

Motion-Encoded Gravitational Search Algorithm for Moving Target Search Using UAVs

S. Bastami, M. B. Dolatshahi*

*Assistant Professor, Computer Department, Lorestan University, Lorestan, Iran

(Received: 09/02/2022, Accepted: 21/05/2022)

ABSTRACT

In this paper, a new algorithm called Motion-Coding Gravitational Search Algorithm (MGSA) is proposed to find a moving target using a unmanned aerial vehicles (UAVs). Using the laws of physics and the properties of the earth, each dimension has its own equation of motion based on the type of variable. Many traditional heuristic methods can not achieve the desired solution in high-dimensional spaces to search for a moving target. The optimization process of the gravitational search algorithm, which is based on the gravitational interaction between particles, the dependence on the distance and the relationship between the mass values and the fitness calculation, make this algorithm unique. In this paper, the proposed MGSA algorithm is presented to solve the path complexity challenge problem in order to find the moving target through motion coding using UAVs. A set of particles in the path of search for the target through the gravity constant, weight factor, force and distance, which evolved with many search scenarios in a GSA algorithm will reach a near-optimal solution. This Motion-encode for moving makes it possible to preserve important particle properties, including the optimum global motion. The results of the simulation with the existing method show that the proposed MGSA improves the detection performance by 12% and the time performance by 1/71 times compared to APSO. In addition, it performs better than other advanced meta-heuristic optimization algorithms, including genetic (GA) algorithms.

Keywords: Optimization, Target Search, Gravitational Search Algorithm, Motion Coding, UAVs.

* Corresponding Author Email: Dowlatshahi.mb@lu.ac.ir

الگوریتم جستجوی گرانشی با کدگذاری حرکت برای جستجوی هدف با استفاده از پهپادها

سجاد بسطامی^۱، محمدباقر دولتشاهی^{۲*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، ۲- استادیار، گروه کامپیوتر، دانشگاه لرستان، لرستان، ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۲۰، پذیرش: ۱۴۰۱/۰۲/۳۱)

چکیده

در این مقاله یک الگوریتم جدید به نام الگوریتم جستجوی گرانشی با کدگذاری حرکت برای یافتن هدف متحرک با استفاده از هواپیمای بدون سرنشین (پهپاد) ارائه شده است. با استفاده از قوانین فیزیک و ویژگی‌های زمین، هر بعد بر اساس نوع متغیر، معادله حرکت خود را دارد. بسیاری از روش‌های اکتشافی سنتی نمی‌توانند در فضاهای با ابعاد بالا برای جستجوی هدف متحرک به راه‌حل مطلوب برسند. فرآیند بهینه‌سازی الگوریتم جستجوی گرانشی که بر اساس فعل‌وانفعال گرانشی بین ذره‌ها است، وابستگی به فاصله و ارتباط بین مقادیر جرم و محاسبه برازندگی، این الگوریتم را منحصر به فرد می‌کند. در این مقاله، الگوریتم پیشنهادی برای حل مشکل چالش پیچیدگی مسیر به‌منظور یافتن هدف متحرک از طریق کدگذاری حرکت با استفاده از پهپاد ارائه شده است. مجموعه‌ای از ذره‌ها در مسیر حرکت برای جستجوی هدف، از طریق ثابت گرانش، عامل وزن، نیرو و فاصله که با بسیاری از سناریوهای جستجو در یک الگوریتم جستجوی گرانشی تکامل یافته، به یک راه‌حل نزدیک به بهینه خواهد رسید. این روش کدگذاری شده برای حرکت، امکان حفظ ویژگی‌های مهم ذرات از جمله حرکت به سمت بهینه سراسری را فراهم می‌سازد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی با روش موجود نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی، عملکرد تشخیص را ۱۲٪ و عملکرد زمان را ۱/۲۱ برابر در مقایسه با APSO بهبود می‌بخشد. علاوه بر این، از دیگر الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری پیشرفته از جمله الگوریتم ژنتیک بهتر عمل می‌کند.

کلیدواژه‌ها: بهینه‌سازی، جستجوی هدف، الگوریتم جستجوی گرانشی، کدگذاری حرکت، پهپادها

۱- مقدمه

جستجو می‌تواند بر اساس فعل‌وانفعال گرانشی بین جرم‌ها باشد، حرکت هر جسم از طریق یک فضای جستجوی چندبعدی تحت تأثیر گرانش خواهد بود [۵]. برای بهینه‌سازی، الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA) یک تکنیک بالقوه با تعدادی از مزایای کلیدی است که در حل بسیاری از مسائل با موفقیت استفاده شده است. حل مسائل بهینه‌سازی با استفاده از تکنیک‌های سنتی امکان‌پذیر نیست [۶]. GSA با اجتناب از حداقل‌های محلی و سرعت همگرایی، عملکرد بهتری را در مقایسه با روش‌های فراابتکاری مانند ACO و PSO نشان داده است [۷]. پارامترهای کنترلی GSA از جمله ثابت گرانش، عامل وزن با بسیاری از سناریوهای جستجو سازگار است و حساسیت کمتر نسبت به شرایط اولیه و همچنین تغییرات توابع هدف دارد [۸]. برای استخراج تابع هدف به‌منظور ارزیابی احتمال تشخیص مسیرهای پرواز پهپاد از روش بی‌زی استفاده می‌شود [۹]. هواپیماهای بدون سرنشین ممکن است بسیار طولانی‌تر از هواپیماهای سرنشین دار پرواز کنند و ممکن است در طول یک مأموریت از مکان‌ها یا اهداف زیادی بازدید کنند؛ بنابراین مسیریابی صحیح پهپادها با در نظر گرفتن الزامات مختلف مسیریابی مهم است. اغلب انواع مختلفی از ملاحظات وجود دارد، به‌عنوان مثال، یک هدف خاص

از دیدگاه نظریه بی‌زی، مسئله جستجو را می‌توان به یک تابع هزینه بهینه‌سازی تبدیل کرد که احتمال تشخیص هدف^۱ را نشان می‌دهد [۱]. جستجوی یک هدف متحرک با استفاده از پهپادها، اغلب یک‌زمان حساس به نام «زمان طلایی»^۲ دارد که در آن احتمال یافتن هدف بیشترین است [۲]. با گذشت زمان، به دلیل ضعف در اطلاعات اولیه و تأثیر عوامل خارجی مانند شرایط آب‌وهوا، ویژگی‌های زمین و پویایی هدف، به‌سرعت این احتمال کاهش می‌یابد [۳]؛ بنابراین جستجوی هدف متحرک با استفاده از پهپادها شامل مسیری می‌شود که با داشتن اطلاعات اولیه در مورد موقعیت و شرایط جستجو می‌تواند احتمال تشخیص هدف را در یک‌زمان خاص پرواز به حداکثر برساند [۳ و ۴].

روش‌های جستجوی بهینه باوجود محدودیت‌ها، پویایی هدف^۳ و فرآیندهای جستجو متفاوت‌اند. فرآیند بهینه‌سازی

* رایانامه نویسنده مسئول: Dowlatshahi.mb@lu.ac.ir

¹ Detecting

² Golden Time

³ Target dynamics

بهینه در مفروضات، محدودیت‌ها، پویایی هدف^۸ و مکانیسم‌های جستجو متفاوت‌اند. به دلیل ماهیت پیچیده، جستجوی بهینه، به‌ویژه در سناریوهایی با اهداف متحرک^۹، همچنان یک مسئله چالش‌برانگیز است. علاوه بر این، پیشرفت‌های اخیر در فن‌آوری‌های حسگر، ارتباطات و پهپاد، توسعه پلتفرم‌های جستجوی جدید را ممکن می‌سازد. آن‌ها نیاز به روش‌های جدیدی دارند که نه تنها باید از نظر قابلیت جستجو قوی باشند، بلکه دارای ویژگی‌هایی مانند کارایی محاسباتی، سازگاری^{۱۰} و بهینه‌سازی هستند.

