

بهبود کارآیی روش مینیمم تابع اختلاف تصویر چرخشی با استفاده از الگوریتم CMA-ES در جهت‌یابی بهینه

سید وحید لکزیان^۱، موسی الرضا شمسیه زاهدی^{۲*}، عقيله حیدری^۳، مجید انجیدنی^۴

^(۱و۲) گروه ریاضی، دانشگاه پیام نور، ص. پ. ۱۹۳۹۵-۳۶۹۷، تهران، ایران

^(۴) گروه کامپیوتر، دانشگاه پیام نور، ص. پ. ۱۹۳۹۵-۳۶۹۷، تهران، ایران

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۱/۰۱/۱۶ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۶/۱۵

چکیده

جهت‌یابی یک توانایی حیاتی برای انسان و حیوان محسوب می‌گردد. برای بهبود مهارت‌های جهت‌یابی در ربات‌ها، می‌توان از روشی که حشرات در طبیعت با کمک آن جهت‌یابی می‌کنند، الهام گرفت. یک سوال اصلی در مورد حشراتی که به کمک توانایی بصری خود جهت‌یابی می‌کنند؛ این است که آن‌ها چه اطلاعاتی از تصاویر طبیعی را در پیدا کردن جهت حرکت استفاده می‌کنند؟ برای جهت‌یابی، می‌توان از روش مینیمم تابع اختلاف تصویر چرخشی (MrIDF) به کمک پردازش تصاویر پانوراما استفاده کرد. [۱] در روش MrIDF حتی با شیفت کامل در صورتی که فاصله مکان تصویر نمای فعلی تا تصویر مرجع زیاد شود، نمی‌توان مسیر برگشت را به دلیل زیاد شدن اختلاف دو تصویر، به‌درستی شناسایی کرد. در این مقاله، ما راه‌کاری ارائه می‌دهیم که در نقاط دور از مکان مرجع نیز، می‌توان مسیر و زاویه برگشت را شناسایی کرد. همچنین با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی استراتژی تکاملی انطباق ماتریس کوواریانس (CMA-ES)، کارآیی روش MrIDF را بهبود می‌بخشیم و در ادامه کارآیی آن را در قالب یک مثال ناوبری نشان می‌دهیم. نتایج نشان می‌دهند که یافتن جهت حرکت از طریق الگوریتم پیشنهادی، با دقت کافی و در زمان بسیار کمتری انجام می‌شود.

واژه‌های کلیدی: تصاویر پانوراما، پردازش تصویر، ناوبری بهینه، تابع اختلاف تصویر چرخشی (rIDF).

۱- مقدمه

انسان‌ها و حیوانات جهت بقا باید بتوانند اهداف مهم حیات خود مانند خانه و غذا را به خاطر بسپارند و دوباره به آن‌ها مراجعه کنند. شواهدی زیادی وجود دارد که نشان می‌دهد، حشرات از حافظه بصری برای حرکت به سمت هدف استفاده می‌کنند. [۲] بر اساس این شواهد، تعدادی مدل برای چگونگی جهت‌یابی حشرات با استفاده از مقایسه تصویر نمای فعلی و تصویر مرجعی که به خاطر سپرده‌اند، ارائه شده است. یکی از مؤثرترین مفاهیم ناشی از تحقیقات جهت‌یابی حشرات، فرضیه تطبیق تصاویر لحظه‌ای است که از آزمایش‌های کلاسیک بر روی زنبورها [۳] و مورچه‌ها [۴] نشأت گرفته است. با توجه به این فرضیه، حشرات هنگامی که می‌خواهند به جستجوی هدف مانند لانه یا منبع غذایی بروند، تصاویر لحظه‌ای پانوراما با وسعت زیاد از محیط اطراف خود را در حافظه ذخیره می‌کنند که آن‌ها را قادر می‌سازد با حرکت در جهت مینیمم اختلاف تصویر نمای فعلی و تصویر مرجع ذخیره شده، به مکان هدف برگردند. در این صورت تابع اختلاف تصاویر پانوراما حاصل از $rIDF$ با نزدیک شدن به مکان مرجع به‌طور آهسته کاهش می‌یابد؛ زیرا این مینیمم اختلاف تصویر، مقدار $tIDF$ در آن مکان است. [۵و۱]

بدلی و همکاران، مدلی از جهت‌یابی در مورچه‌های صحرایی با استفاده از روش MrIDF ارائه کرده‌اند؛ نتایج نشان داد که مسیریابی شبیه‌سازی شده توسط آن‌ها، به رفتار واقعی مورچه‌ها بسیار نزدیک است. [۶] در ادامه، زاهدی و زیل دریافتند که بعد فرکتال^۴ تصاویر طبیعی با اطلاعاتی که از مینیمم اختلاف تصاویر پانوراما برای جهت‌یابی به‌دست می‌آید، رابطه معکوس دارد. [۷] ما در این مقاله

قصد داریم برای بهبود کارایی روش MrIDF، از یک روش بهینه‌سازی مدرن و برتر استفاده کنیم. روش بهینه‌سازی سراسری تصادفی، روشی برای حل یک مسئله بهینه‌سازی سراسری است که شامل عناصر تصادفی در داده‌های مسئله (از جمله تابع هدف و محدودیت‌ها) یا خود الگوریتم یا هر دو می‌باشد. بهینه‌سازی سراسری بخش مهمی از ریاضیات کاربردی و علوم کامپیوتر است. اهمیت بهینه‌سازی سراسری به زمینه‌های کاربردی مانند مهندسی، شیمی محاسباتی، مالی، پزشکی و بسیاری از زمینه‌های دیگر مربوط می‌شود؛ [۸] اگر تابع هدف به‌عنوان کد رایانه‌ای "جعبه سیاه" در نظر گرفته شود، بهینه‌سازی مسئله با مشکل مواجه خواهد شد. رویکردهای تصادفی اغلب با مشکلاتی از این دست بسیار آسان‌تر از الگوریتم‌های قطعی برخورد می‌کنند. با این حال روش بهینه‌سازی سراسری تصادفی، نیاز زیادی به ویژگی‌های مسئله بهینه‌سازی خود ندارد و وابسته به مسئله خاصی نیست؛ بنابراین یک روش معمول برای حل مسائل بهینه‌سازی می‌باشد.

محاسبات تکاملی^۵ خانواده‌ای از مدرن‌ترین الگوریتم‌ها جهت بهینه‌سازی سراسری تصادفی هستند. [۹] از زمانی که محاسبات تکاملی طراحی شد، به سرعت توسعه یافت و شاخه‌های زیادی را تشکیل داد. در این شاخه‌ها می‌توان از الگوریتم ژنتیک (GA) [۱۰]، استراتژی تکاملی (ES) [۱۱]، بهینه‌سازی ازدحام جمعیت (PSO) [۱۲]، الگوریتم تکامل دیفرانسیل (DE) [۱۳] و استراتژی تکاملی انطباق ماتریس کوواریانس (CMA-ES) [۱۴] نام برد. این الگوریتم‌ها نیاز به دانش‌های مکمل ندارند و فقط تابع هدف و شایستگی مربوط در جهت‌های جستجو تاثیر گذارند. یکی از مزایای الگوریتم‌های بدون گرادیان مانند الگوریتم CMA-ES این است

² rotational image difference function³ rotational image difference function⁴ Fractal dimension⁵ Evolutionary Computation

صرف‌نظر می‌کنیم؛ زیرا در این صورت اختلاف زاویه دو تصویر متوالی کم بوده و استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی CMA-ES احتمال‌گیر کردن در مینیمم محلی را به حداقل می‌رساند.

