دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

گروه مهندسی مکاترونیک

پایان‌نامه

برای دریافت درجه کارشناسی ارشد در رشته
مکاترونیک

عنوان

توسعه الگوریتم‌های حل مسئله مکان‌یابی و تولید نقشه همزمان به منظور کاربری در محیط‌های با مقیاس بزرگ

توسط

نینا مرحمتی

استاد راهنما

دکتر حمیدرضا تقی راد

تیرماه ۱۳۹۰

تقدیم به دو گوهر زندگی‌ام

مادر و پدر نازنینم

سپاس‌گزاری...

بر خود لازم می‌دانم از استاد گرانقدر، جناب آقای دکتر حمیدرضا تقی‌راد، که نه تنها راهنمایی‌ها و حمایت‌هایشان راهگشای این پژوهش بوده است بلکه همواره دلسوزانه به ترغیب دانشجویان پرداخته‌اند و در کنار پژوهش از ایشان درس زندگی آموخته‌ام، کمال سپاسگزاری و قدردانی را به عمل آورم. همچنین از تمامی پژوهشگران گروه ارس، اعضای آزمایشگاه کنترل صنعتی و همکارانی که در طی این پروژه به نحوی مرا یاری کرده‌اند سپاسگزارم و لازم می‌دانم از همکارانم آقای مهندس امیرحسین تمجیدی که در یادگیری و تعمیق مفاهیم اولیه این پژوهش کمک بسیاری کرده‌اند و به ویژه آقای مهندس کسری خصوصی، که در طی بیش از دو سال همکاری نه تنها از یاری‌ها و پیشنهاداتشان سود جسته‌ام، بلکه ایده‌های ناب‌شان اعماق ذهنم را روشن کرده است، یاد کنم و مراتب قدردانی خود را به ایشان ابراز نمایم. بیش از همه از زحمات بی‌شمار خانواده مهربان و گرامی‌ام، پدر، مادر و برادر عزیزم که بدون حضور و پشتیبانی‌شان حتی برداشتن قدمی برایم میسر نبوده است سپاسگزاری کرده، بر دستانشان بوسه زده و سپاس و ارادت قلبی‌ام را ابراز می‌نمایم. در پایان قدردان زحمات پدید آورندگان بسته XɄPersian، مخصوصاً جناب آقای وفا خلیقی، که این پایان‌نامه با استفاده از این بسته آماده شده است و نیز آقای وحید دامن‌افشان به خاطر طراحی سبک اولیه این نوشته، هستم.

نیما مرحمتی
تیرماه ۱۳۹۰

چکیده

این پایان‌نامه با موضوع کلی حل مسئله مکان‌یابی و نقشه‌یابی همزمان [۱] در ربات‌های پایه متحرک (سیار) تعریف شده است و کاربرد عملی این مسئله در محیط‌های با مقیاس بزرگ [۲] مدنظر قرار دارد. در این راستا حل مسئله SLAM با دید احتمالاتی و توسط فیلترهای بازگشتی و تخمین موقعیت ربات و نقشه محیط مورد توجه قرار می‌گیرد. در ادامه به مشکلاتی که در مکان‌یابی و ارائه نقشه در اثر طولانی و بزرگ شدن مسیر حرکت ربات ایجاد می‌شود، پرداخته خواهد شد و مروری بر راه‌حل‌های مطرح شده تا کنون برای رفع این مشکلات و یا بهبود تخمین ارائه شده در حضور آن‌ها صورت خواهد گرفت. از جمله این مشکلات می توان به افزایش هزینه محاسباتی سیستم در اثر افزایش تعداد حالات سیستم و به ویژه بزرگ شدن ابعاد ماتریس کوواریانس و در نتیجه از دست رفتن عملکرد به‌هنگام سیستم اشاره کرد. همچنین در اثر افزایش عدم قطعیت تخمین موقعیت ربات در طول مسیر، خطای خطی‌سازی سیستم افزایش می‌یابد که منجر به افزایش خطای تخمین می‌شود. در ادامه برخی روش‌هایی که قابلیت غلبه بر مشکلات مذکور و کاربری در محیط‌های بزرگ را دارند، تشریح می‌شوند. افزون بر آن دو الگوریتم نوین براساس فیلتر ذره‌ای تجزیه شده به صورت Rao-Blackwellized ارائه می‌شود. در این الگوریتم‌ها با استفاده از نمونه‌برداری اعتباری [۳] و مردودسازی [۴]، توزیع پیشنهادی بهینه [۵] در فیلتر ذره‌ای تقریب زده می‌شود. در این پایان‌نامه عملکرد این روش‌ها توسط شبیه‌سازی و آزمایش بر روی داده‌های واقعی مورد بررسی قرار گرفته است.

واژگان کلیدی: ربات سیار،مکان‌یابی و تولید نقشه همزمان، محیط بزرگ،SLAM

[۱] Simultaneous Localization And Mapping (SLAM)
[۲] large scale environments
[۳] Importance Sampling (IS)
[۴] Rejection Sampling (RS)
[۵] Optimal Proposal Distribution