روش‌های فراابتکاری استراتژی‌هایی هستند که فضای مسئله را از طریق یک فرآیند اکتشافی تکراری جستجو کرده و راه‌حل‌های خوبی را تولید می‌کنند [۲۱]. الگوریتم جستجوی گرانشی^{۱۱} با رویکرد مبتنی بر جمعیت، از چندین راه‌حل اولیه تصادفی شروع می‌شود. سپس، یک الگوریتم فرآیند تکراری را برای دستیابی به یک راه‌حل نزدیک به بهینه انجام می‌دهد. در طول تکرارها، جمعیت به تدریج با استفاده از عملیات الهام گرفته از ماهیت فیزیک و طبیعت به سمت راه‌حل‌های بهتر همگرا می‌شوند. الگوریتم از یک جمعیت تصادفی شروع می‌شود و یک حلقه را اجرا می‌کند که شامل ارزیابی عوامل و به‌روزرسانی جمعیت تا زمانی که معیارهای توقف برآورده شود. روش به‌روزرسانی با استفاده از عامل‌های الگوریتم که به‌طور خلاقانه با تقلید از طبیعت طراحی شده‌اند، انجام می‌شود. عوامل جدید با استفاده از ترکیب عوامل فعلی تولید می‌شوند. عامل‌ها بعد از یافتن فضای جستجو به سمت نقاط جدید حرکت می‌کنند. الگوریتم جستجوی گرانشی، توسط مفاهیم گرانش تعریف می‌شود. میدان گرانشی به‌صورت منحنی فضا-زمان ظاهر می‌شود که توسط نظریه نسبیت عمومی اینشتین توصیف شده است [۲۲]؛ بنابراین، یک جهش بزرگ در این زمینه برای اتخاذ مفاهیم گرانش در تولید عوامل جستجوی مؤثر وجود دارد. بر این اساس، GSA را می‌توان به‌عنوان یک الگوریتم جستجوی فراابتکاری مبتنی بر جمعیت و مبتنی بر فیزیک در نظر گرفت. از آنجاکه جرم و فاصله بر نیروی گرانشی تأثیر می‌گذارند، عوامل از طریق گرانش همکاری و رقابت می‌کنند. برهم‌نهی نیروهای گرانشی، وابستگی به فاصله و ارتباط بین مقادیر جرم و برانزنگی^{۱۲} این الگوریتم را منحصر به فرد می‌کند [۲۱]. برای این منظور، ما یک الگوریتم GSA رمزگذاری شده با حرکت جدید را با در نظر گرفتن انسجام بر پایه جمعیت پیشنهاد می‌کنیم.

فقط در یک بازه زمانی خاص قابل بازدید است [۱۰] یافتن اهداف متحرک توسط پهپادها به‌صورت سنتی یک کار پیچیده است [۱۱]، زیرا هیچ گره مرکزی وجود ندارد که بتواند دید ثابتی از وضعیت همه پهپادها (به‌عنوان مثال موقعیت لحظه‌ای و سرعت) و همچنین مسیری بهینه دریافتن اهداف داشته باشد [۱۲]. در مورد پهپادها، اولین موضوعی که باید حل شود، طرح مسیر است. برای این منظور، مسئله فروشنده دوره‌گرد (TSP)^۱ به‌طور گسترده‌ای مورد توجه قرار گرفته است.

پویایی هدف با یک فرآیند تصادفی توسط مارکوف^۲ نشان داده می‌شود که می‌تواند قطعی باشد یا بسته به سناریوهای جستجو قطعی نباشد. از سوی دیگر، حس‌گر یافتن هدف متحرک اغلب به‌عنوان یک متغیر دوتایی با دو حالت «تشخیص داده شده» یا «تشخیص داده نشده» [۹]، یا یک متغیر پیوسته گوسی^۳ [۱] مدل می‌شود. پیچیدگی زمانی مسئله جستجو از چندجمله‌ای غیرقطعی [۱۳] تا زمان نمایی غیرقطعی کامل [۱۴] متفاوت است که در آن تعداد راه‌حل‌های موجود برای جستجو به‌طور تصاعدی (نمایی)^۴ نسبت به بعد جستجو و زمان پرواز افزایش می‌یابد. در نتیجه، حل این مسئله با استفاده از روش‌های کلاسیک مانند حساب دیفرانسیل برای یافتن راه‌حل دقیق غیرعملی می‌شود و بنابراین، روش‌های تقریبی اغلب استفاده می‌شوند [۱ و ۴].

تابه‌حال روش‌های متعددی برای این منظور توسعه یافته است، اکثر روش‌ها با اهداف متحرک مقابله می‌کنند و از مدل دودویی برای تشخیص اهداف متحرک از طریق حسگرها استفاده می‌کنند. مسائل مربوط به برنامه‌ریزی مسیر پهپادها دریافتن اهداف متحرک شامل درک محیط، محلی‌سازی، نقشه‌سازی، تشخیص^۵، برنامه‌ریزی مسیر و کنترل حرکت است [۱۵]. مسائل برنامه‌ریزی مسیر با پهپادها در اکثر موارد مربوط به فضاهای سه‌بعدی است، در بسیاری از موارد فضاهای سه‌بعدی شامل تعداد قابل توجهی از تهدیدها یا موانع و پیکربندی‌های مختلف است که جستجوی مسیر مناسب را بیشتر پیچیده می‌کند [۱۶]. در میان تکنیک‌های الهام گرفته از محیط زیستی^۶، الگوریتم‌های فراابتکاری به دلیل ویژگی‌های جذاب و ارزشمند، از جمله عملکرد بالا، جهان‌شمولی و سادگی محبوبیت یافته‌اند [۱۶ و ۱۷]. این تکنیک‌ها معمولاً از عملکرد سیستم‌های طبیعی الهام گرفته‌اند و زمینه‌های تحقیقاتی مانند محاسبات تکاملی [۱۹] و هوش ازدحامی^۷ [۲۰] را در برمی‌گیرد. روش‌های جستجوی

¹ Traveling Salesman Problem

² Stochastic Markov

³ Gaussian Variable

⁴ Exponentially

⁵ Recognition

⁶ Bio-Inspired

⁷ Swarm Intelligence

⁸ Target Dynamics

⁹ Fast-Moving Targets

¹⁰ Adaptability

¹¹ Gravitational Search Algorithm

¹² Fitness

نوآوری‌های این مقاله عبارت‌اند از:

(۱) فرمول سازی یک تابع هدف برای بهینه‌سازی، شامل همه مفروضات و محدودیت‌ها، از مسئله جستجو و چارچوب احتمالی.

(۲) توسعه GSA با کدگذاری حرکت (MGSA) با قابلیت تغییر فضای جستجوی جمعیت برای جلوگیری از گیر افتادن در حداکثرهای محلی^۱، (۳) نمایش MGSA برای پهپادها در سناریوهای جستجوی آزمایشی برای تأیید عملکرد بهتر آن نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری که از تجزیه و تحلیل مقایسه گسترده به دست آمده است.

نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که GSA، از یک سو، عملکرد برتر را در سناریوهای مختلف جستجو ارائه می‌دهد، در حالی که از سوی دیگر برای اجرای عملی ساده است. بقیه این مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است. بخش ۲ به کارهای مرتبط می‌پردازد. بخش ۳ مراحل تدوین تابع هدف را توضیح می‌دهد. بخش ۴ MGSA پیشنهادی و اجرای آن را برای حل یک مشکل جستجوی پیچیده ارائه می‌دهد. بخش ۵ نتایج شبیه‌سازی و تجربی را ارائه می‌دهد. در بخش ۶ نتیجه‌ای گرفته می‌شود تا مقاله ما بسته شود.