ساختار مقاله در ادامه به شرح زیر است: در بخش دوم به بیان روش MrIDF و الگوریتم CMA-ES می‌پردازیم. سپس در بخش سوم الگوریتم پیشنهادی را توضیح می‌دهیم. در بخش چهارم در قالب یک مثال نوبری ابتدا روش تصویربرداری، پردازش تصاویر و در ادامه الگوریتم و راه‌کار پیشنهادی برای یافتن جهت بازگشت به مکان مرجع را توضیح می‌دهیم. در بخش آخر، بحث و نتیجه‌گیری آمده است.

۲- مواد و روش‌ها

در این مقاله برای بهبود کارایی روش MrIDF از الگوریتم CMA-ES استفاده می‌کنیم. محاسبه MrIDF برای جهت‌یابی نیازمند به چرخش کامل تصویر نمای فعلی نسبت به تصویر مرجع است که در صورت وجود تصاویر با سایز بالا می‌تواند زمان‌بر باشد. الگوریتم پیشنهادی برای رفع این نقص از تلفیق روش MrIDF و الگوریتم بهینه‌سازی CMA-ES استفاده می‌کند. همچنین در الگوریتم پیشنهادی راه‌کاری ارائه می‌شود که در فواصل دور از مکان مرجع می‌توان زاویه و مسیر برگشت را شناسایی کرد. در این بخش، روش MrIDF و الگوریتم بهینه‌سازی CMA-ES را توضیح می‌دهیم و در بخش بعدی الگوریتم پیشنهادی را ارائه می‌کنیم.

۲-۱: روش MrIDF

روش مینیمم تابع اختلاف تصویر چرخشی یک روش بهینه‌سازی سراسری می‌باشد که برای یافتن زاویه حرکت، از اختلاف پیکسلی تصویر پانورامای مکان فعلی و تصویر مرجع استفاده می‌کند؛ در این

که در صورت عدم وجود گرادیان و ناپیوستگی می‌توانند به‌کار خود ادامه دهند؛ [۱۵] اما با افزایش اندازه مسئله، محاسبه جواب‌بهینه توسط الگوریتم‌ها و روش‌های سنتی، ساعت‌ها و یا حتی روزها طول می‌کشد. الگوریتم CMA-ES یک الگوریتم بهینه‌سازی تکراری است که در سال‌های اخیر پیشنهاد شده است. [۱۶] یکی دیگر از مزایای این الگوریتم، تنظیم خودکار انحراف معیار با توجه به توزیع جمعیت است؛ زیرا می‌تواند از اطلاعات جواب بهینه به‌طور هم‌زمان برای تنظیم پارامترها در تکرار بعدی استفاده کند؛ در نتیجه الگوریتم بهینه‌سازی CMA-ES به‌عنوان یکی از محبوب‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی بدون گرادیان، منتخب بسیاری از محققان و متخصصان می‌باشد. در این مقاله، اختلاف زاویه تصویر نمای فعلی و تصویر مرجع ذخیره شده در مثالی با استفاده از روش MrIDF و الگوریتم CMA-ES مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. روش MrIDF با توجه به این‌که تمام فضا را برای یافتن بهینه سراسری جستجو می‌کند، میزان محاسبات زیادی نیاز داشته و زمان‌بر می‌باشد. همچنین در روش فوق حتی با شیف‌ت کامل در صورتی‌که فاصله مکان تصویربرداری فعلی تا مکان مرجع زیاد شود، نمی‌توان زاویه حرکت را به‌درستی شناسایی کرد و این به دلیل زیاد شدن اختلاف تصویر نمای فعلی با تصویر مرجع می‌باشد. راه‌کار ارائه شده در این مقاله به این صورت است که مورچه در حین فاصله گرفتن از تصویر مرجع ذخیره شده، مانند خانه یا غذا در نقاط متوالی نزدیک به هم تصویربرداری کرده و توسط محاسبه اختلاف زاویه دو تصویر متوالی، در هر لحظه زاویه خود با تصویر مرجع را به‌روز می‌کند. به این ترتیب با فاصله گرفتن از مکان مرجع نیز می‌تواند مسیر برگشت را با دقت بالایی شناسایی کند. فرضیه‌های تحقیق به این صورت می‌باشند که ما از حرکت قائم سر مورچه و همچنین تغییر زاویه ناگهانی آن در طول حرکت

رابطه (۳) را می‌توان به صورت متفاوت زیر بازنویسی کرد:

$$rIDF(A_{m \times n}, k) = \sqrt{\frac{f(k)}{m \cdot n}},$$

که با شکستن سیگما از محل k و با استفاده از رابطه (۲)، $f(k)$ به صورت زیر تبدیل می‌شود:

$$f(k) = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^m (a_{ij} - a_{i(n+j-k)})^2 + \sum_{j=k+1}^n \sum_{i=1}^m (a_{ij} - a_{i(j-k)})^2 \quad (۴)$$

همچنین برای محاسبه تابع اختلاف بین دو ماتریس تصویر از رابطه (۴) نیز می‌توان استفاده کرد. بنابراین مینیمم $rIDF$ برابر با کمترین مقدار رابطه (۱) یا (۳) به ازای $(1 \leq k \leq n)$ می‌باشد،

$$\min rIDF = \min_{1 \leq k \leq n} (rIDFs),$$

که این مقدار برای رابطه (۳)، صفر می‌باشد.

۲-۲: الگوریتم CMA-ES

الگوریتم بهینه‌سازی CMA-ES در سال ۱۹۹۶ توسط هنسن و آستمر معرفی شده است. این الگوریتم یک روش بدون مشتق و تصادفی جدید برای حل مسائل غیرخطی، غیرمحدب و جدا ناپذیر است. در این نوع استراتژی با استفاده از پارامترهای میانگین، واریانس و ضریب پراکندگی از توزیع نرمال، داده‌ها استخراج می‌شوند و پس از بررسی آن‌ها، بهترین داده‌ها انتخاب شده و ماتریس کوواریانس و میانگین جدید تولید می‌شوند. سپس مجدداً داده‌ها از توزیع جدید استخراج می‌شوند و با ادامه این روند، الگوریتم کم‌کم به سمت نقطه بهینه همگرا می‌شود. قوانین مختلف به‌روزرسانی، ماتریس کوواریانس تطبیق‌یافته‌ای را در هر نسل ایجاد می‌کند که در کیفیت جمعیت جدید و در نتیجه هدایت تکامل نقش مهمی دارد. تولید جمعیت

