

ردگیری و تعقیب سه‌بعدی هدف مانوری هوایی با استفاده سنسور تصویری

مهران نصرت‌الهی^۱، میثم دلالت^۲، جلال کریمی^۳، سیدحسین ساداتی^۴

۱ دانشیار، مهندسی هوافضا، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک‌اشتر، تهران، nosratolahy@mut.ac.ir

۲ دانشجوی دکتری، مهندسی هوافضا، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک‌اشتر، تهران

۳ استادیار، مهندسی هوافضا، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک‌اشتر، تهران

۴ دانشیار، مهندسی هوافضا، مجتمع دانشگاهی هوافضا، دانشگاه صنعتی مالک‌اشتر، تهران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۶/۰۴

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۸/۰۳

چکیده

ردگیری هدف برای پهپادهایی که به سنسور تصویری مونوکولار (یا تک‌چشمی) مجهز هستند، دشوار است چرا که سنسور نمی‌تواند برد میان خود و هدف هوایی را با دقت مناسب اندازه‌گیری کند. این مساله در ردگیری اهداف مانوری در فضای سه‌بعدی تشدید می‌شود. برای رفع این مشکل، دقت مدل‌های دینامیکی برای پیش‌بینی حرکت و مانور هدف از اهمیت بالایی برخوردار می‌شود. ما در این مقاله، با شبیه‌سازی‌های عددی، عملکرد سه مدل دینامیکی مختلف را با مدل اندازه‌گیری یک دوربین مونوکولار در ردگیری یک هدف مانوری جرم-نقطه‌ای بررسی و مقایسه کرده‌ایم. این مدل‌ها از لحاظ دستگاه مختصات و مدل در نظر گرفته شده برای مدل‌سازی شتاب هدف متفاوت هستند. زمان اجرا و مجذور میانگین مربعات خطا به عنوان معیارهای مقایسه بین این مدل‌ها در نظر گرفته شده‌اند.

واژگان کلیدی

ردگیری هدف، فیلتر کالمن غیرخطی، فیلتر کالمن خنثی^۱، سنسور تصویری، تخمین حرکت

۱. مقدمه

یک هدف ماموریت را اجرا نماید. در حالی که پهپاد خلبان خودکار ماموریتی را به طور خودکار بر اساس مجموعه‌ای از قوانین برنامه‌ریزی شده پیش از پرواز انجام می‌دهد. پهپادهای خودکار، سیستم‌های بسیار پیچیده‌تری هستند اما فناوری‌های نوظهور به آنها این اجازه را می‌دهند تا ماموریت‌های بسیار پیچیده‌تری را هدف گیرند. ردگیری هدف، یکی از وظایف اصلی در سناریوهای کاربردی مختلفی همچون نظارت هوشمند توسط پهپادهای

وسایل بدون سرنشین به طور فزاینده‌ای در اهداف ماموریت‌های چالشی شامل امداد و نجات، شناسایی و سایر نقش‌های جمع‌آوری اطلاعات درگیر شده‌اند. مزیت این وسایل علاوه بر عدم حضور انسان در سناریوهای خطرناک، در میزان هزینه تولید آنها نسبت به وسایل سرنشین‌دار نیز هست. به طور کلی، دو نوع پهپاد تولید می‌شوند: خلبان از راه دور^۲ و خلبان خودکار^۳. پهپادهای خلبان از راه دور به کاربر اجازه می‌دهد تا وسیله را کنترل کند به نحوی که

خودکار است. مقصود از رهگیری هدف این است که به صورت پیوسته و دقیق موقعیت، سرعت و شتاب هدف از مشاهدات و اندازه‌گیری‌های ورودی، تخمین زده شود. موضوع اصلی در این مساله، فقدان اطلاعات کامل درباره دینامیک هدف است. تخمین، فرآیند استنباط یا تعیین متغیرهای حالت متغیر با زمان یا پارامترهای ثابت نامعلوم سیستم‌های دینامیکی از مشاهدات غیرمستقیم، غیردقیق، نامعین و نویزی است. کلید موفقیت ردگیری یک هدف در استخراج اطلاعات مفید در مورد متغیرهای حالت هدف از مشاهدات سنسور است. مطمئناً مدل مناسب از هدف و مشاهده، استخراج این اطلاعات را تا حد زیادی تسهیل می‌کند. برای انجام تخمین از ایزاری به نام فیلتر استفاده می‌شود. فیلترهایی که برای تخمین استفاده می‌شوند، مدل پایه هستند زیرا دانشی در زمینه مدل حرکت هدف وجود دارد. مدل‌های حرکت را می‌توان به دو دسته کلی حرکت دو بعدی در صفحه افقی $[x \ y]$ یا عمودی $[y \ z]$ و حرکت سه بعدی تقسیم‌بندی کرد.

بسیاری از مدل‌های دوبعدی افقی برای کاربردهای رهگیری سه‌بعدی هواپیماهای غیرنظامی استفاده می‌شوند. زیرا چنین اهدافی اکثراً در صفحه افقی با سرعت و نرخ دوران تقریباً ثابت مانور می‌دهند و در راستای عمودی، مانور کم یا محدودی دارند که معمولاً همزمان با دوران افقی انجام نمی‌شود. بنابراین، تغییرات ارتفاع در اکثر مواقع به صورت مستقل به وسیله یک مدل (تقریباً) سرعت ثابت یا مدلی با حرکت نویزی در راستای z مدل می‌شوند. اما هنگامی که وظیفه رهگیری یک هواپیمای نظامی سریع یا پهپاد با قابلیت مانورپذیری بالا مدنظر باشد که قادر به انجام چرخش‌های سریع، اصطلاحاً «g بالا»^۴، در فضای سه‌بعدی است، مدل‌های دو بعدی یا تفکیک شده (استفاده همزمان از دو مدل دوبعدی برای حرکت افقی و عمودی) می‌توانند ناقص باشد. چرا که به دلیل وجود ترم‌های نامعلوم شتاب ناشی از مانور در دینامیک هدف، تعداد کمیت‌هایی که در ردگیری یک هدف مانوری باید تخمین زده شود در مقایسه با هدف با سرعت ثابت افزایش می‌یابد. مساله ردگیری هدف مانوری بر اساس اندازه‌گیری‌های نویزی سنسور توسط تعداد زیادی از محققین در دهه‌های اخیر مورد مطالعه قرار گرفته است. طبقه‌بندی جامعی از رویکردهای موجود در این زمینه در مرجع [۱] ارائه شده است. تلاش‌های بسیاری به حل این مساله اختصاص یافته‌اند و مدل‌های دقیق‌تری توسعه پیدا کرده‌اند. در ادامه به مرور برخی

کارهای انجام شده در رهگیری هدف مانوری با استفاده از سنسور تصویری می‌پردازیم.

در سال ۲۰۱۹، سانوک پارک و دانگون ژونگ در مرجع [۲]، روش تخمین و هدایتی بر اساس تصویر ارائه کرده است که پهپاد را قادر می‌سازد بر فراز هدف متحرک به صورت دایروی گشت‌زنی کند. حرکت هدف نسبت به پهپاد با استفاده از تلفیق طراحی فیلتر کالمن و سنسورهای اینرسی و GPS آنبرد تخمین زده می‌شود. عملکرد مناسب پهپاد در ردگیری هدف متحرک با استفاده از تخمین فیلتر کالمن و قانون هدایت هندسی، از طریق شبیه‌سازی و تست پروازی نشان داده شده است. در سال ۲۰۱۶، موصومی احمد و کامش سوباراو در مرجع [۳] تخمینی بر اساس EKF^۵ و هدایت بر اساس قانون کنترل گام‌به‌عقب را برای پهپادی ارائه داده‌اند که هدف متحرکی را در فضای ۳ بعدی رهگیری می‌کند. پهپاد رهگیر با استفاده از EKF تخمینی از تمامی متغیرهای حالت هدف را فراهم می‌آورد. مشاهدات در این تخمین عبارت از برد، زاویه فراز^۶ و زاویه آزیموت^۷ هستند. نامعینی‌های تخمین در این مقاله به سه شکل (۱) نویز سفید، (۲) نویز رنگی و (۳) نویز سفید غیرساکن در نظر گرفته شده‌اند. نتایج این مقاله نشان می‌دهد که روش ارائه شده قابلیت رهگیری پهپاد را در فضای سه‌بعدی دارد و عملکردی مقاوم در مقابل نویزهای اندازه‌گیری سفید ساکن/غیرساکن و رنگی دارد. در سال ۲۰۱۴، هایونجین چوی و یودان کیم در مرجع [۴]، هدایت پهپاد با استفاده از یک دوربین مونوکولار^۸ (تک چشمی) را برای رهگیری هدف هوایی انجام داده‌اند. مدل اندازه‌گیری سنسور را بر اساس روش پردازش تصویر خاصی پیشنهاد کرده‌اند و رویکرد تطبیقی غیرخطی برای تخمین حالت‌ها و پارامترها طراحی شده تا موقعیت هدف تخمین زده شود. در نهایت، قانون هدایتی برای رهگیری هدف و مانورهای پهپاد پیشنهاد شده است. نویسندگان با استفاده از شبیه‌سازی‌های عددی، کارآمدی الگوریتم‌های پیشنهادی را اثبات کرده‌اند. در سال ۲۰۱۴، یکوان دونگ، جیونگ هوآنگ و جیان‌لیانگ آی در مرجع [۵]، چهارچوبی^۹ معرفی می‌کنند که پیش‌بینی حرکت هواپیمای هدف را برای تکنیک درگیری هوایی خودکار ایجاد می‌کند. این کار، از تجربه معمولی خلبان‌های انسانی الهام گرفته شده است که حرکت‌های آتی رقیب را در مبارزه بر اساس تصاویر پیش‌بینی می‌کنند. حرکت هدف در مختصات بدنی خود هواپیما ترسیم شده است. تصویری مادون‌قرمز/اپتیکی از هدف گرفته