فهرست مطالب

لیست تصاویر چ

لیست جداول ح

۱ پیشینه پژوهش و تعاریف مقدماتی ۱

۱.۱ دیباچه ۱

۲.۱ توصیف ریاضی مسئله مکان‌یابی و تولید نقشه همزمان ۳

۳.۱ مروری بر ادبیات موضوع ۷

۴.۱ نوآوری‌ها و ساختار پایان‌نامه ۱۰

۲ روش های مکان یابی و تولید نقشه همزمان در محیط های با مقیاس بزرگ ۱۱

۱.۲ بستر اطلس ۱۲

۱.۱.۲ تطبیق نقشه ۱۳

۲.۱.۲ گذار بین فرضیه‌ها ۱۴

۳.۱.۲ نقشه جهانی ۱۵

۴.۱.۲ مزایا و معایب اطلس ۱۷

۲.۲ روش سلسه مراتبی در حل SLAM ۱۸

۳.۲ الگوریتم FastSLAM ۲۰

۱.۳.۲ تخمین مسیر ربات با فیلتر ذره‌ای ۲۲

۴.۲ مقایسه روش‌ها و جمع‌بندی ۳۰

۳ روش‌های تقریب توزیع پیشنهادی بهینه ۳۳

۱.۳ خطی سازی محلی ۳۴

۲.۳ تقریب با روش های نمونه‌برداری Monte Carlo ۳۶

۳.۳ الگوریتم پیشنهادی LRS ۳۸

۱.۳.۳ نمونه‌برداری از توزیع پیشنهادی بهینه ۳۸
۲.۳.۳ محاسبه وزن‌ها ۴۰
۴.۳ الگوریتم‌های پیشنهادی LIS ۴۱
۱.۴.۳ الگوریتم LIS-1 . . . . . ۴۲
۲.۴.۳ الگوریتم LIS-2 . . . . . ۴۳
۳.۴.۳ خلاصه روش‌های ارائه شده ۴۴

۴ نتایج آزمایش‌ها **۴۶**
۱.۴ نتایج شبیه سازی ۴۶
۲.۴ نتایج پیاده سازی ۵۳

۵ جمع بندی و نتیجه گیری **۵۸**

مراجع **۶۰**

لیست تصاویر

۱.۲ عدم قطعیت تبدیل بین نقشه‌های محلی از مسیرهای مختلف روی گراف متفاوت است. ۱۳
۲.۲ فرضیه‌های مختلف برای نقشه‌های محلی در اطلس ۱۵
۳.۲ نقشه‌های مستقل در سطح محلی و رابطه نسبی آن‌ها در سطح جهانی ۱۹
۴.۲ رابطه نسبی نقشه‌های محلی هنگام بسته شدن حلقه ۱۹
۵.۲ نقشه به دست آمده از حل مسئله مکان‌یابی و نقشه‌یابی همزمان با استفاده از روش HSLAM و MonoSLAM ۲۱
۶.۲ نمایش وابستگی‌های فرآیندهای تصادفی در مسئله SLAM (شبکه بیزی پویا) . . ۲۲
۷.۲ استفاده از مشاهدات بدست آمده از فاصله‌یاب لیزری برای اصلاح داده‌های انکدر ۲۶
۸.۲ نقشه به دست آمده از حل مسئله مکان‌یابی و نقشه‌یابی همزمان با استفاده از نسخه تغییر یافته الگوریتم FastSLAM 1.0 در محیط‌های بزرگ ۲۶
۹.۲ خطا در تخمین نقشه ناشی از تقریب گاوسی توزیع پیشنهادی بهینه ۳۱

۱.۴ تصویری از محیط شبیه‌سازی شده ۴۸
۲.۴ میانگین MSE در طول مسیر بر حسب تعداد ذرات مختلف ۵۲
۳.۴ میانگین مربعات خطای تخمین مکان ربات در۵۰ آزمایش انجام شده برای ۸۰ ذره ۵۳
۴.۴ مدل سینماتیکی وسیله نقلیه استفاده شده در آزمایش (شکل از [۱]) ۵۴
۵.۴ وسیله نقلیه استفاده شده در آزمایش و فاصله‌یاب لیزری (شکل از [۱]) ۵۵
۶.۴ مسیر تخمین زده شده برای ربات و مسیر بدست آمده از طریق GPS در آزمایش پارک ویکتوریا ۵۶

لیست جداول

۱.۴ میانگین تعداد بازنمونه‌برداری‌های انجام شده در مسیر بین ۵۰ شبیه‌سازی مونته کارلو ۴۹
۲.۴ میانگین زمان محاسبات در یک بار پیمودن مسیر در بین ۵۰ شبیه‌سازی مونته کارلو ۵۰

فصل ۱

پیشینه پژوهش و تعاریف مقدماتی

۱.۱ دیباچه

پیشرفت‌های چشمگیر علم رباتیک در دهه اخیر حضور بیشتر ربات‌ها در زندگی روزمره بشر را در پی داشته است. در این میان ربات‌های سیار (پایه متحرک) خودمختار[۱] نیز خدمات زیادی به انسان‌ها ارائه کرده‌اند. برای نمونه همگی در مورد ربات‌های مریخ‌نورد شنیده‌ایم و یا به یاد داریم که در هنگام فجایعی همچون زلزله و خرابی‌های شدید چگونه ربات‌ها به کمک انسان و حتی نجات جان وی شتافته‌اند. علاوه بر عملیات جستجو و امداد و نجات و اکتشافات فضایی، کمک به معلولین و جایگزینی سگ‌های راهنما، نشان دادن مسیر به افراد تازه وارد در محیط و انجام برخی کارهای منزل از جمله کاربردهای دیگر ربات‌های سیار هستند. افزون بر این مثال‌ها، عیب‌یابی خطوط نفت و گاز، معدن کاوی و کار در محیط‌های خطرناک برای انسان، کاربردهایی از ربات‌های مذکور است که می‌توانند در صنایع داخلی ایران به وفور مورد استفاده قرار گیرند.

