University of Qom
Engineering Management and Soft Computing
JEMSC.QOM
Online ISSN: 2538-2675

Path Planning For A Mobile Robot Using The Chessboard Method And Gray Wolf Optimization Algorithm In Static And Dynamic Environments

Ali Hatami Zadeh[1], Javad Sharifi[2] and Meysam Yadegar[3]

1.Msc Student of Qom University of Technology, Faculty of Electrical and computer engineering. Email: ali.hatami72@yahoo.com
2.Assistant Professor of Qom University of Technology, Faculty of Electrical and computer engineering. Email: sharifi@qut.ac.ir
3.Corresponding Author, Assistant Professor of Qom University of Technology, Faculty of Electrical and computer engineering. Email: yadegar@qut.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received
Received in revised form
Accepted
Published online

Keywords:
Dynamic environment, Grey wolf optimization algorithm, Mobile robot, Path planning.

ABSTRACT

The Grey Wolf Optimization (GWO) algorithm, a computational optimization method inspired by the social behavior of wolves, has recently been effectively used to solve optimization and routing problems. This algorithm leverages the group behavior of wolves, such as coordination among pack members and intelligent searching for optimization. This paper proposes a metaheuristic approach named Grey Wolf Optimization (GWO) inspired by grey wolves. The GWO algorithm mimics the leadership hierarchy and hunting mechanism of grey wolves in nature. Four types of grey wolves, namely alpha, beta, delta, and omega, are employed to simulate the leadership hierarchy. Additionally, three main stages of hunting—searching for prey, encircling prey, and attacking prey—are implemented. Overall, this paper examines how the combination of the chessboard method and the Grey Wolf Optimization algorithm can optimize the path planning of a mobile robot in both static and dynamic environments. The objective of this research is to shorten the path, minimize the final position to the target, avoid collisions, and prevent local minima. This paper investigates the Grey Wolf Optimization algorithm as an effective method for solving the routing problem. The innovation of this research is in combining these two methods to improve efficiency, comfort, and adaptability to different environments. The simulation results show that the proposed method improves the routing performance of robots and reduces the probability of collision in complex and dynamic environments. The simulation results show that the use of this algorithm compared to the A* algorithm leads to a significant improvement in the efficiency of the robot and improved routing performance in complex and dynamic environments.

Cite this article: ……..

© The Author(s)
DOI: https://doi.org/

Publisher: University of Qom

JEMSC.QOM
شاپا الکترونیکی: ۲۶۷۵-۲۵۳۸
مدیریت مهندسی و رایانش نرم
دانشگاه قم

برنامه‌ریزی مسیر ربات متحرک با روش شطرنجی با الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری در محیط‌های ایستا و پویا

علی حاتمی‌زاده[۱] ، دکتر جواد شریفی[۲] و دکتر میثم یادگار[۳]

۱. دانشجوی کارشناسی‌ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران، رایانامه: ali.hatami72@yahoo.com
۲. استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران، رایانامه: sharifi@qut.ac.ir
۳. نویسنده مسئول، استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران، رایانامه: yadegar@qut.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی
تاریخ دریافت:
تاریخ بازنگری:
تاریخ پذیرش:
تاریخ انتشار:

کلیدواژه‌ها:
الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، برنامه‌ریزی مسیر، ربات متحرک، محیط پویا.

چکیده

امروزه روش گرگ خاکستری الهام‌گرفته از رفتار گروهی گرگ‌ها به‌عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی محاسباتی در حل مسائل بهینه‌سازی و مسائل مسیریابی، استفاده موثری داشته‌است. این الگوریتم از ایده‌های رفتاری گروهی گرگ‌ها مانند هماهنگی بین اعضای گروه و جستجوی هوشمندانه برای بهینه‌سازی استفاده می‌کند. این مقاله یک روش فراابتکاری به‌نام بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) با الهام از گرگ‌های خاکستری پیشنهاد می‌دهد. الگوریتم GWO از سلسله مراتب رهبری و مکانیسم شکار گرگ‌های خاکستری در طبیعت تقلید می‌کند. چهار نوع گرگ خاکستری مانند آلفا، بتا، دلتا و امگا برای شبیه‌سازی سلسله مراتب رهبری بکار گرفته می‌شوند. علاوه‌براین؛ سه مرحله اصلی شکار، جستجوی طعمه، دورزدن طعمه و حمله به طعمه اجرا می‌شود. بطورکلی این مقاله بررسی می‌کند که چگونه می‌توان با استفاده از ترکیب دو روش شطرنجی و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، مسیر حرکت یک ربات متحرک را در محیط ایستا و پویا بهینه‌سازی کرد. هدف این پژوهش، کوتاه‌کردن مسیر، کمینه‌کردن موقعیت نهایی تا هدف، جلوگیری از برخورد و نیز عدم قرارگیری در حداقل‌های محلی است. نوآوری این پژوهش در ترکیب دو روش مذکور جهت بهبود کارآیی، سادگی و تطبیق‌پذیری با محیط‌های مختلف است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، توانایی بهبود عملکرد مسیریابی ربات‌ها و کاهش احتمال برخورد را در محیط‌های پیچیده و پویا دارد. در این مقاله، الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری به‌عنوان یک روش موثر برای حل مسئله مسیریابی موردبررسی قرار می‌گیرد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که استفاده از این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم A*، منجر به بهبود قابل توجه در کارآیی ربات و بهبود عملکرد مسیریابی در مقابل محیط‌های پیچیده و پویا می‌گردد.

استناد: .....

ناشر: دانشگاه قم
© نویسندگان.
CC BY NC

۱) مقدمه

یک ربات متحرک هوشمند باید در زمان معین به اهداف تعیین‌شده دست یابد. ربات می‌بایست در هر مرحله، مکان خود را نسبت به اهداف تعیین کرده و استراتژی مناسبی برای رسیدن به آن ارائه کند [۱]. همچنین برای برنامه‌ریزی مسیر[۱] ربات، لازم است معیارهایی برای جلوگیری از برخورد ربات با موانع و طراحی مسیرهای بهینه و نیز اطلاعاتی درمورد محیط‌های ایستا[۲] و پویا[۳] درنظر گرفته‌شوند [۲]. برنامه‌ریزی با وجود موانع ایستا و موانع پویا به‌دلیل نیاز به تنظیمات دائمی برنامه‌ها برای در نظر گرفتن موانع متحرک، پیچیده است. یکی از نکات مهم که در محیط‌های پویا باید به آن توجه کرد، ایجاد مسیرهایی است که از موانع ایستا و پویا اجتناب می‌کنند درصورتیکه احتمال موفقیت آنها بیشتر باشد، [۳].

ماهیت برنامه‌ریزی مسیر این است که ربات یک مسیر بهینه بدون برخورد را از موقعیت شروع تا موقعیت هدف جستجو کند. ربات می‌تواند به‌راحتی، سریع و دقیق در حین حرکت از موانع اجتناب کرده و درنهایت به نقطه هدف برسد. الگوریتم‌های رایج برنامه‌ریزی مسیر شامل: روش میدان پتانسیل مصنوعی(APF)[۴][۴]، الگوریتم ژنتیک(GA)[۵][۵]، روش شبکه عصبی(NN)[۶][۶]، روش منطق فازی(FL)[۷][۷] و الگوریتم بهینه‌سازی مستعمره مورچه‌ها (ACO)[۸][۸] هستند.

برنامه‌ریزی مسیر برای ربات‌های متحرک مستقل بسیار اهمیت دارد، زیرا آنها باید بتوانند کوتاهترین مسیر یا مسیر مطلوب بین دو نقطه را پیدا کنند. هنگامی که یک ربات نمی‌تواند کوتاهترین مسیر را پیدا کند، با درنظرگرفتن تعداد چرخش و تعداد شکستگی‌های مورداستفاده، به راه‌حل بهینه برخورد می‌کند. این فرآیند یافتن کوتاهترین مسیر نه تنها برای مسیریابی در شبکه‌ها و بازی‌های ویدئویی مناسب است بلکه در ربات‌هایی که در یک بازه زمانی مقصد خاص پیدا می‌کنند نیز حیاتی است. قبل از ورود به مسیر، مرحله برنامه‌ریزی نقشه در ربات متحرک بارگیری می‌شود تا مکان آن را تشخیص دهد و درنتیجه از موانع جلوگیری کند [۹].

رشد سریع در علم و فناوری به‌ویژه در زمینه رباتیک منجر به کاربردهای گسترده‌تری برای ربات‌های متحرک در صنایع مختلف ازجمله صنعت، کشاورزی، خدمات، نظامی، پزشکی، اکتشاف فضا و امنیت ملی شده‌است. یکی از نیازمندی‌های اساسی در انجام وظایف در این زمینه، توانایی برنامه‌ریزی مسیر ربات‌هاست [۱۰]. برنامه‌ریزی مسیر شامل یافتن مسیر مناسب و بدون برخورد برای ربات از نقطه شروع تا نقطه هدف است. برای دستیابی به این هدف، ابتدا موقعیت هدف قبل از حرکت ربات باید تعیین شود تا ربات بتواند به آنجا مسیریابی کند که این نیازمند طراحی آدرس‌دهی مناسب است. طراحی آدرس‌دهی به ربات نشان می‌دهد که از موقعیت شروع به کجا می‌رود [۱۱].

الگوریتم‌های فراابتکاری[۹] می‌توانند به سه کلاس اصلی طبقه‌بندی شوند: الگوریتم‌های تکاملی[۱۰]، مبتنی بر فیزیک و الگوریتم‌های SI. الگوریتم‌های تکاملی، بطور معمول از مفاهیم تکامل در طبیعت الهام می‌گیرند. محبوب‌ترین الگوریتم

---

[1] Path Planning
[2] Static
[3] Dynamic
[4] Artificial Potential Field
[5] Genetic Algorithm
[6] Neural Network Method
[7] Fuzzy Logic Method
[8] Ant Colony Algorithm
[9] Metaheuristic Algorithms
[10] Evolutionary Algorithms

در این شاخه GA است که توسط هالند در سال ۱۹۹۲ [۱۲] پیشنهاد شد و توانست مفاهیم تکامل داروینی را شبیه‌سازی کند. کاربردهای مهندسی GA بطور گسترده توسط گلدبرگ [۱۳] مورد بررسی قرار گرفت. بطورکلی بهینه‌سازی با تکامل یک راه‌حل تصادفی اولیه در EA انجام می‌شود. هر جمعیت جدید از ترکیب و جهش افراد در نسل قبلی ایجاد می‌شود. ازآنجاییکه بهترین افراد احتمال بیشتری برای مشارکت در تولید جمعیت جدید دارند، احتمالا جمعیت جدید بهتر از نسل‌های قبلی است. این می‌تواند تضمین کند که جمعیت تصادفی اولیه در طول نسل‌ها بهینه شده‌است. برخی از EAها عبارتنداز: تکامل متفاوت (DE)[11] [۱۴]، برنامه‌ریزی تکاملی (EP)[12] [۱۵]، [۱۶] و استراتژی تکامل (ES)[13] [۱۷]، برنامه‌ریزی ژنتیکی (GP) و مبتنی بر جغرافیای زیستی بهینه‌سازی (BBO)[14] [۱۸].

