

مکانیابی و نقشه برداری همزمان محیط داخلی توسط ربات پرنده مبتنی بر بهینه سازی زمان-واقعی

نوید دیناروند^۱ محمد نوروزی^۲ محمد دوسرانیان مقدم^۳

۱- دانشجوی دکتری- دانشکده مهندسی برق، پزشکی و مکترونیک، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
navid.dinarvand@qiau.ac.ir

۲- استادیار- دانشکده مهندسی برق، پزشکی و مکترونیک، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
norouzi@qiau.ac.ir

۳- استادیار- دانشکده مهندسی برق، پزشکی و مکترونیک، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
m_dmoghadam@qiau.ac.ir

چکیده: مکان یابی و نقشه برداری همزمان مبتنی بر بینایی در محیط های بدون GPS^۱ و داخل ساختمان یکی از نیازمندی های مهم برای ناوبری ربات می باشد. یکی از چالش های مهم برای پیاده سازی زمان-واقعی، قدرت پردازش محدود بر روی ربات های پرنده کوچک است. در این مقاله روشی برای حل این مساله پیشنهاد شده است که با استفاده از تکنیک متعادل سازی هیستوگرام و ارزیاب کیفیت فضایی تصویر بدون مرجع (BRISQUE)^۲، باعث بهبود فریم های RGB^۳ می شود و با استفاده از تکنیک نقشه برداری مبتنی بر ظاهر زمان-واقعی (RTAB-Map)^۴ و مجموعه داده های استاندارد، به ارزیابی آن پرداخته شده است. مساله بصورت پیکربندی گراف بیان شده و با استفاده از رویکرد لونبرگ-مارکارت بهینه می شود. نتایج حاصله بر روی دیتاست آنلاین و آزمایش بر روی ربات پرنده طراحی شده نشانگر کاهش خطای مطلق انتقالی با توجه به مرجع راستی آزمایشی موجود است. همچنین دقت و قدرت روش پیشنهادی نسبت به شرایط محیطی و نویز سیستم به میزان حداقل ۱۷ درصد بهبود یافته است.

واژه های کلیدی: مکان یابی و نقشه برداری همزمان، نقشه برداری مبتنی بر ظاهر زمان-واقعی، خطای مطلق انتقالی، بهینه سازی لونبرگ-مارکارت

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.29252/jiaeee.18.4.217

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۹/۰۴/۱۰

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۳۹۹/۱۰/۱۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۱۲/۰۲

نام نویسنده ی مسئول: دکتر محمد نوروزی

نشانی نویسنده ی مسئول: ایران - قزوین - بلوار نخبگان - دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین - دانشکده مهندسی برق، مهندسی پزشکی و مکترونیک

۱- مقدمه

نقشه برداری از یک محیط ناشناخته و ردیابی موقعیت همزمان ربات در آن، یک تکنیک اساسی در بسیاری از زمینه های ناوبری خودکار مانند صنعت، کشاورزی، ارتش، معدن و جستجو و نجات است [۱]. این مسئله محاسباتی به عنوان مکان یابی و نقشه برداری همزمان^۵ (SLAM) [۲] در جامعه رباتیک معروف است. در تحقیقات اخیر، الگوریتم های ترکیبی RGB-D^۶ و بینایی ماشین توسعه یافته اند که از اطلاعات عمق و ویژگی های بصری در تصاویر رنگی استفاده می کنند [۳]. برای مشاهدات (درک محیطی) نیز ربات ها به سنسورهای نظیر دوربین استریو یا RGB-D مجهز هستند. در RGB-D SLAM، یال ها و گوشه ها می بایست برای استفاده در ادومتری بصری^۷ مبتنی بر ویژگی [۴]، تخمین حرکت^۸ [۵] و دیگر بلوک ها استخراج شود. سپس با توجه به ویژگی های خوب^۹ در ادومتری بصری، فریم های کلیدی^{۱۰} استخراج می شوند. بنابراین یافتن ویژگی های بصری نقش مهمی در SLAM بازی می کند و می تواند عملکرد کلی را تحت تاثیر قرار دهد. هر چه تعداد ویژگی های استخراج شده بیشتر باشد، فریم های کلیدی بیشتری استخراج می شود و با کاهش آستانه، عملکرد RGB-D SLAM بهبود می یابد. با توجه به اینکه ربات های متحرک دارای سنسورهای مختلف با قدرت پردازش محدود (مخصوصاً پهپادها) هستند و به پردازش روی بورد نیاز دارند، عملکرد بهینه به معنای نتایج مشابه یا بهتر با مصرف منابع کمتر می باشد. در تحقیقات اخیر، الگوریتم های بصری پیشرفت چشمگیری در رباتیک داشته اند [۲] و [۴]. این روش ها به دلیل اندازه بزرگ داده های بصری به پردازش بیشتری نیز نیاز دارند. بنابراین در حوزه رباتیک، بهینه سازی میزان مصرف منابع [۶] مهمترین فرآیند کاهش پردازش داده ها و بهبود نتایج با کاهش خطا و افزایش کیفیت خروجی است. در بیشتر الگوریتم های بصری از گوشه به عنوان ویژگی یا نشانه استفاده می شود. در روش پیشنهادی از آشکارساز گوشه هریس^{۱۱} استفاده می شود. مزیت اصلی این نوع از آشکارسازها سرعت بالا، مستقل بودن نسبت به ویژگی های محلی دیگر، پایداری، تکرارپذیری نسبت به ورودی نویزدار و عدم پیچیدگی است. محیط های داخلی و GPS-ممنوع معمولاً دارای نور و بافت کم در مقایسه با محیط های بیرونی هستند. این مسئله را می توان با استفاده از تکنیک های پیش پردازش و روش های بهبود ادومتری بصری [۴]، بسته شدن حلقه^{۱۲} [۷] و تنظیم باندل^{۱۳} تحت کنترل داشت. از آنجا که الگوریتم های زمان-واقعی از رانش تجمعی (خطا) ادومتری بصری رنج می برند، اختصاص یک مقدار عددی به کیفیت داده های ورودی تکنیک بسیار خوبی برای بهینه سازی SLAM است. این باعث بهبود دقت، بهره، توان مصرفی و پایداری می شود.