معمولاً هر ربات سیار برای به انجام رساندن وظیفه‌ای طراحی و برنامه‌ریزی می‌شود و ربات باید در یک زمان محدود به سمت هدف‌هایی حرکت کرده و پس از رسیدن به هدف موردنظر، وظیفه خود را انجام دهد. در این حین ممکن است معیارهایی مانند سرعت و یا طول مسیر بهینه شوند. به منظور تولید سیگنال کنترلی لازم برای هدایت ربات به سمت هدف، دانستن مکان نسبی هدف و ربات و موانع موجود در مسیر نیاز است. بنابراین ربات باید اطلاعاتی از محیط پیرامونش به دست آورده

[۱] Autonomous mobile robots

و نقشه‌ای از محیط ایجاد کند که از این موضوع به عنوان مسئله ایجاد نقشه[۱] یاد می‌شود. مسئله به‌دست‌آوردن موقعیت خود ربات با توجه به نقشه، مسئله مکان‌یابی[۲] نامیده می‌شود.

حل مسئله مکان‌یابی نیاز به استفاده از نقشه محیط دارد، و اگر ربات دانش کافی در رابطه بانقشه محیط داشته باشد با تطبیق مشاهده‌ای که در هر لحظه از محیط انجام می‌دهد با نقشه موجود می‌تواند مکان خود را تخمین بزند. معمولاً مدل دقیقی از محیط در دست نیست یا ربات در محیط‌های مختلف و ناشناخته کار می‌کند. بنابراین لازم است که نقشه‌ای از محیط توسط خود ربات و مشاهداتی که از محیط دارد، ایجاد شود. حل مسئله مکان‌یابی صرف با فرض وجود نقشه آسان می‌نماید. همچنین ایجاد نقشه صرف با وجود اطلاعات دقیق از مکان ربات راه‌حلی نسبتاً مشخص و معمول دارد. اما حل این دو مسئله به صورت همزمان و بدون اطلاعات اولیه از محیط، کاری چالش برانگیز است. چنین مسئله‌ای در جامعه علمی ربات‌های پایه متحرک به مسئله مکان‌یابی و ایجاد نقشه همزمان یا SLAM [۳] معروف است. حل این مسئله پیش‌نیاز حل بسیاری از مسائل دیگر توسط ربات‌های سیار است و به ربات اطلاعاتی می‌دهد که با کمک آن کارهای پیچیده‌تری تعریف و انجام می‌شوند. بیش از دو دهه است که جامعه علمی متوجه حل مسئله SLAM است که اولین تلاش‌ها با رویکردی احتمالاتی در [۲]، [۳]، [۴] صورت گرفته‌اند.

مسئله SLAM مورد توجه جامعه علمی ایرانیان نیز قرار گرفته است و برای نمونه [۵]، [۶]، [۷] به این موضوع پرداخته‌اند. گروه رباتیک ارس [۴] دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی نیز تحقیقات مرتبط با ربات‌های سیار و SLAM را دنبال می کند. این گروه که از سال ۱۳۷۶ طراح و مجری پروژهای تحقیقاتی و صنعتی متعددی در زمینه‌های مختلف رباتیک بوده است، حدود پنج سال است که کار در زمینه SLAM را با هدف دراز مدت ساخت ربات سیار خودمختار نصیر، آغاز نموده است. هم‌اکنون زیرگروه‌های مختلفی از گروه رباتیک ارس بر زمینه‌های متفاوت تحقیقاتی ربات‌های سیار از جمله مکان‌یابی و ایجاد نقشه همزمان، هدایت ربات در محیط های پویا، هدایت و راهیابی ربات با استفاده از دوربین‌های تک چشمی و استریو و ایجاد نقشه سه بعدی از محیط، مشغول تحقیق‌اند.

اهمیت حل مسئله SLAM به صورت عملی در ساخت ربات خودمختار نصیر باعث تمرکز بخشی

---

[۱] Mapping

[۲] Localization

[۳] Simultaneous Localization and Map building

[۴] Advanced Robotics and Automated Systems (ARAS)

از اعضای این گروه بر روی حل این مسئله شده است. فعالیت‌های این زیرگروه تحقیقاتی در سال‌های اخیر منجر به دستاوردهای عملی و تئوری از جمله مقالات [۵]، [۶]، [۷] شده است. مباحثی چون مکان‌یابی و ایجاد نقشه همزمان با استفاده از اطلاعات تصویری[۱] ، تلفیق اطلاعات به‌دست‌آمده از فاصله‌یاب لیزری و دوربین تک چشمی، سازگاری تخمین در این زیرگروه مورد بررسی قرار گرفته‌اند و در ادامه با توجه به احساس نیاز به قابلیت کارکرد ربات سیار نصیر در محیط‌های بزرگ، مکان‌یابی و ایجاد نقشه همزمان در محیط‌هایی با مقیاس بزرگ مدنظر قرار داده شده است. پایان نامه پیش رو در همین راستا و به عنوان گامی دیگر در تکمیل تحقیقات ساخت ربات خودمختار نصیر شکل گرفته و روش‌های حل مسئله SLAM در محیط‌های بزرگ را با توجه به قابلیت پیاده سازی الگوریتم‌های پیشنهادی و تئوری‌های توسعه داده شده و عملکرد مناسب آن‌ها، مورد توجه و بررسی قرارداده است.

