



جایابی و پوشش بهینه ربات‌های حسگر در فضای سه‌بعدی برداری بر مبنای جستجوی فراکتال

علی اصغر حیدری¹، فرید کریمی‌پور^{2*}

1- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران

2- استادیار، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران

* تهران، صندوق پستی 9815613577، fkarimipour@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 22 مهر 1395

پذیرش: 29 آبان 1395

ارائه در سایت: 05 دی 1395

کلید واژگان:

الگوریتم جستجوی فراکتال

حسگر رباتیک

جایابی

پوشش

فضای برداری

چکیده

مسئله جایابی ربات‌های حسگر با بیشینه پوشش یکی از مراحل اصلی امکان‌سنجی و توسعه زیرساخت‌های ارتباطی و سامانه‌های پایش محیطی است. در این تحقیق، به طراحی و پیشنهاد یک رهیافت جدید به منظور جایابی حسگرهای رباتیک با بیشینه پوشش در فضای سه‌بعدی برداری پرداخته می‌شود. بدین منظور، نخست یک رویکرد هندسی جدید به منظور محاسبه نواحی تحت پوشش هر حسگر ارائه شده است. به منظور بیشینه‌سازی میزان پوشش شبکه ربات‌ها از الگوریتم جدید جستجوی فراکتال بهره‌گیری شد. این الگوریتم جمعیت مبنای تکاملی براساس پدیده رشد فراکتال‌های تصادفی ارائه گردیده و از عملکرد مستحکمی در روبرویی با مسائل مقید و نامقید بهینه‌سازی برخوردار است. سپس با طراحی چندین سناریوی کاربردی با لحاظ محدودیت‌های مکانی، کارایی و عملکرد الگوریتم جستجوی فراکتال با سایر الگوریتم‌ها براساس میزان نرخ موفقیت، زمان اجرا، کیفیت پوشش، نرخ همگرایی و آزمون آماری ویلکاکسون مقایسه شد. ارزیابی جامع و تحلیل نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده عملکرد برتر رویکرد جدید به کمک الگوریتم جستجوی فراکتال جهت بیشینه‌سازی پوشش در فضای سه‌بعدی برداری است. رویکرد پیشنهادی قادر است با بهترین سرعت همگرایی و دقت محاسباتی و آماری، جایابی و پوشش بهینه ربات‌ها را محاسبه نماید.

Optimal Deployment and Coverage of Robotic Sensors in 3D Vector Spaces based on Fractal Search

Ali Asghar Heidari, Farid Karimipour*

School of Surveying and Geospatial Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

* P.O.B. 9818613577, Tehran, Iran, fkarimipour@ut.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper

Received 13 October 2016

Accepted 19 November 2016

Available Online 25 December 2016

Keywords:

Fractal Search

Robotic sensor

Deployment

Coverage

Vector space

ABSTRACT

The robotic sensor deployment task to achieve maximum coverage is one of the main phases in feasibility studies and development of communication infrastructures and environment monitoring systems. In this article, a new approach is proposed to treat the maximum coverage in 3D vector spaces. For this purpose, a new geometric strategy is first presented to compute the area covered by an individual sensor. To maximize the coverage of the robotic network, the fractal search algorithm was employed. This population-based evolutionary algorithm has been proposed based on the growth of the random fractal and demonstrates a robust performance in tackling constrained and unconstrained optimization problems. Then, based on several scenarios and by considering spatial constraints, the efficiency of the fractal search optimizer was compared with other methods in terms of success rate, running time, quality of the coverage results, convergence rate, as well as the Wilcoxon statistical test. The comprehensive assessment and analysis of the results certify better performance of the proposed approach to maximize the coverage in 3D vector spaces. The proposed approach can obtain the optimal deployment and coverage of the robots by the best convergence rate and computational and statistical precision.

1- مقدمه

به‌عنوان یک سکوی حامل، مجهز به یک یا چند حسگر باشد. ربات پرنده می‌تواند با ایستادن در یک وضعیت ارتفاعی به پایش و ثبت محیط بپردازد. برای نمونه، "شکل 1" سناریوی پوشش بنای سر در دانشگاه تهران با مجموعه‌ای از ARV ها را نمایش می‌دهد. هر حسگر دارای زاویه دید محدودی است. از این‌روی، تنها قادر به پوشش¹ مساحت مشخصی از سطوح

با رشد چشمگیر دانش رباتیک در دهه اخیر، به‌تدریج توسعه زیرساخت‌های نرم‌افزاری برای بهره‌گیری بیشتر از کارایی ربات‌ها در کاربردهای مهندسی به یکی از چالش‌های پژوهشی روز تبدیل شده است [1]. در کشور ایران نیز می‌توان از ربات‌های متحرک به‌خصوص ربات‌های پرنده (ARV) جهت کنترل و مراقبت تأسیسات نفتی یا هسته‌ای بهره‌گیری نمود [2]. هر ARV می‌تواند

¹ Coverage

Please cite this article using:

A. A. Heidari, F. Karimipour, Optimal Deployment and Coverage of Robotic Sensors in 3D Vector Spaces based on Fractal Search, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 16, No. 12, pp. 617-628, 2016 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

یک الگوریتم حریصانه میزان پوشش کل شبکه‌های دوبعدی را بهبود دادند [11]. آلام و همکاران جهت محاسبه پوشش بیشینه از جایابی تصادفی و تقسیم‌بندی سلولی فضا برای شبکه‌های سه‌بعدی استفاده کردند [12]. رویکرد این تحقیق نیاز به جایابی تصادفی حسگرها در سراسر فضای سلولی و به تعداد بالا دارد که با محدودیت‌های هزینه اجرایی سازگار نیست. اخیراً نیز مسئله MCSDP با حسگرهای متحرک تحت شبکه و جهت‌دار و با استفاده از نمودار ورونوی و دو الگوریتم تکرار مبنا حل گردید [13]. با این حال، پیچیدگی محاسباتی این الگوریتم‌ها بالا بوده و نتایج به‌دست آمده نیز دارای محدودیت‌های کاربردی هستند. ژو³ و همکاران نیز مسائل مربوط به ارتباط و پوشش شبکه‌ها را به‌طور کامل مرور کرده‌اند [14].

بخش دیگری از پیشینه این تحقیق مرتبط با الگوریتم‌های بهینه‌سازی به‌کار رفته برای حل مسائل جایابی و پوشش حسگرها در WSN است. با افزایش شمار حسگرهای به‌کار گرفته شده، پیچیدگی محاسباتی مسئله MCSDP دچار افزایش می‌شود. افزایش تعداد حسگرها نیز رویکردی غیربهینه و بسیار پرهزینه است. بر این اساس، استفاده از الگوریتم‌های فرا اکتشافی به دلیل انعطاف‌پذیری، کارایی و کیفیت مطلوب یکی از رویکردهای فراگیر در حل مسئله MCSDP بوده است. از الگوریتم زنبورعسل مصنوعی (ABC) به‌منظور بهینه‌سازی پوشش حسگرها با مدل تشخیص احتمالی استفاده شده [15] و الگوریتم ادغام شده توده ذرات (PSO) نیز برای جایابی دوبعدی حسگرهای همه‌جهتی با مدل پوشش احتمالی مورد استفاده قرار گرفته است [16]. یون و همکاران، عملکرد چندین نسخه بهبودیافته از الگوریتم ژنتیک (GA) را بررسی کردند و نتایج به‌دست آمده مبین مطلوبیت نسبی نتایج کسب شده بودند [17]، اما در این پژوهش، مسئله در ساده‌ترین سناریو و در محیط‌های دوبعدی غیرواقعی حل شده است. اخیراً از الگوریتم شبه مغناطیسی برای تعیین پوشش دوبعدی حسگرها با یک مدل تشخیص احتمالی جدید استفاده شد و نتایج کسب‌شده بهتر از نتایج به‌دست آمده با الگوریتم‌های ABC و PSO بودند [18]. کالکرنی و همکاران نیز روش‌های بهینه‌سازی به‌کار رفته برای حل مسئله جایابی را مرور کردند [19]. تیسای و همکاران نیز به مرور بخشی از این الگوریتم‌ها پرداخته‌اند [20]. با این وجود، هیچ‌کدام از این پژوهش‌ها، رویکرد ارائه شده در این تحقیق برای محاسبه پوشش را در حضور مدل‌های سه‌بعدی واقع‌گرایانه سه‌بعدی برداری ارائه نکرده‌اند. الگوریتم بهینه‌سازی ارزیابی‌شده در این تحقیق نیز در سال گذشته ارائه شده و تاکنون عملکرد آن برای این مسئله ارزیابی نشده است.

در این مقاله، به حل مسئله MCSDP با یک استراتژی نوین بر مبنای هندسه پرسپکتیو و با لحاظ قیود مکانی و دینامیکی در فضای برداری شهری و با ربات‌های حسگر غیر شبکه شده و هدایت‌پذیر پرداخته می‌شود. هر ARV بر مبنای مدل حسگر جهت‌دار دارای آزادی عمل جهت حرکت در راستاهای مختلف است. هدف جایابی ربات‌ها دستیابی به بیشینه پوشش از منطقه است. از الگوریتم ارائه شده در این نوشتار می‌توان در حل مسئله MCSDP با حسگرهای زمینی و سیار نیز استفاده نمود. در راستای پیشینه تحقیق، جهت حل این مسئله، با توجه به جزئیات هندسی زیاد، پیچیدگی‌های فضای برداری، عدم تناسب ماهیت مسئله با الگوریتم‌های بهینه‌سازی گرایان مبنا، به محاسبه حداکثر پوشش با بهره‌گیری از الگوریتم‌های فرا اکتشافی جمعیت مبنای تصادفی پرداخته می‌شود. بدین منظور الگوریتم جستجوی فراکتال بر مبنای شاخص‌هایی همچون نرخ موفقیت، کیفیت نتایج، نرخ همگرایی و آزمون آماری با روش‌های GA، گرگ

قابل دید فضای پیرامون خود خواهد بود. میزان نهایی پوشش منطقه توسط تیمی از ARV ها، می‌تواند از مجموع همه سطوح تحت پوشش حسگرها حاصل شود. به‌منظور دستیابی به بیشینه پوشش از یک منطقه و با تعداد ARV مشخص و محدود، هر ربات باید به‌گونه‌ای جایابی گردد که توانایی پوشش سطح بیشتری از فضای پیرامون خود را داشته باشد. محدوده تشخیص هر ربات متأثر از برد و توان سیگنال آن و وجود یا عدم وجود موانع محیطی محدود است. از این روی، گره‌های حسگری می‌بایست در موقعیت‌هایی تعبیه شوند که امکان جمع‌آوری اطلاعات بیشتری را از فضای اطراف خود داشته باشند.

