F_1 بدست می‌آید و از آنجایی که هیچ اطلاع درستی در مورد زاویه‌های سمت و ارتفاع بدون نویز در دسترس نیست از تخمین آنها با استفاده از روش $3DBCIPLE$ استفاده می‌کنیم در این صورت خواهیم داشت:

$$\hat{\theta}_k = \tan^{-1} \left(\frac{S_{yk}(\hat{X}_{3DBCIPLE})}{S_{xk}(\hat{X}_{3DBCIPLE})} \right) \quad (70-3)$$

$$\hat{\phi}_k = \sin^{-1} \left(\frac{S_{zk}(\hat{X}_{3DBCIPLE})}{\|S_k(\hat{X}_{3DBCIPLE})\|} \right) \quad (71-3)$$

ماتریس G_1 با استفاده از $\hat{\theta}_k$ و $\hat{\phi}_k$ به صورت (۷۹-۳) بیان می‌شود:

$$G_1 = \begin{bmatrix} \tilde{a}_0^T M_0 \\ \tilde{a}_1^T M_1 \\ \vdots \\ \tilde{a}_{N-1}^T M_{N-1} \\ \hline \tilde{c}_0^T M_0 \\ \tilde{c}_1^T M_1 \\ \vdots \\ \tilde{c}_{N-1}^T M_{N-1} \end{bmatrix}_{2N \times 6} \quad \hat{a}_k = \begin{bmatrix} \sin \hat{\theta}_k \\ -\cos \hat{\theta}_k \\ 0 \end{bmatrix} \quad \hat{c}_k = \begin{bmatrix} -\sin \hat{\phi}_k \cos \hat{\theta}_k \\ -\sin \hat{\phi}_k \sin \hat{\theta}_k \\ \cos \hat{\phi}_k \end{bmatrix} \quad (72-3)$$

حال برای اینکه واریانس تخمین کاهش داده شود از تخمین گر دیگری به نام $3DIWIV$ استفاده می شود.

۳-۳-۸- تخمین گر متغیر ابزاری بهبود یافته وزن دار شده (IWIV)

در اینجا برای کاهش واریانس تخمین از یک ماتریس وزنی W استفاده می شود که نام این روش نیز بر همین

مبنا $3DIWIV$ نام گذاری می شود. که توسط آن تخمین بردار X به صورت زیر خواهد بود:

$$\hat{x}_{3DIWIV} = (G_1^T W^{-1} F_1)^{-1} G_1^T W^{-1} b_1 \quad (۷۳-۳)$$

که در آن ماتریس وزنی W به صورت زیر می باشد:

$$W = \left\{ \hat{l}_0^2 \sigma_{\theta_0}^2, \dots, \hat{l}_{N-1}^2 \sigma_{\theta_{N-1}}^2, (\hat{d}_0^2 - \hat{l}_0^2 \sigma_{\theta_0}^2) \sigma_{\phi_0}^2, \dots, (\hat{d}_{N-1}^2 - \hat{l}_{N-1}^2 \sigma_{\theta_{N-1}}^2) \sigma_{\phi_{N-1}}^2 \right\} \quad (۷۴-۳)$$

در رابطه فوق \hat{d}_k و \hat{l}_k به صورت زیر محاسبه می شوند.

$$\hat{d}_k = \|M_k \hat{x}_{3DBCIPLE} - r_k\| \quad (۷۵-۳)$$

$$\hat{l}_k = \|M_k \hat{x}_{3DBCIPLE} - r_k\| \cos \hat{\phi}_k \quad (۷۶-۳)$$

بدین ترتیب در ره گیری با استفاده از اندازه گیری زوایه های سمت و ارتفاع، با استفاده از تخمین گر IWIV

توانستیم کمیت های حرکتی هدف را تقریباً بدون بایاس، پیچیدگی محاسباتی کم و سرعت اجرای بالا

تخمین بزنیم. تمام این تخمین ها همان طور که در قسمت های قبلی به صورت کوچک به آن اشاره شده،

مستلزم مشاهده پذیری هدف می باشد که برای این مهم در بخش بعدی به سراغ مباحث مربوط به

مشاهده پذیری هدف در حالت سه بعدی می رویم.

۳-۳-۹- جمع بندی

در بخش اول این فصل به ارائه چند فیلتر در بخش فیلترهای بازگشتی پرداخته شد که در میان آنها RPEKF به عنوان یک فیلتر مناسب معرفی شد، که برطرف کننده شرایط اولیه EKF نیز بود. به دلیل سرعت اجرای پایین RPEKF به بررسی روش‌های پرداخته شد که بتوان با کمک آنها به مقداردهی اولیه EKF پرداخت. بدین جهت در بخش دوم این فصل به بررسی فیلترهای دسته‌ای مانند OVE، MLE، JPLE، BCIPLE، IIV، IWIV پرداخته شد. همانطور که در این بخش توضیح داده شد در بین فیلترهای یاد شده IWIV مناسب‌ترین فیلتر و OVE بدترین فیلتر می باشند. IWIV فیلتری تقریباً بدون بایاس و دارای خطای تخمین اندک می باشد. در فصل ششم به عنوان یک روش ترکیبی از این فیلتر برای برطرف کردن مسئله مقداردهی اولیه EKF استفاده خواهد شد تا ضمن ارزیابی تخمین‌های فیلتر پیشنهادی، سرعت اجرای آن با RPEKF که در بخش اول این فصل ارائه شد، مورد مقایسه قرار گیرد.

فصل ۴

مشاهده پذیری هدف

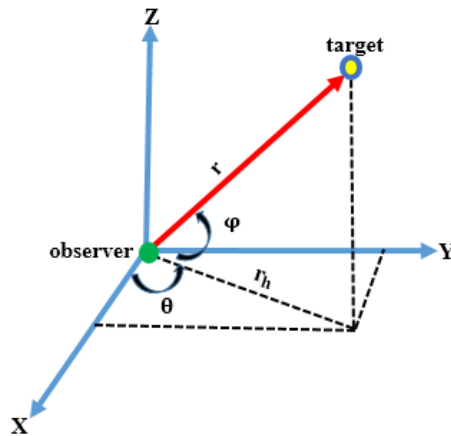
در حالت سه بعدی

۴-۱- مقدمه

رهگیری غیرفعال هدف در محیط زیر دریا به طور گسترده‌ای از نظر جنبه‌های عملی و تئوری مورد مطالعه قرار گرفته است. رایج‌ترین مسئله رهگیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی، شامل حرکت یه مشاهده‌گر می‌باشد که به طور غیرفعال با سرعت ثابت حرکت کرده و با استفاده از سنسور، زوایه‌های سمت و ارتفاع هدف را در حالت سه‌بعدی اندازه‌گیری می‌کند تا بتواند با استفاده از این اندازه‌گیری‌ها کمیت‌های حرکتی هدف مانند موقعیت و سرعت آن را تخمین بزند. بدبختانه همیشه یک رهگیری مناسب برای بدست آوردن این اندازه‌گیری‌ها وجود ندارد یا به عبارتی هدف مشاهده‌ناپذیر است [۴۱]. تا زمانی هم که هدف مشاهده‌ناپذیر باشد نمی‌توان تخمین‌های درستی از موقعیت اولیه هدف بدست آورد. و باعث شده که تخمین‌های حاصل شده از فیلترهای مختلف، واگرا شوند. هدف این فصل بررسی شرایط مشاهده‌پذیری برای هدف و همچنین ارائه راهکارهای مناسب برای مشاهده‌پذیر کردن هدف می‌باشد. که در این راستا با توجه به تحقیقات انجام شده به بررسی مشاهده‌پذیری در حالت پیوسته و گسسته پرداخته و سپس شرایطی را برای مشاهده‌پذیر کردن هدف در مسئله *3DBOT* ذکر خواهیم نمود.

۴-۲- توصیف مسئله در مشاهده‌پذیری هدف در حالت پیوسته [۴۱]

ابتدا در این قسمت به توصیف مسئله در بخش مشاهده‌پذیری خواهیم پرداخت که این کار با معرفی دستگاه مختصات سه‌بعدی در شکل ۴-۱ نشان داده می‌شود.



شکل ۴-۱: مختصات سه بعدی هدف و مشاهده گر

ابتدا دینامیک هدف را در زیر تعریف می کنیم:

$$\dot{x} = Ax - W \quad (۱-۴)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (۲-۴)$$

$$w = [0 \ a_0]^T = [0 \ 0 \ 0 \ a_{0x} \ a_{0y} \ a_{0z}]^T \quad (۳-۴)$$

$$a_0 = [a_{0x}, a_{0y}, a_{0z}]^T$$

بردار اندازه گیری تعریف شده در این قسمت عبارتند از:

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{Y}{X} \right) \quad (۴-۴)$$

$$\phi = \tan^{-1} \left(\frac{Z}{\sqrt{X^2 + Y^2}} \right) \quad (۵-۴)$$

همان طور که در رابطه (۲-۱۱) نیز اشاره شد:

$$X = X^{tg} - X^o \quad Y = Y^{tg} - Y^o \quad Z = Z^{tg} - Z^o \quad (۶-۴)$$

با توجه به رابطه (۴-۴) خواهیم داشت:

$$\tan \theta = \left(\frac{Y}{X} \right) \Rightarrow X \cos \theta - Y \sin \theta = 0 \quad (7-4)$$

و همچنین باتوجه به رابطه (5-5) نیز داریم:

$$\tan \phi = \left(\frac{Z}{\sqrt{X^2 + Y^2}} \right) \Rightarrow X \sin \theta \sin \phi + Y \cos \theta \sin \phi - Z \cos \phi = 0 \quad (8-4)$$

که θ و ϕ قابل اندازه گیری می باشند حال با توجه به رابطه های (4-4) و (5-4) خواهیم داشت:

$$\text{relation}(7-4) \times \cos \theta + \text{relation}(8-4) \times \frac{\sin \theta}{\cos \theta} \Rightarrow X - Z \sin \theta \cot \phi = 0 \quad (9-4)$$

$$\text{relation}(7-4) \times (-\sin \theta) + \text{relation}(8-4) \times \frac{\cos \theta}{\sin \theta} Y - Z \cos \theta \cot \phi = 0 \quad (10-4)$$

حال با توجه به رابطه (9-4) و (10-4) خواهیم داشت:

$$Hx = 0 \quad (11-4)$$

که در معادله فوق خواهیم داشت:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin \theta \cot \phi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -\cos \theta \cot \phi & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12-4)$$

$$x = [x^{tg} \quad y^{tg} \quad z^{tg} \quad v_x^{tg} \quad v_y^{tg} \quad v_z^{tg}] \quad (13-4)$$

زاویه های سمت و ارتفاع در رابطه (9-4) قابل اندازه گیری می باشند، بنابراین رابطه (8-4) یک رابطه خطی با بردار نامعلوم x می باشد.

حال سیستم خطی زیر را با توجه به رابطه دینامیکی هدف و رابطه اندازه گیری در نظر بگیرید:

$$\dot{x} = Ax - w \quad (14-4)$$

$$Z = Hx \quad (15-4)$$

که A و H به صورت ماتریس های پیوسته و مشتق پذیر هستند، w نیز بردار معلوم، x هم برداری است که دارای کمیت های حرکتی هدف می باشد که باید تخمین زده شوند و Z نیز رابطه اندازه گیری می باشد. توجه

داشته باشید فرض شده است نویزی وجود ندارد تا ویژگی های مشاهده پذیری بتواند در شرایط ایده آل بدست آیند.

مجموعه ای از روابط مستقل خطی توسط روابط (۴-۱۴) و (۴-۱۵) می تواند به صورت زیر بدست آیند در ابتدا فرض کنید $C_0 = H, Z_0 = Z$ حال خواهیم داشت:

$$Z = Hx \Rightarrow \dot{Z} = \dot{H}x + H\dot{x} \stackrel{C_0=H}{Z_0=Z} \Rightarrow \dot{Z}_0 = \dot{C}_0x + C_0\dot{x} \stackrel{\dot{x}=Ax+w}{\Rightarrow} \dot{Z}_0 = \dot{C}_0x + C_0(Ax+w) \quad (۴-۱۶)$$

با مرتب کردن رابطه (۴-۱۶) خواهیم داشت:

$$\begin{cases} Z_1 = C_1x \\ Z_1 = \dot{Z}_0 + C_0w \\ C_1 = \dot{C}_0 + C_0A \end{cases} \quad (۴-۱۷)$$

اگر همین روش را ادامه بدیم رابطه مستقل بعدی به صورت زیر بدست خواهد آمد:

$$\begin{cases} Z_2 = C_2x \\ Z_2 = \dot{Z}_1 + C_1w \\ C_2 = \dot{C}_1 + C_1A \end{cases} \quad (۴-۱۸)$$

با ادامه دادن این روند به تعداد n بار، روابط به صورت زیر در خواهند آمد:

$$\begin{cases} Z = Cx \\ Z = [Z_0, Z_1, Z_2, \dots, Z_{n-1}]^T \\ Z_0 = Z \\ Z_{i+1} = \dot{Z}_i + C_iw \quad i = 0, 1, 2, \dots \\ C = [C_0, C_1, C_2, \dots, C_{n-1}]^T \\ C_0 = H \\ C_{i+1} = \dot{C}_i + C_iA \quad i = 0, 1, 2, \dots \end{cases} \quad (۴-۱۹)$$

اگر ماتریس C^T را در طرفین رابطه (۴-۱۹) ضرب کنیم خواهیم داشت:

$$C^T Z = (C^T C) x \quad (۴-۲۰)$$

همان طور که دیده می شود برای اینکه بتوانیم بردار X را به صورت یکتا تخمین بزنیم باید شرط زیر برقرار باشد:

$$\det[C^T C] \neq 0 \quad (21-4)$$

که در آن بردار C به صورت زیر تعریف می شود:

$$C = \begin{bmatrix} C_0 \\ \hline C_1 \\ \hline C_2 \\ \hline C_3 \\ \hline C_4 \\ \hline C_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H \\ \hline \dot{C}_0 + C_0 A \\ \hline \dot{C}_1 + C_1 A \\ \hline \dot{C}_2 + C_2 A \\ \hline \dot{C}_3 + C_3 A \\ \hline \dot{C}_4 + C_4 A \end{bmatrix} \quad (22-4)$$

باتوجه به روابط ریاضی می توان رابطه (22-4) را به صورت زیر نوشت:

$$C = \begin{bmatrix} I & h_0 & O_{2 \times 2} & 0 \\ O_{2 \times 2} & h_1 & I & h_0 \\ O_{2 \times 2} & h_2 & O_{2 \times 2} & 2h_1 \\ O_{2 \times 2} & h_3 & O_{2 \times 2} & 3h_2 \\ O_{2 \times 2} & h_4 & O_{2 \times 2} & 4h_3 \\ O_{2 \times 2} & h_5 & O_{2 \times 2} & 5h_4 \end{bmatrix} \quad (23-4)$$

که I ماتریس همانی 2×2 می باشد، $O_{2 \times 2}$ هم یک ماتریس صفر 2×2 می باشد. و اما h به صورت زیر تعریف می شود:

$$h_i = \begin{bmatrix} f_i \\ g_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{d^i (\sin \theta \cot \phi)}{dt^i} \\ \frac{d^i (\cos \theta \cot \phi)}{dt^i} \end{bmatrix} \quad i = 0, 1, 2, \dots \quad (24-4)$$

برای محاسبه دترمینان C با استفاده از رابطه $C = DB$ ، از روابط زیر استفاده می‌کنیم:

$$D = \begin{bmatrix} I & O_{2 \times 2} & 0 & 0 \\ O_{2 \times 2} & I & 0 & 0 \\ O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & h_2 & 2h_1 \\ O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & h_3 & 3h_2 \\ O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & h_4 & 4h_3 \\ O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & h_5 & 5h_4 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} I & h_0 & O_{2 \times 2} & 0 \\ O_{2 \times 2} & h_1 & I & h_0 \\ O_{2 \times 2}^T & 1 & O_{2 \times 2}^T & 0 \\ O_{2 \times 2}^T & 0 & O_{2 \times 2}^T & 1 \end{bmatrix} \quad (25-4)$$

از آنجایی که B یک ماتریس مربعی با $\det[B] = 1$ می‌باشد، بدین ترتیب خواهیم داشت:

$$\det[C^T C] = \det[D^T D] = \det \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^4 h_{i+1}^T h_{i+1} & \sum_{i=1}^4 (i+1) h_{i+1}^T h_i \\ \sum_{i=1}^4 (i+1) h_i h_{i+1} & \sum_{i=1}^4 (i+1)^2 h_i^T h_i \end{bmatrix} \quad (26-4)$$

آنگاه خواهیم داشت:

$$\det[C^T C] = 1/2 \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \left\{ [(i+1)f_i f_{j+1} - (j+1)f_j f_{i+1}]^2 + 2[(i+1)f_i g_{j+1} - (j+1)g_j f_{i+1}]^2 + [(i+1)g_i g_{j+1} - (j+1)g_j g_{i+1}]^2 \right\} \quad (27-4)$$

همان‌طور که از رابطه (27-5) پیداست دترمینان $C^T C$ فقط و فقط زمانی مخالف صفر می‌باشد که

هیچکدام از ترم‌های $f_i f_{j+1}$ ، $f_j f_{i+1}$ ، $g_i g_{j+1}$ و $g_j g_{i+1}$ مساوی صفر نباشند.

۴-۳- بررسی موارد خاص در مشاهده‌پذیری هدف در حالت پیوسته [۴۱]

در کاربردهای عملی، رهگیری غیرفعال در BOT حالت‌هایی پی‌در پی تکرار می‌شوند که در زیر به عنوان

حالت‌های خاص مورد بررسی قرار می‌دهیم.

حالت اول) سرعت عمقی هدف صفر بوده و عمق هدف به صورت ثابت و نامعلوم، مخالف صفر نگه داشته

شود.

تحت این شرایط بردار $X = [x, y, z, v_x, v_y]^T$ در می‌آید. در این صورت با توجه به عملیات انجام شده در بالا $\det[C^T C]$ به صورت زیر در خواهد آمد:

$$\det[C^T C] = \det \begin{bmatrix} I & O_{2 \times 2} & h_0 \\ O_{2 \times 2} & I & h_1 \\ h_0^T & h_1^T & \sum_{i=0}^4 h_i^T h_i \end{bmatrix} \quad (28-4)$$

رابطه (۲۸-۴) جواب یکتا دارد، اگر و تنها اگر $h_2 \neq 0$ باشد. حال اگر z (عمق) هدف ثابت و مخالف صفر باشد، $h_2 \neq 0$ مستلزم آن است که $a_0 \neq 0$ و این یعنی اینکه زمانی که مشاهده‌گر عمق خود را ثابت نگه دارد با یک مانور در صفحه xy می‌تواند هدف را مشاهده‌پذیر کند که این مهم در بخش شبیه‌سازی نیز مورد بحث و بررسی قرار خواهد گرفت. به هر حال داشتن مانور برای مشاهده‌گر در راستای محور z غیر ضروری است.

حالت دوم سرعت عمقی هدف صفر و عمق هدف ثابت و معلوم و مخالف صفر باشد.

در این صورت بردار X که باید تخمین زده شود به صورت $x = [x^{tg}, y^{tg}, v_x^{tg}, v_y^{tg}]$ در می‌آید. از اینرو رابطه (۱۱-۴) به صورت رابطه (۲۹-۴) در می‌آید.

$$Hx + h_0 r_z = 0 \quad (29-4)$$

که h_0 توسط رابطه (۲۴-۴) بدست آمده و H به صورت زیر در خواهد آمد:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (30-4)$$

در این حالت $\det[C^T C]$ یک ماتریس همانی خواهد شد و به طور خودکار دترمینان آن مخالف صفر خواهد شد بنابراین در این مواقع بدون انجام هیچ مانوری هدف همیشه مشاهده‌پذیر خواهد بود.

حالت سوم) حال فرض کنید که عمق و زوایه ارتفاع اندازه‌گیری شده هر دو صفر باشند یا به عبارتی هدف و مشاهده‌گر هر دو در صفحه مختصاتی xy باشند. از آنجایی که در این صورت رنج به سمت بی نهایت خواهد رفت ($r \rightarrow \infty$) و این از نظر فیزیکی میسر نمی‌باشد. در این حالت مسئله وارد رهگیری هدف در حالت دوبعدی می‌شود [۴۶-۴۹].

همان‌طور که دیدیم توانستیم مسئله مشاهده‌پذیری هدف در حالت پیوسته را تحلیل کنیم و یک سری شرایط خاص را نیز برای مشاهده‌پذیری هدف، طبق رفتاری که هدف در شرایط خاص دارد بیان کنیم. اما در بخش بعدی به سراغ مشاهده‌پذیری در حالت گسسته خواهیم رفت. و مشاهده‌پذیری هدف را از منظری دیگر نیز بررسی خواهیم نمود.

