

Chromosome-Based Mapping of the Obstacle Traversal Problem: An Adaptive Fuzzy-Genetic Framework for a Six Wheel-Leg Robot

Seyed Mostafa Hoseini, Saeed Behbahani* 

Mechanical Engineering Department, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

ARTICLE INFO

Article Type
Original Research

Article History

Received: May 17, 2026
Revised: June 17, 2026
Accepted: June 25, 2026
ePublished: July 26, 2026

ABSTRACT

Hybrid wheeled-legged robots offer superior mobility in unstructured terrain by combining the locomotion efficiency of wheels with the adaptability of legs. However, efficiently traversing complex obstacles necessitates intelligent reconfiguration policies that coordinate leg movements, wheel velocities, and body posture. This paper presents an integrated learning framework to derive optimal policies for a six-wheeled-legged robot traversing an asymmetric step obstacle. Initially, the kinematic relationships governing wheel-leg interaction with the ground and slip-free wheel velocity coordination are formulated. As the key innovation, the obstacle traversal problem is mapped into a low-dimensional and continuous parametric optimization space, upon which a Genetic Algorithm-based learning framework is developed. Without imposing restrictive assumptions, this framework significantly reduces the complexity of the search space. In addition, fuzzy logic is employed to integrate human expertise into the cost function and adapt its weighting coefficients. This facilitates the automatic discovery of practical policies without relying on pre-defined motion sequences. Simulation results are validated through experiments on the ViraHex robot, demonstrating close agreement in leg motion sequences, support polygon transitions, and the mitigation of undesired body deviations. Overall, this framework offers an effective and scalable solution for optimizing obstacle traversal in hybrid robots, highlighting the potential of learning-based strategies in complex environments.

Keywords: Hybrid Wheel-Leg Robot, Reconfiguration, Kinematic Modeling, Obstacle Traversal, Genetic Algorithm

How to cite this article

Hoseini S. M, Behbahani S, Chromosome-Based Mapping of the Obstacle Traversal Problem: An Adaptive Fuzzy-Genetic Framework for a Six Wheel-Leg Robot. Modares Mechanical Engineering; 2026;26(10):795-815.

*Corresponding author's email: bebahani@iut.ac.ir

*Corresponding ORCID ID: 0009-0009-7178-4168



Copyright© 2026, TMU Press. This open-access article is published under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License which permits Share (copy and redistribute the material in any medium or format) and Adapt (remix, transform, and build upon the material) under the Attribution-NonCommercial terms.

سید مصطفیٰ حسینی، سعید بہرہانی* ID

چکیدہ

نوع مقاله

مقاله پژوهشی

ربات‌های هیبریدی چرخ‌دار-راه‌رونده با تلفیق بازدهی حرکتی چرخ‌ها و قابلیت سازگاری پاها، توانمندی بالایی برای حرکت در محیط‌های ناهموار دارند. با این حال، عبور کارآمد از موانع پیچیده مستلزم راهبردهای هوشمندی است که حرکات پا، سرعت چرخ‌ها و وضعیت بدنه را هماهنگ سازد. این مقاله یک چارچوب یادگیری یکپارچه برای استخراج سیاست‌های تغییر پیکربندی بهینه جهت عبور یک ربات شش چرخ-پا از مانع پله نامتقارن ارائه می‌دهد. در ابتدا، روابط سینماتیکی حاکم بر تعامل چرخ-پا با زمین و تنظیم سرعت چرخ‌ها بدون لغزش استخراج شده است. به عنوان نوآوری کلیدی، مسئله عبور از مانع به یک فضای بهینه‌سازی پارامتری کم‌بعد و پیوسته نگاشت شده و بر این اساس چارچوب یادگیری مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ارائه می‌شود. این چارچوب، بدون تحمیل مفروضات محدودکننده، پیچیدگی فضای جستجو را به‌طور چشمگیری کاهش می‌دهد. در کنار این رویکرد، از منطق فازی جهت انتقال خبرگی انسان به تابع هزینه و تطبیق ضرایب وزنی آن بهره گرفته شده است که امکان کشف خودکار سیاست‌های عملی را بدون نیاز به توالی‌های حرکتی از پیش تعریف‌شده فراهم می‌آورد. نتایج شبیه‌سازی با آزمایش‌های تجربی بر روی ربات ویراکس اعتبارسنجی شده و تطابق نزدیکی بین توالی حرکات پا، گذار چندضلعی تکیه‌گاه و کاهش انحرافات ناخواسته بدنه مشاهده شده است. در مجموع، این رویکرد راه‌حلی مؤثر و مقیاس‌پذیر برای بهینه‌سازی عبور از مانع در ربات‌های هیبریدی ارائه می‌دهد و پتانسیل استراتژی‌های مبتنی بر یادگیری را در محیط‌های پیچیده برجسته می‌سازد.

تاریخچه مقاله

دریافت: ۱۴۰۵/۰۲/۲۷

بازنگری: ۱۴۰۵/۰۳/۲۷

يذيرش: ١٤٠٥/٠٤/٠٤

ارائه آنلاين: ۱۴۰۵/۰۵/۰۴

کلیدواژه‌ها: ربات چرخ‌دار-راه‌رونده، تطبیق بیکرندی، مدل‌سازی سینماتیک، عبور از مانع، الگوریتم ژنتیک

نحوه ارجاع به این مقاله

حسینی سیدمصطفی، بهبهانی سعید، نگاشت کروموزمی مسئله عبور از مانع: چارچوبی تطبیقی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک-فازی برای ربات شش
جرخ-یا، مهندسی مکانیک مدرس. ۱۱۵-۷۹۵: (۱۰) ۲۶: ۱۴۰۵

*بست الکترونیکی نویسنده عهده دار مکاتبات: bebahani@iut.ac.ir

* شناسه اړکيد نويسنده عهدہ دار مکاتبات: ۴۱۶۸-۷۱۷۸-۰۰۹-۰۰۹



۱- مقدمه

ربات‌های هیبریدی چرخ‌دار-راه‌رونده به دلیل توانایی عملکرد مؤثر در طیف گسترده‌ای از محیط‌ها، از زمین‌های هموار و ساختاریافته تا سطوح بسیار ناهموار و غیرقابل پیش‌بینی، توجه فزاینده‌ای را به خود جلب کرده‌اند. این پلتفرم‌ها با ترکیب کارایی حرکت چرخ بر روی زمین مسطح و تطبیق‌پذیری مکانیزم‌های گام‌بردار برای عبور از موانع پیچیده، سطحی از انعطاف‌پذیری را ارائه می‌دهند که سیستم‌های رباتیک سنتی قادر به دستیابی به آن نیستند. یک قابلیت ویژه و حیاتی در این زمینه، توانایی عبور از موانع است که برای مأموریت‌های رباتیک در دنیای واقعی مانند اکتشافات سیاره‌ای، عملیات جستجو و نجات، و بازرسی خودمختار در محیط‌های بدون ساختار ضروری است. در چنین سناریوهایی، تطبیق نامناسب پیکربندی ربات می‌تواند مستقیماً منجر به شکست مأموریت یا آسیب فیزیکی به سیستم شود. برای مقابله با این چالش، طیف گسترده‌ای از معماری‌های مجموعه چرخ-پا و روش‌های برنامه‌ریزی حرکت با هدف بهبود پایداری، تحرک و عملکرد عبور از مانع در شرایط مختلف زمین پیشنهاد شده است. علی‌رغم این پیشرفت‌ها، عبور مطمئن از موانع در ربات‌های هیبریدی چرخ‌دار-راه‌رونده همچنان یک چالش اساسی است. ابعاد بالای فضای حل تغییر پیکربندی، همراه با دینامیک تماس پیچیده و ناپیوسته، فرآیند یادگیری و بهینه‌سازی را به طور قابل‌توجهی پیچیده می‌کند. علاوه بر این، اکثر رویکردهای موجود بر الگوهای حرکتی از پیش‌تعریف‌شده یا قوانین تغییر پیکربندی طراحی‌شده به صورت دستی تکیه دارند که ذاتاً تطبیق‌پذیری را محدود کرده و باعث جلوگیری از تعمیم این روش‌ها به موانع جدید یا پیچیده‌تر می‌شوند. این محدودیت‌ها انگیزه توسعه چارچوب‌های مبتنی بر یادگیری را ایجاد می‌کند که قادرند به صورت خودمختار سیاست‌های تغییر پیکربندی را استخراج کنند که برای تعداد زیادی از موانع قابل تعمیم بوده و انتقال از شبیه‌سازی به واقعیت (Sim-to-Real) را امکان‌پذیر سازند.

در میان ربات‌های هیبریدی چرخ‌دار-راه‌رونده، انواع مختلفی از معماری‌های مکانیکی برای ایجاد تعادل بین کارایی حرکت با چرخ و تطبیق‌پذیری گام‌برداری پیشنهاد شده است. طرح‌های اولیه‌ای مانند های‌لس (HyLoS) از ساختارهای الهام‌گرفته از پا استفاده می‌کنند که در آن‌ها چرخ‌ها در انتهای اندام‌ها نصب شده‌اند و در عین حفظ قابلیت‌های غلتش، شباهت زیادی به ربات‌های پادار کلاسیک دارند [۱]. پلتفرم‌های دیگر، از جمله ربات شریمپ (Shrimp)، از چندین چرخ با محرک فعال استفاده می‌کنند که در یک پیکربندی متوازی‌الضلاع مانند چیده شده‌اند و امکان عبور مؤثر از موانعی بسیار بزرگ‌تر از قطر اسمی چرخ را فراهم می‌کنند [۲]. رویکردهای زیست‌تقلید نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند؛ به عنوان

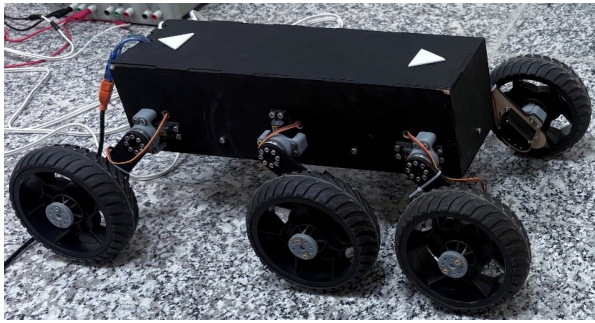
مثال ربات‌های چهارپای چرخ‌دار که اندام‌های چند درجه آزادی و مکانیزم‌های زانوی داخلی را برای بهبود مانورپذیری و دقت چرخش در خود جای داده‌اند [۳]. مکانیزم‌های نامتعارف‌تر شامل ربات‌های مجهز به ستاره-چرخ با فاصله محوری فعال، مانند ام‌اس‌راکس (MSRox) هستند که از حالت‌های حرکتی هیبریدی برای غلبه بر موانع بهره می‌برند [۴]. علاوه بر این، معماری‌های مکانیکی یکپارچه چرخ-پا-بدنه برای بهبود عملکرد بالا رفتن از پله از طریق طراحی ساختاری هماهنگ توسعه یافته‌اند [۵]. این پلتفرم‌ها از پیکربندی‌های مکانیکی کوپل‌شده چرخ-پا-بدنه استفاده می‌کنند که در آن‌ها آرایش هندسی و ساختار اتصالات نقش تعیین‌کننده‌ای در امکان‌پذیری عبور از موانع عمودی ایفا می‌کنند. در نهایت، مکانیزم‌های هیبریدی که سیستم‌های شنی‌دار را با مجموعه‌های چرخ-پا ترکیب می‌کنند، برای گسترش بیشتر قابلیت‌های عملیاتی در محیط‌های پیچیده و بدون ساختار معرفی شده‌اند [۶].

ربات مورد آزمایش در این مطالعه، که در بخش (الف) از شکل ۱ نشان داده شده است، به این دسته از سیستم‌های هیبریدی تعلق دارد. این سیستم شامل شش مازول چرخ-پا است که هر کدام توسط یک موتور چرخش مستقل هدایت شده و بر روی مفصل پا مربوطه نصب شده‌اند. این مکانیزم در مجموع ۱۲ درجه آزادی را فراهم می‌کند و ربات را قادر می‌سازد تا از موانعی مانند پله، دیوار و شکاف عبور کند. هنگامی که این ربات به یک استراتژی مناسب برای برنامه‌ریزی حرکت یا سیاست مناسب تغییر پیکربندی مجهز شود، قابلیت‌های حرکتی پایداری را در زمین‌های ناهموار یا ناپیوسته به نمایش می‌گذارد که آن را به عنوان یک پلتفرم توانمند و سازگار برای عملیات میدانی متمایز می‌کند. مقادیر عددی برای جرم‌های بدنه، پاها و چرخ‌های ربات؛ ممان‌های اینرسی بدنه و پاها، فاصله عرضی بین محور چرخ‌ها، ابعاد بدنه و پاها، فواصل از محور پا، و همچنین شعاع و عرض چرخ‌ها، در جدول ۱ خلاصه شده است. بخش (ب) از شکل ۱ نمونه در مقیاس یک‌پنجم به نام ویراهکس (ViraHex) را نشان می‌دهد که ساخته شده و برای اعتبارسنجی تجربی روش توصیف‌شده در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۱ پارامترهای فیزیکی و اینرسی ربات [۷]

Table 1 Physical and inertial parameters of the robot [7]

Symbol	Value	Symbol	Value
m_{body}	1002 kg	L_{body}	2 m
m_{leg}	31.7 kg	W_{body}	0.8 m
m_w	51.3 kg	H_{body}	0.55 m
I_{xbody}	460 kgm ²	l_{leg}	0.42 m
I_{ybody}	900 kgm ²	l_f	0.84 m
I_{zbody}	1200 kgm ²	l_m	0 m
I_{xleg}	0.02 kgm ²	l_r	0.84 m
I_{yleg}	0.42 kgm ²	l_p	0.84 m
I_{zleg}	0.4 kgm ²	R_u	0.32 m
W_c	1.355 m	W_w	0.205 m



ب



الف

شکل ۱ الف) ربات شش چرخ-پا در مقیاس کامل با مفاصل فعال پا و چرخ ب) ویراهکس، نمونه آزمایشگاهی در مقیاس یک پنجم

بهینه‌سازی مسیر و پیکربندی چرخ‌های تغییرشکل پذیر استفاده شد.

با وجود علاقه روزافزون به رویکردهای مبتنی بر یادگیری برای ربات‌های چرخ‌دار-راه‌رنده، طراحی سیاست‌های تغییر پیکربندی به دلیل ماهیت باز (open-ended) فضای پاسخ، همچنان به طور اساسی چالش‌برانگیز است. یک چارچوب مؤثر باید تعادلی ظریف ایجاد کند: این چارچوب باید پیچیدگی فضای جستجو را برای تضمین یادگیری قابل حل (tractable) کاهش دهد، در حالی که از مفروضات محدودکننده‌ای که تطبیق‌پذیری را کم می‌کنند یا پاسخ را به سمت رفتارهای ثابت سوق می‌دهند، اجتناب ورزد. در حالت ایده‌آل، چنین چارچوبی باید قادر باشد به صورت خودمختار سیاست‌های تغییر پیکربندی خلاقانه و متنوعی را پیشنهاد دهد، در حالی که اطمینان حاصل کند سیاست‌های به‌دست‌آمده مستقیماً روی پلتفرم‌های رباتیک واقعی قابل اجرا هستند.