مسئله موجود در این تحقیق با مسائل بهینه‌سازی پوشش و جایابی بهینه حسگرها در شبکه‌های حسگر بی‌سیم (WSN) ارتباط دارد. از این‌رو، مسئله بهینه‌سازی پوشش با ربات‌های حسگر نیز به یکی از چالش‌های پژوهشی تبدیل شده است [3]. میسورولا و همکاران به مسئله جایابی ربات‌ها برای پایش و نمونه‌برداری دینامیکی چند مقیاسی از پدیده مکانی-زمانی¹ گسترش آتش‌سوزی مراتع طبیعی به یاری فیلتر کالمن، شبکه‌های عصبی، جستجوی حریصانه و بر مبنای یک مدل رستری پرداخته‌اند [4]. اخیراً نیز با کمک نمودار ورونوی به حل مسئله پوشش منطقه توسط تیمی از ربات‌ها پرداخته شد [5]. با توجه به وجود حسگرها در مدل‌سازی این مسئله، از کاستی‌های موجود در زمینه دوم WSN آن است که در بیشتر آن‌ها از مدل داده رستری و حسگرهای استاتیک جهت مدل‌سازی مسئله بهره‌گیری شده، درحالی‌که شرایط واقعی در محیط‌های اجرایی چنین نیست [6]. در کارهایی نیز که از مدل داده برداری به‌عنوان مدل فضای مسئله استفاده شده، مدل‌سازی فضا به‌صورت چکیده و دوبعدی است و موانع ارتفاعی و توپوگرافی نیز در مدل مسئله لحاظ نشده‌اند [7]. برخی از مطالعات نیز موانع و توپوگرافی محیط را لحاظ کرده‌اند اما صرفاً از داده‌های رستری استفاده کرده‌اند [8]. در این تلاش‌ها از DSM به‌عنوان مدل موانع و توپوگرافی استفاده گردیده و همچنین استراتژی تخمین پوشش بر مبنای مدل DSM طراحی شده، درحالی‌که دقت هندسی این مدل‌ها پایین‌تر از مدل‌های برداری به‌کار رفته در این تحقیق بوده است.

پیش از این، مسئله جایابی حسگرها با بیشینه پوشش² (MCSDP) برای ربات‌های پرنده با مدل‌سازی و رویکرد پیشنهادی این تحقیق حل نشده است. با این حال، در این زمینه، مطالعاتی جهت افزایش پوشش حسگرهای ثابت با حرکات جزئی و حسگرهای متحرک صورت گرفته که محدود به صفحه دوبعدی بوده‌اند [9]. ربی و همکاران روش‌هایی برای جایابی بهینه و دستیابی به پوشش و ارتباط حسگرها در فضای دوبعدی بر مبنای الگوریتم ژنتیک ارائه کردند [10]. محققان با استفاده از گره‌های متحرک قابل کنترل و

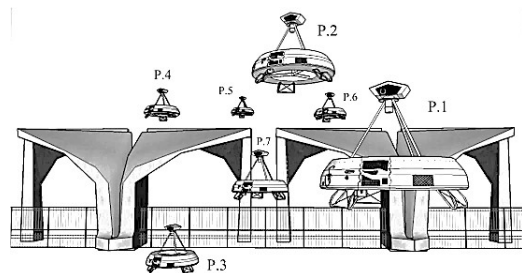


Fig. 1 Robot deployment scenario

شکل 1 سناریوی جایابی ربات‌ها

¹ Spatio-temporal

² Maximum coverage sensor deployment problem

³ Zhu

f_j بوده که $j = 1, 2, \dots, q$ است. معادله انرژی توزیع به‌صورت رابطه (7) تعریف می‌شود:

$$E_i^j = \left[\left(f_i / f_i + \sum_{k=1}^q f_k \right) \right] \times E_i \quad (7)$$

تنها تعداد کمی از بهترین ذرات (کمتر از ده درصد تمامی ذرات در هر دوره) به دوره بعدی منتقل می‌شوند. انرژی حاصل به دلیل چشم‌پوشی از این ذرات، برای ذرات باقیمانده و تولید ذرات جدید مصرف می‌گردد. در نتیجه معادله انرژی توزیع برای ذرات باقیمانده به‌صورت زیر خواهد بود:

$$E_{\text{new}}^t = E_{\text{old}}^t + \left[\left(f_t / \sum_{k=1}^{\xi} f_k \right) \times \varphi \right] \times \mu \quad (8)$$

برای هر ذره که قرار است انتشار یابد، تعداد ذرات مورد انتظار تولیدی که به‌صورت تصادفی در فضا قرار می‌گیرند با از معادله (9) به دست می‌آید:

$$\theta = \log(NDP) / \log(MD) \quad (9)$$

انرژی توزیع‌شده برای تولید هر ذره با سایر ذرات برابر است و به‌صورت رابطه (10) تعیین می‌شود:

$$E_c' = (\varphi \times (1 - \mu)) / \theta, c = 1, 2, \dots, \theta \quad (10)$$

2-1- جست‌وجوی فراکتال تصادفی

در FS هیچ‌گونه تبادل اطلاعاتی میان ذرات رخ نمی‌دهد. این وضعیت را می‌توان در الگوریتم تصادفی SFS و با اضافه نمودن یک فاز با عنوان فاز به‌روزرسانی برطرف نمود. فرآیند انتشار و به‌روزرسانی دو فرآیند اصلی SFS هستند. در SFS تنها بهترین ذره تولیدی توسط فرآیند انتشار در نظر گرفته شده و از باقی آن‌ها صرف‌نظر می‌شود. SFS علاوه بر اکتشاف محیط مسئله، از روش‌های تصادفی نیز در طی فرآیند به‌روزرسانی استفاده می‌نماید. برای ساخت ذرات جدید از فرآیند انتشار، توزیع گوسی تنها روش تصادفی استفاده شده در فرآیند رشد DLA در SFS است. توزیع گوسی مورد استفاده در فرآیند انتشار بر مبنای روابط (11) و (12) تعیین می‌شود:

$$GW_1 = \text{gaussian}(\mu_{BP}, \sigma) + (\varepsilon \times BP - \varepsilon \times P_i) \quad (11)$$

$$GW_1 = \text{gaussian}(\mu_p, \sigma) \quad (12)$$

پارامترهای گوسی در معادله (11) شامل μ_{BP} و σ بوده که μ_{BP} دقیقاً برابر با BP است. پارامترهای معادله (12) μ_p و σ هستند که μ_p برابر با P_i است. با در نظر گرفتن پارامترهای گوسی، انحراف استاندارد با استفاده از معادله (13) محاسبه می‌شود:

$$\sigma = |(\log(g) / g) \times (P_i - BP)| \quad (13)$$

معادله (14) نحوه مقداردهی نقطه P_j را نمایش می‌دهد:

$$P_j = LB + \varepsilon \times (UB' - LB') \quad (14)$$

پس از مقداردهی اولیه، تابع برازش برای به دست آوردن بهترین نقطه (BP) در میان تمامی نقاط محاسبه می‌گردد. برای اولین فرآیند آماری، در ابتدا، تمامی نقاط بر اساس مقدار تابع برازندگی رتبه‌بندی می‌شوند. سپس به هر نقطه i مقدار احتمالی داده می‌شود که براساس معادله (15) از یک توزیع یکنواخت تبعیت می‌نماید:

$$Pa_i = \text{rank}(P_i) / N \quad (15)$$

که $\text{rank}(P_i)$ به‌عنوان رتبه نقطه P_i در میان تمامی نقاط گروه است. هر نقطه P_i در گروه، براساس برقراری شرط $Pa_i < \varepsilon$ قرارگیری ε در بازه $(0, 1)$ ، مؤلفه P_i با توجه به معادله (16) به‌روزرسانی می‌شود، و در غیر این صورت بدون تغییر باقی می‌ماند.

$$P_i'(j) = P_r(j) - \varepsilon \times (P_i(j) - P_i(j)) \quad (16)$$

که P_i' موقعیت تصحیح‌شده جدید P_i است. قبل شروع فرآیند دوم، بار

خاکستری (GWO)، رقابت استعماری (ICA) و PSO مقایسه شده است. به‌صورت خلاصه، مشارکت اصلی و نوآوری‌های پژوهش حاضر در مقایسه با آخرین تحقیقات مرتبط بدین شرح است:

- ارائه روشی جدید مبتنی بر استفاده از مدل‌های برداری و سه‌بعدی
- ارائه مدل ریاضی جدید برای مسئله بیشینه‌سازی پوشش ربات‌های حسگر
- ارزیابی کارایی الگوریتم جدید جستجوی فراکتال برای مسئله جایابی بهینه ربات‌ها و مقایسه جامع نتایج آن با دیگر الگوریتم‌ها
- بررسی تأثیر قیود مکانی بر رویکرد پیشنهادی

2- جست‌وجوی خود متشابه (فراکتال)

این الگوریتم نخستین بار در سال اخیر جهت حل مسائل بهینه‌سازی مقید و نامقید و توسط سلیمی از دانشگاه تهران ابداع گردید [21]. این الگوریتم با استفاده از پدیده رشد فراکتال (خود متشابه) و تئوری پتانسیل و براساس سه قانون ساده به جستجوی پاسخ بهینه می‌پردازد. در قانون نخست، برای هر ذره، میزانی از پتانسیل الکتریکی در نظر گرفته می‌شود. در قانون دوم، هر ذره با انتشار خود می‌تواند سبب تولید ذرات تصادفی دیگر گردد به‌گونه‌ای که انرژی ذره اولیه بین ذرات ایجادشده تقسیم شود. در قانون سوم، تنها تعداد کمی از بهترین ذرات در هر دوره باقی می‌مانند و سایر ذرات از فرآیندهای الگوریتم حذف می‌شوند. فرض کنید که P ذره برای یافتن پاسخ یک مسئله در نظر گرفته شده‌اند. در ابتدا، هر ذره P_i با انرژی E_i که از معادله (1) تعیین می‌گردد، با رویکردی تصادفی در فضای جست‌وجوی قرار می‌گیرد:

$$E_i = E / P \quad (1)$$

در روش جست‌وجوی این الگوریتم، هر ذره انتشار یافته خود موجب توزیع ذرات تصادفی دیگر براساس حرکت لوی¹ (LF) می‌شود. در این الگوریتم، از حرکت لوی برای مدل‌سازی رشد DLA جهت تولید فراکتال‌های تصادفی استفاده شده است. توزیع لوی می‌تواند براساس معادله (2) بیان شود:

$$L(x) = \pi^{-1} \int_0^{\infty} e^{-\alpha q^\beta} \cos(qx) dx \quad (2)$$

که β در بازه $(0, 2)$ است. برای تولید هر نقطه جدید در فرآیند انتشار، توزیع لوی و گوسی به ترتیب براساس معادلات (3) و (4) اجرا می‌شوند:

$$x_i^q = x_i + \alpha_i^q \otimes \text{levy}(\lambda), 1 \leq q \leq MDN \quad (3)$$

$$x_i^q = x_i + \beta \times \text{gaussian}(P_i, |BP|) - (\gamma \times BP - \gamma \times P_i) \quad (4)$$

