



UAV 3D path planning in wireless sensor networks based on gray wolf optimization

Hakimeh Mazaheri^{1*}, Salman Goli Bidgoli², Ali Nourollah³

¹ PhD in Computer Engineering, Faculty of Electrical and Computer Science, Kashan University.

² Assistant Professor, Department of Computer Engineering – Software, Electrical and Computer Faculty of Kashan University.

³ Assistant Professor, Department of Computer Engineering – Software, Computer Faculty of Tarbiat University, Shahid Rajaei, Tehran.

ARTICLE INFO

Article Type:

Original Research

Received: 2025.07.07

Revised: 2025.10.03

Accepted: 2025.12.03

Keyword:

UAV 3D Path Planning

Wireless Sensor Networks

Gray Wolf Optimization

Artificial Potential Field

*Corresponding Author:

Hakimeh Mazaheri

Email:

H.mazaheri@kashanu.ac.ir

ABSTRACT

This study introduces a hybrid framework for unmanned aerial vehicle (UAV) deployment and path planning in wireless sensor networks. The proposed approach integrates three complementary components: an artificial potential field (APF) method to evaluate the informational value of environmental regions and ensure obstacle avoidance, an enhanced NSGA-II algorithm to achieve an efficient spatial distribution of UAVs with minimal overlap, and a multi-objective grey wolf optimizer (GWO) to generate collision-free and energy-aware flight trajectories within a hierarchical UAV structure. Simulations are conducted on a realistic three-dimensional digital elevation model (DEM) under two scenarios, with and without communication constraints. The results demonstrate that the proposed framework consistently achieves more than 85% information coverage and over 90% convergence success, outperforming benchmark algorithms such as PSO and GA. Statistical analyses, including mean, standard deviation, and t-tests, further confirm the robustness and significance of the findings. Overall, the framework provides a scalable and effective solution for intelligent monitoring of complex environments.



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Unmanned aerial vehicles (UAVs) have become a transformative technology for data collection, surveillance, and communication support in wireless sensor networks (WSNs). Their mobility, cost-effectiveness, and ability to access remote or hazardous regions make them superior to traditional ground-based vehicles. UAV-assisted WSNs have been widely investigated for applications such as battlefield monitoring, precision agriculture, disaster management, and environmental surveillance.

Despite these advantages, challenges remain in energy efficiency, reliable communication, and robust path planning in complex three-dimensional environments. Path planning directly influences mission success, energy consumption, and data collection efficiency. Traditional two-dimensional models oversimplify the environment and fail to capture real-world terrains. Moreover, many existing approaches optimize only a single objective, such as minimizing flight distance, while neglecting obstacle avoidance, communication constraints, and information coverage.

To address these limitations, this study proposes a hybrid framework that integrates the artificial potential field (APF) method for environmental value assessment and obstacle avoidance, an enhanced NSGA-II algorithm for efficient UAV distribution, and a multi-objective grey wolf optimizer (GWO) for collision-free and energy-aware path planning. Simulations are conducted on a realistic three-dimensional digital elevation model (DEM) under two scenarios: with and without communication constraints.

Methodology

In The framework is designed as a three-stage process.

Stage 1: Environmental Value Assessment and Obstacle Avoidance using APF The APF method assigns informational value to different regions of the environment. Unlike conventional APF applications that focus solely on obstacle avoidance, this study extends its use to prioritize regions based on informational importance. Areas with higher data value are assigned stronger attractive forces, guiding UAVs toward them, while obstacles generate repulsive forces to ensure safe navigation.

Stage 2: UAV Distribution using Enhanced NSGA-II An enhanced version of NSGA-II determines the optimal spatial distribution of UAVs. Objectives include maximizing coverage of high-value regions, minimizing overlap between UAV sensing ranges, and maintaining communication feasibility. The hierarchical design reduces redundancy and improves efficiency by assigning observer UAVs for local monitoring and an inspector UAV for data aggregation.

Stage 3: Multi-objective Path Planning using GWO The Grey Wolf Optimizer generates flight trajectories. The fitness function simultaneously minimizes flight distance, reduces energy consumption, avoids collisions, and maximizes data collection. Inspired by the hunting behavior of grey wolves, GWO balances exploration and exploitation in complex search spaces.

Simulation Setup Simulations are conducted on a DEM representing the Qom–Kashan region. Two scenarios are considered: (1) with communication constraints, where UAVs

must maintain connectivity, and (2) without communication constraints, where UAVs prioritize coverage. Performance is compared against PSO and GA. Statistical analyses, including mean, standard deviation, and t-tests, validate the robustness of the results.

Results and discussion

Information Coverage and Convergence The framework consistently achieves more than 85% information coverage. UAVs are successfully directed toward high-value regions identified by APF. The convergence rate exceeds 90%, showing that the optimization process reliably reaches stable solutions. Compared to PSO and GA, the proposed method achieves higher coverage with fewer iterations.

Energy Consumption and Path Efficiency By incorporating both flight distance and energy cost, the framework ensures energy-aware path planning. GWO-based trajectories are shorter and more efficient than those generated by PSO and GA, leading to reduced energy consumption.

Collision Avoidance and Safety The integration of APF ensures UAVs avoid both static obstacles and dynamic conflicts. The hierarchical structure further reduces redundant paths and collisions by assigning distinct roles to UAVs.

Impact of Communication Constraints The two scenarios reveal trade-offs. In the communication-constrained scenario, UAVs maintain stable connectivity, ensuring reliable data transmission but slightly reducing coverage. In the unconstrained scenario, coverage increases, but network stability decreases. This demonstrates the flexibility of the framework in adapting to different operational priorities.

Statistical Validation Statistical analyses confirm robustness. Mean and standard deviation values indicate consistent performance, while t-tests show that improvements over PSO and GA are statistically significant.

Comparison with Related Work Unlike previous studies that focused on two-dimensional environments or single-objective optimization, this work addresses multiple objectives in a realistic three-dimensional setting. The integration of APF for both obstacle avoidance and information valuation, combined with enhanced NSGA-II for UAV distribution and GWO for path planning, represents a novel and comprehensive approach.

Conclusion

This study introduced a hybrid framework for UAV deployment and 3D path planning in wireless sensor networks by integrating artificial potential fields for information valuation and obstacle avoidance, an enhanced NSGA-II for efficient UAV distribution, and a multi-objective grey wolf optimizer for trajectory design. The proposed approach effectively addresses key challenges such as maximizing information coverage, reducing energy consumption, avoiding collisions, and considering communication constraints.

Simulation results on a realistic DEM confirm that the framework achieves over 85% information coverage and more than 90% convergence success, consistently outperforming benchmark algorithms such as PSO and GA. Statistical analyses further validate the reliability of these improvements.

The hierarchical UAV structure, combined with the hybrid optimization strategy, provides a scalable and adaptable solution for intelligent monitoring of complex

environments. While current validation is simulation-based, future work will extend the framework to field experiments, dynamic environments through reinforcement learning, and heterogeneous UAV fleets to further enhance applicability.



برنامه‌ریزی مسیر سه‌بعدی پهپادها در شبکه‌های حسگر بیسیم مبتنی بر بهینه‌سازی گرگ خاکستری

حکیمه مظاهری^{۱*}، سلمان گلی‌بیدگلی^۲، علی نوراله^۳

۱- دکتری مهندسی کامپیوتر، دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه کاشان.

۲- استادیار گروه مهندسی کامپیوتر- نرم‌افزار، دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه کاشان.

۳- استادیار گروه مهندسی کامپیوتر- نرم‌افزار، دانشکده کامپیوتر دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی تهران.

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	در این پژوهش، یک چارچوب ترکیبی برای استقرار و برنامه‌ریزی مسیر پهپادها در شبکه‌های حسگر بی‌سیم ارائه می‌شود. در گام نخست، الگوریتم میدان پتانسیل مصنوعی به منظور ارزش‌گذاری محیط و اجتناب از موانع به‌کار گرفته شده است. سپس نسخه توسعه‌یافته الگوریتم NSGA-II برای توزیع بهینه پهپادها در محیط مورد استفاده قرار گرفته تا پوشش مناطق با ارزش اطلاعاتی بیشینه و همپوشانی میدان دید کاهش یابد. در ادامه، الگوریتم گرگ خاکستری چندهدفه برای طراحی مسیرهای پروازی ایمن و کارآمد به‌کار گرفته شده است. شبیه‌سازی‌ها بر اساس مدل ارتفاع رقومی سه‌بعدی واقعی و در دو سناریوی متفاوت، شامل شرایط با الزام ارتباطی و بدون الزام ارتباطی، انجام شده است. نتایج نشان می‌دهد که چارچوب پیشنهادی به‌طور میانگین بیش از ۸۵ درصد پوشش اطلاعاتی و بیش از ۹۰ درصد موفقیت در همگرایی به دست می‌آورد و در مقایسه با الگوریتم‌های مرجع نظیر PSO و GA عملکرد بهتری ارائه می‌دهد. تحلیل‌های آماری شامل میانگین، انحراف معیار و آزمون t نیز اعتبار نتایج را تأیید می‌کند. این چارچوب می‌تواند به عنوان رویکردی کارآمد و مقیاس‌پذیر برای پایش هوشمند محیط‌های پیچیده مورد استفاده قرار گیرد.
دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۴/۱۶	
بازنگری مقاله: ۱۴۰۴/۰۷/۱۱	
پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۹/۱۲	
کلیدواژگان: برنامه‌ریزی مسیر سه‌بعدی پهپاد شبکه‌های حسگر بی‌سیم بهینه‌سازی گرگ خاکستری میدان پتانسیل مصنوعی	
*نویسنده مسئول: حکیمه مظاهری پست الکترونیکی: H.mazaheri@grad.kashanu.ac.ir	



مقدمه

در سال‌های اخیر استفاده از پهپادها به دلیل مزایایی که نسبت به وسایل نقلیه زمینی از نظر مانورپذیری، مقرون به صرفه بودن، توانایی شناسایی و دسترسی به مناطق دورافتاده دارند، توجه بسیاری را از سوی جامعه تحقیقاتی و صنعت به خود جلب کرده است. پهپادها در حوزه‌های مختلف از نظارت و جمع‌آوری داده تا مدیریت بلایا کاربرد دارند. محبوبیت و کاربردهای گسترده پهپادها به دلیل مزایای فراوان آنها مانند داشتن خط دید^۱ (LOS) با دستگاه‌های زمینی، تحرک و دسترسی به شبکه قابل اعتماد است. شبکه‌های ارتباطی پهپاد در دهه اخیر مورد توجه زیادی قرار گرفته‌اند. این شبکه‌ها شامل پهپادهایی هستند که به عنوان گره‌های بی‌سیم عمل کرده و پیام‌ها را ارسال، دریافت و رله می‌کنند. شبکه‌های پهپادی می‌توانند خودسازمانده یا تحت حمایت زیرساخت‌های زمینی یا ماهواره‌ای باشند [۱].

پیشرفت فناوری و گسترش استفاده از پهپادها، ارتباطات بی‌سیم را برای جمع‌آوری داده‌ها در کاربردهایی مانند نظارت میدان نبرد و کشاورزی دقیق تقویت کرده است. در این زمینه، پهپادها در کنار شبکه‌های حسگر بی‌سیم^۲ برای جمع‌آوری داده‌ها به کار می‌روند [۲]. روش‌های سنتی شامل مسیریابی چندهاپ و استفاده از وسایل نقلیه زمینی بدون سرنشین محدودیت‌هایی مانند ضعف در پیوندهای بی‌سیم و عدم دسترسی به برخی مناطق دارند [۳]. برای رفع محدودیت‌ها، ادغام پهپادها با WSNها بررسی شده است. پهپادها به عنوان سینک سیار هوایی می‌توانند داده‌ها را به‌طور سریع و مطمئن جمع‌آوری کنند، مصرف انرژی را کاهش دهند و عمر گره‌های حسگر را افزایش دهند. طراحی مسیر بهینه پهپادها و انتخاب سرخوشه مناسب، از جمله راهکارهای بهبود این سیستم‌ها است. یکی از چالش‌های اصلی این رویکرد، برنامه‌ریزی مسیر است که تأخیر داده‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این راستا، استفاده از چاهک‌های متحرک می‌تواند یک راهکار مؤثر باشد. برنامه‌ریزی بهینه چاهک متحرک با چالش‌هایی همراه است که باید بر اساس شاخص‌های کلیدی مدیریت شوند. در ادامه در بخش دوم پیشینه پژوهش بررسی و شکاف‌های تحقیقاتی در این زمینه معرفی خواهند شد. در بخش سوم روش پیشنهادی و راهکارهای ارائه شده جهت برطرف‌سازی یا بهبود چالش‌های فوق معرفی می‌شوند. در بخش چهارم نتایج شبیه‌سازی و آزمایشات نشان داده خواهد شد و در بخش پنجم نتیجه‌گیری حاصل از پژوهش بیان می‌شود. مشارکت‌های اصلی این پژوهش به شرح زیر است:

۱. فرمول‌بندی یک مدل چندهدفه جدید مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری: در این پژوهش تابع برازندگی به‌گونه‌ای طراحی شده است که چندین معیار کلیدی شامل حداقل‌سازی طول مسیر، کاهش هزینه پرواز، جلوگیری از برخورد با موانع و کاهش همپوشانی مناطق پوشش داده‌شده را به‌طور هم‌زمان در نظر می‌گیرد. این نوع فرمول‌بندی ترکیبی در مقالات پیشین مبتنی بر GWO برای WSNها به‌طور جامع بررسی نشده است.

۲. برنامه‌ریزی مسیر در محیط سه‌بعدی واقعی گرایانه مبتنی بر مدل ارتفاع رقومی: در مرحله اولیه، طراحی محیط شبیه‌سازی بر اساس مدل ارتفاع رقومی انجام شد تا ناهمواری‌ها، موانع طبیعی و ویژگی‌های توپوگرافی واقعی در مدل لحاظ شوند. این طراحی سه‌بعدی امکان بازتاب شرایط عملی و نزدیک شدن به سناریوهای واقعی را فراهم می‌سازد. در مراحل بعدی، ابتدا با استفاده از میدان پتانسیل مصنوعی ارزش‌گذاری نقاط محیطی صورت گرفت، سپس یک نسخه توسعه‌یافته از NSGA-II برای توزیع

^۱ Line of Sight^۲ Wireless Sensor Network

بهینه پهبادهای در محیط به کار گرفته شد و در نهایت مسیرهای پروازی با استفاده از GWO چندهدفه بهینه سازی شدند.

۳. استفاده نوین از الگوریتم میدان پتانسیل مصنوعی برای اولویت بندی اطلاعاتی در فضای گسترده: در این پژوهش از APF نه تنها برای اجتناب از موانع، بلکه برای ارزش گذاری نقاط محیطی بر اساس اهمیت اطلاعاتی آنها استفاده شده است. این امر موجب هدایت پهبادهای به سمت مناطق با بیشترین ارزش داده و در نتیجه افزایش بازدهی کل سیستم شده است.