در این مقاله، ما برنامه‌ریزی مسیر ربات‌های متحرک را با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری(GWO) [15] موردبررسی قرار می‌دهیم. این الگوریتم، الهام‌گرفته از رفتار گروهی گرگ‌های خاکستری در طبیعت است که از طریق تعاملات اجتماعی و هوش گروهی، به بهترین مسیر برای حرکت به هدف مشترک خود می‌رسند. توانایی این الگوریتم در مواجهه با محیط‌های پیچیده و پویا از ویژگی‌های مهم آن است که باعث شده در بسیاری از حوزه‌های مختلف ازجمله رباتیک، شبکه‌های عصبی، بهینه‌سازی و غیره مورداستفاده قرار گیرد.

در این پژوهش، الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری به‌عنوان انتخاب مناسبی مطرح شده‌است. این انتخاب براساس دو ویژگی اصلی صورت گرفته‌است:

۱- تنوع در پارامترهای الگوریتم: در این پژوهش، تعداد تکرارها و تعداد گرگ‌ها در الگوریتم گرگ خاکستری به‌طور متفاوت تنظیم شده‌است. این تغییرات در پارامترها امکان بررسی نتایج با تنوع بیشتر را فراهم کرده‌است.

۲- کارآیی و دقت بالای نتایج: نتایج حاصل از اجرای الگوریتم با تنظیمات متفاوت پارامترها نشان داده‌است که این الگوریتم قادر به ارائه جواب‌های کارا و دقیق است. همچنین الگوریتم گرگ خاکستری توانسته‌است به‌سرعت به جواب‌های بهینه همگرا شود.

استفاده از روش ترکیبی شطرنجی[16] با الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای برنامه‌ریزی مسیر ربات متحرک در محیط‌های ایستا و پویا، مزایای متعددی دارد. از مهمترین مزایای این روش ترکیبی این است که دارای سادگی و کارآمدی است. در روش شطرنجی، محیط را به سلول‌های مربعی تقسیم می‌کند بطوریکه هر سلول به‌راحتی قابل بررسی و ارزیابی است. از طرفی دیگر، الگوریتم گرگ خاکستری یک الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری است که با الهام از رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، سادگی و کارآمدی بالایی دارد. این الگوریتم نیاز به تنظیم پارامترهای پیچیده ندارد و به سرعت به پاسخ بهینه نزدیک می‌شود. از دیگر مزایای این روش، قابلیت جستجو و پوشش کامل محیط است زیرا روش شطرنجی می‌تواند کل محیط را پوشش دهد و تمامی نقاط را به‌عنوان نقاط پتانسیل برای مسیر درنظر بگیرد. همچنین الگوریتم GWO با ترکیب روش شطرنجی می‌تواند به‌خوبی محیط را کاوش کرده و مسیر بهینه را پیدا کند. یکی دیگر

[11] Different Evolution Algorithm
[12] Evolutionary Programming Algorithm
[13] Evolution Strategy Algorithm
[14] Based Biogeography Optimization
[15] Gray Wolf Optimization Algorithm
[16] Checkered Method

از مزایای روش ما، تطبیق‌پذیری با محیط‌های ایستا و پویا است. این به این دلیل است که روش شطرنجی، در محیط‌های ایستا و پویا به‌راحتی قابل پیاده‌سازی است و صرفا نیازمند بروزرسانی مداوم نقشه شطرنجی، درصورت تغییرات در محیط است. در تکامل روش شطرنجی، روش GWO می‌تواند به‌سرعت به تغییرات محیط واکنش نشان دهد و مسیر جدید را با استفاده از اطلاعات جدید محاسبه کند. اگر بخواهیم مزیت روش ما نسبت به روش‌های شناخته‌شده مشخص شود، به مزایا و معایب چند روش شناخته‌شده می‌پردازیم:

۱. الگوریتم (A*): مزیت الگوریتم A* یکی از معروف‌ترین الگوریتم‌ها برای مسیریابی است که از روش هیوریستیک[۱۷] برای یافتن مسیر بهینه استفاده می‌کند ولی درعوض عملکرد آن در محیط‌های پویا ممکن است به‌دلیل نیاز به بازسازی مکرر مسیر، کاهش یابد. همچنین برای محیط‌های بزرگ و پیچیده ممکن است زمان‌بر باشد.

۲. الگوریتم (RRT)[18]: این روش برای محیط‌های پیچیده و ناشناخته بسیار مناسب است و می‌تواند به‌سرعت یک مسیر معتبر پیدا کند اما تضمینی برای بهینه‌بودن مسیر وجود ندارد و ممکن است مسیرهای زیربهینه پیدا کند.

۳. الگوریتم (PSO)[19]: این الگوریتم فراابتکاری می‌تواند به‌سرعت به پاسخ‌های نزدیک‌به‌بهینه برسد و در محیط‌های پیچیده کارآیی خوبی دارد اما نیاز به تنظیم پارامترهای متعددی دارد و ممکن است در برخی موارد به دام محلی بیفتد.

درنتیجه روش شطرنجی با الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری مزایای قابل توجهی ازجمله سادگی، کارآمدی، قابلیت جستجوی کامل محیط و تطبیق‌پذیری بالا با محیط‌های ایستا و پویا دارد. این روش در مقایسه با سایر روش‌ها به‌ویژه در محیط‌های پویا، عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهد و می‌تواند به‌سرعت به مسیرهای بهینه یا نزدیک‌به‌بهینه دست یابد. بطورکلی نوآوری اصلی این مقاله در ترکیب دو روش شطرنجی و الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO) برای برنامه‌ریزی مسیر ربات‌های متحرک است. این ترکیب منجر به بهره‌مندی از مزایای هر دو روش می‌شود. روش شطرنجی به‌دلیل سادگی و قابلیت پوشش کامل محیط و الگوریتم GWO به‌دلیل توانایی آن در بهینه‌سازی سریع و دقیق مسیرها. این ترکیب، رویکردی نوین ارائه می‌دهد که علاوه بر سادگی و کارآمدی، از قابلیت تطبیق‌پذیری با محیط‌های ایستا و پویا برخوردار است و می‌تواند به‌سرعت و با دقت بالا، مسیرهای بهینه را در محیط‌های پیچیده شناسایی کند [۱۹]. همچنین به برنامه‌ریزی مسیر بهینه برای ربات‌های متحرک در محیط‌های پیچیده با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) و حسگرهای خودتامین می‌پردازد. این مقاله ترکیبی از روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری و فناوری حسگرهای پیشرفته را برای هدایت ربات‌ها در محیط‌های پیچیده و ناشناخته ارائه می‌دهد. در روش پیشنهادی، برنامه‌ریزی مسیر برای ربات‌های متحرک با ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) در محیط‌های ایستا و متحرک همراه با رویکرد شطرنجی انجام می‌شود. این روش با تغییرات پویا در محیط و حرکت هدف و موانع تطبیق می‌یابد و از GWO برای بهینه‌سازی مسیر در شرایط مختلف استفاده می‌کند.

[17] Heuristic Method
[18] Rapidly-Exploring Random Trees (RRT)
[19] Particle Swarm Algorithm

در مقابل مقاله‌ای که به آن اشاره شد، برای برنامه‌ریزی مسیر در محیط‌های پیچیده، از GWO در ترکیب با حسگرهای خودتامین انرژی استفاده می‌کند. تفاوت اصلی این است که روش پیشنهادی بر روی تطبیق با محیط‌های متغیر و استفاده از رویکرد شطرنجی برای تقسیم‌بندی محیط و بهینه‌سازی مسیر تمرکز دارد درحالیکه مقاله مذکور بر ترکیب فناوری حسگرهای نوآورانه با GWO برای بهبود عملکرد ربات‌ها در محیط‌های پیچیده و ناشناخته تمرکز دارد.

روش پیشنهادی ما دارای مزایای کلیدی و متفاوت با مقاله مورد بحث است:

۱. تطبیق با محیط‌های متحرک: روش پیشنهادی از ترکیب الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) با تقسیم‌بندی شطرنجی استفاده می‌کند تا بتواند به‌صورت پویا با تغییرات محیط مانند حرکت موانع و تغییر موقعیت هدف تطبیق یابد. این ویژگی در روش ما امکان استفاده در محیط‌های متحرک و پویا را فراهم می‌آورد، درحالیکه مقاله ذکر شده بیشتر بر روی محیط‌های ثابت و پیچیده تمرکز دارد.

۲. رویکرد شطرنجی: استفاده از تقسیم‌بندی شطرنجی در روش پیشنهادی باعث می‌شود که فضای جستجو به بخش‌های کوچکتری تقسیم شود. این تقسیم‌بندی فرآیند جستجو را بهینه کرده و به ربات کمک می‌کند تا در محیط‌های بزرگ‌تر به شکلی کارآمدتر عمل کند. در مقاله مورد اشاره، چنین رویکرد تقسیم‌بندی مشخصی وجود ندارد.

۳. انعطاف‌پذیری در مواجهه با تغییرات محیطی: روش پیشنهادی به‌دلیل استفاده از GWO در محیط‌های متغیر، توانایی بالایی در مواجهه با تغییرات ناگهانی محیط دارد. این در حالی است که در مقاله مورداشاره، GWO با حسگرهای خودتامین انرژی ترکیب شده و بیشتر بر بهینه‌سازی مسیر در محیط‌های پیچیده و ناشناخته تمرکز دارد نه محیط‌های متغیر.

۴. پیاده‌سازی ساده‌تر: با توجه به ساختار ساده‌تر الگوریتم و عدم نیاز به حسگرهای پیچیده، روش پیشنهادی می‌تواند به‌صورت آسان‌تر و با هزینه کمتر در کاربردهای واقعی پیاده‌سازی شود. در مقابل، روش مقاله به تکنولوژی حسگرهای خودتامین نیاز دارد که ممکن است هزینه‌ها و پیچیدگی‌های بیشتری را به همراه داشته باشد.

این تفاوت‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در کاربردهایی که نیاز به انعطاف‌پذیری بالا و عملکرد در محیط‌های پویا دارند، مزایای قابل‌توجهی دارد.

در مقاله برنامه‌ریزی مسیر ربات براساس الگوریتم بهبودیافتهِ بهینه‌سازی گرگ خاکستری توسط X. Yang و همکارانش [۲۰]، در سال ۲۰۲۲، بهبودهایی را برای برنامه‌ریزی مسیر ربات‌ها در محیط‌های پیچیده پیشنهاد می‌دهد. این روش بهینه‌سازی، با استفاده از مکانیزم‌های جدید برای جلوگیری از گیرافتادن در بهینه‌های محلی و تسریع همگرایی، عملکرد بهتری نسبت به نسخه استاندارد GWO دارد.

در مقایسه با روش پیشنهادی که ترکیبی از الگوریتم GWO و محیط شطرنجی در محیط‌های پویا و متحرک است، مزیت روش پیشنهادی در توانایی‌اش برای مدیریت تغییرات محیطی مداوم و بهینه‌سازی مسیرها به‌صورت موازی و موثر است. این ویژگی‌ها باعث افزایش انعطاف‌پذیری و کارآیی در مواجهه با تغییرات سریع در موانع و اهداف می‌شود درحالیکه نسخه بهبودیافته GWO در مقاله، بیشتر بر بهبود دقت و سرعت همگرایی در محیط‌های نسبتا ثابت تمرکز دارد.