۲- کارهای مرتبط

الگوریتم بهینه‌سازی ذرات بر پایه بردار کروی^۲ (SPSO) برای مقابله با مشکل برنامه‌ریزی مسیر برای وسایل نقلیه هوایی بدون سرنشین (UAVs) در محیط‌های پیچیده تحت تهدیدات چندگانه ارائه شد. یک تابع هزینه با برنامه‌ریزی مسیر به یک مسئله بهینه‌سازی تبدیل می‌شود که الزامات و محدودیت‌ها برای عملیات ایمن‌سازی UAV فرمول‌سازی می‌کند. SPSO برای پیدا کردن مسیر بهینه استفاده می‌شود که تابع هزینه را با استفاده از کارایی فضای پیکربندی UAV از طریق ارتباط بین موقعیت ذرات و سرعت، زاویه چرخش و زاویه صعود-سقوط را به حداقل می‌رساند. برای ارزیابی عملکرد SPO، هشت سناریوی معیارسنجی از نگاشت‌های مدل ارتفاعی دیجیتال واقعی تولید شده است. نتایج نشان می‌دهد که SPSO پیشنهاد شده نه تنها از سایر انواع بهینه‌سازی ذرات (PSO) از جمله PSO کلاسیک، PSO فاز کدگذاری شده و PSO کوانتومی، بلکه همچنین الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی از جمله الگوریتم ژنتیک، کلنی زنبور عسل بهتر عمل می‌کند [۲۳].

یک الگوریتم به نام بهینه‌سازی ازدحام ذرات با کدگذاری حرکت^۳ (MPSO) برای یافتن یک هدف متحرک با وسایل نقلیه

بدون سرنشین (پهپاد) ارائه شد. از نظریه بی‌زی، مسئله جستجو را می‌توان به بهینه‌سازی یک تابع هزینه تبدیل کرد که احتمال تشخیص هدف را نشان می‌دهد. در اینجا، MPSO پیشنهادی برای حل این مشکل با کدگذاری مسیر جستجو به‌عنوان مجموعه-ای از مسیرهای حرکت UAV، تولید ذرات در یک الگوریتم PSO تکامل‌یافته، حل شده است. این روش رمزگذاری شده برای حرکت امکان حفظ ویژگی‌های مهم ازدحام از جمله انسجام شناختی و اجتماعی را فراهم می‌کند و در نتیجه به راه‌حل‌های بهتری منجر می‌شود. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های گسترده با روش‌های موجود نشان می‌دهد که MPSO پیشنهادی، عملکرد تشخیص را ۲۴٪ و عملکرد زمان را ۴/۷۱ برابر در مقایسه با PSO اصلی بهبود می‌بخشد و علاوه بر این، همچنین از دیگر الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری پیشرفته از جمله کلنی زنبور عسل مصنوعی، بهینه‌سازی کلنی مورچه (ACO)، الگوریتم ژنتیک (GA)، تکاملی تفاضلی (DE) و الگوریتم بذر درخت (TSA) در بیشتر سناریوهای جستجو نیز بهتر عمل می‌کند. آزمایش‌هایی با پهپادهای واقعی در جستجوی یک هدف پویا در سناریوهای مختلف برای نشان دادن شایستگی MPSO در یک کاربرد عملی انجام شده است [۳].

یک روش بهینه‌سازی مسیر جستجو برای جستجوی هدف متحرک توسط یک وسیله نقلیه هوایی ارائه شد که برای نواحی جستجو با اندازه واقعی قابل استفاده است. برای چنین مأموریت‌هایی به وسایل نقلیه استقامتی طولانی نیاز است که معمولاً بال ثابت هستند. روش پیشنهادی حرکتی پرواز وسایل نقلیه هوایی با بال ثابت و بال دوار را محاسبه می‌کند. علاوه بر این، حرکات هدف را در نظر می‌گیرد و پیچیدگی بهینه‌سازی مسیر جستجو را در مقایسه با یک هدف ثابت به‌طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. هدف، به حداکثر رساندن احتمال شناسایی یک هدف متحرک مشروط قطعی در یک دوره زمانی معین است. اولین روش برنامه‌ریزی پیش‌بینی k-مرحله را پیشنهاد می‌کند که محدودیت‌های حرکتی پرواز را در نظر می‌گیرد و در آن فضای حالت هدف و سکوی ناهمگن هستند. این شامل یک برنامه خطی عدد صحیح باینری است که یک مسیر جستجوی فیزیکی امکان‌پذیر را ایجاد می‌کند، در حالی که احتمال تشخیص را به حداکثر می‌رساند. این بر اساس مسئله ماکزیمم k-همگرا است، زیرا k نقاط بین ایستگاه‌ها را انتخاب می‌کند و درعین حال احتمال اینکه یک هدف در میدان دید یک سکو دریکی از این ایستگاه‌های بین راه باشد را به حداکثر می‌رساند. این روش برنامه‌ریزی پیش‌بینی k-مرحله در یک چارچوب تکراری تعبیه شده است، جایی که احتمال نادیده گرفتن یک هدف به کنترل‌کننده باز می‌گردد [۲۴].

¹ Local Maxima

² Spherical Vector-Based Particle Swarm Optimization

³ Motion-Encoded Particle Swarm Optimization

۳- فرمول مسئله

بروزرسانی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$b(x_t) = \eta_t P(Z_t | x_t) \hat{b}(x_t) \quad (3)$$

عامل نرمال سازی است: η_t

$$\eta_t = 1/P(Z_t | x_t) \hat{b}(x_t) \quad (4)$$

۳-۴- جستجوی تابع هدف^۵

بر اساس نظریه بیزی با احتمال زیر هدف در زمان t در حین مشاهده شناسایی نمی شود:

$$r_t = \sum_{x_t \in S} P(\hat{D}_t | x_t) \hat{b}(x_t) \quad (5)$$

باید توجه داشت که r_t دقیقاً معکوس عامل نرمال سازی η_t در (۴) است، $r_t = 1/\eta_t$ ، احتمال عدم موفقیت در تشخیص هدف در زمان t تا 1 تا $R_t = P(\hat{D}_{1:t})$ ، از طریق (۶) به دست می آید:

$$R_t = \prod_{k=1}^t r_k = R_{t-1} r_t \quad (6)$$

احتمال اینکه هدف برای اولین بار در زمان t شناسایی شود، از طریق (۷) محاسبه می شود:

$$P_t = \prod_{k=1}^t r_k (1 - r_t) = R_{t-1} (1 - r_t) \quad (7)$$

احتمال تشخیص هدف در t گام به صورت (۸) محاسبه می شود:

$$P_t = \sum_{k=1}^t P_{t-1} + P_t \quad (8)$$

همچنین داریم:

$$P_t = 1 - R_t \quad (9)$$

هدف استراتژی جستجو تعیین مسیر جستجو $O = (o_1, \dots, o_N)$ است، تابع هدف در نهایت به صورت (۱۰) محاسبه می شود:

$$J = \sum_{t=1}^N P_t \quad (10)$$

۴- الگوریتم جستجوی گرانشی با رمزگذاری حرکت

از آنجاکه مسئله جستجوی تابع هدف NP سخت^۶ است [۱۲، ۱۳]، زمان مورد نیاز برای محاسبه تمام مسیرهای ممکن برای یافتن

مسئله جستجو با مدل سازی هدف، حسگر و طرح اصلی با جزئیات زیر فرمول سازی شده است.

۳-۱- مدل هدف^۱

از یک تابع توزیع احتمال^۲ برای مدل سازی مکان مورد نظر استفاده می شود. در مسئله جستجو، هدف توسط یک متغیر ناشناخته $x \in X$ نشان دهنده توصیف مکان آن است. در فضای جستجو، توزیع احتمال با یک متغیر در فضای شبکه بندی $b(x_0)$ نشان داده می شود که با سلول های $S_r \times S_c$ ایجاد کرد، در نتیجه داریم:

$$\sum_{x_0 \in S} b(x_0) = 1$$

در فرآیند جستجو، هدف ممکن است ثابت نباشد، اما در یک الگوی خاص حرکت کند. این الگو با یک فرآیند تصادفی مدل سازی می شود. این الگو فقط به موقعیت اولیه x_0 بستگی دارد. تابع انتقال^۳، $p(x_t | x_{t-1})$ نشان دهنده احتمال خروج هدف از x_{t-1} به x_t سلول است. در نتیجه، اگر موقعیت اولیه آن مشخص باشد، مسیر هدف کاملاً مشخص خواهد شد. این فرض برای مسائل کلی جستجو و مسائل جستجوی دریایی [۹] نیز مطرح است.