۲.۱ توصیف ریاضی مسئله مکان‌یابی و تولید نقشه همزمان

همان‌طور که پیش‌تر توضیح داده شده، مسئله SLAM فرآیند تخمین مکان و سویش ربات در هر لحظه از زمان نسبت به یک دستگاه مختصات مرجع، و نیز تخمین نقشه‌ای از محیط پیرامون ربات با استفاده از مجموعه‌ای از اندازه‌گیری‌های نویزی است. در اینجا نقشه‌های مبتنی بر نشانه[۲] مد نظر قرار دارند و به منظور به‌دست آوردن معادلات فضای حالت برای حل این مسئله، حالت سیستم در لحظه $t \in \mathbb{N}$ برداری شامل موقعیت ربات و مکان ویژگی‌های محیط تعریف می‌شود [۲]، [۵] . بردار مذکور را با $\mathbf{x}_t$ نشان می‌دهیم که $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^{n_x}$. بردار حالت ربات را در گام t با $\mathbf{s}_t$ و بردار حالت نقشه را با $\boldsymbol{\theta}$ نمایش می‌دهیم. برای نقشه‌های نشانه-مبنا، $\boldsymbol{\theta}$ خود شامل بردار حالت نشانه‌ها می‌باشد که بردار حالت نشانه i ام را با θ_i نشان می‌دهیم. در این صورت بردار حالت در لحظه t و با وجود M نشانه در نقشه به صورت زیر خواهد بود:

$$\mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_t \\ \boldsymbol{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{s}_t \\ \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_M \end{bmatrix} \tag{۱.۱}$$

[۱] Visual-SLAM

[۲] landmark

توجه کنید که بردار حالت نشانه‌ها به دلیل سکون نشانه‌ها، در طول زمان ثابت است و اندیس زمان ندارد. به عنوان نمونه، برای مسئله SLAM در دو بعد خواهیم داشت:

$$\mathbf{s}_t = \begin{bmatrix} x_{v_t} \\ y_{v_t} \\ \phi_t \end{bmatrix} \tag{۲.۱}$$

که در آن y_{v_t}، x_{v_t} و ϕ_t نشان دهنده مختصات دو بعدی و زاویه راستای ربات در دستگاه مختصات مرجع هستند. در این حالت برای بردار حالت نشانه‌ها خواهیم داشت:

$$\theta_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} \tag{۳.۱}$$

که در آن x_i و y_i مختصات نشانه‌ی i ام در دستگاه مختصات مرجع می‌باشند.

دستورات کنترلی داده شده به ربات که یکی از ورودی‌های مسئله SLAM به شمار می‌رود و به صورت $\mathbf{u}_t \in \mathbb{R}^{n_u}$ در گام t نمایش داده می‌شود. سیگنال کنترل معمولاً با استفاده از داده‌های انکودر نصب شده بر روی چرخ ربات (و یا حس‌گرهایی مانند ژیروسکوپ) به‌دست می‌آید. ورودی دیگر مسئله SLAM مشاهدات ربات یا اطلاعاتی است که از محیط پیرامون توسط حس‌گرهایی از قبیل فاصله‌یاب صوتی یا لیزری، دوربین تک چشمی یا استریو به دست می‌آیند و با بردار $\mathbf{z}_t \in \mathbb{R}^{n_z}$ نمایش داده می‌شوند. بدین ترتیب در حالت کلی معادلات فضای حالت برای مسئله SLAM عبارتند از:

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-۱}, \mathbf{u}_t, \mathbf{v}_t) \tag{۴.۱}$$

$$\mathbf{z}_t = g(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}_t) \tag{۵.۱}$$

که در آن $f(\cdot,\cdot,\cdot)$ تابع توصیف کننده سیستم که عموما از آن با اصطلاح معادله حرکت یاد می‌شود و $g(\cdot,\cdot)$ معادله مشاهده است. توابع $f(\cdot,\cdot,\cdot)$ و $g(\cdot,\cdot)$ در مسئله SLAM توابعی غیرخطی می‌باشند. نمونه‌هایی از این توابع در بخش‌های ۱.۴ ، ۲.۴ نشان داده شده و ورودی‌های کنترلی و مشاهدات با بیان جزییات معرفی شده‌اند. فرایندهای تصادفی $\mathbf{v}_t \in \mathbb{R}^{n_v}$ و $\mathbf{w}_t \in \mathbb{R}^{n_w}$ نویزهای سفید مستقل از یکدیگر و با توابع چگالی احتمال معلوم $p(\mathbf{v}_t)$ و $p(\mathbf{w}_t)$ هستند. معادله حرکت ربات، حالت (موقعیت) جدید ربات را با توجه به ورودی کنترلی و حالت (موقعیت) ربات در گام فعلی مشخص می‌کند. باید توجه شود که معادله (۴.۱) نسبت به ورودی کنترلی غیرخطی است. با فرض ساکن بودن نشانه‌ها، معادله حرکت برای نشانه‌ها صرفاً تبدیل همانی با نویز صفر خواهد بود. در نتیجه

معادله فرایند برای کل سیستم به صورت $\mathbf{x}_t = f_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t, \mathbf{v}_t) = \begin{bmatrix} f(\mathbf{s}_{t-1}, \mathbf{u}_t, \mathbf{v}_t) \\ \boldsymbol{\theta} \end{bmatrix}$ خواهد بود. معادله مشاهده نیز، ارتباط بین موقعیت ربات و مکان نشانه را با مشاهده به‌دست آمده توصیف می‌کند. برای سادگی فرض می‌شود که در هر گام تنها یک نشانه مشاهده می‌شود. در این صورت از θ_{n_t} برای نمایش نشانه مشاهده شده در گام t استفاده می‌کنیم. در واقع n_t خروجی الگوریتم تناظر داده در گام t است و اندیس نشانه مشاهده شده در این گام را مشخص می‌کند. نویزهای معادله‌های حرکت و مشاهده گاوسی فرض می‌شوند. قابل توجه است که معادلات (۴.۱) و (۵.۱) در مسئله SLAM نسبت به نویز غیرخطی هستند که در نتیجه علی‌رغم گاوسی بودن توزیع نویزهای کنترل و مشاهده، توزیع‌های خروجی غیرگاوسی خواهند بود. به عبارت دیگر توزیع گاوسی پس از عبور از تابعی غیرخطی، در حالت کلی گاوسی باقی نمی‌ماند و خروجی توابع حرکت و مشاهده که غیرخطی‌اند، غیرگاوسی است.

