

مکان‌یابی ربات متحرک با ترکیب داده‌های حسگرهای انکودر و قطب‌نما توسط فیلتر کالمن توسعه‌یافته

و بی بو

سمانه مالکی کوپائی^۱، سید محمد بزرگ^۲

^۱ کارشناسی ارشد، گروه دینامیک و کنترل، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد. Email: samanemaleki@stu.yazd.ac.ir

^۲ استاد، گروه دینامیک و کنترل، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد. Email: bozorg@yazd.ac.ir

چکیده

مکان‌یابی ربات‌های متحرک در محیط‌های داخلی به دلیل وجود نویز و موانع، با چالش‌های متفاوتی مانند انباشتگی خطاها و نوسانات زیاد مواجه است. این مقاله به بررسی استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF)^۱ و فیلتر کالمن بی‌بو (UKF)^۲ برای پیش‌بینی مختصات یک ربات متحرک چرخ‌دار با استفاده از مدل‌های غیرخطی پرداخته است. در این راستا روشی برای ترکیب داده‌های AHRS^۳ با خروجی مدل سینماتیکی مبتنی بر داده‌های انکودر جهت تخمین موقعیت دقیق ربات ارائه شده است. در این روش مدل سینماتیکی ربات از داده‌های انکودر برای تعیین موقعیت و جهت‌گیری ربات استفاده می‌کند. به ربات دستور داده می‌شود تا در مسیرهای مشخص حرکت کند و با استفاده از داده‌های انکودرهای چرخ‌ها، مختصات ربات و مسافت پیموده شده پیش‌بینی می‌شود، در حالی که داده‌های AHRS به‌عنوان اندازه‌گیری بیرونی برای تصحیح پیش‌بینی‌ها در فیلترهای کالمن به کار گرفته می‌شوند. برای ارزیابی عملکرد فیلترها، مسیر حرکت ربات با استفاده از یک سیستم تصویربرداری ثبت شد و تخمین موقعیت حاصل از فیلترها با داده‌های این سیستم تصویربرداری مقایسه گردید. نتایج نشان می‌دهد که در ابتدای مسیر، موقعیت تخمین‌شده توسط فیلترهای EKF و UKF تطابق نزدیکی با مسیر مرجع دارد، اما با افزایش مسافت حرکت، به دلیل انباشتگی خطای انکودر، میزان خطای موقعیت افزایش می‌یابد. با این حال، هر دو فیلتر با ترکیب اطلاعات انکودر و قطب‌نما توانسته‌اند اثر خطاهای

تجمعی را کاهش داده و دقت تخمین موقعیت و زاویه جهت‌گیری ربات را بهبود بخشد. مقایسه نتایج نشان داد که فیلتر UKF در هر دو مسیر آزمایشی عملکرد بهتری نسبت به EKF داشته و کاهش بیشتری در خطای کلی مکان‌یابی ارائه می‌دهد، اگرچه به دلیل محدود بودن غیرخطی بودن مدل حرکت ربات، اختلاف عملکرد دو روش نسبتاً محدود بوده است.

واژه‌های کلیدی

انکودر، فیلتر کالمن توسعه‌یافته، قطب‌نما، مکان‌یابی، فیلتر کالمن بی‌بو.

۱. مقدمه

در شرایط مختلف، مکان‌یابی با استفاده از یک حسگر با چالش‌هایی مانند مشکلات نرم‌افزاری و سخت‌افزاری یا قطعی داده مواجه می‌شود. برای غلبه بر این چالش‌ها، در بیشتر وسایل نقلیه خودمختار از ترکیب داده‌های حسگرها استفاده می‌شود [۱].

حسگرهایی مانند انکودر و ژيروسکوپ موقعیت نسبی را اندازه‌گیری می‌کنند، درحالی‌که حسگرهای مطلق مانند قطب‌نما موقعیت را نسبت به یک مرجع جهانی تعیین می‌کنند. حرکت ربات و خطاهای حسگرها باعث نویز و عدم قطعیت در تخمین موقعیت می‌شود که برای کاهش آن از روش‌های ریاضی و سیستم‌های کمکی استفاده می‌شود. برای دستیابی به مکان‌یابی موثر و دقیق، ترکیب حسگرهای مختلف و استفاده از الگوریتم‌هایی مانند فیلتر کالمن ضروری است [۲]. با گسترش کاربرد ربات‌های متحرک در محیط‌های صنعتی و معدنی، بهره‌گیری از اطلاعات حسگرهای محیطی در کنترل، هدایت و افزایش

^۳ Attitude and Heading Reference System (AHRS)

^۱ Extended Kalman Filter (EKF)

^۲ Unscented Kalman Filter

خودکارسازی سامانه‌های رباتیک مورد توجه قرار گرفته است [3]. مبرهنی و همکاران [4] یک سامانه یکپارچه و هوشمند مبتنی بر داده-های حسگرهای محیطی برای کنترل و هدایت ربات‌های خودکار و تولید نقشه از محیط معدنی ارائه شد. در برخی سیستم‌های پیچیده، به دلیل عدم امکان نصب حسگر در تمام نواحی سیستم، تخمین و کنترل می‌تواند تنها بر اساس اندازه‌گیری‌های محدود در مرز یا نقاط قابل دسترس انجام شود.

از پژوهش‌های اولیه در زمینه مکان‌یابی ربات‌های متحرک می‌توان به پژوهش نصیر و وارث [5] اشاره کرد که در آن، روشی برای ترکیب داده‌های حاصل از حسگرهای ژيروسکوپ، شتاب‌سنج، انکودر و مغناطیس‌سنج به منظور تعیین موقعیت ربات متحرک ارائه شده است. مدل خطای هر یک از حسگرها با در نظر گرفتن اثر متقابل آن‌ها تخمین زده شده و فیلتر کالمن برای تخمین موقعیت ربات به کار گرفته شده است. به منظور اعتبارسنجی نتایج تخمین موقعیت واقعی ربات، از یک دوربین PMD^۴ چرخان و یک حسگر اولتراسونیک استفاده شده است. PMD با قابلیت اندازه‌گیری اطلاعات عمق و فاصله به عنوان مرجع برای تعیین موقعیت واقعی ربات به کار گرفته شده و نتایج حاصل از آن با موقعیت تخمین زده شده توسط الگوریتم مقایسه شده‌اند. احمد و نامریکا [6]، مکان‌یابی ربات متحرک مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه یافته را با تحلیل ویژگی‌های نوآوری اندازه‌گیری، بررسی کرده‌اند. با تحلیل نوآوری اندازه‌گیری و تعیین حدود عدم قطعیت، شرایط لازم برای حفظ تخمین‌های دقیق ارائه شده است. همچنین، تأثیر تبدیل ژاکوبین، کوواریانس حالت اولیه، و نویزهای فرایند و اندازه‌گیری بر عملکرد تخمین بررسی شده است. نتایج شبیه‌سازی و تجربی، کارایی روش پیشنهادی را تأیید می‌کنند.

الخطیب و همکاران [7] سه رویکرد برای تعیین موقعیت ربات را بررسی کرده‌اند. در رویکرد اول استفاده از انکودر، قطب‌نما و GPS^۵، رویکرد دوم استفاده از ژيروسکوپ، شتاب‌سنج و GPS و رویکرد سوم، از ترکیب تمام حسگرها استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که روش اول به دلیل خطای تجمعی ناشی از لغزش چرخ‌ها عملکرد ضعیفی دارد، در حالی که روش سوم با ترکیب داده‌های حسگرها دقت بالاتری ارائه می‌دهد. طبق پژوهش محمود و همکاران [8] موقعیت اولیه و جهت‌گیری ربات با استفاده از انکودر تعیین شده و سپس ربات در زاویه مشخصی قرار می‌گیرد. دقت فیلتر کالمن و انکودر برای مسافت ۱/۵ متر نشان داد که استفاده از انکودر، بدون الگوریتم فیلتر کالمن منجر به خطای ۰.۰۲۲ متر شده است. پیاده‌سازی الگوریتم فیلتر کالمن این خطا را به ۰/۰۰۶ متر کاهش داد. چیان و همکاران [9] یک ربات

متحرک چهارچرخ برای حمل و نقل مواد در محیط‌های تنگ و گیاهی طراحی نموده‌اند. سیستم کنترلی آن، با ترکیب داده‌های کینکت و انکودرها از طریق فیلتر کالمن، به نوبری و نقشه‌برداری می‌پردازد. این ربات در حرکت مستقیم دقت بالایی دارد و خطای آن فقط ۱ تا ۴ میلی‌متر است. اما در مسیرهای پیچیده (مانند مستطیل)، دقت آن به شدت کاهش یافته و انحراف ۲۰۷ میلی‌متر نیز مشاهده شده است. این تفاوت قابل توجه در دقت نشان می‌دهد که چالش اصلی ربات، حفظ موقعیت دقیق در هنگام تغییر جهت‌ها است.