۴. توزیع و همکاری سلسله مراتبی پهبادهای مبتنی بر NSGA-II توسعه یافته: در چارچوب پیشنهادی، فرآیند همکاری و توزیع پهبادهای در سه مرحله انجام می شود:

- در مرحله اول، APF برای ارزش گذاری محیط و شناسایی نواحی با اهمیت اطلاعاتی بالا به کار گرفته می شود.
- در مرحله دوم، نسخه توسعه یافته NSGA-II با اهداف چندگانه شامل بهینه سازی پوشش نواحی ارزشمند، کمینه سازی همپوشانی میدان دید و رعایت محدودیت های ارتباطی، آرایش مکانی بهینه پهبادهای را تعیین می کند.
- در مرحله سوم، الگوریتم GWO چندهدفه مسیرهای پروازی را به گونه ای برنامه ریزی می کند که اهداف کاهش طول مسیر، افزایش داده های جمع آوری شده و اجتناب از برخورد به طور همزمان محقق شوند.

پیشینه پژوهش

در سال های اخیر، به کارگیری پهبادهای به عنوان واحدهای متحرک در شبکه های حسگر بی سیم اهمیت زیادی پیدا کرده است. این موضوع به ویژه در زمینه هایی مانند اینترنت چیزها، شهرهای هوشمند و هوش محیطی مورد توجه قرار گرفته و به یک حوزه پژوهشی مهم تبدیل شده است [۴]. هدف این بخش بررسی مزایای شبکه های پهبادی مبتنی بر WSN و ارزیابی روش های پیشنهادی برای انجام وظایف آنها است. در این راستا، الگوریتم های مختلف برنامه ریزی مسیر پهبادهای برای بهبود عملکرد WSN بررسی شده اند.

در بسیاری از پژوهش ها، پهبادهای به عنوان سینک سیار در مقیاس های کوچک و بزرگ به کار گرفته شده اند. مقالاتی که به کاربردهای خاص می پردازند، معمولاً به جای جزئیات فنی الگوریتم های مسیریابی، بر چگونگی پاسخگویی این معماری ها به چالش های خاص و دستیابی به اهداف برنامه تمرکز دارند. روش های پیشنهادی اغلب مبتنی بر الگوریتم های بهینه سازی کلاسیک هستند. برای مثال، پهباد در WSN می تواند به عنوان سینک سیار، گره کاوشگر، یا عاملی برای نگهداری و حفظ ارتباطات شبکه عمل کند [۵]. این قابلیت ها در شرایط اضطراری که بخشی از شبکه دچار اختلال می شود، بسیار مفید هستند.

یکی از مسائل پرتکرار در حوزه بهینه سازی مسیر و زمان بندی ارتباطات پهباد، بارگذاری محاسباتی است، که در آن پهبادهای WSN همکاری کرده و به عنوان سرورهای لبه موبایل برای حسگرها عمل می کنند. هرچند تحقیقات در زمینه WSN و پهبادهای به طور جداگانه سابقه طولانی دارند، اما مطالعه ترکیب آنها و توسعه رویکردهای یکپارچه WSN-UAV نسبتاً جدید است. یکی از اولین مطالعات در این زمینه، استفاده از پهباد برای استقرار گره ها WSN بود. اخیراً، این معماری ها برای استقرار گره ها در مناطق کم دسترسی یا خطرناک مورد استفاده قرار گرفته اند [۶].

یکی دیگر از کاربردهای مهم، جمع‌آوری داده از WSN ها با کمک پهپادها است که مورد توجه بسیاری از پژوهش‌ها قرار گرفته است. در [۷]، یک رویکرد سینک سیار برای کاهش مصرف انرژی پیشنهاد شده که در آن سینک سیار با حرکت در شبکه، داده‌های حسگرها را مستقیماً دریافت کرده و موجب تعادل بار در میان آن‌ها می‌شود. در [۸]، با کاهش هزینه پهپادها، یک سیستم چند پهپاد برای جمع‌آوری داده از حسگرهای زمینی پیشنهاد شده است که در آن از عوامل نرم‌افزاری موبایل برای ارتباطات هوشمند، جمع‌آوری و پردازش داده‌ها استفاده شده است. استفاده از پهپادها برای جمع‌آوری داده نه تنها طول عمر شبکه را افزایش می‌دهد، بلکه پردازش داده و نیاز به حافظه را در حسگرها کاهش می‌دهد [۹] علاوه بر این، پهپادها می‌توانند هنگام جمع‌آوری داده، حسگرها را به صورت بی‌سیم شارژ کرده و طول عمر شبکه را بهبود دهند [۱۰]

روش‌های مختلفی برای جمع‌آوری داده با پهپاد پیشنهاد شده‌اند. برای مثال، مارتینز و همکاران از پهپادها برای جمع‌آوری داده در مقیاس بزرگ استفاده کردند [۱۱]، در حالی که دونگ و همکاران یک پهپاد مخصوص این وظیفه را طراحی کردند [۱۲]. از آنجا که این مسئله یک بهینه‌سازی ترکیبی محدود و NP-hard است، الگوریتم‌های مسیریابی متداول همچنان در شبکه‌های پهپادی WSN قابل استفاده‌اند. با این حال، در رویکردهای ترکیبی علاوه بر محدودیت‌های رایج، باید به معیارهایی مانند کیفیت خدمات، بهره‌وری انرژی و اهداف بهینه‌سازی خاص نیز توجه شود. به‌طور کلی، راهکارهای برنامه‌ریزی مسیر انرژی کارآمد برای پهپادها به دو دسته الگوریتم‌های سنتی و الگوریتم‌های اکتشافی تقسیم می‌شوند که در ادامه برخی از این رویکردهای امیدوارکننده بررسی خواهند شد.

الگوریتم‌های سنتی

الگوریتم‌های سنتی به اطلاعات محیط و مدل ریاضی بستگی دارد. با توجه به ویژگی‌های الگوریتم‌های برنامه‌ریزی مسیر، روش‌های سنتی به اطلاعات دقیق محیط و مدل‌های ریاضی متکی هستند و معمولاً شامل الگوریتم‌های مبتنی بر سلول، مبتنی بر مدل ریاضی، مبتنی بر گره و مبتنی بر نمونه می‌شوند.

- الگوریتم‌های مبتنی بر سلول به اطلاعات از پیش تعریف شده‌ای از محیط نیاز دارند و مناسب محیط‌های ناشناخته و آنلاین نیستند [۱۳].
- الگوریتم‌های مبتنی بر مدل ریاضی از طریق شمارش سیستماتیک، برنامه‌ریزی اعداد صحیح و برنامه‌نویسی محدودیت‌ها به دنبال راه‌حل بهینه مسئله می‌گردند [۱۴]. حداقل در تئوری، آن‌ها می‌توانند راه‌حل بهینه را برای مسئله بهینه‌سازی ارائه دهند. با این حال، چنین الگوریتم‌هایی را نمی‌توان برای مسائل بهینه‌سازی ترکیبی با مقیاس داده‌های بزرگ اعمال کرد زیرا پیچیدگی محاسباتی الگوریتم‌های برنامه‌ریزی ریاضی ممکن است با افزایش اندازه مسئله به صورت تصاعدی افزایش یابد.
- الگوریتم‌های مبتنی بر گره از طریق یک استراتژی کنترل جستجوی نمودار به صورت تصادفی یا قطعی راه‌حل‌هایی را پیشنهاد می‌دهد. این الگوریتم‌ها می‌توانند بهینه بودن را تضمین کند، اما فقط برای مسائل برنامه‌ریزی مسیر در مقیاس کوچک مناسب است و هنگام برخورد با مسائل پیچیده‌تر برنامه‌ریزی مسیر مستعد مشکلات NP-hard هستند.
- الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه می‌توانند هموارترین و ایمن‌ترین مسیر را پیشنهاد دهند اما دارای معایبی مانند پیچیدگی محاسباتی بالا و حداقل محلی هستند.

الگوریتم‌های اکتشافی

رویکردهای هوش ازدحامی: در رویکردهای هوش ازدحامی تمام مسیرهای امکان‌پذیر پهباد از نقطه شروع تا نقطه هدف برای به حداقل رساندن هزینه کل مسیر جستجو می‌شوند. الگوریتم‌های هوش ازدحام برای کشف یک یا چند راه‌حل نامزد برای برنامه‌ریزی مسیر استفاده می‌شود [۱۵]. الگوریتم‌های هوش ازدحامی برای طراحی مسیر کارآمد با حفظ انرژی در شبکه‌های بی‌سیم دارای پهباد استفاده می‌شوند. این رویکردها چارچوب‌های الگوریتمی هستند که مجموعه‌ای از دستورالعمل‌ها را برای توسعه الگوریتم‌های بهینه‌سازی و به حداقل رساندن تابع هزینه کل ارائه می‌کنند [۱۶]. الگوریتم‌های هوش ازدحام به دو دسته روش‌های تکاملی و روش‌های بیولوژیکی تقسیم می‌شوند. الگوریتم تکاملی مبتنی بر نظریه تکامل داروین است و شامل انتخاب، ترکیب و جهش است. در برنامه‌ریزی مسیر پهباد، الگوریتم‌های نماینده GA، تکامل تفاضلی و NSGA-II هستند [۱۷]. به دلیل تطبیق‌پذیری و توانایی آن در حل مسائل در مقیاس بزرگ و غیرخطی، GA پرکاربردترین الگوریتم است. با این حال، از آنجایی که GA در یک پیاده‌روی تصادفی حرکت می‌کند، تنوع راه‌حل‌های پیشنهادی کاهش می‌یابد. روش‌های الهام‌گرفته از طبیعت فعالیت‌های بیولوژیکی، مانند جستجوی غذا را تقلید می‌کنند. در برنامه‌ریزی مسیر پهباد، بهینه‌سازی کلنی مورچه‌ها، بهینه‌سازی ازدحام ذرات [۱۸]، بهینه‌سازی گرگ خاکستری [۱۹] و بهینه‌سازی پروانه [۲۰] معمولاً استفاده می‌شود. این الگوریتم‌ها از نظر محاسباتی ساده، قوی و قابل جستجو هستند اما با افزایش پیچیدگی مسئله، دارای مشکلاتی مانند گیرکردن در بهینه محلی تکرار بسیار آهسته هستند.

رویکردهای هوش مصنوعی: دسته دوم الگوریتم‌های اکتشافی، الگوریتم‌های هوش مصنوعی هستند. این تکنیک‌ها، به طور خاص، زمانی که با متغیرهای فضای حالت کافی ارائه شود، می‌تواند با مسئله تصمیم‌گیری مسیر مقابله کند. با این حال، اگر تعداد گره‌های زمین زیاد باشد، به فضای ذخیره‌سازی بیشتری برای متغیرهای فضای عمل و حالت نیاز دارد [۲۱]. از طرفی هر دو فضای حالت و فضای عمل این رویکرد پیوسته هستند و با چالش‌هایی مانند گسسته‌سازی فضا و محدودیت پردازشی گره‌های حسگر مواجه هستند. در حالت کلی، روش‌های اکتشافی یافتن راه‌حل بهینه را تضمین نمی‌کنند، اما ممکن است سریع‌تر باشند و ممکن است کارایی بالاتری نسبت به روش‌های کلاسیک داشته باشند [۲۲]. چالش‌هایی که برای هریک از این رویکردها بیان شد با توسعه این الگوریتم‌ها بهبود داده می‌شوند. بر این اساس، برخی از الگوریتم‌های بهبود یافته برای حل مسائل فوق پیشنهاد شده‌اند. یک راه‌حل موثر، اصلاح یک مکانیسم و سیاست در الگوریتم است. به عنوان مثال، برای غلبه بر مضرات همگرایی آهسته و قرار گرفتن در یک بهینه محلی از ACO اصلی، استراتژی انتخاب مسیر و مکانیسم تخصیص فرمون در مرجع [۲۳] بهبود یافته است. در مرجع [۲۴]، قابلیت جستجوی سراسری و دقت جستجوی محلی PSO با معرفی ضرایب وزن دهی اینرسی غیرخطی بهبود یافته است. راه‌حل موثر دیگر، ترکیب با سایر الگوریتم‌های برنامه‌ریزی مسیر است که در حال حاضر به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند و برای بهبود سایر الگوریتم‌های اکتشافی مناسب هستند. هم‌چنین به منظور بهبود چالش‌های الگوریتم‌های هوش مصنوعی استفاده از روش‌های گسسته‌سازی زمان [۲۵] و مسیر BCD کاربرد گسترده‌ای دارد. در ادامه تعدادی از پژوهش‌های انجام شده مبتنی بر الگوریتم‌های اکتشافی برای شبکه پهبادی مبتنی بر WSN معرفی خواهند شد.

پژوهش‌های مبتنی بر WSN-UAV

در مرجع [۲۶] تکنیک‌های بهینه‌سازی محدب برای به حداکثر رساندن QoS، جمع‌آوری و انتقال اطلاعات مورد مطالعه قرار گرفته است. سپس، مسیر پهباد با به حداقل رساندن زمان پرواز بین نقاط مختلف بر اساس تئوری کنترل بهینه تولید می‌شود. در مرجع [۲۷] موضوع پوشش شبکه حسگر بی‌سیم بهینه با استفاده از پلت

فرم‌های پهپاد از نظر یک مسئله بهینه‌سازی مورد بحث قرار گرفته شده است. در مرجع [۲۸]، برنامه‌ریزی مسیر به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی سخت با محدودیت‌های تعریف شده فرموله شده است و GWO با موفقیت برای حل مسئله برنامه‌ریزی مسیر سه بعدی اعمال می‌شود. در مقاله [۲۹] از بهینه‌سازی گرم ذرات برای تعیین مسیر پهپاد با مدیریت موانع در زمان واقعی استفاده شده است. مدل‌های هوش جمعی دیگر مانند بهینه‌ساز گرگ خاکستری [۳۰]، PSO چند هدفه [۳۱] در کنترل موانع در زمان واقعی و تصمیم‌گیری کارآمد در زمان مرتب‌سازی تأثیر داشتند. مرجع [۳۲] عمدتاً برنامه‌ریزی مسیر پهپادها را در یک محیط سه بعدی بررسی می‌کند و مشکلات مدل‌سازی فضایی و استانداردهای عملکرد را معرفی می‌کند. برنامه‌ریزی مسیر پهپاد در مقاله [۱۲] از تکنیک‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندهدفه استفاده می‌کند. در این تحقیق توزیع گاوسی با Qlearning و PSO پیشنهاد شده است. ذرات جدید با استفاده از عملکرد تابع گاوسی تولید می‌شوند. در نهایت، اکتشاف و بهره‌برداری، تنوع جمعیت را افزایش می‌دهد. مرجع [۳۳] مروری بر تحقیقات برنامه‌ریزی مسیر بر اساس روش‌های هوشمند ارائه می‌دهد.