تکنیک ترکیبی vision-RGB-D SLAM پیشنهادی به دو بخش کلی تقسیم می شود: در بخش گرافیکی، فریم های رنگی بر اساس معیار

BRISQUE بهبود می یابند. سپس با استفاده از روش RTAB-MAP [3] و مجموعه داده های استاندارد TUM^{۱۴}، روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار می گیرد. در بخش محاسباتی نیز خطای مطلق انتقالی با استفاده از رویکرد لونبرگ-مارکارت بهینه می شود. نوآوری های اصلی استفاده شده در این پژوهش عبارتند از:

۱. رویکرد ترکیبی استفاده از تکنیک های بصری و RGB-D SLAM
 ۲. ارزیابی کیفیت فریم های رنگی با استفاده از BRISQUE
 ۳. استفاده از رویکرد بهینه سازی لونبرگ-مارکارت
 ۴. کاهش تاثیر مشاهدات بد و افزایش تاثیر مشاهدات خوب با استفاده از روش حداقل مربعات وزن دار
- در ادامه، در بخش ۲ پژوهش های مرتبط ارائه شده است. در بخش ۳ رویکرد اصلی و در بخش ۴ بیان ریاضی رویکرد بیان شده است. شرح کامل سخت افزار استفاده شده و جزئیات آزمایشات نیز در بخش ۵ آورده شده است. در آخر، نتایج و کارهای آینده نیز در بخش ۶ بیان شده است.

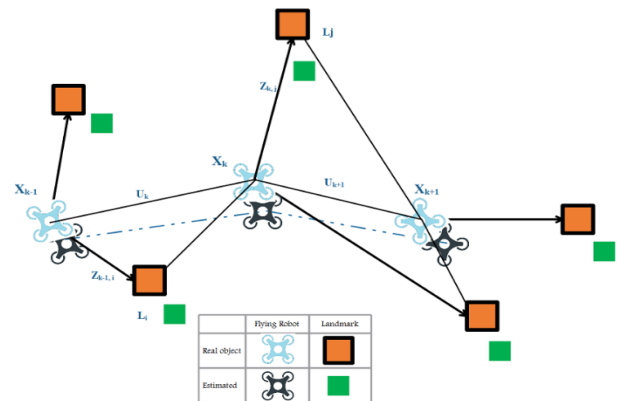
۲- پژوهش های مرتبط

اطلاعات عمق برای درک محیط های داخلی بسیار مفید هستند. این داده ها منجر به پیشگیری بهتر همپوشانی مخرب و تخمین بهتر نیز خواهد شد. اخیراً اهمیت اطلاعات عمق در پژوهش ها مورد توجه قرار گرفته است [۸]. از آنجا که اشیاء سه بعدی در یک صفحه دوبعدی نگاشت می شوند، هیچ تفاوتی بین اشیاء نزدیک و دور وجود ندارد و این بدین معناست که داده فاصله در این تبدیل از بین می رود. با معرفی سنسورهای RGB-D نظیر مایکروسافت کینکت^{۱۵} و دوربین دید سه بعدی ASUS XTION pro، استفاده از داده عمق باعث بهبود دقت و عملکرد الگوریتم های SLAM شد.

تخمین حرکت ربات با استفاده از ویژگی های استخراج شده در فریم های متوالی، ادومتری بصری نامیده می شود [۴]. اولین بار استفاده از ادومتری توسط Moravec در آزمایشگاه دانشگاه استنفورد با استخراج ویژگی از دو فریم متوالی معرفی شد [۹]. از آنجا که ادومتری بصری یک روش افزایشی است، اثرات خطای انباشته شده بر استخراج ویژگی ها و همچنین موقعیت های سراسری تاثیر می گذارد [۱۰]. با تحقیق و تحولات جدید در سنسورها، الگوریتم های مبتنی بر RANSAC^{۱۶} [۱۱] برای تخمین مقاوم معرفی شده اند. برای دستیابی به نقشه برداری دقیق، پژوهشگران از داده های اینرسی به عنوان فیلتر برای حذف ویژگی های بد^{۱۷} استفاده کردند [۱۲]. در مرجع [۱۳] بحث در مورد مسائل مهم انتخاب ویژگی ها، استراتژی های تطبیق، تنظیم باندل افزایشی و فیلتر با سنسورهای اندازه گیری اینرسی برای ادومتری بصری در زمان-واقعی و با دقت بالا برای محیط بیرونی انجام شده است. با توجه به بررسی های انجام شده در پژوهش های اخیر [۱۴] و [۱۵] تمرکز بر روی ترکیب تکنیک های جدید با روش های پایه ای برای حصول خطای کمتر، سرعت یا پایداری بیشتر بوده است.

۳- رویکرد

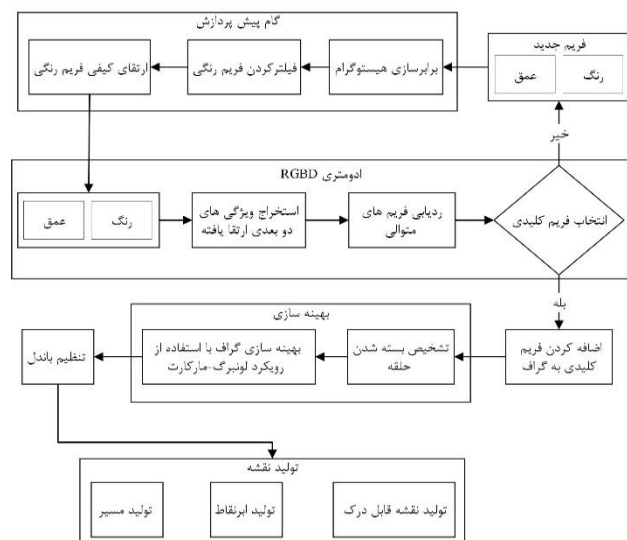
برای پیاده سازی روش پیشنهادی، قرارگیری ربات در محیط در شکل ۱ نشان داده شده است. در این شکل حرکت ربات در یک محیط ناشناخته با مکان و چرخش توصیف می شود. هر دوی این اطلاعات در بردار حالت X_k ذخیره می شود که k اندیس زمانی می باشد. برای حرکت ربات به موقعیت X_k از بردار کنترلی U_k استفاده می شود. ربات برای حرکت، از اشیاء، جزییات و نشانه ها برای مکان یابی خودش و ساخت نقشه استفاده می کند. مکان ربات در بردار L_i ذخیره می شود که i اندیس نشانه می باشد. هنگامی که ربات نشانه ای را مشاهده می کند، بردار مشاهدات Z_k شروع به پر شدن می کند.