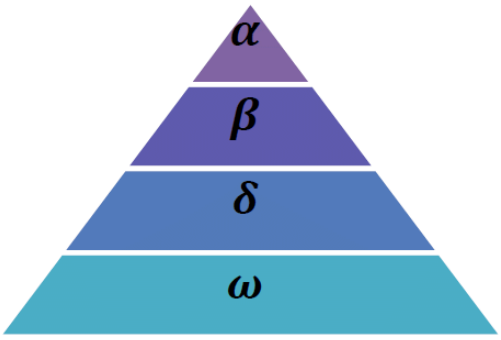
ساختار مقاله در پنج بخش به شرح ذیل تنظیم شده‌است: در بخش اول؛ ابتدا به معرفی موضوع، اهمیت آن، تحقیقات پیشین و مطالعات مرتبط با موضوع پرداخته می‌شود. در بخش دوم؛ توضیح الگوریتم گرگ خاکستری و روش شطرنجی بیان می‌شود. در بخش سوم؛ جزئیات روش استفاده‌شده برای حل مسئله توضیح داده می‌شود و در بخش چهارم؛ نتایج حاصل از اعمال روش پژوهشی و بحث و نتایج تجربی ارائه می‌شود. در بخش انتها، نتیجه‌گیری نهایی و بررسی پیامدها و پیشنهادات برای کارهای آتی انجام می‌شود.

۲) فرمول‌بندی مسئله

گرگ‌های خاکستری به‌عنوان بالاترین سطح شکارچیان درنظر گرفته می‌شوند زیرا شکارچی طبیعی برای این نوع از حیوانات وجود ندارد. این گرگ‌ها معمولا به‌صورت گروهی و در دسته‌های با تعداد ۵ الی ۱۵ عضو زندگی می‌کنند. سلسله مراتب اجتماعی این دسته از گرگ‌ها در شکل (۱) نشان داده شده‌است. رهبران که به‌عنوان آلفا شناخته می‌شوند وظیفه تصمیم‌گیری در مورد شکار، محل استراحت، زمان ادامه حرکت و سایر مسائل را بر عهده دارند [۲۱].

گرگ‌های آلفا لزوما قوی‌ترین گرگ در گروه نیستند اما بهترین گرگ از نظر مدیریت کردن گروه هستند. این نشان می‌دهد که نظم و انضباط در گروه، از قدرت بیشتری برخوردار است [۲۲]. دومین گروه از سلسله‌مراتب گرگ‌های خاکستری، مربوط به دسته بتا است. گرگ‌های بتا در تصمیم‌گیری و دیگر فعالیت‌های گروه، به گرگ‌های آلفا کمک می‌کنند. زمانیکه گرگ‌های آلفا به پیری می‌رسند یا می‌میرند، گرگ‌های بتا بهترین جایگزین برای آنها هستند.

پایین‌ترین رتبه از سلسله‌مراتب گرگ‌های خاکستری، مربوط به گرگ‌های امگا است که نقش قربانی را بازی می‌کنند. گرگ‌های امگا ناگزیرند درصورت نیاز به دسته‌های بالاتر ملحق شوند. گرگ‌هایی که در هیچیک از دسته‌های آلفا، بتا یا امگا نباشند، جزء دسته دلتا هستند. گرگ‌های دلتا از دسته‌های آلفا و بتا پیروی می‌کنند اما بر گرگ‌های امگا غالب هستند. اعضای مهم گروه نظیر پیشاهنگ، دیده‌بانان، بزرگان شکارچیان و مراقبان به این دسته تعلق دارند [۲۳].



شکل ۱. سلسله‌مراتب رهبری گرگ

علاوه بر سلسله‌مراتب زندگی اجتماعی، یکی دیگر از رفتار اجتماعی گرگ‌ها، شکار گروهی آنهاست که مهمترین فازهای شکار گروهی گرگ‌های خاکستری به‌صورت زیر بیان شده‌است [۲۴]:

- ردیابی، تعقیب و نزدیک شدن به طعمه
- دنبال کردن، محاصره و آزار و اذیت طعمه تا زمانیکه از حرکت متوقف شود.
- حمله به سمت طعمه

در این بخش با توجه به مطالب بیان‌شده، به تشریح مدل ریاضی نحوه رفتار اجتماعی و شکار گرگ خاکستری پرداخته می‌شود. برای مدل‌سازی رفتار اجتماعی گرگ‌ها، یک جمعیت تصادفی از راه‌حل‌ها تولید و اولین راه‌حل بهینه به‌نام آلفا، دومین و سومین حل بهینه به‌ترتیب به نام‌های بتا و دلتا معرفی می‌شوند. سایر راه‌حل‌ها به‌عنوان گرگ‌های دسته امگا درنظر گرفته می‌شوند. الگوریتم گرگ خاکستری از سه جواب آلفا، بتا و دلتا جهت هدایت شکار (بهینه‌سازی) استفاده می‌کند و جواب‌های امگا از این سه پیروی می‌کنند. برای مدل‌سازی سه فاز که پیشتر به آن اشاره شد، نیاز است که ابتدا نقاط اطراف طعمه مشخص شده سپس به سمت طعمه حرکت و در نهایت به طعمه حمله کند. برای مشخص کردن نقاط اطراف طعمه از معادلات زیر استفاده می‌شود.

$$\vec{D} = \left|\vec{C}.\overrightarrow{X_p}(t) - \vec{X}(t)\right| \quad \text{فرمول ۱)}$$

$$\vec{D} = \left|\vec{C}.\overrightarrow{X_p}(t) - \vec{X}(t)\right| \quad \text{فرمول ۲)}$$

$$\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{X_p}(t) - \vec{A}.\vec{D} \quad \text{فرمول ۳)}$$

که t نشان‌دهنده تکرار جاری؛ $\vec{C}$ و $\vec{A}$ بردارهای ضریب، $\overrightarrow{X_p}$ بردار موقعیت طعمه و $\vec{X}$ نشان‌دهنده بردار موقعیت یک گرگ خاکستری است. بردارهای $\vec{A}$ و $\vec{C}$ با استفاده از معادلات زیر محاسبه می‌شوند.

$$\vec{A} = 2\vec{a}.\overrightarrow{r_1} - \vec{a} \quad \text{فرمول ۴)}$$

$$\vec{C} = 2\overrightarrow{r_2} \quad \text{فرمول ۵)}$$

که مولفه‌های $\vec{a}$ در طول تکرار از ۲ تا ۰ به‌صورت خطی کاهش پیدا می‌کنند و $\overrightarrow{r_1}$ و $\overrightarrow{r_2}$ بردارهای تصادفی هستند در بازه $[0,1]$ می‌باشند.

به‌منظور مدل‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ خاکستری، با توجه به اینکه در فضای جستجوی اولیه ایده‌ای درمورد موقعیت شکار نداریم، فرض می‌کنیم که آلفا (بهترین کاندید برای حل)، بتا و دلتا بهترین دانش درمورد موقعیت شکار دارند. بنابراین سه مورد از بهترین جواب‌هایی که داریم را حفظ کرده و سایر عوامل از قبیل امگا را مجبور می‌کنیم تا موقعیت خودشان را با توجه به موقعیت بهترین عوامل بروز دهند. این روابط، مدل‌سازی ریاضی شکار و نزدیک شدن به طعمه (مقدار بهینه) را نشان می‌دهند.

$$\vec{D}_\alpha = \left|\vec{C}_1.\vec{X}_\alpha - \vec{X}\right|, \vec{D}_\beta = \left|\vec{C}_2.\vec{X}_\beta - \vec{X}\right|, \vec{D}_\delta = \left|\vec{C}_3.\vec{X}_\delta - \vec{X}\right| \quad \text{فرمول ۶)}$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1.(\vec{D}_\alpha), \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2.(\vec{D}_\beta), \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3.(\vec{D}_\delta) \quad \text{فرمول ۷)}$$

پس از محاسبه X_i ها نقطه X به‌صورت زیر به‌روز می‌شود.

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{x}_1 + \vec{x}_2 + \vec{x}_3}{3} \quad \text{فرمول ۸)}$$

در الگوریتم گرگ خاکستری، فرآیند جستجو با ایجاد جمعیت تصادفی از گرگ‌های خاکستری (راه‌حل‌های کاندید) آغاز می‌شود. در زمان تکرار، گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا موقعیت احتمالی طعمه را تخمین می‌زنند سپس تمامی

راه‌حل‌های موجود، فاصله خود را از طعمه را به‌روزرسانی می‌کنند. راه‌حل‌های کاندید زمانیکه $|A| > 1$ باشد، تمایل به دور شدن از طعمه را دارند و زمانیکه $|A| < 1$ باشد، به سمت طعمه متمایل می‌شوند.

جستجوی محلی و جهانی به نحوه عملکرد پارامتر A و نحوه انتخاب بهترین جواب برای به‌روزرسانی راه‌حل‌های کاندید، وابستگی زیادی دارد. این رویکرد در نهایت باعث نزدیک‌شدن مقادیر آلفا، بتا و دلتا می‌شود. درنتیجه کاهش جستجوی محلی و جهانی باعث مستعدشدن الگوریتم گرگ خاکستری برای افتادن در دام بهینه محلی خواهد شد.

در الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد، زمانیکه $|A| < 1$ باشد، با استفاده از سه مقدار بهینه آلفا، بتا و دلتا به جستجوی محلی (حمله به طعمه) می‌پردازد. به‌منظور بهبود عملکرد گرگ‌های خاکستری در زمان حمله به طعمه، تعدادی از گرگ‌های دسته دلتا به دسته گرگ‌های آلفا افزوده می‌شوند. به این ترتیب، با افزایش تاثیر راه‌حل‌های آلفا و کاهش تاثیر راه‌حل‌های دلتا، جستجوی همسایگی تصادفی بهبود می‌یابد. معادلات زیر نحوه عملکرد الگوریتم گرگ خاکستری بهبودیافته را در جهت بهبود عملکرد جستجوی محلی نشان می‌دهند.

$$\overrightarrow{D_J} = |\overrightarrow{C_\iota}.\overrightarrow{X_J} - \vec{X}|$$ فرمول ۹)

$$\overrightarrow{X_\iota} = \overrightarrow{X_J} - \overrightarrow{A_1}(\overrightarrow{D_J})$$ فرمول ۱۰)

$$(i,j) \in \{(1,\alpha),(2,\alpha),(3,\beta),(4,\delta)\}$$ فرمول ۱۱)

پس از محاسبه X_i ها نقطه X به‌صورت زیر به‌روز می‌شود:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{x}_1 + \vec{x}_2 + (\vec{x}_3 - \vec{x}_4)}{3}$$ فرمول ۱۲)

زمانیکه مقدار پارامتر $|A| > 1$ باشد، الگوریتم گرگ خاکستری با استفاده از سه مقدار بهینه آلفا، بتا و دلتا به جستوی جهانی در فضای جستجو می‌پردازد. موقعیت نهایی در یک مکان تصادفی واقع در یک دایره قرار خواهد گرفت که به‌وسیله موقعیت‌های آلفا، بتا و دلتا در فضای جستجو تعریف می‌شود. پس از تکرار الگوریتم گرگ خاکستری، مقادیر سه راه‌حل بهینه آلفا، بتا و دلتا به هم نزدیک می‌شوند و درنتیجه فضای جستجو به‌منظور یافتن نقاط جدید کاهش پیدا می‌کند.