مدل بالا به صورت احتمالاتی، توسط توابع چگالی احتمال $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ و $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ نیز قابل بیان است. در این صورت، حالت سیستم یک فرایند مارکوف [۸] با توزیع اولیه معلوم $p(\mathbf{x}_0)$ و تابع چگالی احتمال انتقال[۱] $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ می‌باشد. $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ نیز، که چگالی احتمال شوایی نامیده می‌شود، معادل احتمالاتی (۵.۱) است. در این صورت فرم احتمالاتی معادلات (۴.۱) و (۵.۱) با استفاده از قانون احتمال کل[۲] و با توجه به گاوسی بودن نویزها، به صورت زیر خواهد بود [۹] :

$$p(\mathbf{s}_t|\mathbf{s}_{t-1}, \mathbf{u}_t) = \mathcal{N}(\mathbf{s}_t; f(\mathbf{s}_{t-1}, \mathbf{u}_t), \mathbf{Q}_t) \qquad (۶.۱)$$

$$p(\mathbf{z}_t|\mathbf{s}_t, \theta_{n_t}) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_t; g(\mathbf{s}_t, \theta_{n_t}), \mathbf{R}_t) \qquad (۷.۱)$$

به معادلات فوق، مدل‌های (احتمالاتی) حرکت و مشاهده گفته می‌شود.

درادامه برای راحتی، برای هر متغیری مانند c_i تعریف می‌کنیم $c_{1:t} \triangleq \{c_1, \ldots, c_t\}$. از آنجا که با توجه به ماهیت مسئله می‌توان $\mathbf{u}_t$ را به عنوان متغیر تصادفی و یا عدد ثابت مدل کرد، در اینجا ورودی کنترلی را عدد ثابت در نظر گرفته و به منظور رعایت اختصار تا حد امکان از ذکر آن در روابط خودداری خواهیم.

با توجه به تعاریف بالا، هدف در مسئله مکان‌یابی و تولید نقشه همزمان، یافتن تابع چگالی احتمال پسین توام[۳] $p(\mathbf{x}_{0:t}|\mathbf{z}_{1:t})$ (یا توزیع هموارسازی[۴]) و یا یکی از توزیع‌های کناری آن $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{0:t})$، که به

[۱] Transition Density

[۲] Law of Total Probability

[۳] Joint Posterior Distrbution

عنوان تابع چگالی احتمال فیلترسازی از آن یاد می شود، می‌باشد. این دو توزیع با استفاده از روابط فیلتر بیز به صورت بازگشتی قابل تخمین هستند. البته روابط فیلتر بیز در عمل برای سیستم های غیرخطی و غیرگاوسی به دلایلی همچون پیچیدگی محاسبات انتگرال‌هایی در ابعاد بالا، قابل پیاده سازی نبوده و روشهایی تقریبی برای انجام محاسبات فیلتر بیز انجام می گیرد. از جمله مشهورترین این روش ها استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته [۱] و همچنین فیلتر ذره ای [۲] است که الگوریتم های پرکاربرد و محبوب EKF-SLAM و FastSLAM ، از آن ها حاصل شده اند [۳] .

راه‌حل‌های احتمالاتی ارائه شده برای مسئله SLAM را با توجه به شکلی از توزیع پسین که در آن تخمین زده می‌شود، به دو دسته روش‌های SLAM روی خط[۴] و روش‌های SLAM کامل[۵] تقسیم نمود [۱۰] :

۱. **روش‌های SLAM روی خط:** در این گونه روش‌ها، هدف تخمین موقعیت فعلی ربات و نقشه در هر گام با استفاده از همه داده‌های موجود (ورودی‌های کنترلی و مشاهدات) تا آن گام می‌باشد. به عبارت دیگر، این روش‌ها سعی در تخمین توزیع فیلترسازی $p(\mathbf{s}_t, \boldsymbol{\theta}|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t})$ دارند. الگوریتم‌های مبتنی بر EKF-SLAM از این دسته می‌باشند [۱۱] .

۲. **روش‌های SLAM کامل:** این دسته از الگوریتم‌ها، مسیر پیموده شده توسط ربات و نقشه را در هر گام با استفاده از همه داده‌های موجود (ورودی‌های کنترلی و مشاهدات) تا آن گام تخمین می‌زنند. به عبارت دیگر، این روش‌ها سعی در تخمین توزیع پسین توام (و یا توزیع هموارسازی) $p(\mathbf{s}_{0:t}, \boldsymbol{\theta}|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t})$ دارند. الگوریتم‌های RBPF-SLAM[۶] [۱۲] و Graph-SLAM [۱۳] نمونه‌هایی از این دسته هستند.

اغلب الگوریتم‌های SLAM کامل، به دلیل پیچیدگی محاسباتی (زمانی و حافظه‌ای) بسیار زیاد (و افزاینده در طول زمان) تخمین مسیر ربات در هر گام، معمولاً روش‌هایی برون‌خط[۷] هستند و

---

[۴] Smoothing

[۱] Extended Kalman Filter (EKF)

[۲] Particle Filter (PF)

[۳] به منظور آگاهی از جزییات این الگوریتم‌ها به [۹] رجوع کنید.