شکل (۱): قرارگیری ربات در محیط و ویژگی های تشخیص داده شده.



شکل (۲): گوشه های آشکار شده توسط آشکارساز هریس: (الف) بعد از پیش پردازش (ب) قبل از پیش پردازش



شکل (۳): الگوریتم روش پیشنهادی

یکی از مهمترین معیارهایی که محققان با آن سر و کار دارند، کیفیت پایین تصاویر RGB ورودی است. کیفیت تصاویر RGB تأثیر مستقیمی بر تعداد ویژگی های خوب و ویژگی های بد در ادومتری بصری دارد بنابراین آشکارسازهای گوشه ای مانند هریس نمی توانند گوشه هایی پیدا کنند و روند SLAM مختل می شود. در روش پیشنهادی، کیفیت فریم های RGB ورودی با استفاده از ارزیابی کننده کیفیت فضایی تصویر بدون مرجع و تعیین یک آستانه، مشخص نموده و سپس بهبود داده می شود. این فرآیند باعث کاهش چشمگیر ویژگی های بد شده و کاهش هزینه محاسباتی و توان مصرفی را در پی دارد [۱۶]. مقایسه قبل و بعد از اعمال پیش پردازش و تغییر ایجاد شده به ترتیب در شکل های (۲)-الف و (۲)-ب نشان داده شده است.

رویکرد پژوهش پیش رو شامل دو بخش گرافیکی و بهینه سازی است. مسئولیت تخمین حرکت بین فریم های متوالی و تشخیص زمان وارد کردن فریم کلیدی جدید به عهده بخش گرافیکی است. هنگامی که شروع اولیه سیستم کامل می شود، گام های زیر به ترتیب اجرا می گردد: برای هر فریم جدید، انطباق ویژگی با استفاده از ویژگی های یافت شده در فریم قبلی انجام می شود. سپس با استفاده از Bag-of-Words، بسته شدن حلقه جستجو می شود. اگر یک بسته شدن جدید یافت شود، بهینه سازی گراف با استفاده از رویکرد لونبرگ-مارکارت اجرا می شود تا رانش^{۱۸} سراسری تجمعی را از بین برده و به همگرایی برسد. این گام برخی از انطباقات با خطای قابل توجه را حذف کرده و احتمال شکست خوردن ردیابی، مکانیابی و نقشه برداری کاهش می یابد. این ویژگی الگوریتم به عنوان پایداری^{۱۹} در متون علمی جامعه رباتیک در نظر گرفته می شود.

با در نظر گرفتن بلوک دیاگرام روش پیشنهادی که در شکل (۳) نشان داده شده است، مجموعه $F = f(i, j)$ برای فریم RGB ورودی در مختصات (i, j) با N سطح خاکستری به صورت $i = \{I_0, I_1, \dots, I_{N-1}\}$ در نظر گرفته می شود. برای یک فریم RGB ورودی F خواهیم داشت [۹]:

$$\hat{F} = \frac{F(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + P} \quad (1)$$

که $i \in 1, 2, \dots, M$ و $j \in 1, 2, \dots, N$ بیانگر ابعاد فریم (عرض و ارتفاع تصویر) و $\sigma(i, j)$ و $\mu(i, j)$ به ترتیب انحراف معیار و متوسط هستند. البته برای جلوگیری از محدودیت های قوانین ریاضی، پارامتر $P = 1$ در نظر گرفته می شود (به ویژه برای تصاویر با پس زمینه یکنواخت مانند آسمان). هدف این است که سرعت الگوریتم افزایش یافته و تعداد ویژگی های بد کاهش یابد که در بخش بعدی با معادلات ریاضی بیان می شود. به طور خلاصه، ادومتری RGB-D به صورت یافتن تخمین حرکت شیء با استفاده از فریم های RGB ورودی و داده عمق تعریف می شود. برای عملکرد مناسب ادومتری RGB-D بایستی شرایط محیطی از جمله بافت و نور مطلوب باشد تا بتوان حرکت ربات را تخمین زد. در دنیای واقعی خطای عملکردی ناشی از نویز ربات،

شکل (۴): بیان مسئله SLAM با تئوری گراف مکانی. هر گره در گراف متناظر با موقعیت ربات می‌باشد. یال‌ها محدودیت‌های بین موقعیت‌های ربات را مدل می‌کند.

بر اساس رویکرد احتمال شرطی بیشینه، برای دست‌یابی به پیکربندی بهینه x^* معادله زیر می‌بایست حل شود:

$$x^* = \arg \min_x \gamma(x) \quad (۶)$$

که $\gamma(x)$ به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\gamma(x) = \sum_{(i,j) \in F_{ij}} e_{ij}^T \Omega_{ij} e_{ij} \quad (۷)$$

اگر حدس اولیه موقعیت ربات خوب باشد، (۶) به صورت عددی و با استفاده از رویکرد لوبگر-مارکارت حل می‌شود.