بخش قابل‌توجهی از کارهای پیشین، با پیچیدگی موضوع عبور از مانع از طریق استفاده از الگوهای حرکتی ثابت مقابله می‌کنند. به عنوان مثال، یک استراتژی برنامه‌ریزی مسیر با ترکیب میدان‌های پتانسیل مصنوعی و بهینه‌سازی کلونی مورچگان در [۱۵] معرفی شد و متعاقباً با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک ارتقا یافت. در این فرمول‌بندی، حرکت ربات توسط فرمول‌بندی‌های ثابت میدان پتانسیل و قوانین به‌روزرسانی فرومون (pheromone) کنترل می‌شود که ذاتاً تنوع مسیر را محدود کرده و انعطاف‌پذیری را کاهش می‌دهد. در یک خط پژوهشی مرتبط، روش پیشنهاد شده در [۱۶] عبور از مانع را با اعمال یک توالی ثابت متشکل از دوازده تغییر پیکربندی از پیش تعریف‌شده امکان‌پذیر می‌سازد، که منجر به یک استراتژی عبور صلب با قابلیت انطباق محدود در برابر تغییرات پیش‌بینی‌نشده زمین می‌شود. محدودیت‌های مشابهی در خانواده الگوریتم‌های گاوو (GAVO) به وجود می‌آید، جایی که الگوریتم‌های ژنتیک با مدل‌های از پیش تعریف‌شده مانع سرعت (Velocity Obstacle) برای اجتناب از برخورد بی‌درنگ ادغام می‌شوند. در این روش‌ها، حرکت ربات توسط نمایش‌های ثابت سرعت و فرمول‌بندی‌های مخروط برخورد محدود می‌شود، که

عبور مؤثر از موانع نیازمند آن است که ربات به طور پیوسته و هدفمند پیکربندی خود را در پاسخ به شرایط متغیر زمین تغییر دهد. بنابراین، بهره‌گیری از پتانسیل کامل پلتفرم‌های رباتیک هیبریدی در سناریوهای پیش‌بینی‌نشده و در مواجهه با موانع، نیازمند سیاست‌های تغییر پیکربندی هوشمند و تطبیق‌پذیر است. این سیاست‌ها نه تنها باید پایداری را تضمین کنند، بلکه باید تعادلی میان اهداف عملکردی متعدد از جمله بهره‌وری انرژی، سرعت عبور و ایمنی حرکت برقرار سازند. در این زمینه، الگوریتم‌های تکاملی - به ویژه الگوریتم‌های ژنتیک (GA) - به دلیل توانایی در جستجوی فضاهای پیچیده و با ابعاد بالا، به طور گسترده به عنوان ابزاری قدرتمند برای استخراج چنین سیاست‌هایی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در حوزه‌ی مواجهه ربات با موانع، تحقیق‌های گسترده‌ای انجام شده که از روش‌های هوشمند از جمله الگوریتم ژنتیک در طراحی مسیر ربات‌های متحرک خودران به منظور اجتناب از رویارویی با موانع استفاده شده است [۸، ۹]. به عنوان مثال در [۱۰] با استفاده از الگوریتم ژنتیک، یک طراحی مسیر بهینه انجام شد تا برای محیط‌هایی با موانع متغیر و متحرک قابل استفاده باشد. در [۱۱] از یک الگوریتم ژنتیک توسعه یافته برای طراحی مسیر یک ربات متحرک در محیط‌هایی که موانع در طول زمان ثابت‌اند، استفاده گردید. در این الگوریتم، مسیر بهینه به منظور اجتناب از مانع و همچنین مسیریابی ایمن با بازدهی بالا یافت شد. در [۱۲] از الگوریتم ژنتیک با مرتب‌سازی نامغلوب برای یافتن وزن‌های پیوندی بهینه جهت دستیابی به اختلاف فازهای مطلوب برای گام‌های اولیه راه‌رفتن، دویدن، جهش و پریدن یک راه‌رونده‌ی دو پا استفاده شد. در [۱۳] برای یک ربات چهارپا، از الگوریتم ژنتیک به منظور تولید الگوهای گام‌زنی به‌منظور عبور از سطوح متفاوت نظیر سطح صاف، شیب‌دار و پله استفاده شد، به‌گونه‌ای که حرکتی پایدار و پربازده داشته و الگوهای گام‌زنی قابل تبدیل از الگویی به الگوی دیگر برای سطوح پیچیده باشند. در [۱۴] برای افزایش پایداری ربات‌های دو چرخ با چرخ‌های تغییرشکل‌پذیر در بالا رفتن از پله، از یک روش الگوریتم ژنتیک ترکیبی بهبودیافته به همراه یک الگوریتم بهینه‌سازی تطبیقی برای

چندضلعی تکیه‌گاه (support-polygon) و توالی حرکت پاها که در طول آزمایش ثبت شده‌اند، برای ارزیابی دقت مدل شبیه‌سازی و قابلیت اجرای استراتژی‌های آموخته‌شده استفاده می‌شوند. نتایج تجربی نشان می‌دهند که ربات می‌تواند به طور قابل‌اعتمادی سیاست‌های آموخته‌شده را بازتولید کند. نوآوری‌های اصلی این پژوهش را می‌توان به شرح زیر خلاصه کرد:

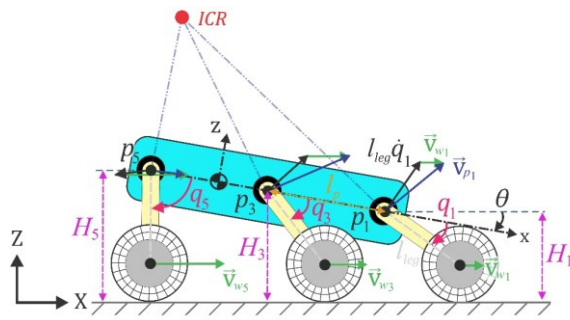
- نگاشت مسئله عبور از مانع: برخلاف رویکردهای مبتنی بر یادگیری تقویتی که مسئله عبور از مانع را در قالب یک فضای حالت-عمل بزرگ و گسسته مدل می‌کنند، در این پژوهش مسئله به یک بردار پارامتری کم‌بعد و پیوسته از متغیرهای تغییر پیکربندی تبدیل شده است.
- کشف سیاست مبتنی بر یادگیری: برخلاف رویکردهای پیشین (مانند [۱۹-۲۲]) که بر الگوهای تغییر پیکربندی از پیش‌تعریف‌شده یا طراحی‌شده به صورت دستی تکیه دارند، نتیجه این تحقیق، ربات را قادر می‌سازد تا سیاست‌های تغییر پیکربندی مؤثر را به صورت خودمختار از طریق یک فرآیند یادگیری ساختاریافته کشف کند.
- اعتبارسنجی انتقال از شبیه‌سازی به واقعیت بدون نیاز به تغییر (Zero-Shot Sim-to-Real): سیاست‌های آموخته‌شده به طور مستقیم بر روی یک نمونه فیزیکی پس از شبیه‌سازی پیاده‌سازی می‌شوند، بدون آن‌که نیاز تغییر یا تنظیم مجدد داشته باشند. این مسئله نشان‌دهنده تطابق قوی بین رفتارهای شبیه‌سازی‌شده و دنیای واقعی، از جمله توالی حرکت پاها، تغییر پیکربندی پایدار و کاهش انحرافات ناخواسته بدنه است.
- بهبود کارایی محاسباتی: با کاهش فضای جستجو از حدود 1.6×10^5 حالت و نزدیک به 10^6 زوج حالت-عمل، همانطور که در مرجع [۲۰] آمده است، به یک کروموزوم فشرده از پارامترهای کلیدی تغییر پیکربندی (۲۱ پارامتر)، چارچوب پیشنهادی منجر به همگرایی سریع‌تر و هزینه محاسباتی کمتر می‌شود.
- مقیاس‌پذیری در پلتفرم‌ها و مانع‌ها: چارچوب پیشنهادی تعمیم‌پذیری را در انواع مختلف مانع و پلتفرم‌های ربات چرخ-پا امکان‌پذیر می‌سازد و آن را برای طیف گسترده‌ای از کاربردهای رباتیک میدانی مناسب می‌گرداند.

ظرفیت رفتار تطبیقی در محیط‌های پیچیده را کاهش می‌دهد [۱۷]. نمونه‌ای دیگر الگوریتم ژنتیک را با الگوریتم تشخیص برخورد گیلبرت-جانسون-کیرتی (GJK) ترکیب می‌کند، که ربات را ملزم می‌سازد تا از مسیرهای هندسی خاص استخراج‌شده از محاسبات فاصله مینکوفسکی پیروی کند. در حالی که این فرمول‌بندی مبتنی بر هندسه برای سناریوهای ساختاریافته مؤثر است، محدودیت‌های شدیدی بر تطبیق‌پذیری در پیکربندی‌های در عبور از مانع پیچیده تحمیل می‌کند [۱۸].

در مطالعاتی که به طور خاص با ربات چرخ‌دار-راه‌رونده مورد بررسی در این کار مرتبط هستند، استراتژی‌های عبور نیز عمدتاً از پیش‌تعریف‌شده بوده‌اند. مراجع [۱۹-۲۱] رویکردهای برنامه‌ریزی حرکتی را برای یک ربات زمینی بدون سرنشین شش چرخ-پا بر اساس روش‌های هوشمند برای تشخیص مانع و طبقه‌بندی سناریوها پیشنهاد کردند. اگرچه این روش‌ها تغییر پیکربندی در پاسخ به شرایط مختلف زمین را امکان‌پذیر می‌سازند، اما استراتژی عبور اساساً ریشه در یک الگوی حرکتی الهام‌گرفته از هزارپا دارد که در طول عملیات ثابت باقی می‌ماند. در [۲۲]، یک چارچوب برنامه‌ریزی حرکت و کنترل مبتنی بر برنامه‌ریزی غیرخطی عدد صحیح مختلط (MINLP) و مدل‌سازی دینامیکی چندتماسی برای مقابله با مانع بزرگ مانند پله‌ها و کانال‌هایی که از ابعاد چرخ فراتر هستند، معرفی شد. با استفاده از هم‌مکانی مستقیم (direct collocation)، این رویکرد به طور مشترک سینماتیک پا، نیروهای تماس چرخ و دینامیک بدنه را بهینه‌سازی کرد و به عبور موفقیت‌آمیز در شبیه‌سازی دست یافت. با این وجود، علی‌رغم فرمول‌بندی مبتنی بر بهینه‌سازی، سیاست تغییر پیکربندی (reconfiguration policy) حاصل از پیش‌تعریف‌شده باقی ماند که توانایی ربات برای انطباق استراتژی عبور خود با محیط‌های پیش‌تر دیده‌نشده را به شدت محدود می‌کرد.

در این مقاله روشی را برای آموزش ربات‌های چرخ‌دار-راه‌رونده به منظور تعیین سیاست‌های تغییر پیکربندی بهینه برای عبور پایدار از مانع چالش‌برانگیز ارائه می‌دهد. فرآیند آموزش دو جزء اصلی را ادغام می‌کند. جزء اول، تغییر پیکربندی را به یک مسئله بهینه‌سازی با فضای جستجوی باز نگاشت می‌کند و از یک الگوریتم ژنتیک در ترکیب با منطق فازی برای کاوش در طیف گسترده‌ای از سیاست‌های تغییر پیکربندی امکان‌پذیر، بدون اتکا به الگوهای حرکتی از پیش‌تعریف‌شده، بهره می‌برد. جزء دوم بر ارزیابی عملکرد مبتنی بر شبیه‌سازی نزدیک به محیط واقعی تمرکز دارد، جایی که به پاداش‌ها و جریمه‌ها اختصاص می‌یابد.

فراتر از شبیه‌سازی، این مطالعه آزمایش تجربی با استفاده از یک نمونه در مقیاس یک‌پنجم را در بر می‌گیرد تا سیاست تغییر پیکربندی آموخته‌شده را در شرایط دنیای واقعی، بدون هیچ‌گونه تنظیم مجدد یا آموزش اضافی پس از شبیه‌سازی، اعتبارسنجی کند. اندازه‌گیری‌های واحد سنجش اینرسی (IMU)، تحلیل



شکل ۲ ترسیم ربات در وضعیت تماس تمام چرخ‌ها با سطح به‌همراه پارامترهای سرعت، زاویه و ارتفاع مفاصل

Fig. 2 Schematic illustrating the height components of the shoulder joint and velocity vectors of different segments of a leg-wheel assembly for determining the joint velocity p_i

۲-۱- تنظیم پیکربندی به‌منظور حفظ یا ایجاد تماس چرخ با سطح
اهمیت مدل‌سازی زمانی آشکار می‌شود که چالش‌های ناشی از جدا شدن چرخ‌ها از سطح زمین در نظر گرفته شوند. حتی در شرایطی که یکی از مفاصل چرخ‌پاها ثابت باقی بماند، تغییرات در وضعیت سایر مفاصل می‌تواند به قطع تماس آن چرخ با زمین منجر شده و در نتیجه، دوران‌های ناخواسته‌ای در بدنه ربات ایجاد کند. این وضعیت نه‌تنها پایداری ربات را به خطر می‌اندازد، بلکه کارایی حرکتی آن را نیز کاهش می‌دهد. بر این اساس، می‌توان روابطی که مبنایی برای حفظ تماس چرخ‌ها با زمین به عنوان بخشی از سیاست تغییر پیکربندی است را محاسبه کرد.

در ابتدا ارتفاع مفاصل نسبت به سطح محاسبه می‌شود و بر اساس آن زاویه پیچ بدنه (θ) تعیین می‌گردد. در شکل ۲، ربات در تماس با سطح نشان داده شده است. در این شکل طول پا (l_{leg})، فاصله طولی دو مفصل متوالی پا (l_p)، زاویه پا (q_i) و زاویه پیچ بدنه (θ) مشخص شده‌اند. ارتفاع هر مفصل چرخ‌پا تا سطح، مطابق این شکل به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$H_i = l_{leg} \sin(\theta + q_i) \quad (1)$$

با استفاده از ارتفاع دو مفصل پا می‌توان زاویه پیچ بدنه (θ) را طبق رابطه (۲) محاسبه کرد.

$$\theta = \tan^{-1} \left(-\frac{\sin q_1 - \sin q_3}{\frac{l_p}{l_{leg}} + (\cos q_1 - \cos q_3)} \right) \quad (2)$$

برای اطمینان از اینکه تمام چرخ‌ها در تماس با زمین باقی می‌مانند، در صورت مشخص بودن مقادیر q_1 و q_3 ، زاویه q_5 نمی‌تواند به‌طور مستقل تعیین شود و باید مطابق با رابطه زیر محاسبه شود:

$$q_5 = \sin^{-1}(2 \sin(q_3 + \theta) - \sin(q_1 + \theta)) - \theta \quad (3)$$

معادله (۳) به‌عنوان قیدی برای زاویه q_5 عمل کرده و، در شرایطی که حفظ تماس همزمان شش چرخ از نظر هندسی امکان‌پذیر باشد، نقش بسیار مهمی در تعیین سیاست تغییر پیکربندی به‌منظور حفظ تماس با سطح ایفا می‌کند. مشابه معادله (۳)، در صورتی که دو زاویه دیگر مشخص باشند و پاهای متناظر با آن‌ها در تماس با

۲- مدل‌سازی سینماتیکی سیاست‌های تغییر پیکربندی

در رباتیک، به ویژه در طراحی سیستم‌های هیبریدی مانند ربات‌های چرخ‌دار-راه‌رونده، سیاست تغییر پیکربندی به استراتژی‌ای اشاره دارد که تعیین می‌کند یک ربات چگونه و چه زمانی باید پیکربندی یا ساختار فیزیکی خود را برای مقابله مؤثر با شرایط محیطی متغیر و موانع تغییر دهد. اساساً، این سیاست به عنوان یک نقشه تصمیم‌گیری عمل می‌کند که با استفاده از اطلاعات محیطی و وضعیت لحظه‌ای ربات، نحوه حرکت یا تنظیم اجزای مختلف نظیر چرخ‌ها و پاها را مشخص کرده و عبور ایمن و کارآمد از موانع را تضمین می‌کند. می‌توان از مدل‌سازی ریاضی برای استخراج روابط میان متغیرهای پیکربندی استفاده کرد تا وابستگی‌های حاکم بر تغییر پیکربندی ربات به‌صورت صریح تعیین شوند. در پژوهش حاضر، هدف از مدل‌سازی سینماتیکی، استخراج مجموعه‌ای از معادلات برای حفظ تماس چرخ‌ها با سطح و همچنین تعیین روابط لازم برای هماهنگ‌سازی سرعت چرخ‌ها به‌منظور جلوگیری از لغزش سینماتیکی طولی است. این روابط، قیود حاکم بر سیاست تغییر پیکربندی را در فازهای پیش و پس از عبور از مانع مشخص کرده و می‌توانند در مراحل بعدی چارچوب یادگیری مورد استفاده قرار می‌گیرند.