ناوبری کور^۶ از طریق انکودر در ربات‌های چرخ‌دار یک روش ساده اما کم‌دقت برای تخمین موقعیت است. اشکال اصلی انکودرها خطاهای لغزش چرخ است که در طول زمان انباشته می‌شوند. چن و ژانگ [10] دو مرحله کالیبراسیون و یک الگوریتم فازی ارائه کرده‌اند. ابتدا، کالیبراسیون خطای اودومتری برای کاهش خطای ناوبری با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی انجام می‌شود که خطای اودومتری را برای مسیر ۳×۳ متر به ۲۹۵/۰۴۲ میلی‌متر کاهش می‌دهد. در مرحله بعد، قطب‌نمای الکترونیکی با استفاده از یک سیستم عصبی-فازی تطبیقی^۷ کالیبره می‌شود و زاویه ربات را با خطای کمتر از ۲ درجه برای الگوریتم فیلتر کالمن فراهم می‌کند. در نهایت، الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی^۸، داده‌های اودومتری و قطب‌نمای الکترونیکی را ترکیب کرده و موقعیت و جهت دقیق ربات را ارائه می‌دهد. پارامتر k ، که به نویز فرایند مرتبط است، به کمک الگوریتم فازی تنظیم می‌شود. آزمایش‌ها نشان می‌دهند که ترکیب داده‌های اودومتری و قطب‌نمای الکترونیکی باعث افزایش دقت ناوبری می‌شود و این افزایش دقت حداقل ۱۰ برابر بیشتر از زمانی است که تنها از اودومتری استفاده شود. چاند^۹ [11] راه‌حلی کم‌هزینه برای کاهش خطای موقعیت‌یابی در یک ربات سه‌چرخه ارائه کرده است. داده‌های قطب‌نما و انکودر با سه روش ترکیب شده‌اند: ترکیب ساده، ترکیب وزنی خطی و فیلتر کالمن. این ترکیب‌ها از شتاب و سرعت زاویه‌ای یا واریانس داده‌ها برای تخمین بهینه زاویه استفاده می‌کنند. با توسعه یک برنامه سفارشی در ویژوال استودیو و آزمایش در محیط داخلی، خطای موقعیت‌یابی با موفقیت کاهش یافت.

عرفانی و همکاران [12] از روش‌های دمپستر-شیفر^{۱۰} و فیلتر کالمن به عنوان دو ابزار اصلی برای ترکیب و پردازش داده‌های حسگرها در مکان‌یابی استفاده نمودند تا بهترین تخمین موقعیت در شرایط محیطی ناپایدار به دست آید. همچنین، با ارائه یک روش جدید، وزن‌دهی اولیه به حسگرهای GPS و انکودرهای چرخ‌ها بر اساس قابلیت اطمینان هر یک انجام شد. این روش‌ها در مدل شبیه‌سازی مقایسه شدند و بهترین

^۷ ANFIS

^۸ AEKF

^۹ Chand

^{۱۰} Dempster-Shafer (D.S)

^۴ Photon Mixed Device

^۵ Global Positioning System

^۶ Dead-reckoning

روش در هر شرایط انتخاب شد. علاوه بر استخراج معادلات هندسی ربات، یک کنترل کننده PID برای کنترل حرکت ربات طراحی و در نرم افزار شبیه سازی متلب^{۱۱} پیاده سازی شد. ارزیابی خطای مکان یابی با معیارهای انحراف مطلق میانگین و میانگین مربعات خطا نشان داد که در نویز گوسی عادی، فیلتر کالمن با خطای میانگین ۲/۵۹٪ عملکرد بهتری نسبت به روش دمپستر-شیفر با ۳/۱۲٪ خطا دارد. با این حال در مواجهه با نویز غیرگوسی، روش دمپستر-شیفر پایداری بیشتری از خود نشان داده است، درحالی که فیلتر کالمن به خطای متوسطی معادل ۱/۴ دست یافته است. در [13] برای رفع عدم قطعیت در نمونه برداری حسگرها، سیستمی برای مکان یابی ربات متحرک طراحی شده که داده های لیدار، قطب نما و انکودر را ترکیب می کند. در این روش، خطاهای موقعیت، سرعت و زاویه چرخش مدل سازی شده و با فیلتر پاسخ ضربه ای محدود توسعه یافته^{۱۲} ادغام می شوند. نتایج نشان می دهد این روش نسبت به روش های سنتی حدود ۱۰/۲٪ دقت بیشتری دارد. روش پیشنهادی سیلا^{۱۳} و همکاران [۱۴] برای کنترل ردیابی مسیر و تخمین حالت در ربات های متحرک چرخ دار، شامل ترکیب کنترل تطبیقی غیرمستقیم PID، شبکه عصبی و فیلتر کالمن توسعه یافته گسسته است. شبکه عصبی برای شناسایی دینامیک سیستم و تنظیم ضرایب PID استفاده شده است. شبیه سازی ها نشان می دهند که این روش دقت بیشتری نسبت به روش های سنتی مانند کنترل تطبیقی، کنترل PID تطبیقی و کنترل پس گام^{۱۴} دارد. مزایای این روش شامل دقت بالا، انطباق پذیری با محیط های پویا و کارایی محاسباتی است. دومیا^{۱۵} و چنگ^{۱۶} [۱۵] روشی ترکیبی برای بهبود تخمین وضعیت و مکان یابی ربات متحرک چهارچرخ ارائه کرده اند. در این روش، داده های اسکنر لیزری و واحد اندازه گیری اینرسی (IMU) با هم ترکیب می شوند تا دقت موقعیت و جهت گیری افزایش یابد. سیستم شامل دو زیرسیستم ناوبری است: یکی بر پایه الگوریتم ناوبری جدید و داده های اسکنر لیزری، دومین زیرسیستم مبتنی بر یک واحد اندازه گیری اینرسی است که داده های مربوط به شتاب و چرخش را ارائه می دهد. با محاسبه و اصلاح خطاهای تخمین، عملکرد ربات بهبود یافته است. نتایج شبیه سازی و آزمایش واقعی نشان می دهند که روش پیشنهادی نسبت به روش های مرسوم، دقت و پایداری بیشتری در تخمین وضعیت ربات دارد. هدف از این پژوهش، ترکیب داده های حسگرهای AHRS و انکودرها برای دستیابی به تشخیص موقعیت یک ربات متحرک و کاهش خطاهای جمع شونده این دو حسگر است. بریگاندوف^{۱۷} و همکاران [16] روشی برای موقعیت یابی ربات های

متحرک در محیط های فاقد GNSS ارائه کردند که با ترکیب داده های IMU، قطب نما و انکودر و استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته حالت خطا^{۱۸} عمل می کند. شبیه سازی در ROS و Gazebo نشان می دهد که دقت موقعیت یابی این الگوریتم مشابه EKF و UKF است و مقاومت بیشتری در برابر خطاهای سنسورهای کمکی دارد. هوسین^{۱۹} و همکاران [17] روشی مبتنی بر EKF برای موقعیت یابی ربات های متحرک با ترکیب اودومتری و LIDAR ارائه کردند که دقت آن نسبت به اودومتری ساده افزایش قابل توجهی دارد. نمک^{۲۰} و همکاران [18] روشی برای ترکیب داده های اودومتر، ژيروسکوپ، شتاب سنج، قطب نما و سیستم موقعیت یابی با نشانه های بصری ارائه کردند که تمام ۶ درجه آزادی ربات را تخمین می زند. این روش دقت موقعیت یابی را به طور قابل توجهی نسبت به اودومتر تنها افزایش می دهد، مقاوم به خطای سنسورها است و به دلیل سادگی اجرا، مناسب پردازش لحظه ای روی سخت افزار کم هزینه است. وو^{۲۱} و همکاران [19] روشی برای موقعیت یابی ربات های متحرک در محیط های فاقد زیرساخت و بدون ویژگی های منحصر به فرد ارائه کردند که با ترکیب میدان مغناطیسی و اسکن لیزری، موقعیت اولیه ربات را تعیین و سپس آن را دقیق تر اصلاح می کند. نتایج آزمایش ها نشان دهنده موفقیت ۸۸٪ در تعیین موقعیت و بهبود قابل توجه دقت و پایداری الگوریتم است. تران^{۲۲} و همکاران [20] یک روش مکان یابی ربات متحرک در محیط شناخته شده ارائه می دهند که با ادغام داده های دوربین و انکودر با فیلتر کالمن توسعه یافته، موقعیت و جهت ربات را اصلاح می کند. نتایج آزمایش ها نشان می دهد که این روش دقت بالایی در هدایت خودکار ربات فراهم می کند. کاویانی و همکاران [21] در یک مطالعه، عملکرد فیلترهای غیرخطی شامل فیلتر کالمن توسعه یافته، فیلتر کالمن بی بو و فیلترهای ذره ای را در سامانه ناوبری تلفیقی INS/GPS مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد که اگرچه فیلترهای ذره ای در برخی شرایط دقت بالاتری در تخمین موقعیت ارائه می کنند، فیلتر کالمن توسعه یافته به دلیل عملیات محاسباتی کمتر، عملکرد پایدار و قابلیت اجرای بلادرنگ، همچنان یکی از روش های پرکاربرد برای تخمین حالت و تلفیق داده های حسگرها در سامانه های ناوبری محسوب می شود. خسروی و همکاران [22] با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته، مکان یابی تعاملی دو ربات متحرک را بر پایه داده های انکودر و فاصله یاب لیزری ارائه کردند و نشان دادند که بهره گیری از اطلاعات نسبی بین ربات ها موجب بهبود دقت تخمین موقعیت می شود. با این حال، این روش به حضور همزمان چند ربات، تبادل اطلاعات بین آن ها