برای بهبود جستجوی جهانی الگوریتم گرگ خاکستری استاندارد، از سه راه‌حل بهینه از جمعیت جواب‌های فعلی استفاده می‌شود. بهترین جواب بهینه جمعیت α' و دومین و سومین راه‌حل بهینه به‌ترتیب β' و δ' نام‌گذاری می‌کنیم. استفاده از این سه مقدار به‌دلیل تغییر مقدار آنها در هر بار اجرای الگوریتم باعث گسترش فضای جستجو و همچنین جستجوی جهانی در الگوریتم گرگ خاکستری می‌شود. معادلات زیر نشان‌دهنده نحوه عملکرد الگوریتم بهبودیافته گرگ خاکستری در زمان جستجوی جهانی است.

$$\overrightarrow{D_J} = |\overrightarrow{C_\iota}.\overrightarrow{X_J} - \vec{X}|$$ فرمول ۱۳)

$$\overrightarrow{X_\iota} = \overrightarrow{X_J} - \overrightarrow{A_1}(\overrightarrow{D_J})$$ فرمول ۱۴)

$$(i,j) \in \{(1,\alpha'),(2,\beta'),(3,\delta')\}$$ فرمول ۱۵)

پس از محاسبه X_i ها، نقطه X به‌صورت زیر به‌روز می‌شود.

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\overrightarrow{x_1} + \overrightarrow{x_2} + \overrightarrow{x_3}}{3}$$ فرمول ۱۶)

در پژوهش‌های گذشته، مشاهده شده‌است که روش نقشه بصری، زمانیکه نقطه شروع و پایان تغییر می‌کند، انعطاف‌ناپذیرتر است و نیاز به بازسازی مکرر نمای قابل‌مشاهده دارد. همچنین در زمان حضور موانع متعدد، ممکن است محاسبات بیش از حد نیاز باشد که به راندمان پایین و بهینه‌سازی غیرتضمینی منجر می‌شود. روش فضای آزاد، به‌دلیل سادگی برای مدل‌سازی محیط‌های ساده مورداستفاده قرار می‌گیرد و درصورت تغییر نقطه شروع و پایان، نیازی به بازسازی فضای آزاد ندارد اما در محیط‌های پیچیده، مدل‌سازی با این روش ممکن است چالش‌برانگیز باشد. درنهایت روش شطرنجی به‌عنوان یک راه‌حل مناسب انتخاب شده‌است که با استفاده از نقشه شطرنجی، محیط حرکت ربات را به‌خوبی توصیف می‌کند و بر محدودیت‌های روش‌های قبلی غلبه می‌کند. این تکنیک، محیط حرکت ربات متحرک را با استفاده از یک نقشه شطرنجی توصیف می‌کند که در آن به هر خانه شطرنجی، فضای آزاد (۰) و مانع (۱) اختصاص داده می‌شود. نقشه شطرنجی، نمایشی بصری از محیط مانع ارائه می‌دهد و محیط اطراف را به سلول‌های شبکه تقسیم می‌کند [۲۵].

در روش شطرنجی، دو حالت سیستم مختصات دکارتی و روش ترتیبی وجود دارد. در سیستم مختصات دکارتی، هر سلول بطور یکتا با (x, y) مشخص می‌شود اما در روش ترتیبی، یک سیستم مختصات زاویه راست صاف ایجاد می‌شود که طول واحد روی محورهای مختصات نشان‌دهنده اندازه شبکه است. در روش علامت‌گذاری ترتیبی، به هر خانه شطرنج یک شماره اختصاص می‌یابد که از شطرنج پایین سمت چپ مدل فضایی شروع می‌شود. رابطه بین عدد شطرنجی، مختصات و اندازه فضای محیط $(N \times N)$ توسط رابطه زیر مشخص می‌شود.

$$m = (x - 1) \times N + y$$ فرمول ۱۷)

$$y = mod(m, N)$$ فرمول ۱۸)

$$x = int(m, N) + 1$$ فرمول ۱۹)

که در آن (m) عدد ترتیبی شطرنج فعلی است، (x) و (y) مکان‌های ربات هستند و (N) اندازه یک بعد فضای محیط $(N \times N)$ مسیر هزینه بین نقطه اولیه (p_1) و نقطه پایان (p_n) به‌صورت زیر تعریف می‌شود.

$$min\, f(P) = \sum_{i=2}^{|P|} d\left(p_i, p_{\{i-1\}}\right), P \subseteq W, P \cap O = \emptyset$$ فرمول ۲۰)

که در آن (P) مجموعه نقاط مسیری است که باید پیدا شود، (W) مجموعه تمام نقاط شطرنجی است و (O) مجموعه نقاطی است که مانع را تشکیل می‌دهند (p_i, p_{i-1}) نشان‌دهنده فاصله اقلیدسی بین دو نقطه است. محدودیت $P \cap O = \emptyset$ عدم تلاقی بین مجموعه نقاط مسیر و مجموعه نقاط مانع را تضمین می‌کند و تضمین می‌کند که مسیر نمی‌تواند از موانع عبور کند. هدف این پژوهش یافتن مجموعه نقاط بهینه مسیر (P_{Best}) با استفاده از الگوریتم بهبودیافته گرگ خاکستری است.

۳) روش پژوهش

امروزه روش گرگ خاکستری به‌عنوان یک الگوریتم بهینه‌سازی محاسباتی الهام‌گرفته از رفتار گروهی گرگ‌ها، در مسائل بهینه‌سازی و مسائل مسیریابی، جهت‌گیری پیدا کرده‌است. این الگوریتم از ایده‌های رفتاری گروهی گرگ‌ها مانند هماهنگی بین اعضای گروه و جستجوی هوشمندانه برای بهینه‌سازی استفاده می‌کند. در این مقاله، ما از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای بهینه‌سازی مسیر حرکت یک ربات متحرک استفاده می‌کنیم. این الگوریتم از محیط شطرنجی الهام گرفته شده‌است که محیط حرکت را به‌صورت جستجویی کاوش می‌کند و با بهره‌گیری از ترکیبی از عواملی مانند تصادفی‌بودن، اطلاعات محلی و اجتناب از مناطق مسدود، بهینه‌سازی مسیر را انجام می‌دهد.

در برنامه‌ریزی مسیر ربات‌های متحرک، چالش‌هایی مانند گیرکردن ربات در حداقل‌های محلی، اجتناب از برخورد با موانع و حفظ فاصله از گرگ‌های خاکستری مطرح می‌شوند. این چالش‌ها، نشان‌دهنده نیاز برای یک روش برنامه‌ریزی مسیر بهینه و کارآمد هستند. هدف اصلی از این کار، بهینه‌سازی حرکت ربات با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری است. این الگوریتم باید بتواند مسیری بهینه و کوتاه را پیدا کند، از برخورد با موانع و گرگ‌های خاکستری خودداری کند و در نهایت جلوی گیرکردن ربات در حداقل‌های محلی را نیز فراهم کند.

الگوریتم A* یک روش پرکاربرد و موثر در هوش مصنوعی و رباتیک است که برای یافتن کوتاهترین مسیر از نقطه شروع به مقصد در محیط‌های مختلف استفاده می‌شود. این الگوریتم با ترکیب جستجوی عمقی و عرضی، مسیر بهینه را با توجه به هزینه واقعی طی‌شده و هزینه تخمینی تا مقصد پیدا می‌کند. A* در هر مرحله مسیری را انتخاب می‌کند که مجموع این هزینه‌ها کمترین باشد. این روش به‌دلیل دقت بالا و کارآیی در محیط‌های پیچیده شناخته شده و به‌عنوان یکی از روش‌های معروف در مسیریابی مورد استفاده قرار می‌گیرد. البته با افزایش پیچیدگی محیط، محاسبات آن بطور چشمگیری افزایش می‌یابد.

در این مقاله، از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری بهبودیافته برای حل مسئله بهینه‌سازی استفاده شده‌است. این الگوریتم تکاملی برای بهینه‌سازی مسائل در محیط‌های استاتیک و دینامیک با محیط شطرنجی بکار می‌رود. هدف اصلی این الگوریتم، پیدا کردن مسیری بهینه است که از یک سو، گرگ‌ها به موانع برخورد نکنند و در مسیر خود با هم برخورد نداشته باشند و از سوی دیگر، در فاصله نزدیکی از هدف قرار بگیرند.

برای مشاهده اینکه چگونه GWO ازنظر تئوری قادر به حل مسائل بهینه‌سازی است، لازم است به نکاتی اشاره شود.

- سلسله مراتب اجتماعی پیشنهادی به GWO کمک می‌کند تا بهترین راه‌حل‌های به‌دست‌آمده را در طول دوره تکرار ذخیره کند.
- مکانیسم احاطه‌ای پیشنهادی، به‌صورت دایره‌ای شکل در یک همسایگی در اطراف طعمه تعریف می‌شود. پارامترهای تصادفی A و C به راه‌حل‌های کاندید کمک می‌کنند تا شعاع‌های تصادفی متفاوت داشته باشند.
- فاز آخر (شکار) در روش پیشنهادی به راه‌حل‌های نامزد اجازه می‌دهد تا موقعیت احتمالی طعمه را پیدا کنند.
- اکتشاف و استخراج توسط مقادیر تطبیقی a و A تضمین می‌شود.
- مقادیر تطبیقی پارامترهای a و A به GWO اجازه می‌دهد مرحله‌به‌مرحله بین اکتشاف و استخراج جابجا شود.

- با کاهش A، نیمی از تکرارها به اکتشاف $(|A| \geq 1)$ نیمی دیگر به استخراج $(|A| < 1)$ اختصاص داده می‌شود.
- GWO فقط دو پارامتر اصلی برای تنظیم دارد (a و C).