برای سهولت در ارجاع و تجزیه و تحلیل، چرخ‌ها و پاهای ربات با استفاده از یک سیستم شماره‌گذاری مشخص دسته‌بندی شده‌اند. بر اساس این سیستم، چرخ و پای جلویی سمت راست با شماره ۱ و چرخ و پای جلویی سمت چپ با شماره ۲ مشخص شده‌اند و این الگو برای سایر چرخ‌ها و پاها نیز ادامه می‌یابد. به این ترتیب، چرخ‌ها و پاهای سمت راست با شماره‌های فرد (۱، ۳ و ۵) و چرخ‌ها و پاهای سمت چپ با شماره‌های زوج (۲، ۴ و ۶) شماره‌گذاری شده‌اند. به زمین متصل است و دستگاه بدنه ($B = x, y, z$) که در مرکز جرم بدنه ربات قرار دارد. تبدیل بین این دو دستگاه با یک دوران متوالی شامل زاویه پیچ (Pitch, θ) حول محور (y) و سپس زاویه رول (Roll, ϕ) حول محور (x) دستگاه بدنه تعریف می‌شود. بنابراین ماتریس تبدیل از دستگاه بدنه به دستگاه اینرسی به صورت

$$R_B^I = Rot_{y,\theta} Rot_{x,\phi} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \phi \sin \theta & \cos \phi \sin \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ -\sin \theta & \cos \theta \sin \phi & \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix}$$

خواهد بود. در چارچوب پیشنهادی، زاویه‌های رول و یاء (Yaw) به عنوان بخشی از تابع هزینه در فرآیند یادگیری کنترل می‌شوند و نتایج تجربی نشان می‌دهند که مقدار زاویه رول در سیاست‌های بهینه استخراج شده کوچک باقی می‌ماند. از این رو، برای استخراج معادلات (۱) تا (۱۷)، فرض ($\phi \approx 0$) در نظر گرفته شده و مدل سه‌بعدی به یک مدل صفحه‌ای در صفحه $x-z$ تقلیل یافته است. بنابراین روابط ارائه شده تقریب دوبعدی مدل کامل سه‌بعدی بوده و برای محدوده عملیاتی مورد بررسی در این پژوهش از دقت کافی برخوردار هستند.

موازی است. با توجه به صلب بودن بدنه، می‌توان مؤلفه‌های آن را به‌صورت زیر بیان کرد:

$$v_{p_{ix}} = v_x \quad (6)$$

$$v_{p_{iz}} = v_z - l_i \omega_y, i = \{f, m, r\} \quad (7)$$

مؤلفه x بردار سرعت $\vec{v}_{p_i}$ در دستگاه مختصات بدنه برای تمامی چرخ‌ها یکسان بوده و برابر با v_x است که بیانگر سرعت مرکز جرم ربات در امتداد محور x می‌باشد. مؤلفه z بردار $\vec{v}_{p_i}$ به سرعت مرکز جرم ربات در امتداد محور z و همچنین سرعت زاویه‌ای بدنه حول محور y (ω_y) بستگی دارد. در اینجا، l_i نشان‌دهنده مؤلفه طولی (در امتداد محور x) برداری است که از مفصل پای i به مرکز جرم ربات رسم می‌شود. بر اساس سرعت مفاصل، با استفاده از معادله (۷)، رابطه زیر برای ω_y به‌دست می‌آید.

$$\omega_y = -\frac{v_{p_{1z}} - v_{p_{3z}}}{l_f - l_m} = -\frac{v_{p_{1z}} - v_{p_{5z}}}{l_f - l_r} \quad (8)$$

برای تنظیم سرعت چرخ‌ها و جلوگیری از لغزش طولی، یکی از چرخ‌های در تماس با زمین (به عنوان مثال، $\vec{v}_{p_1}$) به عنوان مرجع انتخاب می‌شود. سپس، سرعت سایر چرخ‌ها مطابق با معادله‌های (۹) و (۱۰) تعیین می‌گردند. این رویکرد، سیاست تنظیم سرعت چرخ را به منظور جلوگیری از لغزش طولی و مشکلات ناشی از آن تنظیم می‌کند.

$$v_{w_3} = \frac{l_{leg}(\dot{q}_1 \sin q_1 - \dot{q}_3 \sin q_3) + v_{w_1} \cos(\theta)}{\cos(\theta)} \quad (9)$$

$$v_{w_5} = \frac{l_{leg}(\dot{q}_1 \sin q_1 - \dot{q}_5 \sin q_5) + v_{w_1} \cos(\theta)}{\cos(\theta)} \quad (10)$$

در راستای تکمیل روابط حاکم بر سیستم، می‌توان رویکرد دیگری را نیز برای مسئله عبور ربات از موانع مدنظر قرار داد. هرچند در پژوهش حاضر، سیاست عبور از طریق حلقه یادگیری استخراج می‌گردد، اما به‌کارگیری این روابط در کنار روش‌های مبتنی بر الگوهای حرکتی از پیش تعیین‌شده، می‌تواند کارایی این دسته از روش‌ها را به‌طور قابل‌توجهی بهبود بخشد. بر این اساس، می‌توان سیاست تغییر پیکربندی را برحسب وضعیت و سرعت‌های بدنه فرمول‌بندی نمود؛ با این رویکرد، سیاست تغییر پیکربندی مستقیماً با وضعیت حرکتی سیستم مرتبط می‌شود. در بخش‌های آتی، با فرض تبعیت وضعیت و سرعت‌های بدنه از مقادیر مطلوب، قیود هندسی لازم برای حفظ تماس چرخ‌ها با سطح و روابط هماهنگ‌سازی سرعت چرخ‌ها به‌منظور جلوگیری از لغزش سینماتیکی طولی استخراج می‌شوند.

۲-۳- تنظیم پیکربندی بر اساس سیاست مبتنی بر سرعت بدنه

در برخی الگوها، سیاست‌های عبور از مانع با در نظر گرفتن ناهمواری سطح و مشخصات موانع تدوین می‌شوند و بر این اساس، سرعت‌های خطی و زاویه‌ای مطلوب بدنه تعیین می‌گردند. سپس، با اتکا به این مقادیر، سرعت‌های زاویه‌ای مفاصل چرخ‌پاها و چرخ‌ها محاسبه می‌شوند تا حرکت ربات منطبق بر سرعت‌های از پیش تعیین‌شده انجام گیرد. همان‌گونه که پیش‌تر اشاره شد، حفظ

زمین قرار داشته باشند، می‌توان قیدی برای q_1 و q_3 نیز استخراج کرد. همچنین، در رویکردهایی که بر الگوهای حرکتی ثابت یا از پیش تعریف‌شده تکیه دارند، معادله (۳) می‌تواند به عنوان یک رابطه قیدی برای محاسبه پارامترهای پیکربندی به کار گرفته شود. به‌عنوان مثال، در الگوی هزارپا، اگر چرخ‌های جلو ابتدا از سطح زمین بلند شده و پس از عبور از مانع مجدداً روی سطح قرار گیرند، با در دست داشتن ارتفاع مانع، می‌توان از زاویه سایر پاها و زاویه پیچ بدنه (θ) برای محاسبه زاویه چرخ‌های جلو پس از عبور از مانع استفاده کرد. به‌طور مشابه برای پاهای میانی و عقب نیز این فرآیند ادامه می‌یابد تا ربات به‌طور کامل از مانع عبور کند.

در گام بعدی، مدل‌سازی و استخراج سیاست تنظیم سرعت چرخ‌ها به‌منظور تضمین پایداری ربات و جلوگیری از لغزش طولی ضروری است. این سیاست باید به‌طور ویژه با شرایط سطح و ویژگی‌های مانع تطبیق داده شود تا پایداری و عملکرد بهینه ربات در طول فرآیند عبور از مانع تضمین گردد.

۲-۲- سیاست تنظیم سرعت چرخ

در این مطالعه، هدف استفاده هم‌زمان از هر دو حالت حرکتی ربات (حرکت با چرخ و حرکت مبتنی بر پا) به‌منظور بهبود عملکرد آن در عبور موفقیت‌آمیز از موانع است. سیاست بهینه تغییر پیکربندی ربات که به حالت گام‌برداری آن مرتبط است، از طریق یک الگوریتم یادگیری طراحی و استخراج خواهد شد. جنبه‌ی کلیدی دیگر فرآیند عبور از مانع، تنظیم دقیق سرعت چرخ‌ها است. ناهماهنگی در سرعت چرخ‌ها نه‌تنها می‌تواند موجب لغزش طولی شود، بلکه احتمال ناپایداری و شکست در اجرای سیاست تغییر پیکربندی را نیز افزایش می‌دهد. بنابراین، مدل‌سازی ربات برای استخراج روابط دقیق و کارآمد به‌منظور تنظیم سرعت چرخ‌ها ضروری است.

بردارهای سرعت یک مجموعه متشکل از چرخ، پا و مفصل پا در **شکل ۲** رسم شده‌اند. بر اساس این شکل، سرعت مفصل شانه ($\vec{v}_{p_i}$) ناشی از سرعت چرخ و پای i تعیین می‌گردد. با توجه به این شکل، معادله زیر برقرار است:

$$\vec{v}_{p_i} = \vec{v}_{w_i} + \vec{v}_{p_i/w_i} \quad (4)$$

اندیس p برای مفصل پا و اندیس w برای مرکز چرخ استفاده می‌شود. به‌رغم چرخش پا حول مفصل خود، فرض بر این است که این حرکت موجب چرخش بدنه ربات حول مفصل چرخ می‌گردد. بر اساس معادله (۴)، بردار سرعت مفصل پا (p_i) در دستگاه مختصات بدنه به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$\vec{v}_{p_i} = \begin{bmatrix} l_{leg} \dot{q}_i \sin q_i + v_{w_i} \cos(\theta) \\ l_{leg} \dot{q}_i \cos q_i + v_{w_i} \sin(\theta) \end{bmatrix} \quad (5)$$

که در آن $\dot{q}_i$ بیانگر سرعت زاویه‌ای پای i است. در **شکل ۲**، بردار سرعت چرخ ($\vec{v}_{w_i}$) با اندازه v_{w_i} تحت شرایط تماس چرخ در نظر گرفته شده است، به‌گونه‌ای که این بردار سرعت با سطح تماس

روابط این بخش در دستگاه اینرسی بیان شده است. در ادامه، تمرکز پژوهش بر عبور از موانع چالش برانگیز معطوف می‌گردد. موفقیت در این زمینه مستلزم اعمال تغییرات مکرر و دقیق در پیکربندی ربات است، به گونه‌ای که علاوه بر تضمین عبور ایمن از مانع، پایداری ربات نیز حفظ شود. افزون بر این، پارامترهای کلیدی کیفیت عبور، از جمله زمان، مصرف انرژی، جلوگیری از انحراف زوایای بدنه و برخورد، باید بهینه‌سازی شوند. تعیین چنین سیاستی به دلیل پیچیدگی‌های ذاتی مسئله، چالشی اساسی به شمار می‌آید. در این پژوهش، یک چارچوب نوآورانه در ترکیب با الگوریتم ژنتیک برای یافتن سیاست بهینه عبور از موانعی نظیر پله‌ها نامتقارن پیشنهاد شده است.

۳- نگاشت کروموزومی مسئله عبور ربات از مانع

در ابتدا، ارائه تعریف دقیقی از مانع ضروری است. مانع به عنوان هرگونه ناهمواری تعریف می‌شود که ربات نتواند تنها با استفاده از چرخ‌های خود از آن عبور کند. به عبارت دیگر، این موانع به گونه‌ای هستند که ربات‌های چرخ‌دار معمولی حین حرکت قادر به عبور از آن‌ها نیستند، در حالی که ربات‌های هیبریدی چرخ‌دار-راه‌رونده می‌توانند با تطبیق پیکربندی خود بر این موانع غلبه کنند. در این مطالعه، موانع با اشکال هندسی ایده‌آل مدل‌سازی شده‌اند. به عنوان مثال، یک پله با لبه‌های تیز در نظر گرفته شده است که ربات حتی با افزایش سرعت یا افزایش نیروی بالاکشنده تایرها در تماس با سطح مانع نیز قادر به عبور از آن نخواهد بود. این نوع موانع عموماً ارتفاعی بیشتر از شعاع چرخ ربات دارند و در نتیجه، عبور موفقیت‌آمیز از آن‌ها نیازمند تغییرات پیکربندی مناسب توسط ربات است.

فضای پاسخ برای سیاست‌های تغییر پیکربندی، نامحدود و چندبعدی است که یافتن سیاست بهینه را به یک مسئله پیچیده تبدیل می‌کند. در برخی مقالات مانند [۲۱]، رویکرد عبور به صورت ازپیش‌تعیین‌شده به ربات دیکته می‌شود. اگرچه این روش فضای پاسخ را ساده می‌کند، اما هنگام مواجهه با موانع متنوع، محدودیت‌های قابل‌توجهی ایجاد می‌نماید. به عبارت دیگر، ربات نمی‌تواند از این رویکرد ازپیش‌تعیین‌شده برای موانع جدید یا غیرمنتظره بهره ببرد.

مشکل دیگر دیکته کردن رویکرد عبور از مانع این است که سیاست تغییر پیکربندی را به یک روش واحد محدود می‌کند. این امر نه تنها تطبیق‌پذیری سیستم را کاهش می‌دهد، بلکه امکان ارائه راه‌حل‌های خلاقانه و جدید را نیز از بین می‌برد. بنابراین، ارائه یک چارچوب جامع و تعمیم‌پذیر بسیار مهم است که در عین ساده‌سازی فضای پاسخ، بتواند سیاست‌های بهینه و خلاقانه را برای موانع مختلف از طریق یادگیری و بهینه‌سازی استخراج کند. برای دستیابی به این چارچوب جدید و استفاده از آن در الگوریتم یادگیری، بررسی دقیق رویکردهای موجود ضروری است. یکی از

تماس پیوسته چرخ‌ها با سطح زمین یکی از عوامل کلیدی در تأمین این پایداری به شمار می‌آید. بر این اساس، سرعت مفصل پا p_i با توجه به سرعت‌های مطلوب v_{x_d} ، v_{z_d} و ω_{y_d} که در شکل ۳ نمایش داده شده‌اند، به صورت زیر استخراج می‌شود:

$$\vec{v}_{p_i} = \vec{v}_{com} + \vec{v}_{p_i/com} \quad (11)$$

$$\vec{v}_{p_i} = \begin{bmatrix} v_{x_d} \cos(\theta) + (v_{z_d} - l_i \omega_{y_d}) \sin(\theta) \\ -v_{x_d} \sin(\theta) + (v_{z_d} - l_i \omega_{y_d}) \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (12)$$

در معادله (۱۱)، بردار $\vec{v}_{com}$ بیانگر سرعت مرکز جرم ربات است، در حالی که $\vec{v}_{p_i/com}$ سرعت نسبی مفصل پا i ام نسبت به مرکز جرم را نشان می‌دهد. بنابراین، رابطه بین سرعت چرخ و سرعت مرکز چرخ i ام به صورت زیر قابل استخراج است:

$$\vec{v}_{w_i} = \vec{v}_{p_i} + \vec{v}_{w_i/p_i} \quad (13)$$

$$\vec{v}_{w_i} = \begin{bmatrix} v_{x_d} \cos(\theta) + (v_{z_d} - l_i \omega_{y_d}) \sin(\theta) - l_{leg} \dot{q}_i \sin(\theta + q_i) \\ -v_{x_d} \sin(\theta) + (v_{z_d} - l_i \omega_{y_d}) \cos(\theta) - l_{leg} \dot{q}_i \cos(\theta + q_i) \end{bmatrix} \quad (14)$$

در معادله (۱۳)، $\vec{v}_{w_i/p_i}$ سرعت نسبی چرخ نسبت به مفصل چرخ‌پا را نشان می‌دهد. با صفر قرار دادن مؤلفه z بردار سرعت در معادله (۱۴)، رابطه قیدی مربوط به سرعت مفاصل پا به منظور حفظ تماس چرخ با سطح به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\dot{q}_i = \frac{(v_{z_d} - l_i \omega_{y_d}) \cos(\theta) - v_{x_d} \sin(\theta)}{l_{leg} \cos(\theta + q_i)} \quad (15)$$

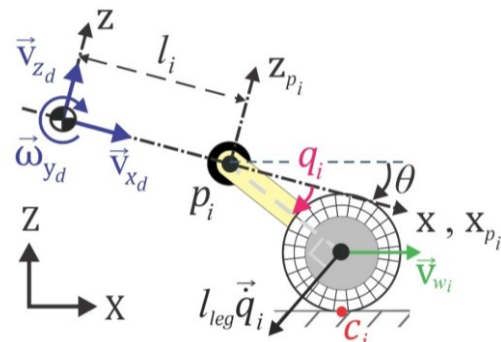
این رابطه، سیاست مطلوب برای تعیین پیکربندی به منظور حفظ پایداری ربات و در عین حال تضمین اجرای سرعت‌های بدنی مطلوب را تعریف می‌کند. سرعت خطی مرکز هر چرخ در راستای جهت حرکت آن به صورت زیر بیان می‌شود:

$$v_{w_i} = v_{x_d} \cos(\theta) + (v_{z_d} - l_i \omega_{y_d}) \sin(\theta) - l_{leg} \dot{q}_i \sin(\theta + q_i) \quad (16)$$

معادله (۱۶)، سرعت هر چرخ را مطابق با سیاست اتخاذشده مشخص می‌کند. سرعت مرکز چرخ شامل دو مؤلفه است: سرعت زاویه‌ای چرخ و سرعت لغزش طولی، که به صورت زیر قابل بیان است:

$$v_{w_{ix}} = R_l \omega_{w_i} + \dot{\xi}_i \quad (17)$$

با تنظیم مناسب سرعت زاویه‌ای چرخ (ω_{w_i})، می‌توان لغزش طولی ($\dot{\xi}_i$) را حذف کرد.