می‌شود، جهت‌گیری هواپیمای هدف بر اساس تحلیل ویژگی‌های لحظه‌ای تصویر به وسیله شبکه‌های عصبی تخمین زده می‌شوند. موقعیت آتی هدف بر اساس موقعیت فعلی و جهت‌گیری تخمینی پیش‌بینی می‌شود. در سال ۲۰۱۴، استون کویینترو و ژائو هسپانها در مرجع [۶] به بررسی رهگیری خودکار هدف با استفاده از یک پهپاد کوچک مجهز به دوربین گیمبال پرداخته‌اند. در این مقاله دو استراتژی کنترلی جدید بهینه ایجاد شده است، برای آن که پهپاد همواره فاصله تقریبی خود با هدف و همزمان با آن، هدف را نیز در میدان دید دوربین حفظ کند. دو استراتژی در این مقاله ارائه شده است. در استراتژی نخست، فرض شده است که هدف در حال فرار باشد در حالی که استراتژی دوم، هدفی با حرکت تصادفی را مدنظر قرار داده است. هر دو استراتژی کنترلی ارائه شده در این مرجع، تست‌های پروازی را با موفقیت پشت سر گذاشته‌اند. در سال ۲۰۱۴، هیمانی پارخ و همکاران، مرجع [۷]، روش‌های تشخیص و رهگیری اجسام را مورد بررسی قرار داده‌اند. در این مقاله یک بررسی مختصر از الگوریتم‌های تشخیص شی، طبقه‌بندی اشیاء و ردیابی شی موجود در مقالات و منابع علمی ارائه شده است. همچنین، مطالعه‌ای تحلیلی و مقایسه‌ای بر روی تکنیک‌های مختلف مورد استفاده برای مراحل مختلف ردگیری نیز انجام داده‌اند. در سال ۲۰۱۳، مالیکاجونا راثو، مرجع [۸]، بررسی را در رابطه با رهگیری تصویری هدف با استفاده از فیلتر ذره از یک دهه گذشته تاکنون انجام داده است و مزایا و معایب فیلترهای مختلف ذره را مورد بحث قرار داده است. این مطالعه، مقایسه و بررسی بین روش‌های تخمین کالمن فیلتر و روش‌های فیلتر ذره انجام داده است. آنچه که از این مطالعه حاصل می‌شود آن است که فیلترهای ذره و مشتقات آن، در مقایسه با روش‌های متداول، عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهند و برای رهگیری تصویری هدف در محیط پارازیتی و سایر محیط‌ها بسیار مناسب‌تر هستند. همچنین، نویسندگان ترکیب الگوریتم‌های مختلف فیلتر ذره را برای رسیدن به عملکرد بهتر در رهگیری مسیر پیشنهاد داده‌اند. در سال ۲۰۱۲، ولادیمیر دُبروخوف، ایزاک کامینر، کوین دی جونز و همکاران در مرجع [۹]، توسعه سیستم تصویری رهگیری هدف برای پهپاد کوچک را ارائه دادند. الگوریتم، رهگیری خودکار هدف متحرک را انجام می‌دهد در حالی که به طور همزمان، مختصات جغرافیایی، سرعت و سمت^{۱۰} هدف را تخمین می‌زند. یکپارچه‌سازی دقیق در زمان واقعی جریان‌های

ویدیویی و تلمتری پهپاد با پایگاه داده جغرافیایی مرجع^{۱۱}، امکان شناسایی مطمئن هدف، افزایش دقت و کوتاه شدن زمان تخمین حرکت هدف را می‌دهد. در سال ۲۰۰۷، اُه سیونگ مین در پایان‌نامه دکتری خود، مرجع [۱۰]، تخمینی غیرخطی با استفاده از فیلتر کالمن برای رهگیری هدف هوایی سه بعدی ایجاد کرده است که با استفاده از سیستم رهگیری تصویری^{۱۲}، علاوه بر تخمین متغیرهای حالت، چندین مشخصه آن از قبیل اندازه و شتاب هدف را نیز تخمین می‌زند. در سال ۲۰۰۷، بشک برت در پایان‌نامه دکتری خود، مرجع [۱۱]، چهارچوبی برای انجام ماموریت‌های مراقبت، جستجو و نجات توسط چندین پهپاد ارائه کرده است. در این پایان‌نامه، ابتدا تکنیکی برای شناسایی هدف با استفاده از سنسور تصویری و تخمین مشخصات هدف با به کارگیری دوربین ویدیویی بر روی هر پهپاد بیان شده است و در ادامه، الگوریتمی برای تخمین بهتر سرعت و موقعیت هدف به صورت سه‌بعدی و نیز الگوریتم تخصیص وظیفه^{۱۳} با استفاده از فیدبک حلقه بسته تشریح شده است. در نهایت، نتایج آزمایش پروازی انجام شده در آزمایشگاه زمان حقیقی وسایل خودکار (RAVEN)^{۱۴} دانشگاه MIT ارائه شده است. در سال ۲۰۰۷، وهرام اسپانیان و نایرا هواکیمیان در مرجع [۱۲]، با استفاده از معماری کنترل تطبیقی، فیلتر برای حذف اغتشاش ارائه کرده است که به وسیله پرنده امکان رهگیری هدف مانوری با استفاده از دوربین تک‌چشمی را می‌دهد. در این مقاله، به سرعت هدف به عنوان یک اغتشاش متغیر با زمان نگاه شده است که تغییر در مقدار آن، دارای انتگرال کران‌دار است. قانون هدایتی که استخراج می‌شود، تضمین می‌کند که رهگیری از هدف در حضور نویز اندازه‌گیری و تحریک هوشمند سیگنال به خوبی انجام شود. در سال ۲۰۰۶، وهرام اسپانیان و نایرا هواکیمیان، مرجع [۱۳]، معماری کنترل تطبیقی حذف اغتشاش را برای رهگیری هدف هوایی مانوری با استفاده از یک دوربین ارائه داده‌اند. در این مقاله، هدفی با اندازه ثابت رهگیری قرار شده است. برای انجام رهگیری، چهارچوب کنترل تطبیقی پیشنهاد می‌شود که اغتشاشات متغیر با زمان را حذف می‌کند تا مساله رهگیری هدف مانوری تنها با اندازه‌گیری تصویری را حل کند. شبیه‌سازی‌های انجام شده نشان می‌دهد با آن که اندازه‌گیری مستقیمی بر روی فاصله نسبی با هدف وجود ندارد اما اندازه‌گیری‌های زاویه‌ای بدست آمده از سنسور تصویری می‌تواند رهگیر را قادر سازد تا

موقعیت نسبی خود را نسبت به هدف حفظ کند. وهرام اسپانیان در پایان نامه دکتری خود در سال ۲۰۰۶، مرجع [۱۴]، هدایت و کنترل پرواز برای پهپاد با ماموریت رهگیری هدف هوایی را انجام داده است. وی با استفاده از روش کنترل تطبیقی مقاوم و شبکه عصبی، دو قانون هدایتی در رابطه با رهگیری هدف هوایی استخراج و با یکدیگر مقایسه نموده است. وی در پایان نامه خود پیشنهاداتی برای ادامه کار ارائه کرده است. یکی از موارد مطرح شده، قیدی است که در رابطه با میدان دید پهپاد رهگیر به صورت ضمنی در نظر گرفته شده است. در سناریوهای واقعی، هدف می‌تواند در میدان دید دوربین گم شود که چندین علت می‌تواند داشته باشد: پردازش‌های گذرای ناصحیح^{۱۵}، هنگامی که هدف چرخش‌های سریع انجام می‌دهد، هنگامی که دوربین توسط قسمت‌هایی از پهپاد پوشیده می‌شود، اثرات سفید شدگی^{۱۶} و غیره. در چنین مواردی، مراقبت خاصی باید انجام شود تا سیستم را کارآمد نگاه دارد. یکی از راه‌ها برای غلبه بر این مورد، استفاده از الگوریتم‌های جستجو و تصمیم‌گیری است. الگوریتم‌های تصمیم‌گیری پهپاد را قادر می‌سازد بین وظایف خود، اولویت‌سنجی نموده و برای انجام وظیفه مناسب تصمیم‌گیری نماید [۱۵، ۱۶، ۱۷]. الگوریتم‌های جستجو نیز به پهپاد این امکان را می‌دهند تا با گم شدن هدف از صفحه تصویر، به جستجوی آن در محیط بپردازند. در سال ۲۰۰۶، ریچارد وایز و ژلف ریسدیک، مرجع [۱۸]، چندین روش مختلف را برای ردیابی هدف متحرک زمینی با چندین پهپاد مقایسه کرده‌اند. در این مقایسه چهار قانون ابتکاری، قانون هدایت بر اساس رفتار هلمزمن^{۱۷}، قانون هدایت میدان بردار لیاپانف^{۱۸}، حرکت کنترل شده جمعی^{۱۹} و کنترل پیش‌بین زمان حقیقی^{۲۰} در شش حالت (حضور و بدون حضور باد و هدف ثابت، متحرک آهسته و متحرک سریع) شبیه‌سازی و مقایسه شده‌اند. نتیجه این مطالعه آن است که روش رفتار هلمزمن بهترین نحوه عملکرد را دارد. در این روش، با افزایش سرعت باد یا هدف، می‌توان به وسیله دادن فرمان زاویه ساعت^{۲۱} کوچکتر (منظور زاویه بیرینگ^{۲۲} هواپیما نسبت به هدف است) دقت بهبود یابد. اما این روش در حالتی که هدف سریع‌تر از پهپادها باشد، به کار نخواهد آمد.

مهم‌ترین قسمت پهپادهای خودمختار، سیستم ناوبری و زیرسیستم‌های پشتیبان آنها است. سیستم ناوبری خودکار، اطلاعات را از زیرسیستم‌های مختلف برای دستیابی به سه وظیفه

اساسی دریافت می‌کند. تخمین موقعیت پهپاد (جهت تعیین موقعیت و وضعیت یا صرفاً تعیین موقعیت^{۲۳})، تشخیص هدف یا اجتناب از مانع (جهت ردگیری هدف یا اجتناب از برخورد) و ارسال فرامین برای پایدارسازی وضعیت و دنبال کردن اهداف (حلقه هدایت و کنترل) این سه وظیفه هستند. پهپادها و بینایی ماشین، مباحث مشترکی در سیستم‌های هوشمند هستند. سنسورهای تصویری، مانند دوربین‌ها، در مقایسه با سایر سنسورها از مزیت سبک وزنی، مصرف پایین توان و هزینه نسبتاً کم برخوردارند. بعلاوه، آنها اطلاعات غنی از محیط فراهم می‌آورند که می‌تواند پردازش گردد و در کاربردهای زمان حقیقی به کار گرفته شود. اما همانطور که پیش از این بیان شد، داده‌های خروجی از پردازش این سنسورها (یعنی، اندازه‌گیری‌های سنسور) دارای نویز بوده و با تغییرات شدید حرکتی هدف یا رهگیر و انجام مانور توسط آنها، میزان خطای این اندازه‌گیری‌ها بیشتر می‌شود. چرا که دقت این رویکردها بستگی به عوامل مختلفی از قبیل تفکیک‌پذیری عکس^{۲۴}، زمان دریافت^{۲۵}، زاویه رویت^{۲۶}، نوردهی^{۲۷}، ساختارهای مختلف تصاویر هوایی و داده مرجع^{۲۸} دارد. به همین جهت، این مقاله، به بررسی و مقایسه قابلیت مدل‌های مختلف دینامیکی استفاده شده برای ردگیری هدف با قابلیت مانور پذیری بالا با استفاده از یک سنسور تصویری می‌پردازد. بدین منظور، چندین مدل مطرح ردگیری هدف مانوری بر اساس مدل‌های مختلف نویز سفید، مارکوف^{۲۹} و ... با فیلتر UKF پیاده سازی شده‌اند. هدف، یافتن مناسب‌ترین مدل دینامیکی برای ردگیری است. در ادامه، بخش ۲، به تعریف و فرمول‌بندی مساله می‌پردازد. تعریف کلی از مدل حرکت و مدل مشاهده سنسور تصویری ارائه می‌شود. بخش ۳ به معرفی و بیان ریاضی مدل‌های مختلف دینامیکی اختصاص دارد. در این بخش، مدل‌های مختلفی از قبیل نویز سفید، مارکوف و حرکت عمودی-مماسی توصیف و تشریح می‌شوند. نتایج و مقایسه عملکرد این مدل‌ها در بخش ۴ ارائه شده است و در نهایت، بخش ۵ نتیجه‌گیری و جمع‌بندی حاصل از مقاله را ارائه می‌دهد.