که علامت ضرب $\otimes$ به معنای ضرب داخلی است. β در معادله (4) برابر است با $\log(g) / g$. در این رابطه، $\text{gaussian}(P_i, |BP|)$ یک توزیع گوسی است که میانگین و انحراف استاندارد آن به ترتیب برابر P_i و BP هستند. γ و γ' نیز در بازه $(0, 1)$ انتخاب می‌شوند. الگوریتم از هر دو توزیع گوسی و لوی به‌صورت تصادفی استفاده می‌نماید. دو معادله مورد استفاده برای α به‌صورت معادلات (5) و (6) هستند:

$$\alpha_i = (\log(\min(\hat{E})) \times (U - D)) / (g \times \log(E_i)) \quad (5)$$

$$\alpha_i = (UB - LB) / (g \times \log(E_i))^\varepsilon \quad (6)$$

که $\min(\hat{E})$ به‌عنوان کمترین انرژی ذره در کل سیستم در نظر گرفته می‌شود و g بیانگر شماره دوره است و ε برابر با مقدار ثابت 1.5 تنظیم می‌شود. پس از انتشار ذره، هر چه ذره دارای سازگاری بهتری باشد، انرژی بیشتری خواهد داشت. فرض کنید q تعداد ذرات تولیدشده توسط انتشار ذره P_i که دارای انرژی E_i هستند، باشد. هر ذره انتشار یافته دارای مقدار سازگاری

¹ Levy flight

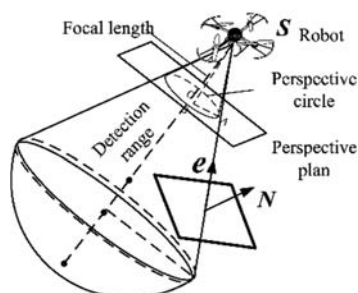


Fig. 2 Elimination of the back-face polygons

شکل 2 حذف چندضلعی‌های پشت به حسگر

3-2- حذف چندضلعی‌های پشت صفحه پرسپکتیو

با فرض جهت‌دار بودن حسگرها، چندضلعی‌هایی واقع در پشت صفحه پرسپکتیو قابل دید نبوده و حذف می‌شوند. با توجه به "شکل 3"، به‌منظور حذف این چندضلعی‌ها، ابتدا بردارهای $\vec{e}_{IS}$ که جهت آن‌ها از سمت نقاط چندضلعی به سمت موقعیت تصویر شده حسگر بر روی صفحه پرسپکتیو (S) باشند، محاسبه می‌شوند. اگر زوایای بین بردار جهت حسگر و تمامی بردارهای $\vec{e}_{IS}$ کمتر از 90° درجه باشند، این چندضلعی به‌طور کامل در جلو صفحه پرسپکتیو قرار می‌گیرد. نمونه‌ای از این چندضلعی‌ها، چندضلعی A و B به‌عنوان یکی از وجوه شکل‌ها در "شکل 3" هستند. اگر همه این زوایا بیشتر از 90° درجه باشند، چندضلعی در پشت صفحه است. در صورتی که بعضی از زوایا کمتر و بعضی بیشتر از 90° درجه باشند، بخش‌های واقع در پشت صفحه پرسپکتیو قابل دید نبوده و می‌توان آن‌ها را از لیست وجوه قابل دید حذف کرد. برای مثال، برخی از وجوه چندوجهی C در "شکل 3" باید حذف شوند.

3-3- حذف چندضلعی‌های غیرقابل حسگری

چندضلعی‌های خارج از محدوده فاصله عملکرد حسگر قطعاً قابل تشخیص نیستند و باید حذف شوند. با توجه به "شکل 4"، یک کره با شعاع تشخیص R_s می‌تواند به‌عنوان محدوده عملکرد حسگر در نظر گرفته شود. برای تشخیص قرارگیری یا عدم قرارگیری یک شیء درون برد یک حسگر می‌توان از مختصات رئوس آن بهره‌گیری نمود. اگر فاصله اقلیدسی تمامی نقاط یک چندضلعی (به‌عنوان یکی از وجوه چندوجهی) با حسگر، که با d_{IS} نمایش داده می‌شود، بزرگ‌تر از شعاع تشخیص باشد، آن چندضلعی غیرقابل تشخیص است. در مورد چند وجهی‌های متقاطع با کره، باید وجوه خارج از کره را حذف نمود. برای مثال، برخی از وجوه خارج از کره چندوجهی C در

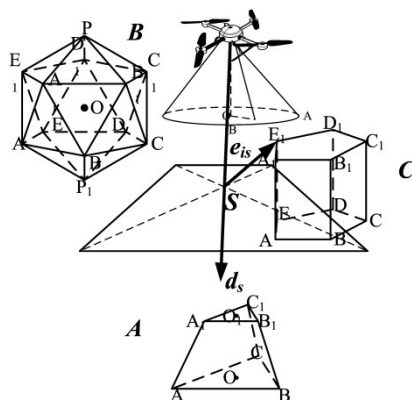


Fig. 3 All faces of B and some of the faces of C can be eliminated

شکل 3 می‌توان تمام وجوه B و بخشی از وجوه C را حذف نمود

دیگر، تمامی نقاط تعیین‌شده در فرآیند آماری اول بر مبنای معادله (15) رتبه‌بندی می‌شوند. مشابه فرآیند آماری اول، اگر شرط $Pa_i < \varepsilon$ برای نقطه جدید P'_i برقرار باشد، مکان موقعیت فعلی P'_i با توجه به معادله (17) تصحیح می‌شود، در غیر این هیچ به‌روزرسانی انجام نمی‌شود:

$$P''_i = \begin{cases} P'_i - \varepsilon \times (P'_i - BP) & \varepsilon \leq 0.5 \\ P'_i + \varepsilon \times (P'_i - BP) & \varepsilon > 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

اگر مقدار تابع تناسب آن بهتر از P'_i باشد، نقطه جدید P''_i جایگزین نقطه P'_i می‌شود.

3- محاسبه پوشش در فضای برداری

در این بخش، به ارائه یک الگوریتم جدید جهت محاسبه هندسی پوشش حسگرها در محیط‌های سه‌بعدی شهری پرداخته شده است. روش پیشنهادی می‌تواند مساحت چندضلعی‌های کناری ساختمان‌ها را محاسبه کند و برای هر نوع ربات حسگر قابل به‌کارگیری است. این مهم در رابطه با روش‌های محاسبه پوشش در مدل‌های رستری محیط قابل انجام نیست.

دید یک حسگر جهت‌دار می‌تواند بر روی یک صفحه تصویر به نام صفحه پرسپکتیو تصویر شود. محدوده زاویه عملکرد حسگر نیز به‌صورت یک دایره به نام دایره پرسپکتیو مدل شده که بیانگر میدان دید حسگر است. بر این مبنای، جهت محاسبه مساحت ناحیه تحت پوشش حسگر، ابتدا فهرستی از تمام وجوه منطقه موردبررسی در نظر گرفته می‌شود. مجموع مساحت تمام این وجوه بیانگر مساحت کل منطقه است. در صورتی که تمام وجوه غیرقابل دید حذف شوند، آنچه باقی می‌ماند، ناحیه قابل دید حسگر خواهد بود. حذف چند ضلعی‌های غیرقابل دید بر اساس مراحل زیر اجرا می‌شود:

3-1- حذف چندضلعی‌های پشت به حسگر

به‌منظور محاسبه نواحی تحت پوشش، می‌توان چندضلعی‌هایی که به‌طورقطع در محدوده پوشش حسگر نیستند را حذف نمود. برخی از این چندضلعی‌ها، در پشت حسگر هستند و می‌توان آن‌ها را در ابتدای محاسبات حذف نمود. برای این هدف، ابتدا بردار نرمال هر چندضلعی محذب مطابق رابطه (18) محاسبه شده و با بردار اتصال چندضلعی به حسگر مقایسه می‌گردد:

$$\vec{N} = \text{Product}(\vec{k}_2 - \vec{k}_1, \vec{k}_3 - \vec{k}_2) \quad (18)$$

در این رابطه، Product بیانگر ضرب خارجی است و برای محاسبه آن از سه نقطه نخست چندضلعی استفاده می‌شود. در صورتی که چندضلعی تحت پوشش، غیر محذب باشد، جهت محاسبه مؤلفه‌های بردار نرمال $\vec{N}$ می‌توان از فرمول (19) استفاده نمود [22]:

$$\vec{N} = \langle \vec{N}_x, \vec{N}_y, \vec{N}_z \rangle$$

$$\begin{cases} \vec{N}_x = \sum_{i=1}^n (\vec{y}_i - \vec{y}_{\text{next}(i)}) (\vec{z}_i + \vec{z}_{\text{next}(i)}) \\ \vec{N}_y = \sum_{i=1}^n (\vec{z}_i - \vec{z}_{\text{next}(i)}) (\vec{x}_i + \vec{x}_{\text{next}(i)}) \\ \vec{N}_z = \sum_{i=1}^n (\vec{x}_i - \vec{x}_{\text{next}(i)}) (\vec{y}_i + \vec{y}_{\text{next}(i)}) \end{cases} \quad (19)$$

در این رابطه، n نشان‌دهنده تعداد نقاط چندضلعی، (x_i, y_i, z_i) مختصات نقطه i ام و $\text{next}(i)$ بیانگر نقطه بعد از i است. با توجه به "شکل 2"، بردار $\vec{e}$ که جهت آن از چندضلعی به سمت حسگر است و بردار نرمال $\vec{N}$ که عمود بر صفحه است را در نظر می‌گیریم. با توجه به این بردارها، اگر مقدار $e \cdot \vec{N} < 0$ باشد، آن‌گاه چندضلعی پشت به حسگر بوده و می‌توان آن را حذف نمود. همین رویه را در مورد تمام چندضلعی‌های لیست اولیه اجرا می‌کنیم.

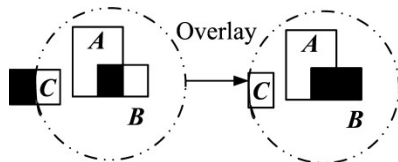


Fig. 6 Overlaying the polygons with the perspective circle

شکل 6 برهم‌نهی چندضلعی‌ها با دایره پرسپکتیو

عمق دید نزدیک‌تر در بین این نقاط؛ (ب) روش افراز فضای باینری¹ که به‌وسیله نیلور در فضای سه‌بعدی توسعه یافت و بدین منظور قابل استفاده است [26]. در روش نیلور، یک ساختار درختی به‌منظور حفظ اطلاعات نسبی عمق بین چندضلعی‌ها ایجاد می‌شود.

3-5- انتقال چندضلعی‌های تصویر شده به صفحات چندضلعی‌های سه‌بعدی خود

در این مرحله، پس از تعیین لیست چندضلعی‌های قابل دید توسط حسگر، مساحت آن‌ها محاسبه می‌شود. مساحت لیست نهایی به بیانگر میزان مساحت تحت پوشش حسگر از اشیای منطقه است. از این‌رو، چندضلعی‌های تصویر شده‌ای که از پردازش برهم‌نهی خارج می‌شوند و بخش سایه آن‌ها حذف شده، در انتها به صفحه‌ی سه‌بعدی مرجع خود انتقال می‌یابند. "شکل 7" مثالی از این فرآیند را نمایش می‌دهد.