روش برای به‌دست آوردن کمترین اختلاف (بیشترین شباهت) بین دو تصویر پانوراما، ابتدا جهتی را پیدا می‌کنیم که $rIDF$ در آن جهت مینیمم است و سپس با حرکت در آن جهت، $tIDF$ کاهش می‌یابد. [۱۶ و ۱۷] فرم ماتریسی پیکسل‌های دو تصویر خاکستری عبارتند از $A_{m \times n} = [a_{ij}]_{m \times n}$ و $B_{m \times n} = [b_{ij}]_{m \times n}$ که به ترتیب تصویر مرجع ذخیره شده و تصویر نمای فعلی هستند. تابع اختلاف تصویر برابر با مجموع مربعات درایه‌های ماتریس حاصل از اختلاف پیکسلی دو ماتریس تصویر می‌باشد،

$$IDF = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (a_{ij} - b_{ij})^2$$

حال $MrIDF$ را برای ماتریس‌های تصویر $A_{m \times n}$ و $B_{m \times n}$ به صورت زیر تعریف می‌کنیم (۷) را ببینید):

$$rIDF(A_{m \times n}, B_{m \times n}, k) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (a_{ij} - b_{ij}^k)^2}{mn}} \quad (۱)$$

به طوری که ماتریس $B_{m \times n}^k$ نتیجه اعمال k واحد شیفت (چرخش) دایره‌ای $(1 \leq k \leq n)$ ماتریس تصویر $B_{m \times n}$ به صورت ستونی می‌باشد و تعریف می‌کنیم:

$$b_{ij}^k = \begin{cases} b_{i(n+j-k)} & j \leq k \\ b_{i(j-k)} & j > k \end{cases} \quad (۲)$$

حال اگر اختلاف یک تصویر پانورامای ۳۶۰ درجه را با شیفت یافته همان تصویر محاسبه کنیم، مقدار $rIDF$ به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$rIDF(A_{m \times n}, k) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (a_{ij} - a_{ij}^k)^2}{mn}} \quad (۳)$$

را ادامه می‌دهیم تا به جواب بهینه (معیار توقف) برسیم:

نمونه جمعیت جدید از نقاط جستجو:

$$\begin{aligned} z_k &\sim N(0, I) \\ y_k &= BD_k \sim N(0, C) \quad \text{for } k = 1, \dots, \lambda \\ x_k &= m + \sigma y_k \sim N(m, \sigma^2 C) \end{aligned}$$

انتخاب و ترکیب دوباره:

$$\begin{aligned} y_w &= \sum_{i=1}^{\mu} \omega_i y_{i:\lambda}, \sum_{i=1}^{\mu} \omega_i = 1, \omega_i > 0 \\ m^{(g+1)} &= m^{(g)} + \sigma y_w = \sum_{i=1}^{\mu} \omega_i x_{i:\lambda} \end{aligned} \quad (5)$$

که

$$f(x_{1:\lambda}) \leq f(x_{2:\lambda}) \leq \dots \leq f(x_{\mu:\lambda})$$

کنترل اندازه گام:

$$\begin{aligned} p_{\sigma}^{(g+1)} &\leftarrow [(1 - c_{\sigma}) \cdot p_{\sigma}^{(g)} \\ &+ \sqrt{c_{\sigma}(2 - c_{\sigma})} \mu_{eff} c_{\sigma}^{\frac{1}{2}} y_w] \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \sigma^{(g+1)} &\leftarrow \sigma^{(g)} \\ &\cdot \exp\left(\frac{c_{\sigma}}{d_{\sigma}} \left(\frac{\|p_{\sigma}^{(g+1)}\|}{E\|N(0, I_d)\|} - 1\right)\right) \end{aligned} \quad (7)$$

انطباق ماتریس کوواریانس:

$$\begin{aligned} p_c^{(g+1)} &= (1 - c_c) p_c^{(g)} + \\ &H_{\sigma}^{(g+1)} \sqrt{c_c(2 - c_c)} \mu_{eff} y_w \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} C^{(g+1)} &\leftarrow (1 - c_{cov}) \cdot C^{(g)} + \frac{c_{cov}}{\mu_{cov}} p_c^{(g+1)} \\ &\cdot p_c^{(g+1)T} + c_{cov} \left(1 - \frac{1}{\mu_{cov}}\right) \sum_{i=1}^{\mu} \omega_i y_{i:\lambda}^{(g+1)} \end{aligned} \quad (9)$$

(برای جزئیات بیشتر [۱۸] را ببینید).

جدید، انتخاب و ترکیب دوباره، کنترل اندازه گام و انطباق ماتریس کوواریانس چهار بخش اساسی فرآیند تکاملی هستند. اکنون یک الگوریتم بهینه سازی خلاصه شده CMA-ES از هنسن را ارائه می‌کنیم. [۱۷]

مرحله اول: پارامترها و مقدارهای اولیه را تعیین می‌کنیم. اندازه جمعیت λ ، تعداد والدین μ و ترکیب دوباره وزن‌های $\omega_{i=1 \dots \lambda}$ تعیین می‌شوند و پارامترهای دیگر $d_{\sigma}, c_{\sigma}, c_c, \mu_{cov}$ و c_{cov} از آن‌ها به صورت زیر محاسبه می‌شوند.

معمولا ($\lambda \geq 5$) در نظر گرفته می‌شود.

$$\lambda = 4 + [3 \ln n] \quad n \in \mathbb{N}, \quad \mu = \left\lceil \frac{\lambda}{2} \right\rceil$$

$$\omega_i = \frac{\ln(\mu + 1) - \ln i}{\sum_{j=1}^{\mu} (\ln(\mu + 1) - \ln j)}, \quad i = 1, \dots, \mu$$

$$\mu_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{\mu} \omega_i^2}$$

$$c_{\sigma} = \frac{\mu_{eff} + 2}{n + \mu_{eff} + 3}$$

$$d_{\sigma} = 1 + 2 \max\left(0, \sqrt{\frac{\mu_{eff} - 1}{n + 1}} - 1\right) + c_{\sigma}$$

$$c_c = \frac{4}{n + 4}, \quad \mu_{cov} = \mu_{eff}$$

$$c_{cov} = \frac{1}{\mu_{cov}} \frac{2}{(n + \sqrt{2})^2}$$

$$+ \left(1 - \frac{1}{\mu_{cov}}\right) \min\left(1, \frac{2\mu_{eff} - 1}{(n + 2)^2 + \mu_{eff}}\right)$$

در ابتدا $p_c = 0$ ، $p_{\sigma} = 0$ ، ماتریس کوواریانس $C = I$ و مرتبه تکرار $g = 0$ را در نظر می‌گیریم. اندازه گام $\sigma \in R_+$ و میانگین توزیع گام $m \in R^n$ مسئله مورد نظر را انتخاب می‌کنیم.