۴-۴- بررسی مشاهده‌پذیری در حالت گسسته [۴۳]

شرط اصلی برای مشاهده‌پذیری این است که دترمینان ماتریس مشاهده‌پذیری (A) مخالف صفر باشد و هیچ گونه کاهش رتبه در ماتریس A رخ ندهد. که در آن ماتریس A به صورت زیر تعریف شده است:

$$A = H^T H \quad (۳۱-۴)$$

که ماتریس اندازه‌گیری $H(i)$ در هر لحظه به صورت زیر می‌باشد:

$$H(i) = \begin{bmatrix} \sin \varphi_i & 0 & -\cos \varphi_i \sin \theta_i & t_i \sin \varphi_i & 0 & -t_i \cos \varphi_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \varphi_i & -\cos \varphi_i \cos \theta_i & 0 & t_i \sin \varphi_i & -t_i \cos \varphi_i \cos \theta_i \end{bmatrix} \quad (۳۲-۴)$$

و H در زمان‌های مختلف به صورت زیر در خواهد بود:

$$H = [H^T(1) \quad H^T(2) \quad \dots \quad H^T(n)]^T \quad (۳۳-۴)$$

در این بخش چند حالت برای مشاهده‌ناپذیری هدف بیان می‌شود:

حالت اول) مسئله رهگیری هدف با استفاده از اندازه‌گیری زوایه سمت و ارتفاع مشاهده‌ناپذیر است اگر تعداد اندازه‌گیری‌ها کمتر از ۳ باشد (در هر اندازه‌گیری زوایه‌های سمت و ارتفاع با هم اندازه‌گیری می‌شوند). اگر تعداد اندازه‌گیری‌ها (سمت و ارتفاع) کمتر از ۳ باشد، در این صورت خواهیم داشت:

$$\text{Rank}(H) = \text{Rank}(H^T) < 6 \quad (34-4)$$

که در نتیجه باعث کاهش رتبه^۱ در ماتریس A خواهد شد:

$$\text{Rank}(A) = \text{Rank}(H^T H) < 6 \quad (35-4)$$

کاهش رتبه در ماتریس A باعث صفر شدن دترمینان A شده و مسئله مشاهده‌ناپذیر می‌شود.

حالت دوم) مسئله رهگیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی مشاهده‌ناپذیر است اگر در طول اندازه‌گیری زوایه‌ها، نسبت‌های زیر ثابت بماند:

$$\frac{\tan \varphi_i}{\sin \theta_i} = \text{Const} \quad \text{یا} \quad \frac{\tan \varphi_i}{\cos \theta_i} = \text{Const} \quad (36-4)$$

اگر $\frac{\tan \varphi_i}{\sin \theta_i} = \text{Const}$ باشد خواهیم داشت:

$$\frac{\tan \varphi_1}{\sin \theta_1} = \frac{\tan \varphi_2}{\sin \theta_2} \Rightarrow \frac{\tan \varphi_1}{\tan \varphi_2} = \frac{\sin \theta_1}{\sin \theta_2} \Rightarrow \frac{\sin \varphi_1}{\cos \varphi_1 \sin \theta_1} = \frac{\sin \varphi_2}{\cos \varphi_2 \sin \theta_2} \quad (37-4)$$

اگر رابطه (۳۷-۴) برقرار باشد آنگاه نسبت سطر اول و سوم ماتریس H ثابت بوده و باعث کاهش رتبه H در نتیجه $A = H^T H$ کاهش رتبه خواهد داشت و مسئله مشاهده‌ناپذیر می‌شود. بخش دوم نیز به همین صورت می‌باشد.

حالت سوم) هدف مشاهده‌ناپذیر است اگر مشاهده‌گر بر روی مسیر مستقیم و با سرعت ثابت حرکت کند که این مورد نیز در قسمت شبیه‌سازی مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

^۱ - Rank

۴-۵- جمع‌بندی نکات مشاهده‌پذیری هدف در حالت سه‌بعدی

برای اینکه هدف مشاهده‌پذیر باشد توجه به نکات زیر ضروری است:

۱- اگر سرعت عمقی هدف صفر باشد و هدف در یک عمق ثابت نامعلوم باشد، نیاز به مانور مشاهده‌گر در صفحه XY می‌باشد.

۲- اگر عمق هدف ثابت و معلوم باشد، هدف به طور خودکار مشاهده‌پذیر خواهد بود.

۳- تعداد اندازه‌گیری‌ها (سمت و ارتفاع) باید بیشتر از ۳ باشد.

۴- نسبت‌های زیر نباید ثابت باشند:

$$\frac{\tan(\text{Elevation})}{\sin(\text{Azimuth})} \neq \text{Const} \quad \text{و} \quad \frac{\tan(\text{Elevation})}{\cos(\text{Azimuth})} \neq \text{Const}$$

۵- مشاهده‌گر بر روی مسیر مستقیم و با سرعت ثابت حرکت نکند.

۶- همان‌طور که بیان شد برای مشاهده‌پذیر بودن هدف، مشاهده‌گر حتما باید دارای مانور باشد. و ضمن این که مانور ضرورتی ندارد در راستای محور Z باشد. در بخش شبیه‌سازی نیز این را نشان خواهیم داد که با مانور مشاهده‌گر در صفحه XY ، هدف در حالت سه‌بعدی مشاهده‌پذیر خواهد شد. لازم به ذکر است در مقالاتی که هدف با سرعت ثابت در حال حرکت می‌باشد، مانور مشاهده‌گر همیشه در صفحه XY در نظر گرفته شده است.

فصل ۵

شیشه سازی فیلترهای

بازگشتی و دسته ای

۵-۱- مقدمه

در این قسمت به بررسی شبیه‌سازی فیلترهای EKF، MGEKF و RPEKF که جزو فیلترهای برتر در حوزه بازگشتی، مدنظر ما بودند خواهیم پرداخت. برای این مهم چند سناریو با راستاهای مختلف حرکتی برای هدف و همچنین مانورهای مختلف برای مشاهده‌گر در نظر گرفته شده و به بحث و بررسی تخمین کمیت‌های حرکتی هدف مانند موقعیت، سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف می‌پردازیم. در خصوص فیلترهای دسته‌ای نیز فیلترهای OVE، JPLE، BCIPLE، IIV و IWIV شبیه‌سازی خواهند شد. که در این قسمت یک سناریو برای حرکت هدف و مشاهده‌گر در نظر گرفته شده و به تخمین کمیت‌های حرکتی هدف تحت هر یک از فیلترهای یادشده در زمینه دسته‌ای خواهیم پرداخت. در ابتدا برای هر یک از دوبرخش، توصیف مسئله‌ای در باب مقادیر اولیه نیز خواهیم داشت.

۵-۲- توصیف شرایط اولیه مسئله در فیلترهای بازگشتی

در مراحل شبیه‌سازی فیلترهای بازگشتی ماتریس نویز فرآیند، ماتریس نویز اندازه‌گیری و ماتریس سیستم را به ترتیب به صورت زیر در نظر می‌گیریم:

$$Q = 10^{-12} \times \text{diag} [1 \ 1 \ 1 \ 0.75 \ 0.75 \ 0.75] \quad (1-5)$$

$$R = \text{diag} [\sigma_\theta^2 \ \sigma_\phi^2] \quad (2-5)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

در رابطه (۲-۵) σ_θ^2 و σ_ϕ^2 به ترتیب واریانس انحراف زاویه سمت و ارتفاع می‌باشند که برای تمام سناریوها

برابر $(2 \times \pi / 180)^2$ می باشد مگر اینکه جایی غیر این ذکر شود. همچنین در رابطه (۵-۳)، T معرف زمان نمونه برداری لازم برای یک اندازه گیری بر حسب ثانیه می باشد.

شرایط اولیه هدف از جمله موقعیت و سرعت آن که توسط بردار $X_{target} = X_t$ تعریف می شود.

$$X_{target} = X_t = [x_t \quad y_t \quad z_t \quad \dot{x}_t \quad \dot{y}_t \quad \dot{z}_t]^T \quad (۴-۵)$$

$$= [5(km) \quad 8(km) \quad 8(km) \quad 10(knot) \quad 10(knot) \quad 10(knot)]^T$$

و همچنین شرایط اولیه مشاهده گر $X_{observer} = X_o$ به صورت زیر توصیف می شود:

$$X_{observer} = X_o = [x_o \quad y_o \quad z_o \quad \dot{x}_o \quad \dot{y}_o \quad \dot{z}_o]^T \quad (۵-۵)$$

$$= [0 \quad 0 \quad 0 \quad 5(knot) \quad 5(knot) \quad 0]$$

ماتریس کوواریانس تخمین در EKF، به دلیل اینکه مقدار اولیه را به صورت دستی وارد می کنیم هر اندازه شرایط اولیه فیلتر نزدیک به شرایط اولیه هدف انتخاب شود، به تناسب باید مقدار اولیه ماتریس کوواریانس تخمین نیز کوچک تر انتخاب شود و برعکس. اما در RPEKF به دلیل اینکه مقداردهی اولیه ماتریس تخمین و ماتریس کوواریانس تخمین هر دو به صورت خودکار انجام می شوند، دیگر نیاز به تغییر هیچ کدام از پارامترهای این دو ماتریس نخواهد بود.

۵-۳- شیب سازی EKF

۵-۳-۱- شرایط اولیه منطبق بر هدف دورشونده و مشاهده گر بدون مانور

هدف در این قسمت به صورت دورشونده حرکت می کند و کورس آن به صورت زیر می باشد.

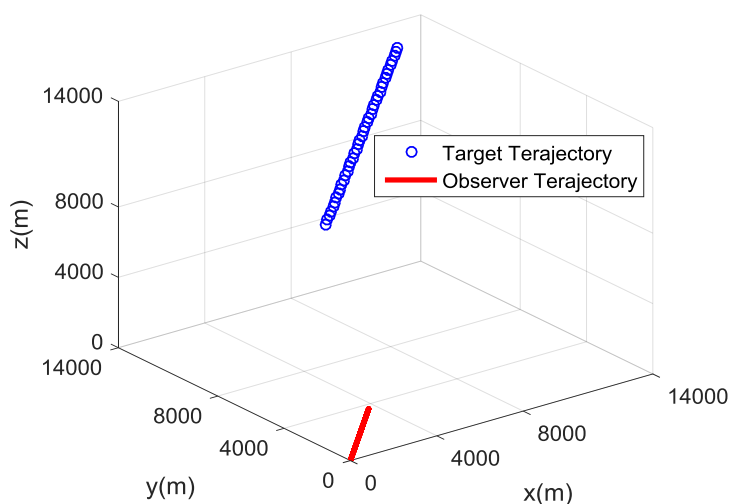
$$target_course = [\alpha = 45 \quad \beta = 60 \quad \gamma = 60](degree) \quad (۶-۵)$$

که α ، β و γ به ترتیب زوایه هدف با محورهای x ، y و z می باشد. کورس مشاهده گر نیز در صفحه xy کورس مشاهده گر نیز در صفحه xy برابر 45 درجه می باشد.

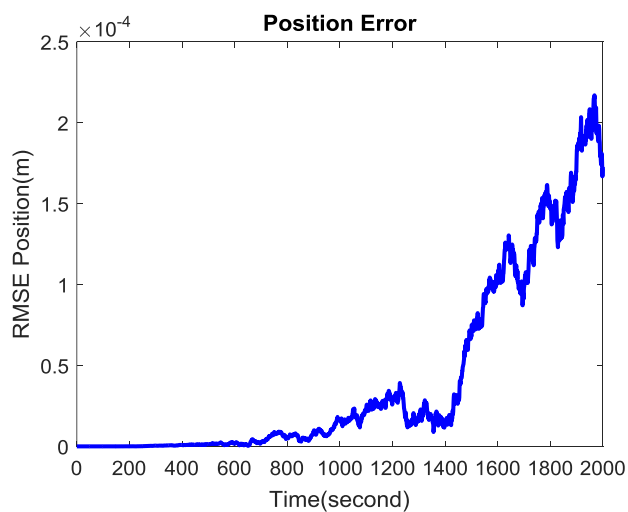
به دلیل اینکه شرایط اولیه فیلتر بر روی هدف قرار دارد، ماتریس کوواریانس تخمین نیز به صورت زیر یک ماتریس با مقادیر کوچک انتخاب می‌شود:

$$P_0 = 10^{-12} \times \text{diag} [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \quad (7-5)$$

موقعیت هدف و مشاهده‌گر در مختصات سه‌بعدی به همراه RMSE حاصل از تخمین موقعیت آن در سناریو اول EKF به ترتیب در شکل‌های ۱-۵ و ۲-۵ نشان داده می‌شوند.



شکل ۱-۵: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی در سناریو اول EKF



شکل ۲-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو اول EKF

همان طور که انتظار می رفت و در شکل ۵-۲ مشاهده می شود، مشاهده گر بدون خطا هدف را دنبال می کند. گرچه مانور نداریم. ولی چون شرایط اولیه EKF بر روی هدف قرار گرفته است به همین دلیل حتی بدون مانور نیز عمل رهگیری به طور مناسب انجام می شود.

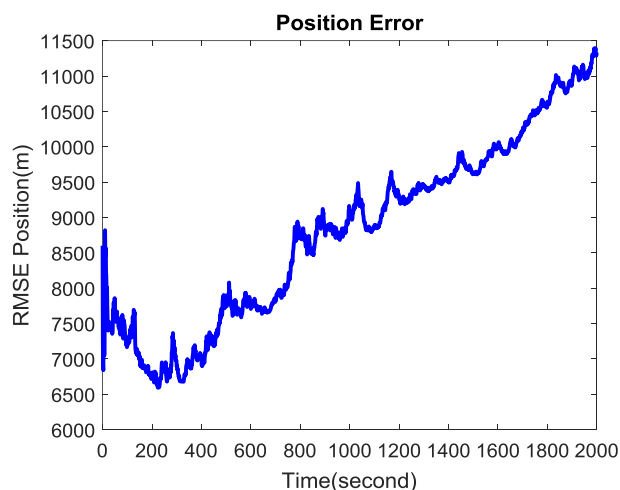
۵-۳-۲- شرایط اولیه نصف هدف دورشونده و مشاهده گر بدون مانور

در این قسمت موقعیت هدف و مشاهده گر مانند قبل است ولی شرایط اولیه فیلتر به صورت زیر فرض می شوند:

$$\hat{X}_{initial} = 0.5 \times X_{target} = 0.5 \times [x_t(0) \quad y_t(0) \quad z_t(0) \quad v_{x_t} \quad v_{y_t} \quad v_{z_t}]^T \quad (۸-۵)$$

$$P_{initial} = 0.1 \times (X_{target} \cdot ^2) = 0.1 \times \text{diag} [x_t^2 \quad y_t^2 \quad z_t^2 \quad v_{x_t}^2 \quad v_{y_t}^2 \quad v_{z_t}^2] \quad (۹-۵)$$

همان طور که در بخش ۴-۵ ذکر کردیم، باید مشاهده گر دارای مانور باشد تا بتواند هدف در حال حرکت با سرعت ثابت را مشاهده پذیر کند. در شکل ۵-۳ دیده می شود زمانی که شرایط اولیه هدف نامناسب باشد، بدون مانور مشاهده گر، هدف، مشاهده ناپذیر بوده و تخمین موقعیت آن واگرا است.

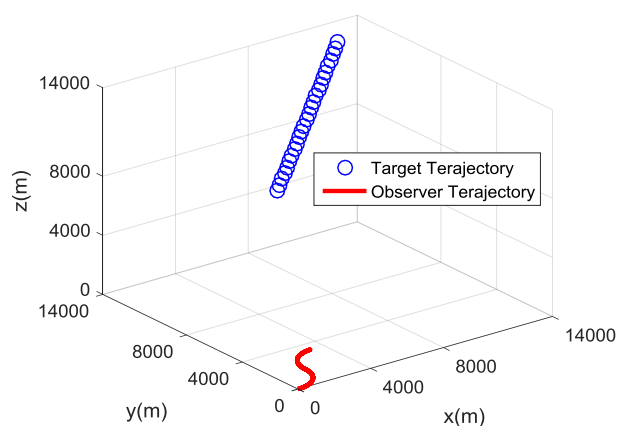


شکل ۵-۳: تخمین موقعیت هدف در سناریو دوم EKF

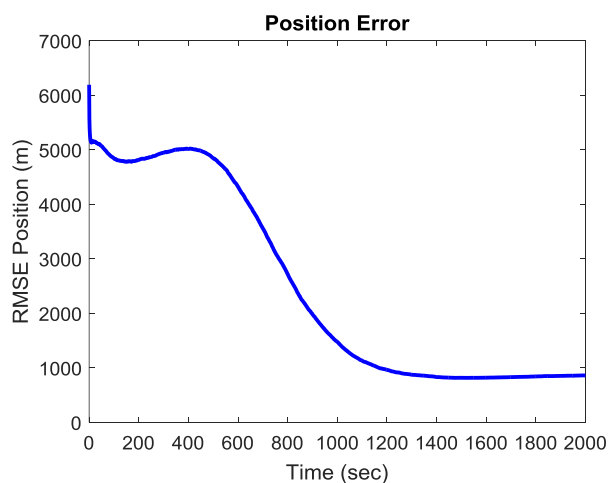
در بخش بعدی همین سناریو را با مشاهده‌گری انجام می‌دهیم که دارای مانور باشد و نتایج حاصل از تخمین کمیت‌های حرکتی هدف مانند موقعیت، سرعت، کورس، زاویه سمت و ارتفاع آن را نشان می‌دهیم.

۵-۳-۳- شرایط اولیه نصف هدف دورشونده و مشاهده‌گر با مانور

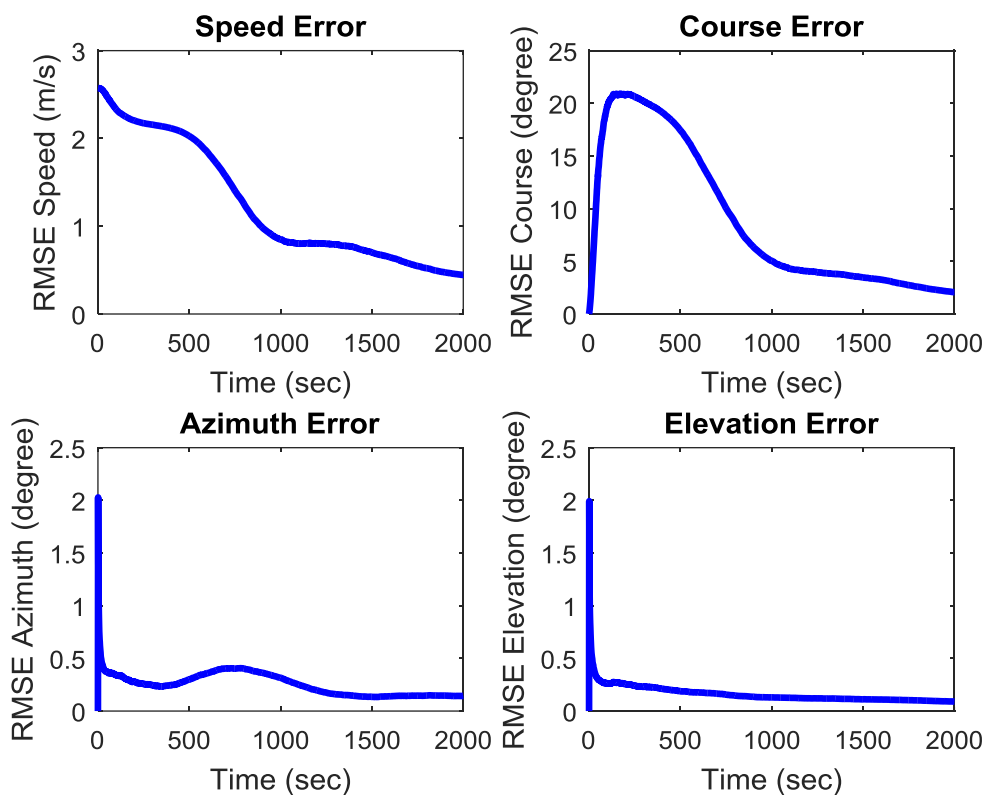
در این قسمت سناریو قبل را با داشتن مانور مشاهده‌گر تکرار می‌کنیم که در آن مشاهده‌گر دارای یک مانور S با کورس $0,088$ درجه در هر ثانیه می‌باشد. مختصات هدف و مشاهده‌گر در شکل ۴-۵ آورده شده است. و در نهایت شکل‌های ۵-۵ و ۶-۵ تخمین کمیت‌های حرکتی هدف را نشان می‌دهند.



شکل ۴-۵: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی در سناریو سوم EKF



شکل ۵-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو سوم EKF

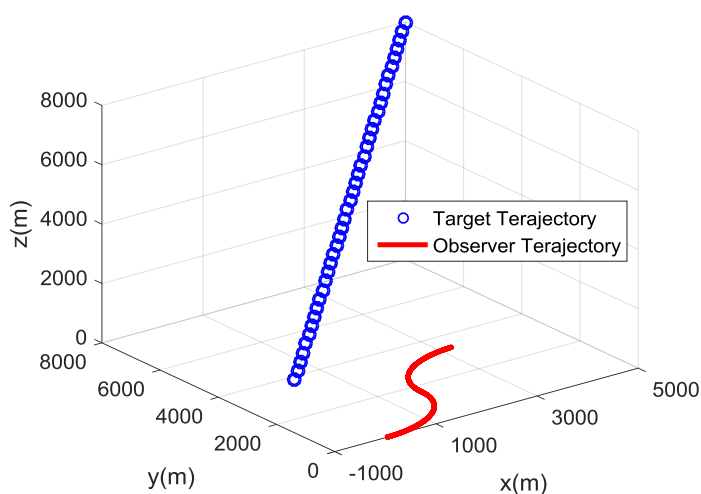


شکل ۵-۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو سوم EKF

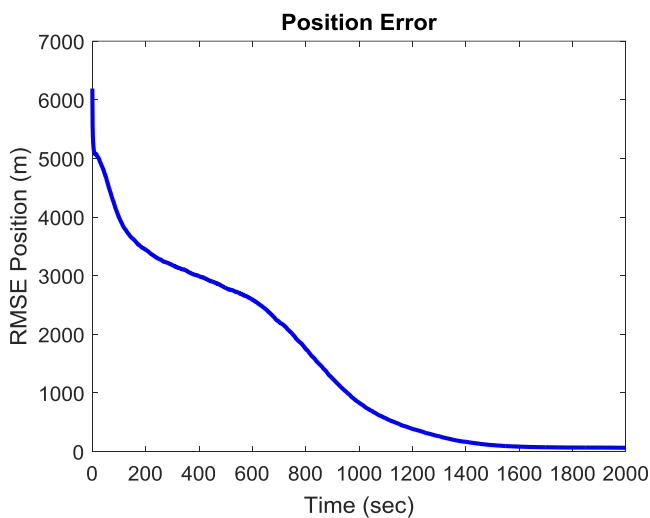
همان‌طور که در شکل‌های ۵-۵ و ۶-۵ مشاهده شد، تخمین کمیت‌های حرکتی هدف با اینکه شرایط اولیه هدف مناسب نبود، ولی با داشتن یک مانور مناسب، هدف مشاهده‌پذیر شده و تخمین کمیت‌های هدف کاملاً همگرا شده‌اند. و در ادامه سناریو دیگری را تحت هدف نزدیک‌شونده به مانند همین سناریو انجام خواهیم داد و مشاهده خواهیم کرد که وقتی هدف به مشاهده‌گر نزدیک می‌شود، تخمین کمیت‌های حرکتی هدف با خطای کمتری صورت خواهد پذیرفت.