شکل ۳ ترسیم ربات و سرعت‌های مطلوب برای به دست آوردن سرعت زاویه‌ای پا و سرعت چرخ i

Fig. 3 Robot and velocity diagram for determining constraints necessary for stable configurations based on desired body velocities

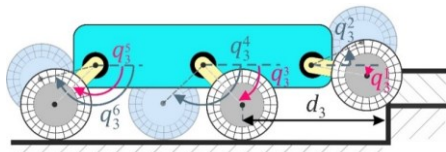
بردارای شامل $m \sum_{i=1}^m (n_i + 1) = 72$ پارامتر خواهد بود (برای ربات مورد پژوهش).

با معرفی این نگاشت، مسئله عبور از مانع به مجموعه‌ای از پارامترهای مشخص تبدیل می‌شود که در ادامه مورد تحلیل قرار می‌گیرند. این روش ضمن کاهش قابل‌توجه پیچیدگی مسئله و کوچک‌تر کردن فضای جستجو، سرعت یادگیری ربات را نیز افزایش می‌دهد. با این وجود، هیچ محدودیت عمده‌ای بر فرآیند حل تحمیل نمی‌گردد؛ بدین معنا که ربات همچنان قادر خواهد بود پیکربندی‌های خلاقانه و کارآمدی را برای غلبه بر موانع کشف کند. شایان ذکر است که پیکربندی‌های اولیه و نهایی جزو متغیرهای بهینه‌سازی نیستند و می‌توانند بر اساس پروفیل سطح تعریف شوند (برای رسیدن به پیکربندی ابتدایی می‌توان از روابط بخش ۲-۳ بهره برد). ابتدا، ربات با زوایای $\vec{q} = [\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}]$ به سمت پله حرکت می‌کند. زمانی که چرخ اول به فاصله d_1 از پله می‌رسند، زوایای مربوط به چرخ‌ها به ترتیب به ترتیب $q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_4^1, q_5^1, q_6^1$ خواهند بود. اگر این پیکربندی به همراه حرکت دورانی چرخ‌ها، چرخ دوم را به فاصله d_2 برساند، پیکربندی بعدی اجرا می‌شود. در مرحله بعد، زمانی که چرخ سوم به فاصله d_3 از پله رسید، پیکربندی سوم که در شکل ۴ نشان داده شده است، اعمال می‌گردد. این فرآیند ادامه می‌یابد تا در نهایت، پس از اینکه ربات به‌طور کامل از پله عبور کرد، پیکربندی نهایی و پایدار محاسبه شده بر اساس سطح، اجرا شود.

برای پله نامتقارن، بسته به اختلاف ارتفاع دو طرف مانع، وضعیت نهایی می‌تواند محاسبه شود. در این وضعیت، زوایای پاهای سمت کوتاه‌تر مانع به ترتیب $[\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}, \frac{3\pi}{4}]$ در نظر گرفته شده و زوایای پاهای سمت مقابل طبق معادله (۱۸) محاسبه می‌شوند تا زاویه رول بدنه صفر باقی بماند. در صورتی که اختلاف ارتفاع دو طرف مانع زیاد باشد، زوایای پاهای سمت بلندتر به‌صورت $[0, \pi]$ خواهد بود و زوایای پاهای سمت مقابل بر اساس معادله (۱۹) محاسبه می‌گردد.

$$q_{final}^i = \begin{cases} \sin^{-1}\left(\frac{-\Delta z}{l_{leg}} + \sin\frac{\pi}{4}\right) \text{ for } i \in \{1,2\} \\ \pi - \sin^{-1}\left(\frac{-\Delta z}{l_{leg}} + \sin\frac{\pi}{4}\right) \text{ for } i \in \{3,4,5,6\} \end{cases} \quad (18)$$

$$q_{final}^i = \begin{cases} \sin^{-1}\left(\frac{\Delta z}{l_{leg}}\right) \text{ for } i \in \{1,2\} \\ \pi - \sin^{-1}\left(\frac{\Delta z}{l_{leg}}\right) \text{ for } i \in \{3,4,5,6\} \end{cases} \quad (19)$$



شکل ۴ نگاشت کروموزومی تغییر پیکربندی ربات برای عبور از مانع پله نامتقارن

Fig. 4 Chromosome mapping of the reconfiguration for asymmetric step obstacle traversal

جدول ۲ رویکرد گام‌به‌گام برای گذر از مانع با استفاده از الگوی هزارپا [۲۱]
Table 2 Robot approach for obstacle traversal using the Centipede pattern [21]

c_i	3rd AAS	2nd AAS	1rd AAS	Configuration
0	R	F	F	
1	R	F	O	
2	R	F	F	
3	R	O	F	
4	R	R	F	
5	O	R	F	
6	R	R	F	

روش‌های متداول که می‌تواند برای بررسی مورد استفاده قرار گیرد، الگوی هزارپا است. این روش که برای ربات‌های با چندین استفاده می‌شود، راهکاری مؤثر برای غلبه بر موانعی با ارتفاع مشخص است [۲۱]. در این روش، ربات پاهای خود را یکی پس از دیگری بلند کرده و پس از عبور از مانع، آن‌ها را در بالا یا پشت مانع قرار می‌دهد. این الگو برای ربات‌هایی با شش پا یا بیشتر به خوبی کار می‌کند، به‌ویژه زمانی که ارتفاع مانع کمتر از طول پا باشد. در این روش، باید سه وضعیت کلی برای هر پا یا مجموعه چرخ‌ها تعریف شود. وضعیت‌های چرخ‌ها به صورت F (وضعیت جلو)، O (جدا شده از زمین) و R (وضعیت عقب) دسته‌بندی می‌شوند که در جدول ۲ نشان داده شده‌اند. در طول عبور از مانع، مجموعه‌های چرخ‌ها به صورت متوالی در وضعیت O قرار می‌گیرند تا از مانع عبور کنند. جهتی که هر پا بلند شده و در وضعیت O قرار می‌گیرد، توسط شکل و شیب مانع تعیین می‌شود. با این حال، برای حفظ پایداری، مرکز ثقل ربات باید در هر گام در داخل چندضلعی تکیه‌گاه باقی بماند. محدودیت‌های این روش نشان داده، تنها بلند کردن ترتیبی پاها در مواجهه با موانع چالش‌برانگیز کافی نیست و باید کل پیکربندی تغییر کند. از این رو با ارتقا این روش، یک نگاشت کروموزومی جدید برای توصیف سیاست تغییر پیکربندی می‌شود. برای معرفی این نگاشت، یک ربات چرخ‌دار-راه‌رونده با شش چرخ‌پا ($m = 6$) که هر پا دارای یک درجه آزادی ($n_i = 1$) است، در مواجهه با مانع پله نامتقارن در شکل ۴ نشان داده شده است. با نزدیک شدن هر چرخ به فاصله مشخصی از مانع (d_i)، کل پیکربندی ربات شامل زوایای مفاصل پا و سرعت‌های زاویه‌ای چرخ‌ها تغییر می‌کند. زوایا به‌صورت q_j^{ik} تعریف می‌شوند که در آن، i نشان‌دهنده شماره پا، مفصل k از پای i و j مربوط به پای خاصی است که موجب تغییر پیکربندی می‌شود. برای هر چرخ نیز پارامتر ω نشان‌دهنده سرعت زاویه‌ای چرخ i در زمان رسیدن پای i به فاصله مشخصی از مانع است. با این نگاشت، سیاست تغییر پیکربندی برای عبور از مانع،

می‌گردد. این امر تضمین می‌کند که پاسخ به‌دست‌آمده فارغ از تأثیرات گشتاور ورودی، همواره پایدار و قابل‌اعتماد باقی بماند.

۴- حلقه یادگیری

رویکردهای مبتنی بر یادگیری، از جمله روش پیشنهادی در این پژوهش، ذاتاً نیازمند یک حلقه شبیه‌سازی هستند؛ حلقه‌ای که حتی در صورت هدف‌گذاری برای پیاده‌سازی روی سیستم فیزیکی نیز ضرورت خود را حفظ می‌کند. این وابستگی از ضرورت انجام ایمن و نظام‌مند فرآیند یادگیری و ارزیابی اولیه سیاست‌ها در شرایطی کنترل‌شده و تکرارپذیر نشأت می‌گیرد. بر این اساس، حلقه شبیه‌سازی از اجزایی تشکیل شده است که وظیفه تولید سیاست‌های پیشنهادی (کاندید)، اجرای آن‌ها روی مدل ربات و ارزیابی عملکردشان بر اساس معیارهای تعریف‌شده را بر عهده دارند.

در این پژوهش، یک مدل دینامیکی دقیق از ربات با استفاده از نرم‌افزار ادمز (ADAMS) توسعه یافته است. سپس، مدل به‌دست‌آمده در قالب یک بلوک وارد محیط متلب/سیمولینک (MATLAB/Simulink) می‌شود تا هسته شبیه‌سازی در آن پیاده‌سازی گردد. روندنمای این حلقه یادگیری در شکل ۵ ارائه شده است. در چارچوب پیشنهادی، هر سیاست تغییر پیکربندی به‌صورت برداری از متغیرهای پیکربندی نشان داده می‌شود که مقادیر آن‌ها توسط الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی می‌گردد. بنابراین، الگوریتم ژنتیک به‌عنوان تولیدکننده سیاست در حلقه یادگیری عمل کرده و به‌صورت تکرارشونده سیاست‌های پیشنهادی را ارائه می‌دهد تا در مراحل بعد شبیه‌سازی و ارزیابی شوند.

این دقت مدل‌سازی به حلقه یادگیری مبتنی بر الگوریتم ژنتیک امکان می‌دهد تا سیاست‌های تغییر پیکربندی را در محیطی آموزش دهد که شباهت بسیار بالایی به شرایط عملیاتی واقعی دارد. در نتیجه، الگوهای حرکتی استخراج‌شده از این چارچوب یادگیری، بدون نیاز به تنظیمات یا انطباق‌های اضافه، مستقیماً روی ربات فیزیکی قابل‌پیاده‌سازی خواهند بود. از این منظر، شبیه‌سازی نه صرفاً یک بستر آزمایشی اولیه، بلکه جزء لاینفک فرآیند یادگیری رفتارهای حرکتی پیچیده به شمار می‌رود.

۴-۱- تابع هزینه برای الگوریتم ژنتیک چندهدفه مبتنی بر تفکیک

پس از تعریف نگاشت مسئله برای یافتن سیاست بهینه، تشکیل صحیح تابع هزینه از اهمیت حیاتی برخوردار است. نرخ همگرایی الگوریتم، کیفیت سیاست پیشنهادی، سرعت بهبود در حلقه یادگیری و کارایی راه‌حل نهایی، همگی مستقیماً تحت تأثیر نحوه تعریف و تنظیم تابع هزینه هستند.

با توجه به هندسه متقارن ربات و قرارگیری مفاصل پاها به‌صورت دوبه‌دو روبه‌روی هم، و از آنجا که هدف یادگیری و بهینه‌سازی، عبور از مانع با حفظ زاویه پایا و برابر با صفر است، برای پارامتر فاصله، سه متغیر در نظر گرفت. این متغیر فاصله، برابر با کمینه فاصله چرخ‌های روبه‌رو نسبت به مانع خواهد بود. از سوی دیگر، از آنجا که هدف این پژوهش عبور از مانع بدون کاهش سرعت و بهره‌گیری حداکثری از حالت حرکت چرخ‌دار است، حرکت چرخ‌محور ربات با اعمال گشتاور ثابت به جلوترین چرخ‌های در تماس با زمین و تنظیم سرعت سایر چرخ‌ها با استفاده از معادله‌های (۹) و (۱۰) اجرا می‌شود. این رویکرد مانع از تولید گشتاورهای غیرواقعی و لغزش طولی چرخ‌ها می‌شود و امکان حذف متغیرهای سرعت چرخ از فرآیند بهینه‌سازی را فراهم می‌کند. با این توضیحات، نمایش کروموزومی سیاست تغییر پیکربندی ربات برای عبور از پله نامتقارن به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\vec{x} = [q_1^1, q_2^1, q_3^1, q_1^2, q_2^2, q_3^2, \dots, q_1^5, q_2^5, q_3^5, q_1^6, q_2^6, q_3^6, d_1, d_2, d_3]^T \quad (20)$$

در فرآیند بهینه‌سازی، محدوده تغییرات اکثر زوایای مفاصل در بازه $(-\frac{\pi}{4}, \pi]$ و بازه تغییر پارامترهای فاصله (d_i) در محدوده $[0.25, 2]$ متر در نظر گرفته شده است. این حدود بر اساس ابعاد مانع انتخاب شده‌اند. با این حال، به منظور فراهم کردن امکان کشف راهبردهای جایگزین و جلوگیری از محدود شدن فضای جستجو به الگوهای متعارف تغییر پیکربندی، حد بالای متغیرهای q_3^2, q_3^3, q_2^4 و q_3^4 برابر با $(\frac{9\pi}{4})$ و حد بالای متغیرهای q_3^5 و q_3^6 برابر با $(\frac{11\pi}{4})$ در نظر گرفته شده است. این افزایش دامنه، امکان ظهور سیاست‌های عبور غیرمتداول اما بالقوه کارآمد را فراهم می‌سازد. در فرآیند انتقال از یک پیکربندی به پیکربندی دیگر، سرعت زاویه‌ای پاها تغییر می‌کند. با در نظر گرفتن قیود سرعت زاویه‌ای، این انتقال در یک زمان ازپیش‌تعیین‌شده تکمیل می‌گردد. این زمان یکی از پارامتر سطح بالا سیستم است که برای شبیه‌سازی‌های پیش‌رو برابر با یک ثانیه تنظیم شده است؛ بدین معنا که تغییر از یک پیکربندی به پیکربندی بعدی دقیقاً یک ثانیه به طول می‌انجامد. علاوه بر این، تضمین می‌شود که سرعت زاویه‌ای محاسبه‌شده برای هر پا در تمامی مراحل، از حداکثر سرعت زاویه‌ای مجاز تجاوز نکند.