مرحله دوم: حلقه تکاملی گام ($g = 1, 2, \dots$)

سپس با تبدیل مینیمم اختلاف پیکسلی دو تصویر به زاویه از طریق رابطه (۱۲)، زاویه حرکت مشخص می‌شود:

$$angle_{st} = k_{st}^{min} \times \frac{360}{n} \quad (12)$$

ما در این مقاله برای محاسبه هر زاویه، پنج تصویر منتخب پردازش شده در هر گام داریم و برای افزایش دقت جهت‌یابی، پنج زاویه به‌دست آمده از الگوریتم پیشنهادی در هر گام را با استفاده از روابط پیشنهادی (۱۳) و (۱۴) به‌صورت وزنی تلفیق می‌کنیم.

$$similarity_{st} = e^{-cost_{st}^{min}} \quad (13)$$

$$optimal\ angle_s =$$

$$\frac{\sum_{t=1}^5 angle_{st} \times similarity_{st}}{\sum_{t=1}^5 similarity_{st}} \quad (14)$$

روش کار به این صورت است که تصاویری که شباهت^۶ بیشتری (rIDF کمتری) دارند به‌طور نمایی، تاثیر بیشتری در زاویه بهینه^۷ می‌گذارند؛ سپس در جهت زاویه بهینه به‌دست آمده حرکت می‌کنیم تا به نقطه مرجع برسیم. در بخش بعدی این روند در قالب یک مثال ناوربری برای مسیرهای فرضی از پیش تعیین شده با پنج نقطه، به‌طور کامل بیان می‌شود. در روش MrIDF برای یافتن زاویه حرکت از اختلاف پیکسلی تصویر پانورامای نمای فعلی و تصویر مرجع استفاده می‌شود؛ بنابراین به احتمال زیاد در نقاط دور از مرجع زاویه برگشت به دلیل اختلاف زیاد دو تصویر به‌درستی محاسبه نمی‌گردد. [۱۹] راه‌کار ارائه شده در این مقاله برای نقاط دور از تصویر مرجع به این صورت می‌باشد که ما درحین فاصله گرفتن از تصویر مرجع در نقاط متوالی نزدیک به هم تصویربرداری می‌کنیم و توسط

۳- الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر پردازش تصویر با تلفیق روش MrIDF و الگوریتم CMA-ES

در الگوریتم پیشنهادی برخلاف روش MrIDF برای یافتن زاویه بین دو تصویر پانوراما از شیفت کامل تصویر استفاده نمی‌شود. در این الگوریتم برای افزایش دقت جهت‌یابی، در هر نقطه از پیش تعیین شده، پنج تصویر پانورامای منتخب داریم که تصویربرداری در هر نقطه را یک گام در نظر می‌گیریم. این تصاویر پس از انتقال به رایانه و اعمال فیلترهایی در نرم‌افزار متلب، پردازش و طبقه‌بندی می‌شوند (در بخش چهارم توضیحات تکمیلی داده می‌شود). سپس توسط الگوریتم پیشنهادی با CMA-ES، برای یافتن زاویه هر تصویر نسبت به تصویر در گام قبلی، مسئله بهینه‌سازی زیر را تعریف می‌کنیم:

$$cost_{st}^{min} = \min_{1 \leq k \leq n} rIDF(A_{m \times n}, B_{m \times n}, k)$$

s, t .

$$A_{m \times n} = A^{st} \quad (10)$$

$$B_{m \times n} = \begin{cases} A^{0t}, & s = 1 \\ A^{(s-1)t}, & s \neq 1 \end{cases}$$

$$m, n, s > 0$$

که A^{st} تصویر t ام در گام s ام می‌باشد. شرط توقف در الگوریتم CMA-ES را می‌توان بر اساس تعیین مینیمم مقدار تابع هزینه یا تعداد تکرارهای الگوریتم تنظیم کرد. مینیمم اختلاف پیکسلی (*minimum point*) دو تصویر $A_{m \times n}$ و $B_{m \times n}$ به‌صورت زیر مشخص می‌گردد:

$$k_{st}^{min} = \arg \min_k [rIDF(A_{m \times n}, B_{m \times n}, k)] \quad (11)$$

⁶ similarity

⁷ optimal angle

۰/۲ فریم در ثانیه (فواصل ۵ ثانیه) انتخاب گردید که در شکل (۲) آورده شده است. در هر مکان یک مسیر فرضی از پیش تعیین شده در نظر گرفته شد. سه مسیر برای به دست آوردن اطلاعات دقیق‌تر روی صفحه چوبی ترسیم و در مکان‌های مورد نظر قرار داده شدند. در هر مسیر پنج نقطه با فواصل یکسان قرار داده‌ایم؛ در نقطه اول دو مرحله تصویربرداری به مدت دو دقیقه در جهت حرکت و دو دقیقه در جهت شمال (جهت مرجع) داریم؛ ولی در سه نقطه بعدی فقط یک مرحله تصویربرداری در جهت حرکت داریم. این تصاویر پانورامای کروی را به رایانه انتقال داده و به تصاویر پانورامای ۳۶۰ درجه با سایز ۲۰۴۸×۱۰۲۴ تبدیل شدند. باتوجه به این‌که تصویربرداری صحیح و دقیق نقش به‌سزایی در موفقیت پردازش تصویر [۲۰] دارد، تقریباً از ۲۰ تصویر به دست آمده در هر نقطه از مسیر فرضی، پنج مورد از بهترین تصاویر را انتخاب می‌کنیم که در شکل (۳) نشان داده شده است.

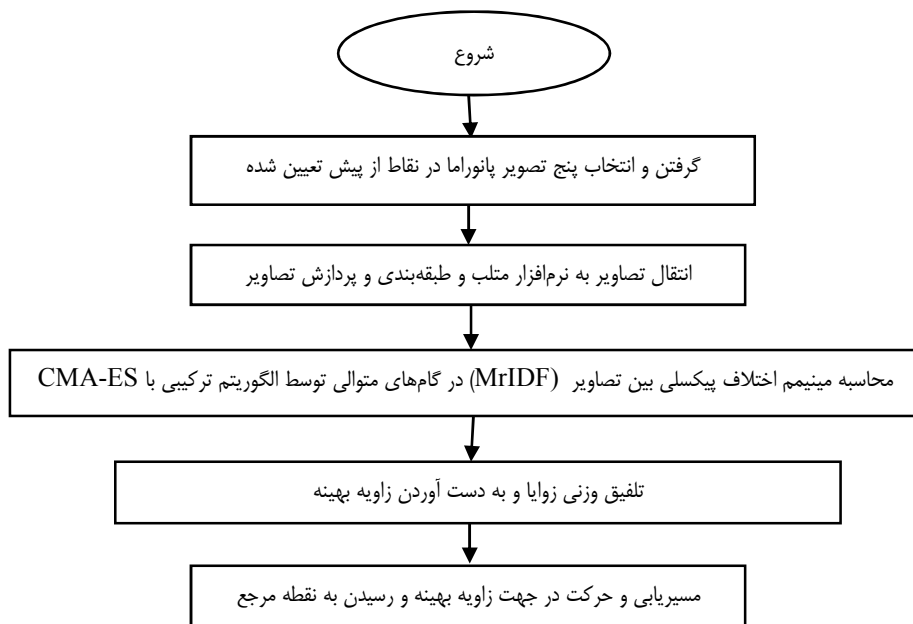
محاسبه اختلاف زاویه دو تصویر در نقاط متوالی، در هر لحظه زاویه حرکت با تصویر مرجع به روز می‌شود. به این ترتیب با فاصله گرفتن از مکان مرجع می‌توان مسیر برگشت را با دقت بالا شناسایی کرد. شکل (۱) نمایی از الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