۳-۲- مدل حسگر

یک حسگر بر روی پهپاد نصب شده است، در هر مرحله t یک مشاهده Z_t را انجام می دهد یک الگوریتم تشخیص اجرا می شود تا نتیجه را برای هر مشاهده بازگرداند، مشاهدات مستقل هستند. [۳] به طوری که وقوع یک مشاهده هیچ اطلاعاتی درباره وقوع مشاهده دیگر ارائه نمی دهد. تشخیص هدف، $Z_t = D_t$ یا عدم تشخیص، $Z_t = \bar{D}_t$ ، که D_t نشان دهنده یک رویداد "تشخیص" در زمان t است. احتمال عدم تشخیص، با توجه به محل مورد نظر x ، محاسبه می شود:

$$p(\bar{D}_t | x_t) = 1 - p(D_t | x_t) \quad (1)$$

۳-۳- به روزرسانی نگاهت اصلی^۴

توزیع اولیه، $b(x_0)$ را راه اندازی می کند، بر اساس روش بیزی و دنباله $Z_{1:t} = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_t\}$ ، توسط حسگر ساخته شده است. نگاهت اصلی قبلی، در $b(x_{t-1})$ است. نگاهت اصلی پیش بینی شده به صورت (۲) محاسبه می شود:

$$\hat{b}(x_t) = \sum_{x_{t-1} \in S} P(x_t | x_{t-1}) b(x_{t-1}) \quad (2)$$

¹ Target Model

² Probability Distribution

³ Transition Function

⁴ Belief Map

⁵ Objective Function

⁶ NP-Hard

جدید کاندید i را می توان از طریق (۱۵) تعیین کرد:

$$\begin{cases} v_i^h(t+1) = \text{rand. } v_i^h(t) + a_i^h(t) \\ m_i^h(t+1) = m_i^h(t) + v_i^h(t) \end{cases} \quad (15)$$

کیفیت هر راه حل با یک تابع هزینه^۵ ارزیابی می شود، از چنین مقادیر برازندگی برای تعیین جرم های گرانشی جدید در هر تکرار استفاده می شود که در (۱۶) نشان داده شده است:

$$P_i(t) = \frac{f(m_i(t)) - \text{worst}(t)}{\text{best}(t) - \text{worst}(t)} \quad (16)$$

$$M_i(t) = \frac{P_i(t)}{\sum_{i=1}^N P_i(t)} \quad (17)$$

که در آن تابع هزینه به صورت $f(0)$ ، $\text{best}(t)$ و $\text{worst}(t)$ بدترین بهترین راه حل تابع هزینه هستند.

۴-۲- MGSA برای جستجوی بهینه

GSA برای حل مشکلات بهینه سازی مستمر [۶] طراحی شده بود، در الگوریتم GSA چندین تغییر داده شده است و با توجه به اینکه پیاده سازی الگوریتم جستجوی گرانشی برای اهداف پویا در محیط های پیچیده در بازه زمانی محدود یک کار چالش برانگیز است، برای حل مشکل جستجو، موقعیت اجسام به گونه ای کدگذاری می کنیم که ذرات به سمت بهینه سراسری حرکت کنند، در حالت رایج موقعیت اجسام در یک مسیر احتمالی با یک بردار چندبعدی مانند (۱۸) قرار می گیرند [۲۶]:

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \quad (18)$$

مسیرهای نامعتبر^۶ در طول فرآیند جستجو باعث شده است که از الگوریتم جستجوی گرانشی گسسته استفاده شود [۲۷] اما حرکت اجسام حفظ نمی شود و باعث حداکثرهای محلی می شود، الگوریتم اصلی جستجوی محلی یک روش جستجوی محاسباتی است که با یک راه حل اولیه شروع می شود و متعاقباً از راه حل فعلی به یک راه حل همسایه حرکت می کند که تابع هدف^۷ مسئله را بهبود می بخشد. روش های غیرمستقیم مانند الگوریتم جستجوی گرانشی متوازن^۸ می تواند گزینه مناسبی برای مقابله با آن و ایجاد نتایج بهتر باشد [۲۸]. در اینجا، ما ایده استفاده از حرکت پهپاد را برای کدگذاری موقعیت اجسام پیشنهاد می کنیم. به جای استفاده از گره ها، ما هر مسیر جستجو را مجموعه ای از بخش های حرکتی^۹ پهپاد می بینیم که هر کدام مربوط به حرکت پهپاد از سلول فعلی خود به سلول دیگر در سطح پرواز است [۲۹]. با استفاده از X^i ، به عنوان موقعیت هر جرم، معادلات MGSA را می توان به صورت (۱۹) نوشت:

$$\Delta X^{i+1} \leftarrow \text{rand. } X^i + a^i \quad (19)$$

راه حل بهینه بسیار افزایش می یابد و غیرقابل حل می شود؛ بنابراین یک رویکرد اکتشافی مانند GSA می تواند گزینه خوبی برای حل مسئله جستجوی بهینه مانند این مطالعه باشد.

۴-۱- الگوریتم جستجوی گرانشی

گرانش و جرم^۱ مفاهیم اصلی GSA^۲ هستند [۶]. در GSA، عوامل جستجو به عنوان اجسام منفرد با جرم خاص در نظر گرفته می شوند در حالی که هر جسم در سیستم از طریق نیروی گرانشی با اجسام دیگر در تعامل است. موقعیت هر عامل یک راه حل کاندیدا برای مسئله ارائه می دهد، در حالی که جرم عامل^۳ با استفاده از یک تابع هدف تعیین می شود. به طور هم زمان، نیروی گرانشی باعث حرکت همه اجسام به سمت راه حل های بهینه می شود [۲۱]. از نظر محاسباتی، GSA از عامل هایی استفاده می کند که از جرم ها و نیروهای متقابل یکدیگر، هر ذره (جرم) با استفاده از یک تابع هزینه که کیفیت راه حل ها را تعیین می کند، ارزیابی می شود [۲۵]. مجموعه ای از N راه حل به صورت تصادفی با بردار d -بعدی از طریق (۱۱) تولید می شود:

$$i = 1, \dots, N, \quad m_i(t) = \{m_i^1, \dots, m_i^d\} \quad (11)$$

نیروهای کششی از جرم i به جرم j در متغیر h ($h \in \{1, \dots, d\}$) در زمان خاص t ، به صورت (۱۲) محاسبه می شود:

$$F_{ij}^h(t) = G(t) \frac{M_i(t) \cdot M_j(t)}{R_{ij}(t) + \epsilon} (m_j^h(t) - m_i^h(t)) \quad (12)$$