در مرجع [۳۴]، برخی از الگوریتم‌های برنامه‌ریزی مسیر پهپاد بر اساس صرفه‌جویی در انرژی توضیح داده شده است. در مرجع [۳۵] رویکرد اکتشافی الهام گرفته از طبیعت برای شبکه‌های ترکیبی UAV – WSN به منظور به حداقل رساندن ارزش اطلاعات جمع‌آوری شده از سطح زمین و در عین حال به حداقل رساندن هزینه‌های عملیاتی پهپاد استفاده شده است. در [۳۶] با یک الگوریتم خوشه‌بندی جدید مبتنی بر چگالی که چگالی گره‌های حسگر را در نظر می‌گرفت، وظیفه‌ای به هر پهپاد داده شده است. در مرجع [۳۷] مدل‌های یکپارچه‌سازی ارتباط UAV-WSN و جمع‌آوری داده‌ها برای WSN‌های سلسله‌مراتبی و خوشه‌ای بررسی شده که در آن پهپاد وظیفه دارد تا از هر سرخوشه به شیوه‌ای کارآمد بازدید کند تا داده‌های سطح زمین را جمع‌آوری کند. در مقاله [۳۸] تکنیک بهینه‌سازی درون منطقه‌ای و بین منطقه‌ای برای انتخاب مسیر به کار گرفته شده است. در این مقاله از بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها برای فرمول‌بندی ناحیه مورد نظر استفاده می‌شود. در نهایت، نمودار نقطه راه‌پراکنده برای یافتن مسیر محلی و سراسری استفاده شده است. این ارزیابی نشان می‌دهد که این الگوریتم می‌تواند مسیری با هزینه کم را برای پهپاد محاسبه کند. در [۳۹] الگوریتم فراابتکاری ترکیبی هریس‌هاک با بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای نگهداری بار واقعی پهپاد استفاده می‌شود و با اجتناب از حداقل‌های محلی، موانع به راحتی برطرف و مسیر هدف موثر با همگرایی سریع به دست می‌آید و عملکردی بهتر از PSO دارد.

در کنار این دسته‌بندی‌های اصلی، شایان ذکر است که در سال‌های اخیر توجه ویژه‌ای نیز به یادگیری تقویتی و الگوریتم‌های هیبریدی در زمینه مسیریابی پهپادها معطوف شده است. برای نمونه در [۴۰] با بهره‌گیری از یادگیری تقویتی چندعامله در همکاری پهپاد-خودروهای زمینی نشان دادند که این رویکرد می‌تواند در محیط‌های دارای موانع، مسیرهایی پایدار و بدون برخورد ایجاد کند. همچنین یک مرور جامع در [۴۱] تأکید کرده است که ادغام هوش مصنوعی، یادگیری تقویتی و الگوریتم‌های تکاملی می‌تواند عملکرد سیستم‌های UAV را در محیط‌های پویا به‌طور چشمگیری ارتقا دهد. افزون بر این، مطالعه‌ای در [42] نشان می‌دهد که از سال ۲۰۲۰ به بعد، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی و هیبریدی برای مسیریابی UAV، به‌ویژه در ترکیب با یادگیری تقویتی و بهینه‌سازی چندهدفه، رشد قابل توجهی داشته است. این مطالعات اخیر نشان می‌دهند که مسیر پژوهش در حوزه UAV به سمت ترکیب الگوریتم‌های فراابتکاری با یادگیری تقویتی و مدل‌سازی واقع‌گرایانه‌تر محیط حرکت کرده است؛ موضوعی که پژوهش حاضر نیز در امتداد آن قرار می‌گیرد.

جمع‌بندی و شکاف‌های پژوهشی

بررسی‌های انجام شده نشان می‌دهد روش‌های سنتی به دلیل تکیه بر مدل‌های ریاضی و ساختارهای دقیق، از نظر دقت بالقوه قوی هستند، اما با افزایش مقیاس و پیچیدگی محیط، به‌ویژه در سناریوهای سه‌بعدی، با محدودیت‌های جدی مواجه می‌شوند. پیچیدگی محاسباتی بالا و نیاز به داده‌های دقیق محیطی، کاربرد آن‌ها را در محیط‌های پویا و بزرگ مقیاس محدود می‌سازد [۱۳؛ ۱۴]. در مقابل، روش‌های اکتشافی و فراابتکاری مانند PSO، ACO و GWO به دلیل انعطاف‌پذیری و مقیاس‌پذیری بهتر، در دهه اخیر بیشترین توجه را به خود جلب کرده‌اند. این الگوریتم‌ها قادرند مسائل غیرخطی و چندبعدی را با سرعت بیشتری حل کنند، اما مشکل گیر افتادن در بهینه محلی و همگرایی زود هنگام در بسیاری از آن‌ها گزارش شده است [۱۹]. برای رفع این ضعف، نسخه‌های بهبودیافته و ترکیبی متعددی از جمله اصلاحات در مکانیزم جستجو یا ترکیب با سایر روش‌ها معرفی شده‌اند [۲۳؛ ۲۴].

الگوریتم میدان پتانسیل مصنوعی همچنان یکی از پرکاربردترین روش‌ها برای اجتناب محلی از موانع است. مزیت اصلی آن سادگی و سرعت بالای محاسبات است، اما مشکل بهینه محلی و ناپایداری در محیط‌های پیچیده موجب شده است که اغلب به‌عنوان بخشی از چارچوب‌های ترکیبی استفاده شود [۴۳]. مطالعات اخیر نشان داده‌اند که APF به‌تنهایی توانایی کافی برای پوشش کامل معیارهای چندهدفه را ندارد، ولی ترکیب آن با الگوریتم‌های جستجوی سراسری می‌تواند عملکرد بهتری ارائه دهد [۴۴]. از سوی دیگر، الگوریتم گرگ خاکستری به دلیل سادگی و کارایی در مسائل چندبعدی، در برنامه‌ریزی مسیر UAV ها بسیار مورد توجه قرار گرفته است [۹؛ ۲۸]. این الگوریتم با وجود مزایای فراوان، همچنان مستعد همگرایی زود هنگام است؛ به همین دلیل نسخه‌های اصلاح‌شده و ترکیب‌شده آن در سال‌های اخیر معرفی شده‌اند [۴۵؛ ۴۶]. مطالعات جدید نشان می‌دهند که ترکیب GWO با مکانیزم‌های یادگیری یا مقداردهی اولیه تصادفی می‌تواند کیفیت و سرعت همگرایی را بهبود دهد [۴۷]. در ادبیات موجود، ترکیب APF و GWO نیز مطرح شده است. این ترکیب معمولاً با هدف بهره‌گیری از سرعت بالای APF در سطح محلی و قدرت جستجوی سراسری GWO ارائه می‌شود [۴۸]. با این حال، بیشتر این مطالعات یا در محیط‌های دوبعدی انجام شده‌اند یا از مدل‌های ساده‌سازی شده سه‌بعدی استفاده کرده‌اند. همچنین، توجه کمتری به معیارهای اطلاعات‌محور (مانند ارزش داده‌های جمع‌آوری‌شده) و ساختارهای سلسله‌مراتبی UAV ها شده است [۴۹].

نکته‌ی دیگر، ضعف در اعتبارسنجی نتایج است. در بسیاری از پژوهش‌ها نتایج تنها بر اساس یک یا چند آزمایش شبیه‌سازی محدود گزارش شده و از تحلیل آماری جامع (میانگین، انحراف معیار و آزمون‌های معنی‌داری) استفاده نشده است [۵۰]. این امر موجب می‌شود ادعاهای برتری الگوریتم‌ها به‌طور کامل پشتیبانی نشوند. همچنین، بحث مقیاس‌پذیری و پیچیدگی محاسباتی در اغلب مطالعات نادیده گرفته شده است؛ در حالی که برای کاربردهای واقعی حیاتی است [۵۱].

جدول ۱. مقایسه‌ای پژوهش حاضر با کارهای مشابه مبتنی بر الگوریتم پیشنهادی

مرجع	قيود ارتباطی	اعتبارسنجی آماری	ساختار سلسله‌مراتبی	معیارهای اطلاعاتی	محیط شبیه‌سازی
[۲۸]	لحاظ نشده	فقط نتایج میانگین	ندارد	ندارد	2D ساده
[۳۰]	محدود	بدون تحلیل آماری	ندارد	ندارد	2D با موانع ساده
[۳۵]	ندارد	بدون آزمون آماری	ندارد	محدود	2D
[۳۹]	ندارد	فقط مقایسه کیفی	ندارد	ندارد	3D ساده‌سازی شده

[۴۰]	بله (محدودیت ارتباطی و انرژی)	مقایسه کمی با روش‌های مرجع	بله (اتلاف چندعامله)	ندارد	3D با موانع طبیعی
این پژوهش	دو سناریو: با و بدون الزام	بله (میانگین، انحراف معیار، SE، آزمون t)	بله (ناظر/بازرس)	دارد	3D (DEM)

براساس جدول ۱ پژوهش حاضر برای اولین بار ترکیب APF و GWO را در محیط سه‌بعدی واقعی با ساختار سلسله‌مراتبی UAV و قیود ارتباطی بررسی کرده و نتایج را با تحلیل آماری معتبر گزارش می‌کند. در مجموع، مرور ادبیات نشان می‌دهد که:

۱. محیط‌های سه‌بعدی واقعی گرایانه مبتنی بر DEM به‌دردت در مطالعات پیشین لحاظ شده‌اند.
۲. نقش پهپادها اغلب به‌صورت یکنواخت در نظر گرفته شده و ساختار سلسله‌مراتبی (پهپادهای ناظر و بازرس) کمتر بررسی شده است.
۳. معیارهای اطلاعاتی (مانند کاهش همپوشانی و افزایش ارزش داده‌های جمع‌آوری‌شده، طول مسیر کوتاه‌تر و هزینه مصرفی) معمولاً نادیده گرفته شده‌اند.
۴. ارزیابی‌های آماری، تحلیل حساسیت پارامترها، و مقیاس‌پذیری در اکثر پژوهش‌ها ناقص بوده است. در حالی که پژوهش‌های پیشین ترکیب APF و GWO را در محیط‌های ساده‌سازی‌شده و عمدتاً دوبعدی به‌کار برده‌اند، این پژوهش نخستین کار است که در یک محیط سه‌بعدی مبتنی بر مدل ارتفاع رقومی با تعریف ساختار سلسله‌مراتبی UAV (ناظر و بازرس)، در نظر گرفتن معیار ارزش اطلاعاتی برای نقاط محیط، و تلفیق اهداف چندگانه شامل پوشش، طول مسیر، همپوشانی داده و پایداری ارتباط، چارچوبی عملیاتی و واقع‌گرایانه برای پایش محیط ارائه می‌دهد. این نوآوری‌ها شکاف‌های گزارش‌شده در مطالعات قبلی را پوشش می‌دهد و موجب افزایش کارایی عملی الگوریتم پیشنهادی می‌شود.

روش پیشنهادی

با توجه به مقیاس بزرگ و پیچیدگی محیط، استفاده از روش‌های دقیق و پرهزینه برای برنامه‌ریزی مسیر پهپادها در شبکه‌های حسگر بی‌سیم عملی نیست، به‌ویژه با در نظر گرفتن محدودیت انرژی و توان محاسباتی پایین پهپادها. بنابراین، در این پژوهش یک رویکرد فراابتکاری ترکیبی مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری و میدان پتانسیل مصنوعی ارائه می‌شود. نوآوری اصلی روش در سه بخش است:

۱. استفاده از DEM واقعی برای مدل‌سازی محیط سه‌بعدی همراه با موانع،
 ۲. ترکیب APF برای اولویت‌بندی مناطق اطلاعاتی با GWO برای یافتن مسیرهای بهینه
 ۳. تعریف ساختار سلسله‌مراتبی UAV شامل پهپادهای ثابت و پهپاد بازرس.
- در این ساختار، پهپادهای نوع اول به‌عنوان گره‌های ثابت در مرکز مناطق مستقر شده و داده‌های حسگرها را براساس میدان دید و سطح پوشش جمع‌آوری می‌کنند. پهپاد نوع دوم یا بازرس، از ایستگاه مرکزی حرکت کرده و با مراجعه به پهپادهای ثابت، داده‌ها را تجمیع و به ایستگاه منتقل می‌نماید. به این ترتیب، محدودیت‌های ارتباطی نیز در نظر گرفته می‌شود. فرآیند روش پیشنهادی شامل دو مرحله اصلی است. مرحله اول، توزیع پهپادها بر اساس میدان دید و نواحی تحت پوشش با استفاده از APF و مرحله دوم مسیریابی پهپاد بازرس از مبدا تا مقصد با در نظر گرفتن قیود چندهدفه شامل اجتناب از برخورد، حفظ ارتباط، محدودیت انرژی و کمینه‌سازی طول مسیر.