۴- مثال کاربردی و نتایج

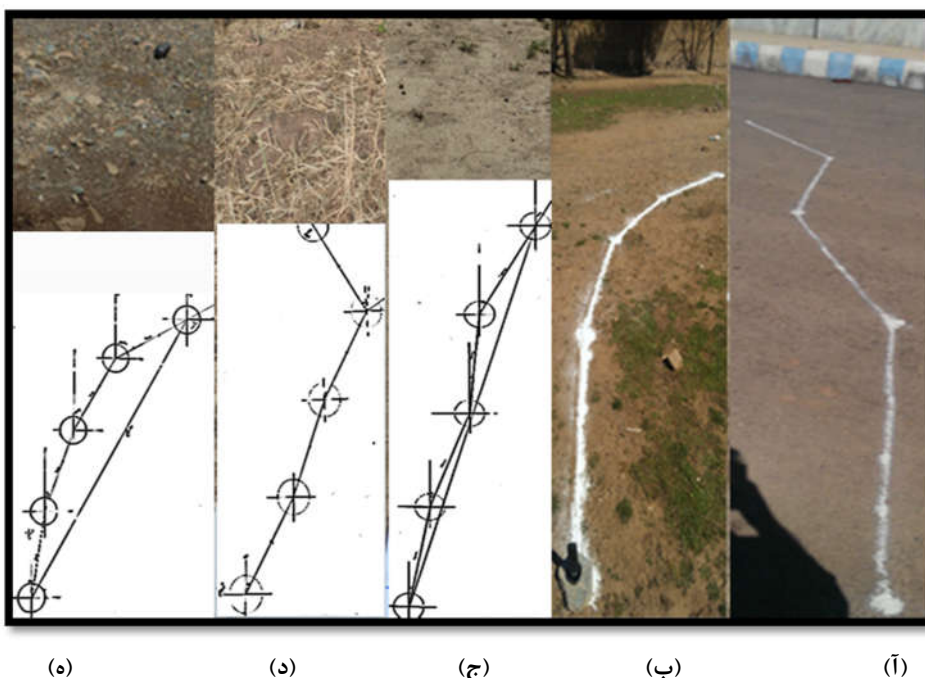
در این بخش، ابتدا روش تصویربرداری و پردازش تصاویر را بیان می‌کنیم و سپس در قالب یک مثال نوبری از الگوریتم و راه‌کار پیشنهادی برای مسیریابی استفاده می‌کنیم؛ در ادامه مسیر بهینه از طریق الگوریتم پیشنهادی و روش MrIDF با راه-کار مشابه توسط نرم‌افزار متلب، مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد و نتایج مقایسه می‌شوند.

۴-۱: روش تصویربرداری

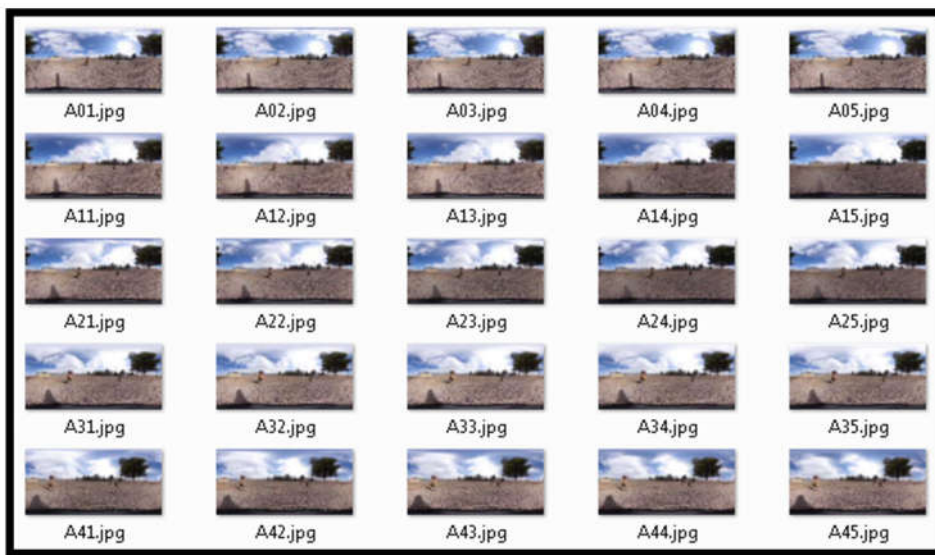
در این مقاله پنج مکان متفاوت در شهرستان نیشابور از ایران، برای ثبت تصاویر پانوراما با استفاده از دوربین ۳۶۰ درجه "RICOHTETHA S" با



شکل(۱): نمایی از الگوریتم پیشنهادی



شکل(۲): پنج مسیر از پیش تعیین شده در پنج مکان متفاوت از شهرستان نیشابور.



شکل(۳): در هر مسیر فرضی، گام‌های بیان شده برای تصویربرداری در نظر گرفته می‌شود. گام صفر: تصاویر منتخب سطر اول از اولین نقطه مسیر فرضی در جهت مرجع گرفته شده‌اند. گام‌های یک، دو، سه و چهار: تصاویر منتخب سطرهای بعدی به ترتیب از نقاط اول، دوم، سوم و چهارم مسیر فرضی در جهت حرکت می‌باشند.

روی لپ‌تاپ Lenovo G560 مدل 20042 استفاده شد. ابتدا تصاویر از فایل‌ها در رایانه به نرم

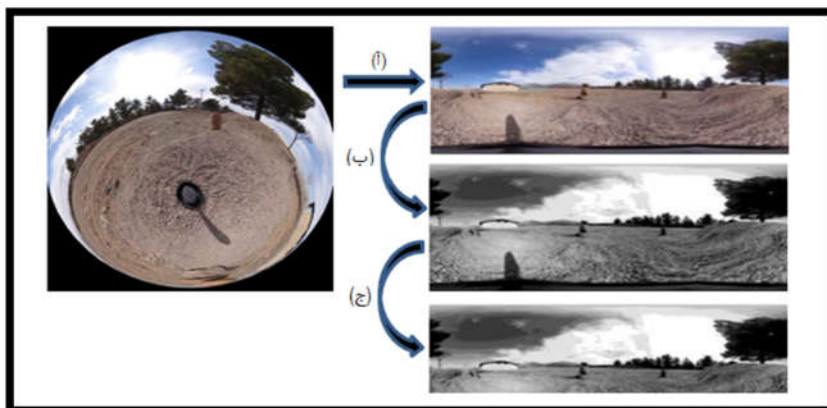
۴-۲: پردازش تصاویر به‌منظور پردازش تصاویر از نرم‌افزار متلب R2014b