[۴] Online SLAM

[۵] Full SLAM

[۶] Rao-Blackwellized Particle Filter

[۷] Offline

نمی‌توانند توسط بخش‌های دیگری مانند هدایت و کنترل ربات یا مسیریاب برای تصمیم‌گیری‌های آنی استفاده شوند. اما الگوریتم FastSLAM [۱۲] (یا به طور کلی‌تر الگوریتم‌های RBPF-SLAM) علی‌رغم تخمین توزیع هموارسازی، تخمین توزیع فیلترسازی را نیز در دسترس قرار می‌دهند و می‌توان بدون افزایش هزینه‌های محاسباتی با بزرگ شدن مسیر ربات، به این توزیع دست یافت. بنابراین این دسته از الگوریتم برای کاربردهای روی‌خط نیز مناسب‌اند.

۳.۱ مروری بر ادبیات موضوع

پیشینه تاریخی مسئله SLAM به بیش از دو دهه می‌رسد که در [۱۴] و [۱۱] مروری جامع و اجمالی بر آن صورت داده شده است و همچنین اشاره شده است که تحقیق‌های انجام شده در محیط‌های بزرگ کافی نبوده، و این مبحث درخور توجه و پژوهش بیشتر است.

با وجود اینکه حل مسئله SLAM با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته رایج‌ترین روش موجود برای حل مسئله SLAM است، استفاده از آن در محیط‌هایی با ابعاد بزرگ غیر ممکن می‌باشد. از همین رو تلاش های بسیاری در راستای گسترش الگوریتم‌هایی که قابلیت کارکرد در محیط‌های بزرگ را داشته و در عین حال عملکردی به خوبی فیلتر کالمن گسترش یافته داشته باشند، صورت گرفته است. مشکل اصلی الگوریتم EKF-SLAM در محیط‌های بزرگ، از افزایش ابعاد ماتریس کوواریانس تخمین ناشی می‌شود. به این ترتیب که در این محیط‌ها تعداد ویژگی‌ها بسیار زیاد است و ماتریس کوواریانس تمامی همبستگی‌های بین این ویژگی‌ها با یکدیگر را دربردارد. به عبارت دیگر، مشاهده هر یک از ویژگی‌ها بر تمامی متغیرهای حالت دیگر تاثیر گذار خواهد بود. در نتیجه این افزایش ابعاد، حجم محاسبات لازم در هر گام از فیلتر کالمن گسترش یافته، به خصوص در هنگام به‌دست آوردن معکوس ماتریس کوواریانس تخمین، بسیار بزرگ شده و از درجه ۲ نسبت به تعداد نشانه‌ها افزایش می‌یابد. مشکلات دیگر این روش مربوط به مسئله تناظر داده، تشخیص بسته شدن حلقه و خطاهای خطی‌سازی می‌باشد. نکته قابل توجه اینکه در نظر گرفتن تمامی همبستگی‌های مذکور الزامی نیست، چرا که عموماً مشاهده یک نشانه‌ی محیط، تاثیر ناچیزی بر مکان ویژگی‌های دور از آن دارد. با توجه به همین نکته، روش‌های متعددی مبتنی بر الگوریتم EKF-SLAM با تجزیه نقشه کلی یا جهانی به نقشه‌های کوچکتر ابداع شده‌اند. برخی از این روش‌ها از این واقعیت که ربات در هر بازه زمانی تنها در محدوده کوچکی از نقشه جهانی حرکت می‌کند، سود می‌برند و در آن مدت

صرفاً همان محدوده کوچک از نقشه را تصحیح یا تکمیل می‌کنند. روش‌هایی همچون تعویق [۱] [۱۵]، [۱۶] و فیلتر کالمن گسترش یافته متراکم [۲] [۱۷] از این نوع هستند و هر دو روش استفاده از اطلاعات مربوط به نقشه محلی در نقشه جهانی را مادامی که ربات در همان نقشه محلی بماند، به تاخیر می‌اندازند. نتایج این روش‌ها مشابه استفاده از فیلتر کالمن گسترش یافته برای کل نقشه جهانی است و به صورت مشابه به طور زیربهینه عمل می‌کنند. از سوی دیگر، حجم محاسبات در این روش‌ها نسبت به استفاده از فیلتر کالمن گسترش یافته کاهش می‌یابد، چرا که کل نقشه جهانی با فرکانس کمتری به‌روزآوری می‌شود.

در پژوهشی دیگر Brooks و Bailey پیشنهاد می‌دهند در سطح نقشه جهانی همچنان از الگوریتم EKF-SLAM و در سطح نقشه‌های محلی از الگوریتم FastSLAM استفاده شود که هزینه محاسباتی بسیار کمتری دارد (در مورد این الگوریتم در آینده توضیحات بیشتری داده خواهد شد) و ادعا می‌کنند که به این ترتیب، به‌روزآوری نقشه جهانی با فرکانس کمتری صورت می‌پذیرد و درنتیجه هزینه محاسباتی آن نیز کاهش می‌یابد. از طرف دیگر در این روش از توانایی الگوریتم EKF-SLAM در بستن حلقه نیز استفاده خواهد شد. [۱۸] .