محاسبه میزان پوشش دهی محیط توسط پهپاد

هنگامی که از هواپیماهای بدون سرنشین استفاده می‌شود، معمولاً آن‌ها را طوری برنامه‌ریزی می‌کنند که در کوتاه‌ترین مسیر بدون برخورد با مانع پرواز کنند و اطلاعات را با همپوشانی مشخص شده‌ای از اطراف جمع کنند. به این منظور لازم است میدان دید و منطقه قابل پوشش توسط هر پهپاد مشخص باشد. بنابراین تنها دو عامل محدود کننده‌ای که باید مورد توجه قرار گیرد میدان دید و حداکثر ارتفاع قانونی پهپاد هستند. به این منظور، دو متغیر ثابت، میدان دید دوربین پهپاد θ (FoV) که به عنوان زاویه‌ای که در هر لحظه می‌تواند ببیند و نسبت ابعادی آن (نسبت طول و عرض تصاویر) تعریف می‌شود. از طرفی ممکن است لازم باشد بین پوشش و وضوح مصالحه کنیم. واضح است که وقتی پهپاد در حال پرواز در ارتفاع بالاتری است، میدان دید مخروطی بیشتر است، اما وضوح کمتر خواهد بود. در این پژوهش، پهپادها برای وضوح بهتر، وظیفه نظارت را در پایین‌ترین ارتفاع ممکن انجام می‌دهند و از چند پهپاد برای دریافت اطلاعات مناطق استفاده شده است. ارتفاع هر نقطه (x, y) روی زمین را می‌توان به صورت z بیان کرد. فرض کنید D زیرمجموعه‌ای از نقاط زمین که در آن $z = 0$ باشد همچنین، $Z_{\min}$ ، $Z_{\max}$ حداکثر و حداقل ارتفاع داده شده برای پهپادها هستند. پهپاد، مجهز به یک دوربین با زاویه دید مشخص $0 < \theta < \pi$ است که می‌تواند اهداف مورد نظر را روی زمین در میدان دید مخروطی شکل خود تحت شعاع R ببیند. هدف مورد نظر اگر خارج از FOV پهپاد باشد، قابل شناسایی نیست. همچنین نقطه تولید شده (x, y, z) باید محدودیت‌های رابطه (۱) را برآورده کند:

$$(x, y) \in D, z \in [Z_{\min}, Z_{\max}], 0 < Z_{\min} < Z_{\max}$$

$$R = z \cdot \tan\left(\frac{\theta}{2}\right) (z_d - z), \text{ where } z < z_d \quad (1)$$

$p_i \in R^3$ از مجموعه ایستگاه‌های $P = \{p_1, \dots, p_n\}$ در نظر گرفته می‌شود که پهپاد باید از فاصله δ از آن‌جا اطلاعات جمع‌آوری کند. p_i یعنی اطلاعات از قسمت خاصی از ناحیه هدف را می‌توان در فاصله δ از مکان خاص $p_i \in R^3$ گرفت. بنابراین، مجموعه ایستگاه‌های بین راهی P باید حاوی موقعیت نقطه‌ای میانی p_i^* باشد که $\|p_i^*, p_i\| \leq \delta$ است. در این شرایط، مسئله پیدا کردن یک مسیر برای بازدید از همسایگی δ از همه مکان‌های ایستگاه اولیه است که شامل بهینه‌سازی توالی بازدیدها است. همچنین، فاصله $q_{(i,j)}$ بین نقطه i و j و حداقل فاصله q_i بین نقطه میانی i و زمین باید شرط $q_{(i,j)} \geq c_1, q_i \geq c_2 \mid c_1 > 2\delta > 0 \text{ and } c_2 > \delta > 0$ را داشته باشد تا از برخورد جلوگیری شود.

در این پژوهش دوربین در حالت عمود بر زمین فرض می‌شود و اعوجاج لنز در نظر گرفته نمی‌شود. هر پهپاد مجهز به دوربین‌های رو به پایین است و میدان دید یکسان را برای آن فراهم می‌کند. دوربین هر پهپاد و FOV آن هرمی با نیم زاویه $\theta = [\theta_1, \theta_2]$ تشکیل می‌دهند. رابطه (۲) مراحل محاسبه آن را نشان می‌دهد. در اینجا $ccdWidth$ اندازه مقیاس تصویر، $f[mm]$ فاصله کانونی، $Z[m]$ ارتفاع پرواز پهپاد و b مرکز تصویر گرفته شده است. هدف پهپادها نه تنها ارائه پوشش کامل منطقه خود است، بلکه همچنین به حداقل رساندن همپوشانی FOV سایر پهپادها برای بهبود کارایی تیم است. همپوشانی FOV پهپادها در انجام این کار با رابطه (۳) نشان داده می‌شود. در این رابطه پارامتر p میزان همپوشانی تصاویر دو پهپاد، پارامتر b قسمت پوشش داده شده توسط یک پهپاد و پارامتر θ عدد ثابت است.

^۱ Field of View

$$\theta = 2 \times \tan^{-1}((\text{ccdWidth}/2) / f[\text{mm}]) \quad (2)$$

$$d = 2 * Z[m] * \tan(\theta/2)$$

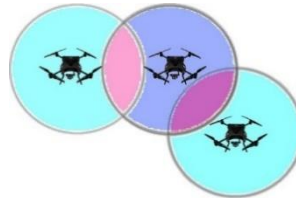
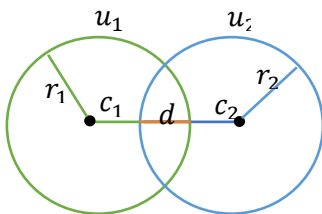
$$\frac{Z[m]}{f[\text{mm}]} = \frac{b}{d} = \frac{b}{2 \times Z[m] \times \tan(\theta/2)} \quad (3)$$

$$p = \frac{d-b}{d} \times \vartheta$$

$$a = d \times \left(1 - \frac{q}{g}\right) = 2 \times Z[m] \times \tan(\theta/2) \times \left(1 - \frac{q}{g}\right)$$

سناریو اول: توزیع پهپادها با حداقل یک مسیر ارتباطی: حسگرهای زمینی اطلاعات محیط اطراف

مانند دما و رطوبت را جمع آوری می‌کنند. سپس پهپادها از طریق انتقال بی‌سیم به حسگرهای زمین متصل می‌شوند تا اطلاعات محیط را بدست آورند. هر پهپاد مجهز به یک سرور کوچک برای پیش پردازش داده‌ها، مانند حذف افزونگی است. در سناریوی اول اهداف بهینه‌سازی شامل: حداکثرسازی اطلاعات جمع‌آوری‌شده، حداقل سازی ناحیه مشترک برای جلوگیری از داده‌های تکراری، و حفظ ارتباط پایدار میان پهپادها است. در این حالت، هر پهپاد موظف است علاوه بر جمع‌آوری داده از محیط، همواره در محدوده‌ای قرار گیرد که ارتباط با سایر پهپادها و در نهایت ایستگاه پایه برقرار باشد. این الزام ارتباطی باعث می‌شود مسیر پروازی پهپادها محدودتر گردد و نواحی پوشش داده‌شده الزاماً حداکثر نباشند. با این حال، مزیت اصلی این سناریو تضمین انتقال بلادرنگ داده‌ها به ایستگاه مرکزی و افزایش قابلیت اطمینان شبکه است. چنین شرایطی برای مأموریت‌های حساس به زمان (مانند عملیات امداد و نجات یا پایش امنیتی) کاربرد دارد، حتی اگر منجر به کاهش نسبی پوشش یا افزایش همپوشانی شود. فرض می‌شود که n حسگر به طور تصادفی روی زمین در یک منطقه ثابت معین توزیع شده‌اند که با $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ مشخص می‌شود. با فرض اینکه همه حسگرهای زمینی می‌توانند اطلاعات محیطی کل منطقه را به طور مشترک دریافت کنند. با استفاده از الگوریتم میدان پتانسیل مصنوعی، مناطق ارزش گذاری و به m منطقه تقسیم می‌شوند. m پهپاد در مرکز هر منطقه وجود دارند که با $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ مشخص می‌شوند و می‌توانند اطلاعات حسگر منطقه تحت پوشش خود را دریافت کنند. برای توصیف پوشش پهپاد از دایره استفاده می‌شود. با این حال، از یک طرف به منظور اطمینان از اتصال پهپادها با یکدیگر و از طرف دیگر جلوگیری از همپوشانی مناطق تحت پوشش هر پهپاد، از رابطه هندسی محاسبه تقاطع استفاده می‌شود. فرض کنید دو دایره داریم که مناطق پوشش داده شده توسط پهپادها را نشان می‌دهند. هر پهپاد یک شعاع دارد که با r نشان داده می‌شود. پس انتظار داریم که فاصله بین مراکز دو پهپاد $2r$ باشد. در این حالت اگر فاصله بین دو مرکز دایره کمتر از $2r$ شود پهپادها باهم ارتباط دارند از طرفی برای جلوگیری از همپوشانی مناطق تحت پوشش هر پهپاد ارتباط آن‌ها نباید از یک حد مورد انتظار بیشتر شود. در این حالت منظور از ارتباط داشتن به این معناست که حداقل یک مسیر ارتباطی بین آن‌ها وجود داشته باشد نه اینکه همه پهپادها باهم ارتباط داشته باشند.



شکل ۱. الف. نقاط اتصال الف. نقاط اشتراکی ب. پارامترهای محاسبه مناطق تحت پوشش

در سناریوی دوم، توزیع پهپادها بر اساس ارزش اطلاعاتی گره‌های حسگر انجام می‌شود. در این حالت، حسگرها با توجه به موقعیت مکانی و محدوده انتقال، ارزش‌گذاری و گروه‌بندی می‌شوند [۴] و برای هر گروه، یک پهپاد در مرکز ناحیه مربوطه مستقر می‌گردد تا داده‌های آن بخش را جمع‌آوری کند. سپس اطلاعات جمع‌آوری شده پس از پردازش اولیه به پهپاد بازرس منتقل شده و در پایان به ایستگاه مرکزی ارسال می‌شود. برای تعیین موقعیت بهینه پهپادها، از الگوریتم میدان پتانسیل مصنوعی استفاده شده است. در این الگوریتم، نیروهای جاذبه پهپادها را به سمت نقاط با بیشترین ارزش اطلاعاتی هدایت می‌کنند و نیروهای دافعه موجب اجتناب از موانع می‌شوند. ویژگی‌هایی مانند سادگی محاسبات و نیاز پردازشی پایین، APF را به گزینه‌ای کارآمد برای توزیع پهپادها در محیط‌های بزرگ و ناشناخته تبدیل می‌کند.

برخلاف سناریوی اول، در این سناریو الزامی برای حفظ ارتباط بلادرنگ بین پهپادها وجود ندارد. حذف این محدودیت موجب می‌شود پهپادها آزادی عمل بیشتری در انتخاب موقعیت و مسیر داشته باشند و در نتیجه پوشش اطلاعاتی و بهره‌وری انرژی افزایش یابد. البته پیامد آن این است که داده‌ها با تأخیر و پس از تکمیل مأموریت به ایستگاه مرکزی منتقل می‌شوند. سناریوهایی مانند پایش دوره‌ای مناطق وسیع یا کشاورزی دقیق مناسب کاربردهایی است که نیاز به ارتباط لحظه‌ای ندارند.

روابط ۴ تا ۸ نحوه ارزش‌گذاری نقاط براساس الگوریتم میدان پتانسیل مصنوعی به منظور جذب اطلاعات و اجتناب از موانع را نشان می‌دهد. بر اساس رابطه ۴، ماتریس $Vec(t)$ اطلاعات حاوی فاصله بین نقاط با یکدیگر را محاسبه می‌کند. سپس بر اساس رابطه ۵ و ۶ محیط شامل موانع و فاصله هر نقطه از مانع محاسبه می‌شود. تابع $obstacle$ فاصله بین منطقه تحت پوشش هر پهپاد تا موانع را بررسی می‌کند اگر برخوردی وجود داشته باشد مقدار ۱ برمی‌گرداند. در نهایت براساس روابط ۷ و ۸، فاصله هر نقطه تا مانع یک دامنه دافعه و براساس میزان اطلاعات موجود در محیط یک دامنه جاذبه به نقطه اضافه می‌گردد. پارامترهای $\mu, \varphi, x, y, \sigma$ به ترتیب مقادیر آرایه $point$ هستند که برابر با مختصات x, y نقاط در محیط، مرکز هستند. بنابراین براساس الگوریتم APF و میدان‌های جاذبه و دافعه، پهپاد به سمت نقاط با ارزش جذب و از نقاط مانع دفع می‌گردد.

$$Vec(t) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{s_n} (x - s_1(i))^2 + (y - s_2(i))^2 & , o. w \\ \infty & \end{cases} \quad (4)$$

$$obstacle(Vec(t)) = \begin{cases} 1 & , if \quad t < s_3(i)^2 \\ 0 & , o. w \end{cases} \quad (5)$$

$$d_0 = \delta(obstacle(Vec(t))) \quad (6)$$

$$repulsive = \begin{cases} \varphi * ((1/\mu - 1/\sigma)^2) & , if \quad \mu < \sigma \\ 0 & , o. w \end{cases} \quad (7)$$

$$pointsCost = \sum_{i=1}^{s_n} pointsCost(i) + repulsive(i) \quad (8)$$

فاز دو: برنامه‌ریزی مسیر پهپاد مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری

در این مرحله یک الگوریتم برنامه‌ریزی مسیر برای اطمینان از عبور پهپادها مبتنی بر شبکه‌های حسگر بیسیم طراحی شده است که ضمن در نظر گرفتن محدودیت‌های سینماتیکی پهپاد از برخورد با موانع نیز اجتناب می‌کند. بنابراین، الگوریتم‌های برنامه‌ریزی مسیر باید خود را با تغییرات احتمالی در مأموریت تطبیق دهند. علاوه بر این، الگوریتم‌ها باید از نظر محاسباتی نیز کارآمد باشند تا از یافتن یک راه‌حل مناسب در زمان

معین اطمینان حاصل شود. یکی از الگوریتم‌های موفق فراابتکاری ارائه شده الگوریتم گرگ‌های خاکستری است. الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری فناوری جدید بهینه‌سازی فرا ابتکاری در زمینه برنامه‌نویسی است که فرآیند ساده‌ای دارد و به سادگی قابلیت تعمیم به مسائل با ابعاد بزرگ را دارد. رفتار و عملکرد اصلی این الگوریتم تقلید شده از رفتار گرگ خاکستری در طبیعت برای شکار است. گرگ خاکستری از نظر ساختار مدل با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی متفاوت بوده و روش جستجو در آن مناسب مقیاس بزرگ است. الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری از سازمان‌دهی موجود در گرگ خاکستری برای شکار کردن در طبیعت الگوبرداری می‌کند. این الگوریتم در سال ۲۰۱۴ میلادی توسط میرجلیلی و همکاران در دانشگاه شهید بهشتی ارائه شد [۵۲]. این الگوریتم همانند الگوریتم‌های PSO، ACO جزو الگوریتم‌های هوش جمعی است و برای تعیین موقعیت گرگ‌ها در فضای حل مسئله تنها از یک عملگر (ترکیبی) استفاده می‌کند. در این پژوهش دو بار از الگوریتم گرگ خاکستری به منظور برنامه‌ریزی مسیر پهپاد بازرسی استفاده شده است. (۱) یافتن مسیر از مبدأ به مقصد و (۲) برای برنامه‌ریزی مسیر بین پهپادهای مستقر در محیط برای سرکشی. مدل‌سازی تابع برازش الگوریتم گرگ خاکستری برای برنامه‌ریزی مسیر از روابط ۹ تا ۱۵ استفاده می‌کند: رابطه ۹ فاصله هر یک از پهپادها با یکدیگر را محاسبه کرده و براساس رابطه ۱۰ مشخص می‌کند که کدامیک از پهپادها با دیگری ارتباط دارد. تابع $dist(i, j)$ فاصله بین دو پهپاد را به ترتیب محاسبه می‌کند. در رابطه (۱۰) پارامتر D_C منطقه تحت پوشش پهپاد است. بنابراین اگر فاصله بین پهپاد فعلی با پهپادهای اطراف از دوبرابر منطقه تحت پوشش پهپاد فعلی کمتر باشد به این معنا است که بین آن دو پهپاد اتصالی برقرار است.