نقطه با فواصل یکسان به اندازه ۲۰ سانتی‌متر در نظر می‌گیریم. در نقطه اول پنج تصویر منتخب در جهت مرجع و پنج تصویر منتخب در جهت حرکت داریم و در سه نقطه بعدی، فقط پنج تصویر منتخب در جهت حرکت داریم. فیلترهای شکل (۴) را برای افزایش دقت محاسبه زوایا به این تصاویر اعمال می‌کنیم. تصاویر طبقه‌بندی شده شکل (۳) را در الگوریتم پیشنهادی با دستورات جدید در برنامه متلب، فراخوانی کرده و از مسئله بهینه‌سازی در رابطه (۱۰) برای به‌دست آوردن مینیمم مقدار rHDF استفاده می‌کنیم که در این رابطه $m = 555$ $n = 2048$ $1 \leq s \leq 4$ و $1 \leq t \leq 5$ در نظر گرفته می‌شود. سپس از طریق رابطه (۱۱) و (۱۲) اختلاف پیکسلی تصاویر و زوایای حرکت مشخص می‌شوند؛ شرط توقف در این الگوریتم برابر با ۱۰۰ تکرار در نظر گرفته شد که غالباً در تکرار کمتری به جواب می‌رسیم؛ یک مرحله از خروجی الگوریتم پیشنهادی در شکل (۶) دیده می‌شود. سپس در هر نقطه با توجه به زاویه حرکت به‌دست آمده در جهت مینیمم اختلاف تصاویر، حرکت می‌کنیم و با ادامه این روند مسیر حرکت به سمت هدف مشخص می‌گردد.

افزار متلب، فراخوانی و برای برنامه قابل شناسایی شدند. در مرحله بعدی توسط دستوراتی تصاویر رنگی به تصاویر خاکستری^۸ تبدیل گردیدند و برای افزایش دقت ناوبری با استفاده از پردازش تصویر، روش یکنواخت‌سازی هیستوگرام^۹ به تصاویر سطح خاکستری اعمال شد. این‌گونه عملیات ساده پردازش تصویر، تابع تفاوت‌های تصاویر را در برابر تغییرات نور و اثرات جعلی سایه‌ها تقویت می‌کند. [۱] در ادامه، بخشی از قسمت پایین تصاویر پانوراما به دلیل تغییرات زیاد در گسترده تصاویر کروی نزدیک به دوربین، حذف گردید که اندازه تصاویر از 2048×1024 به 2048×555 پیکسل تبدیل شدند. این تصاویر نیاز به فضای ذخیره‌سازی کمتری دارند و موجب ایجاد شرایط بهتر برای انجام دستور بعدی می‌گردند. پردازش تصاویر انجام شده در این مقاله در شکل (۴) دیده می‌شود.

۳-۴: مثال ناوبری با استفاده از الگوریتم پیشنهادی

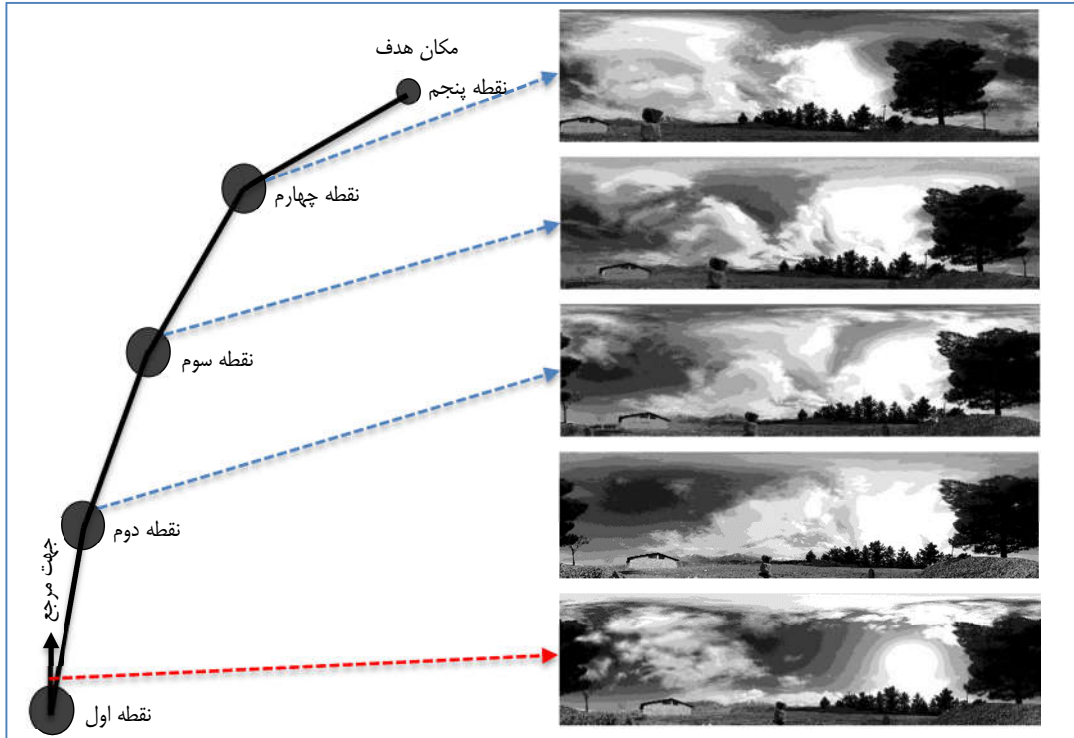
شکل (۵) یکی از مسیرهای فرضی از پیش تعیین شده در هوای نیمه ابری می‌باشد. در این مسیر پنج



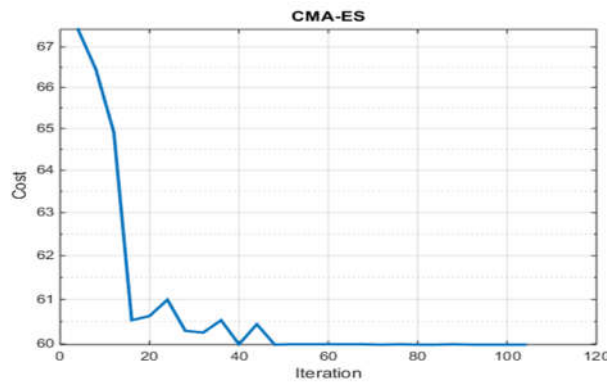
شکل (۴): فیلترهای که روی تصاویر برای روند کار و افزایش دقت ناوبری انجام می‌شود عبارتند از: (آ) تبدیل تصویر کروی به پانورامای ۳۶۰ درجه. (ب) خاکستری کردن تصویر و یکنواخت کردن هیستوگرام. (ج) بردن پایین تصویر

⁸ greyscale

⁹ Histogram Equalization



شکل (۵): یکی از مسیرهای فرضی از پیش تعیین شده (شکل ۱-۵) با پنج نقطه برای تصویربرداری. در نقطه اول، دو مرحله تصویربرداری به مدت دو دقیقه در جهت مرجع و جهت حرکت داریم ولی در نقاط دوم و سوم و چهارم فقط یک مرحله تصویربرداری در جهت حرکت داریم؛ در هر مرحله، یک تصویر منتخب در شکل آورده شده است.