در معادله (۱۲) $G(t)$ نشان دهنده ثابت گرانش است، در حالی که M_i و M_j به ترتیب نیروهای گرانشی جرم i و j هستند، R_{ij} فاصله اقلیدسی بین عناصر i و j است و ϵ یک مقیاس کوچک است زمانی که $R_{ij} \approx 0$ باشد از نتایج ناپایدار جلوگیری می کند. $G(t) = G(t_0)e^{-\alpha t/T}$ که $G(t_0)$ و α معمولاً به ترتیب ۱۰۰ و ۲۰ است [۶]. نیروی نهایی که بر روی راه حل کاندید i عمل می کند از طریق (۱۳) محاسبه می شود:

$$F_i^h(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N \text{rand. } F_{ij}^h(t) \quad (13)$$

rand یک عدد تصادفی معمولاً توزیع شده در محدوده [۰، ۱] است، بنابراین، شتاب راه حل i در جهت h م به صورت (۱۴) محاسبه می شود:

$$a_i^h(t) = \frac{F_i^h(t)}{M_{ii}(t)} \quad (14)$$

M_{ii} جرم اینرسی عامل i ام است. سپس، سرعت^۴ و موقعیت

⁵ Cost Function

⁶ Invalid Paths

⁷ Objective Function

⁸ Balanced Gravitational Search Algorithm

⁹ Motional Segments

¹ Mass

² Gravitational Search Algorithm

³ Agent

⁴ Velocity

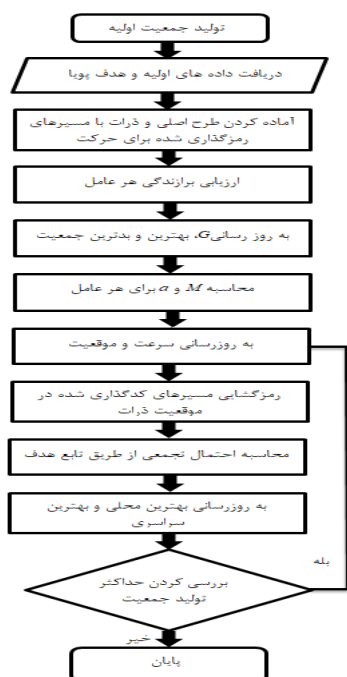
از شش سناریوی جستجو برای تجزیه و تحلیل عملکرد MGSA که برای جستجوی بهینه استفاده می‌شود. سناریوها دارای اندازه نگاشت یکسان ($S_r = S_e = 40$) هستند، همان‌طور که در شکل (۳) نشان داده شده است، شبکه با پویایی هدف ارائه شده توسط یک پیکان سفید و محل اولیه پهپاد با یک دایره سفید توصیف شده است. سناریوها موقعیت‌های مختلف جستجو را به شرح زیر نشان می‌دهند:

سناریو ۱ دارای دو ناحیه احتمالاتی بالا^۴ است که در کنار یکدیگر قرار گرفته‌اند. از نظر موقعیت و مقدار کمی متفاوت هستند که ممکن است دریافتن ناحیه‌ای مناسب برای جستجوی هدف چالش برانگیز باشد.

سناریو ۲ شامل دو ناحیه جدا از هم با احتمال بالا است که در مقابل یکدیگر و در موقعیت پهپاد قرار گرفته‌اند. این الگوریتم باید به سرعت ناحیه با احتمال بیشتری را برای جستجو و ردیابی مشخص کند، زیرا هدف در حال حرکت به سمت جنوب غربی^۵ است.

سناریو ۳ دارای یک ناحیه کوچک متراکم^۶ است که به سرعت به سمت جنوب شرقی^۷ حرکت می‌کند؛ بنابراین الگوریتم را در قابلیت اکتشاف^۸ و قابلیت سازگاری، آزمایش می‌کند.

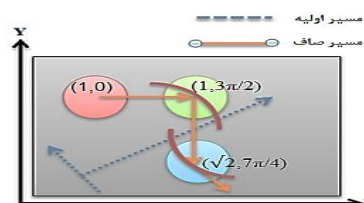
سناریو ۴ مشابه سناریو ۳ است با این تفاوت که هدف در حال حرکت به سمت محل شروع پهپاد است. همچنین قابلیت سازگاری الگوریتم جستجو را ارزیابی می‌کند.



شکل (۲). فلوچارت الگوریتم MGSA

$$X^{i+1} \leftarrow X^i + \Delta X^{i+1}$$

شکل (۱)، مسیری با سه بخش $X_i = ((1,1), (1, \frac{3\pi}{2}), (\sqrt{2}, \frac{7\pi}{4}))$ را نشان می‌دهد، فرآیند نگاشت حرکت پهپاد را به هشت همسایه در فضای شبکه‌ای محدود می‌کنیم [30].



شکل (۱). کدگذاری با حرکت برای مسیری با سه بخش

$$X_i = ((1,0), (1, \frac{3\pi}{2}), (\sqrt{2}, \frac{7\pi}{4}))$$

زاویه حرکت α_t را می‌توان به صورت (20°) اندازه‌گیری کرد:

$$a_t^* = 45^\circ [a_t / 45^\circ] \quad (20)$$

گره $O^{i,t+1}$ بر اساس موقعیت پهپاد در فضای دکارتی به صورت (۲۱) محاسبه می‌شود:

$$O^{i,t+1} = O^{i,t} + X_{i,t}^* \quad (21)$$

$$X_{i,t}^* = ([\cos a_t^*], [\sin a_t^*]) \quad (22)$$

بهترین بهینه محلی و سراسری از طریق مسیر رمزگشایی^۱ به صورت (۲۳) محاسبه می‌شود:

$$L_k = \begin{cases} X_i & \text{if } j(O_i) > J(L_{k-1}^*) \\ L_{k-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

L_k^* مسیر رمزگشایی L_k است. نگاشت MGSA به ذرات اجازه می‌دهد به جای جستجو در فضای دکارتی در فضای حرکت جستجو کنند. فضای حرکت، موقعیت و حرکت ذرات را به‌طور مشخصی حفظ می‌کند و به سمت مسیرهای معتبر تمایل دارد، در نتیجه عملکرد جستجو بهبود می‌یابد.

۳-۴- پیاده‌سازی

شکل (۲) نمودار جریان MGSA را برای نشان دادن پیاده‌سازی ارائه شده در الگوریتم (۱) نشان می‌دهد. ساختار آن بر اساس GSA است اما با ترکیب مراحل رمزگذاری^۲ و رمزگشایی^۳ حرکت توسعه یافته است.

۵- نتایج

برای ارزیابی عملکرد MGSA، ما شبیه‌سازی، مقایسه و آزمایش‌هایی به شرح زیر انجام داده‌ایم.

۵-۱- سناریوها

^۴ High Probability Regions

^۵ South-West

^۶ Dense

^۷ South-East

^۸ Exploration

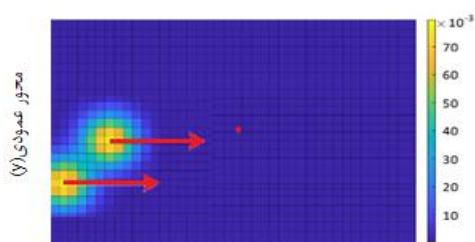
^۱ Decoded

^۲ Encoding

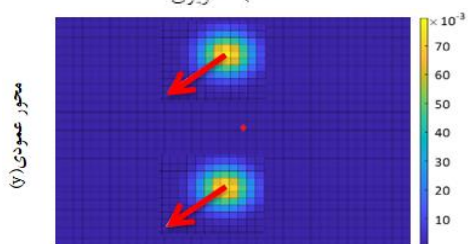
^۳ Decoding

۵-۲- مسیر جستجو

شکل (۴) مسیرهای جستجوی MGSA را برای هر سناریو نشان می‌دهد که قادر است نواحی دارای بالاترین احتمال را بیابد و مسیرهای آن را برای پرواز پهپاد ایجاد می‌کند. برای سناریوهایی با تنها یک ناحیه با احتمال زیاد مانند سناریو ۳ و ۴، احتمال تجمع می‌زیاد است زیرا شانس یافتن هدف به نواحی دیگر گسترش نمی‌یابد. این نتایج را می‌توان از طریق منحنی‌های همگرایی نشان داده شده در شکل (۵) تأیید کرد. آن‌ها نشان می‌دهند که MGSA عملکرد بهتری را نشان می‌دهند زیرا استفاده از گره‌ها برای رمزگذاری

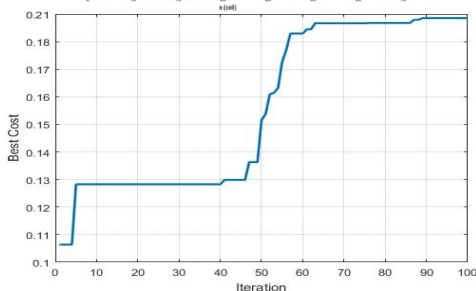
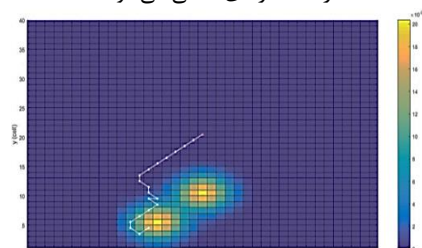


الف) سناریوی ۱



ب) سناریوی ۲

شکل (۳). سناریوهای مورد استفاده برای ارزیابی الگوریتم‌های جستجو مسیرهای جستجو حرکت عامل‌ها را حفظ می‌کند که منجر به اجتناب از حداکثرهای محلی می‌شود.