$$d = \sum_{i=1}^P \sum_{j=i+1}^P dist(i, j) \quad (9)$$

$$Connection(i, j) = \begin{cases} 1 & , if \ d < 2 * D_C \\ 0 & , o.w \end{cases} \quad (10)$$

همانطور که بیان شد در سناریوی اول توزیع پهپادها، می‌بایست بین پهپادها حداقل یک ارتباط وجود داشته باشد. در این حالت می‌بایست مناطق تحت پوشش اشتراکی به گونه‌ای محاسبه شود که حداقل مساحت هم‌پوشانی در محیط ایجاد شود. در رابطه (۱۱) و منطقه اشتراکی بین دو پهپاد را محاسبه می‌کند. رابطه‌های ۱۱ تا ۱۳ به ترتیب نحوه محاسبه وجود یا عدم وجود ارتباط بین پهپادها، فاصله ناحیه اشتراکی بین دو مرکز ناحیه تحت پوشش پهپادها و مساحت ناحیه همپوشانی در سناریوی اول را نشان می‌دهد. پارامتر w در رابطه (۱۱) یک مقدار ثابت است.

$$I = \begin{cases} \sum_{i=1}^U \sum_{j=i+1}^U \frac{2 * D_C - \omega}{2} & , if \ d < 2 * D_C \\ & , o.w \end{cases} \quad (11)$$

$$I_a = \begin{cases} I_a + \sum_{i=1}^U \sum_{j=i+1}^U (\pi * I * \sqrt{(D_C)^2 - (d/2)^2}) & \\ & , o.w \end{cases} \quad (12)$$

$$C_a = U * (\pi * (D_C)^2) - I_a \quad (13)$$

در سناریوی دوم هر پهپاد منطقه تحت نظر خود را پوشش می‌دهد و در صورتیکه بین دو پهپاد ارتباطی وجود داشته باشد مناطقی به وجود می‌آیند که توسط بیش از یک پهپاد پوشش داده می‌شود. همانطور که بیان شد در سناریوی دوم نواحی اشتراکی نباید از آستانه بیشتر شود. در این سناریوها ایجاد جزیره مجاز نیست.

$$v = \sum_{i=1}^P (x_a - X)^2 + (y_a - Y)^2 \quad (14)$$

$$g = \begin{cases} v & \text{if } v < D_c^2 \\ \infty & \text{o.w} \end{cases} \quad (15)$$

$$Cost = \sum \sum (pointsCost(g)) \quad (16)$$

اگر زمان توزیع پهپادها جزیره به وجود بیاید باید به آن جریمه داده شود. جزیره یعنی هیچ ارتباطی بین تعدادی از پهپادها با یک یا چند پهپاد دیگر نیست. این امر موجب عدم پوشش کل محیط و در نتیجه از دست رفتن قسمتی از اطلاعات محیط می‌شود. روابط ۱۷ و ۱۸ محاسبه وجود جزیره و پناالتی را نشان می‌دهد.

$$Iland = \text{sum}(\text{sum}(\text{Connection})) < 0.5 \quad (17)$$

$$\text{Penalty} = \begin{cases} Iland * Iter, & \text{if } Iter < (MG/4) \\ Iland^{Iter}, & \text{if } Iter < (MG/2) \end{cases} \quad (18)$$

تابع برازش، توزیع پهپادها را به گونه‌ای انجام می‌دهد که نواحی اشتراکی و مسیر ایجاد شده بین پهپادها مینیمم و مناطق پوشش داده شده ماکزیمم شود. هم‌چنین حداقل یک مسیر ارتباطی بین آن‌ها وجود داشته باشد. در این مرحله برای مدل‌سازی رفتار گرگ‌ها از روابط ۱۹-۲۰ استفاده می‌شود.

$$\vec{D} = |c * x_p(t) - x(t)| \quad (19)$$

$$x(t+1) = x_p(t) - \vec{A} * \vec{D} \quad (20)$$

در (۲۰)، پارامتر t تعداد تکرار فعلی، A و C بردارهای ضریب، x_p بردار موقعیت شکار و X بردار موقعیت گرگ است. برای محاسبه بردارهای A و C از روابط ۲۱ استفاده می‌شود.

$$\vec{A} = 2a * \vec{r} - \vec{a}, \quad \vec{C} = 2 * \vec{r} \quad (21)$$

بردار a از مقدار دو به صفر به صورت خطی در طول دوره تکرار کاهش می‌یابد. بردار تصادفی r نیز مقداری بین صفر و یک دارد. با توجه به تصادفی بودن بردارهای r_1 و r_2 گرگ‌ها می‌توانند موقعیت خود را در داخل فضایی که طعمه را در بر گرفته به صورت تصادفی و با استفاده از روابط ۲۲-۲۴ تغییر دهند. همین مفهوم را می‌توان به یک فضای جستجوی n بعدی تعمیم داد. شکار گرگ‌های خاکستری اغلب توسط α هدایت می‌شود. گرگ‌های β و γ نیز گاهی اوقات در شکار شرکت می‌کنند. به منظور مدل نمودن این رفتار سه مورد از بهترین راه حل‌های به دست آمده را ذخیره کرده و دیگر عوامل جستجو را طبق رابطه ۲۳ وادار می‌کنیم تا موقعیت خود را با توجه به موقعیت بهترین عامل بروزرسانی نمایند.

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 * \vec{X}_\alpha - \vec{X}|, \quad \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 * \vec{X}_\beta - \vec{X}|, \quad \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 * \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (22)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 * \vec{D}_\alpha, \quad \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 * \vec{D}_\beta, \quad (23)$$

$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 * \vec{D}_\delta$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (24)$$

در نهایت برازندگی کلیه جواب‌ها محاسبه شده و سه جواب برتر به عنوان α, β, γ تا پایان الگوریتم انتخاب می‌شوند. در هر تکرار سه جواب برتر قابلیت برنامه‌ریزی مسیر را داشته و این کار را در هر تکرار با استفاده از رویکردهای زیر انجام می‌دهند:

- در هر تکرار بعد از تعیین موقعیت گرگ‌های α, β, γ سایر جواب‌ها آپدیت می‌شود.
- در هر تکرار بردار مسیرهای پیشنهادی تعیین و به روزرسانی می‌شود.
- در پایان تکرارها موقعیت α به عنوان نقطه بهینه معرفی می‌شود.

مدل کردن این فرآیند با استفاده از کاهش بردار a انجام می‌شود. از آنجا که A برداری تصادفی در بازه $[-2a, 2a]$ است، با کاهش a ، بردار ضرایب A هم کاهش می‌یابد. اگر $|A| < 1$ باشد، راه‌حل α به مسیر بهینه نزدیک می‌شود و اگر $|A| > 1$ از آن دور خواهد شد. الگوریتم گرگ خاکستری الزام دارد که تمام گرگ‌ها موقعیت خود را برحسب موقعیت گرگ‌های α, β, γ آپدیت کنند. مرحله جستجو پرو سه‌ای عکس فرایند حمله دارد. در هنگام جستجو گرگ‌ها از یکدیگر دور می‌شوند تا شکار را ردیابی کنند ($|A| > 1$) در حالی که پس از ردیابی شکار، گرگ‌ها در فاز حمله به یکدیگر نزدیک می‌شوند ($|A| < 1$). به این پرو سه واگرایی در جستجو - همگرایی در حمله می‌گویند. در این الگوریتم از بردار C به عنوان موانع موجود در طبیعت که نزدیک شدن گرگ‌ها به شکار را کند می‌کنند استفاده می‌شود. بردار C به شکار وزن داده و آن را برای گرگ‌ها غیر قابل دستیابی‌تر می‌کند. این بردار برخلاف a به صورت خطی از ۲ تا صفر کاهش نمی‌یابد. الگوریتم گرگ خاکستری را می‌توان به یک فضای جستجوی n بعدی تعمیم داد. در این مرحله نیز برای محاسبه کوتاه‌ترین مسیر بین پهپادهای مستقر در منطقه در زمان سرکشی پهپاد بازرس از الگوریتم گرگ خاکستری استفاده خواهد شد. برای محاسبه کوتاه‌ترین مسیر بین پهپادهای مستقر در محیط، ابتدا پهپادها براساس موقعیت x صعودی مرتب می‌شوند. سپس کوتاه‌ترین مسیر بین هر جفت پهپاد براساس الگوریتم گرگ خاکستری محاسبه شده و دنباله‌ای از مسیرهای بهینه، مسیر نهایی را تولید می‌کنند. روابط ۲۵-۲۹ نحوه محاسبه تابع برازش کوتاه‌ترین مسیر را نشان می‌دهد.

$$l = \text{sort}(x) \quad (25)$$

$$d_1 = \text{dist}(\text{start}, p(x, l_{\text{start}})) \quad (26)$$

$$d_2 = \sum_{i=1}^{P-1} d_1 + \text{dist}(p_i, p_j) \quad (27)$$

$$d_3 = d_2 + \text{dist}(\text{goal}, p(x, l_{\text{end}})) \quad (28)$$

$$\text{cost} = 1/\text{dist} \quad (29)$$

مقایسه و ارزیابی نتایج

برای ارزیابی روش پیشنهادی، از یک مدل ارتفاع رقومی واقعی مربوط به مسیر جاده قم-کاشان استفاده شده است. داده خام DEM دارای ابعاد 9096×6846 پیکسل بوده که پس از بزرگ‌نمایی و کاهش مقیاس، به شبکه‌ای با ابعاد 256×210 سلول تبدیل شده است. هر سلول نمایانگر بخشی از سطح زمین بوده و مقیاس‌گذاری به‌گونه‌ای انجام شده که نسبت طول به عرض حفظ شود. بدین ترتیب، حوزه شبیه‌سازی یک محیط سه‌بعدی واقعی با موانع طبیعی متنوع را بازنمایی می‌کند. موانع براساس تغییرات ارتفاع و شیب بحرانی استخراج شده و

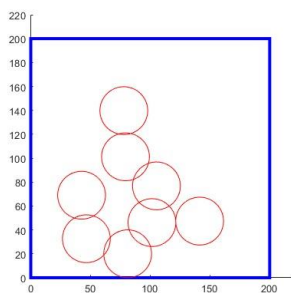
مناطق با شیب بیش از آستانه تعیین شده به عنوان نواحی غیرقابل پرواز در نظر گرفته شده‌اند. پهپادهای مورد استفاده در شبیه سازی دارای مشخصات عملیاتی متعارف شامل مداومت پروازی حدود ۳۰-۴۵ دقیقه، سرعت کروز ۱۰-۱۵ متر بر ثانیه و محدودیت نرخ تغییر ارتفاع ۲ متر بر ثانیه هستند. ظرفیت انرژی هر پهپاد به صورت محدود مدل سازی شده و در تابع برازندگی به عنوان جریمه مصرف انرژی لحاظ گردیده است. برای پوشش محیط، از سنسور تصویربرداری رو به پایین با زاویه دید θ استفاده شده که شعاع پوشش مؤثر آن بر روی زمین برابر با $2 Z_{op} \times \tan(\frac{\theta}{2})$ است که در آن ارتفاع عملیاتی پرواز است.

جدول ۲، نشان می‌دهد که ارزش کل محیط برابر با 2×10^{-4} واحد تعریف شده است. الگوریتم بهینه سازی گرگ خاکستری در بهترین حالت توانست 1.79×10^5 واحد اطلاعاتی و در بدترین حالت 1.70×10^5 واحد اطلاعاتی جمع آوری کند. همچنین کوتاه ترین مسیر به دست آمده بین 2.39×10^{-3} تا 2.79×10^{-3} (واحد طولی محیط) متغیر بوده است. این نتایج بیانگر آن است که الگوریتم پیشنهادی در بیش از ۸۵٪ آزمایش‌ها موفق به پوشش مناطق ارزشمند شده و با وجود سادگی، با سرعت بالایی به همگرایی رسیده است. علاوه بر این، تغییر تعداد تکرارها یا مقداردهی اولیه تأثیر چشمگیری بر طول مسیر نداشته که نشان دهنده پایداری الگوریتم است.

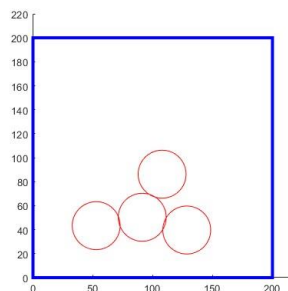
جدول ۲. پارامترهای اولیه و نتایج در محیط شبیه سازی

Iteration	MG	Cost ($\times 10^{-2}$)	Coverage Value ($\times 10^5$)	Alpha Score	Shortest Path ($\times 10^{-3}$)
1	100	0.26	1.79	15	2.60
20	100	0.26	1.73	15	2.39
50	100	0.26	1.75	15	2.55
100	100	0.26	1.751	15	2.71
200	100	0.27	1.75	15	2.79
1	200	0.26	1.78	15	2.62
20	200	0.29	1.75	15	2.46
50	200	0.27	1.75	15	2.65
100	200	0.28	1.70	15	2.64
200	200	0.28	1.70	15	2.64

در سناریوی اول پهپادها به گونه ای توزیع می‌شوند که حداقل یک ارتباط بین آن‌ها وجود داشته باشد و هم پوشانی مناطق تحت پوشش هر پهپاد با سایرین حداقل باشد. در این سناریو به دلیل الزام به وجود ارتباط بین پهپادها امکان پوشش کل منطقه وجود ندارد. بنابراین ممکن است قسمت‌هایی از محیط پوشش داده نشوند. در شکل ۲ الف، در این سناریو سه ارتباط بین چهار پهپاد وجود دارد و این حداقل تعداد ارتباطی است که ۴ پهپاد می‌توانند باهم داشته باشند.