CMA Evolution Strategy for navigation
 minimum point = 7.900000e+01, angle = 1.388672e+01, Cost = 5.998367e+01
 Number of Cost Function Measurement = 100
 Iteration = 100

شکل (۶): یک مرحله از استفاده الگوریتم پیشنهادی برای محاسبه MrIDF بین دو تصویر در نقاط متوالی یک مسیر.

برای مسیر شکل (۵) در جدول (۱) آمده است. هر ستون از زوایای جدول (۱)، زوایای یک مسیر

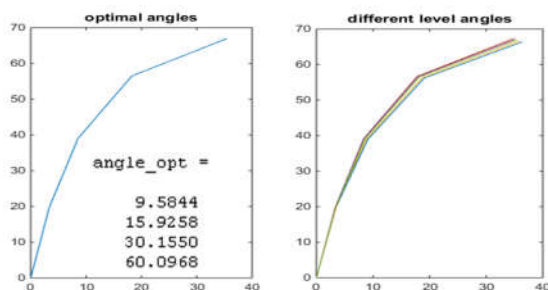
برای افزایش دقت ناوبری، براساس پنج تصویر گرفته شده در گام‌های مختلف شکل (۳)، زوایای حرکت

حرکت را نشان می‌دهد که با استفاده از این زوایا، پنج مسیر متفاوت رسم می‌شود (شکل ۷-آ). برای افزایش دقت ناوبری از تلفیق وزنی زوایای پنج مسیر به‌دست آمده در گام‌های مختلف استفاده می‌گردد و

زاویه بهینه گام S با استفاده از روابط (۱۳) و (۱۴) محاسبه می‌شود؛ در ادامه مسیر بهینه تلفیقی با استفاده از این زوایا توسط برنامه متلب رسم می‌شود (شکل ۷-ب).

جدول ۱- زوایای ناوبری به‌دست آمده با الگوریتم پیشنهادی

زاویه نسبت به شمال	مسیر حرکت اول	مسیر حرکت دوم	مسیر حرکت سوم	مسیر حرکت چهارم	مسیر حرکت پنجم
زاویه در نقطه اول	9.6680	9.8438	9.8438	9.6680	9.8438
زاویه در نقطه دوم	16.3477	15.6746	16.1715	16.6993	15.9961
زاویه در نقطه سوم	30.2344	29.5313	30.0582	30.5860	30.2344
زاویه در نقطه چهارم	60.2930	59.9415	59.9410	60.4688	60.1172



(ب)

(آ)

شکل (۷): (آ) پنج مسیر حرکت به‌دست آمده توسط الگوریتم پیشنهادی، (ب) تلفیق وزنی زوایای پنج مسیر حرکت

جدول (۲): مسیرهای حرکت به‌دست آمده توسط روش MrIDF و الگوریتم پیشنهادی با راه‌کار مشابه.

زاویا نسبت به شمال	مسیر فرضی اول (شکل ۲-ه)		مسیر فرضی دوم (شکل ۲-د)		مسیر فرضی سوم (شکل ۲-ج)	
	روش MrIDF	الگوریتم پیشنهادی	روش MrIDF	الگوریتم پیشنهادی	روش MrIDF	الگوریتم پیشنهادی
زاویه بهینه در نقطه اول	9.8438	9.5844	28.8281	28.8615	10.0295	10.0196
زاویه بهینه در نقطه دوم	16.5429	15.9258	21.8994	22.0253	21.9086	21.6509
زاویه بهینه در نقطه سوم	30.7267	30.1550	29.4580	29.6496	6.3055	6.0153
زاویه بهینه در نقطه چهارم	60.6095	60.0968	-32.4170	-32.4312	30.6642	30.3802
مقدار δ در CMA-ES		$\delta=52$		$\delta=35$		$\delta=20$
زمان ناوبری (s)	1222	19.47	1208	20.07	1195	18.67
دقت ناوبری ()	98.3		99.6		98.5	
مسیر بهینه رسم شده با الگوریتم پیشنهادی توسط نرم‌افزار متلب						

تا حدی افزایش داد که دقت ناوبری کاهش پیدا نکند و بلعکس. در الگوریتم پیشنهادی برای مسیر فرضی اول در جدول (۲)، مقدار $\delta = 52$ در نظر گرفته شده است. روش کار الگوریتم پیشنهادی به این صورت است که اگر مقدار تابع هزینه در رابطه (۱۰) در هر مرحله از ۵۲ کمتر شود، از تکرارهای اضافی در آن مرحله جلوگیری می‌کند و در کمتر از ۱۰۰ تکرار به جواب بهینه می‌رسیم.

۵- بحث و نتیجه‌گیری

جهت‌یابی و شناسایی اهداف یک توانایی و نیاز ضروری حیاتی برای انسان و حیوان محسوب می‌گردد. در روش MrIDF، در صورتی که فاصله مکان تصویر فعلی تا تصویر مرجع زیاد شود، نمی‌توان مسیر برگشت را به دلیل زیاد شدن اختلاف دو تصویر، به‌درستی شناسایی کرد. راه‌کار ارائه شده در این مقاله، برای نقاط دور از تصویر مرجع به این-صورت می‌باشد که در هنگام فاصله گرفتن از تصویر مرجع در نقاط متوالی نزدیک به هم، تصویربرداری می‌کنیم و توسط محاسبه اختلاف زاویه دو تصویر در نقاط متوالی، در هر لحظه زاویه حرکت با تصویر مرجع به‌روز می‌شود. به این ترتیب با فاصله گرفتن از مکان مرجع نیز می‌توان مسیر و زاویه برگشت را با دقت بالا شناسایی کرد. همچنین در این مقاله ناوبری بهینه از طریق ادغام تصاویر پانوراما با الگوریتم پیشنهادی که تلفیق روش MrIDF و الگوریتم CMA-ES می‌باشد، انجام گرفت. در روش MrIDF بدون استفاده از CMA-ES برای یافتن مسیر بهینه، تمام فضا جستجو می‌شود و محاسبه آن توسط نرم‌افزار متلب، ۱۲۲۲ ثانیه زمان می‌برد؛ اما در الگوریتم پیشنهادی، این زمان به کمتر از ۲۰ ثانیه کاهش پیدا می‌کند. نهایتاً در روش MrIDF برای افزایش سرعت ناوبری، مجبور به کاهش اندازه تصاویر می‌شویم که در این صورت دقت ناوبری کاهش پیدا می‌کند. مقایسه زوایای