^{۱۷} Brigadnov

^{۱۸} Error-state Extended Kalman Filter

^{۱۹} Housein

^{۲۰} Nemec

^{۲۱} Wu

^{۲۲} Tran

^{۱۱} Simulink

^{۱۲} Extended Finite Impulse Response

^{۱۳} Silaa

^{۱۴} Back stepping control (BSC)

^{۱۵} Doumbia

^{۱۶} Cheng

و استفاده از حسگر فاصله یاب لیزری وابسته است؛ بنابراین، کاربرد آن در سامانه های تک رباته یا سامانه هایی با سخت افزار محدود با چالش مواجه می شود. در مقابل، پژوهش حاضر بر مکان یابی یک ربات متحرک با تلفیق داده های انکودر و قطب نما توسط فیلتر کالمن توسعه یافته تمرکز دارد که بدون نیاز به حسگرهای خارجی یا همکاری چند ربات، دقت تخمین موقعیت را بهبود می بخشد. فارینا و همکاران [23] با مقایسه EKF و UKF در مکان یابی یک ویلچر خودران مبتنی بر ترکیب داده های انکودر چرخ، IMU و LiDAR، نشان دادند که UKF در مدل های غیر خطی دقت بیشتری نسبت به EKF دارد، در حالی که در مدل های نزدیک به خطی عملکرد دو فیلتر بسیار مشابه است؛ هرچند UKF به زمان محاسباتی بیشتری نیاز دارد.

با وجود پیشرفت های حاصل شده در پژوهش های پیشین، بسیاری از روش های ارائه شده به استفاده از حسگرهای متعدد، الگوریتم های پیچیده یا هزینه محاسباتی بالا وابسته می باشد. در پژوهش حاضر، با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته، داده های انکودر و قطب نما برای مکان یابی یک ربات متحرک تلفیق شده اند. نتایج آزمایش ها نشان می دهد که روش پیشنهادی ضمن کاهش خطاهای تجمعی انکودر، دقت تخمین موقعیت را نسبت به استفاده از انکودر به تنهایی بهبود می بخشد و با بهره گیری از تعداد محدودی حسگر، راهکاری ساده و کارآمد برای مکان یابی ربات متحرک ارائه می دهد.

این پروژه روی ربات سیار آزمایشگاه مکترونیک دانشگاه یزد که مجهز به حسگرهای انکودر و AHRS است، انجام و نتایج آن ارائه می شود. برای ترکیب داده های این حسگرها، فیلتر کالمن توسعه یافته مورد استفاده قرار می گیرد و داده های قطب نمای حسگر AHRS با داده های انکودرها ترکیب می شوند و نتایج با هم مقایسه می شوند. نرم افزار مورد استفاده برای شبیه سازی ربات و پیاده سازی فیلتر کالمن، نرم افزار متلب می باشد. برای گرفتن داده های حسگرها و پردازش آنها، از میکروکنترلر آردوینو استفاده می شود. آنچه این پژوهش را متمایز می کند، استفاده از ترکیب AHRS و انکودر با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته، برای بهبود دقت مکان یابی ربات است.

۲. مدل سازی ربات و روش های ترکیب اطلاعات

در این پژوهش، از مدل سینماتیکی ربات برای توصیف حرکت استفاده شده است، زیرا هدف اصلی، مکان یابی ربات با استفاده از تلفیق داده های انکودر و قطب نما است. از آنجا که آزمایش ها در محیط داخلی، با سرعت پایین و شتاب های نسبتاً کم انجام شده اند، اثر نیروهای دینامیکی، اینرسی و لغزش چرخ ها در مقایسه با خطاهای اندازه گیری حسگرها ناچیز در نظر گرفته شده است. بنابراین، مدل سینماتیکی با وجود سادگی، قادر است دقت لازم را برای تخمین موقعیت و جهت گیری ربات فراهم کند و در عین حال پیچیدگی محاسباتی

الگوریتم را کاهش دهد. همچنین لغزش چرخ ها به طور صریح مدل سازی نشده است و اثر آن به عنوان بخشی از نویز فرآیند در ماتریس Q در نظر گرفته شده است. ابتدا موقعیت x ، y و زاویه چرخش چرخ ها با استفاده از داده های انکودرها به دست می آید. این مقادیر با محاسبه تغییرات نسبی انکودرها تخمین زده شده و موقعیت لحظه ای ربات تعیین می شود. زاویه اولیه θ ربات ابتدا از CMPS14 اندازه گیری شده و مقدار اولیه زاویه در مدل مکان یابی بر اساس این اندازه گیری مقداردهی اولیه می شود. سپس تغییرات زاویه ربات از اختلاف حرکت دو چرخ محرک محاسبه می شود و با زاویه اولیه قطب نما جمع می شود. این ترکیب زاویه ای به منظور مقایسه و تطبیق داده های قطب نما و انکودر انجام می شود تا بتوان از این اطلاعات برای به روزرسانی دقیق تر موقعیت و جهت گیری ربات بهره برد. داده های انکودر به عنوان مدل اصلی برای تخمین موقعیت و جهت گیری ربات استفاده می شود. زاویه به دست آمده از قطب نما نیز به عنوان مدل مشاهده مورد استفاده قرار می گیرد. قطب نما زاویه ربات را نسبت به قطب شمال جغرافیایی ارائه می دهد. در ادامه، موقعیت به دست آمده از انکودر برای هدایت ربات در مسیرهای تعیین شده با موقعیت تخمین زده شده از فیلتر کالمن مقایسه می شوند. کنترل سرعت چرخ ها توسط یک کنترل کننده PID پیاده سازی شده در آردوینو انجام می شود؛ در حالی که تمرکز این پژوهش بر الگوریتم مکان یابی است. این کنترلر از داده های انکودر برای تصحیح مسیر استفاده می کند. برای افزایش دقت تخمین موقعیت و کاهش اثر نویز، از فیلتر کالمن غیر خطی توسعه یافته استفاده می شود. در این الگوریتم، داده های انکودر به عنوان ورودی مدل سیستم در نظر گرفته می شوند و زاویه های به دست آمده از حسگر قطب نما به عنوان مشاهدات اضافه می شوند. این ترکیب داده ها منجر به تخمین دقیقی از موقعیت x ، y و زاویه θ ربات می شود.