۴-۱- کمینه سازی خطا و رویکرد حداقل مربعات

در این بخش، نخست تابع خطا با استفاده از بسط مرتبه اول تیلور حول حدس اولیه مکان ربات \bar{x} تقریب زده می‌شود:

$$= \underbrace{e_{ij}^T \Omega_{ij} e_{ij}}_{k_{ij}} + \underbrace{e_{ij}^T \Omega_{ij} J_{ij}}_{B_{ij}} \Delta x + \Delta x^T \underbrace{J_{ij}^T \Omega_{ij} J_{ij}}_{H_{ij}} \Delta x \quad (۸)$$

$$= c_{ij} + 2b_{ij} \Delta x + \Delta x^T H_{ij} \Delta x \quad (۹)$$

با بازنویسی (۹) خواهیم داشت:

$$= c + 2b^T \Delta x + \Delta x^T H \Delta x \quad (۱۰)$$

با حل سیستم خطی زیر می‌توان (۱۰) را حل کرد:

$$H \Delta x^* = -b \quad (۱۱)$$

که $H = \sum H_{ij}$ و $b = \sum b_{ij}$ ، $c = \sum c_{ij}$ می‌باشد.

از آنجایی که در کاربری‌های واقعی مشاهدات همراه با نویز سنسور، شرایط محیطی، اشیاء متحرک و غیره بوده و خطا میبایست کمینه شود، با شروع از معادله زیر خواهیم داشت [۱۸]:

$$\begin{aligned} WLS(\theta) &= (\hat{Z} - z(x, \theta))^T \cdot W \cdot (\hat{Z} - z(x, \theta)) \\ &= \sum_i^n W_i (\hat{Z}_i - z(x_i, \theta))^2 = \sum_i^n (res_i(\theta))^2 \end{aligned} \quad (۱۲)$$

که $\hat{Z} = (\hat{z}_0, \hat{z}_1, \dots, \hat{z}_{n-1})^T$ بردار تخمین مشاهدات، $z(x, \theta)$ بردار مشاهدات، $res_i(\theta)$ باقیمانده‌ها و W نیز به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$w_i = \begin{cases} \frac{1}{\lambda_L^2} & \text{for } |\Delta_i| < \lambda_L \\ \frac{1}{\Delta_i^2} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۱۳)$$

که $\Delta = (f_i - \hat{f}_i)$ و $\lambda_L = \kappa_L \cdot \hat{\sigma}_y$ بوده و κ_L ضریب وابسته به نوع کاربری و $\hat{\sigma}_y$ نیز به صورت زیر می‌باشد:

اشیای متحرک در محیط و ... هیچ وقت برابر با صفر نیست. در این حالت راه حل، کمینه کردن تابع هزینه (خطا) می‌باشد.

۴- پیکربندی

با بیان احتمالاتی مسئله SLAM، بردار حالت $\mathbf{x}_{1:T} = \{x_1, \dots, x_T\}$ بیانگر مکان و چرخش ربات در محیط ناشناخته، $\mathbf{u}_{1:T} = \{u_1, \dots, u_T\}$ نشان‌دهنده تخمین حرکت ربات (ادومتری بصری) و نشان‌دهنده نیز توصیفگر اندازه‌گیری‌های سنسور است. با در نظر گرفتن تابع چگالی احتمال شرطی مختصات نشانه‌ها و وضعیت مکان اولیه ربات، اندازه‌گیری‌ها و با اعمال فرضیه مارکوف بر وضعیت ربات که بیانگر وابسته بودن وضعیت فعلی ربات فقط بر حالت قبلی است و نیز محیط استاتیک با نویز مستقل، می‌توان مدل‌های انتقالی و مشاهدات را به صورت زیر بازنویسی نمود [۲]:

$$p(x_t | m, z_{1:T}, u_{1:T}, x_{0:T-1}) = p(x_t | u_{1:T}, x_{0:T-1}) \quad (۲)$$

$$p(z_t | m, z_{1:T-1}, u_{1:T}, x_{0:T}) = p(z_t | m, x_{0:T}) \quad (۳)$$

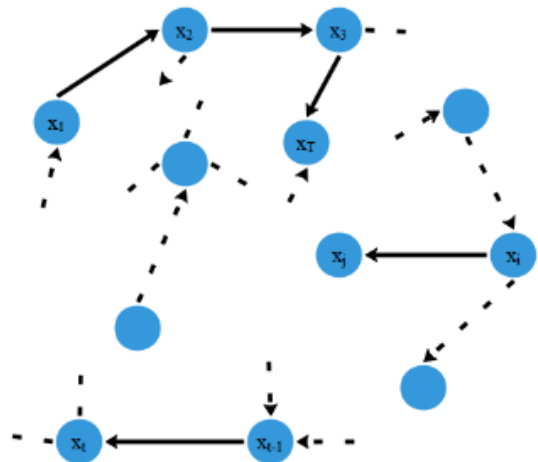
با استفاده از مدل گراف فاکتور، مسئله SLAM را می‌توان به صورت گره و یال مطابق شکل (۴) بیان نمود.

در پیکربندی بالا گره بیانگر موقعیت ربات و نشانه با یال‌هایی بین گره‌ها مدل شده است. باید در نظر داشت که مشاهده تبدیلی است که باعث می‌شود داده‌های به دست آمده از i با داده‌های به دست آمده از j همپوشانی حداکثری داشته باشند. بر اساس نمادهای فوق، $\hat{z}_{ij}(x_i, x_j)$ پیش‌بینی مشاهده با توجه به پیکربندی گره‌های x_i و x_j است. بنابراین تابع هزینه مشاهدات γ_{ij} به صورت زیر بیان می‌شود [۱۸]:

$$\gamma_{ij} \propto [z_{ij} - \hat{z}_{ij}(x_i, x_j)]^T \Omega_{ij} [z_{ij} - \hat{z}_{ij}(x_i, x_j)] \quad (۴)$$