شبه کد الگوریتم GWO در پایین ارائه شده‌است[۲۳].

```
Initialize the chess strategy
Initialize the grey wolf populationX_i (i=1,2,…,n)
Initialize a,A,and C

While (t<Max number of iterations)
     For each search agent
           Update the position of the currents search agent by
equation
     End

    Calculate the fitness of each search agent

   UpdateX_α,X_β,and X_δ

    Combine the alpha wolves with other wolves and exchange
information to find optimal paths

    Improve the superior wolves by sharing new information
with all wolves to enhance their positions

  t=t+1
End

Return X_α
```

۴) شبیه‌سازی و مقایسه

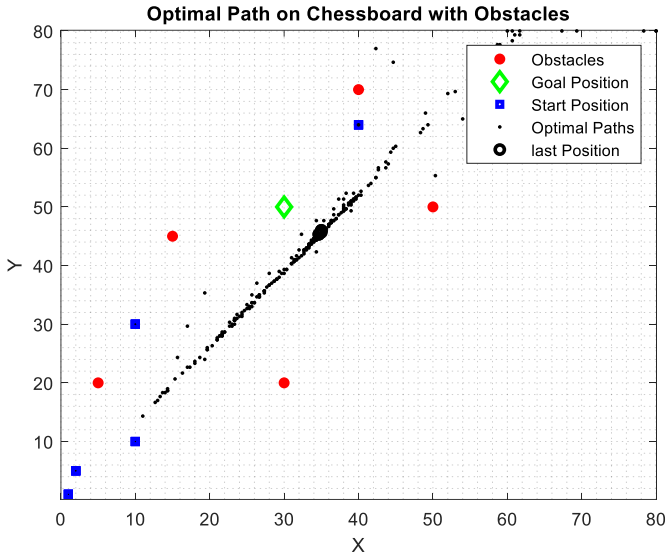
برای ارزیابی کارآیی روش پیشنهادی، ابتدا عملکرد الگوریتم پیشنهادی را با استفاده از سناریوهای مختلف، سپس با الگوریتم A* مقایسه می‌کنیم. این مقایسه به ما کمک می‌کند تا درک بهتری از عملکرد الگوریتم در شرایط مختلف پیدا کنیم و اطمینان حاصل کنیم که روش پیشنهادی به‌درستی عمل می‌کند. سپس با تحلیل نتایج، می‌توانیم به نتیجه‌گیری دقیق‌تری درمورد کارآیی و کاربردی‌بودن این روش برسیم و از آن در زمینه‌های مختلف بهره ببریم.

- شبیه‌سازی اول- محیط ایستا- تک بعدی: مطابق جدول ۱(۱)، به‌منظور طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری همانطورکه در شکل (۲) نمایان است؛ در حالت ایستا طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در یک بعد با پنج مانع ثابت صورت گرفته‌است که موانع در مختصات مختلف قرار دارند. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۵۰,۳۰) قرار می‌گیرند.
- شبیه‌سازی اول- محیط پویا- تک‌بعدی: همانطورکه در شکل (۳) نمایان است؛ طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در محیط پویا با یک بعد با پنج مانع متحرک صورت گرفته‌است که مانع در مختصات مختلف قرار دارد چون به‌صورت تصادفی در صفحه قرار می‌گیرند. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۳۷, ۳۶) قرار می‌گیرند. مانع‌ها، گرگ‌ها و هدف به‌صورت متحرک وجود دارند. در نهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند یعنی فاصله تا هدف را بهینه می‌کنند. گرگ‌ها بر روی یک خط مستقیم واقع شده‌اند و

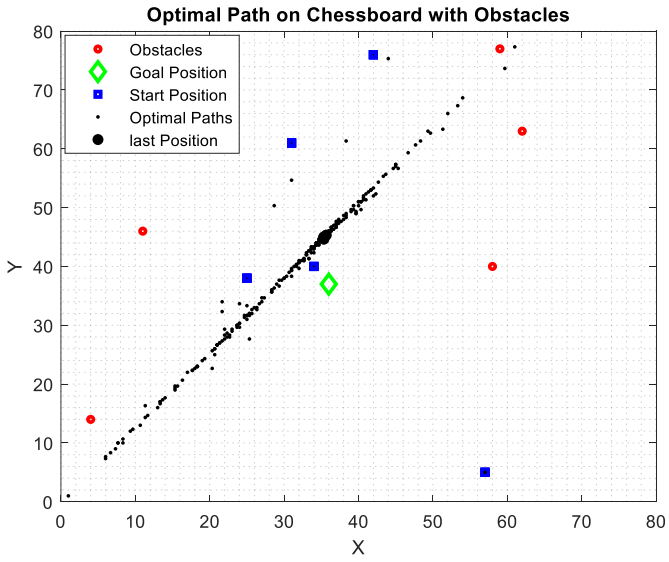
پنج مانع هم بین مسیر وجود دارد. در نهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند. به‌عبارت‌دیگر گرگ‌ها فاصله خود تا هدف را بهینه می‌کنند.

جدول ۱. شبیه‌سازی اول تک‌بعدی

محیط	سناریو	موانع	گرگ‌ها	تکرارها	بعد	شکل
ایستا	۱	۵	۵	۵۰	۱	شکل ۲
پویا	۱	۵	۵	۵۰	۱	شکل ۳

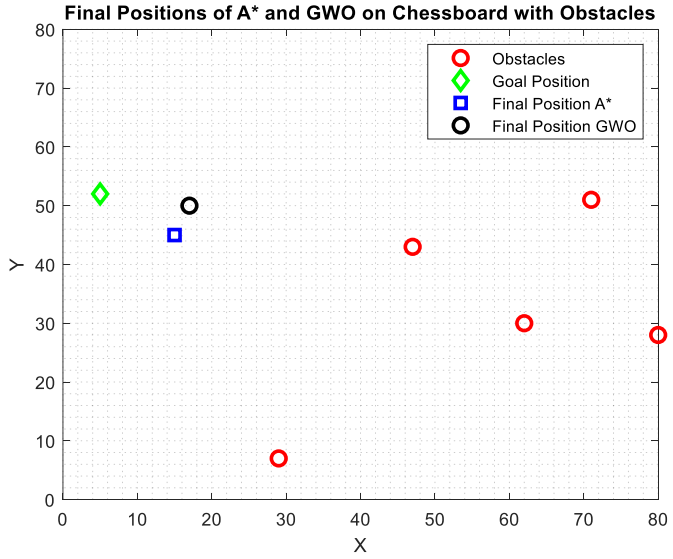


شکل ۲. محیط ایستا تک‌بعدی

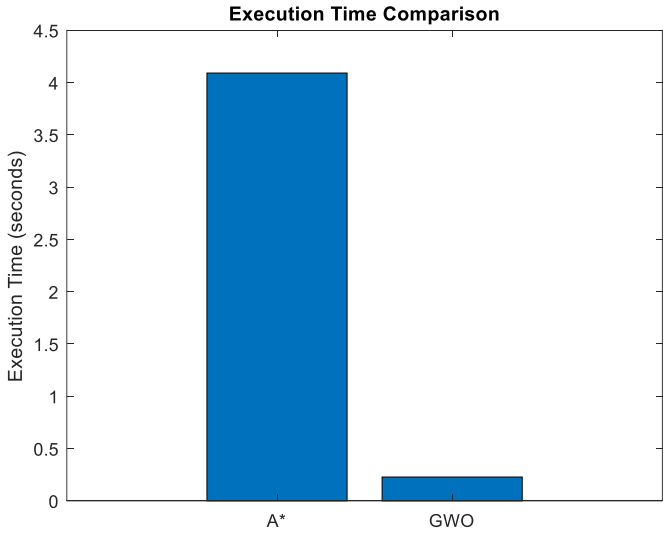


شکل ۳. محیط پویا تک‌بعدی

در شکل (۴) موقعیت نهایی الگوریتم A* و GWO نمایش داده شده‌است. موقعیت نهایی A* با یک مربع آبی و موقعیت نهایی GWO با یک دایره سیاه مشخص شده‌است. همچنین در شکل (۵) زمان‌های اجرای هر دو الگوریتم با استفاده از یک نمودار میله‌ای مقایسه شده‌است. این دو شکل به وضوح عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ٤. مقایسه موقعیت نهایی الگوریتم‌ها GWO و A* در حالت یک‌بعدی پویا



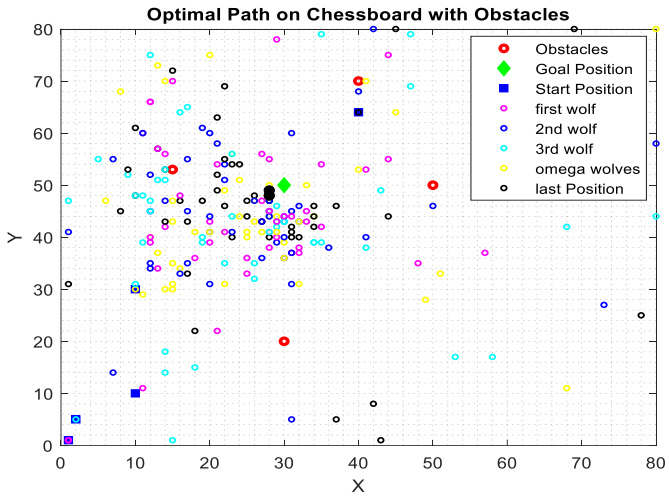
شکل ٥. نمودار میله‌ای الگوریتم GWO و A* در حالت یک‌بعدی پویا

به‌عنوان ارزیابی عملکرد، روش پیشنهادی برای دستیابی به عملکرد موثر در محیط‌های پویا و ایستا، شامل سه عنصر اساسی است: اجتناب از تله‌ها و موانع، عبور موفقیت‌آمیز از آنها و انجام کار با کارآیی بالا و بهینه برای رسیدن به هدف. این رویکرد برای انجام کارهایی که هدفمند و بازدهی بالا می‌خواهیم داشته باشیم، بسیار حیاتی است زیرا از طریق شناسایی بهترین روش‌ها و اجتناب از موانع، امکان دستیابی به نتایج مطلوب با کمترین مشکل و در کوتاهترین زمان فراهم می‌شود.

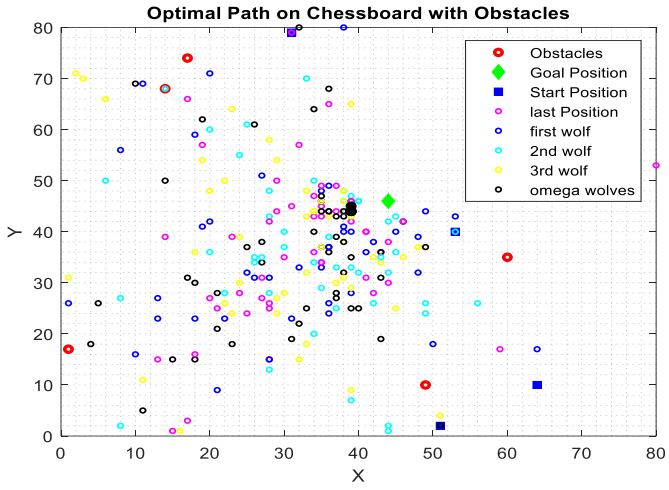
- شبیه‌سازی دوم- محیط ایستا- دوبعدی: مطابق جدول ۲(۲) به‌منظور طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری همانطورکه در شکل (۶) نمایان است؛ طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در دو بعد با پنج مانع صورت گرفته‌است، مانع در مختصات مختلف قرار دارد. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۳۰ و ۵۰) قرار می‌گیرند. درنهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند یعنی فاصله تا هدف را بهینه می‌کنند.
- شبیه‌سازی دوم- محیط پویا- دوبعدی: همانطورکه در شکل (۷) نمایان است؛ طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در دو بعد با پنج مانع در محیط پویا صورت گرفته‌است، مانع در مختصات مختلف قرار دارند. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۳۵,۳۷) قرار می‌گیرند. درنهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند یعنی فاصله تا هدف را بهینه می‌کنند.