چندضلعی‌های انتقال‌یافته، توسط حسگر قابل پوشش هستند؛ بنابراین، اگر مجموع مساحت تمام این چندضلعی‌ها را به دست آوریم، کل مساحت تحت پوشش حسگر به دست خواهد آمد. جهت تعیین مساحت چندضلعی‌ها، نخست می‌توان آن‌ها را مطابق "شکل 8" به مثلث‌های تشکیل‌دهنده آن‌ها تجزیه نمود. سپس مثلث‌های حاصل را به فضای سه‌بعدی انتقال می‌دهیم. محاسبه مساحت هر یک از این مثلث‌ها در فضای سه‌بعدی بدین‌صورت است:

$$\text{Area}_{\Delta,i} = |\text{Product}(\vec{k}_{2,i} - \vec{k}_{1,i}, \vec{k}_{3,i} - \vec{k}_{1,i})| \quad (20)$$

که این رابطه براساس ضرب خارجی بین دو بردار حاصل می‌شود. درنهایت، مجموع مساحت از رابطه (21) به دست می‌آید:

$$\text{Area}_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n \text{Area}_{\Delta,i} \quad (21)$$

4- اجرای مسئله MCSDP

در این تحقیق، به حل مسئله MCSDP با رویکردی جدید و با در نظر گرفتن

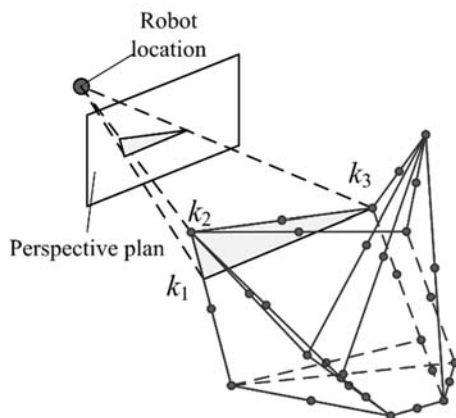


Fig. 7 Transformation of the triangles into their 3D polygon planes

شکل 7 انتقال مثلث‌ها به صفحات چندضلعی‌های سه‌بعدی خود

"شکل 4" باید از لیست وجوه اولیه حذف شوند.

3-4- حذف چندضلعی‌های پنهان در پشت عوارض دیگر

در مرحله چهارم، به حذف چندضلعی‌هایی که به‌دلیل وجود دیگر چندضلعی‌ها از دید حسگر پنهان هستند، پرداخته می‌شود. بر این اساس، باید چندضلعی‌های مورد تأیید در مراحل قبل را با هندسه پرسپکتیو بر روی صفحه‌ی پرسپکتیو تصویر نمود [23]. با توجه به "شکل 5"، چندضلعی‌های تصویر شده را می‌توان در چند دسته طبقه‌بندی نمود: (الف) چندضلعی‌های کاملاً قابل دید که کاملاً درون دایره پرسپکتیو قرار گرفته‌اند. برای نمونه، به چندضلعی‌های A و B در "شکل 5" توجه نمایید. (ب) چندضلعی‌های کاملاً غیرقابل دید که به‌طور کامل در خارج از دایره پرسپکتیو قرار گرفته‌اند و در درون محدوده‌ی زاویه عملکرد حسگر نیز قرار ندارند (ج) چندضلعی‌های متقاطع با دایره‌ی پرسپکتیو که تنها بخشی از آن‌ها قابل دید است. برای مثال به چندضلعی C در "شکل 5" توجه نمایید. نواحی قابل دید این چندضلعی‌ها، به کمک تقاطع آن‌ها با دایره پرسپکتیو استخراج می‌شوند.

با داشتن بخش‌های قابل دید چندضلعی‌ها که در درون محدوده فاصله عملکرد آن قرار دارند، آن‌ها را با یکدیگر مقایسه می‌نماییم. با این مقایسه، می‌توان قسمت‌های پنهان از دید حسگر را حذف نمود. بدین منظور، برهم‌نهی چندضلعی‌ها با یکدیگر براساس روش ترتیب دهی عمقی محاسبه می‌شوند [24]. ترتیب دهی عمقی با هدف اطمینان از برهم‌نهی هر چندضلعی با چندضلعی‌های قرار گرفته در پشت آن اجرا می‌شود. "شکل 6" برهم‌نهی چندضلعی‌ها را نمایش می‌دهد. در رویکرد پیشنهادی به‌منظور افزایش دقت حاصل از برهم‌نهی، از روش برداری پیشنهاد شده توسط لئونو بهره‌گیری شده است [25]. به‌منظور اجرای الگوریتم ترتیب‌دهی عمقی، چندضلعی‌ها باید از دورترین فاصله تا نزدیک‌ترین فاصله نسبت به حسگر مرتب شوند. دو رویکرد جهت اجرای ترتیب‌دهی عمقی موجود است: (الف) بررسی یکی از نقاط حاصل از تقاطع میان دو چندضلعی تصویر شده و تعیین

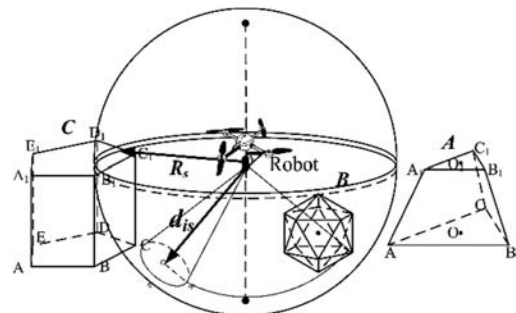


Fig. 4 Faces of A and some of the faces of C can be eliminated

شکل 4 می‌توان وجوه A و بخشی از وجوه C را حذف نمود

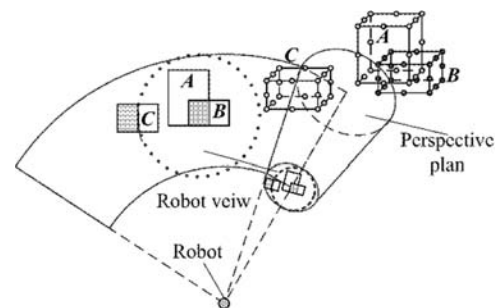


Fig. 5 Classification of the projected polygons

شکل 5 طبقه‌بندی چندضلعی‌های تصویر شده

¹ Binary space partitioning

پوشش، می‌توان به (الف) قید عدم استقرار در منطقه غیرمجاز (ممنوعه)، H_{AZ} ، (ب) استقرار در منطقه مجاز (اجباری)، H_{PZ} و (ج) پوشش چندتایی یعنی پوشش توسط حداقل k حسگر اشاره نمود. قیود حرکتی با توجه به (د) محدودیت‌های ارتفاع پرواز (حفظ ایمنی ربات)، همچنین (ه) زوایای چرخش ربات لحاظ گردیده است. بر اساس قید شرط ایمنی در معادله (24)، باید کمینه اختلافات ارتفاع نقاط سنجیده شده (مؤلفه z_i) با حداقل ارتفاع در آن مختصات (ارتفاع ثبت شده از منطقه) بیش از ارتفاع ایمن Z_{safe} باشد.

$$q_Z = Z_{safe} - \min(z_i - z_s(x_i, y_i)) \geq 0, \quad (24)$$

بر اساس قید (ه)، محدودیت بیشینه زاویه چرخش، ربات حسگر تنها مجاز به اندازه‌ای معین از تغییر جهت در هر موقعیت است. بر مبنای قید معادله (25)، زاویه بیشینه چرخش بدین صورت محدود شده است:

$$q_\phi = \max(\phi_i - \phi_i^{\max}) \geq 0, \quad i = 0, 1, \dots, n-1 \quad (25)$$

در رابطه (25)، $\phi_i^{\max}$ بر مبنای رابطه (26) به فراخور شتاب گرانش g قابل برآورد است [27].

$$q_\phi = ((n_{\max}g)/V) \times [(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2]^{0.5} \quad (26)$$

با توجه به لزوم ارتباط هر حسگر با CCS، یک قید مطابق رابطه (27) برای حفظ فاصله هر حسگر با CCS در یک محدوده مشخص لحاظ شده است. در صورتی که فاصله CCS با هر حسگر از این محدوده خارج شود، راه‌حل به‌دست آمده معتبر نخواهد بود.

$$q_s = U - \text{Distance}(S_i, CCS) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (27)$$

در این رابطه $\text{Distance}(\cdot)$ بیانگر تابع فاصله بین دو موقعیت است. قید (الف) به‌صورت ضرب‌الاجل در راه‌حل‌های مسئله اعمال می‌شود.

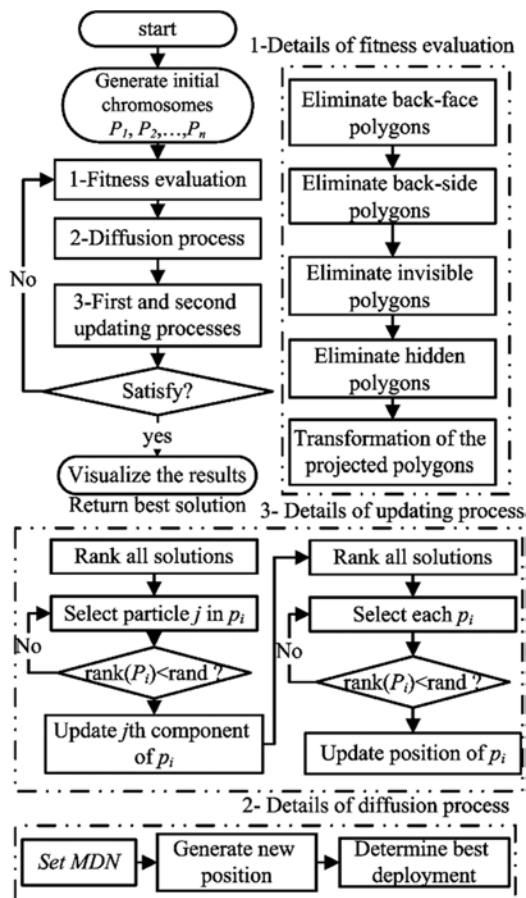


Fig. 10 Flowchart of the proposed strategy

شکل 10 فلوچارت رهیافت پیشنهادی

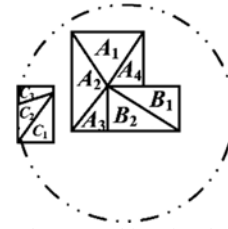


Fig. 8 Converting the polygons to their triangles

شکل 8 تبدیل چندضلعی‌ها به مثلث‌های آن‌ها

محدودیت‌های مکانی مختلف در فضای برداری شهری و برای ربات‌های حسگر غیرمتصل و متحرک پرداخته می‌شود. هر ARV دارای یک حسگر بر اساس مدل تشخیص جهت‌دار دودویی بوده و مجاز به جایابی در استاهای مختلف به‌منظور دستیابی به بیشینه پوشش از فضای پیرامون است. از رویکرد پیشنهادی در محاسبه پوشش می‌توان برای مسئله MCSDP با حسگرهای ساکن و زمینی نیز بهره‌گیری کرد. پیکربندی سناریوی مسئله در "شکل 9" نمایش داده شده است.