۲. تعریف مساله

مانورپذیری هواپیما، به عنوان توانایی هواپیما نسبت به تغییر سرعت و جهت پرواز (مسیر) تعریف می‌شود. به عبارت دیگر، میزان توانایی هواپیما در تغییر زوایا حول سه محور و نیز سرعت‌ها

[۲۲]. تخمین متغیرهای حالت هدف نیازمند استفاده از الگوریتم‌هایی است که به نام فیلتر شناخته می‌شوند و مبتنی بر روش تخمین بیزین هستند. تئوری بیز^{۳۱}، به بیان مختصر فلسفه‌ای است که به صورت سیستماتیک اطلاعات گذشته و حال را با استفاده از مفاهیم احتمال و تئوری احتمال با یکدیگر تطبیق می‌دهد [۲۳].

معروف‌ترین فیلترها، فیلتر کالمن، فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)، فیلتر کالمن خنثی (UKF) و فیلتر ذره هستند. هدف تمام مسائل تخمین بیزین این است که با استفاده از اطلاعات بدست آمده قبلی از پارامتر مورد علاقه و اعمال مقادیر مشاهدات و مدل دینامیکی، تخمین‌هایی به‌پینه از پارامتر را ارائه دهند. در ردگیری هدف، پارامتر مورد علاقه، یک متغیر دینامیکی تصادفی است که به عنوان متغیر حالت هدف در نظر گرفته می‌شود [۲۴].

عبارت «پارامتر» برای نام‌گذاری کمیتی (مقدار اسکالر یا برداری) استفاده می‌شود که فرض می‌شود نامتغیر با زمان^{۳۲} باشد. اگر با زمان تغییر کند، می‌تواند به عنوان «پارامتر زمان متغیر» نامیده شود اما تغییرات زمانی باید در مقایسه با متغیرهای حالت سیستم، «آهسته» باشد [۲۲]. پیش از به کار بردن تئوری بیز، تلاش قابل توجهی باید صرف مدل‌سازی دینامیک فرآیندی شود که مساله را توصیف می‌کند. در ردگیری هدف، این مساله متناظر با توسعه مدل‌های دینامیک هدف و مدل‌های اندازه‌گیری سنسور است.

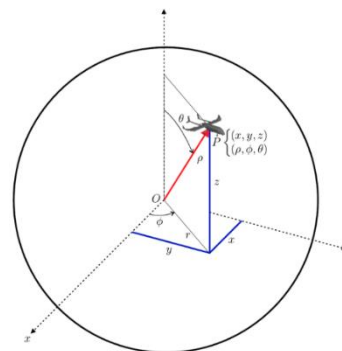
معمولاً حرکت جسم به وسیله مشخصات مولفه‌های سینماتیکی شامل موقعیت، سرعت، شتاب و مولفه‌های سینتیکی نظیر سرعت‌های زاویه‌ای و نرخ‌های تغییر آن‌ها توصیف می‌شود. این مولفه‌های سینماتیکی و سینتیکی، متغیرهای حالت هدف را تشکیل می‌دهند. با استفاده از تعاریف ساده‌ای نظیر نرخ تغییر موقعیت برابر با سرعت، امکان دارد تا یکی از مولفه‌های حالت جسم را به دیگری ارتباط داد. چنین مدل‌هایی می‌توانند با ظرافت با استفاده از رویکرد فضای حالت خواه به صورت زمان گسسته یا پیوسته استخراج شوند. این مدل‌ها می‌توانند بسته به آن که دینامیک مانور، $x(k)$ چگونه مدل می‌شود، به چندین دسته گسترده تقسیم شوند [۱].

با فرض آشنایی با مفاهیم فیلتر و هموارساز^{۳۳} زمان گسسته کالمن و تئوری بیزین، مدل‌های فضای حالت تخمین به شکل پیوسته، معادلات (۲)، و گسسته، معادلات (۳)، بیان می‌شوند [۲۵، ۲۲، ۱].

در راستای آنها نشان‌دهنده مانورپذیری وسیله است. به عبارت دیگر، مانورپذیری به میزان حداکثر نرخ زمانی تغییر بردار سرعت در هر نقطه از پاکت پروازی که قابل دستیابی است، گفته می‌شود. هواپیماهای با مانورپذیری بالا می‌توانند به سرعت شتاب گرفته یا از سرعت خود بکاهند. هرچند، مانور سریع با شعاع کوتاه می‌تواند بارهای بزرگی را بر روی بال‌ها ایجاد کند که تحت عنوان نیرو (یا شتاب) g^3 خوانده می‌شود [۲۱، ۲۰، ۱۹]. هر میزان که مانورپذیری هواپیمای هدف بالاتر باشد، ردگیری آن برای سنسورهای تصویری دشوارتر خواهد بود چرا که نرخ داده‌برداری و پردازش تصویر متناسب با نرخ تغییرات هدف نخواهد بود. از این رو، قدرت پیش‌بینی و مدل‌سازی ابزار تخمین در چنین شرایطی، نقشی حیاتی ایفا خواهد کرد. برای ساده‌سازی و تعمیم مساله، هدف را به صورت جرم نقطه‌ای در نظر می‌گیریم. بدین ترتیب، حرکت هدف در فضای سه‌بعدی را می‌توان به وسیله معادله سینماتیکی حرکت منحنی شکل به صورت دسته معادلات (۱) مدل کرد (شکل ۱) [۱].

$$\begin{aligned} \dot{x} &= v(t) \sin(\gamma(t)) \cos(\phi(t)) \\ \dot{y} &= v(t) \sin(\gamma(t)) \sin(\phi(t)) \\ \dot{z} &= v(t) \cos(\gamma(t)) \\ \dot{v}(t) &= a_r(t) \\ \dot{\phi}(t) &= \omega(t) \\ \dot{\gamma} &= \dot{\theta}(t) \end{aligned} \quad (1)$$

که x, y, z متغیرهای حالت موقعیت هدف در دستگاه زمین مرجع، v سرعت هدف، γ زاویه مسیر پرواز، ϕ زاویه سمت هستند. همچنین، a_r ، ω و $\dot{\theta}$ توابعی دلخواه و متغیر با زمان هستند.



شکل ۱. مدل هدف در مختصات کروی

۳. تعریف و فرمول‌بندی مساله تخمین پارامتر

تئوری تخمین، رویکردی سیستماتیک فراهم می‌آورد تا اختلافات در مشاهدات و اندازه‌گیری‌های مختلف از یک شی را بررسی کند

$$\dot{x}(t) = F(t)x(t) + G(t)u(t) + v(t) \quad (2)$$

$$z(t) = H(t)x(t) + w(t)$$

$$x(k+1) = F(k)x(k) + G(k)u(k) + v(k) \quad (3)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + w(k)$$

در این معادلات، x ، z و u به ترتیب بردارهای پارامترهای حالت هدف، اندازه‌گیری (یا مشاهده) و ورودی کنترل در زمان t یا زمان گسسته t_k هستند. همچنین، v و w نیز به ترتیب نویز فرآیند و اندازه‌گیری و توابع F و H هم به ترتیب توابع مدل دینامیک هدف و مدل مشاهده سنسور می‌باشند [۲۲]. $u(k)$ ورودی (یا شتاب) نامعلوم فرآیند است که به صورت فرآیندی تصادفی^{۳۴} مدل می‌شود و $v(k)$ ، ترم نویز (کوچک) فرآیند^{۳۵} فیلتر است که پهنای باند^{۳۶} فیلتر را کنترل می‌کند. در این نوع مدل، شتاب هدف، $u(k)$ ، به عنوان ترم نویزی افزوده به فرآیند^{۳۷} مدل می‌شود. مرجع [۲۵] به طور جامع و کامل، فهرستی از تمامی مدل‌های دینامیک هدف، بدون انجام مقایسه بین آنها، را ارائه کرده است و روش‌های استخراج آنها را توضیح داده است.

۳-۱. مدل حرکت

ورودی کنترلی، u ، که مسئول مانور هدف است، اصولاً به طور طبیعی وجودش قطعی است ولی در اکثر مواقع برای رهگیر نامعلوم است. یک راه طبیعی، مدل کردن آن به عنوان یک فرآیند نامعلوم قطعی^{۳۸} است که تخمینگر این فرآیند را از داده‌های مشاهده در طول ردگیری تخمین می‌زند. چنین مدل‌های ورودی قطعی، پایه و اساس برای روشی که تخمین ورودی^{۳۹} نامیده می‌شود، هستند. به دلیل کمبود دانش از دینامیک آن، این فرآیند نامعلوم اغلب به صورت تکه‌ای ثابت فرض می‌شود و به شکل یک پارامتر نامتغیر با زمان در طی بازه زمانی در نظر گرفته می‌شود. پس مساله اصلی در تعیین سطح ورودی و زمان‌هایی که در آن ورودی پرش می‌کند، قرار می‌گیرد. روش دیگر، مدل کردن ورودی، u ، به صورت فرآیند تصادفی است که در حقیقت از رویکرد فوق محبوب‌تر است. مدل‌ها در این دسته که در مقالات آورده شده‌اند، عبارتند از:

(۱) مدل‌های نویز سفید: ساده‌ترین مدل برای مانور هدف، مدل شتاب نویز سفید است. در این حالت، فرض می‌شود که شتاب هدف، $\ddot{x}(t)$ ، فرآیندی مستقل و از جنس نویز سفید است. ویژگی اصلی و جذاب این مدل، سادگی آن است. این مدل هنگامی که مانور کاملاً کوچک یا تصادفی باشد، استفاده می‌شود.