که Ω_{ij} ماتریس اطلاعات مشاهدات بین گره i و j است. با تعریف خطای بین اندازه‌گیری‌های سنسور و تخمین حرکت داریم:

$$e_{ij}(x_i, x_j) = z_{ij} - \hat{z}_{ij}(x_i, x_j) \quad (۵)$$



Algorithm 1 The Hybrid RGB-D-Vision SLAM

```

1: Input
2:   x      State vector
3:   u      Visual odometry vector
4:   z      Sensor measurement vector
5: Output
6:   MapGeneration
7:   Pointclouds
8: Procedure:
9: Enhancing frames:
10: for  $i = 1 \rightarrow I$  do
11:   for  $j = 1 \rightarrow J$  do
12:      $\hat{F}_{i,j} \leftarrow \frac{F(i,j) - \mu(i,j)}{\sigma(i,j) + Const}$ 
13:   end for
14: end for
15: Robot state and landmark locations (Sensor measurement and estimations):
16:  $p(z_i | m, x_{0:T})$ 
17:  $w(\xi, x) \leftarrow \pi(g(G(\xi), \pi^{-1}(x, Z_1(x))))$ 
18: Error minimization:
19:  $res \leftarrow \begin{pmatrix} Z_1 - z(x_1, \theta) \\ \vdots \\ Z_N - z(x_N, \theta) \end{pmatrix}$ 
20:  $\Delta \theta \leftarrow (J^T \cdot W \cdot J + \mu \cdot I)^{-1} \cdot J^T \cdot W \cdot res$ 
21:  $WLS(\theta) \leftarrow \sum_{i=1}^n (res_i(\theta))^2$ 
22: Cost function minimization:
23: for  $i = 1 \rightarrow I$  do
24:   for  $j = 1 \rightarrow J$  do
25:      $\gamma_{ij} \leftarrow [z_{ij} - \hat{z}_{ij}(x_i, x_j)]^T \Omega_{ij} [z_{ij} - \hat{z}_{ij}(x_i, x_j)]$ 
26:   end for
27: end for
28:  $x^* \leftarrow \underset{x}{\operatorname{argmin}} \gamma(x), Optimized graph configuration$ 
    
```

شکل (۵): الگوریتم SLAM ترکیبی RGB-D-Vision

۵- ارزیابی

در این بخش روش پیشنهادی با استفاده از مجموعه داده‌های عمومی و نیز داده‌های جمع‌آوری شده با استفاده از ربات پرنده مجهز به دوربین RGB-D طراحی شده که پیکربندی آن در شکل (۶)-الف نشان داده شده است، ارزیابی می‌شود. میزان خطا نیز با مقایسه مسیر تخمین زده شده با مرجع راستی آزمایی موجود [۱۹] توسط معیار ATE^۲ (۱۸) محاسبه می‌شود. تمامی پردازش‌ها توسط لپ‌تاپ مجهز به پردازنده هشت هسته ای با فرکانس ۲٫۴ گیگاهرتز و رم ۸ گیگابایتی انجام شده است. در این ربات پرنده طراحی شده از ASUS XTION PRO به عنوان سنسور RGB-D استفاده شده است.

$$ATE_{RMSE}(\hat{X}, X) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|trans(\hat{x}_i), trans(x_i)\|^2} \quad (18)$$

آزمایش روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های استاندارد RGB-D برای ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده‌های چالش برانگیز با سرعت انتقالی یا زاویه‌ای بالا، طول مسیر طولانی و غیره مطابق جدول (۱)، استفاده شده است. عملکرد روش پیشنهادی در جدول (۲) و (۳) به صورت کمی و در شکل (۷) به صورت کیفی نشان داده شده است. در شکل (۷) خطا با رنگ قرمز، مرجع راستی آزمایی موجود با رنگ مشکی و مسیر تخمین زده شده نیز با رنگ آبی نشان داده شده است. با توجه به این نتایج و در نظر داشتن تعداد مشاهدات بد، روش پیشنهادی، دقیق تر و مقاوم تر از بقیه روش‌ها است. همچنین این روش با پرکاربردترین روش‌های موجود مقایسه شد که داده‌های کمی

$$\hat{\sigma}_y = \sqrt{\frac{1}{N-M} \cdot \frac{\sum_{i=1}^N w_i \cdot [z(x_i, \hat{\theta}) - z_i]^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i}} \quad (14)$$

در (۱۴) وزن‌ها به صورت غیر مستقیم به مشاهدات وابسته هستند. این روش بایاسی را به سیستم اندازه‌گیری اضافه می‌کند اما در یک محیط وسیع می‌توان از آن چشم‌پوشی کرد. پس از محاسبات ریاضی، کمینه کردن خطاها دارای راه حل زیر است:

$$J(\theta_k)^T J(\theta_k) \Delta \theta = -J(\theta_k)^T p(\theta_k) \quad (15)$$

که J ماتریس ژاکوبین است. معادلات نرمال فوق با استفاده از رویکرد لوبرگ-مارکارت به صورت عددی حل می‌شود. پس از حل معادلات ریاضی و ساده‌سازی داریم:

$$\Delta \theta = (J^T \cdot W \cdot J + \mu \cdot I)^{-1} \cdot J^T \cdot W \cdot res \quad (16)$$

$$res = \begin{pmatrix} z_1 - f(x_1, \theta) \\ z_2 - f(x_2, \theta) \\ z_3 - f(x_3, \theta) \\ \vdots \\ z_N - f(x_N, \theta) \end{pmatrix} \quad (17)$$

لازم به ذکر است که فاکتور میرایی و تعیین کننده اندازه گام با سعی و خطا $\mu = 0.1$ به دست آمده است. الگوریتم روش پیشنهادی نیز در شکل ۵ نشان داده شده است.

جدول (۱): مشخصات مجموعه داده‌های RGB-D استاندارد

مجموعه داده	زمان (s)	طول مسیر (m)	سرعت انتقالی (m/s)	سرعت زاویه ای (deg/s)
Fr1 xyz	30	7.112	0.244	8.920
Fr1 360	28.70	5.818	0.210	41.60
Fr1 desk	23.35	9.263	0.413	23.327
Fr1 desk2	24.28	10.161	0.426	29.308
Fr2 desk	69.15	18.880	0.193	6.338
Fr2 pioneer 360	72.00	16.118	0.225	12.053