جدول ۲. شبیه‌سازی دوم دوبعد

محیط	سناریو	موانع	گرگ‌ها	تکرارها	بعد	شکل
ایستا	۲	۵	۵	۵۰	۲	شکل ۶
پویا	۲	۵	۵	۵۰	۲	شکل ۷

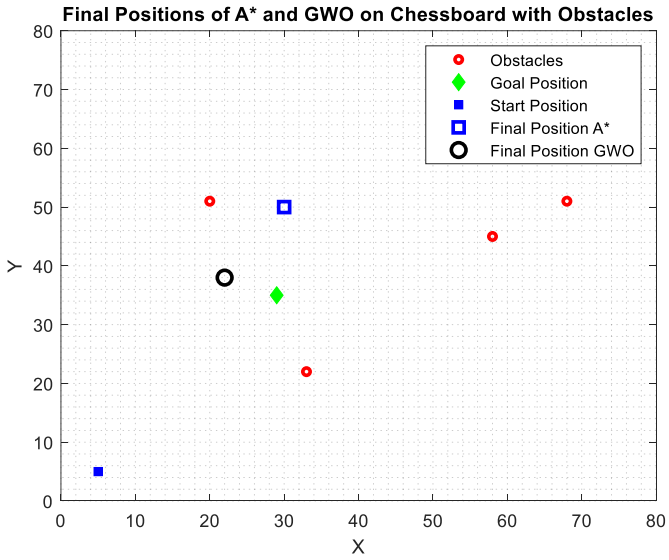


شکل ٦. محیط ایستا دوبعدی

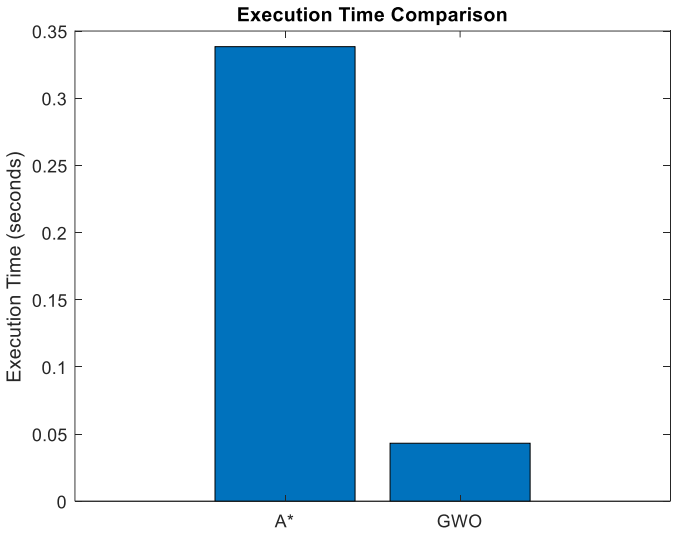


شکل ۷. محیط پویا دوبعدی

در شکل (۸) موقعیت نهایی الگوریتم A* و GWO در این سناریو نمایش داده شده‌است. مانند قبل، موقعیت نهایی A* با یک مربع آبی و موقعیت نهایی GWO با یک دایره سیاه نشان داده شده‌است. همچنین در شکل (۹) زمان‌های اجرای هر دو الگوریتم با استفاده از یک نمودار میله‌ای مقایسه شده‌است. این دو شکل به وضوح عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۸. مقایسه موقعیت نهایی الگوریتم‌ها GWO و A* در حالت دوبعدی پویا



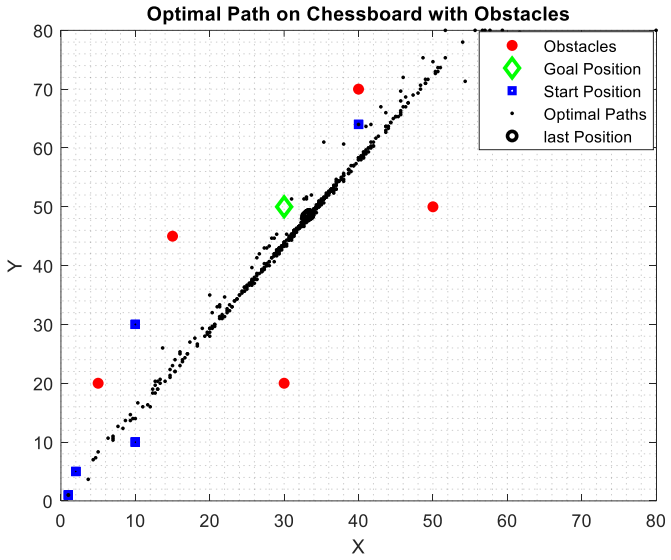
شکل ۹. نمودار میله‌ای الگوریتم GWO و A* در حالت دوبعدی پویا

در ارزیابی عملکرد، روش پیشنهادی با اشاره به ابعاد مختلف نشان می‌دهد که در ابعاد یک بعدی، فقط با یک متغیر کار می‌کنیم درحالیکه در ابعاد دو بعدی، دو محور عمود برهم داریم. این تفاوت ابعادی نشان می‌دهد که در یک محیط دو بعدی، ما می‌توانیم ارتباطات و روابط بیشتری را مشاهده و بررسی کنیم که این می‌تواند به تحلیل دقیق‌تر و بهتری از عملکرد منجر شود.

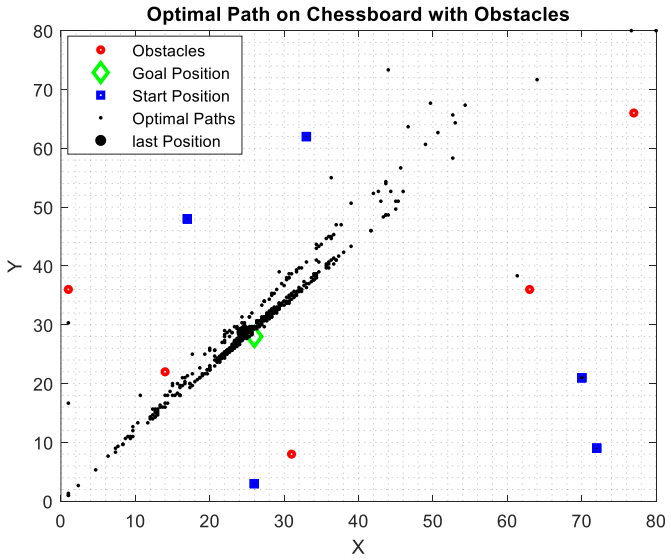
- شبیه‌سازی سوم- محیط ایستا- تاثیر تعداد تکرارها: مطابق جدول (۳) به‌منظور طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری برای محیط ایستا همانطورکه در شکل (۱۰) نمایان است؛ طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در یک بعد با پنج مانع صورت گرفته‌است و مانع در مختصات مختلف قرار دارند. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۵۰,۳۰) قرار می‌گیرند. در یک بعد همان عملیات قبل را انجام می‌دهد ولی این بار تعداد تکرارها بیشتر می‌شود و می‌توان دید که بهتر جواب می‌دهد. درنهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند یعنی فاصله تا هدف را بهینه می‌کنند.
- شبیه‌سازی سوم- محیط پویا- تاثیر تعداد تکرارها: برای محیط پویا همانطورکه در شکل (۱۱) نمایان است؛ طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در یک بعد با پنج مانع صورت گرفته‌است و مانع در مختصات مختلف قرار دارد. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۲۶,۲۴) قرار می‌گیرند. در یک بعد همان عملیات قبل را انجام می‌دهد ولی این بار تعداد تکرارها بیشتر می‌شود و می‌توان دید که بهتر جواب می‌دهد. درنهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند یعنی فاصله تا هدف را بهینه می‌کنند.

جدول ۳. شبیه‌سازی سوم تک‌بعدی

محیط	سناریو	موانع	گرگ‌ها	تکرارها	بعد	شکل
ایستا	۱	۵	۵	۱۰۰	۱	شکل ۱۰
پویا	۱	۵	۵	۱۰۰	۱	شکل ۱۱

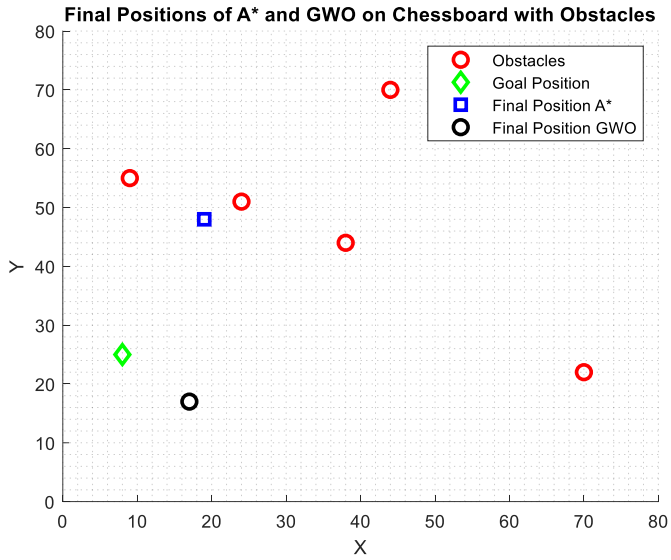


شکل ۱۰. محیط ایستا با تاثیر تعداد تکرارها

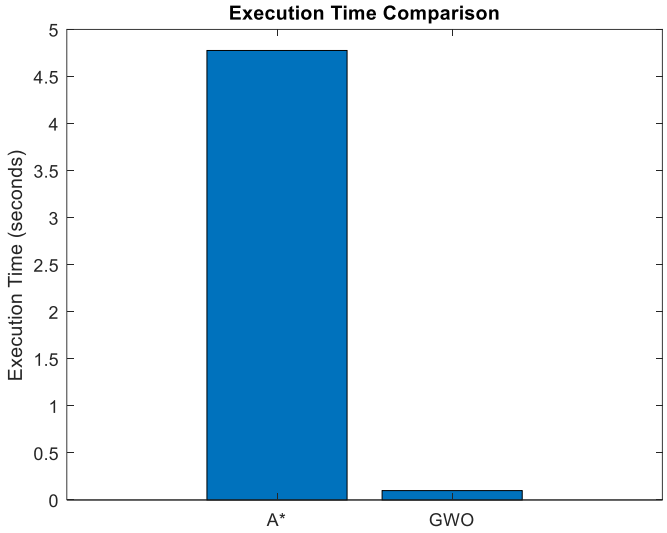


شکل ۱۱. محیط پویا با تاثیر تعداد تکرارها

در شکل (۱۲) موقعیت نهایی الگوریتم A* و GWO نمایش داده شده‌است. موقعیت نهایی A* با یک مربع آبی و موقعیت نهایی GWO با یک دایره سیاه نشان داده شده‌است. همچنین در شکل (۱۳) زمان‌های اجرای هر دوتا الگوریتم با استفاده از یک نمودار میله‌ای مقایسه شده‌است. در این حالت نیز برتری روش پیشنهادی کاملا مشخص است.