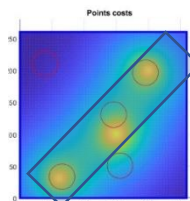
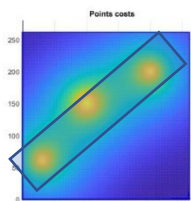
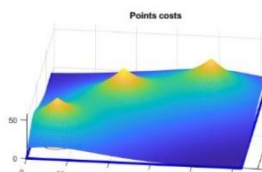
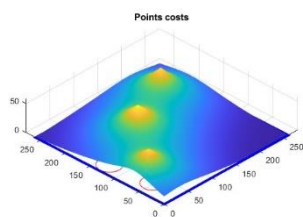


شکل ۲. ب. توزیع پهپادها با ۸ پهپاد



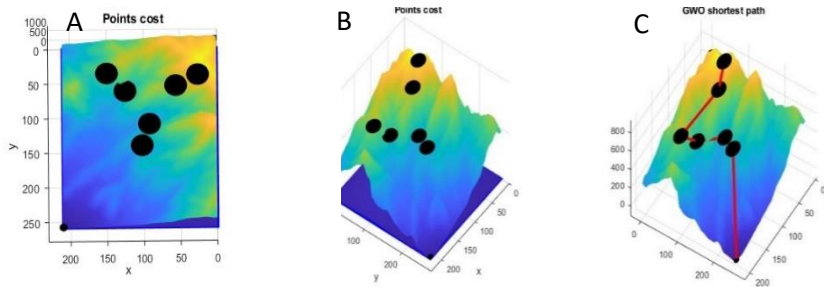
شکل ۲. الف. توزیع پهپادها با ۴ پهپاد

از طرفی این سه ارتباط با سایر پهپادها به واسطه پهپاد دوم (از چپ به راست) ایجاد شده است و این به آن معناست که اگر این پهپاد به دلیل خرابی یا نقص فنی از مدار خارج شود و هیچ دسترسی مستقیمی به آن وجود نداشته باشد، ارتباط مستقیم سه پهپاد با یکدیگر قطع شده و نرخ انتقال اطلاعات کاهش می یابد. در شکل ۲. ب. ۸ پهپاد در محیط به گونه ای توزیع شده اند که یک مسیر ارتباطی مستقیم بین آن ها ایجاد شده است. همچنین بین ۶ پهپاد هم پوشانی بین ۲ تا ۵٪ درصد به وجود آمده است که با توجه به آستانه ۱۰٪ قابل قبول است. در این حالت نیز در صورتیکه یکی از پهپادها دچار نقص فنی شود دریافت اطلاعات سایر پهپادها با تاخیر انجام خواهد شد. به منظور حل این مسئله سناریوی دوم طراحی شد. در این سناریو نقاط براساس میزان اطلاعاتی که دارند ارزش گذاری می شوند. الزام وجود حداقل یک ارتباط بین پهپادها، حذف شده است. حذف این الزام منجر به توزیع یکنواخت پهپادها مبتنی بر ارزش نقاط و در نتیجه پوشش کل نقاط با ارزش محیط خواهد شد. در شکل ۳ مناطق براساس ارزش اطلاعاتی که دارند در محیط مشخص شده اند. ارزش مناطق اطراف نقاط مشخص شده نیز در تعیین میزان اهمیت یک محیط موثر است



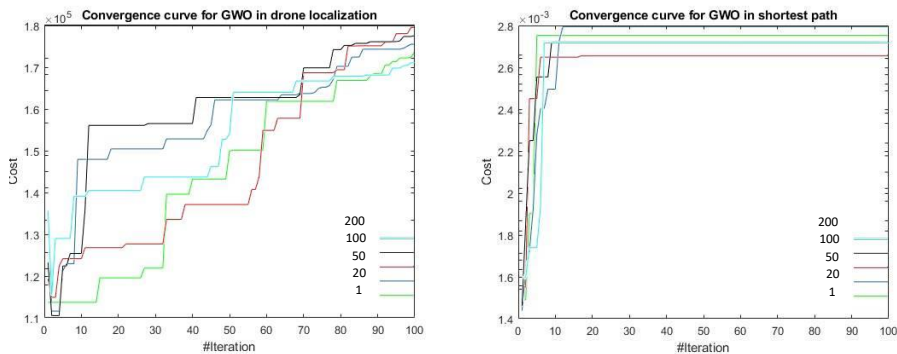
شکل ۳. ارزش گذاری نقاط براساس میزان اطلاعات قابل استخراج

پس از تعیین این نواحی، از آن ها به عنوان ایستگاه های مشخص شده برای استقرار پهپادهای ناظر استفاده خواهد شد. همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است. الگوریتم میدان پتانسیل مصنوعی براساس ارزش نقاط مختلف اقدام به توزیع پهپادها در محیط می کند. در اولین تصویر (A)، پهپادها در نزدیکی نقاط با ارزش جمع می شوند سپس با تکرار الگوریتم، تلاش می شود پهپادها به گونه ای که بیشترین پوشش، حداقل همپوشانی و حداقل طول مسیر بین یکدیگر را داشته باشند توزیع شوند (B). در نهایت، براساس نقاط با ارزش محیط، به صورت یکنواخت تر توزیع می شوند. همانطور که بیان شد یکی از معیارهای مورد بررسی طول مسیر طی شده بین پهپادها است این معیار از آن جهت اهمیت دارد که مورد استفاده توسط پهپاد بازرسی خواهد بود. لذا الگوریتم می بایست این معیار را نیز در محاسبات توزیع پهپاد در نظر بگیرد (شکل C). پهپاد بازرسی می بایست از ایستگاه مرکزی (نقطه مبدا) پرواز کرده و با گذر از ایستگاه های میانی به نقطه مقصد برسد. پهپاد بازرسی برای انجام این کار نیاز به برنامه ریزی مسیری بدون برخورد و با حداقل طول مسیر ممکن دارد.

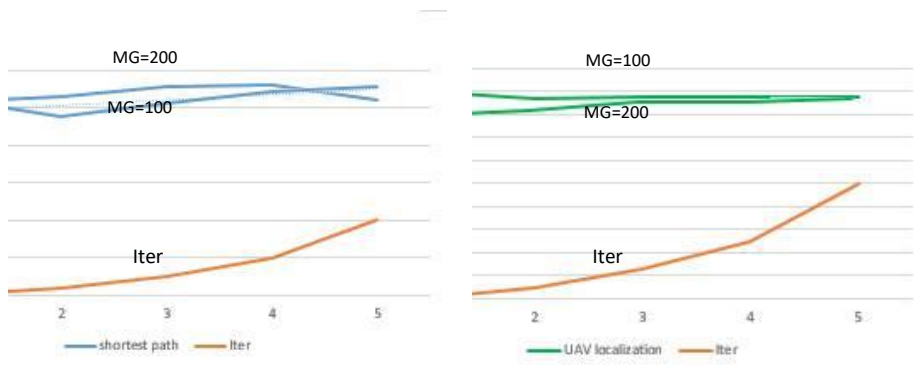


شکل ۴. توزیع پهپاد و کوتاهترین مسیر بدون برخورد در محیط مبتنی بر GWO

تحلیل نتایج و نمودار همگرایی الگوریتم GWO در شکل ۵ و ۶ نشان می‌دهد که افزایش جمعیت اولیه تاثیر مستقیمی بر کیفیت نتایج دارد. در مقادیر پایین (مثل $MG=1$ و $MG=20$)، الگوریتم دچار همگرایی کند و گیر افتادن در بهینه‌های محلی می‌شود. با افزایش MG به ۵۰ و ۱۰۰، همگرایی سریع‌تر و نتایج دقیق‌تری حاصل می‌شود. در مقدار $MG=200$ ، بهترین عملکرد مشاهده شده اما تفاوت آن با $MG=100$ ناچیز است، که نشان می‌دهد افزایش بیش از این مقدار، بازدهی بالاتری ایجاد نمی‌کند و صرفاً باعث افزایش بار محاسباتی می‌شود. به‌منظور انتخاب مقادیر مناسب، پارامترها بر اساس مطالعات پیشین در حوزه الگوریتم‌های فراابتکاریمانند [۵۱، ۵۰] و همچنین آزمایش‌های مقدماتی -حساسیت سنجی تعیین شدند. این رویکرد باعث شد مقادیر نهایی به‌عنوان مقدار پیش‌فرض ضمن حفظ دقت و پایداری همگرایی، از نظر هزینه محاسباتی نیز بهینه باشند.



شکل ۵. منحنی همگرایی GWO در توزیع پهپاد و تولید کوتاهترین مسیر بدون برخورد

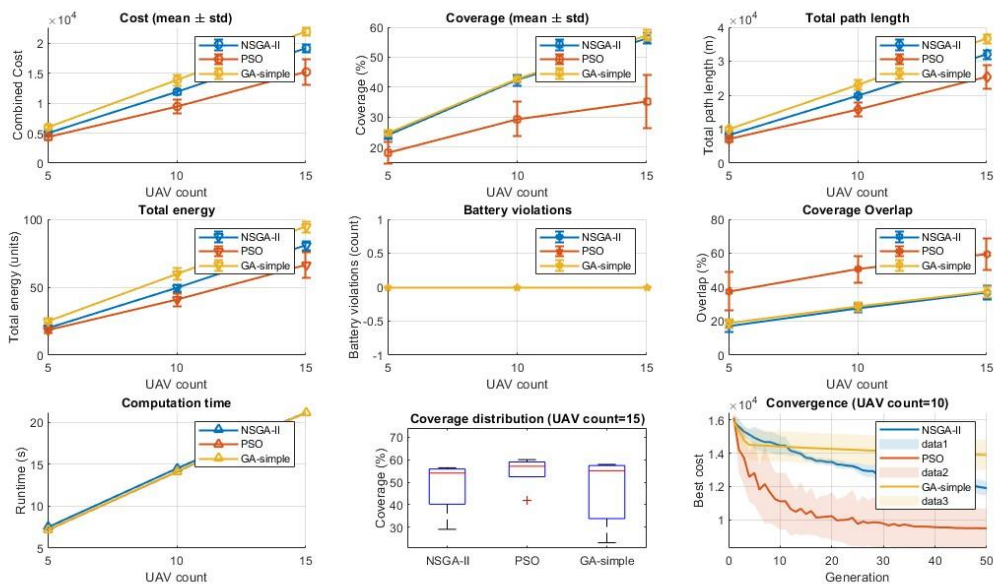


شکل ۶. نتیجه GWO در توزیع پهپاد و تولید کوتاهترین مسیر بدون برخورد

دستاورد اصلی این تحقیق در ارائه یک رویکرد ترکیبی و عملیاتی نهفته است که توانسته با همگرایی سریع، بیش از ۸۵٪ اطلاعات ارزشمند محیط را جمع‌آوری کرده، مسیرهای بهینه و ایمن برای پهپاد بازرس طراحی کند و در یک محیط سه‌بعدی واقعی با در نظر گرفتن موانع، عملکرد الگوریتم را به اثبات برساند. همچنین، مشخص شد که مقدار بهینه جمعیت در حدود ۱۰۰ بوده که توازن مناسبی میان کیفیت راه‌حل و هزینه محاسباتی فراهم می‌کند. این پژوهش با طراحی سناریوهای واقعی، پیاده‌سازی دقیق الگوریتم‌ها، تحلیل پارامترهای کلیدی و دستیابی به نتایج قابل اتکا، گامی مؤثر در بهبود کارایی سیستم‌های هوشمند پهپادی برای پایش محیطی، جمع‌آوری داده و مدیریت منابع شبکه‌های حسگر بی‌سیم برداشته است.

هزینه ترکیبی: شکل ۷ نشان می‌دهد که NSGA-II در تمام سناریوها هزینه کمتری ایجاد کرده و همچنین نوارهای خطای کوچک‌تری دارد. این موضوع بیانگر پایداری و قابلیت اعتماد بیشتر NSGA-II است. پوشش: در تعداد UAVهای کمتر، الگوریتم‌های NSGA-II و GA پوشش بالاتری نسبت به PSO دارند. با افزایش تعداد UAVها هر سه به سقف پوشش نزدیک می‌شوند، اما PSO همچنان پایین‌تر باقی می‌ماند. طول مسیر کل GA-simple: طول مسیر بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها تولید می‌کند، که نشان‌دهنده کیفیت پایین‌تر در بهینه‌سازی مسیر است. در مقابل، NSGA-II کوتاه‌ترین مسیرها را ارائه می‌دهد. انرژی کل: الگوی انرژی مشابه طول مسیر است. NSGA-II کمترین مصرف انرژی را ثبت کرده است، در حالی که GA بالاترین مصرف را دارد.

نقض محدودیت باتری: نقض باتری در اکثر موارد صفر است، اما در برخی اجراها تنها در GA مشاهده می‌شود. این موضوع نشان می‌دهد که NSGA-II علاوه بر کاهش انرژی، به محدودیت باتری نیز پایبند است. هم‌پوشانی پوشش: الگوریتم PSO بیشترین هم‌پوشانی را بین مسیرهای UAVها ایجاد کرده (تا حدود ۶۰٪)، در حالی که NSGA-II و GA-simple هم‌پوشانی کمتری دارند. این نشان می‌دهد که NSGA-II در توزیع نواحی پوشش یافته مؤثرتر عمل کرده است.



شکل ۷. مقایسه عملکرد سه الگوریتم NSGA-II، PSO و GA-simple با معیارهای مختلف

زمان محاسباتی: هر سه الگوریتم زمان محاسباتی مشابهی دارند و با افزایش تعداد UAV ها زمان به صورت افزایشی رشد می کند GA. کمی زمان برتر است اما اختلاف چشمگیری وجود ندارد.

پراکندگی پوشش NSGA-II و GA: پراکندگی کمتری نسبت به PSO دارند و میانه آن ها بالاتر است. این موضوع بیانگر پایداری بیشتر این دو الگوریتم است، در حالی که PSO نوسانات زیادی دارد. منحنی همگرایی NSGA-II: GA سریع تر به مقدار بهینه نزدیک شده و پایداری بالاتری دارد. در مقدار بالاتری متوقف می شود و PSO نیز همگرایی کندتر و کیفیت پایین تری دارد.

به طور کلی، نتایج در شکل ۸ نشان می دهند که NSGA-II در تمامی معیارها عملکرد برتری داشته و بهترین تعادل بین هزینه، پوشش، انرژی و پایداری را فراهم کرده است. الگوریتم PSO ضعف اصلی در پوشش و هم پوشانی دارد و GA-simple نیز طول مسیر و انرژی بیشتری مصرف کرده و گاهی دچار نقض باتری می شود. بنابراین، NSGA-II بهینه ترین انتخاب برای تخصیص منابع چند UAV در این سناریو است.

مقایسات و تحلیل نتایج

به منظور ارزیابی آماری پایایی نتایج، هر سناریو و هر الگوریتم برای ۳۰ بار اجرا شد. برای هر معیار (پوشش، طول کوتاه ترین مسیر، و انرژی مصرف شده) میانگین، انحراف معیار و خطای استاندارد گزارش شد. ANOVA یک طرفه نشان داد تفاوت معنی داری بین الگوریتم ها در هر سه معیار وجود دارد. آزمون های زوجی با استفاده از Welch's t-test و تصحیح Bonferroni برای مقایسه ی هر الگوریتم نسبت به روش پیشنهادی انجام شد؛ نتایج نشان می دهد که پوشش روش پیشنهادی به طور معناداری بهتر از PSO و GA-simple است، اما تفاوت پوشش نسبت به NSGA-II معنادار نیست؛ در معیار طول مسیر، NSGA-II به طور معنی داری مسیری کوتاه تر از روش پیشنهادی ارائه داد؛ در معیار انرژی نیز NSGA-II اندکی بهتر از روش پیشنهادی است اما روش

پیشنهادی نسبت به PSO و GA-simple به‌طور معناداری مصرف انرژی کمتری نشان می‌دهد. این تحلیل آماری نشان می‌دهد برتری مشاهده‌شده برای روش پیشنهادی در برخی معیارها صرفاً ناشی از نوسانات تصادفی نیست و تفاوت‌ها آماری قابل تأیید دارند.