ب

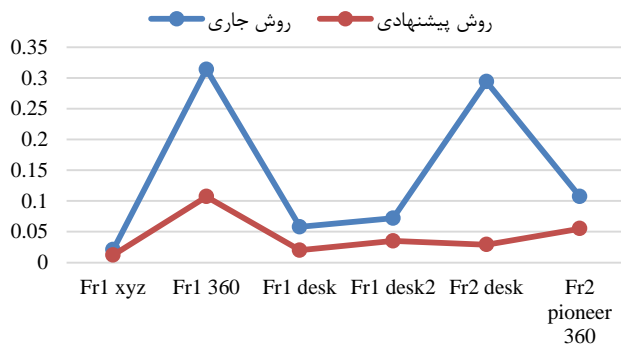


الف

شکل (۶): ربات پرنده طراحی شده برای ارزیابی روش پیشنهادی: الف) مدل سه بعدی نرم افزاری ب) ربات ساخته شده و مجهز به سنسور RGB-D و اسکنر لیزری

همچنین برای نقشه برداری محیط داخلی نیز از octomap [۲۲] استفاده شده است. ارزیابی روش پیشنهادی در یک محیط شامل یک گذرگاه و یک محیط گرد با چیدمان مبلمان عادی با قطر ۱۲ متر که در شکل (۸) نشان داده، انجام شده است. اطلاعات مکانیابی Gmapping [۲۳] و اسکنر لیزری به عنوان مرجع مقایسه مسیر تخمینی استفاده شده است. نتایج مقایسه مسیر تخمینی و مسیر مرجع نیز در شکل (۹) نشان داده شده که در آن مسیر سبز، مرجع و مسیر قرمز توسط روش پیشنهادی تخمین زده شده که با توجه به آن خطای بین مسیر تخمینی و مرجع کوچک و یکنواخت است و این بدین معنی است که روش پیشنهادی در پردازش‌های زمان-واقعی و نیز کاربری‌های واقعی از دقت خوبی برخوردار بوده و نسبت به ارتعاشات پروازی و نویزهای محیطی مقاوم است.

جدول (۵): مقایسه خطای ATE RMSE روش پیشنهادی با روش جاری RTAB-MAP



۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش ترکیبی RGB-D، بینایی ماشین و تکنیک‌های بصری [۲۴] ارائه و از یک روش موثر برای کاهش مشاهدات بد و افزایش مشاهدات خوب برای کاربری‌های واقعی استفاده شده است. نحوه تاثیر ویژگی‌های بصری در آزمایشات و نتایج به همراه عملکرد کلی RGB-D SLAM نیز ارائه شده است. در این پژوهش اطلاعات عمق و داده بصری جهت حصول دقت و پایداری با هم ترکیب و در آخر نیز با استفاده از رویکرد لونبرگ-مارکارت گراف مکانی بهینه شده است. از مجموعه داده‌های استاندارد RGB-D عمومی با مشخصات ویژه و نیز یک ربات پرنده طراحی شده توسط تیم پژوهش پیش رو برای ارزیابی روش پیشنهادی استفاده شده است. همانطور که در جدول ۵ نشان داده شده است، میزان خطا برای مجموعه داده‌های استاندارد (که هر کدام ویژگی چالشی دارند که در جدول ۱ آورده شده است) کاهش قابل توجهی داشته که می‌توان نتیجه گرفت پایداری سیستم بهبود قابل ملاحظه‌ای یافته است. با توجه به جداول (۲)، (۳) و (۴) روش پیشنهادی در کاربری‌های چالش برانگیز و محیط‌های فاقد جزئیات کاربردی است و مشکلات الگوریتم‌های مشابه به ویژه در شرایط سرعت زاویه‌ای/انتقالی بالا را حل کرده است.

آن در جدول (۴) آورده شده است. بیشترین میزان بهبود مربوط به مجموعه داده Fr2_desk است که طول مسیر آن و در نتیجه خطای تجمعی و رانش نسبت به بقیه مجموعه داده‌ها مطابق جدول (۱) بیشتر بوده و بیانگر پایداری روش مذکور است.

جدول (۲): محاسبه ATE و عملکرد روش پیشنهادی

مجموعه داده	تعداد جفت‌ها	ATE RMSE (M)	ATE mean (m)	ATE STD (m)	ATE Max (m)
Fr1 xyz	275	0.012	0.011	0.006	0.035
Fr1 360	298	0.107	0.103	0.029	0.166
Fr1 desk	281	0.020	0.017	0.011	0.011
Fr1 desk2	315	0.035	0.0319	0.014	0.080
Fr2 desk	586	0.029	0.028	0.007	0.049
Fr2 pioneer 360	293	0.055	0.050	0.024	0.115

جدول (۳): محاسبه ATE و عملکرد الگوریتم RTAB-MAP

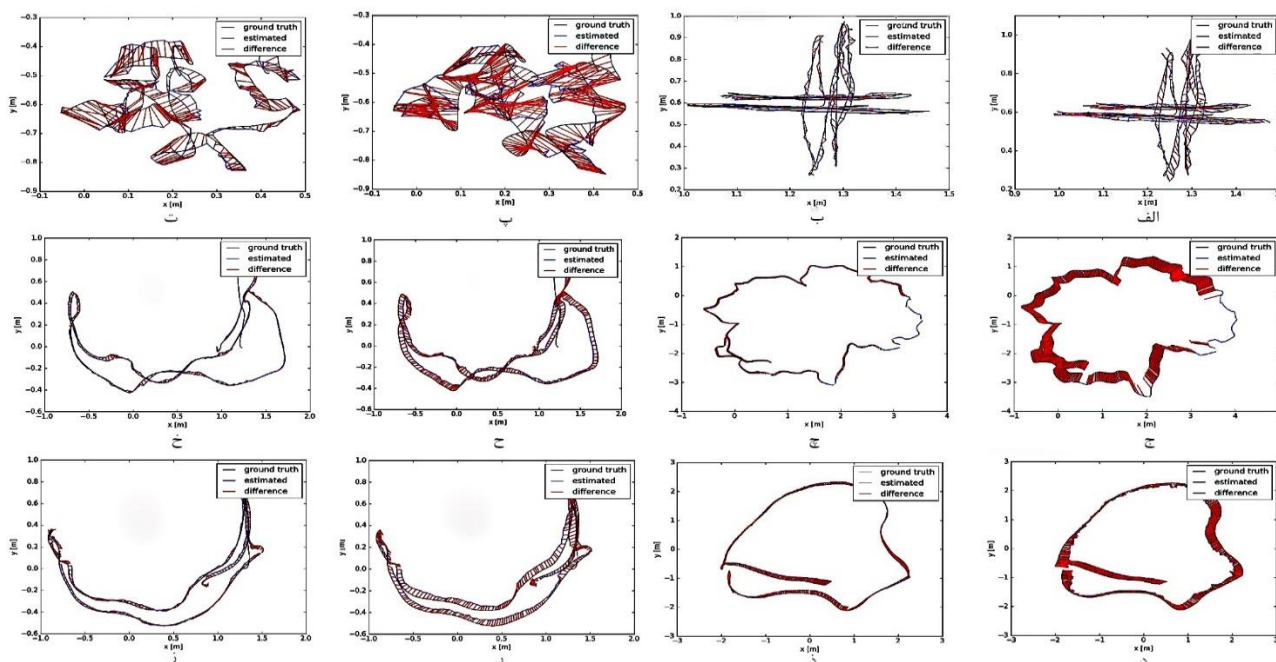
مجموعه داده	تعداد جفت‌ها	ATE RMSE (M)	ATE mean (m)	ATE STD (m)	ATE Max (m)
Fr1 xyz	279	0.021	0.021	0.011	0.060
Fr1 360	312	0.314	0.214	0.046	0.294
Fr1 desk	284	0.058	0.054	0.020	0.107
Fr1 desk2	315	0.072	0.069	0.021	0.127
Fr2 desk	576	0.294	0.287	0.061	0.424
Fr2 pioneer 360	298	0.107	0.103	0.029	0.166