شکل ۱۲. مقایسه موقعیت نهایی الگوریتم‌ها GWO و A* در حالت یک‌بعدی با تعداد تکرار بیشتر



شکل ۱۳. نمودار میله‌ای الگوریتم GWO و A* در حالت یک‌بعدی با تعداد تکرار بیشتر

در روش پیشنهادی، طول مسیر بهینه‌تری مشخص شده‌است. نتایج تجربی نشان می‌دهد که انتخاب تعداد تکرار مناسب بسیار موثر است. هرچه تعداد صحیح و خطاها بیشتر باشد، به هدف نزدیک‌تر می‌شویم و عملکرد و کارآیی بهتری داریم. روش پیشنهادی نشان داده‌است که با اجتناب از برخورد و حداقل محلی گیرنکردن و نزدیکی به هدف، موفقیت به همراه داشته‌است.

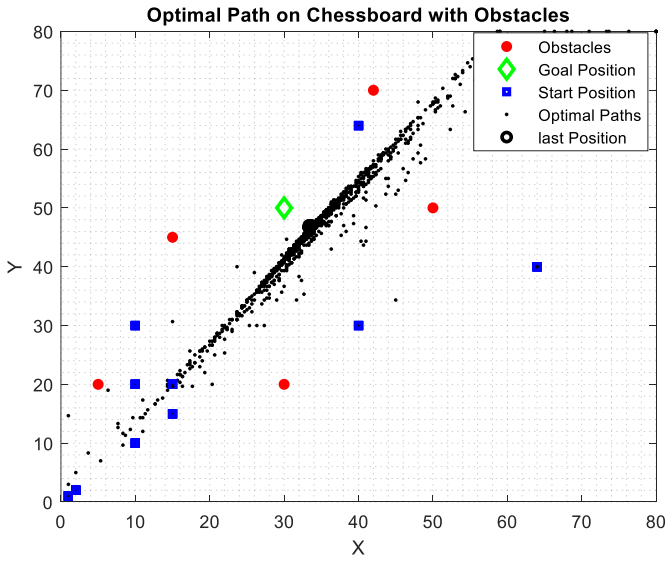
- شبیه‌سازی چهارم- محیط ایستا- تاثیر تعداد گرگ‌ها: مطابق جدول ۴ به‌منظور طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در یک بعد با پنج مانع صورت گرفته‌است و در محیط ایستا، مانع در مختصات مختلف قرار دارد. برای مقایسه تعداد گرگ‌ها را افزایش می‌دهیم. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۵۰,۳۰) قرار می‌گیرند. در یک بعد همان عملیات قبل را انجام می‌دهد ولی این بار تعداد گرگ‌ها بیشتر می‌شود و می‌توان دید

که بهتر جواب می‌دهد. درنهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند یعنی فاصله تا هدف را بهینه می‌کنند. بطور خلاصه خروجی شبیه‌سازی در شکل ۱۴(۱۴) نمایش داده شده‌است.

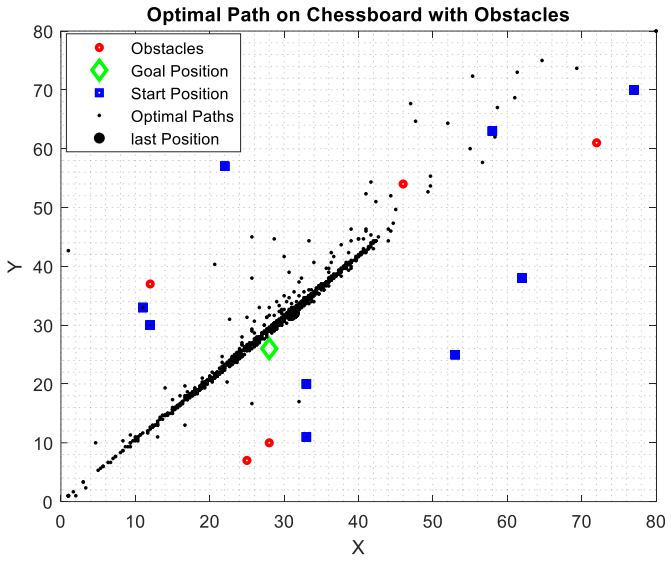
- شبیه‌سازی چهارم- محیط پویا- تاثیر تعداد گرگ‌ها: مطابق جدول ۴(۴) به‌منظور طراحی مسیر برای گرگ‌های خاکستری در یک بعد با پنج مانع صورت گرفته‌است و در محیط پویا، مانع در مختصات مختلف قرار دارد. اولین راه‌حل‌ها شروع به حرکت کرده و در نزدیکی نقطه هدف در مختصات (۲۸,۲۶) قرار می‌گیرند. برای مقایسه تعداد گرگ‌ها را افزایش می‌دهیم. در یک بعد همان عملیات قبل را انجام می‌دهد ولی این بار تعداد گرگ‌ها بیشتر می‌شود و می‌توان دید که بهتر جواب می‌دهد. درنهایت گرگ‌ها پیرامون هدف قرار می‌گیرند یعنی فاصله تا هدف را بهینه می‌کنند. بطور خلاصه خروجی شبیه‌سازی در شکل ۱۵(۱۵) نمایش داده شده‌است.

جدول ٤. شبیه‌سازی چهارم تک‌بعدی

محیط	سناریو	موانع	گرگ‌ها	تکرارها	بعد	شکل
ایستا	۱	۵	۱۰	۱۰۰	۱	شکل ۱۴
پویا	۱	۵	۱۰	۱۰۰	۱	شکل ۱۵

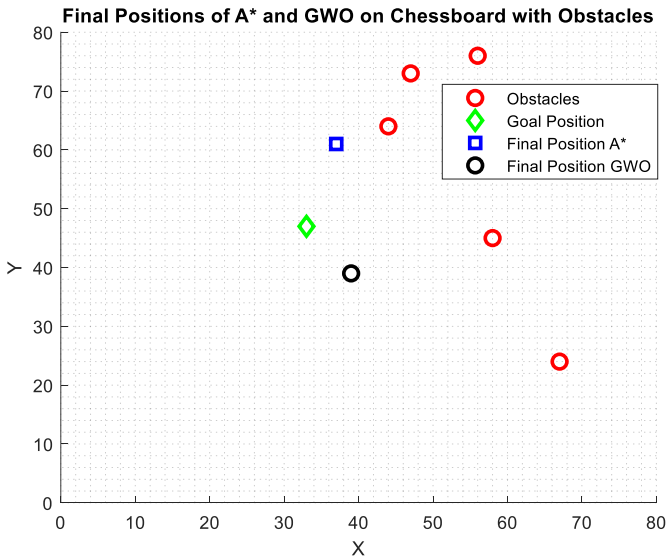


شکل ١٤. محیط ایستا با تاثیر تعداد گرگ‌ها

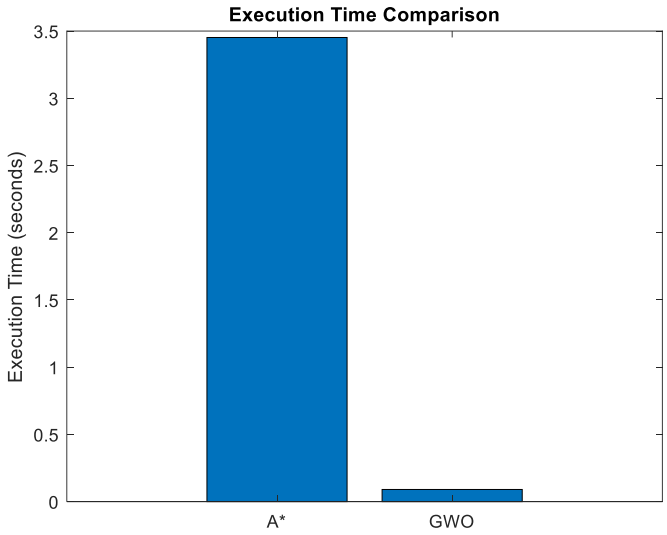


شکل ۱۵. محیط پویا با تاثیر تعداد گرگ‌ها

در شکل ۱۶(۱۶) موقعیت نهایی الگوریتم A* و GWO نمایش داده شده‌است. مانند قبل موقعیت نهایی A* با یک مربع آبی و موقعیت نهایی GWO با یک دایره سیاه مشخص شده‌است. همچنین در شکل ۱۷(۱۷) زمان‌های اجرای هر دو الگوریتم با استفاده از یک نمودار میله‌ای مقایسه شده‌است. با استفاده از این دو شکل می‌توان برتری روش پیشنهادی را دریافت.



شکل ۱۶. مقایسه موقعیت نهایی الگوریتم‌ها GWO و A* در حالت یک‌بعدی با تعداد گرگ‌های دو برابر



شکل ۱۷. نمودار میله‌ای الگوریتم GWO و *A در حالت یک‌بعدی با تعداد گرگ‌های دو برابر

در روش پیشنهادی، مشاهده می‌شود که وقتی تعداد گرگ‌ها دو برابر می‌شود، بهره‌وری برتری را نشان می‌دهد و به هدف با موفقیت نزدیک‌تر می‌شویم. این نتایج نشان می‌دهد که مسیر بهینه‌تر و کوتاهتر می‌گردد و عدم اجتناب از برخورد، باعث برنامه‌ریزی مسیر کارآمد شده و با موفقیت به هدف نزدیک می‌شویم.

بحث و نتایج تجربی

برای تحلیل مقایسه‌ای بین الگوریتم *A و الگوریتم پیشنهادی که در یک بعد و دو بعد پیاده‌سازی شده، چندین معیار مختلف وجود دارد که می‌توان مورد ارزیابی قرار داد:

۱. دقت (کوتاهترین مسیر): الگوریتم *A تضمین می‌کند که همیشه کوتاهترین مسیر ممکن را پیدا کند. الگوریتم گرگ خاکستری به‌عنوان یک روش فراابتکاری، ممکن است بجای پیداکردن دقیق کوتاهترین مسیر، به یک مسیر نزدیک‌به‌بهینه دست یابد. GWO به دنبال بهترین راه‌حل ممکن در تعداد مشخصی از تکرارهاست اما تضمینی برای رسیدن به کوتاهترین مسیر دقیق در همه شرایط وجود ندارد.

۲. سرعت همگرایی: *A این الگوریتم بسته به پیچیدگی و اندازه شبکه، زمان محاسباتی بیشتری نیاز دارد زیرا به‌صورت سیستماتیک تمامی مسیرهای ممکن را بررسی می‌کند تا به کوتاهترین مسیر دست یابد. الگوریتم GWO معمولا سریع‌تر همگرا می‌شود چراکه از جستجوی تصادفی و هدایت‌شده برای نزدیک‌شدن به نقطه بهینه استفاده می‌کند. اما این سرعت همگرایی ممکن است به هزینه کاهش دقت (یعنی مسیر کمی طولانی‌تر) تمام شود.

۳. مقاومت در برابر تغییرات محیطی: الگوریتم *A به‌صورت ایستا و در محیط‌های ثابت عملکرد بسیار خوبی دارد اما در محیط‌های دینامیکی و تغییرپذیر ممکن است نیاز به اجرای مجدد کامل الگوریتم باشد. الگوریتم GWO به‌دلیل ماهیت تکاملی و انعطاف‌پذیری که دارد، بهتر می‌تواند خود را با تغییرات محیطی (مانند تغییر مکان موانع یا هدف) وفق دهد. این ویژگی GWO را برای محیط‌های دینامیک مناسب‌تر می‌کند.