ورودی کنترل، یا همان شتاب هدف، به عنوان نویز سفید مدل می‌شود. این مدل به نام مدل شتاب نویز سفید^{۴۰} خوانده می‌شود. این مدل برای مدل‌سازی حرکت سرعت تقریباً ثابت مناسب است [۲۵].

(۲) مدل‌های فرآیند وینر (حرکت براونی^{۴۱}): در ردگیری هدف دومین مدل ساده، مدل شتاب فرآیند وینر^{۴۲} است. فرض می‌شود که شتاب از نوع فرآیند وینر است یا به صورت دقیق‌تر و کامل‌تر، شتاب به صورت فرآیندی با افزایش‌های مستقل است که می‌تواند لزوماً فرآیند وینر نباشد. این مدل، به سادگی تحت عنوان مدل شتاب ثابت (CA)^{۴۳} یا به صورت دقیق‌تر مدل شتاب تقریباً ثابت نیز شناخته می‌شود. معمولاً این مدل دو نسخه دارد. اولین نسخه که به آن مدل جرک نویز سفید^{۴۴} گفته می‌شود، فرض می‌کند که مشتق شتاب (یعنی جرک، $\dot{a}(t)$) یک فرآیند مستقل نویز سفید با میانگین صفر، $w(t)$ ، است. بدین ترتیب [۲۵]:

$$\dot{a}(t) = w(t) \quad (4)$$

نسخه دوم این مدل، فرض می‌کند که افزایش شتاب، یک فرآیند مستقل (نویز سفید) است که در این مقاله، به عنوان مدل ولگشت^{۴۵} به آن پرداخته‌ایم.

(۳) ولگشت: ولگشت مدل سری زمانی پیوسته‌ای است که متغیرهای فعلی معادل متغیرهای گذشته به همراه گام تصادفی بالا یا پایین است. ورودی کنترلی به صورت زیر به شکل ولگشت مدل می‌شود. این مدل می‌تواند مدل شتاب دنباله وینر^{۴۶} خوانده شود [۲۶، ۲۷]:

$$u(t) = u(t-1) + N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

(۴) مدل‌های فرآیند مارکوف: ورودی کنترل به صورت فرآیند مارکوف مدل می‌شود که همبستگی^{۴۷} زمانی دارد. برای روشن شدن مفهوم کلی فرآیند مارکوف می‌توان گفت که اگر زمان را در این فرآیند به سه دوره گذشته، حال و آینده تقسیم کنیم، آینده این فرآیند بستگی به مسیری که در گذشته طی کرده است، ندارد و تنها به موقعیت آن در زمان حال وابسته است. مثلاً فرآیند پواسون نوعی فرآیند مارکوف است زیرا در آن تعداد پیشامدهایی که از یک لحظه معین به بعد اتفاق می‌افتد، مستقل از پیشامدهایی است که قبل از آن اتفاق افتاده است. به عبارت دیگر، چنانچه وضعیت فرآیند در لحظاتی مانند $t_0 < t_1 < \dots < t_n$ مشخص باشد، برای پیش بینی حرکت لحظه t_n این فرآیند، تنها آخرین اطلاعات، یعنی وضعیت فرآیند در لحظه t_{n-1} کافی است.

تخمین شامل $x(t) = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ \ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}]^T$ است. که $[x \ y \ z]^T$ مولفه‌های موقعیت نسبی در محورهای اینرسی، $[\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$ سرعت‌های نسبی متناظر با این مولفه‌های در دستگاه اینرسی و $[\ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}]^T$ نیز شتاب‌های هدف هستند که در این مدل، تغییرات شتاب در سه محور به صورت نویز سفید با میانگین صفر در نظر گرفته می‌شود. مدل فضای پیوسته عبارت خواهد بود از [۲۸،۲۵]:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bw(t) \quad (7)$$

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \\ \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \\ \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} w(t)$$

مدل حرکت در فضای سه‌بعدی با شتاب خطی مارکوف مشابه مدل قبل، در این حالت نیز حرکت مدل در دستگاه کارترین مدل می‌شود. اما همانطور که پیش از این بیان شد، شتاب‌ها می‌توانند به صورت‌های مختلفی مدل شوند. یکی از مدل‌های پیشنهاد شده برای آنها، فرآیند مارکوف مرتبه اول با میانگین صفر به صورت زیر است [۱]:

$$a_x(t) = \alpha + \beta e^{\gamma w(t)} \quad (8)$$

$$a_y(t) = \alpha + \beta e^{\gamma w(t)} \quad (9)$$

$$a_z(t) = \alpha + \beta e^{\gamma w(t)} \quad (10)$$

که، α ، γ و β برای کلاس یا نوع خاصی از هواپیمای هدف ثابت هستند و $w(t)$ فرآیند نویز گوسین با میانگین صفر است. مقادیر α ، γ و β برای یک هواپیمای مانوری با قابلیت مانورپذیری حداکثر 4G به ترتیب برابر با 8، 0.5 و -2 هستند [۲۹]. مدل غیرخطی پیوسته این حالت در ادامه آورده شده است.

$$\dot{x} = v_x \quad (11)$$

این دسته شامل مدل مشهور سینگر^{۴۸}، بسط‌های مختلف آن و برخی مدل‌های دیگر است.

مدل سینگر^{۴۹}، فرض می‌کند که شتاب هدف، $a(t)$ ، فرآیند مارکوف ایستای مرتبه اول با میانگین صفر است. یعنی، در چنین فرآیندی $a(t)$ ، فرآیند حالت یک سیستم نامتغیر با زمان خطی است. در مدل سینگر مشتق شتاب به شکل معادله (۶) تعریف می‌شود.

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + w(t), \quad \alpha > 0 \quad (6)$$

موفقیت مدل سینگر در تعیین دقیق پارامترهای α و σ^2 تکیه دارد. پارامتر $\alpha = \frac{1}{\tau}$ معکوس ثابت زمانی مانور، τ ، است و بستگی به مقدار زمانی که مانور به طول می‌انجامد، دارد. برای یک هواپیما با مانورپذیری بالا، $\tau \approx 10 - 20$ ثانیه است. هر چقدر ثابت زمانی مانور افزایش یابد، مدل سینگر به مدل شتاب ثابت و بالعکس، هرچقدر این ثابت کاهش یابد، به مدل سرعت ثابت نزدیک می‌شود. مدل شتاب سینگر، مدلی محبوب برای مانورهای هدف است. مدل سینگر، ذاتاً یک مدل قیاسی^{۵۰} است چرا که از اطلاعات آنلاین در مورد مانور هدف استفاده نمی‌کند، هرچند می‌تواند از طریق تنظیم پارامترهایش به صورت تطبیقی درآورده شود.

۴. بیان ریاضی و مدل‌سازی

۴-۱. مدل‌های دینامیکی ردگیری هدف در فضای سه‌بعدی

برای پیاده‌سازی فیلتر کالمن به سه دسته اطلاعات نیاز است:

۱- مدل حرکت

۲- مدل اندازه‌گیری

۳- مدل نویز

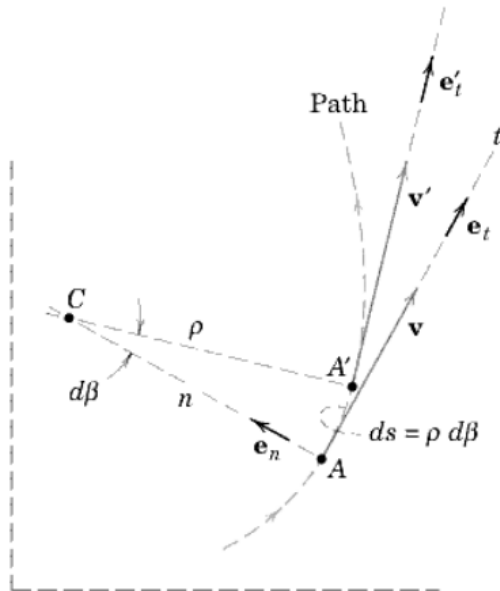
مدل دینامیک در فضای ۳ بعدی، در واقع تعمیم مدل‌های ۲

بعدی است. اما، این مساله در رابطه با هواپیماهایی با مانورپذیری بالا، مانند هواپیمای سریع نظامی، متفاوت است و مدل‌های دیکوپل شده ممکن است ناکارآمد باشند. مدل‌های مختلفی برای حل این مساله پیشنهاد شده است که سه نمونه کاربردی‌تر از آنها در این مقاله مورد استفاده قرار می‌گیرند.

مدل حرکت در فضای سه‌بعدی با شتاب خطی نویزی

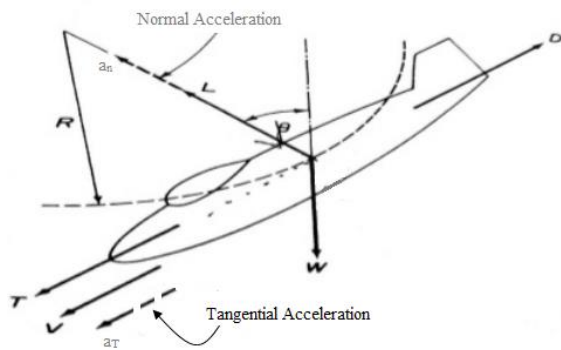
در این مدل، حرکت هدف در فضای سه‌بعدی مختصات کارترین مدل می‌شود. مدل فضای حالت خطی، شامل موقعیت نسبی، سرعت نسبی و شتاب هدف است. بدین ترتیب، متغیرهای حالت

$$\begin{bmatrix} a_{xT} \\ a_{yT} \\ a_{zT} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}} \begin{bmatrix} \frac{\dot{x}\dot{z}}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2 + \dot{z}^2}} & -\dot{y} \\ \frac{\dot{y}\dot{z}}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2 + \dot{z}^2}} & \dot{x} \\ -\frac{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}{\sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2 + \dot{z}^2}} & 0 \end{bmatrix} \dot{x} \begin{bmatrix} a_{lat} \\ a_{long} \end{bmatrix} \quad (13)$$



شکل ۲. نمایش حرکت منحنی الخط هدف در دستگاه عمودی-مماسی

[۲۸]