نکته حائز اهمیت این است که سیاست‌های استخراج‌شده برای تغییر پیکربندی ربات، کمترین وابستگی را به گشتاور اعمال‌شده بر چرخ‌های جلو دارند. دلیل این امر آن است که ربات پیش از رسیدن به مانع تغییر پیکربندی می‌دهد و همین تغییر پیش‌دستانه است که عبور از مانع را امکان‌پذیر می‌سازد. این وابستگی را می‌توان با تنظیم مناسب سرعت زاویه‌ای مفاصل به‌طور کامل از بین برد. در نتیجه، با تعریف یک پارامتر ثابت که نسبت سرعت خطی ربات در جهت حرکت را به زمان تغییر پیکربندی تعیین می‌کند، سیاست استخراج‌شده کاملاً از سرعت چرخ مستقل

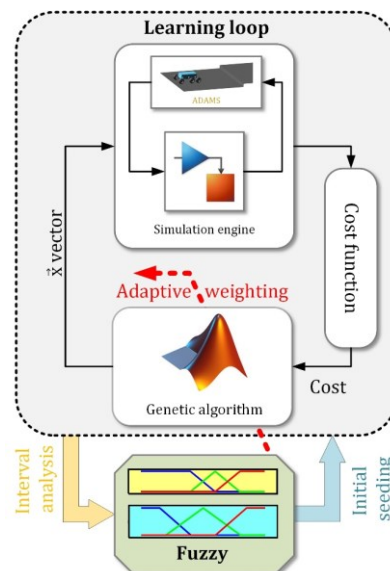
می‌شود. این معیار در نسبت زمان ذخیره شدخ ($t_{total} - t_{end}$) به کل زمان شبیه‌سازی (t_{total}) ضرب می‌شود. برای بهبود بیشتر عملکرد، وارد مسافت طی‌شده (x_{end}) در تابع هزینه پیشنهاد می‌شود. این پارامتر به عنوان عامل افزوده‌ای در ارزیابی کیفیت راه‌حل عمل می‌کند. در نتیجه، تابع هزینه نه تنها ربات را به رسیدن به انتهای مسیر تشویق می‌کند، بلکه کل مسافت طی‌شده را نیز ارزیابی کرده و بین سیاست‌هایی که در عبور از مانع شکست می‌خورند، تمایز قائل می‌شود. این معیار می‌تواند به دستیابی به سیاست‌های باکیفیت‌تر و همگرایی به سمت راه‌حل‌های بهینه کمک کند.

یکی از جنبه‌های قابل‌توجه تابع هزینه پیشنهادی، استفاده از مجذور سرعت‌های زاویه‌ای به جای عبارت مستقیم انرژی جنبشی است. از آنجا که جرم و ممان اینرسی تمام پاها و چرخ‌ها یکسان است، می‌توان این دو نمایش را از نظر مقایسه، معادل در نظر گرفت. علاوه بر این، با توجه به اینکه سرعت زاویه‌ای چرخ‌ها توسط معادله‌های (۹) و (۱۰) برای جلوگیری از لغزش طولی تنظیم می‌شود، می‌توان از مصرف انرژی چرخ‌ها در تابع هزینه صرف‌نظر کرد. با این حال، در صورتی که به دلیل محدودیت‌های اصطکاکی یا شرایط نامناسب تماس، لغزش یا کاهش پیشروی مؤثر ربات رخ دهد، آثار آن به صورت غیرمستقیم از طریق معیارهای عملکردی موجود در تابع هزینه منعکس خواهد شد.

تابع هزینه همچنین شامل دو معیار برخورد است: C_b که مربوط به تماس بین بدنه ربات و زمین است و C_l که مربوط به تماس بین پاها و ربات می‌باشد. این جرم‌ها هزینه‌های سنگینی را بر راه‌حل‌های غیرقابل‌اجرا تحمیل می‌کنند.

معیار حیاتی دیگر پایداری است. پایداری در برابر واژگونی (Tipping over stability) یک عامل کلیدی در ارزیابی ایمنی و عملکرد حرکتی ربات‌های متحرک است. در این پژوهش، هدف این پژوهش اثبات پایداری لیاپانوفی سیستم کنترلی نیست، بلکه تضمین پایداری در برابر واژگونی در فرآیند عبور از مانع است به همین دلیل از زاویه پایداری به عنوان شاخصی برای این نوع پایداری در تابع هزینه استفاده شده است [۲۴، ۲۳، ۱۶]. زاویه پایداری، احتمال واژگونی ربات را هنگام مواجهه با موانع یا در حین تغییر پیکربندی اندازه‌گیری می‌کند. این شاخص بر اساس مرکز جرم ربات، نیروها و گشتاورهای وارد بر آن، شتاب‌های خطی و زاویه‌ای آن، و موقعیت نقاط تماس آن با زمین تعریف می‌شود. هرچه زاویه بین بردار خالص نیروی واژگونی و لبه‌های چندضلعی تکیه‌گاه (محورهای کاندیدی واژگونی) بیشتر باشد، پایداری بهتر و خطر واژگونی کمتر است. این معیار برای تضمین عملکرد ایمن در محیط‌های چالش‌برانگیز، به‌ویژه در عبور از موانع، بسیار مهم است.

برای ربات مورد مطالعه که حداکثر دارای شش نقطه تماس با زمین است، بردار $\vec{c}_i$ که در آن $i = \{1, \dots, n\}$ ، بسته به چرخ‌های در تماس



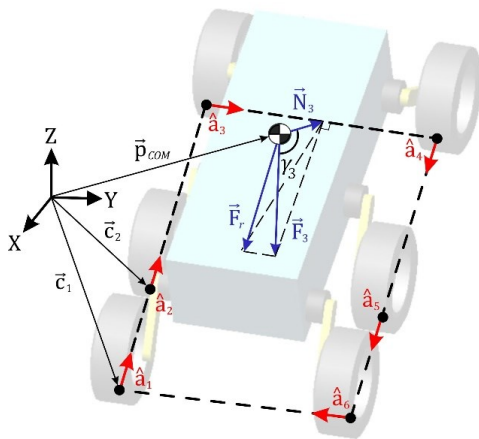
شکل ۵ روندنمای حلقه یادگیری

Fig. 5 Flowchart of the learning loop

در این راستا، سه ویژگی اساسی — امکان‌پذیری، چابکی و کیفیت — به عنوان اهداف اصلی این سیاست‌ها شناسایی می‌شوند. بر این اساس، مجموعه‌ای از توابع به عنوان اهداف فرعی تعریف و وزن‌دهی می‌گردند. امکان‌پذیری یک سیاست به این موضوع اشاره دارد که آیا ربات با موفقیت از مانع عبور می‌کند یا خیر. علاوه بر این، باید بررسی شود که آیا در طول تغییر پیکربندی برخوردی بین چرخ‌ها و پاها رخ می‌دهد و آیا بدنه ربات با زمین یا مانع تماس پیدا می‌کند یا نه. پاسخ به این پرسش‌ها و تعریف معیارها یا توابعی برای ارزیابی این جنبه‌ها، قابل‌قبول بودن یک راه‌حل را تعیین می‌کند. ویژگی بعدی چابکی است که نشان می‌دهد ربات هنگام پیروی از یک سیاست تغییر پیکربندی معین، با چه سرعتی از مانع عبور می‌کند. این مورد را می‌توان با اندازه‌گیری زمان سپری‌شده از آغاز تا پایان عبور ارزیابی کرد. در نهایت، کیفیت راه‌حل باید ارزیابی شود که خود به چندین پارامتر بستگی دارد. به عنوان مثال، مصرف انرژی مورد نیاز برای اجرای سیاست پیشنهادی، تغییرات در زوایای بدنه و پایداری ربات از جمله عوامل حیاتی به شمار می‌روند. پس از تعریف این ویژگی‌ها، باید آن‌ها را به صورت توابع صریح بیان کرد و وزن‌های مناسبی به هر تابع اختصاص داد تا اهمیت نسبی هر ویژگی در تابع هزینه مشخص شود. تابع هزینه به صورت زیر ارائه می‌گردد:

$$\begin{aligned}
 Cost = & -s_1 O_t \frac{t_{total} - t_{end}}{t_{total}} - s_2 x_{end} + s_3 t_{step} \sum_{t=0}^{t_{end}} \left(\sum_{i=1}^6 \dot{q}_i^2 \right) \\
 & + s_4 t_{step} \sum_{t=0}^{t_{end}} C_b + s_5 C_l - s_6 t_{step} \sum_{t=0}^{t_{end}} \alpha + s_7 t_{step} \sum_{t=0}^{t_{end}} |\alpha_{negative}| \\
 & + s_8 t_{step} \sum_{t=0}^{t_{end}} \varphi + s_9 t_{step} \sum_{t=0}^{t_{end}} \psi
 \end{aligned} \quad (21)$$

در معادله (۲۱)، O_t معیاری برای ارزیابی موفقیت ربات در عبور از مانع است که به صورت یک مقدار باینری (۰ یا ۱) نشان داده



شکل ۶ پارامترهای و نیروهای مؤثر در محاسبه‌ی معیار پایداری در برابر واژگونی

Fig. 6 Parameters and forces involved in calculating the tip-over stability criterion

این معیار ارزیابی لحظه‌ای از حاشیه پایداری سیستم در برابر واژگونی ارائه می‌دهد؛ به طوری که مقدار مثبت α نشان‌دهنده وضعیت پایدار، مقدار صفر بیانگر پایداری بحرانی، و مقادیر منفی علامت آغاز واژگونی هستند. در طراحی تابع هزینه، برای کاهش ناپایداری‌های ناشی از تغییر پیکربندی، یک جز پایداری، که با α نمایش داده می‌شود، نیز اضافه شده است. این جمله با ارزیابی پایداری کلی در طول شبیه‌سازی، نقش حیاتی در ارزیابی ایمنی یک سیاست پیشنهادی ایفا می‌کند. برای افزایش دقت، ناپایداری لحظه‌ای ناشی از تغییر پیکربندی از پایداری کلی سیستم جدا شده و وزن متفاوتی در تابع هزینه به آن اختصاص داده می‌شود. این تمایز، پایداری سیاست‌های پیشنهادی را افزایش داده و ناپایداری‌های گذرا در پاسخ به تغییرات ناگهانی یا پیش‌بینی‌نشده را کاهش می‌دهد.

برای موانع نامتقارن، به دلیل پیکربندی نامتقارن ربات، لازم است که زاویه‌ی رول (φ) و یاء (ψ) بدنه نیز در تابع هزینه لحاظ شوند. با ادغام این پارامترها، سیاست پیشنهادی به گونه‌ای تنظیم می‌شود که تغییرات زاویه‌ای حول محورهای x و z به حداقل برسد. این بهبود، پایداری ربات را هنگام عبور از موانع نامتقارن افزایش داده و از واژگونی یا انحراف‌های ناخواسته از مسیر مورد نظر جلوگیری می‌کند. شبیه‌سازی با استفاده از یک گام زمانی (t_{step}) از پیش تعریف‌شده انجام می‌شود (در این پژوهش مقدار 0.05 ثانیه). برای جلوگیری از نیاز به تنظیم مجدد وزن‌ها هنگام تغییر گام زمانی، مقدار گام زمانی در معیارهایی که به این پارامتر وابسته هستند، لحاظ می‌شود.

همانطور که تشریح شد، عملکرد الگوریتم ژنتیک و کیفیت راه‌حل نهایی، وابستگی بنیادینی به تنظیم دقیق ضرایب وزنی در تابع هزینه دارد. تنظیم دستی این ضرایب یک چالش بزرگ است، زیرا

با زمین، نشان‌دهنده موقعیت هر نقطه تماس می‌باشد (مطابق شکل ۶). در میان تمامی نقاط تماس، تنها بیرونی‌ترین نقاط که در صورت تصویر شدن روی سطح افق یک چندضلعی تکیه‌گاه محدب را تشکیل می‌دهند، برای تحلیل پایداری در نظر گرفته می‌شوند. بردار $\vec{p}_{com}$ موقعیت مرکز جرم ربات را نشان می‌دهد. خطوط متصل‌کننده نقاط تماس با زمین به عنوان محورهای کاندیدای واژگونی تعیین می‌شوند. محور واژگونی i -ام به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\vec{a}_i = \vec{c}_{i+1} - \vec{c}_i, \quad i = \{1, \dots, n-1\} \quad (22)$$

$$\vec{a}_n = \vec{c}_1 - \vec{c}_n \quad (23)$$

با فرض $\hat{a}_i = \vec{a}_i / \|\vec{a}_i\|$ بردارهای نرمال محور واژگونی ($\vec{N}_i$) که از مرکز جرم ربات عبور می‌کنند، به صورت زیر هستند:

$$\vec{N}_i = (1 - \hat{a}_i \hat{a}_i^T)(\vec{c}_{i+1} - \vec{p}_{com}) \quad (24)$$

نیروی خالص وارد بر مرکز جرم، که به ناپایداری واژگونی منجر می‌شود، از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\vec{F}_r \triangleq \sum (\vec{F}_{grav} - \vec{F}_{inertial}) = - \sum \vec{F}_{support} \quad (25)$$

که در آن $\vec{F}_{grav}$ نشان‌دهنده نیروهای گرانشی، $\vec{F}_{inertial}$ نیروهای اینرسی و $\vec{F}_{support}$ معرف نیروهای عکس‌العمل از سوی تکیه‌گاه‌های روی زمین است. گشتاور خالص حول مرکز جرم به صورت زیر است:

$$\vec{M}_r \triangleq \sum (\vec{M}_{grav} - \vec{M}_{inertial}) = - \sum \vec{M}_{support} \quad (26)$$

برای هر محور واژگونی $\vec{a}_i$ ، تنها مؤلفه‌هایی از $\vec{F}_r$ و $\vec{M}_r$ که حول محور واژگونی عمل می‌کنند، به صورت زیر در نظر گرفته می‌شوند:

$$\vec{F}_i = (1 - \hat{a}_i \hat{a}_i^T) \vec{F}_r \quad (27)$$

$$\vec{M}_i = (\hat{a}_i \hat{a}_i^T) \vec{M}_r \quad (28)$$

شاخص پایداری زاویه-نیرو (force-angle stability measure) بر اساس زاویه بین بردار نیروی خالص و هر بردار نرمال محور واژگونی محاسبه می‌شود. برای تسهیل این امر، گشتاور $\vec{M}_i$ با یک زوج‌نیروی معادل جایگزین می‌شود که در صفحه عمود بر $\vec{M}_i$ عمل می‌کند. بردار نیروی خالص جدید $\vec{F}_i^*$ برای i امین محور واژگونی به صورت زیر است:

$$\vec{F}_i^* = \vec{F}_i + \frac{\hat{N}_i \times \vec{M}_i}{\|\vec{N}_i\|} \quad (29)$$

که در آن $\hat{N}_i = \vec{N}_i / \|\vec{N}_i\|$ است. زوایای کاندیدا برای شاخص پایداری زاویه-نیرو به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\gamma_i = \sigma_i \cos^{-1}(\hat{F}_i^* \cdot \hat{N}_i) \quad (30)$$

که در معادله بالا $\hat{F}_i^* = \vec{F}_i^* / \|\vec{F}_i^*\|$ بوده و علامت σ_i به صورت زیر تعیین می‌شود:

$$\sigma_i = \begin{cases} +1 & (\hat{N}_i \times \hat{F}_i^*) \cdot \hat{a}_i < 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (31)$$

در نهایت، معیار کلی پایداری در برابر واژگونی به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\alpha = \min(\gamma_i) \|\vec{F}_r\|, \quad i = \{1, \dots, n\} \quad (32)$$

مدل‌سازی عدم قطعیت و ابهام، به کار گرفته شده است. برخلاف منطق دودویی کلاسیک که تنها درجات مطلق «درست» یا «نادرست» را می‌پذیرد، منطق فازی امکان تخصیص درجات پیوسته (ارزش‌هایی بین صفر و یک) را فراهم می‌کند. این انعطاف‌پذیری اجازه می‌دهد تا استدلال‌های کیفی و خبرگی انسانی مبتنی بر مشاهدات، به صورت ریاضی مدل‌سازی شده و فرآیند تنظیم پارامترهای راهبردی الگوریتم ژنتیک را به‌طور پیوسته و هوشمند کنترل نماید.