هر ARV پس از انجام عملیات حسگری، اطلاعات به‌دست آمده از ناحیه تحت پوشش خود را به‌صورت مستقیم و بدون واسطه به ایستگاه کنترل مرکزی (CCS) ارسال می‌نماید. از این‌روی، در سناریوی حل شده، نیازی به تبادل اطلاعات با دیگر حسگرها و لحاظ قید شبکه بین حسگرها نبوده است. هر حسگر می‌تواند به‌صورت مستقل برای بیشینه‌سازی سطح تحت پوشش خود جابجا شود.

به‌منظور مدل‌سازی عملکرد حسگر، از مدل دودویی جهت‌دار استفاده شده است [27]. این حسگرها قادرند در جهت‌های مختلف قرار گیرند و بر طبق کاربرد، جهت مناسب را اتخاذ نمایند. بر اساس مدل جهت‌دار دودویی، یک هدف توسط حسگرهای جهت‌دار ردیابی می‌شود که رابطه (22) برقرار باشد:

$$p_i'' = \begin{cases} 1 & D_{st} \leq R_s \text{ and } \overrightarrow{ST} \cdot \vec{d} \geq \vec{d} \cdot \cos(0.5a) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

اگر a در این مدل برابر با 360 درجه شود این مدل تبدیل به مدل همه‌جہتی می‌شود و برای حسگرهای همه‌جہتی نیز قابل به‌کارگیری است [27]. تابع هدف مسئله MCSDP مطرح در این پژوهش، به‌صورت بیشینه‌سازی مجموع مساحت تحت پوشش مجموعه حسگرها با توجه به رویکرد ارائه شده در بخش پیشین است. تابع هدف و قیود مسئله به‌صورت معادله (23) بیان می‌گردند:

$$\begin{aligned} &\text{minimize } \sum_{i=1}^m \text{Area}_t - \sum_{i=1}^n \text{Area}_{\Delta_i} \\ &\text{subject to } q_Z, q_\phi, q_s \geq 0, \\ &\quad H_{AZ}, H_{PZ} \geq 0, \end{aligned} \quad (23)$$

که n تعداد کل مثلث‌های تشخیص داده شده در بخش قبل، m تعداد کل مثلث‌ها است. فلوچارت رهیافت پیشنهادی در شکل 10 قابل مشاهده است. در رابطه با قیدهای لحاظ شده در مسئله MCSDP با رویکرد حداکثر

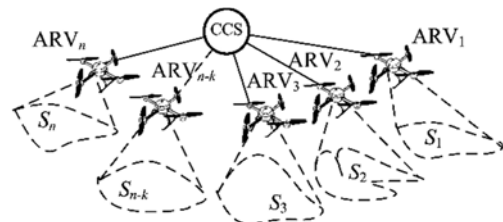


Fig. 9 Configuration of the problem

شکل 9 پیکربندی مسئله

تنظیمات الگوریتم‌ها را گزارش می‌دهد.

جهت مقایسه منصفانه و کاهش وابستگی الگوریتم‌ها به مقدار اولیه پارامترها، میانگین 50 اجرای مستقل به‌عنوان خروجی نهایی هر الگوریتم گزارش شده است. همه اجراها مستقل از یکدیگر بوده و فرآیند بهینه‌سازی در هر اجرا به طور مجدد با شروع از یک حالت تصادفی اولیه آغاز شده است. جمعیت اولیه الگوریتم‌ها 50 بوده و تعداد تکرارهای داخلی آن‌ها نیز برابر 500 تکرار انتخاب شده است. شرط پایان تمامی الگوریتم‌ها براساس معیار ترکیبی طراحی شده است. بر این مبنا، شرط توقف ترکیبی می‌تواند بر مبنای "شکل 11" طراحی و جهت ارزیابی کارایی روش‌های پیاده‌سازی شده به کار گرفته شود.

جهت نحوه کدینگ الگوریتم ژنتیک در حل مسئله، موقعیت، ارتفاع و جهت هر حسگر به‌عنوان متغیرهای کروموزومی در نظر گرفته می‌شود [27]. در سایر الگوریتم‌ها از جمله جستجوی فراکتال نیز از این روش کدینگ استفاده شد. "شکل 12" مدل کروموزومی راه‌حل‌ها را نشان می‌دهد.

مقادیر درون این ساختار، مطابق با عملگرهای هر الگوریتم تا زمان همگرایی روش‌ها مورد اصلاح و تکامل واقع می‌شود [27]. یکی از معیارهای مهم در ارزیابی کارایی بهینه‌سازها، مقایسه شمار دفعات اجراهای موفق الگوریتم در مجموعه‌ای از پیاده‌سازی‌های مستقل است. بر این اساس، نرخ موفقیت هر روش در جستجوی پاسخ‌های بهینه می‌تواند براساس معادله (29) محاسبه گردد:

$$Sr = 100 \times [\Phi_{best}/R_{total}] \quad (29)$$

شرط احتساب یک اجرا به‌عنوان یک اجرای موفق می‌تواند براساس رابطه (30) به دست آید [28]:

$$\sum_{z=1}^{Dim} (P_z^{gb} - P_z^B)^2 \leq (UB - LB) \times \Xi \quad (30)$$

که Ξ برابر 0.1 انتخاب شده است. با این رابطه، اگر اختلاف راه‌حل یافت شده با بهترین پاسخ یافت شده کمتر از 0.1 شود، می‌توان اجرای جاری را به‌عنوان موفق ذخیره نمود. به‌منظور تحلیل برتری آماری نتایج الگوریتم‌ها نسبت به یکدیگر، آزمون آماری ویلکاکسون در سطح اطمینان 95 درصد اجرا گردید. براساس این آزمون، اگر متغیر آماری p بین دو الگوریتم کمتر از 0.05 باشد، فرض اولیه (وجود اختلاف معنادار در نتایج دو الگوریتم) تأیید می‌شود و نتیجه آزمون مثبت است. به‌منظور تحلیل اثر قیود مکانی بر بهینگی جواب‌های الگوریتم‌های موردبررسی و تحلیل میزان انعطاف‌پذیری روش‌ها نسبت به تغییر قیود، روش‌های مختلف با طراحی پنج سناریوی کاربردی از مسئله مورد ارزیابی مقایسه‌ای قرار گرفته‌اند. مسئله (1): تابع هدف با قیود منطقه اجباری (ب) و پوشش چندتایی (ج)، مسئله (2): تابع هدف با قیود منطقه ممنوعه (الف) و پوشش چندتایی (ج)، مسئله (3): تابع هدف با قیود

```
if the average improvement of best(i) is below 0.001
for i=1:500 generations,
check if maximum distance (best(i)-worst(i)) < 0.001
break and return { best, mean, std, time}
plot the convergence curve and display the found sensors
else if the iteration < 500, continue
```

Fig. 11 pseudocode of hybrid termination condition

شکل 11 شبه کد شرط ترکیبی پایان

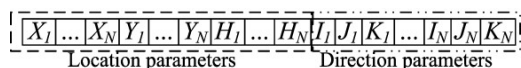


Fig. 12 Chromosome-based model of the solutions

شکل 12 مدل کروموزومی راه‌حل‌ها

با توجه به قید (الف)، اگر مختصات حسگر در درون منطقه ممنوعه قرار گرفت، موقعیت تصادفی جدید حسگر را به نحوی انتخاب می‌کنیم که در بیرون منطقه ممنوعه قرار گرفته باشد. در قید (ب)، حسگرها باید در یک محدوده مشخص جایابی شوند. اگر حسگر درون محدوده نبود، آن راه‌حل را حذف کرده و ایجاد حسگرهای تصادفی در تکرار بعدی در درون منطقه اجباری تولید می‌شوند. قید (ج) جهت افزایش قطعیت ردیابی حسگرها در برخی مأموریت‌ها استفاده می‌شود. با به‌کارگیری این قید، با خاموش شدن بعضی از حسگرها، پوشش منطقه کاهش پیدا نمی‌کند. تابع هدف با به‌کارگیری این قید، بازنویسی می‌شود. مطابق رابطه (28)، تابع بازنویسی شده می‌تواند جهت بهینه‌سازی نسبت مساحت کل منطقه‌ای که توسط k حسگر پوشش می‌یابند به حداکثر مساحتی که حسگرها در این حالت قادر به پوشش آن هستند، استفاده شود. مطابق رابطه (28)، می‌توان نسبت نظیر را از کل مساحت مدل کسر نمود تا مسئله به نوع مسائل کمینه‌سازی تبدیل گردد.

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \sum_{i=1}^m \text{Area}_t - \sum_{i=1}^k \text{Area}_{\Delta,i} / \sum_{i=1}^n \text{Area}_{\Delta,i} \\ & \text{subject to } q_z, q_\phi, q_s \geq 0, \\ & \text{subject to } H_{AZ}, H_{PZ} \geq 0, \end{aligned} \quad (28)$$

5- ارزیابی و تحلیل نتایج

در این بخش به تحلیل نتایج پیاده‌سازی پرداخته شده است. مشخصات سیستم و نرم‌افزارهای مورد استفاده در جدول 1 ارائه شده است.

پارامترهای مسئله MCSDP جهت بررسی مقایسه‌ای کارایی الگوریتم‌ها بدین صورت انتخاب گردیده است: تعداد حسگرها 20، فاصله عملکرد حسگرها 45 متر، زاویه عملکرد 120 درجه، ارتفاع ایمن 20 متر، مقدار k برابر با 3، میانگین سرعت مجاز V برابر 40 km/h، n_{max} برابر 6، شتاب گرانش g برابر 9.81 m/s²، در مدل جهت‌دار حسگری، متغیرهای مورد جستجو علاوه بر موقعیت سه‌بعدی حسگر، شامل جهت حسگر در سه راستا نیز خواهند بود.