جدول (۴): مقایسه خطای ATE روش پیشنهادی با پرکاربردترین الگوریتم‌ها

مجموعه داده	ATE	MRSMap [20]	RGB-D SLAM vol. fusion [21]	Inverse depth RGB-D odometry [19]	Our proposed method
Fr1 desk	RMSE	0.043	0.037	0.032	0.020
	Median	--	0.031	0.026	0.014
	Max	--	0.078	0.078	0.074
Fr1 desk2	RMSE	0.049	0.071	0.066	0.035
	Median	--	--	0.044	0.030
	Max	--	--	0.180	0.080
Fr2 desk	RMSE	0.042	0.030	0.064	0.029
	Median	--	--	0.021	0.026
	Max	--	--	0.112	0.049

۵-۱- آزمایش روش پیشنهادی بر روی ربات پرنده

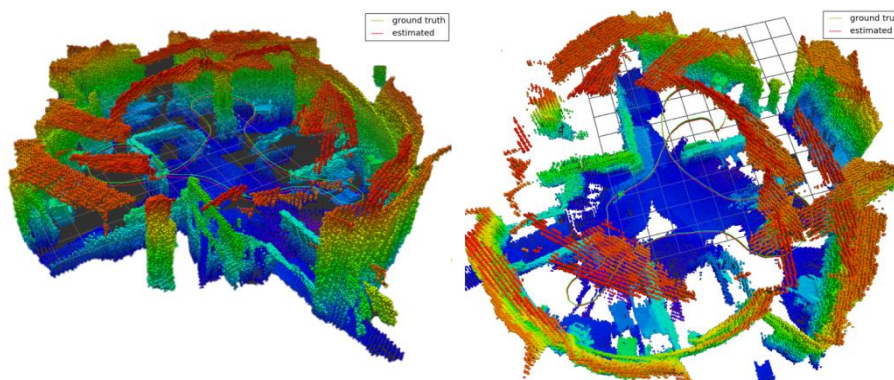
برای به حداقل رساندن توان مصرفی ربات‌های پرنده جهت پیمایش حداکثری نیاز است تا طراحی مکانیکی آن به نحوی انجام شود تا ضمن مقاومت و پایداری در پرواز، وزن کمی نیز داشته باشند. بنابراین در ربات‌های پرنده اندازه باتری و حجم پردازش داده محدود است. برای پیاده سازی الگوریتم‌های کنترلی نظیر ناوبری، بینایی ماشین و نقشه‌برداری همزمان، ربات پرنده به یک رایانه کوچک نیاز دارد. ربات پرنده طراحی و ساخته شده برای این پژوهش در شکل (۶) ب- نشان داده شده است. برنامه نویسی ربات بر روی کامپیوتر کوچک انجام شده و از طریق ارتباط آن با سایر اجزاء قابلیت کنترل آنها وجود دارد.



شکل (۷): مقایسه کیفی مسیر تخمینی و مرجع در مجموعه داده fr1 xyz با استفاده از (الف) روش پیشنهادی و (ب) الگوریتم فعلی، مقایسه کیفی مسیر تخمینی و مرجع در مجموعه داده fr1 360 با استفاده از (پ) روش پیشنهادی و (ت) الگوریتم فعلی، مقایسه کیفی مسیر تخمینی و مرجع در مجموعه داده fr2 desk با استفاده از (ج) روش پیشنهادی و (چ) الگوریتم فعلی، مقایسه کیفی مسیر تخمینی و مرجع در مجموعه داده fr2 pioneer360 با استفاده از (ح) روش پیشنهادی و (خ) الگوریتم فعلی، مقایسه کیفی مسیر تخمینی و مرجع در مجموعه داده fr1 desk2 با استفاده از (د) روش پیشنهادی و (ذ) الگوریتم فعلی و (ز) الگوریتم فعلی



شکل (۸): سمت راست راهروی تست و سمت چپ محیط تست داخلی با چیدمان ساختمان واقع در مرکز رباتیک دانشگاه آزاد قزوین را نشان می‌دهد



شکل (۹): نقشه برداری محیط تست داخلی: با مقایسه مسیر سبز (مرجع) با مسیر قرمز (تخمین زده شده) می‌توان به یکنواخت بودن خطای تخمین پی برد