شکل (۴). مسیرهای جستجوی MGSA و همگرایی الگوریتم

سناریو ۵ شامل دو ناحیه احتمالی است که در جهت مخالف از طریق محل شروع قرار گرفته‌اند و احتمالاً ناحیه مناسب کمی بیشتر است.

از آنجاکه هدف در حال حرکت به سمت شمال است، الگوریتم باید ناحیه هدف صحیح را شناسایی کند.

سناریو ۶ مشابه سناریو ۵ است، اما محل شروع در زیر ناحیه بالقوه^۱ است و هدف حرکت شمال شرقی است؛ بنابراین قابلیت جستجو در جهت مورب را ارزیابی می‌کند.

```

/*مقداردهی اولیه:
۱ دریافت پویایی هدف و داده‌های اولیه؛
۲ ایجاد نگاشت اصلی؛
۳ ایجاد یک جمعیت اولیه از اشیا به طور تصادفی؛
۴ حلقه foreach ذرات در جمعیت do:
۵ ایجاد مسیرهای رمزگذاری شده با حرکت تصادفی  $X_i$ ؛
۶  $X_i$  را به موقعیت ذره اختصاص دهید؛
۷ مقدار برازندگی هر ذره را محاسبه کنید؛
۸ به‌روزرسانی  $G$ ، محاسبه  $M$  و  $a$  برای هر عامل؛
۹ مقدار  $local\_best$  هر ذره را برای خود تنظیم کنید؛
۱۰ سرعت هر ذره را صفر قرار دهید؛
۱۱ پایان
۱۲  $global\_best$  را بر روی بهترین ذره مناسب قرار دهید؛
/* تکاملات:
for  $k \leftarrow 1$  to  $max\_generation$  do
۱۳
    حلقه foreach ذرات در جمعیت do:
۱۴
        محاسبه سرعت حرکت  $\Delta X^{i+1}$ ؛ /* معادله (۱۹)
۱۵
        محاسبه موقعیت جدید  $X^{i+1}$ ؛ /* معادله (۱۹)
        /*
        رمزگذاری  $X_{i+1}$  به  $O_{i+1}$ ؛ /* معادله (۲۱-۲۲)
۱۷
        برازندگی  $O_{i+1}$  را بروز کنید؛ /* معادله (۱۰)
۱۸
         $local\_best$   $L_{k+1}$  را بروز کنید؛ /* معادله (۲۳)
        /*
        پایان
۲۰
         $global\_best$   $G_{k+1}$  را بروز کنید؛ /* معادله (۲۱)
۲۱
        تا؛
۲۲
    
```

الگوریتم (۱). شبه کد MGSA

در ارزیابی‌های ما، MGSA با مقادیر اولیه $G(t_0) = 100$ و پارامتر $\alpha = 20$ و اندازه جمعیت ۱۰۰۰ ذره انتخاب شده است. تعداد تکرارها ۱۰۰ و اندازه مسیر جستجو ۲۰ گره است. به دلیل ماهیت تصادفی GSA، الگوریتم ۱۰ بار اجرا می‌شود تا مقادیر میانگین و انحراف معیار را برای هر سناریو پیدا کند.

¹ Potential Regions

بهره‌برداری که از طریق سرعت همگرایی منعکس می‌شود. از سوی دیگر، TSA در اکتشاف خوب است، اما در بهره‌برداری محدود است، به طوری که مقادیر نهایی برازندگی آن کمی کمتر از MGSA است. ACO در تشخیص اهداف ایستا و اهدافی که آهسته حرکت می‌کنند خوب عمل می‌کند، اما سازگاری آن با اهداف با سرعت زیاد به دلیل ماهیت کاوش تدریجی^۲ از طریق گروه‌ها محدود است. DE و ABC در بیشتر سناریوها عملکرد پایداری دارند. از طرف دیگر، GA اغلب در مینیمم‌های محلی گیر می‌کند، زیرا اپراتورهای متقاطع^۳ و جهش باعث ایجاد بسیاری از مسیرهای نامعتبر در حین کار می‌شوند.

۵-۳- زمان اجرا

همه الگوریتم‌ها را تحت شرایط نرم‌افزاری و سخت‌افزاری یکسان اجرا کرده‌ایم. جدول (۱) میانگین زمان اجرا به همراه انحراف معیار پس از ۱۰ بار اجرا بر روی پردازنده Intel Core i7-9700U 3.6 سریع‌ترین حالت در چهار سناریو ملاحظه می‌شود که MGSA سریع‌ترین حالت در چهار سناریو است و پس از آن ABC با دو سناریو می‌باشد. DE همچنین زمان اجرای نسبتاً کوتاهی را به دلیل سادگی در مکانیسم جستجو معرفی می‌کند. از طرف دیگر، TSA به دلیل محاسبه اضافی مورد نیاز برای ارزیابی فرزندان در هر درخت، بسیار کند است. ACO به دلیل زمان زیادی که برای محاسبه اطلاعات ابتکاری^۴ صرف می‌شود، کندترین است [۱۲]. زمان اجرای APSO نیز نزدیک به MGSA است.

جدول (۱). مقایسه زمان اجرای MGSA و سایر الگوریتم‌ها در ثابته

سناریو	MGSA	APSO	ABC	GA	ACO	DE	TSA
۱	۴۲±۲	۴۹±۲	۳۴±۳	۸۴±۵	۱۴۰±۷	۳۷±۱	۸۴±۶
۲	۲۵±۳	۳۳±۶	۳۴±۳	۹۵±۱	۱۵۳±۵	۳۰±۲	۵۷±۱
۳	۳۰±۴	۳۸±۷	۳۰±۴	۹۶±۲	۱۴۸±۶	۳۴±۵	۴۹±۷
۴	۱۹±۳	۳۱±۳	۳۰±۷	۹۱±۵	۱۳۰±۳	۲۶±۸	۴۵±۴
۵	۲۷±۶	۴۶±۵	۳۳±۱	۹۰±۶	۱۴۹±۳	۳۰±۵	۵۸±۷
۶	۴۷±۷	۶۰±۲	۳۹±۱	۹۹±۲	۱۴۵±۷	۳۸±۴	۸۳±۶

۵-۴- اعتبارسنجی^۵ بر روی پلتفرم پهباد

برای نشان دادن کاربرد عملی GSA، ما آن را در سناریوهای جستجوی واقعی آزمایش نموده‌ایم.