جدول ۳. مقایسه آماری پوشش اطلاعات الگوریتم‌ها

الگوریتم	SE (%)	Max (%)	Min (%)	Std (%)	Mean (%)
پیشنهادی	0.50	93.67	81.62	2.75	89.11
NSGA-II	0.33	93.90	86.04	1.83	89.42
PSO	0.62	85.64	72.96	3.38	78.53
GA-simple	0.56	87.83	77.96	3.05	83.53

جدول ۳ نشان می‌دهد پوشش الگوریتم پیشنهادی به‌طور معناداری بهتر از دو الگوریتم PSO و GA-simple است ($p < 0.05$). با این حال، اختلاف میانگین پوشش بین الگوریتم پیشنهادی و NSGA-II از نظر آماری معنادار نبود، به عبارتی هر دو الگوریتم در میزان پوشش اطلاعات عملکرد مشابهی دارند.

جدول ۴. مقایسه آماری طول مسیر الگوریتم‌ها

الگوریتم	SE (m)	Max (m)	Min (m)	Std (m)	Mean (m)
پیشنهادی	3.05	472.90	403.16	16.72	431.74
NSGA-II	2.56	443.94	391.83	14.04	413.99
PSO	4.70	514.08	404.41	25.77	457.48
GA-simple	3.33	490.19	403.60	18.23	443.45

براساس جدول ۴، در معیار طول مسیر، NSGA-II به‌طور معناداری مسیرهای کوتاه‌تری نسبت به الگوریتم پیشنهادی تولید کرده است ($p < 0.001$). با این وجود، الگوریتم پیشنهادی عملکردی معنادار بهتر از PSO و GA-simple داشته و توانسته طول مسیر کل را کاهش دهد.

جدول ۵. مقایسه آماری انرژی مصرفی الگوریتم‌ها

الگوریتم	SE (J)	Max (J)	Min (J)	Std (J)	Mean (J)
پیشنهادی	37.6	5540	4850	206	5204
NSGA-II	32.9	5260	4685	180	4997
PSO	56.0	6500	5360	307	5811
GA-simple	45.5	5980	5190	249	5592

جدول ۵ نشان می‌دهد که NSGA-II از نظر مصرف انرژی اندکی بهتر از الگوریتم پیشنهادی عمل کرده است ($p < 0.001$) اما الگوریتم پیشنهادی نسبت به PSO و GA-simple به‌طور معناداری انرژی کمتری مصرف کرده و در این معیار برتری خود را نشان داده است.

تحلیل پیچیدگی محاسباتی و عملکرد: روش پیشنهادی مبتنی بر چارچوب بهبود یافته NSGA-II برای برنامه‌ریزی مسیر تعاونی پهنیادها تحت معیارهای چندهدفه شامل طول مسیر، مصرف انرژی، نرخ پوشش، نقض

محدودیت باتری و همپوشانی است. در مقایسه با PSO و GA-simple، روش پیشنهادی به طور مداوم مسیرهای با کیفیت بالاتر و تعادل بهتر بین پوشش و کارایی انرژی ارائه می دهد. اگرچه زمان اجرای آن کمی بیشتر از PSO است، اما پایداری و کیفیت همگرایی آن، بار محاسباتی اضافی را توجیه می کند.

از منظر محاسباتی، پیچیدگی روش پیشنهادی را می توان به صورت $O(P \times G \times N \times NoG)$ بیان کرد که در آن P اندازه جمعیت، G حداکثر تعداد نسل ها، N تعداد پهپادها و NoG تعداد نقاط مسیر میانی هر پهپاد است. در هر نسل، ارزیابی هر کروموزوم نیازمند محاسبه مسیر تمام پهپادها و توابع هزینه مرتبط (پوشش، طول و انرژی) است. بنابراین، زمان اجرا به صورت خطی با تعداد پهپادها و نقاط مسیر افزایش یافته و نسبت به اندازه جمعیت و تعداد نسل ها چندجمله ای است.

تحلیل تجربی زمان اجرا بر روی سیستم Intel i3 با ۸ گیگابایت RAM و MATLAB R2018a نشان می دهد که NSGA-II پیشنهادی تقریباً ۰.۵ ثانیه برای ۵ پهپاد، ۰.۴۴ ثانیه برای ۱۰ پهپاد و ۰.۶۵ ثانیه برای ۱۵ پهپاد (با اندازه جمعیت = ۳۰ و تعداد نسل ها = ۵۰) نیاز دارد. نتایج نشان می دهد که پیچیدگی محاسباتی پیشنهادی برای برنامه ریزی مسیر چندپهپادی مناسب است و تعادلی عملی بین زمان اجرا و کیفیت راه حل فراهم می کند. از نظر مقیاس پذیری نیز عملکرد مناسبی دارد؛ زمان اجرا به صورت خطی با افزایش تعداد پهپادها و نقاط مسیر رشد می کند و نسبت به اندازه جمعیت و تعداد نسل ها چندجمله ای است. این ویژگی تضمین می کند که الگوریتم حتی با افزایش تعداد پهپادها یا پیچیدگی مأموریت ها، همچنان کارا باقی بماند و برای برنامه ریزی مأموریت های بزرگ یا زمان واقعی و نزدیک به زمان واقعی مناسب باشد.

جدول ۶. مقایسه زمان اجرای الگوریتم های پیشنهادی، NSGA-II، PSO و GA

تعداد پهپاد	GA-simple (s)	PSO (s)	NSGA-II (s)	پیشنهادی (s)
5	0.50 (±0.05)	0.40 (±0.03)	0.45 (±0.03)	0.47 (±0.04)
10	0.70 (±0.06)	0.55 (±0.04)	0.60 (±0.05)	0.65 (±0.05)
15	1.00 (±0.08)	0.80 (±0.06)	0.85 (±0.06)	0.92 (±0.07)

طبق جدول ۶، با افزایش تعداد پهپادها زمان اجرای همه الگوریتم ها به صورت خطی رشد می کند. در این میان، الگوریتم PSO سریع ترین عملکرد را داشته، GA بیشترین زمان اجرا و دو الگوریتم پیشنهادی و NSGA-II در محدوده میانی قرار گرفته اند. این نتایج بیانگر آن است که روش پیشنهادی ضمن حفظ کیفیت پوشش و اجتناب از موانع، از نظر هزینه محاسباتی نیز در سطح قابل قبول و رقابتی قرار دارد.

جدول ۷. مقایسه کمی دو سناریوی اتصال محور و پوشش محور تحت تنظیمات یکسان

معیار	سناریوی پوشش محور (بدون الزام ارتباط)	سناریوی اتصال محور (حفظ ارتباط بلا درنگ)
پوشش اطلاعاتی (%)	89.1 ± 2.7	82.4 ± 2.9
هم پوشانی پوشش (%)	6.9 ± 2.4	11.8 ± 3.1
طول مسیر کل (m)	431.7 ± 16.7	446.2 ± 17.5
انرژی کل (J)	5204 ± 206	5358 ± 228

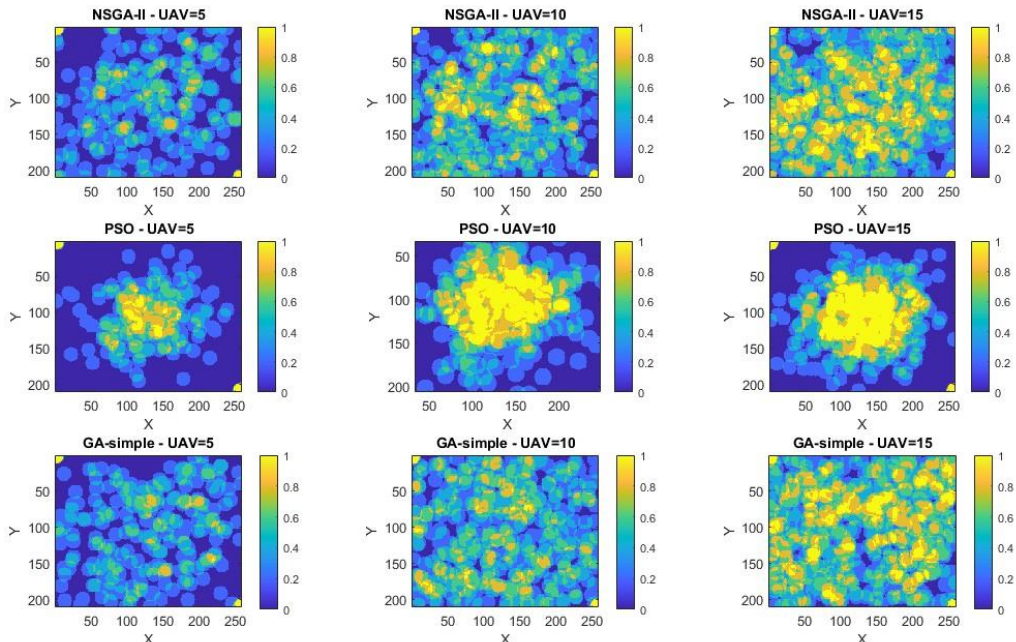
مقایسه کمی دو سناریوی اتصال محور و پوشش محور تحت تنظیمات یکسان (۱۵ پهپاد، ۳۰ اجرا، گزارش میانگین ± انحراف معیار) در جدول ۷ نشان می دهد که در سناریوی اتصال محور طول مسیر و مصرف انرژی بیشتر بوده و در عین حال میزان پوشش کاهش یافته و هم پوشانی افزایش می یابد؛ با این حال، مزیت اصلی این

سناریو تضمین ارسال بلادرنگ داده‌ها و پایداری ارتباطی است. در مقابل، حذف الزام ارتباطی در سناریوی پوشش محور موجب افزایش پوشش و کاهش هم‌پوشانی شده و کارایی کلی سیستم را بهبود می‌بخشد. بنابراین، انتخاب هر یک از این دو رویکرد باید بر اساس حساسیت زمانی مأموریت و اولویت میان قابلیت اطمینان ارتباطی یا بهره‌وری پوشش صورت گیرد.

جدول ۸. آزمون‌های مبتنی بر شرایط عملیاتی (نویز GPS، تأخیر ارتباطی، ناهمگنی UAV ها)

پوشش (%)	هم‌پوشانی (%)	طول مسیر (m)	انرژی (J)	آزمون
88.6 ± 2.8	7.2 ± 2.5	434.9 ± 15.9	5221 ± 198	GPS $\sigma=1$ m
87.1 ± 3.1	7.9 ± 2.7	439.8 ± 16.8	5279 ± 212	GPS $\sigma=3$ m
85.3 ± 3.4	9.1 ± 3.0	447.6 ± 18.2	5358 ± 225	GPS $\sigma=5$ m
88.9 ± 2.7	7.3 ± 2.4	436.1 ± 16.3	5235 ± 205	Delay 50 ms
86.8 ± 3.0	8.5 ± 2.8	444.2 ± 17.6	5322 ± 219	Delay 100 ms
89.5 ± 2.6	6.8 ± 2.3	428.7 ± 15.8	5151 ± 194	Hetero UAV (A/B=50/50)

آزمایش‌های مبتنی بر شرایط عملیاتی شامل نویز GPS، تأخیر ارتباطی و ناهمگنی پهپادها در جدول ۸ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در برابر خطاهای موقعیت‌گیری تا حدود ۳ متر تنها افت ملایمی در پوشش داشته و با استفاده از حریم ایمنی و بازبرنامه‌ریزی محلی پایداری خود را حفظ می‌کند. همچنین، تأخیرهای ارتباطی در بازه ۵۰ تا ۱۰۰ میلی‌ثانیه اثر قابل مدیریتی بر عملکرد داشته و با اعمال جریمه لینک و افزایش پنجره هم‌زمانی، پایداری شبکه تضمین می‌شود. در نهایت، ناهمگنی کنترل شده با تخصیص نقش‌ها بر اساس توانایی پلتفرم‌ها (بازرس = کلاس قوی، ناظر = کلاس سبک‌تر) موجب بهبود پوشش و کاهش مصرف انرژی شده و نشان می‌دهد چارچوب پیشنهادی برای ناوگان‌های ناهمگن نیز قابل تعمیم است.



شکل ۸. توزیع مکانی پوشش PSO، NSGA-II و GA-simple در سه سناریوی مختلف (۵، ۱۰ و ۱۵ پهباد)

NSGA-II: در هر سه حالت، پوشش NSGA-II به صورت یکنواخت تر در کل محیط توزیع شده است. با افزایش تعداد UAV ها، نواحی آبی (پوشش ضعیف) کاهش یافته و نقشه تقریباً کل محیط را دربر می گیرد. این موضوع نشان می دهد که NSGA-II مسیرها را به گونه ای تولید می کند که UAV ها پراکندگی مناسبی در منطقه داشته باشند و هم پوشانی کمتری رخ دهد.

PSO: در تمام سناریوها (۵، ۱۰ و ۱۵) UAV، PSO بیشتر پوشش خود را در مرکز محیط متمرکز کرده است. رنگ زرد در مرکز نشان دهنده هم پوشانی بسیار بالاست، در حالی که مناطق حاشیه ای بدون پوشش باقی مانده اند. با افزایش تعداد UAV ها، این تمرکز تشدید می شود و کارایی PSO در توزیع یکنواخت پوشش کاهش می یابد.

GA-simple: نتایج GA نسبت به PSO متوازن تر هستند، اما همچنان پراکندگی NSGA-II را ندارند. اگرچه نسبت به PSO توانسته بخش های بیشتری از محیط را پوشش دهد، اما در مقایسه با NSGA-II همچنان حفره های بدون پوشش (مناطق آبی) باقی مانده است.

به طور کلی، شکل ۸ نشان می دهد که NSGA-II در ایجاد توزیع یکنواخت پوشش و کاهش هم پوشانی UAV ها برتری دارد. PSO گرایش به تمرکز در مرکز دارد و در سناریوهای با تعداد UAV بالاتر منجر به هدررفت منابع و افزایش هم پوشانی می شود. GA-simple عملکرد میانه ای دارد، اما نتایج آن نیز از نظر یکنواختی و کیفیت پوشش به NSGA-II نمی رسد.