۵-۳-۴- شرایط اولیه نصف هدف نزدیک شونده و مشاهده گر با مانور

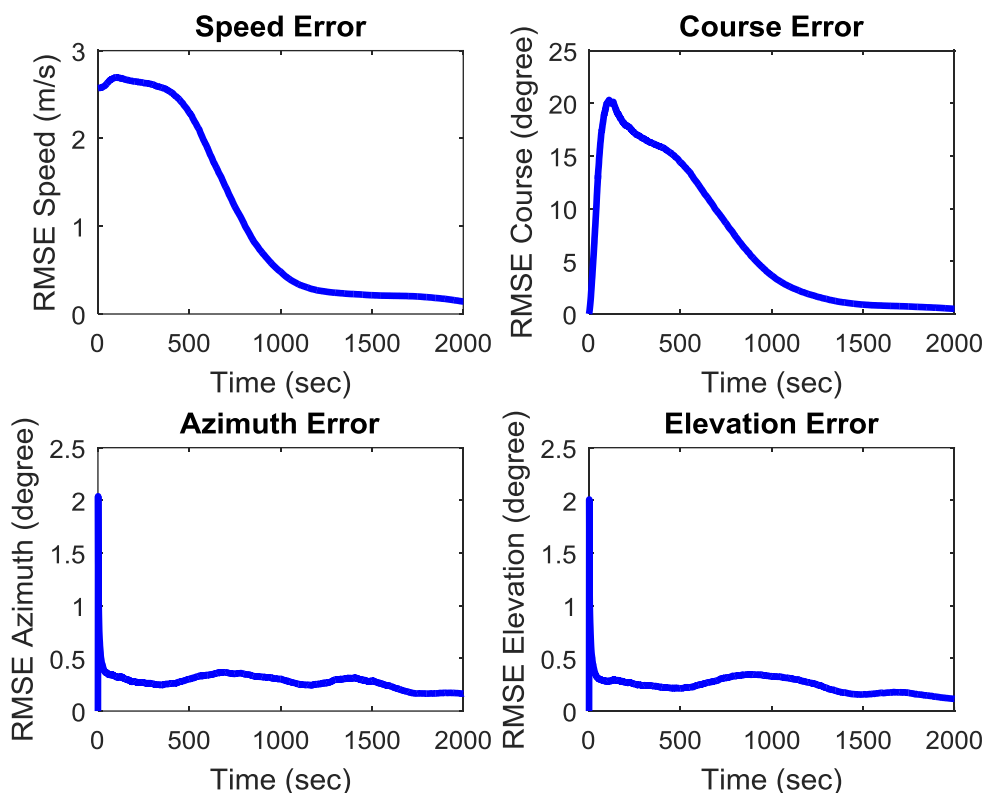
حرکت هدف و مشاهده گر را در شکل ۷-۵ نشان داده شده است. همان طور که دیده می شود حرکت هدف به صورت نزدیک شونده و با کورس $[\alpha=120^\circ \quad \beta=120^\circ \quad \gamma=135^\circ]$ می باشد. و در نهایت شکل های ۸-۵ و ۹-۵ نشان دهنده تخمین کمیت های حرکتی هدف می باشند.



شکل ۷-۵: موقعیت هدف و مشاهده گر در دستگاه مختصات سه بعدی در سناریو چهارم EKF



شکل ۸-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو چهارم EKF



شکل ۵-۹: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو چهارم EKF

در شکل‌های ۵-۸ و ۵-۹ مشاهده می‌شود که تخمین کمیت‌های حرکتی هدف همان‌طور که حدس زده می‌شد بهتر شده است، چون فاصله هدف و مشاهده‌گر در هر لحظه کمتر می‌شود. این تخمین‌ها نیز مانند بخش قبل با استفاده از قاعده مونت کارلو به تعداد ۱۰۰۰ بار اجرا شده است.

۵-۴- شبیه‌سازی MGEKF

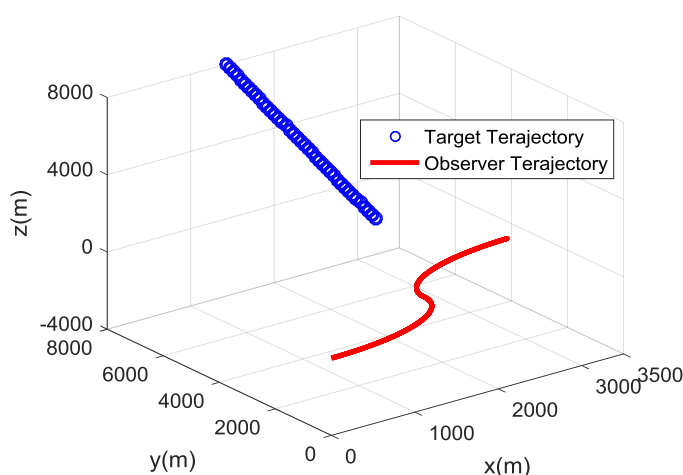
۵-۴-۱- شرایط اولیه نصف هدف دورشونده و مشاهده‌گر نیز دورشونده با مانور

در این سناریو موقعیت هدف، مشاهده‌گر و همچنین سرعت آنها به صورت زیر می‌باشد:

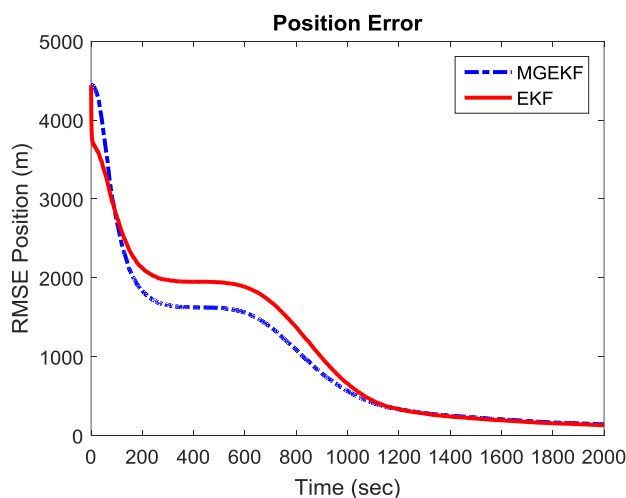
$$X_{target} = [3213(\text{m}) \quad 8000(\text{m}) \quad -2137(\text{m}) \quad 10(\text{knot}) \quad 10(\text{knot}) \quad 10(\text{knot})]^T \quad (۱۱-۵)$$

$$X_{observer} = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 5(\text{knot}) \quad 5(\text{knot}) \quad 0]^T \quad (۱۲-۵)$$

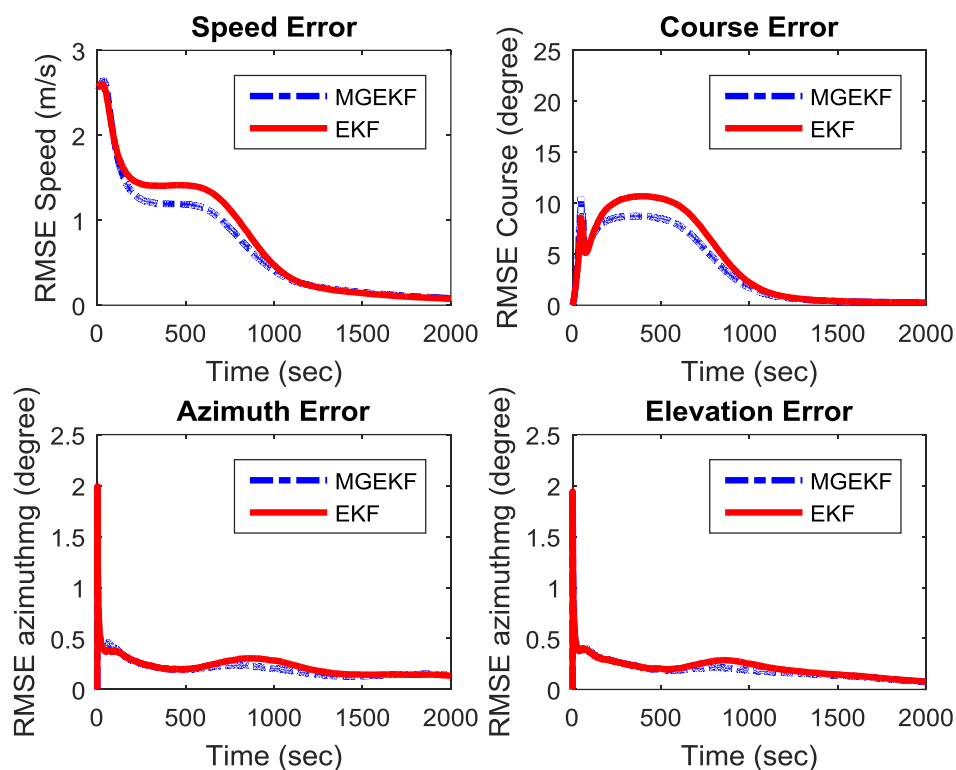
که کورس هدف $[\alpha=100^\circ \quad \beta=90^\circ \quad \gamma=10^\circ]$ بوده و مشاهده‌گر دارای مانور S با کورس حرکتی $0,088$ در هر ثانیه می‌باشد و همچنین موقعیت مشاهده‌گر و هدف در دستگاه مختصات سه‌بعدی در شکل ۵-۱۰ نشان داده شده است. در این بخش دو فیلتر EKF و MGEKF تحت دو کواریانس نویز فرآیند متفاوت اجرا خواهند شد. که در سناریو اول کواریانس نویز فرآیند همانند قبل می‌باشد، اما در سناریو دوم به جای ضریب 10^{-12} از ضریب 10^{-5} استفاده می‌گردد. تخمین‌های سناریو اول در شکل‌های ۵-۱۱ و ۵-۱۲ آورده شده‌اند.



شکل ۵-۱۰: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی توسط MGEKF

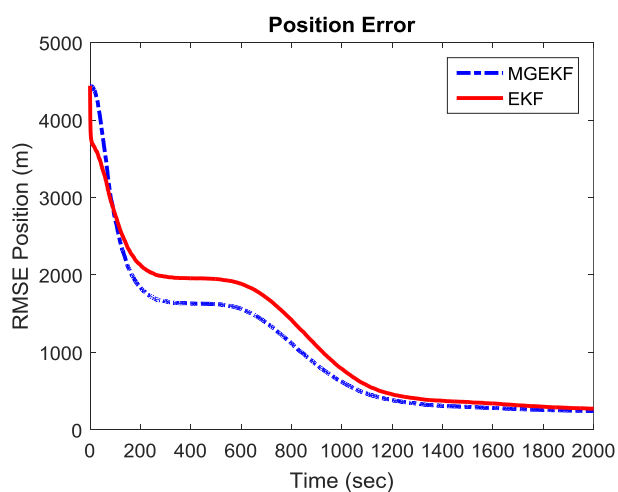


شکل ۵-۱۱: تخمین موقعیت هدف در سناریو اول MGEKF

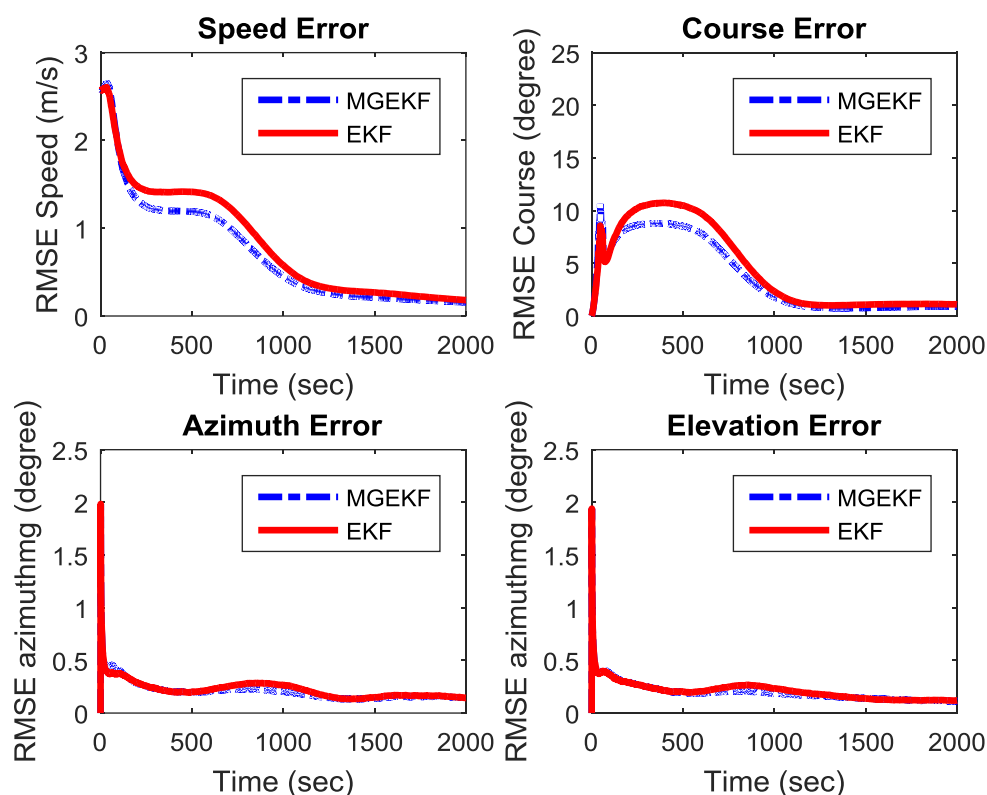


شکل ۵-۱۲: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو اول MGEKF

همان طور که در اشکال فوق دیده می شود در نتایج حاصل از MGEKF نه تنها تغییرات چندانی مشاهده نمی شود بلکه همگرایی نهایی EKF مناسب تر از MGEKF نیز می باشد. این اجرا را بار دیگر با کوواریانس نویز فرآیند بزرگتر اجرا می کنیم، که تخمین های حاصل در شکل های ۵-۱۳ و ۵-۱۴ آورده شده اند.



شکل ۵-۱۳: تخمین موقعیت هدف در سناریو دوم MGEKF



شکل ۵-۱۴: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو دوم MGEKF

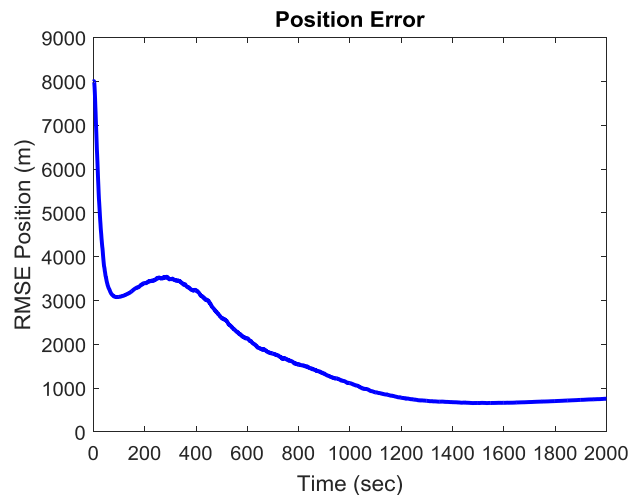
همان‌طور که در شکل‌های ۵-۱۱ تا ۵-۱۴ مشاهده شد، هر اندازه کوواریانس نویز فرآیند بزرگتر باشد، MGEKF عملکرد بهتری را نشان می‌دهد. و همچنین شایان ذکر می‌باشد، که حتی در برخی سناریوها زمانی که ماتریس کوواریانس تخمین نیز به خوبی تنظیم نباشد EKF بهتر از MGEKF عمل می‌کند. در هر صورت مشکل اصلی که روش‌های MGEKF و EKF دارند، مشکل مقداردهی اولیه آنها است. برای حل این مشکل از فیلتر RPEKF بهره می‌بریم که در بیشتر مقالات سه بعد روابط آن برای مسئله موشک به کار گرفته شده است. در این پایان‌نامه این فیلتر کامل بر روی مسئله 3DBOT اعمال شده و با شرایطی که محیط زیر آب دارد شبیه‌سازی می‌شود.

۵-۵- شبیه‌سازی RPEKF

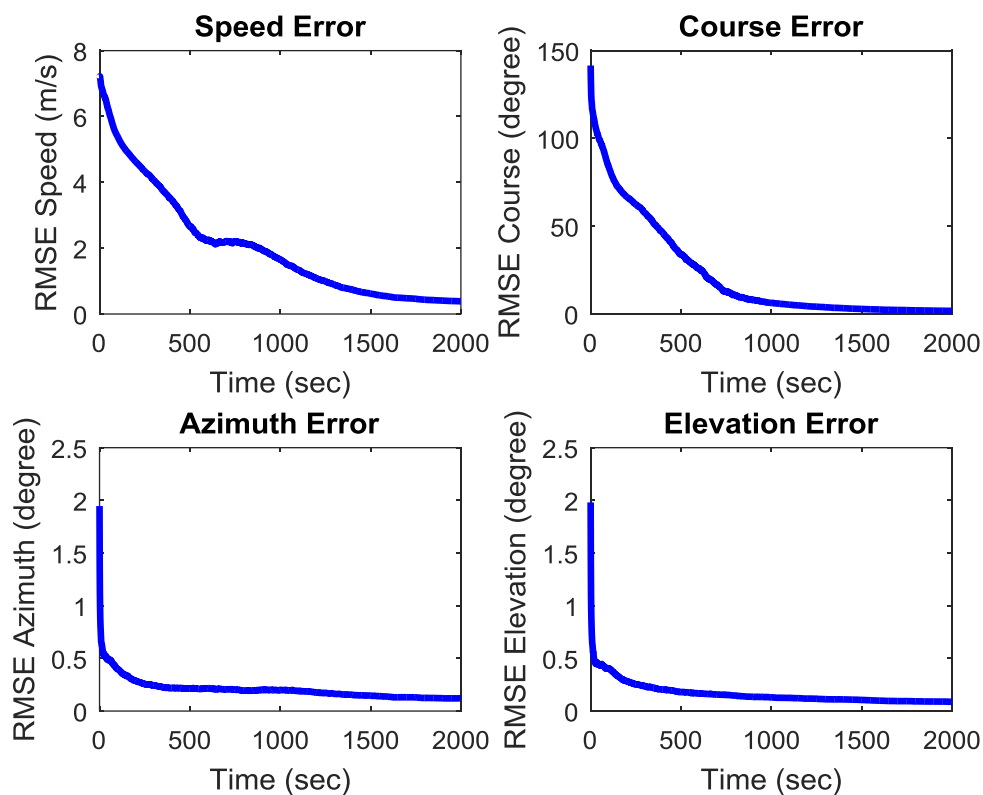
در این قسمت به شبیه‌سازی RPEKF خواهیم پرداخت و خواهیم دید که بدون دادن شرایط اولیه این فیلتر شروع به کار کرده و کمیت‌های هدف را در هر شرایطی تحت مشاهده‌پذیری یا داشتن یک مانور خوب، تخمین خواهد زد. قابل ذکر است که تمام شبیه‌سازی‌ها تحت قاعده مونت کارلو به تعداد ۱۰۰۰ بار اجرا شده‌اند.

۵-۵-۱- هدف دورشونده و مشاهده‌گر با مانور

در این بخش به تخمین کمیت‌های حرکتی هدف با استفاده از RPEKF می‌پردازیم که در آن هدف با مشخصات تعریف شده در بخش ۵-۳-۳ و با کورس $[\alpha = 45^\circ \quad \beta = 60^\circ \quad \gamma = 60^\circ]$ در سناریویی مشکل که فاصله هدف و مشاهده‌گر زیاد بوده و حرکت هدف به صورت دورشونده می‌باشد در حال حرکت است. همچنین مشاهده‌گر با کورس $0,088$ درجه در هر ثانیه با مانور S حرکت می‌کند که مختصات حرکتی هدف و مشاهده‌گر، همانند شکل ۵-۴ می‌باشد. بدین ترتیب تخمین کمیت‌ها حرکتی هدف شکل‌های ۵-۱۵ و ۵-۱۶ در خواهند آمد.