در چارچوب پیشنهادی، برای پیاده‌سازی این تنظیمات هوشمند، پس از اجرای هر دوره مشخص از شبیه‌سازی، پارامترهای سطح راهبردی سیستم که همان ضرایب وزنی زیرتوابع هزینه هستند، مورد ارزیابی و اصلاح قرار می‌گیرند (شکل ۵). این به‌روزرسانی بر مبنای نتایج بهترین پاسخ‌های یافت‌شده در نسل‌های اخیر و با الهام از یک استراتژی گام‌به‌گام مبتنی بر دانش انسانی انجام می‌شود. این استراتژی مرحله‌ای، اساس تدوین پایگاه قوانین فازی را تشکیل می‌دهد که در قالب گام‌های زیر قابل تبیین است:

گام اول (جستجوی اولیه): در ابتدا، بالاترین وزن به معیار «رسیدن ربات به مقصد» اختصاص می‌یابد. وزن مربوط به «مسافت طی‌شده» با یک مقدار اولیه غیرصفر به‌گونه‌ای تنظیم می‌شود که صرفاً محرکی برای حرکت رو به جلو باشد، تنظیم شده و جریمه برخورد اجزای پاها با یکدیگر در بالاترین سطح قرار می‌گیرد. سایر ضرایب در این مرحله کوچک در نظر گرفته می‌شوند. اگر پس از گذشت تعداد مشخصی از نسل عبور موفقیت‌آمیزی حاصل نشود، سیستم به گام دوم منتقل می‌شود.

گام دوم (تحریک حرکت رو به جلو): برای ترغیب ربات به پیشروی، وزن مربوط به مسافت طی‌شده افزایش می‌یابد تا تلاش الگوریتم برای غلبه بر مانع بیشتر شود.

گام سوم (اصلاح انحراف مسیر): به محض ظهور پاسخ‌هایی که در آن‌ها ربات موفق به عبور و رسیدن به مقصد شده است، وزن معیارهای رسیدن به هدف و مسافت طی‌شده کاهش می‌یابد. در مقابل، تمرکز بر کیفیت سینماتیکی حرکت معطوف شده و وزن جریمه زاویه انحراف یاو که تاکنون کوچک بود، افزایش می‌یابد تا حرکت در مسیر مستقیم تضمین شود.

گام چهارم (حفظ تراز بدنه): در راستای بهبود کیفیت عبور، علاوه بر زاویه انحراف، حفظ تراز افقی بدنه نیز اهمیت می‌یابد؛ لذا وزن مربوط به نوسانات زاویه رول از مقدار نزدیک صفر خارج شده و به سطحی ارتقا می‌یابد که جریمه‌ی ناشی از آن در تابع هزینه تأثیرگذار شود.

گام پنجم (بهینه‌سازی مصرف و پایداری): با تثبیت نسبی مسیر و وضعیت بدنه، الگوریتم به سمت پاسخ‌های بهینه هدایت می‌شود. در این مرحله، وزن مربوط به «کاهش انرژی مصرفی» و «افزایش حاشیه پایداری در برابر واژگونی» افزایش می‌یابند.

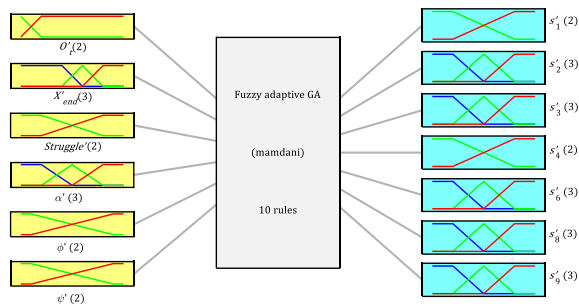
یک موازنه ذاتی بین تضمین موفقیت در انجام وظیفه و بهینه‌سازی کیفیت حرکت وجود دارد.

برای غلبه بر این چالش، یک راهکار تطبیقی مبتنی بر منطق فازی برای تنظیم پویای ضرایب تابع هزینه ارائه می‌شود. در این چارچوب، از منطق فازی برای تزریق خبرگی انسان به فرآیند بهینه‌سازی و تنظیم پارامترهای سطح راهبردی الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. فرآیند به این صورت است که الگوریتم برای چند نسل با یک تابع هزینه اولیه اجرا می‌شود، سپس سیستم فازی با تحلیل نتایج، شرایط همگرایی و کیفیت جواب‌ها را درک کرده و ضرایب وزنی تابع هزینه را به صورت هوشمند اصلاح می‌کند. برای افزایش کارایی، بهترین نتایج حاصل از هر مرحله به عنوان غنی‌سازی جمعیت اولیه (Initial seeding) برای شبیه‌سازی جدید با تابع هزینه اصلاح‌شده به کار گرفته می‌شوند. این حلقه تکرارشونده، جستجو را به سمت فضایی از جواب هدایت می‌کند که در آن، موفقیت و کیفیت به طور همزمان محقق می‌شوند.

۴-۲- روش تطبیقی مبتنی بر فازی برای تنظیم ضرایب تابع هزینه

تابع هزینه در قالب پیشنهادی، از جمع وزن‌دار زیرتوابع متعددی تشکیل شده است که هر یک معیار فیزیکی مشخصی (نظیر انرژی مصرفی، مسافت طی‌شده، حاشیه پایداری در برابر واژگونی، انحراف زوایای بدنه و زمان رسیدن به مقصد) را ارزیابی می‌کنند. بررسی سیاست‌های استخراج‌شده از فرآیند یادگیری نشان داد که ثابت نگه‌داشتن مقادیر اولیه این وزن‌ها (که در ابتدا تنها بر اساس دامنه تغییرات هر معیار تنظیم شده بودند)، به دلیل عدم توازن در توزیع اهمیت اهداف، منجر به بروز سیاست‌های نامطلوبی در ربات می‌شود. به‌عنوان نمونه، تخصیص وزن بالا به معیار «کاهش مصرف انرژی» سبب می‌شود الگوریتم، توقف کامل ربات پیش از رسیدن به مانع را به‌عنوان راه‌حل بهینه برگزیند؛ چرا که در این حالت، تغییرات پیکربندی، مصرف انرژی و انحراف زاویه‌ای بدنه به حداقل می‌رسد و پایداری حفظ می‌شود. این پدیده به سرعت به همگرایی زودرس کل جمعیت به سمت یک پاسخ ناکارآمد می‌انجامد. در نقطه مقابل، تمرکز انحصاری بر معیار «عبور از مانع و رسیدن به مقصد»، منجر به تولید مسیرهایی می‌شود که در آن‌ها ربات با نادیده گرفتن پایداری و ایجاد انحرافات شدید در بدنه، صرفاً به صورت تهاجمی از مانع عبور می‌کند.

اعتبارسنجی تجربی نشان داد که استخراج یک سیاست حرکتی موفق و بهینه، مستلزم تغییرات مرحله‌ای ضرایب است. تعیین دقیق مقادیر عددی این اوزان و زمان‌بندی تغییر آن‌ها از طریق آزمون‌خطا به شدت ناکارآمد و محدودکننده است. این چالش، ضرورت استفاده از یک سیستم نظارتی بالادستی برای هدایت فرآیند تکامل را برجسته می‌سازد؛ سیستمی که بتواند مشاهدات کیفی در طول زمان را به تنظیمات کمی تبدیل کند. برای این منظور، منطق فازی به‌عنوان یک رویکرد محاسباتی توانمند در



شکل ۷ ساختار تنظیم‌کننده تطبیقی فازی شامل ورودی‌ها، خروجی‌ها و نمایه‌ای از توابع عضویت

Fig. 7 Fuzzy adaptive tuning structure, including inputs, outputs, and a representation of membership functions

برای متغیر ورودی «رسیدن به مقصد»، دو تابع عضویت «رسیدن» و «نرسیدن» در نظر گرفته شده است. برای متغیرهای «رول» و «یاو» نیز دو تابع عضویت متناظر با وضعیت مطلوب و نامطلوب تعریف شده است. متغیر «مسافت طی شده» دارای سه تابع عضویت «قبل از مانع»، «در حال عبور از مانع» و «پس از مانع» است. برای متغیر «انرژی مصرفی» دو تابع عضویت «کم» و «زیاد» و برای شاخص «پایداری» سه تابع عضویت «ضعیف»، «متوسط» و «مناسب» در نظر گرفته شده است.

همچنین، ضرایب وزنی خروجی نیز با استفاده از دو یا سه سطح کیفی شامل «کوچک (S)»، «متوسط (M)» و «بزرگ (L)» تنظیم می‌شوند که قوانین متناظر آن‌ها در **جدول ۳** ارائه شده است. در فرآیند استنتاج فازی از ساختار نوع ممدانی (Mamdani) استفاده شده است؛ به گونه‌ای که عملگر و (AND) با عملگر حداقل (Min)، عملگر یا (OR) با عملگر حداکثر (Max)، مرحله استنتاج قوانین (Implication) با عملگر حداقل و مرحله تجمیع خروجی قوانین (Aggregation) با عملگر حداکثر انجام می‌شود. در نهایت، مقدار قطعی هر خروجی با استفاده از روش مرکز سطح (Centroid Defuzzification) محاسبه می‌گردد.

تمامی توابع عضویت بر روی دامنه یکنواخت و نرمال شده صفر تا یک تعریف شده‌اند. این در حالی است که متغیرهای ورودی فیزیکی (مانند مسافت، انرژی و زوایا) دارای واحدها و بازه‌های عددی متفاوتی هستند. از این رو، نگاشت این مقادیر به بازه این بازه از طریق فرآیند نرمال‌سازی پیش از ورود به سیستم فازی، و مقیاس‌بندی معکوس (Denormalization) برای خروجی‌ها پس از استنتاج فازی، یک گام ضروری است. این فرآیند تضمین می‌کند که سیستم فازی بتواند ورودی‌های ناهمگون را به شیوه‌ای یکپارچه پردازش نماید. بدین معنا که برای تطبیق سیستم با شرایط یا سناریوهای جدید، نیازی به طراحی مجدد ساختار توابع عضویت نیست؛ بلکه صرفاً با تنظیم ضرایب مقیاس‌بندی در مراحل نرمال‌سازی و مقیاس‌بندی معکوس، می‌توان سیستم را به سرعت واسنجی نمود. لذا همان‌طور که در **شکل ۷** نشان داده شده است، پارامترهای ورودی و خروجی نرمال شده در بازه صفر تا یک، با نماد

گام ششم (کاهش برخوردهای ثانویه): در نهایت، وزن جریمه برخورد بدنه با زمین/مانع افزایش می‌یابد. با این حال، از آنجا که در مواجهه با موانع بلند ممکن است ربات به ناچار بدنه خود را روی مانع بکشد، تنظیم دقیق این پارامتر به مراحل پایانی و پس از تحقق سایر اهداف موکول شده است.

با استفاده از این رویکرد گام‌به‌گام، عملکرد الگوریتم ژنتیک به صورت تدریجی بهبود یافته و تعادلی منطقی میان اهداف متعارض (نظیر سرعت عبور، مصرف انرژی و حفظ پایداری) برقرار می‌گردد. در این روند بهینه‌سازی، با دو دسته از زیرتوابع مواجه هستیم: دسته اول، قیدهای سخت یا اهداف باینری هستند (مانند رسیدن به مقصد) که باید حتماً برآورده شوند. دسته دوم، توابعی هستند که باید در تعامل با یکدیگر بهینه شوند (نظیر انرژی در برابر پایداری) و بهبود یکی معمولاً به بهای تضعیف دیگری تمام می‌شود. منطق فازی ابزاری ایده‌آل برای مدیریت پیچیدگی و ایجاد مصالحه میان این پارامترهای متعارض در دسته دوم است.

برای سادگی و کارایی بیشتر سیستم فازی، محدودیت‌هایی در نظر گرفته شد؛ از جمله اینکه برخورد مجموعه‌ی پا و چرخ‌ها با یکدیگر تحت هیچ شرایطی مجاز نیست و جریمه آن در تمام مراحل ثابت و بالا باقی می‌ماند. همچنین، دو وزن مرتبط با پایداری واژگونی با یک نسبت ثابت (در اینجا نسبت یک‌ششم) به یکدیگر پیوند داده شدند تا تعداد پارامترهای سطح راهبردی کاهش یابد. این رویکرد باعث کوچک‌تر شدن فضای جستجوی فازی و تمرکز سیستم بر پارامترهای حیاتی می‌گردد.

تنظیم‌کننده فازی با شش متغیر ورودی طراحی شد. این ورودی‌ها شامل مقادیر ارزیابی‌شده‌ی بهترین پاسخ‌ها، بعد از گذشت تعداد مشخصی از نسل برای پارامترهای: موفقیت در رسیدن به مقصد، مسافت، انرژی، حاشیه پایداری واژگونی، زاویه رول و زاویه یاو می‌باشند. بر اساس این مشاهدات، بلوک فازی هفت متغیر خروجی (به جای نه پارامتر اولیه) تولید می‌کند که این خروجی‌ها به عنوان اوزان جدید در تابع هزینه قرار گرفته و فرآیند تکامل الگوریتم ژنتیک را در نسل‌های آتی هدایت می‌کنند. **شکل ۷** ساختار این تنظیم‌کننده فازی، شامل ورودی‌ها، خروجی‌ها و نمایه‌ای از توابع عضویت آن را نشان می‌دهد.

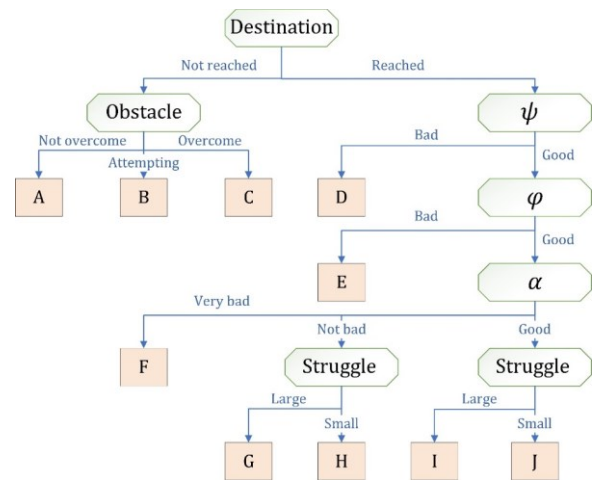
در گام بعدی، طراحی و تعیین توابع عضویت سیستم فازی صورت می‌پذیرد. توابع تعریف شده در این بخش، بازتاب‌دهنده‌ی اهداف نهایی یادگیری و استراتژی گام‌به‌گام برای دستیابی به پاسخ مطلوب هستند. تعداد و توزیع این توابع اساساً با توجه به الزامات مسئله‌ی عبور ربات از موانع تنظیم شده است. لازم به ذکر است که توابع عضویت به صورت مثلثی و دوزنقه‌ای طراحی و پیاده‌سازی شده‌اند (**شکل ۷**)؛ چرا که ارزیابی نتایج نشان داد حل موفقیت‌آمیز این مسئله به پیچیدگی بیشتری در تعریف توابع نیازی ندارد و همین ساختار ساده، کارایی و همگرایی لازم را تأمین می‌کند.

نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پس از شش دوره ارزیابی فازی (معادل ۶۰ نسل)، فرآیند آموزش را با موفقیت تکمیل کرده است. بردارهای وزنی محاسبه‌شده توسط سیستم فازی برای دوره‌های مختلف در **جدول ۴** ارائه شده‌اند. همچنین، روند تغییر پنج معیار مهم از کارایی سیاست‌های به‌دست‌آمده در هر دوره از الگوریتم یادگیری در **شکل ۹** نشان داده شده است. با بررسی روند تغییرات اوزان در این جدول، می‌توان ترتیب فعال‌سازی قوانین و شرایط رخ داده در طول آموزش (مطابق با روندنمای **شکل ۸**) را به‌خوبی تحلیل کرد. به‌عنوان نمونه، تخصیص اوزان نشان می‌دهد که در همان دوره نخست شبیه‌سازی، الگوریتم توانسته است پاسخی مبنی بر عبور موفقیت‌آمیز ربات از مانع و رسیدن به مقصد نهایی بیابد. با این حال، مطلوب بودن نسبی سایر پارامترها منجر به تخصیص وزن‌های بزرگ به بسیاری از معیارها شد. این امر سبب گردید تا الگوریتم در دوره بعدی، تحت تأثیر این وزن‌ها، به یک کمینه محلی همگرا شود که شامل عبور موفق ربات از مانع نیست. در این کمینه محلی، ربات بدون تغییر در پیکربندی صرفاً به سمت مانع حرکت می‌کند تا از این طریق، امتیاز بالایی در معیارهای پایداری، حفظ زوایای بدنه و انرژی مصرفی کسب نماید. این نقطه یکی از تله‌های رایجی است که فرآیند یادگیری بدون حضور تطبیق ضرایب، مکرراً در آن گرفتار می‌شود و علت اصلی آن، تجمع معیارهای اثرگذار در تابع هزینه است. این پدیده در **شکل ۹** قابل‌مشاهده است؛ جایی که معیارهای مربوط به تغییر زاویه بدنه و انرژی مصرفی صفر شده‌اند، اما ربات موفق به عبور از مانع نشده است.

نکته قابل توجه این است که الگوریتم توانسته در دوره پس از آن، ضمن خروج از این کمینه محلی، سیاست مناسبی برای عبور از موانع ارائه دهد و سپس تا دوره شش به مرور معیارها را بهبود بخشد. این بهبودها شامل افزایش معیار پایداری، کاهش تغییرات زوایای بدنه و انرژی مصرفی، و در عین حال رسیدن به مقصد پیش از پایان شبیه‌سازی است (که تحت عنوان «زمان ذخیره‌شده» نمایش داده شده است).

نکته قابل توجه آن است که معیار پایداری در این پژوهش صرفاً به عنوان یک شاخص ارزیابی پس از شبیه سازی استفاده نشده، بلکه یکی از مؤلفه های اصلی تابع هزینه و فرآیند تطبیق فازی را تشکیل می دهد. از این رو، سیاست های پیشنهادی علاوه بر موفقیت در عبور از مانع، باید حداقل سطح پایداری مورد نیاز را نیز تأمین کنند. روند تغییرات شکل ۹ نشان می دهد که الگوریتم به تدریج به نواحی پایداری از فضای پاسخ همگرا شده و حاشیه پایداری ربات در طول فرآیند یادگیری بهبود یافته است.

پس از طی فرآیند یادگیری، ربات موفق شد از یک مانع پله‌ای نامتقارن با ارتفاعات ۵۰ و ۳۰ سانتی‌متر عبور کند. این مانع با اندازه‌ای بیشتر از طول پا ربات به عنوان مانع چالش‌برانگیز برای ارزیابی نتایج جارچوب و الگوریتم پیشنهادی انتخاب شد.



شکل ۸ روندنمای قوانین منطق فازی

جدول ۳ خروجی سه حالت قانونین فازی، بزرگ (L)، متوسط (M) و کوچک (S)

Table 3 Ternary-output fuzzy rules[illegible]

پريم در کنار متغيرهاي متناظرشان متمايز گرديده‌اند. قوانين منطق فازی در قالب روندنماي **شکل ۸** ارائه شده‌اند؛ به‌طوري‌که شاخه‌ها نقش شروط فازی را ايفا کرده و نتايج آن‌ها با بلوک‌هاي حروفي مشخص شده‌اند. جزئیات خروجی هر بلوک نیز در **جدول ۳** تنظيم شده است.

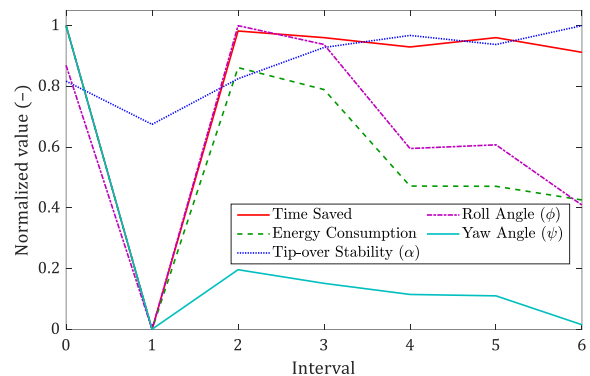
۵- نتایج

در این بخش، هدف ارزیابی عملکرد ربات در عبور از یک مانع پله‌ای نامتقارن است. علاوه بر موفقیت در عبور، حفظ پایداری، نگاه داشتن روایای رول و یاء در محدوده‌ی نزدیک به صفر و کمینه‌سازی انرژی مصرفی نیز از اهداف اصلی مسئله به شمار می‌روند. برای دستیابی به این اهداف، ربات با استفاده از ترکیب الگوریتم ژنتیک تطبیقی با منطق فازی آموزش دید تا سیاست‌های حرکتی و پیکربندی بهینه را برای عبور از موانع یاد بگیرد. در این فرآیند، گام ارزیابی سیستم فازی روی ۱۰ تنظیم گردید؛ به این مفهوم که پس از گذشت هر ۱۰ نسل، بلوک فازی بر اساس قوانین تدوین شده، ضرایب وزنی تابع هزینه را ارزیابی و به‌روزرسانی می‌کند. اولویت‌های تعیین شده برای سیستم فازی در این روند به ترتیب شامل: موفقیت در رسیدن به هدف، پیشینه‌سازی مسافت طی شده، به صفر نزدیک کردن زاویه یاء، کمینه‌سازی زاویه رول، تضمین پایداری و در نهایت کاهش انرژی مصرفی است.

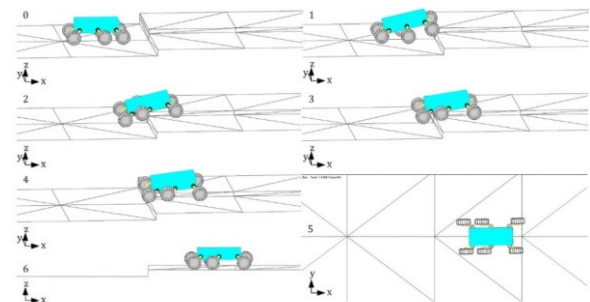
جدول ۴ بردار اوزان تابع هزینه در دوره‌های مختلف شبیه‌سازی تا رسیدن به جواب مطلوب

Table 4 Weight vector of the cost function across simulation cycles until convergence

Simulation interval	Calculated weight vector
0	$\vec{s} = [37, 1.5, 0, 0, 15, 0, 0, 0]$
1	$\vec{s} = [18.57, 2.14, 0.79, 0.86, 15, 0.4, 2.80, 12, 18]$
2	$\vec{s} = [63.14, 7.86, 0.043, 0.43, 15, 0.06, 0.46, 0.86, 0.86]$
3	$\vec{s} = [18.57, 2.14, 1.11, 0.8600, 15, 0.69, 4.8, 15, 15]$
4	$\vec{s} = [18.57, 2.14, 1.39, 1.2, 15, 0.49, 3.4, 15, 15]$
5	$\vec{s} = [18.57, 2.14, 1.39, 1.8, 15, 0.74, 5.2, 15, 15]$
6	$\vec{s} = [18.57, 2.14, 1.34, 1.84, 15, 0.77, 5.4, 15, 15]$
Simulation and training terminated	



شکل ۹ معیارهای عملکرد نرمال شده بهترین پاسخ در هر دوره
Fig. 9 Normalized performance metrics of the best solution in each interval



شکل ۱۰ عبور ربات از مانع پله‌ای نامتقارن با ارتفاع‌های ۵۰ و ۳۰ سانتی‌متر
Fig. 10 Robot traversing an asymmetric step obstacle of 50 and 30 cm

در شکل ۱۰، توالی حرکتی این عبور در چند قاب پشت‌سرهم به تصویر کشیده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ربات ضمن حفظ پایداری و با کمترین میزان انحراف در زوایای یاو و رول، موفق به گذر موفقیت‌آمیز از مانع شده است.

۵-۱- نتایج عملی

تست‌های آزمایشگاهی روی ربات ویراهکس انجام پذیرفت؛ یک نمونه با مقیاس یک‌پنجم از ربات هیبریدی شش‌چرخ-پای پیشنهادی، که با استفاده از آلیاژ آلومینیوم و کامپوزیت چوبی ساخته شده است تا تعادلی بین صلبیت ساختاری و طراحی سبک‌وزن برقرار کند. هر مائول پا و چرخ به‌طور مستقل به موتورهای سروو دی‌سی مجهز شده که با مجموعه‌های یاتاقان و محفظه با طراحی سفارشی، تحریک می‌شوند. این مجموعه‌ها برای

جلوگیری از انتقال مستقیم نیروها و گشتاورهای غیرمحوری به شفت موتورهای پیاده‌سازی شده‌اند تا قابلیت اطمینان مکانیکی و عملکرد روان را تضمین کنند. طول کلی بدنه ربات تقریباً ۰/۴ متر و فاصله عرضی بین مراکز جفت‌چرخ‌های روبه‌رو ۰/۳۵۵ متر است. هر چرخ قطری معادل ۰/۱۳ متر دارد و طول هر قطعه از پا حدود ۰/۰۸ متر است. جرم کل ربات ۵/۵ کیلوگرم می‌باشد که پیکره مناسبی را برای آزمایش‌های برنامه‌ریزی شده فراهم می‌آورد.

برای ادراک و تخمین حالت، ربات به یک واحد اندازه‌گیری اینرسی (IMU; ICM-20948, InvenSense) و یک حسگر فاصله اولتراسونیک (SRF05, Devantech) مجهز شده است. واحد اندازه‌گیری اینرسی در مرکز هندسی ربات نصب شده تا داده‌های شتاب و سرعت زاویه‌ای را ثبت کند که در ادامه با استفاده از یک فیلتر کالمن برای کاهش نویز و بهبود تخمین فیلتر می‌شوند. حسگر اولتراسونیک که در قسمت عقب ربات قرار دارد، در طول فاز کالیبراسیون اولیه برای اندازه‌گیری فاصله بین ربات و یک دیوار مرجع ثابت با دقت بالا استفاده می‌شود. این اندازه‌گیری برای اصلاح کالیبراسیون فضایی سیستم بینایی به کار گرفته می‌شود. برای بهبود قابلیت اطمینان سیگنال، حسگر اولتراسونیک به یک میکروکنترلر آردوینو اختصاصی متصل شده است که داده‌های فیلترشده را به برد کنترل اصلی ارسال می‌کند.

سیستم تامین توان شامل یک منبع تغذیه دی‌سی خارجی است که از طریق کابل به یک تنظیم‌کننده ولتاژ (رگولاتور) روی برد متصل می‌شود. یک میکروکنترلر آردوینو دیو (Due)، تعبیه شده در داخل شاسی ربات، جمع‌آوری داده‌ها از واحد اندازه‌گیری اینرسی و حسگرهای اولتراسونیک را بر عهده دارد و فرمان‌های کنترلی را برای موتور تولید می‌کند. پردازش تصویر و حلقه‌های هدایت سطح بالا در محیط متلب روی یک رایانه میزبان اجرا می‌شوند. سیگنال‌های کنترلی از طریق یک رابط سریال یواس‌بی به آردوینوی روی برد ارسال می‌شوند و ارتباط دوطرفه و بلادرنگ بین رایانه میزبان و ربات را امکان‌پذیر می‌سازند. این پیکربندی، زمان‌بندی قطعی برای اجرای فرمان‌ها و بازخورد داده‌ها را در طول آزمایش‌ها تضمین می‌کند.

برای تعیین موقعیت و جهت‌گیری ربات (زاویه یاو) در طول آزمایش‌ها، از یک دوربین هایک‌ویژن مدل DS-2CD1021G0-I مجهز به لنز ۴ میلی‌متری و میدان دید ۱۱۲ درجه استفاده می‌شود. این دوربین تصاویر ۲ مگاپیکسلی با وضوح ۱۰۸۰×۱۹۲۰ پیکسل ارائه می‌دهد که دقت کافی برای ردیابی حرکت را فراهم می‌کند. دوربین روی یک سه‌پایه در ارتفاع ۲ متری نصب شده است تا پوشش کامل منطقه آزمایش به ابعاد ۲/۵×۳ متر را تضمین کند.

پیش از انجام آزمایش‌ها، یک رویه کالیبراسیون کامل برای جبران اعوجاج لنز و افزایش دقت فضایی انجام شد. از یک الگوی صفحه شطرنجی ۶×۹ برای استخراج پارامترهای ذاتی با استفاده از الگوریتم اصلاح چشم‌ماهی (Fisheye Correction) استفاده شد که

توالی تغییر پیکربندی در طول عبور از مانع با نتایج شبیه‌سازی مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

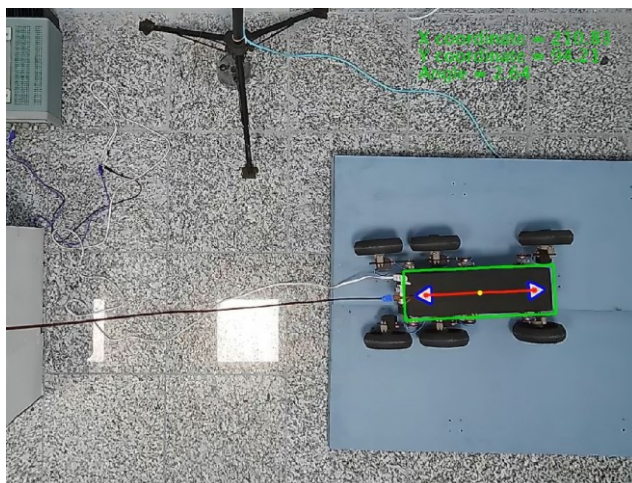
نتایج این مقایسه حاکی از آن است که ربات علاوه بر عبور موفقیت‌آمیز از مانع، کیفیت مطلوبی در انتقال‌های پیکربندی از خود نشان می‌دهد؛ به‌گونه‌ای که مشاهدات تجربی (شکل ۱۲) تطابق بالایی با نتایج شبیه‌سازی (شکل ۱۰) از این حیث دارند. افزون بر این، داده‌های مربوط به زوایای پیچ و رول بدنه در کنار پروفایل‌های سرعت زاویه‌ای ثبت‌شده توسط واحد اندازه‌گیری اینرسی، پایداری دینامیکی و نرمی حرکت ربات را در حین عبور از این مانع چالش‌برانگیز به‌خوبی اثبات می‌کنند (شکل ۱۳). بررسی مجموع این معیارها، ارزیابی مناسبی از کیفیت حرکت و میزان اتکاپذیری سیاست‌های یادگیری‌شده برای تغییر پیکربندی ارائه می‌دهد. توالی کامل عبور از این مانع در شکل ۱۲ به تصویر کشیده شده است. برای این دسته از موانع، علاوه بر صعود موفقیت‌آمیز و حفظ پایداری، تنظیم زاویه رول و جلوگیری از انحراف یاو نیز برای جلوگیری از برهم‌خوردن تعادل جانبی ناشی از هندسه نامتقارن مانع، امری ضروری است.

تحلیل داده‌های حسگر در شکل ۱۳ تایید می‌کند که زاویه رول بدنه در محدوده $\pm 3^\circ$ درجه باقی مانده است. همچنین، اندازه‌گیری‌های مبتنی بر دوربین نشان می‌دهد که میزان انحراف یاو از حدود $2/6$ درجه فراتر نرفته است. این نتایج نشان می‌دهند که ربات توانسته است با اتخاذ سیاست به‌دست آمده، پایداری جانبی و ثبات جهت‌گیری خود را در حین عبور از مانع پله‌ای نامتقارن به خوبی حفظ کند.