شکل ۳. نحوه تجزیه مولفه‌های شتاب هواپیما در دستگاه عمودی-مماسی

۴-۲. مدل مشاهده

سنسورهای رهگیری هدف، اندازه‌گیری‌هایی از هدف را در سیستم مختصات ذاتی سنسور فراهم می‌آورد. در بسیاری موارد این سیستم مختصات در فضای سه‌بعدی یا دوبعدی قطبی برد Γ و زاویه بیرینگ^{۵۳} (یا آزیموت^{۵۴})، b ، زاویه فراز^{۵۵}، e ، را اندازه‌گیری می‌کنند که در شکل ۴ نشان داده شده‌اند. در مختصات سنسور، به طور کلی اندازه‌گیری‌های یک سنسور تصویری به شکل زیر است که با نویزهای جمع‌شونده مدل می‌شوند [۳۱].

$$\begin{aligned} \dot{y} &= v_y \\ \dot{z} &= v_z \\ \dot{v}_x &= a_x = \alpha + \beta e^{r_w(t)} \\ \dot{v}_y &= a_y = \alpha + \beta e^{r_w(t)} \\ \dot{v}_z &= a_z = \alpha + \beta e^{r_w(t)} \\ \dot{a}_x &= \beta \gamma \dot{w}(t) e^{r_w(t)} \\ \dot{a}_y &= \beta \gamma \dot{w}(t) e^{r_w(t)} \\ \dot{a}_z &= \beta \gamma \dot{w}(t) e^{r_w(t)} \end{aligned}$$

مدل حرکت در فضای سه‌بعدی با شتاب خطی و زاویه‌ای متغیر و نامعلوم

در این مدل، برخلاف دو مدل دیگر، حرکت هدف در مختصات عمودی-مماسی^{۵۱} توصیف می‌شود. این مختصات یکی از متعارف‌ترین روش‌های تشریح حرکت منحنی‌الخط است که از متغیرهای مسیر در امتداد مماس، t و عمود، n بر مسیر ذره استفاده می‌کند (شکل ۲). این مختصات، توصیفی طبیعی از حرکت منحنی‌الخط را ارائه داده و غالباً مناسب‌ترین دستگاه مختصاتی است که مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۸].

همانگونه که در شکل ۳ نشان داده شده است، در این دستگاه، مولفه‌های شتاب عمودی و مماسی، $[a_n \ a_t]^T$ ، بدین صورت تجزیه می‌شوند که مولفه عمودی در راستای نیروی برآ^{۵۲} (عمود بر سرعت هدف و راستای بال برای یک هواپیما) و مولفه مماسی در راستای نیروی تراست یا درگ (در راستای سرعت) قرار می‌گیرد. هر مولفه می‌تواند به صورت فرآیندی تصادفی وابسته به زمان مدل‌سازی شود.

در این حالت، متغیرهای حالت تخمین عبارتند از: $\dot{x} = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ a_{lat} \ a_{long}]^T$ پیوسته در این حالت به شکل زیر خواهد بود [۳۰].

$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_{xT}(1) & a_{xT}(2) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_{yT}(1) & a_{yT}(2) \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & a_{zT} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\alpha_{lat} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\alpha_{long} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \\ a_{lat} \\ a_{long} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} W_x \\ W_y \\ W_z \\ W_{\dot{x}} \\ W_{\dot{y}} \\ W_{\dot{z}} \\ W_{a_n} \\ W_{a_t} \end{bmatrix} \quad (12)$$

که، $[a_{lat} \ a_{long}]^T$ به ترتیب مولفه‌های شتاب سمتی و طولی هدف هستند که به صورت مدل سینگر در نظر گرفته شده‌اند. مولفه‌های شتاب هدف، $[a_{xT} \ a_{yT} \ a_{zT}]$ در مختصات اینرسی نیز بر اساس مشتق‌گیری از رابطه (۱۳) به صورت زیر بدست خواهند آمد [۳۰، ۲۸]:

بنابراین، در پردازش تصویر با استفاده از مشخصات دوربین دیافراگمی^{۵۷}، اندازه‌گیری‌ها با استفاده از روابط ۱۷ تا ۱۹ استخراج خواهد شد.

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\tan b = \frac{y_c}{f} = \frac{Y_c}{X_c} \quad (18)$$

$$\tan e = \frac{z_c}{f} = \frac{Z_c}{X_c} \quad (19)$$

۳-۴. فیلتر کالمن UKF

تخمین، فرآیند استنباط یا تعیین متغیرهای حالت متغیر با زمان یا پارامترهای ثابت نامعلوم سیستم‌های دینامیکی از مشاهدات غیرمستقیم، غیردقیق، نامعین و نویزی است. مهم‌ترین عنصر تخمین از دیدگاه عددی، فیلتری است که ابزاری الگوریتمی برای بدست آوردن بهترین تخمین از کمیت‌های مطلوب از سیگنال یا داده نویزی است. فیلتر کالمن خنثی (UKF)، الگوریتم تخمین کارآمدی برای محاسبه حل‌های تقریبی مسائل تخمین بهینه غیرخطی زمان گسسته است. این فیلتر با موفقیت در مسائل عملی بیشماری به کار رفته است و در بسیاری از موارد، برتری خود را نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)^{۵۸} نشان داده است. اما، در شکل اصلی این فیلتر، UKF الگوریتم زمان گسسته دارد و نمی‌تواند به صورت مستقیم در مسائل تخمین گسسته-پیوسته که دینامیک حالت سیستم به صورت فرآیندهای تصادفی زمان پیوسته مدل می‌شود یا در مسائل تخمین زمان پیوسته که هر دو مدل فرآیند و مشاهده به صورت فرآیندهای تصادفی زمان پیوسته در نظر گرفته می‌شوند، استفاده شود [۳۲].

الگوریتم UKF از رویکرد نمونه‌برداری جبری استفاده می‌کند تا تخمین‌هایی از مقدار میانگین و کوواریانس را با حداقل مجموعه از نقاط نمونه حاصل کند. این الگوریتم برای توزیع خطای گوسی و هر گونه سیستم غیرخطی از دقت مرتبه سوم بسط سری تیلور بهره‌مند است در حالی که EKF از خطی‌سازی ژاکوبین با تقریب مرتبه اول استفاده می‌کند. در ادامه مرور مختصری از الگوریتم UKF در این بخش ارائه می‌شود.

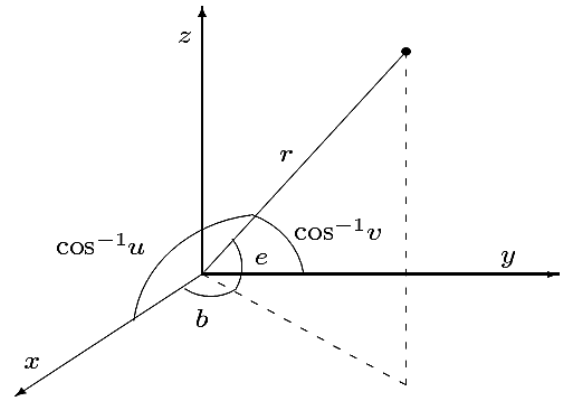
انتقال بی‌اثر (UT)^{۵۹}، روشی برای محاسبه آمار متغیر تصادفی است که تحت تاثیر یک انتقال غیرخطی قرار می‌گیرند.

$$r = r + v_r \quad (14)$$

$$b = b + v_b \quad (15)$$

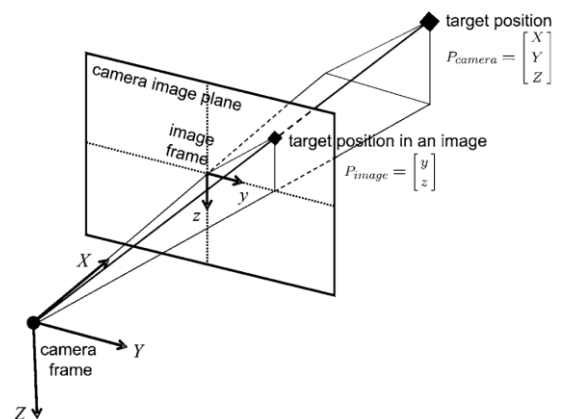
$$e = e + v_e \quad (16)$$

که، $[r \ b \ e]^T$ اندازه‌گیری‌های سنسور بدون خطا و v_r ، v_b و v_e به ترتیب خطاهای تصادفی اندازه‌گیری هستند.



شکل ۴. سیستم مختصات سنسور

از آنجایی که سنسور مشاهده ما در این مقاله، سنسور تصویری است، مشاهده در راستای طولی هواپیمای رهگیر، وابسته به مشخصات ذاتی دوربین مانند فاصله کانونی عدسی و ضرایب اعوجاج تصویر (یعنی ماتریس دوربین) است. در واقع، همانطور که در شکل ۵ نشان داده شده است، آنچه که تصویر ارائه می‌دهد، مختصات پیکسل در دو راستای $[y_p \ z_p]^T$ در دستگاه مختصات دوربین است و مشاهده‌ای برای محور سوم وجود ندارد. مشاهده محور سوم، از ماتریس کالیبراسیون دوربین و نسبت تناسب فاصله کانونی حاصل می‌شود که دقت پایین‌تری خواهد داشت.