۵-۴-۱- راه‌اندازی آزمایش

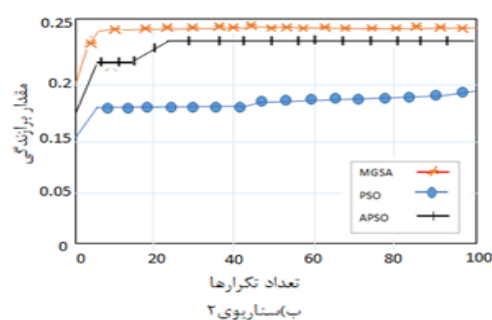
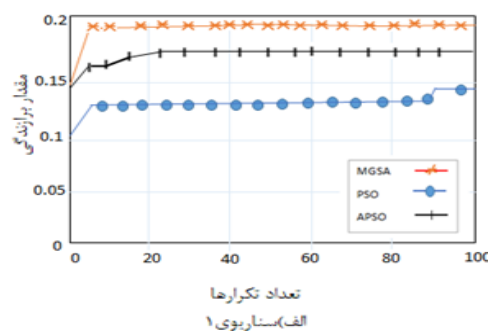
این آزمایش در ناحیه جستجو ۵۰۰×۵۰۰ متر با ارتفاع ۲۰

^۲ Incrementally Exploring

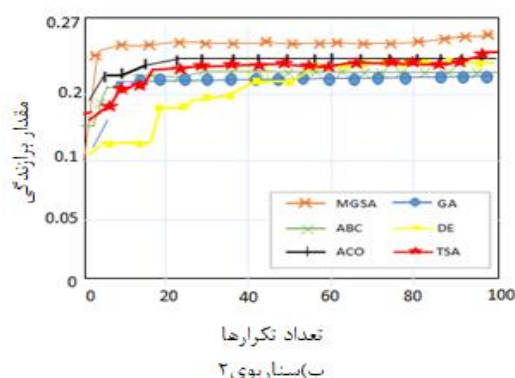
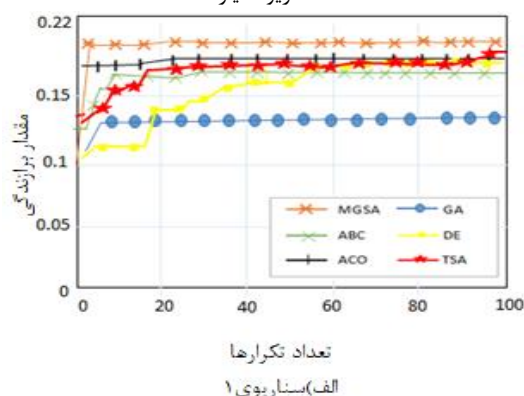
^۳ Crossover

^۴ Heuristic Information

^۵ Validation



شکل (۵). منحنی‌های همگرایی MGSA با الگوریتم‌های PSO در دو سناریو معیار



شکل (۶). منحنی‌های همگرایی MPSO و سایر الگوریتم‌های فراابتکاری در دو سناریو معیار

شکل (۶) همگرایی بین الگوریتم‌ها را مقایسه می‌کند. در حالی که MGSA قابلیت بهره‌برداری^۱ خوبی را نشان می‌دهد که از نظر برازندگی بالا در اکثر سناریوها نشان داده می‌شود،

^۱ Exploitation

[۲۹ و ۳۰]. با این حال، این الگوریتم‌ها می‌توانند به راحتی دچار همگرایی زودرس شوند و فاقد مکانیسم شتاب مؤثر در بهینه‌سازی مسیر هستند. الگوریتم جستجوی گرانشی یک الگوریتم هوشمند پیوسته است، نه تنها اطلاعات موقعیت هر ذره را برای به‌روزرسانی راه‌حل خود در نظر می‌گیرد، بلکه یک مدل گرانشی را برای شبیه‌سازی نیروهای طبیعت با تنظیم مقدار سازگاری در فضای جستجوی ذرات منفرد برای ایجاد یک جرم اینرسی آنالوگ دقیق، شکل می‌دهد. به این ترتیب، می‌تواند فضای جستجو را تا حدودی گسترش دهد. با توجه به ماهیت گرانشی، مقدار وزن جرم منجر به فرآیند تسریع سرعت همگرایی می‌شود که می‌تواند همگرایی محلی را حل کند [۳۴]. پهپادها در حین مأموریت با یکدیگر ارتباط برقرار می‌کنند و به تبادل اطلاعات مهمی مانند سرعت و مکان خود اعضای دیگر موجود در شبکه می‌پردازند [۳۵].

۶- نتیجه‌گیری

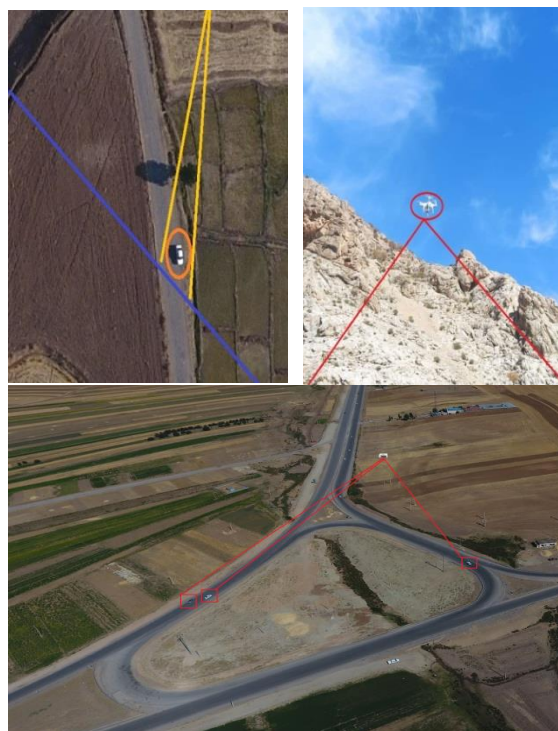
ما یک الگوریتم جدید، الگوریتم جستجوی گرانشی با کدگذاری حرکت (MGSA)، برای حل مشکل جستجوی بهینه برای یک هدف متحرک با استفاده از پهپادها ارائه کرده‌ایم. این الگوریتم مسیر جستجو را به‌عنوان مجموعه‌ای از حرکات کدگذاری می‌کند که برای مسئله جستجو کاربرد دارد و حرکت پهپاد به سلول‌های همسایه را محدود می‌کند. با تغییر دامنه جستجو از فضای دکارتی به فضای حرکت، الگوریتم قادر به سازگاری با پویایی‌های مختلف هدف است. در GSA، یک ناحیه امکان‌پذیر در فرآیند جستجو ارائه شده است. هنگامی که جسم از این ناحیه امکان‌پذیر خارج می‌شود، می‌توانیم فرآیند خاصی را انجام دهیم به طوری که موقعیت جسم در مرز باشد. MGSA نسبت به سایر الگوریتم‌ها (DE، PSO و GSA اصلی) از همه نظر برتری دارد. از نظر تجربی هم عملکرد الگوریتم مؤثر و کاربردی است، بدیهی است که می‌تواند مشکل بهینه‌سازی حرکت اهداف متحرک با UAV را با موفقیت حل کند. می‌تواند با راه‌حل بهتری سریع‌تر همگرا شود. مهم‌تر از همه، پدیده‌های همگرایی و واگرایی محلی را ندارد. کار آینده ما برنامه‌ریزی مسیر راه‌اندازی امن پهپاد با الگوریتم جستجوی گرانشی مبتنی بر بردار کروی می‌باشد.

۶- مراجع

- [1] F. Bourgault, T. Furukawa, & H. F. Durrant-Whyte, "Optimal Search for a Lost Target in a Bayesian World," in *Field and Service Robotics*, vol. 24, S. Yuta, H. Asama, E. Prassler, T. Tsubouchi, and S. Thrun, Eds. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, pp. 209-222, 2010.
- [2] S. F. Ochoa & R. Santos, "Human-centric wireless sensor networks to improve information availability during urban search and rescue

متر در یک منطقه روستایی واقع در خرم‌آباد انجام شده است. پهپاد مورد استفاده یک پهپاد 3DR Solo با معماری کنترل است که برای بازرسی زیرساخت توسعه یافته است [۳۱] که می‌تواند از طریق نرم‌افزار Mission Planner کنترل شود. یک وسیله نقلیه زمینی بدون سرنشین به‌عنوان هدف استفاده می‌شود. نقشه به MGSA داده می‌شود تا یک مسیر جستجو ایجاد کند که شامل فهرستی از نقاط مسیر^۱ است. این ایستگاه‌ها (نقاط مسیر) برای پرواز با پهپاد در Mission Planner بارگذاری می‌شوند.