۱.۲. ساختار و مشخصات ربات متحرک

شکل ۱ نمایی از ربات مورد آزمایش در این پژوهش را نشان می دهد. ربات از دو چرخ جلو برای کنترل مسیر حرکت خود استفاده می کند و دو چرخ هرزگرد در قسمت عقب ربات برای حفظ تعادل نصب شده اند. هر کدام از چرخ های جلو به یک موتور و انکودر افزایشی متصل می باشد و توسط درایور MD49 راه اندازی می شوند. در این پژوهش، از داده های قطب نمای AHRS برای تعیین زاویه ربات نسبت به قطب شمال مغناطیسی استفاده می شود. فاصله بین دو چرخ محرک ربات برابر با ۵۶ سانتی متر و شعاع هر چرخ برابر با ۵.۳ سانتی متر در نظر گرفته شده است. این پارامترها در مدل سینماتیکی ربات و محاسبه سرعت خطی، سرعت زاویه ای و به روزرسانی موقعیت مورد استفاده قرار گرفته اند.

$$\Delta\theta = \frac{\Delta P_L - \Delta P_R}{\Omega \cdot L} \cdot 2\pi R \quad (2)$$

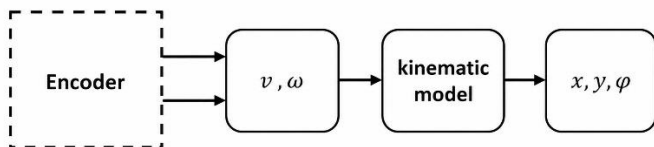
که در آن L فاصله بین چرخ‌های محرک است. پس از محاسبه سرعت کل ربات و تغییرات زاویه، موقعیت ربات در مختصات x, y و زاویه θ به‌روزرسانی می‌شود. معادلات حرکت ربات از داده‌های انکودر در روابط زیر به‌روزرسانی می‌شود:

$$x_{k+1} = x_k + v_{robot} \cdot \cos\left(\theta_k + \frac{\Delta\theta}{2}\right) dt \quad (3)$$

$$y_{k+1} = y_k + v_{robot} \cdot \sin\left(\theta_k + \frac{\Delta\theta}{2}\right) dt \quad (4)$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \Delta\theta \quad (5)$$

که در آن، x_k و y_k مختصات موقعیت در لحظه k, θ_k زاویه ربات در لحظه k است. این روابط مدل سینماتیکی مستقیم (Forward Kinematic Model) ربات متحرک را تشکیل می‌دهند.



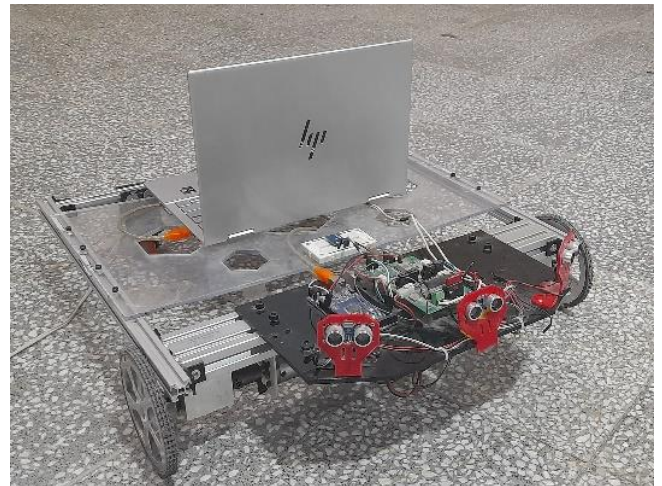
شکل ۲: فرایند تعیین موقعیت ربات با استفاده از اطلاعات انکودر

Figure ۲. Robot localization process based on encoder data

همان‌گونه که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، موقعیت ربات با استفاده از اطلاعات حسگر انکودر محاسبه می‌شود. ربات سرعت خطی v و سرعت زاویه‌ای ω را از داده‌های انکودر استخراج کرده و این مقادیر را در مدل سینماتیکی ربات به‌کار می‌گیرد. سپس مختصات x, y و زاویه جهت‌گیری θ در دستگاه مختصات جهانی به‌روزرسانی می‌شوند.

۳.۲. هدایت ربات و ردیابی مسیر مرجع

همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده است، ربات متحرک از یک چارچوب صلب و چرخ‌های غیرقابل تغییر شکل تشکیل شده و در یک صفحه افقی دوبعدی که توسط چارچوب مختصات جهانی (O, X, Y) تعریف شده، حرکت می‌کند. پیکربندی ربات توسط یک بردار مختصات، نشان‌دهنده با $q = [x, y, \theta]$ ، توصیف می‌شود. در اینجا، x و y مختصات موقعیت مرکز ربات در چارچوب مختصات ثابت OXY می‌باشد، در حالی که θ زاویه جهت‌گیری را نشان می‌دهد.



شکل ۱: نمای کلی از سخت‌افزار ربات متحرک داخل سالنی

Figure ۱. Overall view of the indoor mobile robot hardware

ماژول CMPS14 شامل شتاب‌سنج،ژیروسکوپ و قطب‌نما است که در مرکز ربات نصب شده است. اگرچه ماژول CMPS14 شامل چندین حسگر داخلی است، در این پژوهش تنها اطلاعات زاویه حاصل از قطب‌نما مورد استفاده قرار گرفته است. این داده‌ها به‌عنوان مدل مشاهده در الگوریتم فیلتر کالمن غیرخطی توسعه یافته ترکیب می‌شوند تا دقت تخمین موقعیت و جهت ربات افزایش یابد.

۲.۲. مدل سینماتیکی ربات

موقعیت ربات و زاویه چرخش ربات به‌طور پیوسته از طریق داده‌های انکودر و قطب‌نما به‌روزرسانی می‌شود. چرخ‌های جلو می‌تواند به‌طور مستقل سرعت‌های مختلفی داشته باشند و باعث حرکت ربات در جهت دلخواه شوند. ورودی کنترلی ربات سرعت خطی و سرعت زاویه‌ای است که هر لحظه از انکودر دریافت می‌شود. سرعت ربات از متوسط سرعت‌های چرخ‌های چپ و راست محاسبه می‌شود. سرعت چرخ‌ها با استفاده از تغییرات شمارش انکودرها از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$v_{robot} = \frac{\Delta P_L + \Delta P_R}{\Omega \cdot \Delta t} \cdot \pi R \quad (1)$$

که در آن ΔP_L و ΔP_R به‌ترتیب تغییرات شمارش انکودر چرخ راست و چرخ چپ که واحد آن‌ها پالس است. تعداد پالس‌های انکودر در هر دور کامل بر حسب پالس/دور، R شعاع چرخ بر حسب متر است. Δt تغییرات زمان بر حسب ثانیه است. با توجه به این معادله، سرعت ربات v_{robot} بر حسب متر بر ثانیه است.

همچنین تغییر زاویه ربات به‌وسیله تفاوت تغییرات شمارش انکودر چرخ‌های چپ و راست و با استفاده از فاصله بین چرخ‌ها از معادله زیر محاسبه می‌شود:

برای تعیین جهت مطلوب حرکت ربات به سمت نقطه هدف، زاویه‌ی بین موقعیت فعلی و هدف در مختصات محلی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\theta_r = \text{atan2}(y - y_e, x - x_e) \quad (9)$$

ربات پس از رسیدن به هر نقطه هدف، به نقطه بعدی حرکت می‌کند. این فرایند با یک شمارنده کنترل می‌شود. فاصله بین موقعیت فعلی ربات و نقطه هدف نیز با استفاده از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌گردد:

$$d = \sqrt{(x - x_e)^2 + (y - y_e)^2} \quad (10)$$

اگر مقدار d از آستانه تعیین شده کمتر باشد، ربات نقطه هدف را طی شده تلقی کرده و به نقطه مرجع بعدی حرکت می‌کند.

۴.۲. الگوریتم ترکیب داده‌ها با فیلتر کالمن توسعه یافته

در این پژوهش، فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF) برای تخمین وضعیت غیرخطی ربات متحرک شامل موقعیت دوبعدی و زاویه جهت گیری مورد استفاده قرار گرفته است. بردار حالت سیستم به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$x = [x \quad y \quad \theta]^T \quad (11)$$

مدل دینامیکی سیستم بر اساس داده‌های انکودر و سرعت خطی و زاویه‌ای ربات به صورت غیرخطی زیر بیان می‌شود:

$$f(x_k, u_k) = \begin{bmatrix} x_{k-1} + v_k \cos(\theta_{k-1}) \Delta t \\ y_{k-1} + v_k \sin(\theta_{k-1}) \Delta t \\ \theta_{k-1} + \omega_k \Delta t \end{bmatrix} + w_k \quad (12)$$

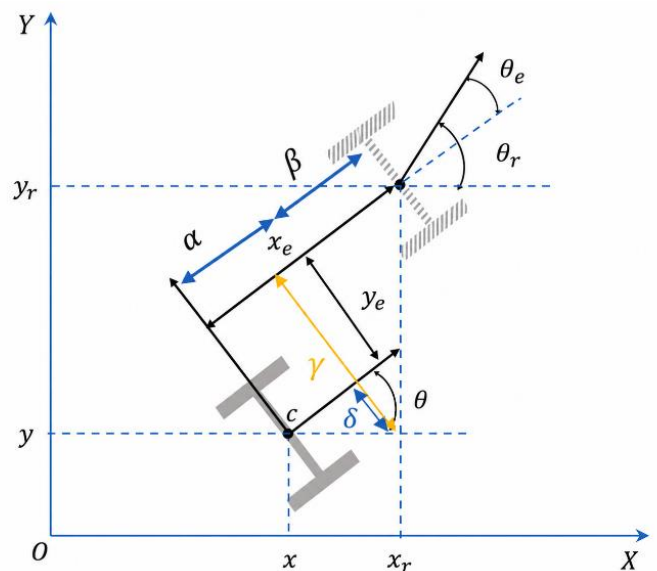
که در آن v_k و ω_k به ترتیب سرعت خطی و زاویه‌ای استخراج شده از انکودرها بوده و w_k نویز فرآیند با توزیع گاوسی و کوواریانس Q است.