شکل ۵-۱۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو اول RPEKF

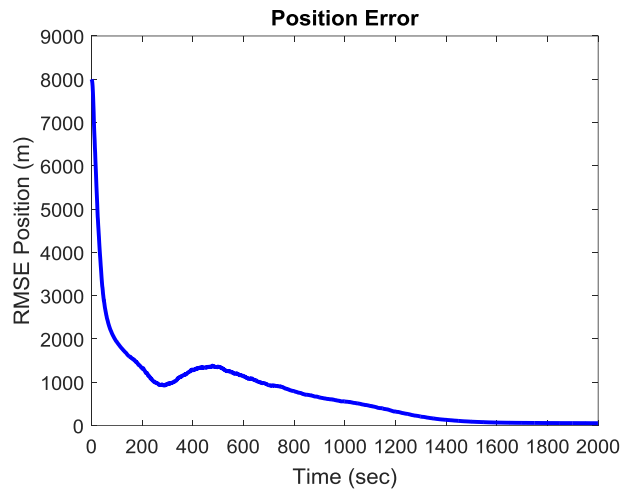


شکل ۵-۱۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو اول RPEKF

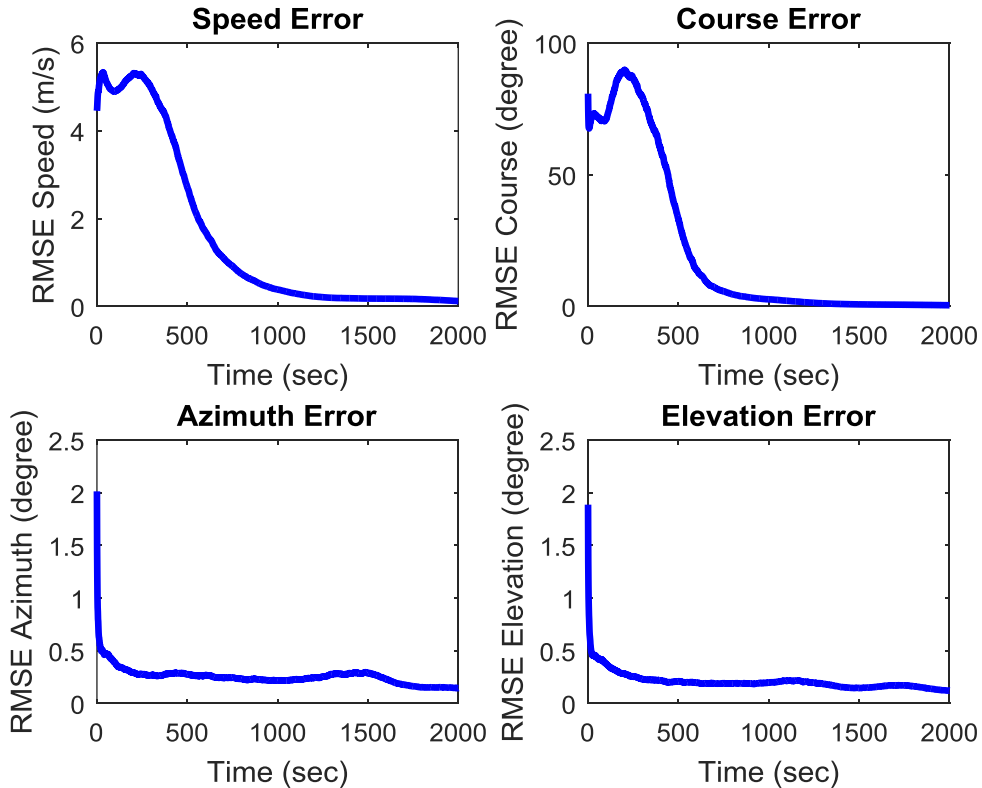
همان‌طور که در شکل‌های ۵-۱۵ و ۵-۱۶ نشان داده شده است کمیت‌های حرکتی هدف توسط RPEKF با شرایط اولیه خودکار بدست آمده و در یک سناریو مشکل به خوبی همگرا شده‌اند. حال سناریو دیگری تحت عنوان هدف نزدیک‌شونده با همین شرایط را در ادامه مطرح می‌کنیم که در این صورت حتماً کمیت‌های حرکتی هدف به دلیل کم شدن فاصله هدف با مشاهده‌گر بهتر خواهند شد.

۵-۵-۲- هدف نزدیک‌شونده و مشاهده‌گر با مانور

این سناریو نیز به تخمین کمیت‌های یک هدف نزدیک‌شونده با کورس $[\alpha=120^\circ \quad \beta=120^\circ \quad \gamma=135^\circ]$ همانند بخش ۵-۳-۴ خواهیم پرداخت که تخمین کمیت‌های مورد نظر هدف در شکل‌های ۵-۱۷ و ۵-۱۸ آورده شده‌اند.



شکل ۵-۱۷: تخمین موقعیت هدف در سناریو دوم فیلتر RPEKF



شکل ۵-۱۸: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو دوم RPEKF

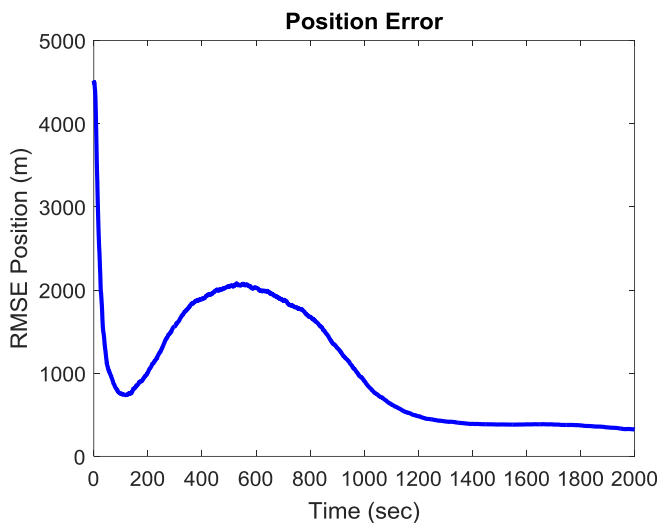
همان طور که در شکل های ۵-۱۷ و ۵-۱۸ دیده می شود در این سناریو تمام تخمین ها همگرا شده و همان طور

که انتظار می رفت عملکرد بهتری نسبت به حالت قبل را از خود نشان می دهند.

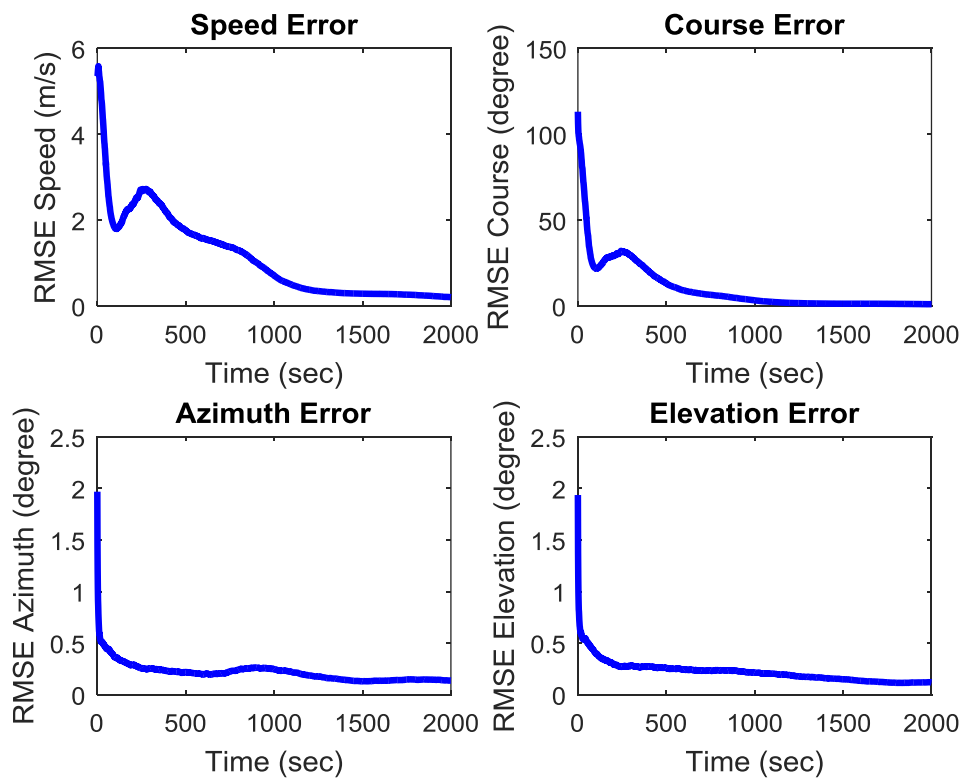
شبیه سازی ها با قاعده مونت کارلو به تعداد ۱۰۰۰ بار اجرا شده اند.

۵-۵-۳- هدف دورشونده و مشاهده‌گر نیز دورشونده و با مانور

در این سناریو موقعیت هدف، مشاهده‌گر و همچنین سرعت آنها همانند سناریو بخش ۵-۴-۱ می‌باشد. تخمین کمیت‌های هدف در شکل‌های ۵-۱۹ و ۵-۲۰ آورده شده‌اند:



شکل ۵-۱۹: تخمین موقعیت هدف در سناریو سوم RPEKF

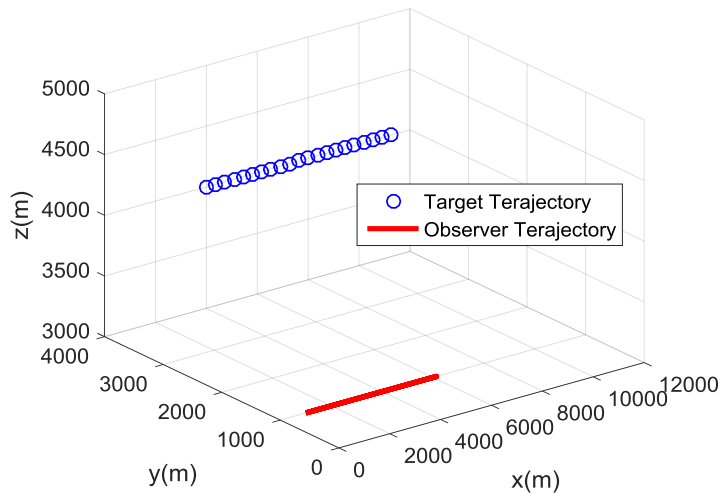


شکل ۵-۲۰: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف در سناریو سوم RPEKF

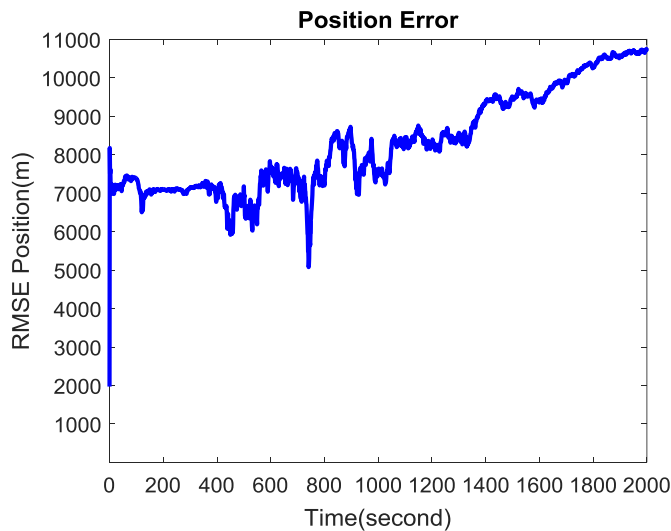
۵-۴-۵- هدف عمق ثابت و مشاهده گر بدون مانور

هدف این قسمت همانطور که در بخش ۴-۵ بیان شد، اثبات واگرایی تخمین ها در صورت ثابت بودن عمق هدف و نداشتن مانور مشاهده گر می باشد.

موقعیت هدف و مشاهده گر و همچنین تخمین موقعیت هدف به ترتیب در شکل های ۲۱-۵ و ۲۲-۵ نشان داده شده اند.



شکل ۲۱-۵: موقعیت هدف و مشاهده گر در دستگاه مختصات سه بعدی در سناریو چهارم RPEKF

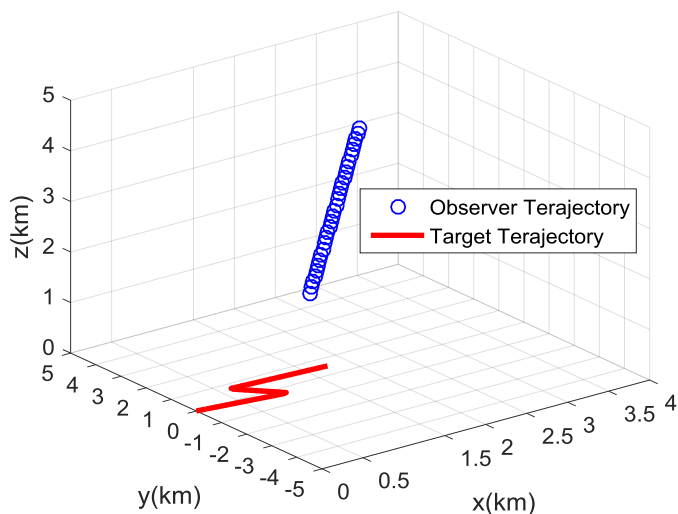


شکل ۲۲-۵: تخمین موقعیت هدف در سناریو چهارم RPEKF

همان‌طور در شکل ۵-۲۱ مشاهده می‌شود و طبق انتظاری که در بخش ۴-۵ داشتیم، تخمین کمیت‌های حرکتی هدف به دلیل ثابت بودن عمق هدف و نداشتن مانور مشاهده‌گر، واگرا خواهند شد. با توجه به شبیه‌سازی‌های صورت گرفته در خصوص RPEKF، نکته‌ای که حائز اهمیت می‌باشد، این است که در RPEKF زمانی که تعداد فیلترها افزایش یابد (برای تخمین بهتر) سرعت اجرای آن کاهش پیدا می‌کند. از اینرو سرعت اجرای آن بسیار پایین‌تر از EKF می‌باشد. اما فیلترهای دیگر تحت عنوان فیلترهای دسته‌ای وجود دارند که به تخمین مقدار اولیه کمیت‌های حرکتی هدف می‌پردازند، که در ادامه شبیه‌سازی‌های مربوط به این فیلترها نیز آورده می‌شود.

۵-۶- توصیف شرایط اولیه مسئله در فیلترهای دسته‌ای

در این قسمت از شبیه‌سازی‌ها، هریک از فیلترهای دسته‌ای تحت یک سناریو که در آن مختصات حرکتی هدف و مشاهده‌گر همانند شکل ۵-۲۳ می‌باشد، به تخمین کمیت‌های حرکتی هدف می‌پردازند.



شکل ۵-۲۳: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی در فیلترهای دسته‌ای

در این سناریو شرایط اولیه هدف و مشاهده گر، به ترتیب به صورت زیر خواهند بود:

$$X_{target} = [2000(m) \ 2000(m) \ 1000(m) \ 5(knot) \ 5(knot) \ 5(knot)]^T \quad (10-5)$$

$$X_{observer} = [0 \ 0 \ 0 \ 5(knot) \ 5(knot) \ 0]^T \quad (11-5)$$

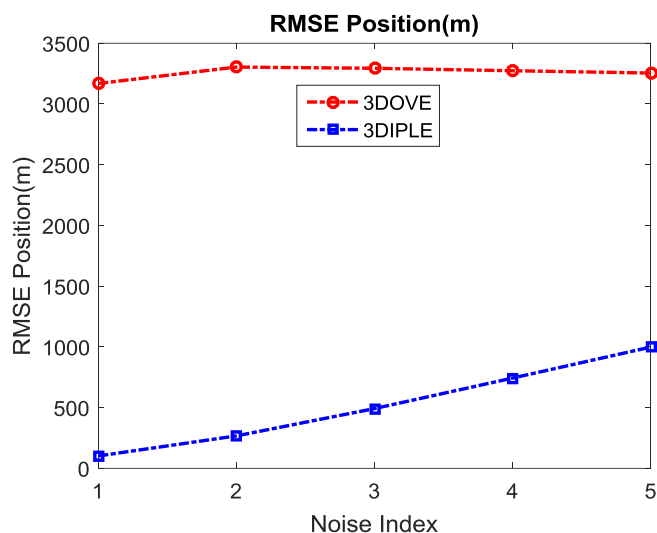
تمامی این تخمین ها که تحت ۵ دسته نویز مختلف همان طور که در جدول ۵-۱ نشان داده می شوند، تحت قاعده مونت کارلو با تعداد ۱۰۰۰۰ بار اجرا می شوند.

جدول ۵-۱: درجه نویز در فیلترهای دسته ای

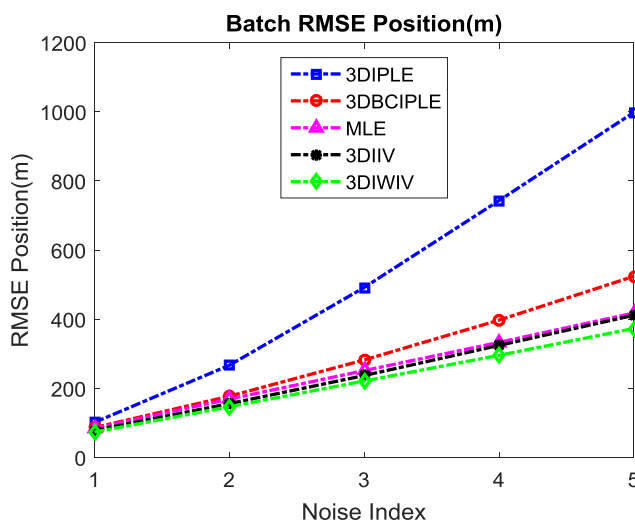
ردیف	زوایه سمت (درجه)	زوایه ارتفاع (درجه)
۱	۰/۴	۰/۶
۲	۰/۸	۱/۲
۳	۱/۲	۱/۸
۴	۱/۶	۲/۴
۵	۲	۳

۵-۶-۱- شبیه سازی تخمین موقعیت هدف توسط فیلترهای دسته ای

تخمین موقعیت هدف بر اساس RMSE توسط هر یک از فیلترها در شکل های ۵-۲۴ و ۵-۲۵ آورده شده اند.



شکل ۲۴-۵: تخمین موقعیت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

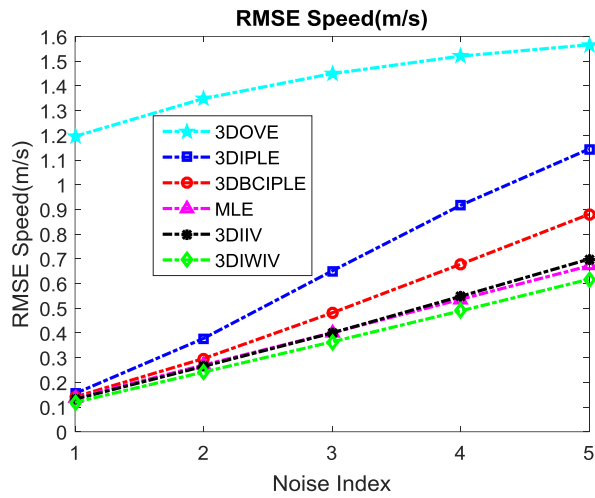


شکل ۲۵-۵: تخمین موقعیت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

همان‌طور که در فصل ۴ بیان شد و در شکل‌های ۲۴-۵ و ۲۵-۵ نشان داده شد، تخمین موقعیت تخمین‌گر 3DIWIV از تمامی فیلترهای یاد شده بهتر و فیلتر 3DOVE بدترین تخمین را دارا می‌باشد.

۵-۶-۲- شبیه‌سازی تخمین سرعت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

شکل ۲۶-۵ شبیه‌سازی مربوط به تخمین سرعت هدف را توسط تخمین‌گرهای دسته‌ای نشان می‌دهد.

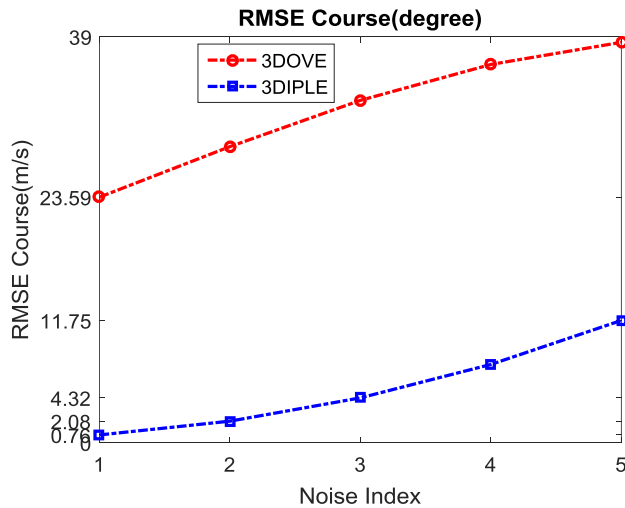


شکل ۲۶-۵: تخمین سرعت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

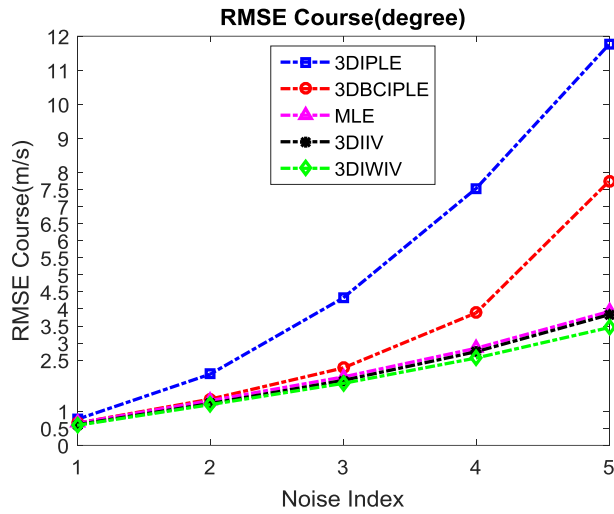
همان‌طور که در شکل ۲۶-۵ مشاهده شد، فیلتر 3DIWIV بهترین عملکرد و فیلتر 3DOVE بدترین عملکرد را دارا می‌باشند.