جهت بررسی کارایی روش جستجوی فراکتال، عملکرد این الگوریتم با الگوریتم‌های جمعیت مینای GA، گرگ خاکستری (GWO) [27]، چرخه آب (WCA)، رقابت استعماری (ICA) و PSO مقایسه شد. الگوریتم گرگ خاکستری فاقد پارامترهای اولیه است [27]. در این پژوهش، با استفاده از تحلیل تاگوچی [28]، مناسب‌ترین پارامترها انتخاب شد. جدول 2 بهترین

جدول 1 جزئیات سیستم، زبان و نرم‌افزارهای پیاده‌سازی

Table 1 System, language and implementation software	
مشخصات پیاده‌سازی	جزئیات پیاده‌سازی
مشخصات رایانه	ویندوز 7، پردازشگر دو هسته‌ای 1.7، حافظه رم 2 گیگابایت
زبان‌های برنامه‌نویسی	C++، متلب، جاوا

جدول 2 جزئیات پارامترهای اولیه

Table 1 Initial parameters	
الگوریتم	جزئیات مقادیر اولیه
GA	عملگر انتخاب مسابقه‌ای، نرخ تلفیق 65٪، نرخ جهش 30٪
PSO	ضریب اینرسی 1 و ضرایب شتاب به ترتیب برای اطلاعات شخصی و اجتماعی 1 و 2، بیشینه سرعت 10+ و کمینه آن 10-
ICA	تعداد 8 امپریالیست، ضریب همسان‌سازی 2، ضریب میانگین هزینه کلونی‌ها 0.1، نرخ انقلاب 0.25، زاویه همسان‌سازی 0.75
WCA	ضریب دقت 10 ⁻⁵ ، تعداد شریان‌ها 8
SFS	حداکثر عدد پراکنش 1

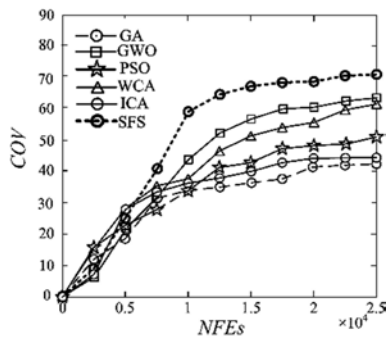


Fig. 13 Convergence speed of the algorithms in problem 1

شکل 13 سرعت همگرایی الگوریتم‌ها در حل مسئله 1

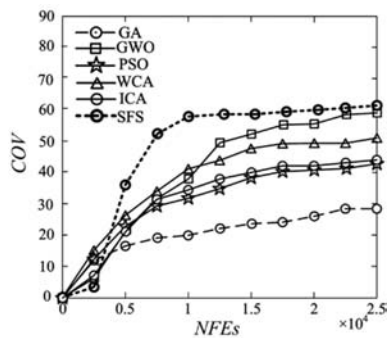


Fig. 14 Convergence speed of the algorithms in problem 2

شکل 14 سرعت همگرایی الگوریتم‌ها در حل مسئله 2

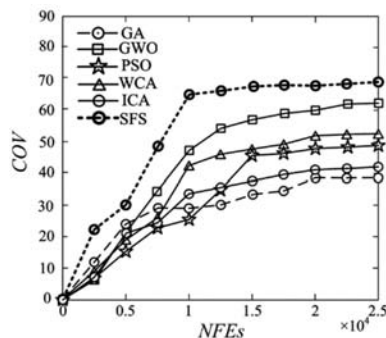


Fig. 15 Convergence speed of the algorithms in problem 3

شکل 15 سرعت همگرایی الگوریتم‌ها در حل مسئله 3

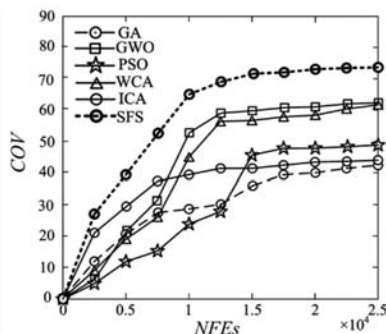


Fig. 16 Convergence speed of the algorithms in problem 4

شکل 16 سرعت همگرایی الگوریتم‌ها در حل مسئله 4

در طی 50 اجرای مستقل، SFS قادر به پوشش میانگین 66 درصدی منطقه بوده و در مجموع 161.89 ثانیه می‌تواند نتایج مطلوبی را با انحراف از معیار 1.328 محاسبه نماید. پس از الگوریتم SFS، روش‌های

منطقه ممنوعه (الف) و اجباری (ب)، مسئله (4): تابع هدف بدون قیود، مسئله (5): تابع هدف با همه قیود مکانی. توجه شود که در هر پنج مسئله، قیود مربوط به ایمنی و چرخش ربات لحاظ شده است. نتایج بهترین، میانگین و انحراف از معیار الگوریتم‌ها در میزان پوشش محاسبه‌شده در کنار نتایج آزمون آماری در جدول 3 قابل مشاهده است. در این جدول، رتبه هر الگوریتم براساس شاخص همان سطر به صورت زیرنویس منعکس شده است. در نتایج آزمون آماری که براساس میانگین مقادیر اجرا شده است، / طرف اول مقایسه، + برتری آماری، = برابری آماری و - بهتر نبودن آماری الگوریتم نسبت به طرف دیگر را نمایش می‌دهد. همچنین نرخ موفقیت الگوریتم‌ها و زمان محاسبات آن‌ها به ترتیب در جدول‌های 4 و 5 گزارش شده‌اند. بهترین پوشش از منطقه مورد بررسی با 20 حسگر 78 درصد است.

جهت مقایسه سرعت همگرایی روش‌های بررسی شده، نمودار همگرایی آن‌ها برای مقادیر میانگین پوشش در سناریوهای پنج‌گانه در "شکل‌های 13 تا 17" منعکس گردیده است.

با توجه به نتایج محاسبه‌شده می‌توان موارد زیر را مشاهده نمود:

- در مسئله (1)، نتایج الگوریتم SFS در جدول 3 از منظر آماری، در بیشتر موارد، دارای اختلاف معناداری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها است.

جدول 3 بهترین (best)، میانگین (m) و انحراف از معیار (std) مقادیر پوشش

محاسبه‌شده در مجموع 50 اجرا در حل مسائل نمونه (P) به همراه رتبه الگوریتم‌ها و نتایج تست آماری (t) در سطح اطمینان 95٪

Table 3 Best, mean and standard deviation of the calculated coverage values over 50 runs on instance problems with rank of the algorithms and the results of the statistical test with confidence level of 95%

	GWO	PSO	GA	ICA	WCA	SFS	معیار	P
1	67 ₂	49 ₄	38 ₆	47 ₅	58 ₃	73 ₁	best	
	61 ₂₋	46 ₄₊	37 ₆₊	44 ₅₊	53 ₃₊	66 ₁	m/t	
	1.985 ₂	2.855 ₄	2.122 ₃	3.336 ₆	3.127 ₅	1.328 ₁	std	
2	65 ₁	47 ₄	33 ₆	44 ₅	50 ₃	64 ₂	best	
	57 ₂₋	41 ₅₊	29 ₆₊	43 ₄₊	48 ₃₊	61 ₁	m/t	
	1.173 ₁	2.923 ₄	2.002 ₃	3.149 ₆	3.108 ₅	1.512 ₂	std	
3	66 ₂	51 ₄	41 ₆	46 ₅	61 ₃	72 ₁	best	
	63 ₂₌	48 ₄₊	39 ₆₊	42 ₅₋	54 ₃₊	69 ₁	m/t	
	2.430 ₃	3.028 ₄	2.303 ₂	3.406 ₅	3.933 ₆	1.432 ₁	std	
4	69 ₂	57 ₄	46 ₆	50 ₅	62 ₃	78 ₁	best	
	63 ₂₋	49 ₄₊	42 ₆₊	44 ₅₋	61 ₃₊	75 ₁	m/t	
	1.128 ₂	2.359 ₃	2.497 ₄	3.392 ₆	3.873 ₅	1.105 ₁	std	
5	58 ₂	43 ₄	28 ₆	38 ₅	46 ₃	63 ₁	best	
	53 ₂₊	35 ₅₊	23 ₆₊	36 ₄₊	42 ₃₊	59 ₁	m/t	
	3.711 ₂	4.892 ₄	3.982 ₃	5.058 ₆	4.922 ₅	2.895 ₁	std	

جدول 4 نرخ موفقیت الگوریتم‌ها به همراه رتبه آن‌ها

Table 4 Success rate of the algorithms with their ranks

	GWO	PSO	GA	ICA	WCA	SFS	P
1	58 ₂	44 ₅	46 ₄	52 ₃	40 ₆	67 ₁	
2	62 ₂	39 ₄	39 ₄	53 ₃	38 ₆	63 ₁	
3	58 ₂	46 ₅	47 ₄	56 ₃	42 ₆	68 ₁	
4	61 ₂	51 ₄	47 ₅	59 ₃	44 ₆	71 ₁	
5	52 ₂	37 ₆	38 ₄	47 ₃	38 ₄	60 ₁	

جدول 5 زمان محاسباتی الگوریتم‌ها به همراه رتبه آن‌ها

Table 5 Computational time of the algorithms with their ranks

	GWO	PSO	GA	ICA	WCA	SFS	P
1	138.25 ₂	164.96 ₅	176.92 ₆	154.62 ₃	131.51 ₁	161.89 ₄	
2	142.74 ₂	168.66 ₄	184.52 ₆	161.92 ₃	138.85 ₁	174.33 ₅	
3	134.93 ₂	158.31 ₅	170.76 ₆	149.05 ₄	131.81 ₁	148.15 ₃	
4	128.12 ₁	149.13 ₄	168.08 ₆	141.93 ₃	129.46 ₂	152.71 ₅	
5	147.39 ₂	175.36 ₄	195.39 ₆	169.47 ₃	143.27 ₁	182.38 ₅	

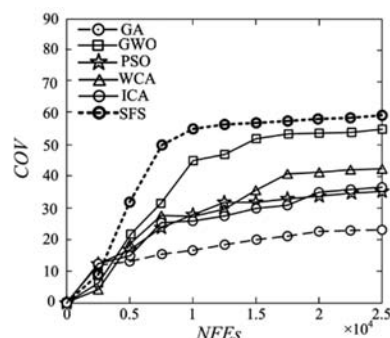


Fig. 17 Convergence speed of the algorithms in problem 5

شکل 17 سرعت همگرایی الگوریتم‌ها در حل مسئله 5

بوده است. حداکثر پوشش متوسط برابر 59 بوده و حداقل آن 23 است که به ترتیب توسط SFS و GA به‌دست آمده‌اند. کمترین افزایش زمان نسبت به مسئله (4) مربوط به الگوریتم WCA بوده است، زیرا عملکرد این الگوریتم به دلیل ساز و کارهای جستجوی آن در مسائل مقید بهتر از نامقید است.

• براساس رفتار همگرایی مشاهده‌شده در همه "شکل‌های 13 تا 17"، الگوریتم SFS با نرخ بهتری نسبت به GWO و سایر روش‌ها عمل کرده است. با مقایسه سرعت همگرایی روش‌ها در همه "شکل‌های 13 تا 17"، مشاهده گردید که الگوریتم GA با کمترین نرخ همگرا می‌گردد. دلیل برتری سرعت همگرایی SFS، بهتر بودن قدرت متنوع سازی و پراکنده‌تر بودن ذرات الگوریتم در همه تکرارها و انتقال انعطاف‌پذیر آن از پراکنده‌سازی به سمت متمرکزسازی جستجو است، درحالی‌که چنین رویکردی در سایر الگوریتم‌ها به‌خوبی اجرا نمی‌گردد. با مقایسه نتایج در مسائل مختلف، نتایج زیر در مورد تأثیر قیود در عملکرد الگوریتم‌ها حاصل می‌گردد:

- با توجه به جدول 3، میزان متوسط پوشش و نرخ موفقیت الگوریتم‌ها در مسئله (2) در مقایسه با مسئله (1) دچار کاهش گردیده است. از سوی دیگر، زمان محاسبات الگوریتم‌ها افزایش یافته است. این نتایج نشان می‌دهد که در نظر گرفتن محدودیت‌های منطقه ممنوعه می‌تواند بار محاسباتی بیشتری را نسبت به لحاظ قیود منطقه اجباری به الگوریتم‌ها تحمیل کند. این امر به این دلیل است که با هر بار قرار گرفتن نقاط در مناطق ممنوعه، الگوریتم مجبور به تولید نقاط تصادفی و تکرار فرآیند جستجو در خارج این محدوده است.
- در جدول 3، مسئله (3) مدل‌سازی همزمان محدودیت‌های مربوط به مناطق اجباری و ممنوعه و عدم لحاظ قید پوشش چندتایی موجب بهبود نسبی درجه مطلوبیت نتایج در مقایسه با مقادیر نظیر در مسائل (1) و (2) شده است.
- از مقایسه نتایج به‌دست‌آمده در حل مسئله نامقید (4) با مسائل مقید (1) تا (3) در جدول 3 مشاهده می‌شود که کیفیت نتایج الگوریتم‌ها با لحاظ قیود بیشتر، دچار کاهش گردیده و با حذف قیود در جستجوی فضای مسئله، کیفیت نتایج بهبود یافته است. از این‌رو، حداکثر پوشش در مسئله (4) به میزان 6٪ نسبت به مسئله (3)، 13٪ نسبت به مسئله (2) و 5٪ نسبت به مسئله (1) دچار بهبود می‌گردد.
- با توجه به نتایج مسئله (5) در جدول 3 مشاهده می‌شود که در نظر گرفتن همه قیود منجر به کاهش مطلوبیت نتایج همه الگوریتم‌ها می‌گردد. این امر به دلیل بار محاسباتی تحمیل‌شده به الگوریتم‌ها جهت ارضای محدودیت‌های لحاظ شده در مسئله است و از آن‌جا که مسئله در محیط مسئله برداری حل شده است، میزان جزئیات دخیل در جستجو تأثیر خود را بیشتر نشان می‌دهد. با توجه به جدول 5، زمان محاسبات الگوریتم‌ها در مسئله (5) نسبت به حالت غیرمقید در مسئله (4) به میزان حداقل 14 ثانیه دچار افزایش شده است.
- با توجه به رفتار همگرایی الگوریتم‌ها در "شکل‌های 13 تا 17" مشاهده گردید که به‌کارگیری قیود مکانی در مسئله (2) موجب کاهش نسبی نرخ همگرایی الگوریتم می‌گردد. این پدیده در "شکل 14" قابل‌مشاهده است. از آن‌سوی، در حالت نامقید مسئله (4) در "شکل 16"، الگوریتم‌ها با سرعت همگرایی سریع‌تری قادر به تعیین پوشش منطقه بوده‌اند. با توجه به نتایج همگرایی در "شکل 17"، مشاهده می‌شود که

GA و ICA، PSO، WCA، GWO براساس میانگین پوشش‌ها در رتبه‌های بعدی قرار گرفتند. از منظر زمان اجرا در جدول 5، WCA به‌عنوان سریع‌ترین روش عمل نموده است. برتری نتایج به‌دست‌آمده توسط الگوریتم SFS می‌تواند به دلیل بالاتر بودن این الگوریتم در پراکنده‌سازی راه‌حل‌های جدید به کمک عملگرهای مبتنی بر توزیع گوسی جدید باشد.

• با توجه به نتایج به‌دست‌آمده در در جدول 3 برای مسئله (2) بیشترین پوشش محاسبه شده با کمترین انحراف از معیار به کمک GWO حاصل شده است. این الگوریتم از عملگرهای جستجوی دینامیکی با پتانسیل جستجوی بالا برخوردار است. روش SFS در رتبه دوم قرار گرفته، با این‌حال، این الگوریتم بر مبنای میانگین پوشش و نرخ موفقیت توانسته بهتر از روش‌های دیگر از جمله GWO ظاهر شود. با توجه به آزمون آماری، نتایج به‌دست‌آمده با SFS دارای اختلاف معناداری نسبت به سایر روش‌ها به‌استثنای روش GWO است. از منظر نرخ موفقیت در جدول 4، SFS در جایگاه نخست و به ترتیب بالاتر از GWO، ICA، GA، PSO و WCA قرار می‌گیرد.

• با توجه به نتایج مسئله (3) در جدول 4، الگوریتم‌های GA و PSO به‌طور تقریبی با یک نرخ موفقیت این مسئله را حل کرده‌اند. در مقایسه با مسئله‌های (1) و (2) در جدول‌های 3 و 5، الگوریتم SFS می‌تواند با دقت و سرعت محاسباتی بیشتری به پوشش متوسط بهتری از عوارض برداری برسد. براساس نتایج مسئله (3) در جدول 4، نرخ موفقیت روش SFS به میزان 10٪ از روش GWO که در رتبه دوم قرار گرفته، بیشتر است. این مهم به‌علت کارایی بیشتر مکانیسم برقراری توازن در الگوریتم SFS بین متنوع‌سازی و متمرکزسازی ذرات در جریان جستجو و جایابی حسگرها است.

• با توجه به نتایج مسئله (4) در جدول 3، الگوریتم SFS دارای پوشش بیشتری نسبت به سایر روش‌ها بوده و الگوریتم‌های WCA، PSO، ICA و GA در مکان‌های بعدی قرار گرفته‌اند. عملکرد و نتایج روش‌های SFS و GWO در حل مسئله (1) تا (4) به یکدیگر نزدیک هستند. از منظر زمان اجرا در جدول 5، الگوریتم WCA از سایر الگوریتم‌ها سریع‌تر است. بالاتر بودن زمان محاسباتی SFS به دلیل زمان‌بر بودن عملگر گوسی به‌کار رفته در این الگوریتم است.

• با توجه به نتایج مسئله (5) در جدول 4، الگوریتم SFS با نرخ موفقیت 60٪ از بالاترین نرخ موفقیت در حل مسئله با همه قیود برخوردار بوده است. با در نظر گرفتن همه قیود، اختلاف مقادیر پوشش متوسط یافت شده توسط الگوریتم SFS نسبت به همه روش‌ها از نظر آماری معنادار

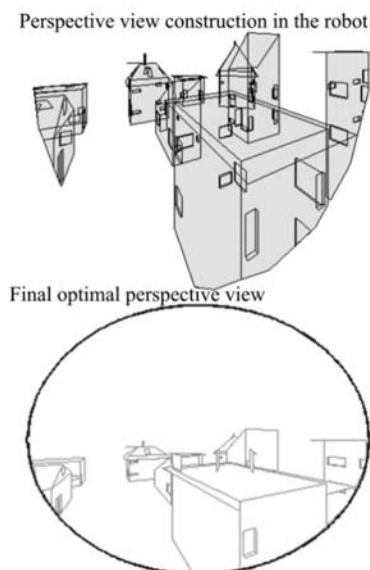


Fig. 21 The optimal perspective view of the inside of the robot

شکل 21 دید پرسپکتیو بهینه از درون ربات

با توجه به این نتایج مشاهده می‌شود که رویکرد جدید همچون روش‌های رستری دارای محدودیت دقت هندسی در تشخیص عوارض نیست و می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارا در امکان‌سنجی، جایابی و تعیین پوشش بیشینه در محیط‌های برداری به‌کار گرفته شود. روش ارائه شده یک استراتژی برون‌خط است و با توجه به اطلاعات محیطی ورودی، قادر به محاسبه جایابی و پوشش بهینه بوده که بدون هیچ محدودیتی می‌تواند در سناریوهای اجرایی پایش به‌کار گرفته شود. در صورتی که تنها داده ورودی رستر در دسترس باشد، ابتدا داده رستر به برداری تبدیل شده و به الگوریتم معرفی می‌شود. در صورتی که محدودیت‌های بیشتری برای یک مأموریت در نظر باشد، قیود مربوطه در الگوریتم لحاظ می‌شود و رویکرد پیشنهادی همچنان بدون هیچ تغییری در مدل‌سازی و محاسبه پوشش قابل به‌کارگیری است. اگر اجسام متحرک بخشی از عوارض فضای مسئله باشند، رویکرد پیشنهادی همچنان قادر به محاسبه حداکثر مساحت پوشش و به دنبال آن جایابی بهینه حسگرها برای دستیابی به آن پوشش است، با این تفاوت که فرآیند بدون تغییر در معادلات و مدل‌سازی و در زمان‌های مشخص و لحظه‌ای حل می‌شود.

6- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این تحقیق، به طراحی و ارزیابی جامع یک استراتژی هندسی جدید و کارآمد به‌منظور حل مسئله MCSDP با حسگرهای رباتیک و در فضای سه‌بعدی برداری پرداخته شد. در این مقاله، مدل ریاضی جدیدی برای مسئله بیشینه‌سازی پوشش ربات‌های حسگر ارائه شد. به‌منظور حل این مدل، از الگوریتم جستجوی فراکتال بهره‌گیری شد. سپس، مسئله ربات‌ها بر مبنای وجود یا عدم وجود محدودیت‌های مکانی در قالب پنج سناریوی برای همه روش‌ها پیاده‌سازی گردید. پس از آن، عملکرد و بهینگی پاسخ‌های به‌دست‌آمده بر مبنای سطح نرخ موفقیت، سرعت اجرا، میانگین و بهترین مقادیر پوشش، دقت، نرخ همگرایی و آزمون آماری ویلکاکسون مورد بررسی جامع قرار گرفت. براساس نتایج و مقایسه‌های جامع انجام شده، رهیافت هندسی طراحی شده می‌تواند پوشش بیشینه و جایابی بهینه حسگرها را با بهترین عملکرد محاسبه نماید. الگوریتم جستجوی فراکتال می‌تواند نسبت به سایر الگوریتم‌ها در زمان اجرای کوتاه‌تر و با نرخ همگرایی بالاتری به بیشینه

استفاده از همه قیود موجب تحمیل بار محاسباتی اضافی به همه الگوریتم‌ها و کاهش نرخ همگرایی آن‌ها می‌گردد. با افزایش قیود، کمترین تأثیر در سرعت همگرایی الگوریتم SFS مشاهده شد که بیانگر کارایی بالای این روش در حل مسائل مقید است.

در انتها، نتایج به‌دست‌آمده توسط الگوریتم SFS در حل مسئله با تمام قیود، مسئله (5) و برای یک مدل شهری برداری نمونه گزارش شده است. "شکل 18" تمام فضای برداری مورد آزمایش را نشان می‌دهد.

جهت نمایش واضح سطح دقت و جزئیات قابل‌محاسبه بر مبنای رویکرد جدید و الگوریتم SFS، نتایج مسئله (5) برای تراکم سه حسگر نمایش داده شده است. با افزایش تعداد حسگرها، نمی‌توان همه جزئیات نتایج را در ابعاد محدود این نوشتار نمایش داد. جزئیات هندسی قابل پوشش توسط سه حسگر با زاویه دید همه‌جهتی و یک حسگر با زاویه دید 180 درجه‌ای به ترتیب در "شکل 19 و 20" نمایش داده شده است. دید بهینه ربات و لحظه‌ای از ساخت آن نیز در "شکل 21" قابل‌مشاهده است.