مدل اندازه گیری تنها شامل زاویه ربات از قطب نما بوده و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$h(x_k) = \theta_k \quad (13)$$

$$z_k = h(x_k) + v_k \quad (14)$$

که در آن v_k نویز اندازه گیری با کوواریانس R باشد. برای اعمال EKF، ژاکوبین مدل فرآیند به صورت زیر محاسبه می‌شود:



شکل ۳: خطای دنبال کردن مسیر در ربات متحرک

Figure 3. Path tracking error in the mobile robot [12].

پس از تخمین موقعیت ربات، مسیر مرجع^{۲۳} برای هدایت آن تعریف می‌شود. این مسیر به عنوان مبنای مقایسه با مسیر واقعی ربات در نظر گرفته شده و برای حل مسئله ردیابی مسیر مورد استفاده قرار می‌گیرد. مسیر مرجع به صورت زیر تعریف می‌شود [12]:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_r \\ \dot{y}_r \\ \dot{\theta}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_r \cos \theta_r \\ v_r \sin \theta_r \\ \omega_r \end{bmatrix} \quad (6)$$

که در آن مختصات خطا توسط مختصات جهانی نشان داده می‌شوند و به صورت زیر بیان می‌شوند [12]:

$$q_d - q = \begin{bmatrix} x_r - x \\ y_r - y \\ \omega_r - \omega \end{bmatrix} \quad (7)$$

از دیدگاه مختصات متحرک، مختصات خطا تحت یک تبدیل قرار می‌گیرند و نتایج به صورت زیر حاصل می‌شوند [۱۰]:

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r - x \\ y_r - y \\ \theta_r - \theta \end{bmatrix} \quad (8)$$

برای پیاده‌سازی فیلتر کالمن توسعه‌یافته، لازم است ماتریس‌های کوواریانس نویز فرایند Q و نویز اندازه‌گیری R تعیین شوند. در این پژوهش، مقدار اولیه ماتریس R بر اساس مشخصات فنی حسگر قطب‌نمای CMPS14 تعیین شد. با توجه به اینکه وضوح اندازه‌گیری زاویه این حسگر برابر با ۰.۱ درجه معادل ۰.۰۰۱۷۵ رادیان است، واریانس نویز اندازه‌گیری از رابطه زیر محاسبه شد:

$$\sigma_v^2 = (0.00175)^2 = 7.615 \times 10^{-7} \text{ rad}^2$$

بنابراین ماتریس نویز اندازه‌گیری به صورت زیر در نظر گرفته شد:

$$R = 7.615 \times 10^{-7} \text{ rad}^2$$

که در این مطالعه به صورت یک مقدار اسکالر (برای اندازه‌گیری زاویه قطب‌نما) مدل‌سازی شده است.

برای تعیین ماتریس نویز فرایند، ابتدا تغییرات سرعت خطی و سرعت زاویه‌ای حاصل از انکودر در چندین آزمایش اندازه‌گیری شد و واریانس آن‌ها محاسبه گردید. با در نظر گرفتن زمان نمونه‌برداری $\Delta t = 0.164$ ثانیه، واریانس نویزهای موقعیت و زاویه از روابط زیر به دست آمد:

$$\sigma_x^2 = \sigma_y^2 = \sigma_v^2 \Delta t^2 \quad (23)$$

$$\sigma_\theta^2 = \sigma_\omega^2 \Delta t^2 \quad (24)$$

بر اساس این محاسبات، ماتریس نویز فرایند به صورت زیر مقداردهی اولیه شد:

$$Q = \begin{bmatrix} 2.69 \times 10^{-6} m^2 & 0 & 0 \\ 0 & 2.69 \times 10^{-6} m^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.000688 \text{ rad}^2 \end{bmatrix}$$

این مقادیر برای تمامی آزمایش‌های انجام‌شده در این پژوهش ثابت در نظر گرفته شدند و در مراحل پیش‌بینی و به‌روزرسانی فیلتر کالمن توسعه‌یافته مورد استفاده قرار گرفتند.

۵.۲. الگوریتم ترکیب داده‌ها با فیلتر کالمن بی‌بو

فیلتر کالمن بی‌بو یکی از روش‌های تخمین حالت در سیستم‌های غیرخطی است که بر پایه تبدیل بی‌بو و استفاده از نقاط سیگما عمل می‌کند. برخلاف EKF که مدل غیرخطی را با استفاده از خطی‌سازی مرتبه اول و ماتریس ژاکوبین تقریب می‌زند، UKF با انتشار نقاط سیگما در مدل غیرخطی، میانگین و کوواریانس حالت را تخمین می‌زند. این نقاط از توزیع حالت قبلی انتخاب شده و پس از عبور از مدل غیرخطی، میانگین و کوواریانس حالت جدید از روی آن‌ها محاسبه می‌شود. [25]

$$F = \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -v \sin \theta \Delta t \\ 0 & 1 & v_k \cos \theta \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

و ژاکوبین مدل اندازه‌گیری برابر است با:

$$H = \frac{\partial h}{\partial x} = [0 \quad 0 \quad 1] \quad (16)$$

الگوریتم EKF در دو مرحله پیش‌بینی و به‌روزرسانی اجرا می‌شود: مرحله پیش‌بینی:

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}^+, u) \quad (17)$$

$$P_k^- = F_{k-1} P_{k-1}^+ F_{k-1}^T + Q_{k-1} \Delta t \quad (18)$$

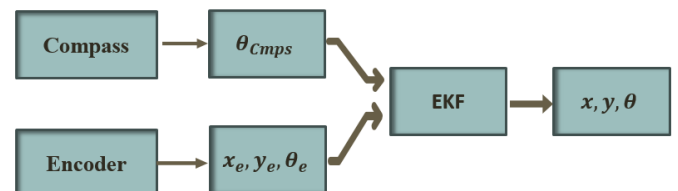
مرحله به‌روزرسانی:

$$k_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R_k)^{-1} \quad (19)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + k_k (z_k - H \hat{x}_k^-) \quad (20)$$

$$P_k^+ = (I - k_k H) P_k^- \quad (21)$$

در این پژوهش، ماتریس R بر اساس مشخصات حسگر قطب‌نما CMPS14 و ماتریس Q بر اساس واریانس تجربی سرعت‌های استخراج‌شده از انکودرها تعیین شده است. همچنین ماتریس کوواریانس اولیه P_0 به صورت قطری با مقادیر بزرگ انتخاب شده تا عدم قطعیت اولیه در تخمین حالت‌ها لحاظ شود. بلوک دیاگرام در شکل ۴، ساختار سیستم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۴: دیاگرام ترکیب داده‌های AHRS و انکودر
Figure 4. Data fusion diagram of compass and encoder

در معادلات فیلتر کالمن توسعه‌یافته، نمادهای مورد استفاده به شرح زیر هستند:

$\hat{x}_k^-$: بردار حالت پیش‌بینی‌شده

$\hat{x}_k^+$: بردار حالت به‌روزرسانی‌شده

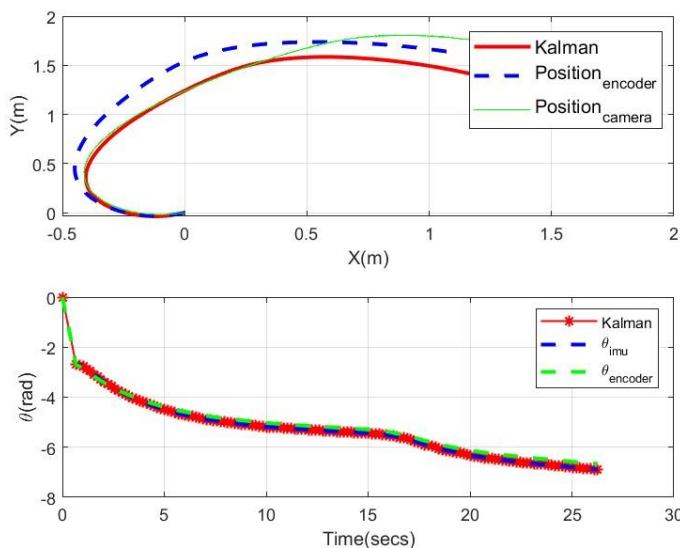
P_k^- : کوواریانس پیش‌بینی

$f(x_k, u_k)$: تابع غیرخطی مدل حرکت

$h(x_k)$: تابع مدل اندازه‌گیری

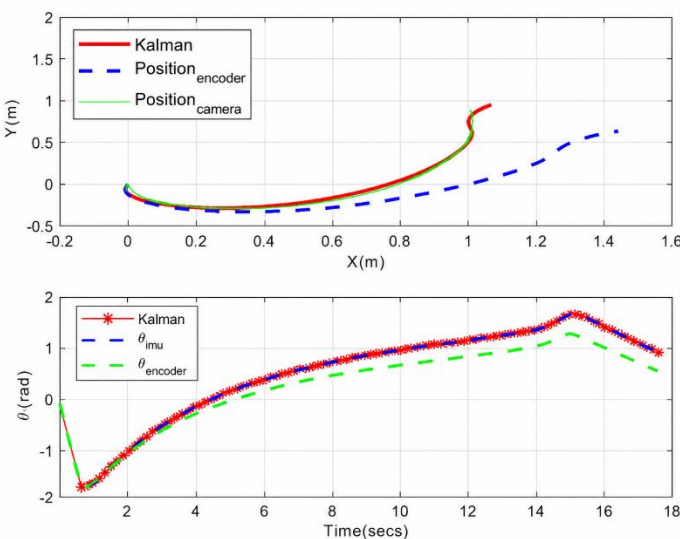
z_k : بردار اندازه‌گیری

v_k : نویز اندازه‌گیری



شکل ۵: تخمین مسیر توسط دوربین، انکودر و EKF برای آزمایش اول

Figure ۵. Estimation of robot position and orientation using EKF and encoder for the first trajectory



شکل ۶: تخمین مسیر توسط دوربین، انکودر و EKF برای آزمایش دوم

Figure ۶. Estimation of robot position and orientation using EKF and encoder for the second trajectory

شکل‌های ۷ و ۸ اختلاف موقعیت تخمین زده شده توسط انکودر و فیلتر کالمن توسعه یافته را نسبت به مسیر مرجع ثبت شده توسط دوربین برای دو مسیر آزمایشی نشان می‌دهند. در این پژوهش، داده‌های دوربین به عنوان مرجع برای ارزیابی عملکرد روش‌های مکان‌یابی در نظر گرفته شده‌اند.

در این روش، برای بردار حالت با بعد N ، تعداد نقاط سیگما در فرم استاندارد از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$N_{\sigma} = 2n + 1 \quad (25)$$

از آنجا که بردار حالت مورد استفاده در این پژوهش به صورت زیر تعریف شده است:

$$x = [x \quad y \quad \theta]^T \quad (26)$$

بعد بردار حالت برابر با $N = 3$ است؛ بنابراین تعداد نقاط سیگما مورد استفاده در این پژوهش برابر با ۷ نقطه خواهد بود. این نقاط بر اساس میانگین و ماتریس کوواریانس حالت تولید شده و سپس از مدل حرکت و مدل اندازه‌گیری عبور داده می‌شوند. پارامترهای اصلی UKF شامل α ، β و κ هستند که به ترتیب میزان پراکندگی نقاط سیگما، ویژگی توزیع احتمال و پارامتر مقیاس را تعیین می‌کنند. پارامتر λ نیز از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n \quad (27)$$

در مرحله پیش‌بینی، نقاط سیگما با استفاده از مدل سینماتیکی مبتنی بر داده‌های انکودر منتشر می‌شوند و در مرحله به‌روزرسانی، زاویه حاصل از قطب‌نما به عنوان اندازه‌گیری برای اصلاح تخمین استفاده می‌شود. از مزایای UKF می‌توان به عدم نیاز به محاسبه ماتریس ژاکوبین و قابلیت استفاده مستقیم از مدل غیرخطی اشاره کرد در این پژوهش، UKF با همان مدل سینماتیکی، داده‌های حسگر و شرایط اولیه EKF پیاده‌سازی شد تا عملکرد دو روش از نظر دقت مکان‌یابی به صورت مستقیم مقایسه شود.

۱.۳. نتایج پیاده‌سازی الگوریتم ناوبری

در گام نخست داده‌های حسگرهای انکودر و قطب‌نما توسط نرم افزار آردوینو دریافت و سپس به نرم افزار متلب ارسال می‌شود. سپس داده‌های دو حسگر با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته ترکیب شده و موقعیت و جهت‌گیری ربات تخمین زده می‌شود. شکل ۵ و شکل ۶ مسیر تخمین زده شده ربات در یک دوره زمانی و برای دو مسیر مختلف با سرعت حداکثر ۰/۱ متر بر ثانیه نشان می‌دهد. در هر شکل، مسیر قرمز تخمین موقعیت توسط فیلتر کالمن، مسیر آبی خروجی موقعیت از انکودرها و مسیر سبز داده‌های ثبت شده توسط دوربین OptiTrackDuo 120 را نمایش می‌دهد.

از اعمال EKF و مقایسه آن با حالت مبتنی بر انکودر تنها در جدول ۱ ارائه شده است.

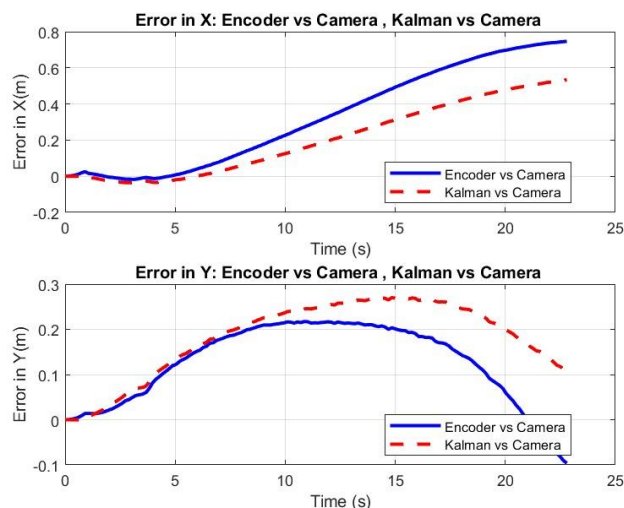
مطابق نتایج جدول ۱، استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته موجب کاهش خطای کلی موقعیت نسبت به روش مبتنی بر انکودر تنها در هر دو مسیر آزمایشی شده است. این کاهش خطا نشان دهنده توانایی EKF در اصلاح اثرات ناشی از تجمع خطای انکودر و استفاده مناسب از اطلاعات حسگر قطب نما برای بهبود تخمین موقعیت است.

اختلاف های باقی مانده میان مسیر تخمین زده شده و مسیر مرجع را می توان به عواملی نظیر لغزش چرخ ها، نویز حسگرها، عدم قطعیت مدل حرکتی و خطاهای همگام سازی بین داده های حسگرها و دوربین نسبت داد. در مجموع، نتایج نشان می دهد که تلفیق اطلاعات انکودر و قطب نما با استفاده از EKF، نسبت به استفاده از انکودر به تنهایی، موجب افزایش دقت و پایداری مکان یابی ربات متحرک در محیط داخلی می شود.

۲.۳. مقایسه روش های EKF و UKF

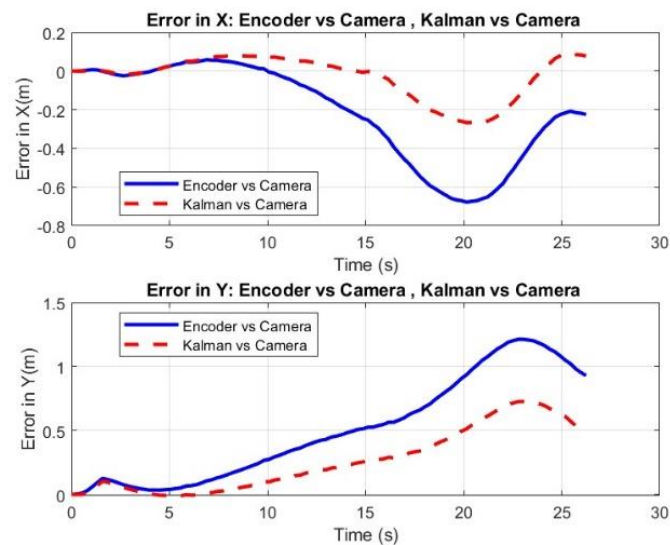
در این پژوهش، به منظور ارزیابی عملکرد UKF، این فیلتر با استفاده از همان مدل سینماتیکی، داده های انکودر و قطب نمای دیجیتالی و شرایط اولیه مشابه EKF پیاده سازی شد. سپس عملکرد دو فیلتر از نظر دقت تخمین مسیر و خطای مکان یابی با یکدیگر مقایسه گردید. شکل های ۹ و ۱۰ مسیر تخمین زده شده توسط EKF و UKF را همراه با مسیر مرجع ثبت شده توسط دوربین و مسیر حاصل از انکودر برای دو مسیر آزمایشی نشان می دهند. مطابق شکل ها، هر دو فیلتر نسبت به حالت مبتنی بر انکودر تنها، انطباق بهتری با مسیر مرجع ارائه می دهند.