۵-۶-۳- شبیه‌سازی تخمین کورس هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

در شکل‌های ۲۷-۵ و ۲۸-۵ تخمین مربوط به کورس هدف را توسط فیلترهای دسته‌ای نشان داده شده است.



شکل ۲۷-۵: تخمین کورس هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

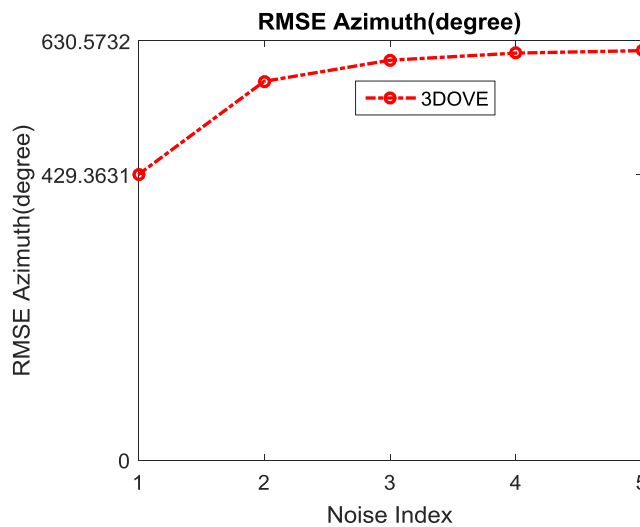


شکل ۵-۲۸: تخمین کورس هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

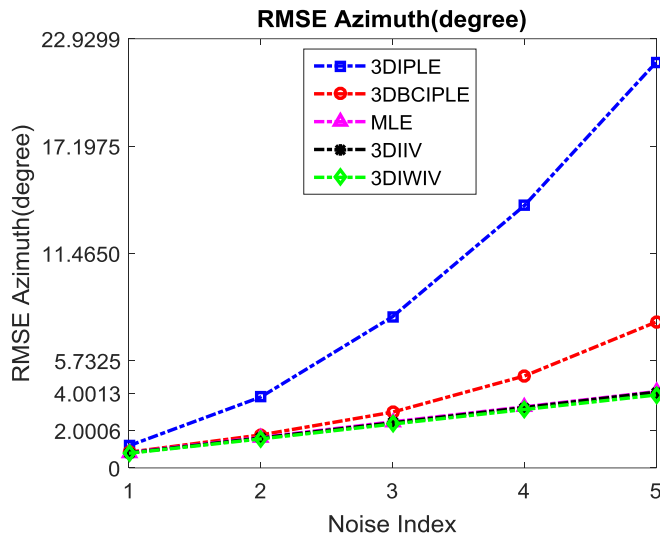
همان‌طور که انتظار می‌رفت تخمین گر 3DIWIV بهترین عملکرد و تخمین گر 3DOVE بدترین عملکرد را دارا می‌باشند.

۵-۶-۴- شبیه‌سازی تخمین زاویه سمت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

در شکل‌های ۵-۲۹ و ۵-۳۰ تخمین مربوط به زاویه سمت هدف را توسط فیلترهای دسته‌ای مشاهده می‌کنیم:



شکل ۵-۲۹: تخمین زاویه سمت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

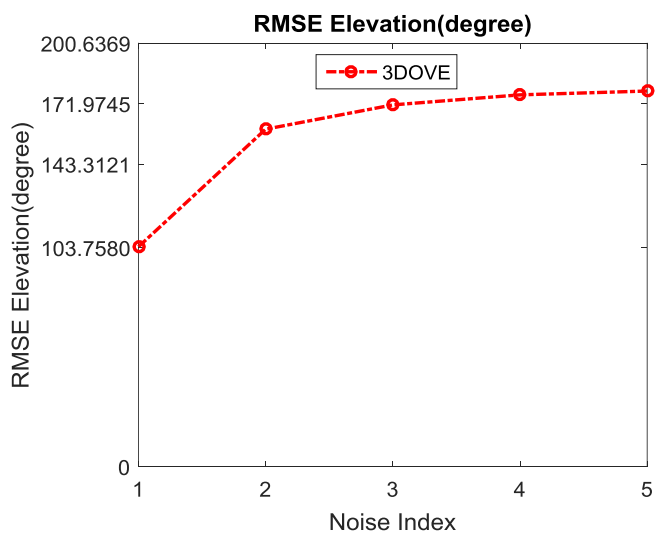


شکل ۵-۳۰: تخمین زوایه سمت هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

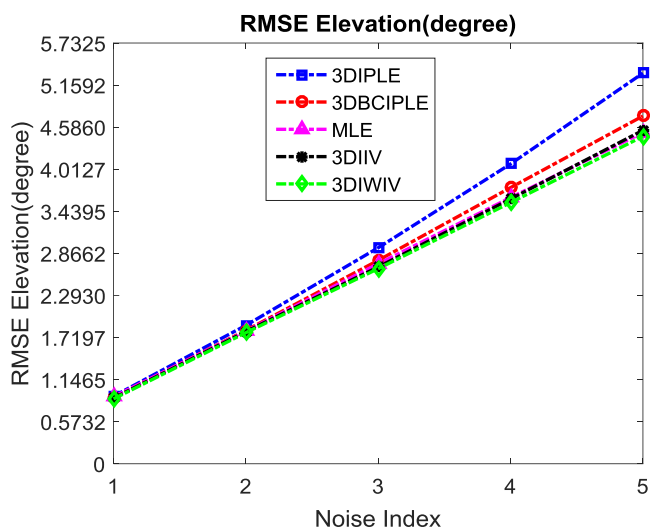
مشاهده می‌شود تخمین گر 3DIWIV بهترین عملکرد و تخمین گر 3DOVE بدترین عملکرد را در تخمین زوایه سمت هدف دارا می‌باشند.

۵-۶-۵- شبیه‌سازی تخمین زوایه ارتفاع هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

در شکل‌های ۵-۳۱ و ۵-۳۲ به شبیه تخمین زوایه ارتفاع توسط فیلترهای دسته‌ای آورده شده‌اند.



شکل ۵-۳۱: تخمین زوایه ارتفاع هدف توسط فیلترهای دسته‌ای



شکل ۵-۳۲: تخمین زاویه ارتفاع هدف توسط فیلترهای دسته‌ای

همان‌طور که در شکل‌های ۵-۳۱ و ۵-۳۲ نیز مشاهده می‌شود تخمین‌گر 3DIWIV بهترین عملکرد و

تخمین‌گر 3DOVE بدترین عملکرد را دارا می‌باشند.

همان‌طور که در این بخش مشاهده کردیم تخمین‌گر 3DIWIV بهترین عملکرد را در بین تخمین‌گرهای

یاد شده در زمینه دسته‌ای داشته و به همین دلیل از این تخمین‌گر به عنوان مقداردهی اولیه فیلتر EKF

استفاده می‌کنیم.

فصل ۶

فیلترهای پیشنهادی

۱- فیلتر ترکیبی ۲- فیلتر فازی

۳- فیلتر تطبیقی

۶-۱- مقدمه

در این بخش به بررسی سه فیلتر پیشنهادی می‌پردازیم. (۱) فیلتر ترکیبی (3DIWIV-EKF) که از ترکیب فیلترهای دسته‌ای و بازگشتی بدست می‌آید. هدف اصلی از ارائه این فیلتر این است که بتوانیم مشکل مقداردهی اولیه فیلتر EKF را در مسأله رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی بهبود بخشیم. به همین دلیل از تخمین‌های حاصل شده توسط تخمین‌گر 3DIWIV به عنوان مقداردهی اولیه فیلتر EKF استفاده می‌کنیم تا بتوانیم از طریق آن مشکل مقداردهی اولیه را حل کرده و یک فیلتر با سرعت عملکرد بالا داشته باشیم. در نهایت فیلتر ترکیبی با RPEKF تحت یک سناریوی مشخص مقایسه خواهد شد و نتایج حاصل از آن را نمایش می‌دهیم. (۲) تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری EKF در مسئله 3DBOT به روش فازی می‌باشد. هدف از این فیلتر تست خرابی حسگرها می‌باشد. (۳) تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری در مسئله 3DBOT به روش تطبیقی است. هدف از این فیلتر رهگیری مناسب در شرایط محیطی متغیر با تنظیم و تطبیق ماتریس نویز اندازه‌گیری و ماتریس کوواریانس نویز فرآیند می‌باشد. شایان ذکر است که در این پایان‌نامه تنها تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری با کوواریانس نویز فرآیند ثابت شبیه خواهد شد.

۶-۲- فیلتر ترکیبی (3DIWIV-EKF)

این فیلتر از ترکیب فیلتر IWIV و EKF به دست می‌آید. ایده این روش برای افزایش سرعت EKF به همراه مقداردهی اولیه آن می‌باشد. در این بخش در یک سناریو مشخص از فیلتر دسته‌ای به عنوان مقداردهی اولیه EKF استفاده خواهیم نمود. و نتایج را در ادامه بیان می‌کنیم.

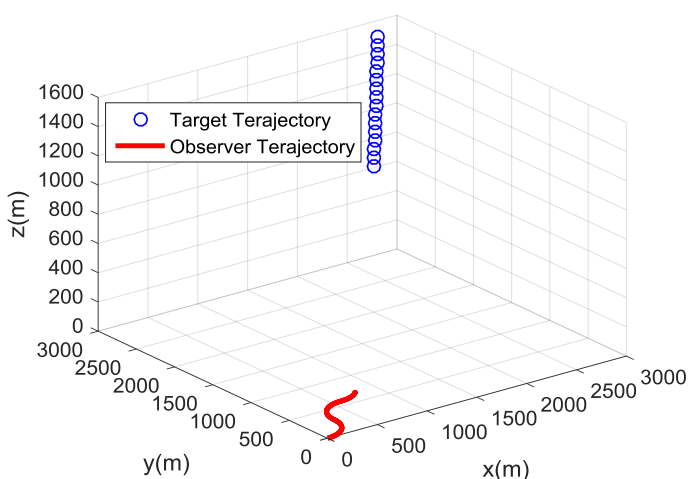
۶-۲-۱- توصیف مسئله در زمینه فیلتر ترکیبی

در این قسمت شرایط اولیه هدف و مشاهده‌گر به صورت زیر می‌باشد:

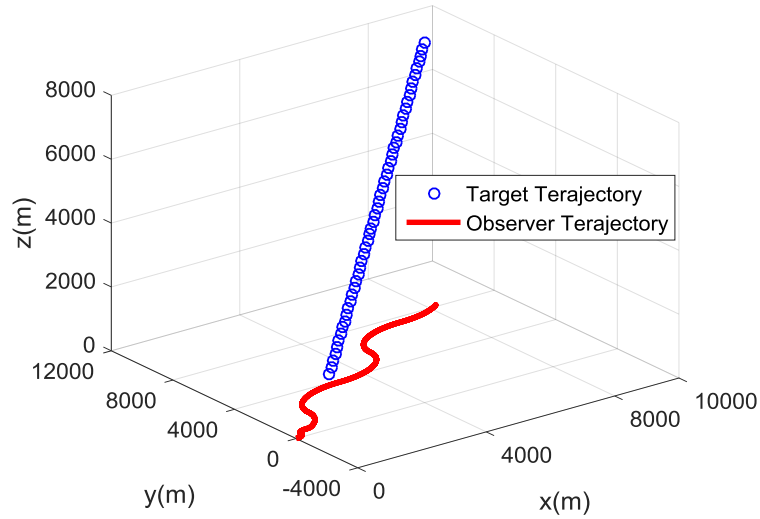
$$X_{target} = [2000(m) \quad 2000(m) \quad 1000(m) \quad 5(knot) \quad 5(knot) \quad 5(knot)]^T \quad (۱-۶)$$

$$X_{observer} = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 5(knot) \quad 5(knot) \quad 0]^T \quad (۲-۶)$$

هدف در یک مسیر مستقیم با کورس $[\alpha = 56^\circ \quad \beta = 48^\circ \quad \gamma = 60^\circ]$ حرکت می‌کند و نویز موجود در اندازه‌گیری‌ها ۲ درجه می‌باشد. مشاهده‌گر برای تخمین موقعیت اولیه هدف ۴۵۰ ثانیه دارای یک مانور S با کورس 0.5° می‌باشد و پس از تخمین موقعیت اولیه هدف، مشاهده‌گر با کورس حرکتی 0.8° در هر ثانیه به صورت S حرکت خواهد کرد. حرکت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی توسط فیلتر 3DIWIV در شکل ۱-۶ آورده شده است. همچنین حرکت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی توسط فیلتر 3DIWIV-EKF که بعد از اعمال مقداردهی اولیه می‌باشد در شکل ۲-۶ نشان داده شده است.



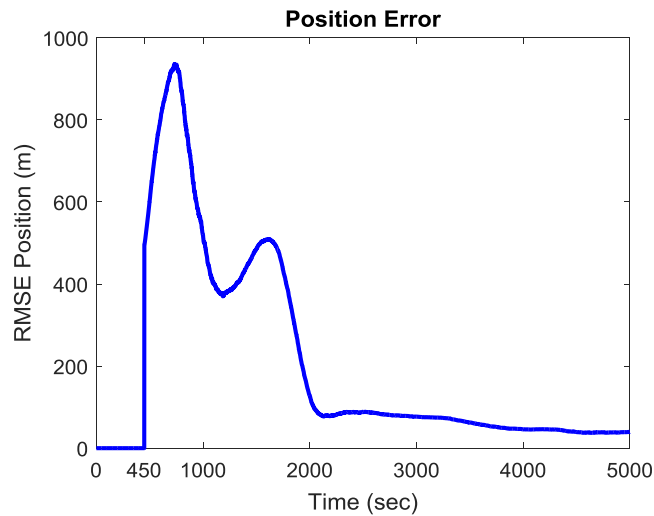
شکل ۱-۶: موقعیت هدف و مشاهده‌گر در دستگاه مختصات سه‌بعدی توسط تخمین‌گر 3DIWIV



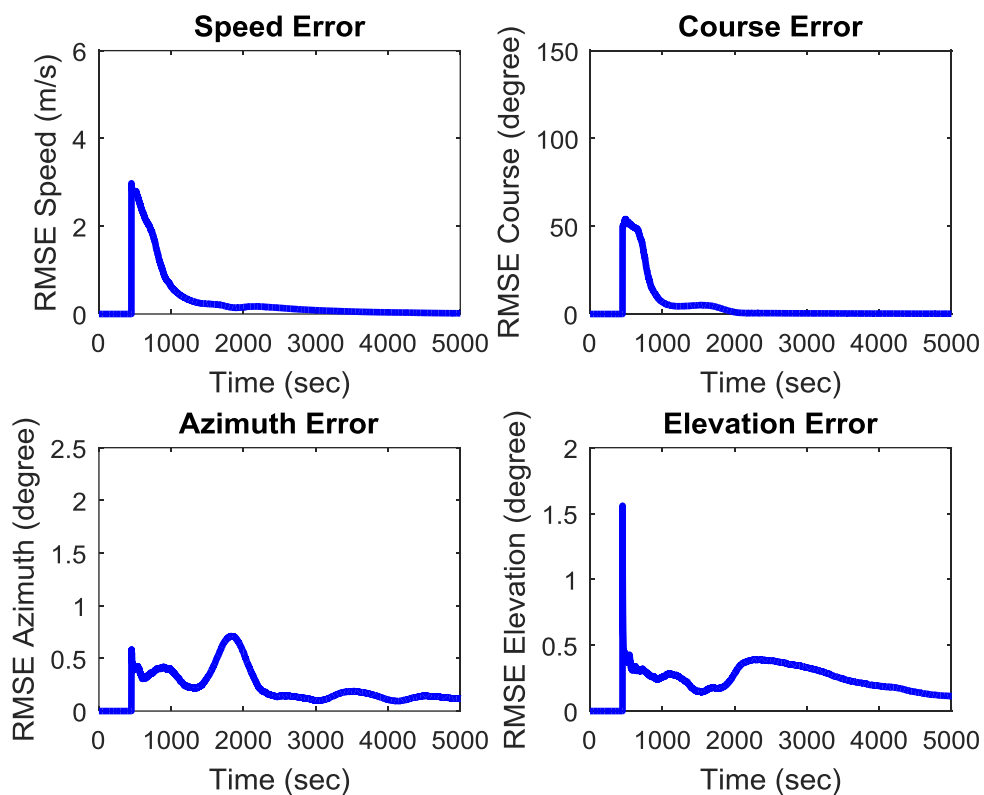
شکل ۲-۶: موقعیت هدف و مشاهده گر در دستگاه مختصات سه بعدی توسط فیلتر ترکیبی

۲-۲-۶- شیب‌سازی تخمین کمیت‌های هدف توسط فیلتر ترکیبی

تخمین‌های حاصل از فیلتر ترکیبی تحت سناریو بالا در شکل‌های ۳-۶ و ۴-۶ نشان داده می‌شوند.



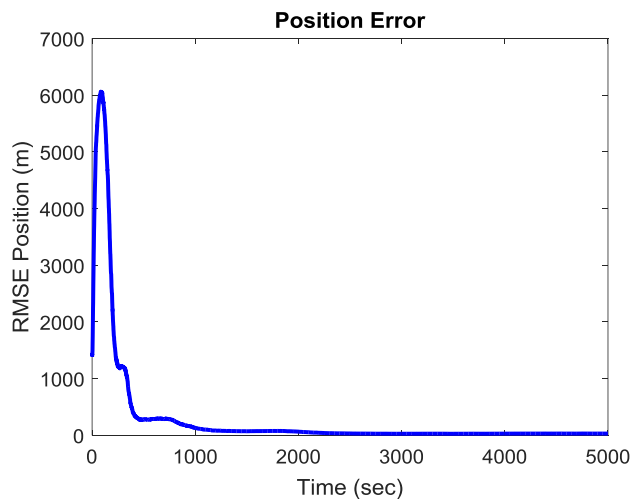
شکل ۳-۶: تخمین موقعیت هدف توسط فیلتر ترکیبی



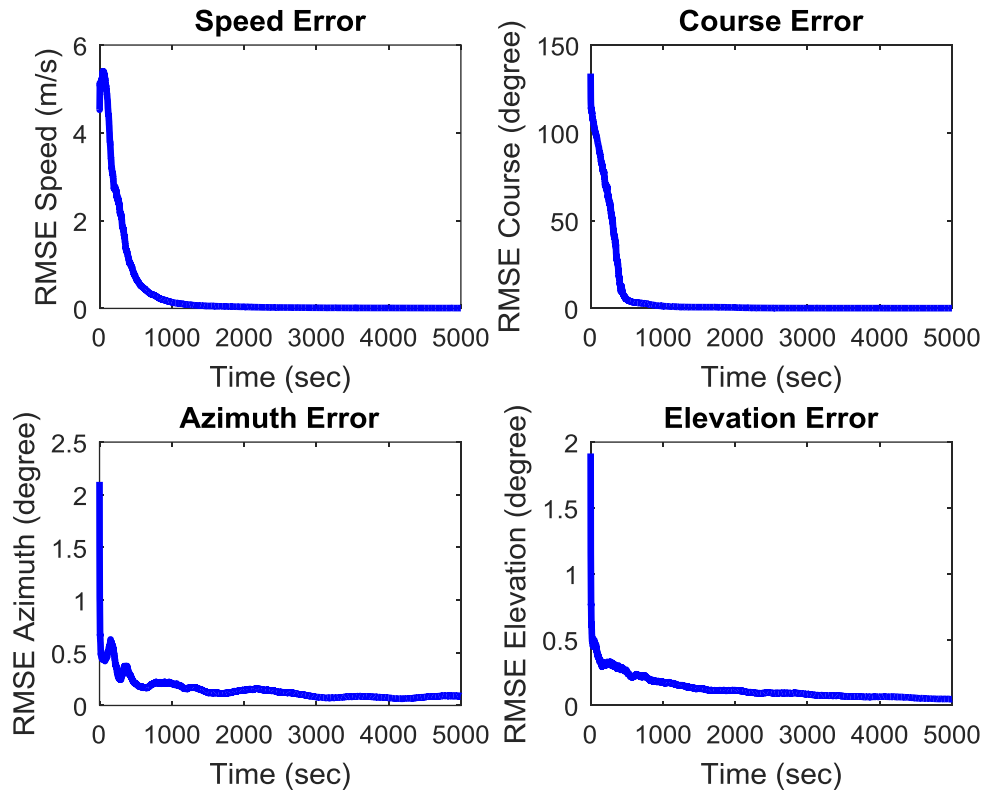
شکل ۴-۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط فیلتر ترکیبی

۳-۲-۶- شبیه‌سازی تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط RPEKF

تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط RPEKF به صورت زیر می‌باشد.