به این ترتیب، ایده پیشنهادی برای ناوبری بهینه از طریق پردازش تصاویر پانورامیک تکمیل می‌شود که بر اساس تلفیق روش MrIDF با الگوریتم بهینه‌سازی تکراری CMA-ES می‌باشد؛ بدون استفاده از این الگوریتم، باید به تعداد پیکسل‌های طول تصویر، rIDF محاسبه شود؛ یعنی اگر تصویر دارای سایز 2048×555 پیکسل باشد باید ۲۰۴۸ بار rIDF را محاسبه کرده و مینیمم مقدارش را به عنوان جواب بهینه و زاویه واقعی حرکت در آن نقطه انتخاب کنیم. به‌عبارتی در روش MrIDF برای یافتن مسیر بهینه، تمام فضا جستجو می‌شود و محاسبه آن ۱۲۲۲ ثانیه برای نرم‌افزار متلب، زمان می‌برد که در مسیرهای طولانی‌تر با تعداد نقاط بیشتر برای تصویربرداری، این محاسبه ممکن است ساعت‌ها زمان ببرد؛ اما توسط الگوریتم پیشنهادی با توجه به فرضیه تحقیق که در حین حرکت تغییر زاویه ناگهانی نداریم، اختلاف زاویه دو نقطه متوالی زیاد نمی‌باشد و معمولاً در چندین تکرار به جواب بهینه می‌رسیم. سرعت ناوبری در الگوریتم پیشنهادی بسیار بالاتر از روش MrIDF و کمتر از ۲۰ ثانیه می‌باشد. بنابراین، برای افزایش سرعت ناوبری در این روش، مجبور به کاهش سایز تصاویر می‌شویم که در این صورت دقت ناوبری کاهش پیدا می‌کند. مقایسه زوایای بهینه به‌دست آمده برای سه مسیر فرضی در جدول (۲)، نشان می‌دهد که دقت ناوبری با استفاده از الگوریتم پیشنهادی بیش از ۹۸ درصد و نزدیک به روش MrIDF می‌باشد؛ همچنین در الگوریتم پیشنهادی با تعیین مقدار عددی مناسب برای متغیر δ ، می‌توان دقت یا سرعت ناوبری را افزایش داد. با توجه به این‌که مینیمم مقدار rIDF تصاویر گرفته شده، هیچ وقت صفر نمی‌شود؛ می‌توان برای این متغیر در الگوریتم بهینه‌سازی تکراری CMA-ES مقدار عددی مناسبی در نظر گرفت تا از تکرارهای اضافی در هر مرحله شکل (۶) جلوگیری شود و سرعت ناوبری را

مسیر بهینه به‌دست آمده توسط نرم‌افزار متلب، در هر دو روش با راه‌کار مشابه نشان می‌دهد که از طریق الگوریتم پیشنهادی با دقت بیش از ۹۸ درصد، مسیر بازگشت به مکان هدف شناسایی می‌گردد. همچنین در الگوریتم پیشنهادی، با تعیین مقدار مناسب برای متغیر δ ، می‌توان دقت یا سرعت ناوبری را افزایش داد.

جدول (۳): جدول نمادها

نماد	توضیحات
$B_{m \times n}^k$	k (مرتبه چرخش) واحد شیفیت دایره‌ای ماتریس تصویر $B_{m \times n}$ به صورت ستونی می‌باشد.
λ	تعداد جمعیت اولیه در الگوریتم CMA-ES می‌باشد.
μ	تعداد والدین که از جمعیت اولیه در الگوریتم CMA-ES به‌دست می‌آید.
I	ماتریس همانی
g	مرتبه تکرار حلقه در الگوریتم CMA-ES می‌باشد.
σ	انحراف معیار
δ	مقدار متغیر عددی stop fitness در الگوریتم CMA-ES می‌باشد.
C	ماتریس کوواریانس
S	تعداد گام در الگوریتم پیشنهادی می‌باشد که در هر گام پنج تصویر منتخب وجود دارد.

[10] Holland JH. Genetic algorithms. *Sci. Am.* 1992;267(1):66-73. doi:10.1038/scientificamerican.0792-66. [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]

[11] Roubos J, van Straten G, van Boxtel A. An evolutionary strategy for fed-batch bioreactor optimization; concepts and performance. *J. Biotechnol.* 1999; 67(2-3):173-187. doi: 10.1016/s0168-1656(98)00174-6. [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]

[12] Zeugmann T, et al. Particle swarm optimization. In: Sammut C, Webb GI, et al., editors. *Encyclopedia of Machine Learning*. Heidelberg: Springer; 2011. pp. 760-766. [[Google Scholar](#)]

[13] Storn R, Price K. Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *J. Global Optim.* 1997; 11(4): 341-359. doi: 10.1023/A:1008202821328. [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]

[14] N. Hansen, S. D.Muller, and P. Koumoutsakos. Reducing the time complexity of the derandomized evolution strategy with covariance matrix adaptation. *Evolutionary Computation*, 11(1):1-18, 2003.

[15] Anjidani M, Motlagh MJ, Fathy M, Ahmadabadi M. A novel online gait optimization approach for biped robots with point-feet. *ESAIM: COCV*, 25 (2019) 81. Published online:19 December 2019. DOI: 10.1051/cocv/2017034

[16] Akimoto Y, Hansen N. CMA-ES and Advanced Adaptation Mechanisms, *GECCO '21: Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*. July 2021. Pages 636-663. <https://doi.org/10.1145/3449726.3462748>

[17] Nikolaus Hansen. 2016. The CMA Evolution Strategy: A Tutorial. ArXiv e-

فهرست منابع

[1] Sturzl W, Zeil J. Depth, contrast and view-based homing in outdoor scenes. *Biological Cybernetics*.2007; 96:219-531.

[2] M. Giurfa and E. A. Capaldi, "Vectors, routes and maps: new discoveries about navigation in insects," *Trends Neurosci.* 22, 237-242 (1999).

[3] Cartwright BA, Collett TS. Landmark learning in bees-experiments and models. *J Comp Physiol.* 1983;151:521-543.

[4] Wehner R, Raber F. Visual spatial memory in desert ants, *Cataglyphis bicolor* (Hymenoptera: Formicidae). *Cell Mol Life Sci.* 1979; 35: 1569-1571

[5] Zeil J, Hofmann MI, Chahl JS. Catchment areas of panoramic snapshots in outdoor scenes. *J Opt Soc Am A*.2003; 20: 450-469.

[6] Baddeley B, Graham P, Husbands P, Philippides A (2012) A Model of Ant Route Navigation Driven by Scene Familiarity. *PLoS Comput Biol* 8(1): e1002336. Doi:10.1371/journal.pcbi.1002336

[7] Zahedi MS, Zeil J (2018) Fractal dimension and the navigational information provided by natural scenes. *PloS ONE* 13(5): e0196227. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0196227>.

[8] Pardalos P. and Romeijn E., eds. (2002) *Handbook of global optimization*, Vol. 2, Kluwer Acad. Publ., Dordrecht.

[9] Beyer HG, Schwefel HP. Evolution strategies - a comprehensive introduction. *Nat. Comput.* 2002; 1(1):3-52. doi: 10.1023/a:1015059928466. [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]

prints (April 2016). arXiv: cs.LG/1604.00772

[18] N. Hansen. The CMA evolution strategy: a comparing review. In J. A. Lozano, P. Larranaga, I. Inza, and E. Bengoetxea, editors, Towards a new evolutionary computation. Advances on estimation of distribution algorithms, pages 75-102. Springer, 2006.

[19] Sturzl W, Grixia I, Mair E, Narendra A, Zeil J. Three-dimensional models of natural environments and the mapping of navigational information, Journal of Comparative Physiology A.2015; 201: 563±584.

[20] Gonzalez, R. C. , and Woods, R. E. (2002), Digital Image Processing (2nd ed.), Prentice-Hall, Inc., ISBN0-201-18075-8