به منظور مقایسه کمی عملکرد روش ها، RMSE در راستاهای X و Y و همچنین خطای کلی موقعیت برای حالت انکودر، EKF و UKF محاسبه شد. همچنین درصد کاهش خطای کلی موقعیت نسبت به حالت انکودر تنها محاسبه و ارائه گردید. مطابق نتایج جدول ۱، هر دو فیلتر EKF و UKF موجب کاهش خطای کلی موقعیت نسبت به حالت مبتنی بر انکودر تنها در هر دو مسیر آزمایشی شده اند. همچنین، مقایسه نتایج دو فیلتر نشان می دهد که UKF در هر دو مسیر عملکرد دقیق تری نسبت به EKF داشته و کاهش بیشتری در خطای تخمین موقعیت ایجاد کرده است. این بهبود به دلیل استفاده UKF از تبدیل بی بو و عدم نیاز به خطی سازی مدل غیرخطی حاصل شده است که امکان انتشار دقیق تر تخمین موقعیت ربات را فراهم می کند.



شکل 7: مقایسه خطای تخمین موقعیت بین انکودر و دوربین و EKF برای آزمایش اول

Figure 7. Difference between EKF estimation and camera measurements, and between encoder estimation and camera measurements for the first trajectory



شکل 8: مقایسه خطای تخمین موقعیت بین انکودر و دوربین و EKF برای آزمایش دوم

Figure 8. Difference between EKF estimation and camera measurements, and between encoder estimation and camera measurements for the second trajectory

برای ارزیابی کمی دقت تخمین موقعیت، خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE)^{۲۴} در راستاهای X و Y و همچنین خطای کلی موقعیت محاسبه شد. این معیار میزان انحراف موقعیت تخمین زده شده ربات از موقعیت مرجع ثبت شده توسط دوربین را نشان می دهد. نتایج حاصل

^{۲۴} Root Mean Square Error

Table 1 :RMSE Comparison Between Encoder, EKF and UKF for Two Test Paths

جدول 1: مقایسه خطای RMSE روش‌های Encoder، EKF و UKF در دو مسیر آزمایشی

Path	Method	RMSE X (m)	RMSE Y (m)	RMSE Position (m)	Reduction of Position RMSE (%)
Path 1	Encoder	0.3562	1.1476	1.2016	—
	EKF	0.4035	1.0718	1.1453	4.69
	UKF	0.3902	1.0292	1.1007	8.40
Path 2	Encoder	0.8695	0.2957	0.9184	—
	EKF	0.7318	0.4056	0.8367	8.89
	UKF	0.7078	0.3936	0.8099	11.81

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، ترکیب داده‌های حسگرهای انکودر و قطب‌نما در یک ربات متحرک داخل سالنی با استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر کالمن بی‌بو انجام شد. نتایج نشان داد که استفاده از EKF برای تلفیق داده‌های حسگرها، موجب کاهش خطاهای تجمعی ناشی از انکودر و بهبود تخمین موقعیت ربات می‌شود. همچنین، زاویه جهت‌گیری تخمین‌زده‌شده توسط فیلتر با اندازه‌گیری‌های قطب‌نما تطابق مناسبی نشان داد.

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، مسیر حرکت ربات با استفاده از سیستم تصویربرداری ثبت شد. در این فرآیند، موقعیت ربات در هر لحظه توسط دوربین استخراج و به عنوان مرجع برای مقایسه با تخمین حاصل از فیلتر مورد استفاده قرار گرفت. مقایسه مسیرهای تخمین‌زده‌شده نشان داد که EKF قادر است با ترکیب اطلاعات انکودر و قطب‌نما، انطباق بهتری نسبت به حالت مبتنی بر انکودر تنها با مسیر مرجع ایجاد کند. با این حال، به دلیل وجود خطاهای ناشی از لغزش چرخ‌ها، نویز حسگرها و عدم قطعیت مدل حرکتی، اختلاف‌هایی میان مسیر تخمین‌زده‌شده و مسیر مرجع در طول حرکت مشاهده شد.

نتایج ارزیابی کمی بر اساس معیار RMSE نشان داد که استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته موجب کاهش خطای کلی موقعیت نسبت به روش مبتنی بر انکودر در هر دو مسیر آزمایشی شده است. اگرچه در برخی مؤلفه‌های مستقل X و Y افزایش یا کاهش خطا مشاهده شد، معیار کلی خطای موقعیت بیانگر بهبود عملکرد سیستم مکان‌یابی پس از تلفیق اطلاعات حسگرها است.

از نظر پیچیدگی محاسباتی، روش پیشنهادی بر یک بردار حالت سه‌بعدی شامل مختصات موقعیت و زاویه جهت‌گیری ربات استوار است. همچنین، ماتریس کوواریانس حالت (P)، ماتریس نویز فرایند (Q) و ماتریس ژاکوبین مدل حرکت (F) دارای ابعاد 3×3 هستند. از آنجا که تنها زاویه حاصل از قطب‌نما به عنوان اندازه‌گیری وارد فیلتر می‌شود، ماتریس اندازه‌گیری (H) دارای ابعاد 1×3 و ماتریس نویز

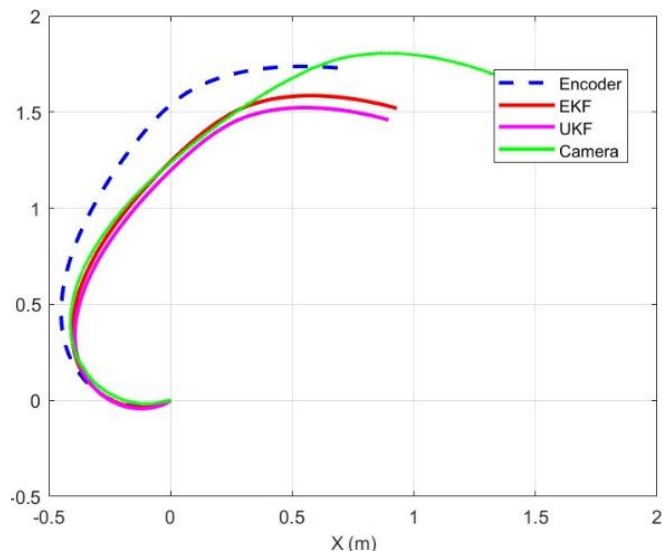


Figure 9: Comparison of the trajectories estimated by the EKF and UKF with the camera-based reference trajectory and the encoder-derived trajectory (Path 1)

شکل ۹: مقایسه مسیر تخمین‌زده‌شده توسط EKF و UKF با مسیر مرجع دوربین و مسیر حاصل از انکودر (مسیر اول)

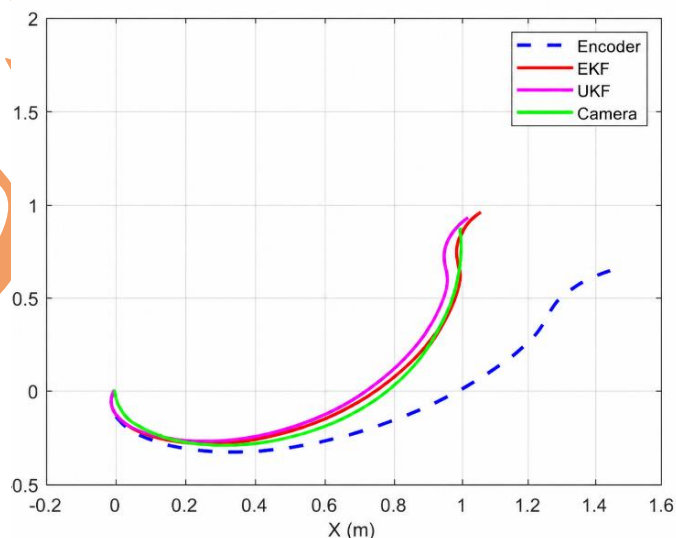


Figure 10: Comparison of the trajectories estimated by the EKF and UKF with the camera-based reference trajectory and the encoder-derived trajectory (Path 2)

شکل ۱۰: مقایسه مسیر تخمین‌زده‌شده توسط EKF و UKF با مسیر مرجع دوربین و مسیر حاصل از انکودر (مسیر دوم)