شکل ۵-۶: تخمین موقعیت هدف توسط RPEKF



شکل ۶-۶: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط RPEKF

۶-۲-۴- جمع بندی فیلتر ترکیبی

همان‌طور که در شبیه‌سازی‌ها مشخص شد کمیت‌های حرکتی هدف که توسط فیلتر ترکیبی (3DIWIV-EKF) بدست آمده است، نسبت به RPEKF دارای همگرایی کندتری می‌باشد و از طرفی در این سناریو به دلیل بالا بودن تعداد فیلترهای کالمن توسعه یافته در RPEKF، برای تخمین مناسب کمیت‌های حرکتی هدف، زمان اجرای آن دو برابر فیلتر ترکیبی می‌باشد. بنابراین سرعت عملکردی فیلتر ترکیبی تحت سناریو بالا بهتر می‌باشد ولی RPEKF دارای همگرایی زودتری می‌باشد، اگرچه تخمین‌های فیلتر ترکیبی در سناریو انتخابی به خودی خود دارای شرایط مناسبی با توجه سرعت اجرای آن می‌باشد. به همین دلیل برای انتخاب یکی از این دو فیلتر باید با توجه به شرایط مصالحه‌ای بین دو فیلتر با توجه به

سرعت اجرای برنامه و زمان همگرایی صورت گیرد. لازم به ذکر است که تمام شبیه‌سازی‌های ذکر شده در بالا توسط قاعده مونت کارلو به تعداد ۱۰۰۰ بار اجرا شده‌اند.

۳-۶- فیلتر کالمن توسعه یافته فازی (FEKF^۱) [۳۸]

همان طور که در رابطه (۲-۵) نشان دادیم. ماتریس R در تمام شبیه‌سازی‌ها کاملاً معلوم فرض می‌شود یا به صورت واریانس نویز زوایه‌ها در نظر گرفته می‌شود در حالی که در عمل چنین معیاری در دسترس نیست و از واریانس نویز اطلاعاتی نداریم. همچنین ممکن است دادن مقدارهای ثابت به عنوان درایه‌های ماتریس نویز اندازه‌گیری تضمین بهترین جواب در تمام سناریوهای عملی نباشد. به طور کلی ماتریس R در عمل یا به صورت تقریبی در دسترس بوده یا اینکه نامعلوم می‌باشد. اما نکته حائز اهمیت عملکرد بهینه فیلتر کالمن می‌باشد که به طور قابل ملاحظه‌ای به دقت و صحت اطلاعات آماری نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری وابسته است. انتخاب اولیه نامناسب برای ماتریس R می‌تواند دقت را کاهش دهد یا سبب واگرایی تخمین‌ها شود. لذا در شرایط دینامیکی متغیر استفاده از فیلتر کالمن با پارامترهای آماری ثابت مناسب نخواهد بود. به همین دلیل به نظر می‌رسد تنظیم و تطبیق این پارامتر بهبود عملکرد فیلتر کالمن را در پی داشته باشد. مزیت اصلی تنظیم ماتریس R این است که وابستگی فیلتر را به دانش اولیه از مشخصه‌های آماری کم می‌کند. به همین دلیل در این بخش به ارائه یک روش جدید برای تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری خواهیم پرداخت که در این روش از منطق فازی بهره خواهیم برد.

۳-۶-۱- باقی‌مانده یا دنباله ابتکاری

۱- Fuzzy EKF

باقی مانده^۱ یا دنباله ابتکاری^۲ به صورت زیر تعریف می شود:

$$r_k = z_k - \hat{HX}_k \quad (3-6)$$

در رابطه فوق \hat{HX}_k تخمین اولیه اندازه گیری است و z_k اندازه گیری حسگرها می باشد. دنباله ابتکاری تفاضل بین خروجی واقعی و خروجی تخمین زده شده است. در کاربردهای عملی از دنباله ابتکاری به منظور آشکارسازی خرابی حسگرها یا برای چک کردن داده های اندازه گیری استفاده می شود. در هر بار اندازه گیری، دنباله ابتکاری اطلاعات جدیدی را در اختیار فیلتر قرار می دهد. برای یک فیلتر کالمن بهینه دنباله ابتکاری، به صورت نویز سفید با میانگین صفر خواهد بود.

۶-۳-۲- بهبود فیلتر کالمن توسعه یافته فازی با تنظیم R و فرض Q ثابت

ماتریس R میزان اندازه گیری را نشان می دهد. افزایش R بدین معنی است که ما به داده های واقعی اندازه گیری، کمتر از تخمین اندازه گیری اعتماد داریم. همچنین وقتی ابزار اندازه گیری از نگاه طراح دقت کمی داشته باشد، R بزرگتر انتخاب می شود. فرض کنید که Q کاملاً برای ما معلوم باشد. با این فرض به دنبال تنظیم ماتریس R خواهیم بود. ایده اصلی در تنظیم ماتریس R سازگار کردن ماتریس کواریانس ابتکاری بدست آمده از روابط نظری با کواریانس حاصل از دنباله ابتکاری واقعی است. ماتریس کواریانس نظری دنباله ابتکاری به صورت زیر بیان می شود:

$$S_k = H_k P_k^- H_k^T + R_k \quad (4-6)$$

با داشتن دنباله ابتکاری r_i ، می توان کواریانس واقعی آن یعنی \hat{C}_{rk} را تخمین زد. این کار را با میانگین گیری در یک بازه مشخص و متحرک با اندازه N بر روی دنباله ابتکاری می توان انجام داد که دنباله ابتکاری واقعی به صورت زیر بیان می شود:

۱- Residual

۲- Innovation Sequence

$$\hat{C}_{rk} = \frac{1}{N} \sum_{i=i_0}^k r_i r_i^T \quad (5-6)$$

که در رابطه فوق، N پنجره متحرک نامیده می‌شود. اندازه پنجره تخمین به طور تجربی انتخاب می‌شود تا مشخصات آماری نرمی را نتیجه دهد. که در شبیه سازی مربوط به این پایان نامه برابر با ۲۰ در نظر گرفته و $i_0 = K - N + 1$ اولین پنجره تخمین است. اگر مقدار واقعی کواریانس دنباله ابتکاری (\hat{C}_{rk}) با مقدار نظری آن (S_k) متفاوت باشد باید تنظیماتی بر روی R صورت گیرد تا این عدم تطابق از بین برود. برای رصد اختلاف بین S_k و مقدار واقعی آن، متغیر جدیدی تعریف می‌کنیم که آن را درجه تطابق می‌نامیم.

$$DOM_k^1 = S_k - \hat{C}_{rk} \quad (6-6)$$

که در رابطه اخیر سه حالت برای DOM ایجاد می‌شود:

۱- $DOM > 0$ بدین معنا است که مقدار واقعی کواریانس دنباله ابتکاری (\hat{C}_{rk}) کوچکتر از مقدار نظری آن (S_k) بوده و نیاز به تنظیم R است تا این اختلاف از بین برود.

۲- $DOM = 0$ بدین معنا است که مقدار واقعی کواریانس دنباله ابتکاری (\hat{C}_{rk}) برابر با مقدار نظری آن (S_k) بوده و نیازی به تنظیم R نمی‌باشد.

۳- $DOM < 0$ بدین معنا است که مقدار واقعی کواریانس دنباله ابتکاری (\hat{C}_{rk}) بزرگتر از مقدار نظری آن (S_k) بوده و نیاز به تنظیم R است تا این اختلاف از بین برود.

برای یافتن منطق مورد استفاده در سیستم فازی جهت تنظیم R مجدداً روابط را بررسی می‌کنیم. رابطه (۴-۶) نشان می‌دهد که افزایش R باعث افزایش S_k می‌شود و برعکس کاهش R ، S_k را کاهش می‌دهد.

بدین ترتیب می‌توان با تغییر R به تطبیق S_k با \hat{C}_{rk} پرداخت. با توجه به اینکه ماتریس‌های R_k, S_k, \hat{C}_{rk} و DOM_k از نظر ابعاد هم‌اندازه هستند بنابراین تنظیم عنصرهای $R_k(i,i)$ مطابق با المان $DOM_k(i,i)$ انجام

۱- Degree of Matching

می‌شود که $i = 1, 2, \dots, m$ اندازه بردار اندازه‌گیری z_k است. بنابراین از سیستم فازی برای تنظیم $R_k(i, i)$ می‌توان استفاده کرد که پروسه تنظیم آن به صورت زیر است.

$$R_{k+1}(i, i) = R_k(i, i) + \text{Adj}R_k \quad (7-6)$$

که $\text{Adj}R_k$ ضریبی است که به R اضافه یا کم می‌شود تا اختلاف بین کواریانس دنباله ابتکاری واقعی (\hat{C}_{rk}) و نظری (S_k) آن به سمت صفر میل کند.

۶-۳-۳- سیستم فازی جهت تنظیم R

ورودی در این سیستم فازی در هر لحظه، DOM_k می‌باشد که در رابطه (۶-۶) نشان داده شده است که اختلاف بین ماتریس کواریانس دنباله ابتکاری واقعی و نظری است. $\text{Adj}R_k$ خروجی سیستم فازی می‌باشد که برای تصحیح ماتریس R استفاده می‌شود که در رابطه (۷-۶) بیان شده است. سیستم فازی در این پایان‌نامه در نظر گرفته شده دارای ۲ گروه فازی برای ورودی و خروجی است. منطق فازی را می‌توان به ترتیب زیر نوشت:

Rule 1. IF $DOM = NL^1$ Then $\text{Adj}R_k = IL^2$

Rule 2. IF $DOM = N^3$ Then $\text{Adj}R_k = I^4$

Rule 3. IF $DOM = Z^5$ Then $\text{Adj}R_k = M^6$

Rule 4. IF $DOM = PL^7$ Then $\text{Adj}R_k = DL^8$

Rule 5. IF $DOM = P^9$ Then $\text{Adj}R_k = D^{10}$

1- Negative Large

2- Increase Large

3- Negative

4- Increase

5- Zeros

6- Maintain

7- Positive Large

8- Decrease Large

9- Positive

10- Decrease

سیستم فازی که برای تنظیم ماتریس‌های R استفاده شده سیستم فازی ممدانی با فازی ساز منفرد، موتور استنتاج ضرب و همچنین غیرفازی‌ساز میانگین مراکز تشکیل شده است که رابطه ورودی و خروجی آن عبارتست از:

$$Y(x) = \frac{\sum_{L=1}^M Y^{-L} * \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{X_i - \bar{X}_i^L}{\sigma_i} \right) \right) \right]}{\sum_{L=1}^M \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{X_i - \bar{X}_i^L}{\sigma_i} \right) \right) \right]} \quad (۸-۶)$$

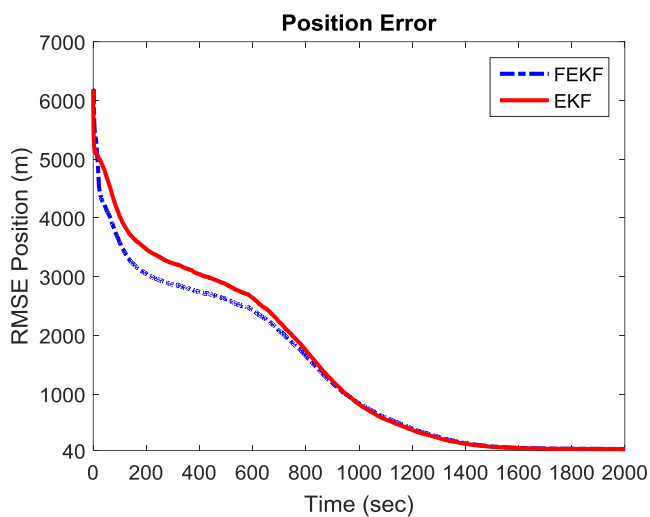
که در رابطه (۸-۶)، $Y(x)$ خروجی سیستم فازی، M تعداد سیستم فازی، n تعداد گروه‌های ورودی سیستم فازی، Y^{-L} مراکز گروه‌های خروجی سیستم فازی، \bar{X}_i^L مراکز گروه‌های ورودی سیستم فازی و σ_i بیان کننده میزان پراکندگی گروه‌های ورودی سیستم فازی است.

۴-۳-۶- شبیه‌سازی فیلتر کالمن توسعه یافته به روش فازی (FEKF)

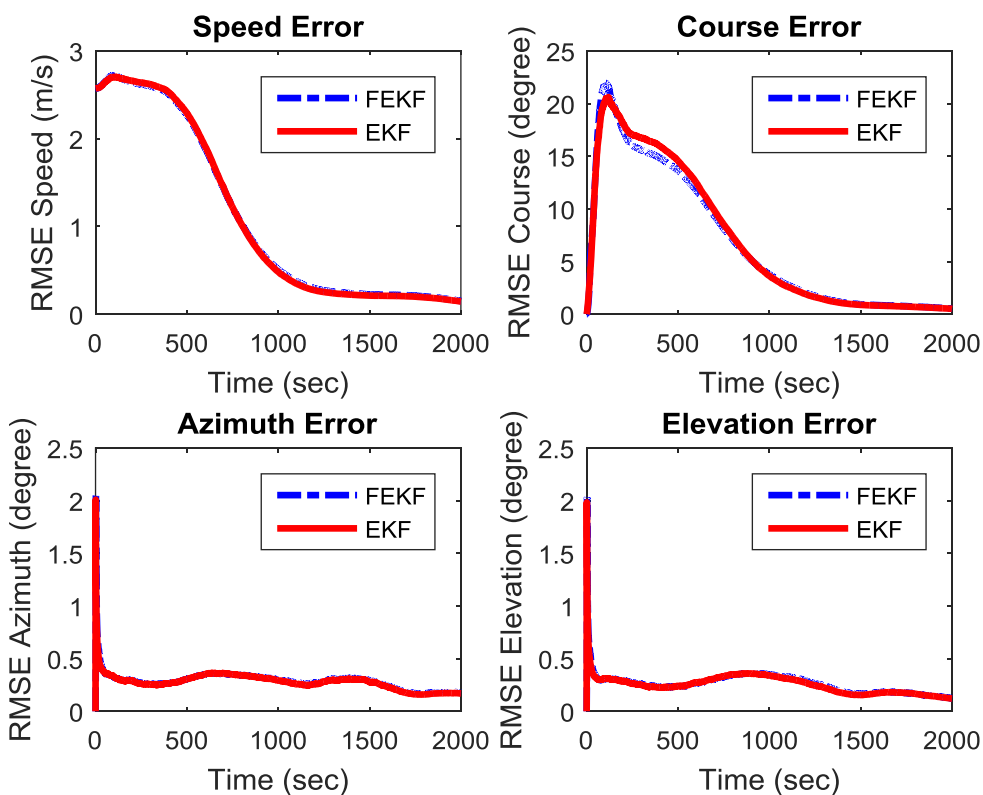
برای این شبیه‌سازی از سناریو نزدیک‌شونده که در بخش ۴-۳-۵ برای فیلتر کالمن توسعه یافته انجام شده است بهره می‌گیریم. تمامی شرایط همانند سناریو مورد نظر است با این تفاوت که ماتریس نویز اندازه‌گیری دیگر واریانس نویز زاویه‌ها نخواهد بود. مقدار اولیه ماتریس نویز اندازه‌گیری که به سیستم فازی داده می‌شود به صورت زیر می‌باشد:

$$R_0 = \text{diag} [1 \quad 1] \quad (۹-۶)$$

بدین ترتیب تخمین کمیت‌های حرکتی هدف توسط FEKF در مقایسه با EKF که ماتریس نویز اندازه‌گیری آن وابسته به داده‌های آماری می‌باشد به شکل‌های ۶-۷ و ۶-۸ خواهند بود. تمام شبیه‌سازی‌ها با استفاده از قاعده مونت کارلو به تعداد ۱۰۰۰ بار اجرا شده‌اند.

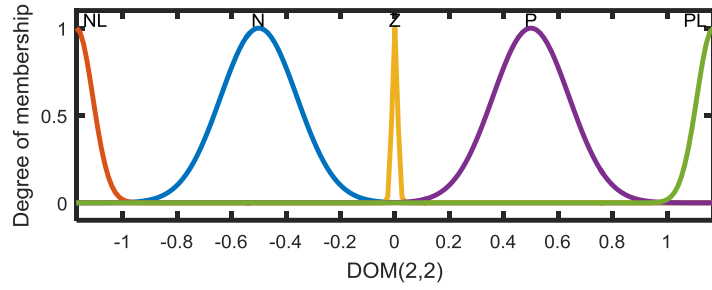
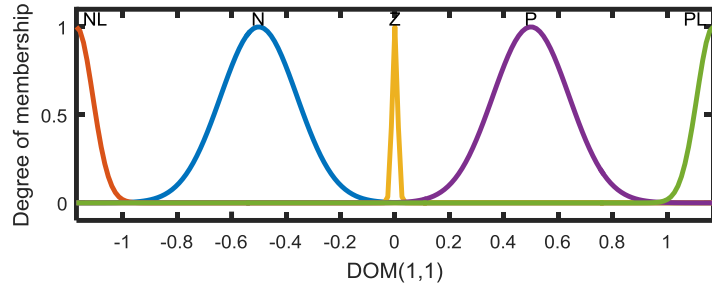


شکل ۶-۷: تخمین موقعیت هدف توسط FEKF و EKF

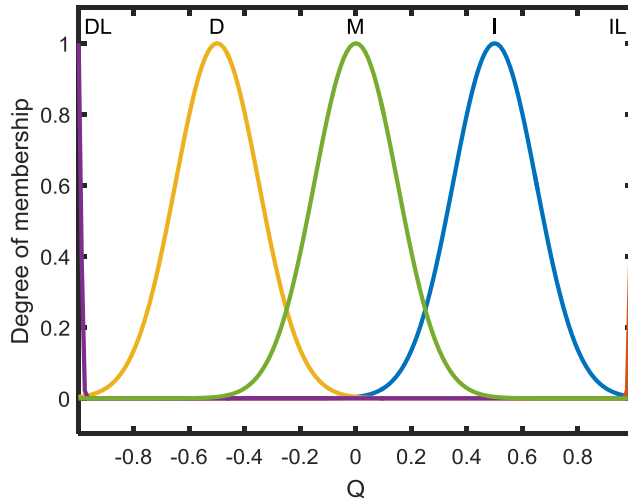


شکل ۶-۸: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط FEKF و EKF

که نتایج حاصله تحت توابع تعلق سیستم فازی نشان داده شده در شکل‌های ۶-۹ و ۶-۱۰ بدست آمده‌اند:

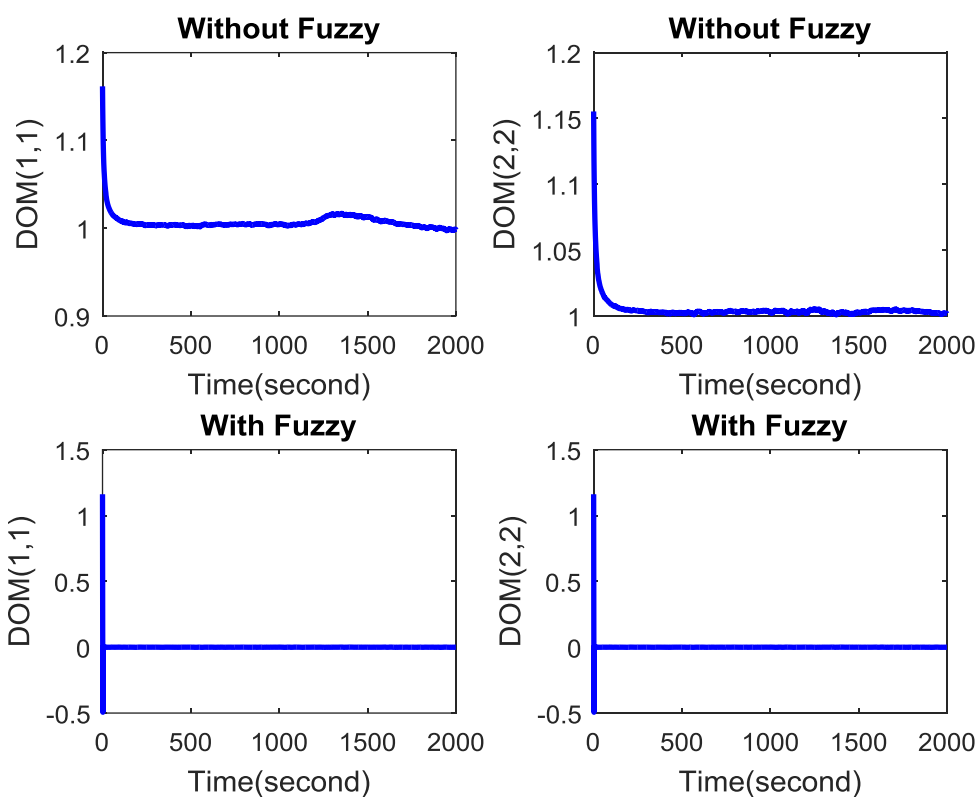


شکل ۶-۹: توابع تعلق برای DOM



شکل ۶-۱۰: توابع تعلق برای AdjR

مقادیر DOM در صورت استفاده و عدم استفاده از منطق فازی، برای یک بار اجرای برنامه در شکل ۶-۱۱ نشان داده می‌شوند.



شکل ۶-۱۱: تفاوت دنباله ابتکاری واقعی و نظری با اعمال منطق فازی و عدم استفاده از آن

همان طور که در شکل ها ۶-۷ و ۶-۸ مشخص شد، با اینکه در FEKF هیچ اطلاعی از درایه های ماتریس R وجود نداشته و هیچ داده آماری در دسترس نداریم، جواب نهایی با نتایج EKF که واریانس نویز استفاده می کند تقریباً مشابه است، لذا این الگوریتم می تواند به عنوان یک روش مناسب برای کاهش وابستگی فیلتر به داده های آماری استفاده گردد. زیرا گاهی به دلیل دقت کم سنسورهای مورد استفاده در صورت خرابی یا غیره در زیر آب ممکن است داده های آماری همیشه برآورد بهترین جواب برای ما نباشند. همچنین، شکل ۶-۱۱ صفر شدن تفاوت دنباله ابتکاری واقعی و نظری را نمایش می دهد که گویای درستی فیلتر پیشنهاد شده می باشند.