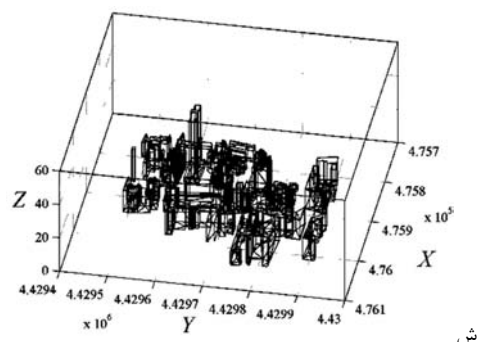


Fig. 18 The case vector city model

شکل 18 مدل برداری شهری آزمایش‌شده

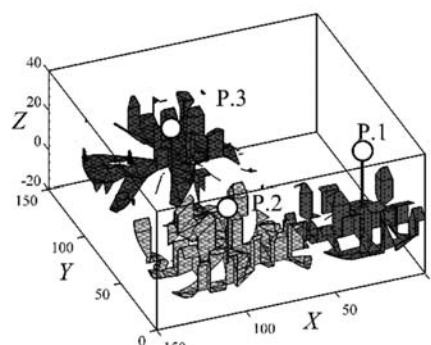


Fig. 19 The results of the optimal deployment of robots for maximum coverage using SFS algorithm

شکل 19 نتایج جایابی بهینه ربات‌ها برای پوشش بیشینه مدل با الگوریتم SFS

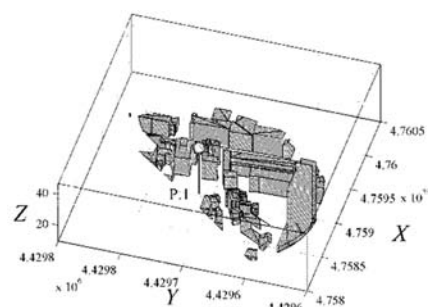


Fig. 20 The details covered by a robot with 180° field of view

شکل 20 جزئیات پوشش داده شده توسط یک ربات با زاویه دید 180 درجه

مجموع تمام انرژی ناشی از حذف ذرات	ϕ
شمار اجراهای موفق الگوریتم	Φ_{best}
بیشینه زاویه چرخش افقی	φ_i^{max}
نرخ توزیع انرژی میان ذرات باقیمانده و تولیدشده	μ
حد دقت موفقیت	Ξ

اختصارات

Artificial bee colony	ABC
Aerial robotic vehicle	ARV
Central control station	CCS
Diffusion limited aggregation	DLA
Digital surface model	DSM
Genetic algorithm	GA
Grey wolf optimizer	GWO
Imperialist competitive algorithm	ICA
Particle swarm optimizer	PSO
Stochastic fractal search	SFS
Water cycle algorithm	WCA
Wireless sensor network	WSN

8- مراجع

- [1] N. R. Ahmed, J. Cortes, S. Martinez, Distributed Control and Estimation of Robotic Vehicle Networks: An Overview of Part 2, *IEEE Control Systems*, Vol. 36, No. 4, pp. 18-21, 2016.
- [2] T. F. Villa, F. Gonzalez, B. Miljevic, Z. D. Ristovski, L. Morawska, An Overview of Small Unmanned Aerial Vehicles for Air Quality Measurements: Present Applications and Future Prospectives, *Sensors*, Vol. 16, No. 7, pp. 1072, 2016.
- [3] M. Saska, V. Vonásek, J. Chudoba, J. Thomas, G. Loianno, V. Kumar, Swarm distribution and deployment for cooperative surveillance by micro-aerial vehicles, *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, Vol. 83, pp. 1-24, 2016.
- [4] M. F. Mysorewala, D. O. Popa, F. L. Lewis, Multi-scale adaptive sampling with mobile agents for mapping of forest fires, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Vol. 54, No. 4, pp. 535-565, 2009.
- [5] A. Pierson, M. Schwager, *Adaptive inter-robot trust for robust multi-robot sensor coverage*, in: *Robotics Research*, Eds., pp. 167-183, Springer, 2016.
- [6] M. Argany, M. A. Mostafavi, C. Gagné, Context-Aware Local Optimization of Sensor Network Deployment, *Journal of Sensor and Actuator Networks*, Vol. 4, No. 3, pp. 160-188, 2015.
- [7] S. Temel, N. Unaldi, O. Kaynak, On deployment of wireless sensors on 3-D terrains to maximize sensing coverage by utilizing cat swarm optimization with wavelet transform, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, Vol. 44, No. 1, pp. 111-120, 2014.
- [8] M. Argany, M. A. Mostafavi, V. Akbarzadeh, C. Gagné, R. Yaagoubi, Impact of the quality of spatial 3D city models on sensor networks placement optimization, *GEOMATICA*, Vol. 66, pp. 291-305, 2012.
- [9] C. Y. Ma, D. K. Yau, N. K. Yip, N. S. Rao, J. Chen, Stochastic steepest descent optimization of multiple-objective mobile sensor coverage, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 61, No. 4, pp. 1810-1822, 2012.
- [10] M. Rebai, H. Snoussi, F. Hnaïen, L. Khokhi, Sensor deployment optimization methods to achieve both coverage and connectivity in wireless sensor networks, *Computers & Operations Research*, Vol. 59, pp. 11-21, 2015.
- [11] M. Vecchio, R. López-Valcarce, Improving area coverage of wireless sensor networks via controllable mobile nodes: A greedy approach, *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 48, pp. 1-13, 2015.
- [12] S. N. Alam, Z. J. Haas, Coverage and connectivity in three-dimensional networks with random node deployment, *Ad Hoc Networks*, Vol. 34, pp. 157-169, 2015.
- [13] F. Li, J. Luo, S. Xin, Y. He, Autonomous deployment of wireless sensor networks for optimal coverage with directional sensing model, *Computer Networks*, Vol. 108, pp. 120-132, 2016.
- [14] C. Zhu, C. Zheng, L. Shu, G. Han, A survey on coverage and connectivity issues in wireless sensor networks, *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 35, No. 2, pp. 619-632, 2012.
- [15] C. Öztürk, D. Karaboga, B. Gorkemli, Probabilistic dynamic deployment of wireless sensor networks by artificial bee colony algorithm, *Sensors*, Vol. 11, No. 6, pp. 6056-6065, 2011.
- [16] X. Wang, S. Wang, J.-J. Ma, An improved co-evolutionary particle swarm optimization for wireless sensor networks with dynamic deployment, *Sensors*, Vol. 7, No. 3, pp. 354-370, 2007.
- [17] Y. Yoon, Y.-H. Kim, An efficient genetic algorithm for maximum coverage deployment in wireless sensor networks, *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 43, No. 5, pp. 1473-1483, 2013.
- [18] R. Özdağ, A. Karci, Probabilistic dynamic distribution of wireless sensor networks with improved distribution method based on electromagnetism-like algorithm, *Measurement*, Vol. 79, pp. 66-76, 2016.

پوشش دست پیدا کند. بر اساس بررسی‌های صورت گرفته، می‌توان نتیجه گرفت که رویکرد پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان زیرساختی کارا در مطالعات تعیین جایابی و پوشش حسگرهای رباتیک به کار گرفته شود. در تحقیقات آتی می‌توان به بررسی عملکرد الگوریتم جستجوی فراکتال در حل دیگر مسائل بهینه‌سازی مکانی پرداخت. همچنین در این تحقیق، از مدل‌های برداری به دلیل دقت بالای آن‌ها استفاده شد. ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها و ارائه رویکردی جهت تخمین پوشش در فضای رستری خود می‌تواند موضوع تحقیقات دیگری باشد. در این مقاله، مسئله اصلی بهینه‌سازی پوشش با رویکردی جدید و الگوریتمی کارا بوده و بررسی و مدل‌سازی اشیاء و موانع متحرک نیز می‌تواند خود موضوع تحقیقات آتی باشد.

7- فهرست علائم و اختصارات

a	زاویه دید حسگر
BP	مکان بهترین نقطه
d	جهت حسگر
D_{st}	فاصله حسگر با شی
Dim	ابعاد مسئله
E	بیشینه انرژی پتانسیل
E_{old}^t و E_{new}^t	انرژی ذره t قبل و بعد از توزیع انرژی
f_j	مقدار سازگاری ذره اصلی قبل از انتشار
g	تعداد تکرارها
LB, UB	کران‌های بالا و پایین فضای مسئله
LB', UB'	بردارهای پایینی و بالایی قیود مسئله
MD	بیشینه انتشار ذرات
MDN	حداکثر تعداد انتشارها
N	تعداد نقاط گروه
NDP	تعداد ذرات حذف‌شده
n_{max}	بیشینه اضافه‌بار پهلویی
p	تعداد حسگرها
P_i	موقعیت یک ذره
P_r, P_t, P_r', P_t'	نقاط تصادفی انتخابی
P_z^B	بهینه‌ترین پاسخ در همه شبیه‌سازی‌ها
P_z^{gb}	بهترین راه‌حل یافت شده در تکرار جاری
q	تعداد ذرات حاصل از انتشار ذره اصلی
R_{total}	تعداد تمام اجراها
R_s	شعاع عملکرد حسگر
S_i	موقعیت هر حسگر
S_t	مساحت مثلث‌های سطح
ST	جهت شی
U	حداکثر برد رادیویی ایستگاه
V	اندازه سرعت میانگین ربات
Z_{safe}	پارامتر ایمنی
علائم یونانی	
α	ضریب مقیاس توزیع
β	شاخص توزیع
$\varepsilon, \varepsilon', \gamma, \gamma'$	پارامترهای تصادفی یکنواخت در بازه واحد
ξ	تعداد تمام ذرات موجود در هر تکرار

- [24] J. D. Foley, A. Van Dam, *Fundamentals of interactive computer graphics*: Addison-Wesley Reading, MA, 1982.
- [25] M. Leonov, Polyboolean library, *Polyboolean library*, 2004.
- [26] B. Naylor, Binary space partitioning trees as an alternative representation of polytopes, *Computer-Aided Design*, Vol. 22, No. 4, pp. 250-252, 1990.
- [27] V. Akbarzadeh, C. Gagné, M. Parizeau, M. Argany, M. A. Mostafavi, Probabilistic sensing model for sensor placement optimization based on line-of-sight coverage, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 62, No. 2, pp. 293-303, 2013.
- [28] A. A. Heidari, R. Ali Abbaspour, A. Rezaee Jordehi, An efficient chaotic water cycle algorithm for optimization tasks, *Neural Computing and Applications*, Vol. 83, pp. 1-29, 2015.
- [19] R. V. Kulkarni, G. K. Venayagamoorthy, Bio-inspired algorithms for autonomous deployment and localization of sensor nodes, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, Vol. 40, No. 6, pp. 663-675, 2010.
- [20] C.-W. Tsai, T.-P. Hong, G.-N. Shiu, Metaheuristics for the Lifetime of WSN: A Review, *IEEE Sensors Journal*, Vol. 16, No. 9, pp. 2812-2831, 2016.
- [21] H. Salimi, Stochastic fractal search: a powerful metaheuristic algorithm, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 75, pp. 1-18, 2015.
- [22] J. F. Blinn, M. E. Newell, Texture and reflection in computer generated images, *Communications of the ACM*, Vol. 19, No. 10, pp. 542-547, 1976.
- [23] D. Hoiem, A. A. Efros, M. Hebert, Putting objects in perspective, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 80, No. 1, pp. 3-15, 2008.