شکل ۵. مدل افکنش^{۵۶} تصویر در یک دوربین معمولی از مختصات دوربین به فضای ۳ بعدی

Initialize with:

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E[\mathbf{x}_0]$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T]$$

$$\hat{\mathbf{x}}_0^a = E[\mathbf{x}^a] = [\hat{\mathbf{x}}_0^T \mathbf{0} \mathbf{0}]^T$$

$$\mathbf{P}_0^a = E[(\mathbf{x}_0^a - \hat{\mathbf{x}}_0^a)(\mathbf{x}_0^a - \hat{\mathbf{x}}_0^a)^T] = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{P}_v & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{P}_n \end{bmatrix}$$

For $k \in \{1, \dots, \infty\}$,

Calculate sigma points:

$$\mathcal{X}_{k-1}^a = [\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^a \quad \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^a \pm \sqrt{(L + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}^a}]$$

Time update:

$$\mathcal{X}_{k|k-1}^x = \mathbf{F}[\mathcal{X}_{k-1}^x, \mathcal{X}_{k-1}^v]$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \mathcal{X}_{i,k|k-1}^x$$

$$\mathbf{P}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\mathcal{X}_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{x}}_k^-][\mathcal{X}_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{x}}_k^-]^T$$

$$\mathcal{Y}_{k|k-1} = \mathbf{H}[\mathcal{X}_{k|k-1}^x, \mathcal{X}_{k-1}^n]$$

$$\hat{\mathbf{y}}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \mathcal{Y}_{i,k|k-1}$$

Measurement update equations:

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k \hat{\mathbf{y}}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\mathcal{Y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{y}}_k^-][\mathcal{Y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{y}}_k^-]^T$$

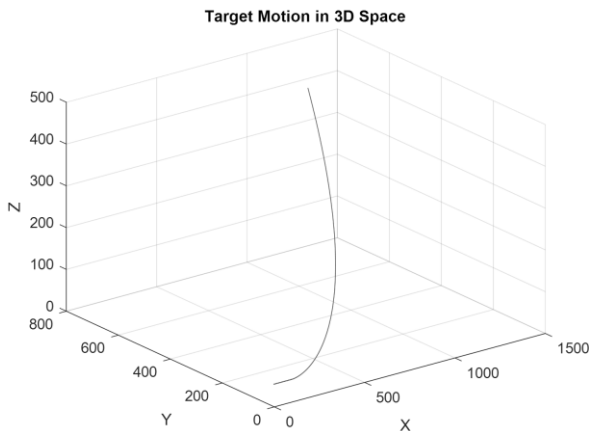
$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}_k \mathbf{y}_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\mathcal{X}_{i,k|k-1}^x - \hat{\mathbf{x}}_k^-][\mathcal{Y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{y}}_k^-]^T$$

$$\mathcal{K} = \mathbf{P}_{\mathbf{x}_k \mathbf{y}_k} \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k \hat{\mathbf{y}}_k}^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathcal{K}(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^-)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- - \mathcal{K} \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k \hat{\mathbf{y}}_k} \mathcal{K}^T$$

شکل ۶. شبه کد معادلات الگوریتم UKF [۳]



شکل ۷. نمایش حرکت هدف در فضای سه بعدی

متغیر تصادفی n بعدی x با میانگین \bar{x} و کوواریانس P_{xx} توسط $2n + 1$ عدد نقاط وزن‌دهی شده تقریب زده می‌شود که به شکل زیر تعیین می‌گردند:

$$\chi_0 = \bar{x}$$

$$\chi_i = \bar{x} + \left(\sqrt{(n + \lambda)\Sigma} \right)_i \quad i = 1 \dots n$$

$$\chi_i = \bar{x} - \left(\sqrt{(n + \lambda)\Sigma} \right)_i \quad i = n + 1 \dots 2n$$

$$W_0^m = \frac{\lambda}{n + \lambda}$$

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

$$W_i^c = W_i^m = \frac{1}{2(\lambda + n)} \quad i = 1 \dots 2n \quad (20)$$

که، پارامتر $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$ پارامتر مقیاس است. پارامتر κ پراکندگی نقاط سیگما^۶ را حول \bar{x} تعیین می‌کند و معمولاً مقدار کوچک مثبتی قرار داده می‌شود. α پارامتر مقیاس ثانویه بین صفر و یک است و β پارامتری است که برای آمیختن هرگونه دانش قبلی در رابطه با توزیع x استفاده می‌شود و مقدار بهینه آن برای توزیع گوسین برابر ۲ است. UT، اساس UKF است. ماهیت این انتقال به گونه‌ای است که مدل‌های فرآیند و مشاهده می‌توانند به عنوان جعبه‌های سیاه تلقی شوند و بنابراین، لازم نیست تا زاکوبین^۶ آنها محاسبه و خطی‌سازی شوند [۳۳]. مراحل الگوریتم UKF به صورت شبه‌کد در شکل ۶ نشان داده شده است.

۵. شبیه‌سازی

این بخش، نتایج شبیه‌سازی الگوریتم تخمین برای مدل‌های مختلف در نرم‌افزار MATLAB را ارائه می‌دهد. ما حرکت هدف را به مدت ۱۰۰ ثانیه شبیه‌سازی کرده‌ایم که نیمی از حرکت به صورت خطی و بدون شتاب و نیم دیگر آن با شتاب ثابت خطی و دورانی برابر با $\dot{v}(t) = 1 \frac{m}{s}$ ، $\dot{\phi}(t) = 1 \frac{deg}{s}$ و $\dot{\gamma}(t) = 0.5 \frac{deg}{s}$ انجام شده است. شرایط اولیه هدف به صورت $x = 10m, y = 10m, z = 50m, V = 2 \frac{m}{s}, \phi = 0^\circ, \gamma = 0^\circ$ در نظر گرفته شده است. شکل ۷ نحوه حرکت هدف در فضای سه‌بعدی را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، ماتریس اولیه کوواریانس تخمین، P_0 ، به صورت ماتریس همانی و شرایط اولیه، ماتریس کوواریانس خطای پردازش، Q مورد نیاز برای تخمین نیز بر اساس جدول ۱ در نظر گرفته شده‌اند. ماتریس کوواریانس مشاهده نیز به شکل زیر اعمال شده است.

$$\sigma_r = 1m, \sigma_e = 1^\circ, \sigma_b = 1^\circ$$

$$R = 0.75 \text{diag}([\sigma_r^2 \quad \sigma_e^2 \quad \sigma_b^2])$$

جدول ۱. شرایط اولیه و کوواریانس خطای پردازش در نظر گرفته شده برای مدل‌های مختلف

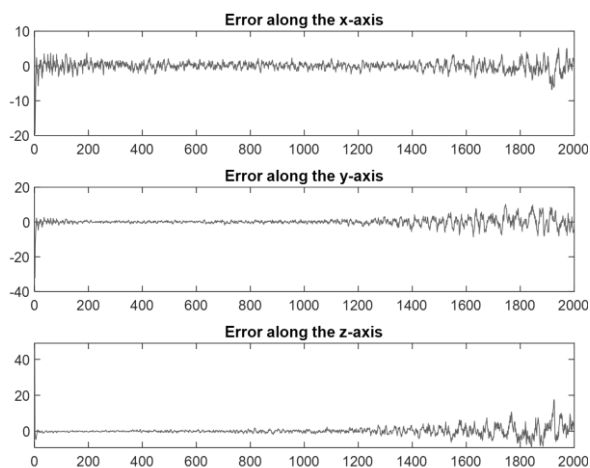
مدل	m_0	Q
مدل شماره ۱	$[x \ y \ z \ V_x \ V_y \ V_z \ a_x \ a_y \ a_z]^T = [5 \ 40 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$	$\sigma_x = \sigma_y = \sigma_z = 0, \sigma_{V_x} = \sigma_{V_y} = \sigma_{V_z} = 1, \sigma_{a_x} = \sigma_{a_y} = \sigma_{a_z} = 5,$ $Q = 2 \text{ diag}([\sigma_x^2 \ \sigma_y^2 \ \sigma_z^2 \ \sigma_{V_x}^2 \ \sigma_{V_y}^2 \ \sigma_{V_z}^2 \ \sigma_{a_x}^2 \ \sigma_{a_y}^2 \ \sigma_{a_z}^2])$
مدل شماره ۲	$[x \ y \ z \ V_x \ V_y \ V_z \ a_x \ a_y \ a_z]^T = [5 \ 40 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$	$\sigma_x = \sigma_y = \sigma_z = 0, \sigma_{V_x} = \sigma_{V_y} = \sigma_{V_z} = 1, \sigma_{a_x} = \sigma_{a_y} = \sigma_{a_z} = 5,$ $Q = 2 \text{ diag}([\sigma_x^2 \ \sigma_y^2 \ \sigma_z^2 \ \sigma_{V_x}^2 \ \sigma_{V_y}^2 \ \sigma_{V_z}^2 \ \sigma_{a_x}^2 \ \sigma_{a_y}^2 \ \sigma_{a_z}^2])$
مدل شماره ۳	$[x \ y \ z \ V_x \ V_y \ V_z \ a_{lat} \ a_{long}]^T = [5 \ 40 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$	$\sigma_x = \sigma_y = \sigma_z = 0, \sigma_{V_x} = \sigma_{V_y} = \sigma_{V_z} = 1, \sigma_{a_{lat}} = \sigma_{a_{long}} = 5,$ $Q = 2 \text{ diag}([\sigma_x^2 \ \sigma_y^2 \ \sigma_z^2 \ \sigma_{V_x}^2 \ \sigma_{V_y}^2 \ \sigma_{V_z}^2 \ \sigma_{a_{lat}}^2 \ \sigma_{a_{long}}^2])$

۶. ارائه نتایج

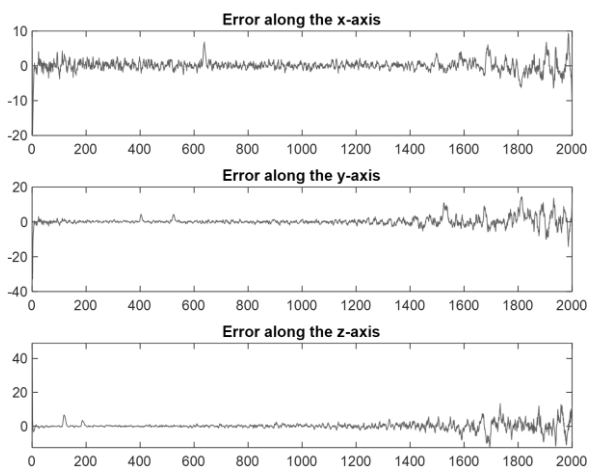
شکل‌های ۸ تا ۹، تغییرات خطای ردگیری سه مدل شبیه‌سازی شده در محیط MATLAB را نشان می‌دهند. به عنوان معیار دقت از خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) استفاده شد که یک معیار خطای بسیار پرکاربرد برای اندازه‌گیری دقت است. این شاخص، ابتدا اختلاف تک تک مقادیر مشاهده شده را با مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله مدل محاسبه نموده و به توان دو می‌رساند. سپس از این اختلافات میانگین گرفته و در نهایت جذر عدد میانگین را ارائه می‌دهد که همان RMSE است. این شاخص معیاری برای دقت نتایج است و معمولاً هرچه مدل بهتر بر داده‌ها منطبق باشد، مقدار آن کمتر می‌شود. مقادیر RMSE از خطاهای ارائه شده در شکل‌های ۸ تا ۹ در جدول ۲ ارائه شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، مدل شماره ۳، با ارائه کمترین خطا و واگرایی از مسیر هدف، به خوبی نشان می‌دهد که مدل شتاب عمودی-مماسی عملکرد خوبی در ردگیری هدف در فضای سه‌بعدی دارد هر چند علاوه از نظر پیاده‌سازی دارای پیچیدگی است.