۶-۳-۵- جمع بندی FEKF

در این بخش یک راهکار برای کم کردن وابستگی تخمین‌ها به داده‌های آماری ارائه شد که در آن از منطق فازی استفاده شد. از آنجایی که در محیط‌های عملی وجود خطا در داده‌های آماری امری اجتناب ناپذیر است، وجود چنین روش‌هایی می‌تواند مؤثر واقع شوند. اما مشکلات این روش شیوه تعیین گروه‌های فازی، تعداد قوانین و حجم محاسبات می‌باشد. همچنین در این روش تضمینی بر مثبت بودن برخی درایه‌های ضروری کوواریانس‌ها وجود ندارد که از طریق رابطه (۶-۷) می‌توان به آن پی برد. که اگر این مقادیر منفی به تعداد زیاد در ماتریس R تکرار شوند باعث واگرایی تخمین‌ها خواهند شد. البته برای این قضیه نیز راهکاری ارائه شده است اما مشکلات دیگر این فیلتر همچنان به قوت خود باقی است به همین دلیل در این پایان‌نامه از شبیه‌سازی آن خودداری نموده‌ایم. به دلیل اینکه با تنظیم توابع تعلق برای سناریوهای خاص، می‌توان به تخمین‌های بسیار مناسبی دست یافت بدین جهت از این روش می‌توان برای تست خرابی حسگرها استفاده نمود. اما برای حل مشکلات ناشی از این روش و استفاده مناسب‌تر از آن در مسائل رهگیری روش دیگری را در بخش بعدی پیشنهاد می‌دهیم.

۶-۴- فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی (AEKF^۱) [۵۲]

از جمله چالش‌هایی که روش فازی برای تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری داشت، (۱) احتمال منفی شدن درایه‌های ماتریس R (۲) شیوه تعیین گروه‌های فازی (۳) تعداد قوانین فازی (۴) حجم محاسباتی بود. هدف این فصل ارائه یک الگوریتم تطبیقی برای تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری است. به گونه‌ای که مشکلات ناشی از این روش را برطرف کرده و یک الگوریتم مناسب‌تر برای رهگیری هدف در شرایط محیطی متغیر

۱- Additive EKF

ارائه نماید. که این مهم نیز با تنظیم R و Q انجام می‌گیرد تا شرایط بهینه برای گین کالمن و به دنبال آن عملکرد بهینه برای فیلتر کالمن توسعه یافته به ارمغان آورد.

۶-۴-۱- روش‌های تطبیق کوواریانس مبتنی بر دنباله ابتکاری

همان‌طور که در بخش قبل توضیح داده شد r_k دنباله ابتکاری، C_{rk} دنباله ابتکاری واقعی و S_k دنباله ابتکاری نظری نامیده می‌شوند. در صورت انتخاب نامناسب کوواریانس R و Q این دو کوواریانس ابتکاری متفاوت از هم می‌باشند. در روش‌های مبتنی بر دنباله ابتکاری، هدف این است که با تنظیم Q و R این اختلاف به حداقل برسد، بنابراین با انتخاب تابع هزینه‌ای از مربع تفاضل کوواریانس‌ها، روشی پیشنهاد می‌شود تا این تابع هزینه را کمینه کند. تابع هزینه مدنظر به صورت زیر بیان می‌شود [۵۲]:

$$J_k = \frac{1}{2} tr \left\{ \left(S_{k|k-1} - C_k^r \right)^2 \right\} \quad (۱۰-۶)$$

این به معنی جمع عناصر روی قطر اصلی ماتریس است. از آنجایی که $S_{k|k-1} - C_k^r$ متقارن است در نتیجه می‌توان گفت که $r \left\{ \left(S_{k|k-1} - C_k^r \right)^2 \right\}$ جمع مربعات تمام عناصر $S_{k|k-1} - C_k^r$ است. در صورتی تابع هزینه صفر می‌شود که این دو کوواریانس برابر باشند.

۶-۴-۲- روش پیشنهادی برای تنظیم R و Q

وقتی کوواریانس‌های نویز سیستم و اندازه‌گیری با مقدار حقیقی خود متفاوت باشد، بین کوواریانس دنباله ابتکاری تخمینی و کوواریانس واقعی آن اختلاف ایجاد می‌شود. بنابراین در صورتی که در عملکرد فیلتر کالمن عدم تطابقی بین این دو کوواریانس دنباله ابتکاری ایجاد شد، می‌توان نتیجه گرفت که یکی یا هر دو کوواریانس سیستم و اندازه‌گیری با کوواریانس حقیقی خودش متفاوت است. در بخش قبل ساختار فازی برای اصلاح R و Q ارائه شد که منطبق کلی تطبیق R و Q به صورت $R_k = R_{k-1} + \Delta_k$ و $Q_k = Q_{k-1} + \Omega_k$

است. در این دو تساوی Δ_k و Ω_k خروجی یک سیستم فازی است که بر اساس ورودی و توابع تعلق اختصاص یافته ساخته می‌شود و از آن برای اصلاح R و Q استفاده می‌شود. شیوه انتخاب بهینه توابع تعلق، مراکز و تعداد قوانین از چالش‌های این روش است. برای انتخاب این مراکز معمولاً با اجزای متفاوت و با سعی و خطا این پارامترها انتخاب می‌شود. در اینجا ساختاری مشابه این دو ساختار پیشنهاد می‌شود با این تفاوت که شیوه انتخاب Δ_k و Ω_k بر اساس قاعده تطبیق شدیدترین فرود^۱ انجام می‌گیرد و محدودیت‌های کمتری نسبت به روش فازی دارد. در این ساختار علاوه بر ضریب جمع شونده یک ضریب بزرگنمایی برای اصلاح بهتر ارائه می‌شود.

در اینجا برای تضمین نامنفی بودن درایه‌های کوواریانس‌ها از قدرمطلق استفاده می‌شود. بنابراین ساختار پیشنهادی به صورت زیر مطرح می‌شود [۵۲]:

$$q_k = |\lambda_{q,k} q_{k-1} + \mu_{q,k}| \quad (۱۱-۶)$$

$$r_{k+1} = |\lambda_{r,k+1} r_k + \mu_{r,k+1}| \quad (۱۲-۶)$$

اگر $r_k^{l,o}$ و $q_k^{b,d}$ به ترتیب نشان‌گر عناصر $[l,o]$ و $[b,d]$ از ماتریس‌های R_k و Q_k باشد، برای اختصار در نوشتار $q_{k-1} = q_{k-1}^{b,d}$ و $r_k = r_k^{l,o}$ در نظر گرفته می‌شود. هدف مسئله این است به گونه‌ای ضرایب $\lambda_{q,k}$ ، $\mu_{q,k}$ ، $\lambda_{r,k+1}$ و $\mu_{r,k+1}$ اصلاح شوند که تابع هزینه (۶-۱۰) کاهش یابد. برای این کار از قاعده تطبیق شدیدترین فرود استفاده می‌شود. و این ضرایب که اثبات آنها در مرجع ذکر شده موجود می‌باشد به صورت زیر خواهند بود [۵۲]:

$$\lambda_{r,k+1} = \lambda_{r,k} - \eta_k^R \cdot r_{k-1} \cdot \text{sgn}(\lambda_{r,k} r_{k-1} + \mu_{r,k}) \text{tr} \left(\left(\frac{\partial R_k}{\partial r_k} \right) (S_k - C_k^e) \right) \quad (۱۳-۶)$$

۱- Steepest Decent

$$\mu_{r,k+1} = \mu_{r,k} - \eta_k^R \cdot \text{sgn}(\lambda_{r,k} r_{k-1} + \mu_{r,k}) \left(\left(\frac{\partial R_k}{\partial r_k} \right) (S_k - C_k^e) \right) \quad (14-6)$$

$$\lambda_{q,k} = \lambda_{r,k-1} - \eta_k^Q \cdot q_{k-2} \cdot \text{sgn}(\lambda_{q,k-1} q_{k-2} + \mu_{q,k-1}) \text{tr} \left(H_k \frac{\partial Q_{k-1}}{\partial q_{k-1}} H_k^T (S_k - C_k^e) \right) \quad (15-6)$$

$$\mu_{q,k} = \mu_{r,k-1} - \eta_k^Q \cdot \text{sgn}(\lambda_{q,k-1} q_{k-2} + \mu_{q,k-1}) \text{tr} \left(H_k \frac{\partial Q_{k-1}}{\partial q_{k-1}} H_k^T (S_k - C_k^e) \right) \quad (16-6)$$

در روابط فوق $\frac{\partial R_k}{\partial r_k}$ یک ماتریس مربعی با ابعاد m است و به جز درایه $[l, 0]$ که یک است تمام درایه‌های

آن صفر است. $\frac{\partial Q_{k-1}}{\partial q_{k-1}}$ یک ماتریس مربعی با ابعاد n است که به جز درایه $[b, d]$ که یک است تمام

درایه‌های آن صفر است. η_k^R و η_k^Q پارامترهای آموزش نامیده می‌شوند و به صورت تجربی انتخاب می‌گردند.

همانطور که مشاهده می‌شود برای تطبیق دادن R و Q ابتدا پارامترهای ساختار رابطه (۶-۱۱) و (۶-۱۲)

مطابق روابط (۶-۱۳) تا (۶-۱۶) به صورت بازگشتی اصلاح می‌شود و بعد از آن کوواریانس‌های R و Q بر

اساس این ضرایب تطبیق داده می‌شود. از آنجایی که تطبیق R و Q به صورت غیرمستقیم و به وسیله تطبیق

بازگشتی ضرایب ساختاری صورت می‌گیرد، این روش به روش تطبیق بازگشتی غیرمستقیم نام گذاری

می‌شود.

۶-۴-۳- الگوریتم تطبیق R و Q

منطق تطبیق ماتریس‌های R و Q در سه حالت متفاوت دسته‌بندی می‌شود. اول اینکه از ماتریس R اطلاع

کامل وجود دارد و هدف تنظیم ماتریس Q است، یا اینکه ماتریس Q معلوم است و باید ماتریس R تصحیح

گردد و در آخر اینکه هر دو ماتریس R و Q نامعلوم هستند و باید تطبیق داده شوند. شیوه عملکرد فیلتر

تطبیقی در دو حالت اول به این صورت است که ماتریس کوواریانس معلوم، ثابت در نظر گرفته می‌شود و

در هر گام زمانی مطابق روابط (۶-۱۱) یا (۶-۱۲) عناصر ماتریس نامعلوم تطبیق داده می‌شود. در حالی که هر دو ماتریس کوواریانس نامعلوم باشد، یک راه این است که در هر گام زمانی عناصر ماتریس‌های R و Q به صورت همزمان مطابق روابط (۶-۱۱) و (۶-۱۲) تطبیق داده شوند. این نوع تطبیق در روش‌های تطبیقی بر اساس دنباله ابتکاری، منجر به عملکرد نامناسب فیلتر می‌شود و عملاً روش‌های تطبیقی همزمان R و Q عملکرد پایداری برای فیلتر ایجاد نمی‌کند.

برای تطبیق در حضور نامعینی R و Q راهی که در نظر گرفته می‌شود این است که موضوع نامعینی توأم ماتریس‌های R و Q را به بحث تشخیص خطا^۱ تعمیم می‌دهند. به این معنی که عملکرد کلی فیلتر تطبیقی را به حالت عادی و غیرعادی دسته‌بندی کنند. در حالت عادی تطبیقی روی ماتریس Q صورت نمی‌گیرد و فقط ماتریس R اصلاح می‌شود و در حالت غیرعادی تطبیق برعکس حالت قبل صورت می‌گیرد. بنابراین دو حالت زیر در نظر گرفته می‌شود:

حالت ۱) کارکرد فیلتر در حالت عادی است.

حالت ۲) در کارکرد فیلتر خطایی تشخیص داده شده است.

وقوع خطا با استفاده از تابع آماری زیر قابل تشخیص است:

$$\beta_k = r_k^{z^T} \cdot (S_{k|k+1} + R_k) \cdot r_k^z \quad (۶-۱۷)$$

این تابع آماری دارای توزیع احتمالاتی χ^2 با درجه آزادی τ است. مقدار τ برابر بعد بردار دنباله ابتکاری (r_k^z) است. اگر مقدار سطح اهمیت (α) انتخاب شود با توجه به رابطه زیر:

$$P \{ \chi^2 > \chi_{\alpha, \tau}^2 \} = \alpha \quad 0 < \alpha < 1 \quad (۶-۱۸)$$

مقدار آستانه $(\chi_{\alpha, \tau}^2)$ نیز تعیین می‌شود. پس وقتی مقدار آماری β_k از مقدار آستانه بزرگتر باشد حالت ۲ رخ خواهد داد، در غیر اینصورت حالت ۱ برقرار است مطابق زیر:

۱- Fault Detection

$$\beta_k \leq \chi_{\alpha, \tau}^2 \quad \text{حالت (۱)}$$

$$\beta_k > \chi_{\alpha, \tau}^2 \quad \text{حالت (۲)}$$

مقدار آستانه از سطح اهمیتی که به الگوریتم تطبیقی اختصاص داده می‌شود بدست می‌آید. پس در حالت عادی فیلتر با الگوریتم تطبیقی R عمل می‌کند، ولی در صورتی که مقدار آماری تابع β_k از آستانه بیشتر شود در این حالت عملکرد فیلتر بر اساس مقدار R گام زمانی قبل و با تطبیق Q انجام می‌گیرد. مسئله مهمی که در تمام الگوریتم‌های تطبیقی باید دقت شود انتخاب شرایط اولیه مناسب برای عناصر R و Q است. در صورت انتخاب نامناسب آنها عملکرد فیلتر چه با روش تطبیقی و چه بدون آن به ناپایداری می‌رسد. پیشنهاد تجربی ما این است که برای شرایط اولیه R بهتر است عناصر آن بزرگتر از حدس اولیه و Q اولیه کوچکتر از حدس اولیه انتخاب شود. چرا که با این انتخاب‌ها، بهره K در فیلتر کالمن بزرگ نیست و این کار روند بروزسانی حالت‌ها را در شرایط نامعینی R و Q با کندی انجام می‌دهد.

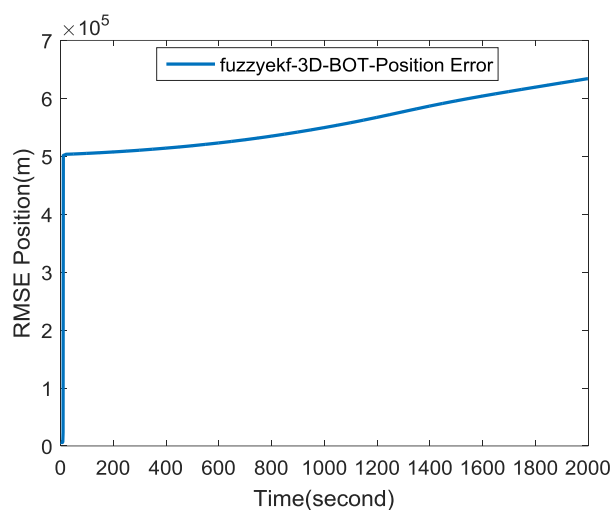
۶-۴-۴- تنظیم R و Q به روش تطبیقی غیر مستقیم در مسئله 3DBOT

در این بخش روش تطبیقی بر روی مسئله 3DBOT اعمال می‌شود. سناریو در نظر گرفته در اینجا همانند سناریو ۱-۴-۵ می‌باشد. در اینجا سه روش EKF، FEKF و AEKF به مسئله 3DBOT اعمال شده و در نهایت با یکدیگر مقایسه خواهند شد. توابع تعلق فازی در نظر گرفته شده در اینجا همانند شکل ۶-۹ می‌باشند.

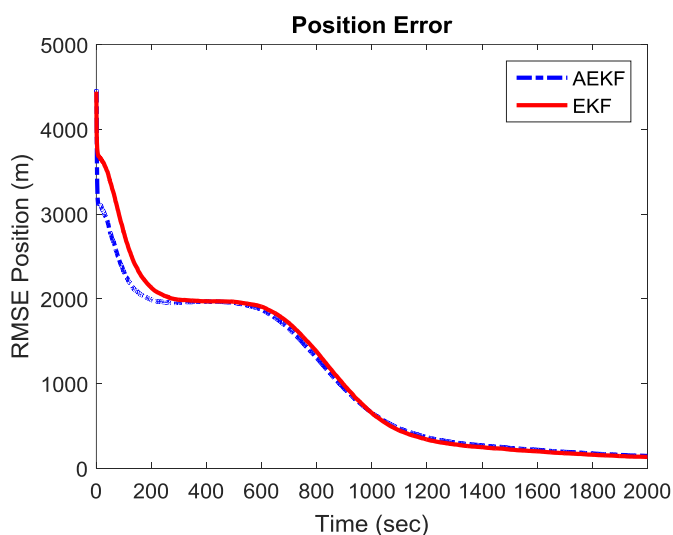
۶-۴-۴-۱- شرایط اولیه نصف هدف دورشونده و مشاهده‌گر نیز دورشونده و بامانور

در این سناریو کمیت‌های حرکتی اولیه هدف و مشاهده‌گر همانند بخش ۱-۴-۵ می‌باشند، همچنین مقدار اولیه برای ماتریس نویز اندازه‌گیری در این بخش برابر ۰,۵ می‌باشد. شایان ذکر است که تخمین‌ها با روش

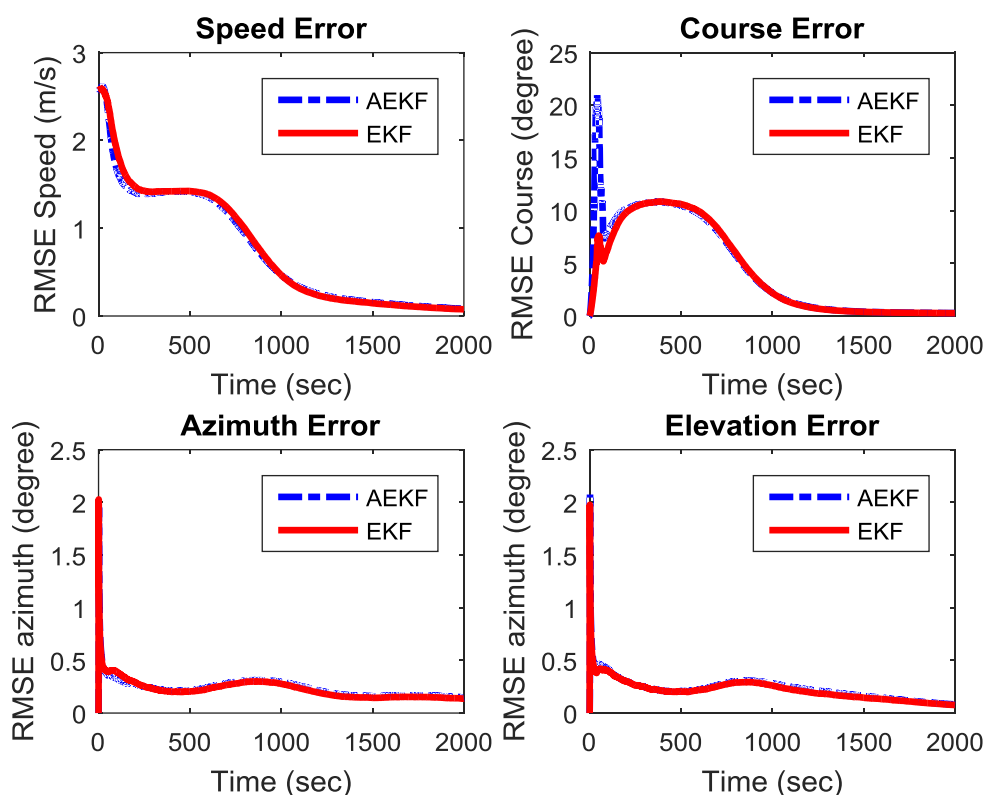
FEKF تحت این سناریو و با در نظر گرفتن تنظیمات بخش ۴-۳-۶ واگرا خواهند شد، به همین دلیل تخمین موقعیت حاصل از این فیلتر به ازای یک بار اجرا به صورت جداگانه در شکل ۱۲-۶ آورده می‌شود. و تخمین‌های حاصل از دو فیلتر دیگر در شکل‌های ۱۳-۶ و ۱۴-۶ به تعداد ۱۰۰۰ بار اجرا تحت قاعده مونت کارلو نشان داده خواهند شد.