اما تقسیم‌بندی نقشه جهانی به نقشه‌های کوچکتر و زیرنقشه‌ها ممکن است با چشم پوشی از همبستگی میان برخی از اجزای نقشه نیز انجام گیرد که منجر به تنک شدن ماتریس کوواریانس تخمین می‌گردد. بسترهایی مانند شبکه تزویج ویژگی‌ها[۳] [۱۹] ، اطلس[۴] [۲۰] ، الگوریتم ایجاد نقشه‌های محلی[۵] [۲۱] ، نقشه‌های تصادفی غیرمزدوج[۶] [۲۲] و روش سلسله مراتبی[۷] [۲۳] با استفاده از مجموعه‌ای تنک شده از زیرنقشه‌ها کار می‌کنند. در این بسترها با خروج ربات از محدوده یکی از زیرنقشه‌ها، زیرنقشه جدیدی ایجاد می‌شود و یا مکان ربات در یکی از زیرنقشه‌های موجود، تخمین زده شده و در ادامه مسیر از آن زیرنقشه استفاده می‌شود. با این شرایط هزینه محاسباتی تاثیر دادن مشاهدات در نقشه در طول زمان ثابت می‌ماند اما این کاهش هزینه محاسباتی به قیمت کاهش

[۱] Postponement

[۲] Compressed EKF

[۳] Network Coupled Feature Maps

[۴] ATLAS

[۵] Local Maping Algorithm

[۶] Decoupled Stochastic Mapping

[۷] Hierarchical SLAM

سرعت همگرایی به‌دست آمده است. حل زیربهینه‌ی SLAM[۱] الگوریتم دیگری بر مبنای نقشه‌های محلی است که مختصات هر نقشه محلی را بر اساس تعداد محدودی نشانه پایه[۲] می‌یابد. به این ترتیب دسته‌های مختلف ویژگی‌های محیط در دستگاه‌های مختصات متفاوتی قرار داده می‌شوند و در نتیجه ناهمبسته کردن آن‌ها نسبت به حالتی که تمام ویژگی‌ها در یك دستگاه مختصات باشند، ساده‌تر می‌شود [۱۷] . نتیجه‌ی این الگوریتم، تقریبی از EKF استاندارد به‌دست می‌دهد که انجام محاسبات آن به زمان و حافظه‌ی کمتری نیاز دارد.

دسته‌ی دیگر روش‌های حل مسئله SLAM در محیط‌های با مقیاس بزرگ، خود فیلتر را هدف قرار می‌دهند و بدون پایبند بودن به استفاده از EKF استاندارد، از فیلترهای دیگری استفاده می‌کنند که مشکلات EKF در محیط‌های بزرگ را نداشته‌باشند. به عنوان نمونه SEIF[۳] [۲۴] از دوگان EKF ، یعنی فیلتر اطلاعات گسترش‌یافته[۴] استفاده می‌کند که در آن به جای استفاده از پارامترهای ممانی، از پارامترهای کانونیکال برای توصیف توزیع‌های گاوسی بهره گرفته‌می‌شود. در واقع به جای به‌روز رسانی ماتریس کواریانس، ماتریس اطلاعات[۵]، که معکوس ماتریس کواریانس است، به‌روز می‌شود. با افزایش عدم قطعیت، معکوس آن، یعنی اطلاعات تزریق شده، کاهش می‌یابد. بنابراین بسیاری از درایه‌های ماتریس اطلاعات، مقادیری نزدیك صفر خواهند داشت و با حفظ همبستگی تنها میان ویژگی‌های نزدیك به هم، می‌توان از آن مقادیر کوچك صرف‌نظر کرد. این فیلتر علی‌رغم نتایج خوبی که ارائه می‌دهد، در بستن حلقه [۶] ناتوان است.

روشی دیگر تقاطع کوواریانس[۷][۲۵] است که واریانس ویژگی‌ها را کاملا محافظه‌کارانه در نظر می‌گیرد به نحوی که تمامی همبستگی‌های ممکن بین مشاهده و ویژگی‌ها را لحاظ می‌نماید. در این حالت دیگر نیازی به همبستگی بین ویژگی‌های مختلف نیست و در نتیجه به زمان محاسباتی و حافظه کمتری نیازست. با وجود چنین حسن‌هایی، متاسفانه در این روش تخمین ویژگی‌ها آنچنان محافظه‌کارانه است منجر به همگرایی بسیار کند و نیز پیچیدگی زیاد در تناظر داده [۸] می‌شود.

[۱] Suboptimal SLAM

[۲] base landmarks

[۳] Sparse Extended Information Filter

[۴] Extended Information Filter (EIF)

[۵] Information Matrix

[۶] Loop closing

[۷] Covariance Intersection

[۸] data association

الگوریتم FastSLAM [۲۶] نمونه دیگری است که ساختار فیلتر را به کلی تغییر داده و ترکیبی از فیلترذره‌ای[۱] و EKF را در اختیار می‌گیرد، اما بر خلاف EKF استاندارد، ابعاد ماتریس کواریانس را ثابت و برابر با مجذور طول بردار مکان یك ویژگی نگه می‌دارد. این الگوریتم که در فصل ۲ به تفصیل شرح داده می‌شود، نتایج قابل توجهی در تخمین مکان ربات و نقشه در محیط‌هایی با ابعاد بزرگ ارائه داده و موجب جلب توجه بسیاری از محققان در جامعه علمی شده است.

۴.۱ نوآوری‌ها و ساختار پایان‌نامه

با توجه به انگیزه این پایان نامه که ارائه و توسعه تئوری هایی قابل پیاده سازی برای حل مسئله SLAM به منظور کارکرد مناسب در محیط های بزرگ بوده است، در آغاز مروری بر روش های مشهور و کاربردی در محیط های با مقیاس بزرگ خواهیم داشت و در ادامه نوآوری های پایان نامه مطرح خواهد شد. نوآوری های عمده این پایان نامه را می توان ارائه دو الگوریتم نوین برای حل مسئله SLAM بر مبنای روش RBPF عنوان کرد که این روش‌های پیشنهادی با ارائه تقریبی دقیق تر از توزیع پیشنهادی بهینه موجب بهبود عملکرد در محیط‌های با مقیاس بزرگ می شوند.