نتیجه گیری

در این پژوهش یک رویکرد ترکیبی برای برنامه ریزی مسیر همکارانه پهپادها در شبکه های - سگر بی سیم معرفی شد که با ادغام میدان پتانسیل مصنوعی و الگوریتم های فراابتکاری GWO/NSGA-II، چالش های عملی متعددی نظیر اجتناب از برخورد، مدیریت انرژی، پایداری ارتباط و بهینه سازی چندهدفه را پوشش می دهد. نتایج حاصل از شبیه سازی در محیط واقعی نما مبتنی بر مدل ارتفاع رقومی نشان داد که روش پیشنهادی توانسته است بیش از ۸۵٪ مناطق با ارزش اطلاعاتی را پوشش داده و مسیرهایی کوتاه و بدون برخورد تولید کند. تحلیل مقایسه ای نیز بیانگر آن است که نسخه مبتنی بر NSGA-II نسبت به الگوریتم های PSO و GA از نظر پایداری همگرایی، مسیریابی انرژی محور و برقراری توازن میان طول مسیر و پوشش عملکرد بهتری دارد؛ هرچند PSO زمان اجرا را اندکی کاهش داده است، اما کیفیت و استحکام راهکار پیشنهادی مزیت آن را توجیه می کند.

به طور کلی، دستاوردهای این پژوهش شامل ارائه یک چارچوب ترکیبی برای استقرار و مسیریابی پهپادها، در نظر گرفتن شرایط واقعی مانند ناهمگنی پهپادها، نویز GPS و توپوگرافی واقعی، و ارزیابی جامع عملکرد بر اساس معیارهای مختلف است. برای آینده، اجرای آزمایش های میدانی با ناوگان واقعی، به کارگیری یادگیری تقویتی برای محیط های پویا و تحلیل مقیاس پذیری در سناریوهای شهری و امداد نجات پیشنهاد می شود.

برای آینده، اجرای آزمایش های میدانی با ناوگان واقعی، به کارگیری یادگیری تقویتی برای سازگاری در محیط های پویا، تحلیل مقیاس پذیری در شبکه های بزرگ مقیاس و سناریوهای شهری و امداد نجات، و همچنین توسعه مدل انرژی دقیق تر برای پهپادها پیشنهاد می شود.

فهرست منابع

- [1] Zhu, B., Bedeer, E., Nguyen, H. H., Barton, R., & Henry, J. (2021). UAV trajectory planning in wireless sensor networks for energy consumption minimization by deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 70(9), 9540–9554. <https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3102161>
- [2] Deypir, M., Maarefi, A., & Zoughi, T. (2024). A Hybrid Multivariate Routing Approach for Improving Efficiency in VANETS. *Karafan Journal*, 21(1), 39–62. <https://doi.org/10.48301/kssa.2024.423334.2752>
- [3] Pourbahrami, S., & Emadi, M. (2024). Cluster Head Selection Algorithm for Internet of Things in Wireless Networks based on the Density Peak Clustering. *Karafan Journal*, 21(1), 91–107. <https://doi.org/10.48301/kssa.2024.415637.2702>
- [4] Dorostkar Yaghoti, B., Mazaheri, H., & Nourollah, A. (2026). UAV Resource Allocation and Management Based on Symbiotic Algorithms. *Journal of Aeronautical Engineering*. <https://doi.org/10.22034/joae.2026.545409.1293>
- [5] Mazaheri, H., Goli-Bidgoli, S., & Nourollah, A. (2025). A review of 3D space path planning methods and algorithms. *Aerospace Knowledge and Technology Journal*, 14(1), 55–89. <https://doi.org/20.1001.1.23221070.1404.14.1.4.7>
- [6] Yuan, Y., Xu, H., & Tang, C. (2025). Multi-Objective Emergency Path Planning Based on Improved Nondominant Sorting Genetic Algorithm. *Symmetry*, 17(11). <https://doi.org/10.3390/sym17111818>
- [7] Li, B., Gong, L.-g., & Yang, W.-l. (2014). An Improved Artificial Bee Colony Algorithm Based on Balance-Evolution Strategy for Unmanned Combat Aerial Vehicle Path Planning. *The Scientific World Journal*, 2014, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2014/232704>
- [8] Bi, Y., Lam, A., & Quan, H. (2021). RETRACTED ARTICLE: A Comprehensively Improved Particle Swarm Optimization Algorithm to Guarantee Particle Activity. *Russian Physics Journal*, 64, 866–875. <https://doi.org/10.1007/s11182-021-02403-5>
- [9] Han, D., Yu, Q., Jiang, H., Chen, Y., Zhu, X., & Wang, L. (2024). Three-Dimensional Path Planning for Post-Disaster Rescue UAV by Integrating Improved Grey Wolf Optimizer and Artificial Potential Field Method. *Applied Sciences*, 14(11). <https://doi.org/10.3390/app14114461>
- [10] Yadav, N. K., & Das, S. (2025). Multi-Objective Optimization for Distributed Generator and Shunt Capacitor Placement Considering Voltage-Dependent Nonlinear Load Models. *Swarm and Evolutionary Computation*, 92. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2024.101782>
- [11] Rahman, M., Sarkar, N. I., & Lutui, R. (2025). A Survey on Multi-UAV Path Planning: Classification, Algorithms, Open Research Problems, and Future Directions. *Drones*, 9(4). <https://doi.org/10.3390/drones9040263>
- [12] Zhang, W., Sun, Y., & Gao, Y. (2025). UAV 3D Path Planning Based on Integrated Particle Swarm Optimization and Artificial Potential Field Method. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 18. <https://doi.org/10.1007/s44196-025-01009-w>
- [13] Mazaheri, H., Goli, S., & Nourollah, A. (2024). A survey of 3D Space Path-Planning Methods and Algorithms. *ACM Computing Surveys*, 57. <https://doi.org/10.1145/3673896>

- [14] Puchinger, J., & Raidl, G. R. (2005). Combining metaheuristics and exact algorithms in combinatorial optimization: A survey and classification. In *Artificial Intelligence and Knowledge Engineering Applications: A BioInspired Approach* (Vol. 3562, pp. 41–53). https://doi.org/10.1007/11499305_5
- [15] Cao, H. (2017). Cloud-assisted UAV data collection for multiple emerging events in distributed WSNs. *Sensors*, 17. <https://doi.org/10.3390/s17081818>
- [16] Yang, D., & Yang, G. (2014). Low-latency SINR-based data gathering in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 13(6), 3207–3221. <https://doi.org/10.1109/infcom.2013.6566994>
- [17] Chawra, V. K., & Gupta, G. P. (2015). Multiple UAV Path-Planning for Data Collection in Cluster-based Wireless Sensor Network. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 6, 375–383. <https://doi.org/10.1109/icpc2t48082.2020.9071449>
- [18] Xia, S., & Zhang, X. (2021). Constrained path planning for unmanned aerial vehicle in 3D terrain using modified multi-objective particle swarm optimization. *Actuators*, 10(10). <https://doi.org/10.3390/act10100255>
- [19] Sabzevari, K., & Solimani, A. (2024). Providing a Routing Method in Internet of Things for Better Load Distribution Using the Improved Gray Wolf Optimization Algorithm. *Karafan Journal*, 21(1), 109–131. <https://doi.org/10.48301/kssa/2024.421630.2740>
- [20] Mazaheri, H., Goli, S., & Nourollah, A. (2024). Path planning in three-dimensional space based on butterfly optimization algorithm. *Scientific Reports*, 14. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52750-9>
- [21] Zhu, B. (2018). Learning-based energy-efficient data collection by unmanned vehicles in smart cities. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(4), 1666–1676. <https://doi.org/10.1109/tii.2017.2783439>
- [22] Ait Saadi, A. (2022). UAV Path Planning Using Optimization Approaches: A Survey. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29, 4233–4284. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09742-7>
- [23] Yuan, Z., & Huang, M. (2017). Improved ant colony optimization algorithm for intelligent vehicle path planning. *Proceedings of ICIICII*, <https://doi.org/10.1109/ICIICII.2017.55>
- [24] Nie, Z., Y., X., Gao, S., Zheng, Y., Wang, J., & Wang, Z. (2016). Research on autonomous moving robot path planning based on improved particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, <https://doi.org/10.1109/CEC.2016.7744104>
- [25] Zeng, Y., Zhang, R., & Lim, T. J. (2016). Throughput maximization for UAV-enabled mobile relaying systems. *IEEE Transactions on communications*, 64(12), 4983–4996. <https://doi.org/10.1109/TCOMM.2016.2611512>
- [26] Huang, Z., C., C., & Pan, M. (2020). Multiobjective UAV path planning for emergency information collection and transmission. *IEEE Internet of Things Journal*, 7(8), 6993–7009. <https://doi.org/10.1109/jiot.2020.2979521>

- [27] Cai, Y., C., F., Shi, Q., & Zhao, M. (2018). Dual-UAV-enabled secure communications: Joint trajectory design and user scheduling. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 36(9), 1972–1985. <https://doi.org/10.1109/jsac.2018.2864424>
- [28] Wu, C., Huang, X., Luo, Y., & Leng, S. (2020). An improved fast convergent artificial bee colony algorithm for unmanned aerial vehicle path planning battlefield environment Proceedings of the IEEE 16th International Conference on Control & Automation (ICCA), <https://doi.org/10.1109/ICCA51439.2020.9264555>
- [29] Shao, S., Peng, Y., He, C., & Du, Y. (2020). Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization. *ISA transactions*, 97, 415–430. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2019.08.018>
- [30] Dewangan, R. K., Shukla, A., & Godfrey, W. W. (2019). Three dimensional path planning using grey wolf optimizer for UAVs. *Applied Intelligence*, 49, 2201–2217. <https://doi.org/10.1007/s10489-018-1384-y>
- [31] Ganguly, S. (2020). Multi-objective distributed generation penetration planning with load model using particle swarm optimization. *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 3, 30–42. <https://doi.org/10.31181/dmame2003065g>
- [32] Zhao, Y., Z., Z., & Liu, Y. (2018). Survey on computational-intelligence-based UAV path planning. *Knowledge-Based Systems*, 158(15), 54–64. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.05.033>
- [33] Debnath, S. S. K., O., R., & Latip, N. B. (2018). A review on energy efficient path planning algorithms for unmanned air vehicles. In *Computational Science and Technology* (Vol. 481, pp. 523–532). https://doi.org/10.1007/978-981-13-2622-6_51
- [34] Zeng, Y., W., Q., & Zhang, R. (2019). Accessing from the sky: A tutorial on UAV communications for 5G and beyond. *Proceedings of the IEEE*, 107(12), 2327–2375. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2019.2952892>
- [35] Yang, Q., & Yoo, S. (2018). Optimal UAV path planning: Sensing data acquisition over IoT sensor networks using multi-objective bio-inspired algorithms. *IEEE Access*, 6, 13671–13684. <https://doi.org/10.1109/access.2018.2812896>
- [36] Ho, D. T., & Shimamoto, S. (2011). Highly reliable communication protocol for WSN-UAV system employing TDMA and PFS scheme Proceedings of the 2nd International Workshop on Wireless Networking & Control for Unmanned Autonomous Vehicles: Architectures, Protocols and Applications, <https://doi.org/10.1109/GLOCOMW.2011.6162401>
- [37] Jawhar, I., Mohamed, N., & Al-Jaroodi, J. (2015). UAV-based data communication in Wireless Sensor Networks: Models and strategies International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), Denver, CO, USA. <https://doi.org/10.1109/ICUAS.2015.7152351>
- [38] Majeed, A., & Hwang, S. O. (2021). A multi-objective coverage path planning algorithm for UAVs to cover spatially distributed regions in urban environments. *Aerospace*, 8(11). <https://doi.org/10.3390/aerospace8110343>
- [39] Belge, E., Altan, A., & Hacıoğlu, R. (2022). Metaheuristic optimization-based path planning and tracking of quadcopter for payload hold-release mission. *Electronics*, 11(8). <https://doi.org/10.3390/electronics11081208>

- [40] Brotee, S., Kabir, F., Razzaque, M. A., Roy, P., Mamun-Or-Rashid, M., Hassan, M. R., & Hassan, M. M. (2024). Optimizing UAV-UGV coalition operations: A hybrid clustering and multi-agent reinforcement learning approach for path planning in obstructed environment. *Ad Hoc Networks*, 160. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2024.103519>
- [41] Debnath, D., Vanegas, F., Sandino, J., Hawary, A. F., & Gonzalez, F. (2024). A Review of UAV Path-Planning Algorithms and Obstacle Avoidance Methods for Remote Sensing Applications. *Remote Sensing*, 16(21). <https://doi.org/10.3390/rs16214019>
- [42] Jiang, Y., Xu, X., & Zheng, M. (2024). Evolutionary computation for unmanned aerial vehicle path planning: a survey. *Artificial Intelligence Review*, 57. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10913-0>
- [43] Zhou, X. (2024). Improved Grey Wolf Algorithm: A Method for UAV Path Planning in Complex 3D Terrain. *Drones*, 8(11). <https://doi.org/10.3390/drones8110675>
- [44] Dong, B., Zhang, G., Yang, Y., Yuan, P., & Lu, S. (2025). A Voronoi-A* Fusion Algorithm with Adaptive Layering for Efficient UAV Path Planning in Complex Terrain. *Drones*, 9(8). <https://doi.org/10.3390/drones9080542>
- [45] Meng, W., Zhang, X., Zhou, L., Guo, H., & Hu, X. (2025). Advances in UAV Path Planning: A Comprehensive Review of Methods, Challenges, and Future Directions. *Drones*, 9(5). <https://doi.org/10.3390/drones9050376>
- [46] Liu, Y. (2025). A Spherical Vector-Based Adaptive Evolutionary Particle Path Planning Algorithm for UAV Bridge Construction Safety Inspection in Complex Terrain. *Scientific Reports*. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-85912-4>
- [47] Liu, L., Ru, L., Wang, W., Xi, H., Zhu, R., Li, S., & Zhang, Z. (2025). UAV Path Planning in Threat Environment: A*-APF Algorithm for Spatio-Temporal Grid Optimization. *Drones*, 9(9). <https://doi.org/10.3390/drones9090661>
- [48] Chen, Y., Yu, Q., Han, D., & Jiang, H. (2024). Integration of Grey Wolf Algorithm and Artificial Potential Field for UAV Path Planning. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*. <https://doi.org/10.1002/cpe.8120>
- [49] Lei, W., Wu, X., & Jia, K. (2025). UAV 3D Path Planning Based on Improved Chimp Optimization Algorithm. *Computers, Materials & Continua*, 83(3), 5679–5698. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.061268>
- [50] Vélez, S., Mier, G., Ariza-Sentís, M., & Valente, J. (2025). Integrated framework for multipurpose UAV Path Planning in hedgerow systems considering the biophysical environment. *Crop Protection*, 187. <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2024.106992>
- [51] Teng, Z., Dong, Q., Zhang, Z., Huang, S., Zhang, W., Wang, J., Li, J., & Chen, X. (2025). An Improved Grey Wolf Optimizer Inspired by Advanced Cooperative Predation for UAV Shortest Path Planning. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.03663>