شکل ۱۲-۶: تخمین موقعیت هدف توسط FEKF

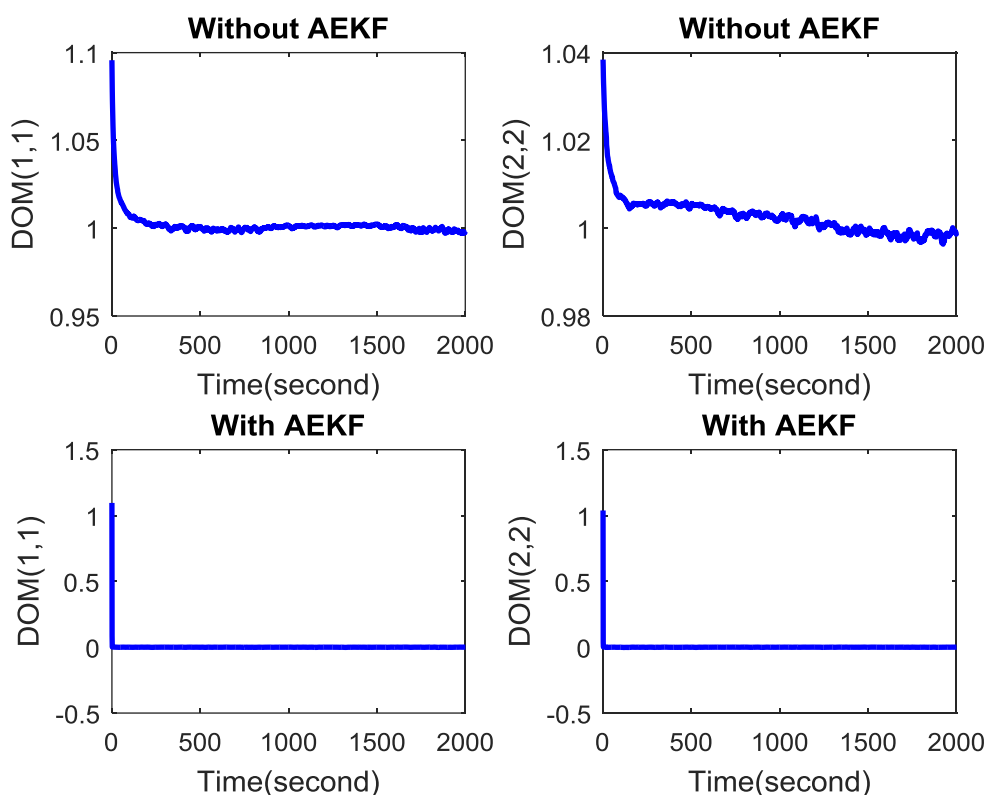


شکل ۱۳-۶: تخمین موقعیت هدف توسط AEKF و EKF



شکل ۶-۱۴: تخمین سرعت، کورس، زاویه سمت و زاویه ارتفاع هدف توسط AEKF و EKF

همان طور که در شکل‌های فوق نشان داده شد، در سناریو انتخابی FEKF منجر به واگرایی گردید در حالی که AEKF به خوبی به مقدار مناسب همگرا شد و توانست EKF را که از ماتریس R استاندارد بهره می‌برد را به خوبی دنبال نماید. شایان ذکر می‌باشد که عملکرد AEKF در سناریو مشابه FEKF در فصل قبل نیز جواب مناسبی را به دنبال داشت که در این پایان‌نامه از اجرای سناریوهای دیگر خودداری نموده‌ایم. در ضمن باید توجه داشت که حجم محاسباتی AEKF کمتر از FEKF می‌باشد و در حالت کلی AEKF مناسب‌تر و پایدارتر از FEKF عمل می‌کند. مقادیر باقی‌مانده دنباله ابتکاری در صورت استفاده و عدم استفاده از روش تطبیقی، برای یک بار اجرای برنامه در شکل ۶-۱۵ نشان داده شده است که گویای درستی عملکرد AEKF می‌باشند.



شکل ۶-۱۵: تفاوت دنباله ابتکاری واقعی و نظری با اعمال روش تطبیقی و عدم استفاده از آن

۶-۵- جمع بندی

همانطور که در این فصل مشاهده شد با اعمال روش تطبیقی بر روی مسئله 3DBOT، مشکلاتی از جمله (۱) منفی شدن درایه‌های ماتریس R (۲) حجم محاسباتی (۳) پایداری مناسب (۴) شیوه انتخاب توابع تعلق را که در فصل قبل با آن رو به رو بودیم، از بین رفت. همان‌طور که در شکل ۶-۱۵ نشان داده شد دنباله ابتکاری بر خلاف شکل ۶-۱۱ هیچ وقت به سمت منفی محور مختصات میل نخواهد کرد. این فیلتر توانایی تنظیم همزمان ماتریس‌های کوواریانس R و Q را نیز با پایداری مناسب دارا می‌باشد. و در شرایط محیطی متغیر می‌تواند بسیار حائز اهمیت باشد.

فصل ۷

نتیجہ گیری و پیشہ داری

۷-۱- مقدمه

در این فصل به نتیجه‌گیری و جمع‌بندی اطلاعات خواهیم پرداخت و همچنین پیشنهادهایی را در زمینه رهگیری هدف با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی ذکر خواهیم نمود.

۷-۲- نتیجه‌گیری

در این پایان‌نامه دو مسئله مهم تخمین هدف و مشاهده‌پذیری در خصوص مسأله رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی بررسی و معیارهای مناسب برای طراحی فیلتری که بتواند تخمین‌های قابل قبولی را با توجه به مسئله مشاهده‌پذیری هدف در پی داشته باشد معرفی شد. در قسمت تخمین هدف، دو گروه از فیلترها تحت عنوان فیلترهای بازگشتی و دسته‌ای معرفی و در نهایت پس از ذکر روابط ریاضی آنها، عملکردشان با شبیه‌سازی تحت قاعده مونت کارلو مقایسه گردید.

همان‌طور که ذکر شد، فیلتر کالمن توسعه یافته یک فیلتر با عملکرد مطلوب برای رهگیری هدف با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی می‌باشد که در کاربردهای نظامی بسیاری از جمله محیط زیر دریا از سرعت اجرای بالا برخوردار بوده و برای این محیط بسیار مناسب می‌باشد. هر چند مشکل مقداردهی اولیه در این فیلتر، مسئله‌ای است که عملکرد این فیلتر را تحت شعاع قرار می‌دهد. از اینرو RPEKF شبیه‌سازی شد که مشکل حاصل از مقداردهی اولیه EKF را حل نماید. با این حال تعداد زیاد فیلترهای EKF مورد استفاده در RPEKF (برای تخمین‌های مناسب کمیت‌های حرکتی هدف) کاهش سرعت این فیلتر را در پی دارد. قابل ذکر است که در این میان عملکرد MGEKF نیز بررسی گردید. در نهایت فیلترهای دسته‌ای که به تخمین مقدار اولیه هدف می‌پردازند، معرفی و مورد بررسی قرار گرفتند. در این زمینه فیلترهای بسیاری پیشنهاد شده بودند که به دلیل نداشتن یک حل بسته و استفاده از الگوریتم‌های تکراری

از سرعت کمی برخوردار هستند از جمله MLE که تخمین‌های مناسبی را از آن در شبیه‌سازی‌های فصل ۶ مشاهده کردیم. ولی به دلیل استفاده MLE از الگوریتم تکراری نیوتن، این فیلتر از سرعت اجرای بسیار پایینی برخوردار بوده و نیازمنده شرایط اولیه مناسب است. در سال‌های اخیر تخمین‌گرهای دیگری تحت عنوان OVE، IPLE، BCIPLE، IIV و IWIV معرفی شده‌اند که دارای حل بسته می‌باشند. پس از بررسی روابط ریاضی و شبیه‌سازی مشاهده گردید که در بین آنها روش متغیر ابزاری بهبود یافته (IIV) عملکرد مناسبی نسبت به سایر تخمین‌گرها دارد. این تخمین‌گر بدون بایاس بوده و از سرعت اجرای بالایی برخوردار است، که با توسعه این فیلتر، در نهایت فیلتر دیگری تحت فیلتر متغیر ابزاری بهبود یافته وزن‌دار شده (IWIV) مورد استفاده قرار گرفت. این فیلتر نسبت به سایر فیلترها عملکرد مناسبی را برای تخمین مقدار اولیه کمیت‌های هدف نشان می‌دهد. بدین ترتیب از این فیلتر به عنوان مقداردهی اولیه EKF استفاده و یک فیلتر جدید تحت عنوان 3DIWIV-EKF پیشنهاد گردید، ضمن شبیه‌سازی این فیلتر در سناریو مورد نظر پی برده شد که این فیلتر ضمن حل مشکل مقداردهی اولیه از سرعت اجرای بالایی برخوردار است. علاوه بر شبیه‌سازی فیلترهای یادشده، فیلتر ترکیبی که از ترکیب دو گروه بازگشتی و دسته‌ای بدست آمد، در یک سناریو انتخابی شبیه‌سازی شده و با RPEKF تحت همین سناریو مقایسه شد. مشاهده شد اگر چه RPEKF سرعت همگرایی بهتری نسبت به فیلتر ترکیبی دارد ولی سرعت اجرای برنامه آن تحت سناریو تعریف شده دو برابر فیلتر ترکیبی است. از اینرو برای انتخاب فیلتر مناسب باید به مصالحه بین سرعت اجرای برنامه و همگرایی تخمین‌ها پرداخت. هر چند تخمین‌های فیلترپیشنهادی در سناریو انتخابی دارای همگرایی مناسبی بود اما برای تخمین‌های مناسب‌تر از RPEKF نیاز به داده‌های بیشتر بود که این نیز باعث کندی سرعت می‌شود. و در نهایت دو روش دیگر تحت تنظیم ماتریس نویز اندازه‌گیری EKF در مسئله 3DBOT به ترتیب به روش فازی و تطبیقی پیشنهاد شد که از جنبه‌های عملی فراوانی برخوردار بود و وابستگی به داده‌های آماری را کم می‌کرد.

۷-۳- پیشنهادها

- ۱- از آنجایی که فیلتر EKF از سرعت بالایی برخوردار بوده و برای محیط‌های زیر آب بسیار مناسب می‌باشد، پیشنهاد الگوریتم‌هایی که دارای سرعت بالا بوده و بتوانند قضیه مقداردهی اولیه این فیلتر را برطرف نمایند بسیار حائز اهمیت خواهند بود. که یک روش، استفاده از الگوریتم‌های دسته‌ای ارتقاء یافته به منظور مقداردهی اولیه EKF می‌باشد که بتواند در تمام سناریوها به خوبی فیلتر کالمن توسعه یافته را مقداردهی کرده و از سرعت بالایی برخوردار باشند. برخی تحقیقات در این زمینه برای موشک انجام شده است [۵۱] که می‌توان با الگو برداری و بررسی آنها، یک روش مناسب‌تر برای این قضیه پیشنهاد نمود.
- ۲- الگوریتم‌های دیگری در زمینه مقاوم نمودن فیلتر کالمن توسعه یافته نیز معرفی شده است که بررسی این فیلترها و بکارگیری آنها در زمینه رهگیری هدف با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت در حالت سه‌بعدی می‌تواند بسیار حائز اهمیت باشد.
- ۳- استفاده از الگوریتم‌های بازگشتی به همراه رعایت کردن تنظیم ماتریس‌های کوواریانس می‌تواند بسیار موثر باشد.

مراجع

- [1] S. Blackman and R. Popoli. "Design and Analysis of Modern Tracking Systems" Artech House, 1999.
- [2] J.C.Hassab., "Underwater Signal Data processing" .Boca Raton FL:CRC Press 1989.
- [3] Y.Bar.Shalom,X.R.Li, and T. Kirubajan "Estimation with Applications To Tracking and Navigation", John Wiley&Sons NY,2001.
- [4] Y. Bar-Shalom, X. Li, and T. Kirubarajan, "Estimation with Applications to Tracking and Navigation" John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [5] Aidala, V. J. and S. E. Hammel, "Utilization of Modified Polar Coordinates for Bearings-only Tracking," IEEE Trans. on Automatic control, Vol. AC-28, No. 3, pp. 283-294, March 1983.
- [6] Robinson, P. and Yin, M. "Modified spherical coordinates for radar" Proc. AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, pp. 55-64, March 1994.
- [7] Mallick, Mahendra, et al. "Comparison of angle-only filtering algorithms in 3D using Cartesian and modified spherical coordinates." *Information Fusion (FUSION), 2012 15th International Conference on*. IEEE, 2012.
- [8] J. M. C. Clark, R. B. Vinter, and M. M. Yaqoob, "Shifted Rayleigh filter: a new algorithm for bearings only tracking," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, vol. 43, no. 4, pp. 1373–1384, Oct. 2007.
- [9] Özelçi, Attila Can, and Richard Vinter. "The shifted Rayleigh filter for 3D bearings-only measurements with clutter." *Information Fusion (FUSION), 2012 15th International Conference on*. IEEE, 2012.
- [10] Song, T. L., & Speyer, J. L. (1983, December). A stochastic analysis of a modified gain extended Kalman filter with applications to estimation with bearings only measurements. In *Decision and Control, 1983. The 22nd IEEE Conference on* (Vol. 22, pp. 1291-1296). IEEE.
- [11] T. L. Song and J. L. Speyer, "A stochastic analysis of a modified gain extended Kalman filter with applications to estimation with bearings only measurements," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 30, no. 10, pp. 940–949, Oct. 1985.
- [12] S. Julier, J. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, "A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 45, no. 3, pp. 477–482, Mar. 2000.

- [12] S. Julier, J. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, "A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 45, no. 3, pp. 477–482, Mar. 2000.
- [13] S. Sadhu, S. Mondal, M. Srinivasan and T.K. Ghosha, "Sigma point Kalman filter for bearing only tracking" *Journal Signal Processing*, vol 86 Issue 12, December 2006.
- [14] Wang, W. P., Liao, S., & Xing, T. W. (2009, December). The unscented Kalman filter for state estimation of 3-dimension bearing-only tracking. In *Information Engineering and Computer Science, 2009. ICIECS 2009. International Conference on* (pp. 1-5). IEEE.
- [15] Toloei, Alireza, and Saeid Niazi. "State Estimation for Target Tracking Problems with Nonlinear Kalman Filter Algorithms." *International Journal of Computer Applications* 98.17 (2014).
- [16] S. Julier, J. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, "A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators," *IEEE Trans. Automat. Contr.*, vol. 45, no. 3, pp. 477–482, Mar. 2000.
- [17] Karlsson, Rickard, and Fredrik Gustafsson. "Recursive Bayesian estimation: bearings-only applications." *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation* 152.5 (2005): 305-313.
- [18] Karlsson, Rickard, and Fredrik Gustafsson. "Range estimation using angle-only target tracking with particle filters." *American Control Conference, 2001. Proceedings of the 2001*. Vol. 5. IEEE, 2001.
- [19] Vijaya, A., et al. "Application of parameterized modified gain bearings-only extended kalman filter for undersea tracking." *Indian Journal of Science and Technology* 9.13 (2016).
- [20] Ming-jiu, Gai, et al. "An approach to tracking a 3D-target with 2D-radar." *Radar Conference, 2005 IEEE International*. IEEE, 2005.
- [21] Liu, Bin, and Chengpeng Hao. "Sequential bearings-only-tracking initiation with particle filtering method." *The Scientific World Journal* 2013 (2013).
- [22] DENG, Xiao-long, Jian-ying XIE, and Hong-wei NI. "Improved particle filter for target tracking." *Chinese Journal of Aeronautics* 18.2 (2005): 166-170.

- [23] Dogancay, Kutluyil, and Gokhan Ibal. "Instrumental variable estimator for 3D bearings-only emitter localization." *Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference, 2005. Proceedings of the 2005 International Conference on*. IEEE, 2005.
- [24] Nardone, Steven, A. G. Lindgren, and Kai Gong. "Fundamental properties and performance of conventional bearings-only target motion analysis." *IEEE Transactions on automatic control* 29.9 (1984): 775-787.
- [25] Lingren, Alien G., and Kai F. Gong. "Position and velocity estimation via bearing observations." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 4 (1978): 564-577.
- [26] Aidala, Vincent J., and Steven C. Nardone. "Biased estimation properties of the pseudolinear tracking filter." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 4 (1982): 432-441.
- [27] Doğançay, Kutluyil. "On the bias of linear least squares algorithms for passive target localization." *Signal Processing* 84.3 (2004): 475-486.
- [28] Chan, Y. T., and S. W. Rudnicki. "Bearings-only and Doppler-bearing tracking using instrumental variables." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 28.4 (1992): 1076-1083.
- [29] Lindgren, A. G., and K. F. Gong. "Properties of a bearings-only motion analysis estimator: An interesting case study in system observability." *Proceedings of the 12th Asilomar Conference on Circuits Systems*. 1978.
- [30] Wong, Kwan, and Elijah Polak. "Identification of linear discrete time systems using the instrumental variable method." *IEEE Transactions on Automatic Control* 12.6 (1967): 707-718.
- [31] Doğançay, Kutluyil. "Passive emitter localization using weighted instrumental variables." *Signal processing* 84.3 (2004): 487-497.
- [32] Dogancay, Kutluyil. "Bias compensation for the bearings-only pseudolinear target track estimator." *IEEE Transactions on Signal Processing* 54.1 (2006): 59-68.
- [33] Badriasl, Laleh, and Kutluyil Dogancay. "Three-dimensional target motion analysis using azimuth/elevation angles." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 50.4 (2014): 3178-3194.

- [34] BÖNGÖL, HALUK ERDEM. BEARINGS-ONLY TRACKING. Diss. MIDDLE EAST TECHNICAL UNIVERSITY, 2011.
- [35] Kalman, Rudolph Emil. "A new approach to linear filtering and prediction problems." *Journal of basic Engineering* 82.1 (1960): 35-45.
- [36] Kalman, Rudolph E., and Richard S. Bucy. "New results in linear filtering and prediction theory." *Journal of basic engineering* 83.3 (1961): 95-108.
- [37] Ristic, Branko, Sanjeev Arulampalam, and Neil Gordon. "Beyond the Kalman filter." *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine* 19.7 (2004): 37-38.
- [38] ناصری صلحدار، امیرحسین؛ حیدر طوسیان شاندریز و علی ایزدی پور، ۱۳۹۳، ردیابی غیر فعال هدف زیر آب با استفاده از الگوریتم اندازگیری فقط سمت، اولین کنفرانس سراسری توسعه محوری مهندسی عمران، معماری، برق و مکانیک ایران، گرگان، شرکت مهندسی عمران بنای تدبیر با همکاری دانشگاه گلستان.
- [39] Arulampalam, Sanjeev, and Branko Ristic. "Comparison of the particle filter with range-parameterized and modified polar EKFs for angle-only tracking." *AeroSense 2000*. International Society for Optics and Photonics, 2000.
- [40] Kronhamn, T. R. "Bearings-only target motion analysis based on a multihypothesis Kalman filter and adaptive ownship motion control." *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation* 145.4 (1998): 247-252.
- [41] Hammel, Sherry E., and Vincent J. Aidala. "Observability requirements for three-dimensional tracking via angle measurements." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 2 (1985): 200-207.
- [42] Ferdowsi, M. H. "Observability conditions for target states with bearing-only measurements in three-dimensional case." *Computer Aided Control System Design, 2006 IEEE International Conference on Control Applications, 2006 IEEE International Symposium on Intelligent Control, 2006 IEEE*. IEEE, 2006.
- [43] Kendall, M. G., and Stuart, A. *The Advanced Theory of Statistics*, vol. 2. London: Griffin, 1961.
- [44] Passerieux, J. M., Pillon, D., Blanc-Benon, P., and Jauffret, C. Target motion analysis with bearings and frequencies measurements via instrumental variable estimator. In *Proceedings of IEEE*

International Conference on Acoustics and Signal Process. \ing, Glasgow, Scotland, 1989, pp. 2645–2648.

- [45] Browden, R. J., and Turkington, D. A. *Instrumental Variables* (Econometric Series in Quantitative Economics). New York: Cambridge University Press, 1984.
- [46] Lingren, Alien G., and Kai F. Gong. "Position and velocity estimation via bearing observations." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 4 (1978): 564-577.
- [47] Aidala, Vincent J. "Kalman filter behavior in bearings-only tracking applications." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 1 (1979): 29-39.
- [48] Murphy, D.J. (1970) Noisy bearings-only target motion analysis. Ph.D. dissertation, Department of Electrical Engineering.
- [49] Aidala, Vincent, and Sherry Hammel. "Utilization of modified polar coordinates for bearings-only tracking." *IEEE Transactions on Automatic Control* 28.3 (1983): 283-294.
- [50] Passerieux, Jean-Michel, and Dominique Van Cappel. "Optimal observer maneuver for bearings-only tracking." *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 34.3 (1998): 777-788.
- [51] Doğançay, Kutluyil, and Reza Arablouei. "Selective angle measurements for a 3D-AOA instrumental variable TMA algorithm." *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2015 23rd European*. IEEE, 2015.
- [52] Mohammadi M, Gholizadeh-Narm H. "Adaptation of the Noise Covariance in Extended Kalman Filter Applied on Bearing Only Target Tracking Using Indirect Recursive Method." *Joc*. 2016; 10(2) :5572

Abstract

The purpose of this thesis is to design an appropriate criterion for bearing-only tracking (BOT) problem in 3D case using the relevant measurements. Since the BOT problem is unobservable, this criterion is meant to have an appropriate estimation with guaranteeing observability of the target. Due to lack of information from the motion range of the target, this tracking problem is a passive tracking that the basis of its work in 3D is to estimate the target paths moving in a noisy environment with constant speed in a straight line. In this project, two important issues are studied: 1) estimation of the target motion parameters including position, velocity, angles and course using batch and recursive algorithms, 2) the analysis of the target observability using observer maneuvers. Finally, three appropriate approaches are proposed considering the problem of observability and estimation of the motion parameters.

Keywords: Three dimensional case, Passive tracking, Estimation, Observability, Maneuver



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical and Robotic Engineering

M. Sc. Thesis

**Design Appropriate Criterion for Tracking Problem Using
Bearing – Only Measurement in Three Dimensional Case**

By

Ali Mehrjouyan

Supervisor

Dr. Alireza Alfi

September 2017