از سوی دیگر، خطای مدل شماره ۲ نشان می‌دهد لزوماً پیچیده کردن و افزودن به متغیرهای تخمین، باعث بهبود عملکرد فیلتر نخواهد شد. در شکل‌های ۱۰ تا ۲۲، نحوه عملکرد مدل‌های در فضای ۳ بعدی و به تفکیک در راستای هر محور ارائه شده است تا میزان انطباق هر مدل در مقایسه با حرکت واقعی هدف دیده شود.

همان‌گونه که از این اشکال دیده می‌شود، ناهمواری^{۶۲} در شکل ۱۴ و شکل ۱۸ به خوبی دیده می‌شود که باعث می‌شود چنین فیلتری در ترکیب با بلوک‌های هدایت و کنترل باعث ناپایداری سیستم گردد اما مدل شماره ۳ به خوبی ردگیری مسیر را انجام داده و هموارتر است هرچند، زمان اجرا و پردازش آن بالاتر است.



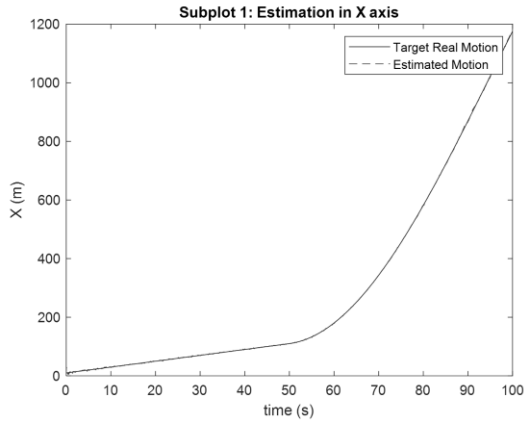
شکل ۸. خطای ردگیری مدل شماره ۱ در سه راست



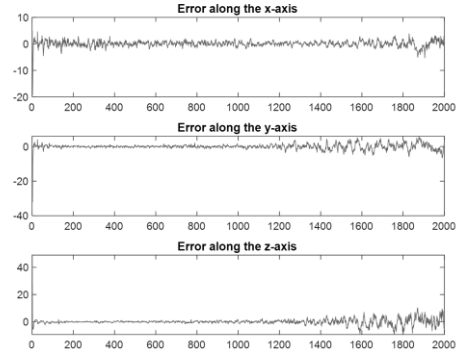
شکل ۹. خطای ردگیری مدل شماره ۲ در سه راست

جدول ۲. مقایسه خطا و سرعت تخمین مدل مختلف

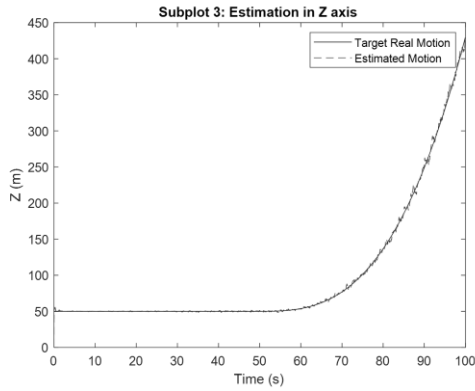
مدل	RMSE	زمان اجرا ثانیه
مدل شماره ۱	۱/۹۹	۲۵/۹۳
مدل شماره ۲	۴/۰۶	۲۷/۸۵
مدل شماره ۳	۱/۷۷	۴۰/۵۰



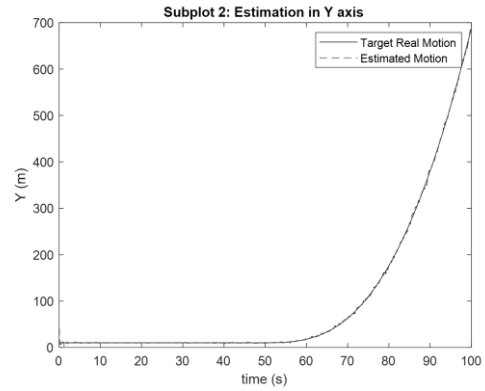
شکل ۱۱. ردگیری هدف در راستای x توسط مدل شماره ۱



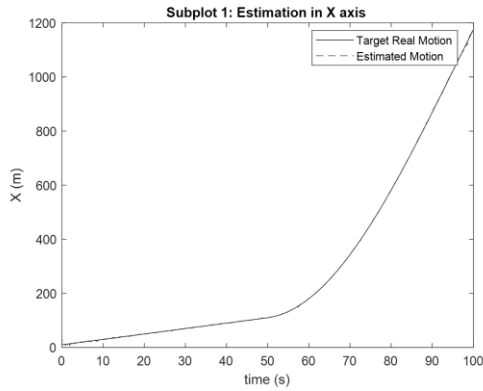
شکل ۱۰. خطای ردگیری مدل شماره ۳ در سه راستا



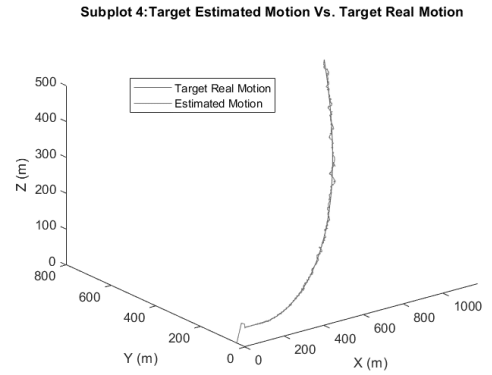
شکل ۱۳. ردگیری هدف در راستای z توسط مدل شماره ۱



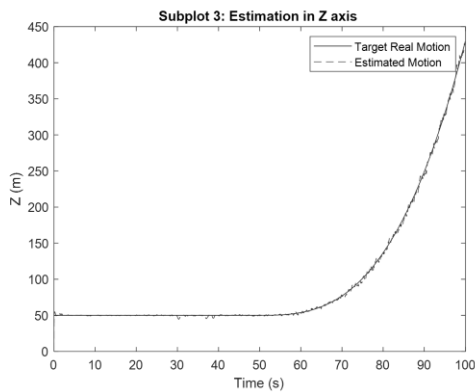
شکل ۱۲. ردگیری هدف در راستای y توسط مدل شماره ۱



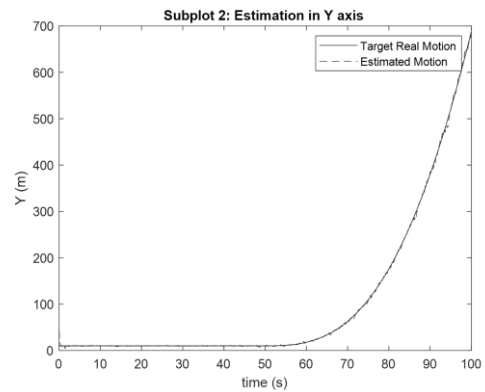
شکل ۱۵. ردگیری هدف در راستای x توسط مدل شماره ۲



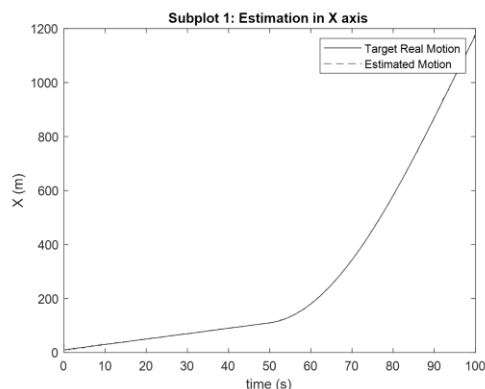
شکل ۱۴. ردگیری هدف در فضای سه بعدی توسط مدل شماره ۱



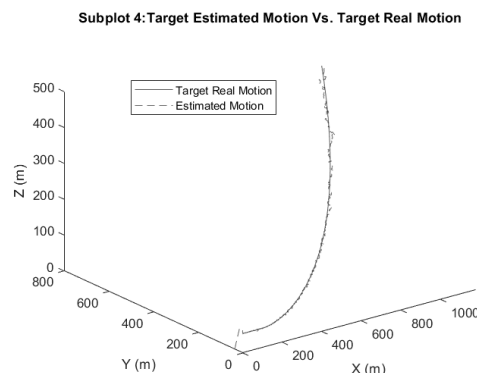
شکل ۱۷. ردگیری هدف در راستای z توسط مدل شماره ۲



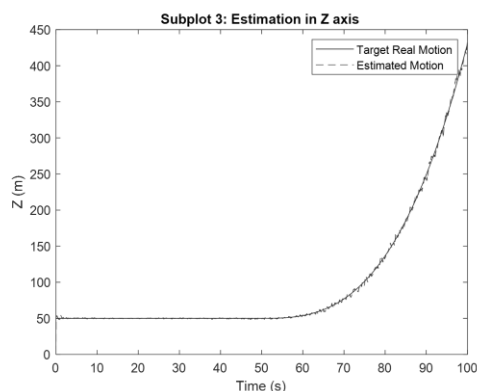
شکل ۱۶. ردگیری هدف در راستای y توسط مدل شماره ۲



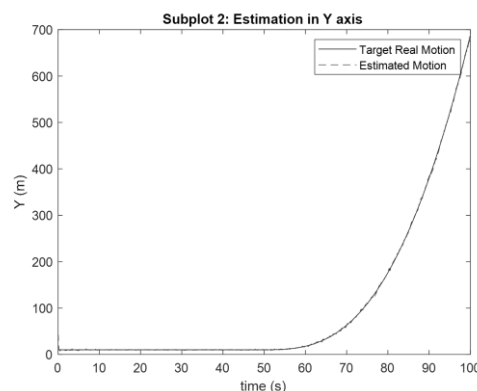
شکل ۱۹. ردگیری هدف در راستای X توسط مدل شماره ۳



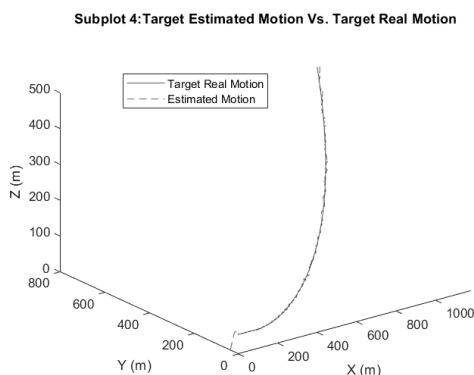
شکل ۱۸. ردگیری هدف در فضای سه بعدی توسط مدل شماره ۲