- Association of Electrical and Electronics Engineers. 17 (2), pp. 53-72, (2020)
- [16] Milz, S., Arbeiter, G., Witt, C., Abdallah, B. and Yogamani, S., Visual slam for automated driving: Exploring the applications of deep learning, In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, pp. 247-257, (2018).
- [17] Frost, D., Prisacariu, V. and Murray, D., Recovering stable scale in monocular SLAM using object-supplemented bundle adjustment, IEEE Transactions on Robotics, 34(3), pp.736-747, (2018).
- [18] Strutz, Tilo. Data fitting and uncertainty, A practical introduction to weighted least squares and beyond. Vieweg+ Teubner (2010).
- [19] Sheikh, R., OBwald, S. and Bennewitz, M., October. A Combined RGB and Depth Descriptor for SLAM with Humanoids, In 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, pp. 1718-1724, (2018).
- [20] Wang, Zezheng, Chenxu Zhao, Yunxiao Qin, Qiusheng Zhou, Guojun Qi, Jun Wan, and Zhen Lei, Exploiting temporal and depth information for multi-frame face anti-spoofing, arXiv preprint arXiv:1811.05118 (2018).
- [21] Whelan, Thomas, Michael Kaess, Hordur Johannsson, Maurice Fallon, John J. Leonard, and John McDonald. "Real-time large-scale dense RGB-D SLAM with volumetric fusion." The International Journal of Robotics Research, Vol. 34, No. 4-5, pp.598-626, 2015.
- [22] Hong, S. and Kim, J., Selective image registration for efficient visual SLAM on planar surface structures in underwater environment, Autonomous Robots, 43(7), pp.1665-1679, (2019).
- [23] Grisetti, G., Stachniss, C. and Burgard, W., Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters, IEEE transactions on Robotics, 23(1), pp.34-46, (2007).
- [24] Parsa P, Safabakhsh R., A New Method for Image Segmentation based on Multi-Objective Differential Evolution Fuzzy Clustering, Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, 13 (2), pp.103-114, (2016).

زیر نویس ها

¹ Global Positioning System

² Blind/reference less image spatial quality evaluator

³ مدل رنگی RGB برای ایجاد تصویر در تلویزیون و مانیتورها به کار گرفته می شود. در این مدل، تمام رنگها از ترکیب سه رنگ قرمز (R) (RED) سبز (G) (GREEN) آبی (B) (BLUE) تشکیل می شود. با ترکیب رنگهای یاد شده که به آنها ابتدایی (Primary) می گویند، رنگهای دیگر یا ثانویه (Secondary) ایجاد می شود.

⁴ Real-Time Appearance-Based Mapping

⁵ Simultaneous localization and mapping (SLAM)

⁶ RGB-Depth

⁷ Visual odometry

⁸ Motion Estimation

⁹ Inliers

¹⁰ Key frame

¹¹ Harris corner detector

¹² Loop closure

¹³ Bundle adjustment

¹⁴ <https://vision.in.tum.de/data/datasets/RGB-D-dataset>

این روش همچنین برای کاربردهای زمان-واقعی در محیطهای بزرگ داخلی عملکرد مناسبی را نشان داده است. حل مساله و پیاده سازی آن در محیطهای پویا به پژوهش های آینده موکول شده است.

مراجع

- [1] Moravec, H.P., Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover, Stanford Univ Ca Dept of Computer Science, (1980).
- [2] Durrant-Whyte, H., and Bailey, T., Simultaneous localization and mapping: part I, IEEE robotics & automation magazine 13.2, pp. 99-110, (2006).
- [3] Stückler, Jörg, and Sven Behnke. Multi-resolution surfel maps for efficient dense 3D modeling and tracking. Journal of Visual Communication and Image Representation 25, no. 1, pp. 137-147, (2014)
- [4] Lee, T.J., Kim, C.H. and Cho, D.I.D., A monocular vision sensor-based efficient SLAM method for indoor service robots, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 66(1), pp.318-328, (2018).
- [5] Sturm, Jürgen, Nikolas Engelhard, Felix Endres, Wolfram Burgard, and Daniel Cremers. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems, In 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 573-580. IEEE, (2012).
- [6] Li, S.P., Zhang, T., Gao, X., Wang, D. and Xian, Y., Semi-direct monocular visual and visual-inertial SLAM with loop closure detection, Robotics and Autonomous Systems, 112, pp.201-210, (2019).
- [7] Gutierrez-Gomez, D., Mayol-Cuevas, W. and Guerrero, J.J., Dense RGB-D visual odometry using inverse depth, Robotics and Autonomous Systems, 75, pp.571-583, (2016).
- [8] Ullah, Sami, Bowen Song, and Weidong Chen., EMOVI-SLAM: Embedded Monocular Visual Inertial SLAM with Scale Update for Large Scale Mapping and Localization, In 2018 27th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN), pp. 880-885. IEEE, (2018).
- [9] Mittal, A., Moorthy, A.K. and Bovik, A.C., November. Blind/referenceless image spatial quality evaluator, In 2011 conference record of the forty fifth asilomar conference on signals, systems and computers, IEEE, pp. 723-727, (2011).
- [10] Li, Y., Scanavino, M., Capello, E., Dabbene, F., Guglieri, G. and Vilardi, A., A novel distributed architecture for UAV indoor navigation, Transportation research procedia, 35, pp.13-22, (2018).
- [11] Fischler, M.A. and Bolles, R.C., Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Communications of the ACM, 24(6), pp. 381-395, (1981).
- [12] Van Opdenbosch, Dominik, and Eckehard Steinbach., Collaborative visual SLAM using compressed feature exchange, IEEE Robotics and Automation Letters 4, no. 1, 57-64, (2018).
- [13] Kerl, C., Odometry from rgb-d cameras for autonomous quadcopters, Master's Thesis, Technical University, (2012).
- [14] Farazkish R. Reliability modeling in bio-nano robots. Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers. 17 (3), pp. 11-16, (2020)
- [15] Mirzaei F, Pouyan A A. A Review of Swarm Robotic and Its Place in Multi -Robotic Systems. Journal of Iranian

¹⁵ Microsoft Kinect

¹⁶ Random sample consensus

¹⁷ Outliers

¹⁸ Drift

¹⁹ Robustness

²⁰ Absolute Trajectory Error