۴. پیچیدگی محاسباتی: A* این الگوریتم به‌دلیل جستجوی کامل و سیستماتیک مسیرها به‌خصوص در شبکه‌های بزرگ، از پیچیدگی محاسباتی بالاتری برخوردار است. الگوریتم GWO به‌دلیل استفاده از تعداد محدودی گرگ و تکرارها، معمولا از نظر محاسباتی سبک‌تر است و به‌همین‌دلیل می‌تواند سریع‌تر اجرا شود.

۵. تحلیل نتایج گرافیکی:* A مسیر نهایی که توسط الگوریتم A* پیدا می‌شود، باید در مقایسه با GWO بهینه‌تر (یعنی کوتاهتر) باشد. نمودار میله‌ای نهایی برای A* نشان‌دهنده مسیر کوتاهتری است. نمودارهای گرافیکی GWO ممکن است نشان‌دهنده چندین مسیر مختلف در تکرارهای مختلف باشند. درنهایت موقعیت‌های نهایی گرگ‌ها ممکن است با یکدیگر متفاوت باشند ولی همچنان به هدف نزدیک هستند. نمودار میله‌ای ممکن است نشان‌دهنده مسیرهای کمی طولانی‌تر نسبت به A* باشد.

در شبیه‌سازی‌ها، دو الگوریتم A* و گرگ خاکستری (GWO) برای پیداکردن مسیر بهینه در یک محیط پویا شطرنجی با موانع مقایسه شدند. هر دو روش به‌صورت داینامیک و استاتیک عمل کرده و موقعیت هدف و موانع در هر تکرار تغییر می‌کنند. الگوریتم A* که بطور معمول در پیداکردن مسیر کوتاه در گراف‌ها استفاده می‌شود، به‌دلیل ماهیت جستجوی خود در محیط‌های پیچیده عملکرد خوبی دارد ولی با افزایش پیچیدگی و تغییرات محیط، زمان اجرای آن بطور قابل‌توجهی افزایش می‌یابد. از سوی دیگر، الگوریتم GWO که براساس رفتار اجتماعی گرگ‌ها مدل‌سازی شده‌است، با بهینه‌سازی هم‌زمان چندین مسیر، می‌تواند به‌صورت موازی مسیرهای بهینه را پیدا کند. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم GWO در محیط‌های ایستا و محیط‌های پویا به‌ویژه در حضور موانع متغیر، کارآیی بهتری از نظر زمان اجرا دارد و می‌تواند مسیرهای بهینه را با انعطاف‌پذیری بیشتری نسبت به A* بیابد.

۵) نتیجه‌گیری و پیشنهادها

این مقاله به پیاده‌سازی و ارزیابی الگوریتم گرگ‌های خاکستری (GWO) به‌منظور بهینه‌سازی مسیر در محیط‌های ایستا و پویا پرداخته‌است. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که این الگوریتم توانسته است مسیرهای بهتر با طول کمتر نسبت به روش‌های قبلی شناسایی کند و از مشکلاتی نظیر برخورد با موانع و گیرافتادن در حداقل‌های محلی جلوگیری کند. بهبود کارآیی و عملکرد این الگوریتم در بهینه‌سازی مسیر، به‌ویژه برای ربات‌های متحرک، مورد تایید قرار گرفته‌است و می‌تواند به بهبود استفاده از سرویس‌ها و امکانات در صنایع مختلف کمک کند.

علاوه بر این، مقاله به جهت‌های تحقیقاتی آینده نیز اشاره کرده‌است که می‌توان به بررسی تطبیق GWO با مسائل مختلف، بهبود الگوریتم از طریق بهینه‌سازی روش‌های جستجو و تنظیم پارامترها و گسترش کاربرد این الگوریتم در زمینه‌های مرتبط با هوش مصنوعی و رباتیک اشاره کرد. همچنین ارتقا و استفاده عملی از این الگوریتم در صنایع گوناگون مانند حمل‌ونقل و پزشکی، به‌عنوان اهداف تحقیقاتی آینده مطرح شده‌است.

با درنظرگرفتن جهت‌های آینده برای الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری GWO که به‌منظور برنامه‌ریزی مسیر اعمال می‌شود، چندین راه برای تحقیق و بهبود ظاهر می‌گردد. برخی از کارهای آتی که ممکن است مطرح شوند عبارتند از:

تحقیقات بیشتر در حوزه تطبیق الگوریتم گرگ خاکستری با مسائل مختلف، بررسی کاربردهای دیگر الگوریتم گرگ خاکستری در زمینه‌های مختلف رباتیک و بهینه‌سازی.

بهبود و توسعه الگوریتم: اقداماتی که بهبودهایی در عملکرد و کارآیی الگوریتم گرگ خاکستری ایجاد کنند مانند: بهبود روش‌های جستجوی بهینه، پارامترهای تنظیم.

با درنظرگرفتن جهت‌های آینده برای الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری GWO که برای برنامه‌ریزی مسیر اعمال می‌شود، چندین راه برای تحقیق و بهبود ظاهر می‌شود. برخی از اقدامات آتی که ممکن است مطرح شوند عبارتند از:

تحقیقات بیشتر در حوزه تطبیق الگوریتم گرگ خاکستری با مسائل مختلف: بررسی کاربردهای دیگر الگوریتم گرگ خاکستری در زمینه‌های مختلف رباتیک و بهینه‌سازی.

ارتباط با حوزه‌های مرتبط: ارتباط با حوزه‌های دیگری مانند هوش مصنوعی، رباتیک، بهینه‌سازی و جهت تبادل ایده‌ها و کارهای مشترک.

منابع

[1] M. Collan and J. Kacprzyk, Soft computing applications for group decision-making and consensus modeling. Springer, 2018. Https://doi.org/ 10.1007/978-3-319-60207-3

[2] A. Gasparetto, P. Boscariol, A. Lanzutti, and R. Vidoni, "Path planning and trajectory planning algorithms: A general overview," Motion and Operation Planning of Robotic Systems: Background and Practical Approaches, pp. 3-27, 2015. Https://doi.org/ 10.1007/978-3-319-14705-5_1

[3] H. Hewawasam, M. Y. Ibrahim, and G. K. Appuhamillage, "Past, present and future of path-planning algorithms for mobile robot navigation in dynamic environments," IEEE Open Journal of the Industrial Electronics Society, vol. 3, pp. 353-365, 2022. Https://doi.org/ 10.1109/OJIES.2022.3179617

[4] Z. Liu, W. Zhu, and J. Ni, "Path planning and obstacle avoidance method for automobile vehicle based on improved artificial potential field," Science Technology and Engineering, vol. 17, no. 16, p. 6, 2017.

[5] B. Song, Z. Wang, and L. Sheng, "A new genetic algorithm approach to smooth path planning for mobile robots," Assembly Automation, vol. 36, no. 2, pp. 138-145, 2016. https://doi.org/10.1108/AA-11-2015-094

[6] N. Zeng, H. Zhang, Y. Chen, B. Chen, and Y. Liu, "Path planning for intelligent robot based on switching local evolutionary PSO algorithm," Assembly Automation, vol. 36, no. 2, pp. 120-126, 2016. https://doi.org/10.1108/AA-10-2015-079

[7] M. P. Garcia, O. Montiel, O. Castillo, R. Sepulveda, and P. Melin, "Path planning for autonomous mobile robot navigation with ant colony optimization and fuzzy cost function evaluation," Applied Soft Computing, vol. 9, no. 3, pp. 1102-1110, 2009. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.02.014

[8] X. Wang, L. Yang, Y. Zhang, and S. Meng, "Robot path planning based on improved ant colony algorithm with potential field heuristic," Control and decision, vol. 33, no. 10, pp. 1775-1781, 2018. Https://doi.org/ 10.1109/WRC-SARA.2018.8584217

[9] P. Victerpaul, D. Saravanan, S. Janakiraman, and J. Pradeep, "Path planning of autonomous mobile robots: A survey and comparison," Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems, vol. 9, no. 12, pp. 1535-1565, 2017.

[10] D. Wang, S. Chen, Y. Zhang, and L. Liu, "Path planning of mobile robot in dynamic environment: Fuzzy artificial potential field and extensible neural network," Artificial Life and Robotics, vol. 26, pp. 129-139, 2021. https://doi.org/10.1007/s10015-020-00630-6

[11] N. He, Y. Su, X. Fan, Z. Liu, and B. Wang, "Dynamic path planning of mobile robot based on artificial potential field," in 2020 International Conference on Intelligent Computing and Human-Computer Interaction (ICHCI), 2020: IEEE, pp. 259-264. https://doi.org/ 10.1109/ICHCI51889.2020.00063

[12] J. H. Holland, "Genetic algorithms," Scientific american, vol. 267, no. 1, pp. 66-73, 1992.

[13] D. Goldberg, "Genetic algorithms in optimization, search and machine learning," in Introduction to Evolutionary Computing: Addison Wesley, 2003. https://doi.org/ 10.1038/scientificamerican0792-66

[14] R. Storn and K. Price, "Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," Journal of global optimization, vol. 11, pp. 341-359, 1997. https://doi.org/10.1023/A:1008202821328

[15] D. B. Fogel, Artificial intelligence through simulated evolution. Wiley-IEEE Press, 1998. https://doi.org/ 10.1109/9780470544600.ch7

[16] X. Yao, Y. Liu, and G. Lin, "Evolutionary programming made faster," IEEE Transactions on Evolutionary computation, vol. 3, no. 2, pp. 82-102, 1999. https://doi.org/ 10.1109/4235.771163

[17] N. Hansen, S. D. Müller, and P. Koumoutsakos, "Reducing the time complexity of the derandomized evolution strategy with covariance matrix adaptation (CMA-ES)," Evolutionary computation, vol. 11, no. 1, pp. 1-18, 2003. https://doi.org/ 10.1162/106365603321828970

[18] D. Simon, "Biogeography-based optimization," IEEE transactions on evolutionary computation, vol. 12, no. 6, pp. 702-713, 2008. https://doi.org/ 10.1109/TEVC.2008.919004

[19] S. N. Makhadmeh et al., "Recent advances in Grey Wolf Optimizer, its versions and applications," IEEE Access, 2023. https://doi.org/ 10.1109/ACCESS.2023.3304889

[20] L. D. Mech, "Alpha status, dominance, and division of labor in wolf packs," Canadian journal of zoology, vol. 77, no. 8, pp. 1196-1203, 1999. https://doi.org/10.1139/z99-099

[21] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey wolf optimizer," Advances in engineering software, vol. 69, pp. 46-61, 2014. https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007

[22] C. Muro, R. Escobedo, L. Spector, and R. Coppinger, "Wolf-pack (Canis lupus) hunting strategies emerge from simple rules in computational simulations," Behavioural processes, vol. 88, no. 3, pp. 192-197, 2011. https://doi.org/10.1016/j.beproc.2011.09.006

[23] L. Liu, X. Wang, X. Yang, H. Liu, J. Li, and P. Wang, "Path planning techniques for mobile robots: Review and prospect," Expert Systems with Applications, p. 120254, 2023.https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120254