۵-۵- بحث آخر



شکل (۷). هدف در دید دوربین متصل به پهپاد

با شبیه‌سازی‌هایی که انجام داده شد، می‌توان دریافت که الگوریتم MGSA عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های فراابتکاری در سناریوهای جستجو دارد، دلیل موفقیت MGSA در روش رمزگذاری شده حرکت این است که مانع از ایجاد مسیرهای نامعتبر در طول فرآیند جستجو توسط الگوریتم می‌شود و کارایی GSA با استفاده از اپراتورهای تخصصی، ترکیبی^۲، جستجوی محلی و طراحی الگوریتم‌های خود تطبیقی بهبود یافته است تا بتواند از نیاز به راه‌اندازی مجدد اجتناب کند و به همین ترتیب، همگرایی را تسریع کند. روش رمزگذاری شده حرکتی به‌جای فضای دکارتی در فضای حرکت جستجو می‌کند تا عملکرد جستجو را بهبود بخشد و با پویایی هدف سازگار شود. PSO می‌تواند بسیاری از مشکلات مربوط به پهپاد را حل کند

^۱ Waypoints

^۲ Hybridization

- [17] M. Gendreau & J.-Y. Potvin, Eds., "Handbook of Metaheuristics," vol. 146. Boston, MA: Springer US, 2010.
- [18] I. H. Osman & G. Laporte, "Metaheuristics: A bibliography," *Ann. Oper. Res.*, vol. 63, no. 5, pp. 511-623, Oct. 1996.
- [19] D.B Fogel, & Z Mich, "Handbook of Evolutionary Computation," *Ann. Oper. Res.*, vol. 87, no. 9, pp. 251-320, sep. 2021.
- [20] A. Y. Zomaya, Ed., "Handbook of Nature-Inspired and Innovative Computing," Boston: Kluwer Academic Publishers, 2010.
- [21] E. Rashedi, E. Rashedi, & H. Nezamabadi-pour, "A comprehensive survey on gravitational search algorithm," *Swarm Evol. Comput.*, vol. 41, pp. 141-158, Aug. 2018.
- [22] C. Sean M., "Spacetime and Geometry: An Introduction to General Relativity," ResearchGate. *Appl. Soft Comput.*, vol. 97, p. 207877, sep. 2021.
- [23] M. Du, & Q. Ph, "Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization," *Inf. Sci.*, vol. 179, no. 13, pp. 2232-2248, Jun. 2020.
- [24] M. Raap, S. Meyer-Nieberg, S. Pickl, & M. Zsifkovits, "Aerial Vehicle Search-Path Optimization: A Novel Method for Emergency Operations," *J. Optim. Theory Appl.*, vol. 172, no. 3, pp. 965-983, Mar. 2017.
- [25] O. Avalos, "GSA for machine learning problems: A comprehensive overview," *Appl. Math. Model.*, vol. 92, pp. 261-280, Apr. 2021.
- [26] S. K. Gan & S. Sukkarieh, "Multi-UAV target search using explicit decentralized gradient-based negotiation," 2011, pp. 751-756.
- [27] M. B. Dowlatshahi, H. Nezamabadi-pour, & M. Mashinchi, "A discrete gravitational search algorithm for solving combinatorial optimization problems," *Inf. Sci.*, vol. 258, pp. 94-107, Feb. 2014.
- [28] F. Su, C. Duan, & R. Wang, "Analysis and improvement of GSA's optimization process," *Appl. Soft Comput.*, vol. 107, p. 107367, Aug. 2021.
- [29] D. Yulong et al., "Path Planning of Messenger UAV in Air-ground Coordination," *IFAC-Pap.*, vol. 50, no. 1, pp. 8045-8051, Jul. 2017.
- [30] Y. Jiang, Q. Wu, G. Zhang, S. Zhu, & W. Xing, "A diversified group teaching optimization algorithm with segment-based fitness strategy for unmanned aerial vehicle route planning," *Expert Syst. Appl.*, vol. 185, p. 115690, Dec. 2021.
- [31] V. T. Hoang, M. D. Phung, T. H. Dinh, & Q. P. Ha, "System Architecture for Real-Time Surface Inspection Using Multiple UAVs," *IEEE Syst. J.*, vol. 14, no. 2, pp. 2925-2936, Jun. 2020.
- [32] S. Zhang & J. Ou, "BP-PSO-based intelligent case retrieval method for high-rise structural form selection," *Sci. China Technol. Sci.*, vol. 56, no. 4, pp. 940-944, Apr. 2013.
- activities," *Inf. Fusion*, vol. 22, pp. 71-84, Mar. 2015.
- [3] M. D. Phung & Q. P. Ha, "Motion-encoded particle swarm optimization for moving target search using UAVs," *Appl. Soft Comput.*, vol. 97, p. 106705, Dec. 2020.
- [4] Raap Manon, Meyer-Nieberg Silja, Pickl Stefan, & Zsifkovits Martin, "Aerial Vehicle Search-Path Optimization," *J. Optim. Theory Appl.*, Mar. 2017.
- [5] F. Farivar & M. A. Shoorehdeli, "Stability analysis of particle dynamics in gravitational search optimization algorithm," *Inf. Sci.*, vol. 337-338, pp. 25-43, Apr. 2016.
- [6] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour, & S. Saryazdi, "GSA: A Gravitational Search Algorithm," *Inf. Sci.*, vol. 179, no. 13, pp. 2232-2248, Jun. 2011.
- [7] S. Tabatabaei, "A new gravitational search optimization algorithm to solve single and multiobjective optimization problems," *J. Intell. Fuzzy Syst.*, vol. 26, no. 2, pp. 993-1006, 2014.
- [8] D. Pelusi, R. Mascella, & L. Tallini, "Revised Gravitational Search Algorithms Based on Evolutionary-Fuzzy Systems," *Algorithms*, vol. 10, no. 2, p. 44, Apr. 2017.
- [9] S. Perez-Carabaza, E. Besada-Portas, J. A. Lopez-Orozco, & J. M. de la Cruz, "Ant colony optimization for multi-UAV minimum time search in uncertain domains," *Appl. Soft Comput.*, vol. 62, pp. 789-806, Jan. 2018.
- [10] R. Peng, "Joint routing and aborting optimization of cooperative unmanned aerial vehicles," *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 177, pp. 131-137, Sep. 2018.
- [11] M. Garraffa, M. Bekhti, L. Letocart, N. Achir, & K. Boussetta, "Drones path planning for WSN data gathering: A column generation heuristic approach," pp. 1-6, 2018.
- [12] B. J. Olivieri de Souza & M. Endler, "Evaluating flight coordination approaches of UAV squads for WSN data collection enhancing the internet range on WSN data collection," *J. Internet Serv. Appl.*, vol. 11, no. 1, Dec. 2020.
- [13] K. E. Trummel & J. R. Weisinger, "Technical Note—The Complexity of the Optimal Searcher Path Problem," *Oper. Res.*, vol. 34, no. 2, pp. 324-327, Apr. 1986.
- [14] D. S. Bernstein, R. Givan, N. Immerman, & S. Zilberstein, "The Complexity of Decentralized Control of Markov Decision Processes," *Math. Oper. Res.*, vol. 27, no. 4, pp. 819-840, Nov. 2010.
- [15] R. M. C. Santiago, A. L. De Ocampo, A. T. Ubando, A. A. Bandala, & E. P. Dadios, "Path planning for mobile robots using genetic algorithm and probabilistic roadmap," pp. 1-5, 2017.
- [16] G. Flores-Caballero, A. Rodriguez-Molina, M. Aldape-Perez, & M. G. Villarreal-Cervantes, "Optimized Path-Planning in Continuous Spaces for Unmanned Aerial Vehicles Using Meta-Heuristics," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 176774-176788, 2020.

- [35] J. Khalil Pour, M. Veisi & F. Rahimi, "Distributed control and control of the UAV network," Scientific Journal of Electronic and Cyber., vol. 7, no. 4, pp. 117-129, oct. 2020. (in persian)
- [33] H. Duan & C. Sun, "Pendulum-like oscillation controller for micro aerial vehicle with ducted fan based on LQR and PSO," Sci. China Technol. Sci., vol. 56, no. 2, pp. 423-429, Feb. 2013.
- [34] Y. Chen & H. Duan, "Multiple UCAVs mission assignment based on modified Gravitational Search, pp. 540-545, 2014.