در فصل بعدی روش های اطلس، سلسله مراتبی و FastSLAM از میان روش های ارائه شده برای کاربری در محیط های با مقیاس بزرگ توضیح داده می شود. به علاوه روش RBPF و توزیع پیشنهادی بهینه معرفی خواهد شد. فصل ۳ به شرح جزییات دو الگوریتم پیشنهادی به منظور یافتن توزیع پیشنهادی بهینه می پردازد و در فصل ۴ عملکرد الگوریتم های پیشنهادی توسط شبیه سازی و پیاده سازی عملی مورد ارزیابی قرار می گیرد و سرانجام مطالب بیان شده در فصل ۵ جمع بندی می شود.

[۱] Particle filtr (PF)

فصل ۲

روش های مکان یابی و تولید نقشه همزمان در محیط های با مقیاس بزرگ

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، روش‌های معمول حل مسئله مکان‌یابی و تولید نقشه همزمان به دلایلی نظیر حجم حافظه و هزینه محاسباتی بسیار زیاد با افزایش ابعاد مسئله، خطای خطی‌سازی فزاینده در اثر انباشت خطای تخمین، در محیط‌هایی با مقیاس بزرگ ناکارآمد هستند. به همین دلیل نیاز به اتخاذ رویکردهایی متفاوت در محیط‌های بزرگ احساس می‌شود. این رویکردها اغلب بر شکستن نقشه محیط بزرگ به نقشه‌های کوچکتر و یا بهبود عملکرد تخمین‌گر می‌پردازند. دسته اول با ایجاد نقشه‌های محلی یا زیرنقشه‌ها ابعاد مسئله را کاهش می‌دهند تا از بروز مشکلات ذکر شده جلوگیری کنند و بیشتر تفاوت‌های آن‌ها در نحوه برقراری ارتباط بین زیرنقشه‌ها و مدیریت کردن نقشه جهانی است. دسته دوم مستقیما معضلات موجود را مد نظر قرار می‌دهند و به منظور حل کردن آن‌ها سعی دارند تا تخمین‌گر مورد استفاده را به نحوی تصحیح و یا حتی جایگزین کنند که عملکرد آن تحت تاثیر افزایش ابعاد مسئله قرار نگیرد و یا کمتر متاثر شود. در این فصل به معرفی و تشریح مشهورترین و موفق‌ترین روش‌هایی از هر دو دسته پرداخته و در انتها با مقایسه آن‌ها مزایا و معایب هر یک را متذکر خواهیم شد.

۱.۲ بستر اطلس

بستر اطلس[۱] که برای محیط‌هایی با دورهای متعدد و کوتاه[۲] طراحی شده است، همانند بسیاری روش‌های دیگر از ایده نقشه‌های محلی استفاده می‌کند که موجب محدود نگه داشتن عدم قطعیت می‌شود. اطلس دستگاه مختصاتی به عنوان مرجع اصلی ندارد و می‌توان گفت مجموعه‌ای به هم پیوسته از مختصات‌های محلی است. برای پیوند دادن مختصات‌های محلی و یافتن نقشه کلی محیط، ارتباط بین نقشه‌ها با استفاده از یک گراف ثبت می‌شود. به این ترتیب که هر یک از گره‌های گراف متناظر با مجموعه یك دستگاه مختصات محلی و نقشه محیط پیرامون آن است (این مجموعه اصطلاحا قاب نقشه[۳] نامیده می شود). یال‌های گراف که بین نقشه‌های مجاور کشیده می‌شوند با ماتریس تبدیل بین دو قاب نقشه مجاور و عدم قطعیت این تبدیل متناظرند. در محدوده هر یک از قاب نقشه‌ها مسئله SLAM با یکی از روش‌های مرسوم حل می‌شود که روش محلی حل SLAM گفته می‌شود[۴]. اطلس حل این مسئله را محدود به روش خاصی نمی‌کند اما مهم است که روش انتخاب شده کارایی کافی برای حل مسئله مذکور را داشته باشد به این معنی که توانایی ساخت نقشه از محیطی کوچك با تعداد محدودی محاسبه به ازای هر مشاهده را دارا باشد. درصورتی‌که حل محلی SLAM با هزینه محاسباتی محدودی پایان پذیر نباشد عملکرد کلی اطلس مختل خواهد شد. فضایی که هر یک از نقشه‌های محلی پوشش می‌دهند محدودیتی ندارد اما برای کارکرد مناسب حل محلی، محدودیت‌هایی نظیر حداکثر ظرفیت هر نقشه (برای نمونه حداکثر تعداد ویژگی‌های محیط) و حداکثر عدم قطعیت، اعمال می‌شوند.

روش اطلس به گفته نویسندگانش دارای شش مرحله برآورد عدم قطعیت[۵]، تولید نقشه‌های تازه[۶]، تطبیق نقشه[۷]، ارزش‌گذاری فرضیه‌ها[۸] و گذار[۹] می‌باشد. در تقسیم بندی دیگری می‌توان گفت که دارای دو ماژول حل محلی و تطبیق نقشه است.

---

[۱] ATLAS framework

[۲] Cyclic

[۳] map frame

[۴] Local SLAM

[۵] uncertainty projection

[۶] genesis

[۷] map matching

[۸] competing hypotheses

[۹] Traversal