Proceedings Volumes, 45 (4), pp. 49–54. DOI: <https://doi.org/10.3182/20120403-3-DE-3010.00068>

6. Ahmad, H. and Namerikawa, T., 2013. Extended Kalman filter-based mobile robot localization with intermittent measurements. *Systems Science and Control Engineering*, 1 (1), pp. 113–126. DOI: <https://doi.org/10.1080/21642583.2013.864249>
7. Al Khatib, E.I., Jaradat, M.A., Abdel-Hafez, M. and Roigari, M., 2015. Multiple sensor fusion for mobile robot localization and navigation using the extended Kalman filter. In 2015 10th International Symposium on Mechatronics and its Applications (ISMA), pp. 1–5. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISMA.2015.7373480>
8. Mahmud, M.A., Aman, M.S., Jiang, H., Abdelgawad, A. and Yelamarthi, K., 2016. Kalman filter based indoor mobile robot navigation. In International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), pp. 1949–1953. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICEEOT.2016.7755029>
9. Qian, J., Zi, B., Wang, D., Ma, Y. and Zhang, D., 2017. The design and development of an omni-directional mobile robot oriented to an intelligent manufacturing system. *Sensors*, 17 (9), p. 2073. DOI: <https://doi.org/10.3390/s17092073>
10. Chen, W. and Zhang, T., 2017. An indoor mobile robot navigation technique using odometry and electronic compass. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 14 (3), pp. 1–15. DOI: <https://doi.org/10.1177/1729881417711643>
11. Chand, P., 2022. Integrating an electronic compass for position tracking on a wheeled tricycle mobile robot. *Drone Systems and Applications*, 10 (1), pp. 179–199. DOI: <https://doi.org/10.1139/dsa-2021-0049>
12. Erfani, S., Jafari, A. and Hajiahmad, A., 2019. Localization and controlling the mobile robot by sensory data fusion. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, 21 (2), pp. 86–97.
13. Xu, Y., Shmaliy, Y.S., Ma, W., Jiang, X., Shen, T., Bi, S. and Guo, H., 2021. Improving tightly LiDAR/compass/encoder-integrated mobile robot localization with uncertain sampling period utilizing EFIR filter. *Mobile Networks and Applications*, 26 (1), pp. 440–448. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11036-020-01680-7>
14. Silaa, M.Y., Bencherif, A. and Barambones, O., 2024. Indirect adaptive control using neural network and discrete extended Kalman filter for wheeled mobile robot. *Actuators*, 13 (2), p. 51. DOI: <https://doi.org/10.3390/act13020051>
15. Doumbia, M. and Cheng, X., 2020. State estimation and

اندازه‌گیری (R) به‌صورت یک مقدار اسکالر در نظر گرفته شده است. ساختار کم‌بعد فیلتر پیشنهادی، هزینه محاسباتی آن را کاهش داده و امکان پیاده‌سازی بلادرنگ روی سامانه‌های نهفته و ربات‌های متحرک کم‌هزینه را فراهم می‌کند.

به‌منظور بررسی عملکرد روش‌های تخمین غیرخطی، فیلتر کالمن بی‌بو نیز با استفاده از همان مدل سینماتیکی، داده‌های ورودی و شرایط اولیه مشابه پیاده‌سازی شد. نتایج مقایسه‌ای نشان داد که هر دو فیلتر EKF و UKF موجب کاهش خطای مکان‌یابی نسبت به حالت مبتنی بر انکودر تنها شده‌اند. همچنین، UKF در هر دو مسیر آزمایشی کاهش بیشتری در خطای کلی موقعیت نسبت به EKF ایجاد کرده است. با توجه به غیرخطی بودن مدل حرکت ربات و استفاده از تنها یک اندازه‌گیری زاویه‌ای، اختلاف عملکرد دو روش محدود بوده است؛ با این حال، UKF به دلیل عدم نیاز به خطی‌سازی مدل غیرخطی، قابلیت ارائه تخمین دقیق‌تر در شرایط دارای عدم قطعیت بالاتر را دارد. در مقابل، EKF به دلیل ساختار ساده‌تر و هزینه محاسباتی کمتر، همچنان گزینه‌ای مناسب برای کاربردهای بلادرنگ با منابع محاسباتی محدود محسوب می‌شود.

در پژوهش‌های آینده، استفاده از حسگرهای فاصله‌سنج مانند لیدار یا دوربین‌های بینایی می‌تواند با فراهم کردن اندازه‌گیری‌های مطلق موقعیت، اثر خطاهای تجمعی را کاهش داده و دقت مکان‌یابی را افزایش دهد.

مراجع

1. Kheirandish, M., Yazdi, E.A., Mohammadi, H. and Mohammadi, M., 2023. A fault-tolerant sensor fusion in mobile robots using multiple model Kalman filters. *Robotics and Autonomous Systems*, 161, p.104343. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104343>
2. Zunaidi, I., Kato, N., Nomura, Y. and Matsui, H., 2006. Positioning system for 4-wheel mobile robot: encoder, gyro and accelerometer data fusion with error model method. *CMU. Journal*, 5 (1), pp. 1–14.
3. Sadeghi Boroujeni, P., Nejat Pishkenari, H., Moradi, H. and Vossoughi, G., 2023. Boundary feedback trajectory tracking control of rigid bodies with interior shallow-water sloshing. *Sharif Journal of Mechanical Engineering (SJME)*, 39 (2), pp. 57–63. DOI: <https://doi.org/10.24200/j40.2023.61340.1657>
4. Mobarhane, A. and Taghirad, H.D., 2014. Mobile robot semantic mapping using histogram based frontier exploration. *Sharif Journal of Mechanical Engineering (SJME)*, 30 (3), pp. 115–124.
5. Nasir, A.K. and Roth, H., 2012. Pose estimation by multisensor data fusion of wheel encoders, gyroscope, accelerometer and electronic compass. *IFAC*

the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (Cat. No. 00EX373), pp. 153–158. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/ASSPCC.2000.882463>

25. Ullah, I., Shen, Y., Su, X., Esposito, C. and Choi, C., 2019. A localization based on unscented Kalman filter and particle filter localization algorithms. *IEEE access*, 8, pp.2233-2246. Doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2961740>
16. Brigadnov, I., Lutonin, A. and Bogdanova, K., 2023. Error state extended Kalman filter localization for underground mining environments. *Symmetry*, 15 (2), p. 344. DOI: <https://doi.org/10.3390/sym15020344>
17. Housein, A.A., Xingyu, G., Li, W. and Huang, Y., 2022. Extended Kalman filter sensor fusion in practice for mobile robot localization. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13 (2). DOI: <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130204>
18. Nemec, D., Šimák, V., Janota, A., Hruboš, M. and Bubeníková, E., 2019. Precise localization of the mobile wheeled robot using sensor fusion of odometry, visual artificial landmarks and inertial sensors. *Robotics and Autonomous Systems*, 112, pp. 168–177. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2018.11.019>
19. Wu, Z., Wen, M., Peng, G., Tang, X. and Wang, D., 2019. Magnetic-assisted initialization for infrastructure-free mobile robot localization. In 2019 IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS) and IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM), pp. 518–523. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/CIS-RAM47153.2019.9095809>
20. Tran, H.T., Vo, T.C., Tran, D.L., Nguyen, Q.N., Ha, D.M., Pham, Q.N., Le, T.Q., Nguyen, T.K., Do, H.T. and Nguyen, M.T., 2022. Extended Kalman filter (EKF) based localization algorithms for mobile robots utilizing vision and odometry. In 2022 IEEE 21st Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON), pp. 91–96. IEEE. DOI: <https://doi.org/10.1109/MELECON53508.2022.9843066>
21. Kaviani, S., Salarieh, H., Alasty, A. and Abediny, M., 2018. Comparison of nonlinear filtering techniques for inertial sensors error identification in INS/GPS integration. *Scientia Iranica B: Mechanical Engineering*, 25 (3), pp. 1281–1295. DOI: <https://doi.org/10.24200/sci.2017.4328>
22. Khosravi, N., Khosravi, N. and Bozorg, S.M., 2020. Cooperative localization of two mobile robots using data exchange based on the Kalman filter. In Proceedings of the 7th International Conference on Mechanical Engineering of Iran (ISME 2020), Tehran, Iran, 27–29 May 2020.
23. Fariña, B., Toledo, J. and Acosta, L., 2023. Sensor fusion algorithm selection for an autonomous wheelchair based on EKF/UKF comparison. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 12 (1), pp. 1–7. DOI: <https://doi.org/10.18178/ijmerr.12.1.1-7>
24. Wan, E.A. and Van Der Merwe, R., 2000. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation. In Proceedings of