شکل ۲۱. ردگیری هدف در راستای Z توسط مدل شماره ۳



شکل ۲۰. ردگیری هدف در راستای Y توسط مدل شماره ۳



شکل ۲۲. ردگیری هدف در فضای سه بعدی توسط مدل شماره ۳

مشکل، سه مدل دینامیک ردگیری هدف در فضای سه‌بعدی به همراه مدل اندازه‌گیری ایده‌آل سنسور تصویری به صورت عددی در محیط MATLAB شبیه‌سازی و مقایسه شدند. مدل اندازه‌گیری در مختصات کروی تعریف شد و برد و زوایای آزمایش و فراز به عنوان مشاهده در نظر گرفته شدند. مدل‌های دینامیکی شامل بردار حالت در دستگاه‌های کارتزین و عمودی-مماسی هستند و مدل‌های متفاوت تصادفی شامل نویز سفید و مارکوف مرتبه اول برای تخمین شتاب هدف به کار گرفته شدند. معیار

۷. نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

در این مقاله، مساله ردگیری هدف هوایی (سه بعدی) توسط سنسور تصویری مدنظر قرار گرفت. هدف به عنوان جرم نقطه‌ای متحرک در فضای سه‌بعدی مدل شد و یک سنسور تصویری مونوکولار (تک چشمی) به عنوان سنسور اندازه‌گیری برای کشف هدف در نظر گرفته شد. به طور کلی، یک سنسور مونوکولار نمی‌تواند اطلاعات فاصله نسبی (برد) را از اجسام اندازه‌گیری کند که این مساله ناشی از مساله مشاهده‌پذیری است. برای رفع این

سینگر در دستگاه عمودی-مماسی (مدل شماره ۳) کمترین خطا را در ردگیری هدف نشان دادند. اما مدل شماره ۳ عملکرد بهتر و هموارتری را از خود نشان داده است. هرچند زمان پردازش مدل شماره ۳ بالاتر است اما با داشتن کمترین اغتشاش در عملکرد، قابلیت انطباق بهتری با زیرسیستم هدایت و کنترل را خواهد داشت.

مقایسه عملکرد سه مدل شبیه‌سازی شده، میزان زمان اجرای الگوریتم برای ردگیری پرواز ۱۰۰ ثانیه‌ای هدف و مقدار مجذور میانگین مربعات خطا^{۶۳} در نظر گرفته شد. مجذور میانگین مربعات خطا، تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا تخمین‌گر و مقدار واقعی است. در بین سه مدل معرفی شده در این مقاله، مدل شتاب نويز سفید در دستگاه کارتزین (مدل شماره ۱) و مدل شتاب

۸. مآخذ

- [1] G. W. Pulford, "A Survey of Manoeuvring Target Tracking Methods," arXiv preprint arXiv, 2015.
- [2] S. Park and D. Jung, "Vision-Based Tracking of a Ground-Moving Target with UAV," International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2019.
- [3] M. Ahmed and K. Subbarao, "Target Tracking in 3-D Using Estimation Based Nonlinear Control Laws for UAVs," Aerospace, vol. 3, no. 5, 1 February 2016.
- [4] Y. Kim and H. Choi, "UAV guidance using a monocular-vision sensor for aerial target tracking," vol. 22, January 2014.
- [5] Y. Dong, J. Huang and J. Ai, "Visual Perception-Based Target Aircraft Movement Prediction for Autonomous Air Combat," vol. 52, June 18, 2014.
- [6] S. A. Quintero and J. P. Hespanha, "Vision-based target tracking with a small UAV: Optimization-based control strategies," Vols. Volume 32,, November 2014.
- [7] H. S. Parekh, D. G. Thakore and U. K. J. Jaliya , "A Survey on Object Detection and Tracking Methods," February 2014.
- [8] G. Mallikarjuna Rao and C. Satyanarayana, "Visual Object Target Tracking Using Particle Filter: A Survey," May 2013.
- [9] V. N. Dobrokhodov, I. I. Kaminer, K. . D. Jones and R. Ghabcheloo, "Vision-Based Tracking and Motion Estimation for Moving Targets Using Unmanned Air Vehicles," May 23, 2012.
- [10] O. Seung-Min, "Nonlinear Estimation for Vision-Based Air-to-Air Tracking," Georgia Institute of Technology, 2007-11-14.
- [11] B. Brett and J. How, "Persistent vision-based search and track using multiple UAVs," Massachusetts Institute of Technology. Dept. of Aeronautics and Astronautics, 2007.
- [12] V. Stepanyan and N. Hovakimyan, "Adaptive Disturbance Rejection Controller for Visual Tracking of a Maneuvering Target," July–August 2007.
- [13] V. Stepanyan and N. Hovakimyan, "A Guidance Law for Visual Tracking of a Maneuvering Target," June 14-16, 2006.
- [14] V. Stepanyan, "Phd Thesis: Vision Based Guidance and Flight Control in Problems of Aerial Tracking," Blacksburg, Virginia, July 31, 2006.
- [15] Y. Ma, X. Ma and X. Song, "A Case Study on Air Combat Decision Using Approximated Dynamic Programming," Hindawi Publishing Corporation-Mathematical Problems in Engineering, 2014.
- [16] L. Xiao and J. Huang, "Air Combat Maneuver Strategy Based on Risk-Decision," 2012.
- [17] L. Fu, F. Xie, D. Wang and G. Meng, "The Overview for UAV Air-combat Decision Method".
- [18] R. A. Wise and R. T. Rysdyk, "UAV Coordination for Autonomous Target Tracking," 2006.
- [19] A. Tewari, Atmospheric and Space Flight Dynamics Modeling and Simulation with MATLAB and Simulink, Birkhauser Boston, 2007.
- [20] J. R. Raol and J. Singh, FLIGHT MECHANICS MODELING and ANALYSIS, CRC Press, 2009.
- [21] J. Verbeke and J. De Schutter, "Experimental maneuverability and agility quantification for rotary unmanned aerial vehicle," International Journal of Micro Air Vehicles, vol. 10, no. 1, pp. 3-11, 2018.
- [22] Y. Bar-Shalom, X. Rong Li and T. Kirubarajan, Estimation with Applications To Tracking and Navigation, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [23] S. Challa, M. R. Morelande, D. Musicki and R. J. Evans, FUNDAMENTALS OF OBJECT TRACKING, Cambridge University Press, 2011.
- [24] M. R. Moreland, D. Musicki and R. J. Evans, FUNDAMENTALS OF OBJECT TRACKING, Cambridge University Press, 2011.
- [25] X. RONG LI and V. P. JILKOV, "Survey of Maneuvering Target Tracking. Part I: Dynamic Models," IEEE TRANSACTIONS ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS, vol. 39, no. 4, 2003.
- [26] O. C. Ibe, Markov Processes for Stochastic Modeling, Elsevier , 2013.
- [27] S. W. Thomas, "Learning to Track a Random-Walk Target Motion Using Markov Chain Monte Carlo," The University of Arizona, 2009.

- [28] J. L. Meriam, L. G. Kraige and J. N. Bolton, Engineering Mechanics: Dynamics, 8th Edition, Wiley, 2015.
- [29] J. Kendrick, P. Maybeck and J. Reid, "Estimation of Aircraft Target Motion Using Orientation Measurements," Vols. AES-17, no. 2, March 1981.
- [30] S.-M. Oh, "Phd Thesis: NONLINEAR ESTIMATION FOR VISION-BASED AIR-TO-AIR TRACKING," Georgia Institute of Technology, December 2007.
- [31] X. Rong Li and V. P. Jilkov, "A Survey of Maneuvering Target Tracking—Part III: Measurement Models," in Proceedings of SPIE Conference on Signal and Data Processing, 2001.
- [32] E. A. Wan and R. Van Der Merwe, "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation," in IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium, 2000.
- [33] M. Doumiati, A. Charara, A. Victorino and D. Lechner, Vehicle Dynamics Estimation using Kalman Filtering, Wiley, 2013.
- [34] S.-M. Oh and E. N. Johnson, "Relative Motion Estimation for Vision-based Formation Flight using Unscented Kalman Filter," AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, August 2007.
- [35] T. Yang, P. Li, H. Zhang, J. Li and Z. Li, "Monocular Vision SLAM-Based UAV Autonomous Landing in Emergencies and Unknown Environments," Electronics, vol. 7, no. 73, 2018.
- [36] E. N. Johnson, A. J. Calise, Y. Watanabe and J. Ha, "Real-Time Vision-Based Relative Aircraft Navigation," JOURNAL OF AEROSPACE COMPUTING, INFORMATION, AND COMMUNICATION, April 2007.
- [37] APPLICATION OF MULTIVARIABLE CONTROL THEORY TO AIRCRAFT CONTROL LAWS, HONEYWELL TECHNOLOGY CENTER, 1996.
- [38] B. L. STEVENS, F. L. LEWIS and E. N. JOHNSON, AIRCRAFT CONTROL AND SIMULATION Third Edition, John Wiley & Sons, Inc., 2016.

پی‌نوشت

1. Unscented Kalman Filter (UKF)
2. Remote piloted
3. Self-piloted
4. High G
5. Extended Kalman filter
6. Elevation angle
7. Azimuth angle
8. Monocular camera
9. Framework
10. Heading
11. Geo-referenced database
12. Vision-based tracking system
13. Task assignment algorithm
14. Real-time indoor Autonomous Vehicle test Environment (RAVEN)
15. Bad transient processes
16. Whitening effects
17. Helmsman Behavior Based Guidance Law
18. Lyapunov Vector Field Guidance Law
19. Controlled Collective Motion
20. 'Real-Time' Optimization for Predictive Control
21. Relative clock angle
22. Bearing angle
23. Localization
24. Images resolution
25. Capturing time
26. Viewing angle
27. Illumination
28. Reference data
29. Markov
30. g-force
31. Bayes' theorem
32. Time invariant

-
- 33 . Smoother
 - 34 . Random process
 - 35 . Process noise
 - 36 . Bandwidth
 - 37 . Additional process noise
 - 38 . Unknown, deterministic process
 - 39 . Input estimation method
 - 40 . White noise acceleration model
 - 41 . Brownian motion
 - 42 . Wiener-process acceleration model
 - 43 . Constant-acceleration (CA)
 - 44 . white-noise jerk model
 - 45 . Random Walk
 - 46 . Wiener-sequence acceleration model
 - 47 . Autocorrelation
 - 48 . Singer
 - 49 . Singer model
 - 50 . Priori model
 - 51 . Normal and Tangential Coordinates
 - 52 . Lift
 - 53 . Bearing
 - 54 . Azimuth
 - 55 . Elevation
 - 56 . Projection
 - 57 . Pinhole
 - 58 . Extended Kalman filter (EKF)
 - 59 . The unscented transformation (UT)
 - 60 . Sigma points
 - 61 . Jacobian
 - 62 . Unsmooth
 - 63 . Root-mean-square deviation