منجر به خطای هندسی باقیمانده کمتر از 0.3° متر در کل فضای کاری گردید. پردازش تصویر بلادرنگ از طریق یک ماژول بینایی مبتنی بر پایتون پیاده‌سازی شده است که هر فریم را به مقیاس خاکستری (Grayscale) تبدیل می‌کند، نشانگرهای بصری مثلثی متصل به بدنه ربات را تشخیص می‌دهد و مرکز هندسی ربات را بر اساس موقعیت نسبی آن‌ها محاسبه می‌نماید.

ربات در آغاز هر آزمایش در فاصله تقریبی ۱ متری از مانع قرار گرفت. یک نقطه شروع ثابت الزامی نیست، زیرا الگوریتم کنترلی به جای تکیه بر یک موقعیت اولیه مطلق، بر اندازه‌گیری بلادرنگ فاصله تا مانع متکی است؛ بنابراین، تغییرات جزئی در محل قرارگیری اولیه تاثیری بر نتایج آزمایش‌ها نخواهد داشت. پیش از هر بار اجرا، پیکربندی اولیه ربات تنظیم می‌شود و تمام سیستم‌های حسگری کالیبره می‌گردند تا از دقت و ثبات اندازه‌گیری‌ها اطمینان حاصل شود. حرکت ربات در طول هر آزمایش با استفاده از ثبت‌کننده داده‌های روی برد (Onboard Data Logging) و یک دوربین خارجی نصب‌شده در بالا جهت صحت‌سنجی ثبت می‌گردد. پس از هر بار عبور، داده‌های ثبت‌شده توسط واحد اندازه‌گیری اینرسی و سیستم بینایی به منظور استخراج معیارهای پایداری، زوایای بدنه، پروفایل‌های سرعت و معیارهای دقت مسیر حرکت، مورد تحلیل قرار می‌گیرد.

مانعی که در این بخش به‌عنوان مسئله‌ای چالش‌برانگیز مورد بررسی قرار گرفته، پله نامتقارن است. آزمایش‌های تجربی بر روی پله‌هایی با ارتفاع ۱۰ و ۶ سانتی‌متر (معادل ۵۰ و ۳۰ سانتی‌متر در مقیاس ربات واقعی) انجام شده‌اند. در این ارزیابی، تمرکز اصلی بر سنجش اثربخشی سیاست تغییر پیکربندی استخراج‌شده از چارچوب مبتنی بر یادگیری است. بدین منظور، تک‌تک مراحل



ب



الف

شکل ۱۱ (الف) نمای نشانه‌گذاری‌شده از ربات ویراهکس که حسگر اولتراسونیک، مسیرهای سیم‌کشی، مثلث‌های نشانگر بینایی، پایه دوربین و مانع آزمایشگاهی (ب) نمای دوربین که موقعیت و جهت‌گیری ربات را در طول آزمایش

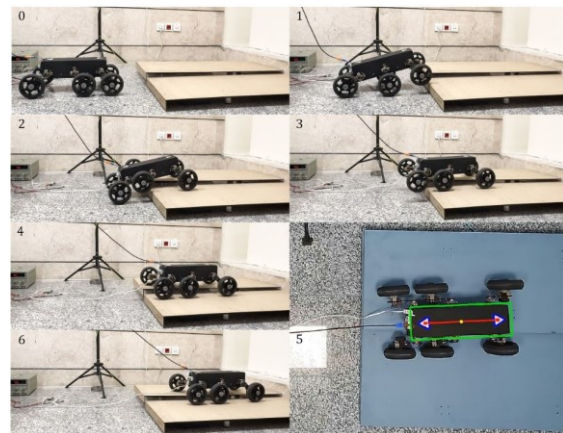
Fig. 11 Annotated view of the ViraHex robot showing the ultrasonic sensor, wiring routes, vision marker triangles, camera mount, and the experimental obstacle. (b) Camera view illustrating the robot's pose and orientation during the experiment

اجرای دنیای واقعی نیز به خوبی حفظ می‌کنند. این موضوع، قابلیت اطمینان روش پیشنهادی را برای پیاده‌سازی‌های عملی و کاربردی به اثبات می‌رساند.

به منظور ارزیابی دقیق‌تر، مقایسه‌ای با چندین روش برتر که برای عبور از مانع در ربات‌های چرخ‌دار-راه‌رونده با معماری مکانیکی یکسان توسعه یافته‌اند، انجام شد [۲۱، ۲۲، ۲۵]. در مرجع [۲۱]، یک استراتژی سیستم تعلیق مفصلی فعال (AAS) برای غلبه بر مانع معرفی شده است. این رویکرد، الگوهای حرکتی ربات را در قالب یک ماشین حالت متناهی با فازهای گام‌برداری مشخص تعریف می‌کند. اگرچه این روش به عبور قابل اطمینان در مسیر مستقیم دست می‌یابد و پایداری استاتیکی را حفظ می‌کند، اما فرآیند تغییر پیکربندی آن به صورت تحلیلی تعریف شده و صرفاً به مجموعه محدودی از حالت‌های سیستم تعلیق منحصر می‌شود. در نتیجه، این روش فاقد انعطاف‌پذیری لازم برای تولید خودکار استراتژی‌های جدید عبور یا تطبیق پیکربندی خود در مواجهه با موانع پیچیده‌تر یا از پیش نامعلوم است.

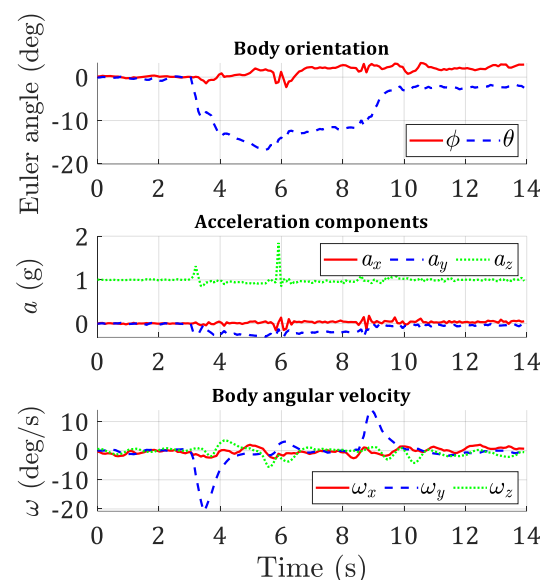
از سوی دیگر، در پژوهش [۲۲]، سه حالت پیکربندی گسسته به هر پا اختصاص داده شد که نشان‌دهنده ایده طراحی مشابهی با مرجع [۲۱] است. در این روش، برنامه‌ریزی حرکت با استفاده از یک نمایش مستقیم مبتنی بر آرایه و ترکیب آن با بهینه‌سازی پارامتر انجام شده است؛ رویکردی که از نظر مفهومی با دیدگاه بهینه‌سازی اتخاذ شده در تحقیق حاضر مرتبط است. با این وجود، از آنجا که خود استراتژی عبور از پیش تعیین شده بود، تنوع رفتاری ربات محدود گشته و امکان کشف الگوهای حرکتی به لحاظ کیفی جدید، کاهش یافته است. در نقطه مقابل، چارچوب یادگیری پیشنهادی در این مقاله، امکان تولید خودکار سیاست‌های تغییر پیکربندی را فراهم کرده و با افزایش پیچیدگی موانع، قابلیت سازگاری پایدار و مستمری خواهد داشت.

همچنین در مطالعه [۲۵]، عبور از مانع از طریق یک مکانیزم مکانیکی با پیکربندی متغیر حاصل می‌شود که از تحلیل‌های استاتیکی و قیود هندسی بهره می‌برد. اگرچه این روش برای موانع پله‌ای استاندارد مؤثر است، اما سیاست تغییر پیکربندی آن به صورت تحلیلی فرمول‌بندی شده، مختص به یک وظیفه خاص است و تغییر فازهای مکانیزم آن به صورت دستی و بدون تصمیم‌گیری هوشمند اجرا می‌شود؛ مواردی که هم استقلال عملکرد (Autonomy) و هم قابلیت تعمیم به هندسه‌های متنوع موانع را محدود می‌سازند. در مقایسه، چارچوب پیشنهادی در این تحقیق، استراتژی‌های تغییر پیکربندی با کیفیت بالا را به طور خودکار و از طریق یادگیری ساختاریافته کشف می‌کند، بدون آنکه به استخراج تحلیلی صریح یا نظارت دستی وابستگی داشته باشد. به طور کلی، روش‌های ارائه شده در مراجع [۲۱، ۲۲، ۲۵] هنگام مواجهه با انواع موانع متنوع و پیچیده، سازگاری محدودی از خود بروز می‌دهند. برخلاف آن‌ها، چارچوب پیشنهادی قادر است



شکل ۱۲ ربات ویراهکس در حال عبور از مانع پله‌ای نامتقارن با ارتفاع‌های ۱۰ و ۶ سانتی‌متر (معادل ۵۰ سانتی‌متر و ۳۰ سانتی‌متر در ربات با ابعاد واقعی)

Fig. 12 ViraHex prototype traversing an asymmetric step obstacle of 10 and 6 cm heights (equivalent to 50 cm and 30 cm in the full-scale robot)



شکل ۱۳ داده‌های واحد اندازه‌گیری اینرسی در حین عبور از مانع پله‌ای نامتقارن با ارتفاع‌های ۱۰ و ۶ سانتی‌متر. هر نمودار شامل جهت‌گیری بدنه، مؤلفه‌های شتاب خطی نرمال شده (بر حسب واحد g) و سرعت‌های زاویه‌ای بدنه است

Fig. 13 Inertial Measurement Unit (IMU) data while traversing the asymmetric step obstacle of 10 and 6 cm heights. Each plot includes body orientation, normalized linear acceleration components (in units of g), and body angular velocities

۶- بحث

یکی از مهم‌ترین شواهد اعتبار چارچوب پیشنهادی، در انتقال مستقیم این سیاست‌ها از محیط شبیه‌سازی به آزمایش‌های تجربی، بدون نیاز به تنظیمات اضافی (Tuning) نهفته است. در همین راستا، سیاست به دست آمده در شبیه‌سازی روی ربات ویراهکس پیاده‌سازی شد و تطابق بالایی را با نتیجه شبیه‌سازی به نمایش گذاشت. مشاهده این سازگاری تأیید می‌کند که سیاست‌های یادگیری شده، ویژگی‌های پایداری در برابر واژگونی، توانایی‌های تغییر پیکربندی و کاهش انحرافات ناخواسته بدنه را در

جدول ۵ مقایسه توانایی عبور از مانع ربات چرخ-دار-راه‌رونده با استفاده از چارچوب پیشنهادی در برابر روش‌های برتر

Table 5 Comparison of obstacle traversal capabilities of wheel-leg robots using the proposed framework and state-of-the-art methods

	Rule-based AAS reconfiguration [21]	MINLP method [22]	Static & geometric analysis [25]	Propose framework
Step height to leg length ratio	0.71 / 0.51 (Asymmetric)	1.26	1.05	1.19 / 0.71 (Asymmetric)

عملکرد پایدار خود را حتی در برابر هندسه چالش‌برانگیزتر مانع (نظیر پله نامتقارن) حفظ کند. این تمایز به‌طور خلاصه در **جدول ۵** آورده شده است که نشان می‌دهد ارتفاع مانع عبوری از روش‌های موجود بهتر یا در همان سطح می‌باشد با این تفاوت که توانسته از مانع پله‌ای در حالت نامتقارن و با چالش‌های بیشتر عبور کند.

چارچوب یادگیری پیشنهادی، متکی بر شبیه‌سازی دینامیکی با دقت بالا است که با استفاده از محیط هم‌شبیه‌سازی (co-simulation) ادامز و متلب انجام می‌شود. نرم‌افزار ادامز به‌عنوان یکی از قدرتمندترین ابزارهای مدل‌سازی دینامیکی شناخته می‌شود که به‌ویژه در شبیه‌سازی پدیده‌های پیچیده غیرخطی، مانند رفتار تایر، کارایی بالایی دارد. قابلیت‌های این نرم‌افزار، آن را به گزینه‌ای ایده‌آل برای اعتبارسنجی عملکرد و تحلیل سیستم تبدیل کرده است؛ امری که در مطالعات متعددی نیز به اثبات رسیده است [۱۹، ۲۰، ۲۶-۲۹]. علاوه بر این، این نرم‌افزار امکان مدل‌سازی دقیق قیود و نیروهای متقابل بین تایرها و سایر اجزای ربات را فراهم می‌آورد که به نتایجی منجر می‌شود که شباهت بسیار زیادی به رفتار واقعی سیستم‌های رباتیک در دنیای حقیقی دارند [۲۵، ۳۰، ۳۱]. در پژوهش حاضر، مدل ادامز بر اساس پارامترهای هندسی، جرمی و فیزیکی گزارش‌شده در مراجع [۷، ۲۱] توسعه یافته است. جنبه دیگری که در کنار آزمایش عملی، اعتبار شبیه‌سازی را برای مدل با ابعاد اصلی تایید می‌کند.

یکی از محدودیت‌های اصلی روش پیشنهادی، هزینه محاسباتی بالای هم‌شبیه‌سازی ادمز-متلب است. شبیه‌سازی‌های دینامیکی با دقت بالا به منابع محاسباتی قابل‌توجه و سخت‌افزار قدرتمند نیاز دارند؛ موضوعی که تعداد اجراهای مستقل قابل انجام را محدود کرده است. در نتیجه، انجام اعتبارسنجی آماری گسترده بر روی تعداد زیادی از آزمایش‌ها در محدوده این پژوهش امکان‌پذیر نبوده است. با این حال، این محدودیت به محیط شبیه‌سازی مربوط می‌شود و نه به خود چارچوب یادگیری پیشنهادی. در مقابل، این هزینه محاسباتی بالا با یک مزیت مهم همراه است؛ دقت و جامعیت شبیه‌سازی موجب شده است که نتایج حاصل، سازگاری بالایی با داده‌های تجربی داشته باشند. این موازنه نشان می‌دهد که این چارچوب، به‌ویژه برای مسائلی که در آن‌ها واقع‌گرایی فیزیکی اهمیت بالایی دارد و باید آثار جانبی نامطلوب ناشی از شبیه‌سازی به حداقل برسند، گزینه‌ای بسیار مناسب محسوب می‌شود.

از دیدگاهی کلی‌تر، چارچوب پیشنهادی ذاتاً به پلتفرم رباتیکی یا نوع خاصی از موانع مورد بررسی در این پژوهش محدود نیست. از این‌رو با تغییر پلتفرم ربات یا افزایش تعداد مفاصل، تنها ابعاد بردار پارامترها به صورت خطی تغییر می‌کند و ساختار اصلی فرمول‌بندی ثابت باقی می‌ماند. این چارچوب به‌عنوان یک معماری یادگیری یکپارچه و مقایسه‌پذیر عمل می‌کند که در آن، تعاملات میان ربات و محیط به‌طور مستقیم به سیاست‌های تغییر پیکربندی تبدیل می‌شوند، بدون آنکه وابسته به الگوهای حرکتی از پیش تعریف شده، یا اولیت‌بندی حرکتی طراحی‌شده برای یک وظیفه خاص باشد. بر این اساس، پژوهش‌های آینده بر کاهش هزینه محاسباتی از طریق پردازش موازی متمرکز خواهند بود. افزون بر این، گسترش چارچوب به محیط‌های پویا، نظیر موانع متحرک یا شرایط متغیر زمین، از دیگر مسیرهای آینده این تحقیق خواهد بود.

۷- نتیجه‌گیری

این پژوهش چارچوبی برای یادگیری و انتقال مستقیم از شبیه‌سازی به واقعیت ارائه کرده است که با کشف خودکار سیاست‌های تغییر پیکربندی، ربات‌های هیبریدی چرخ-دار-راه‌رونده را برای عبور از موانع پیچیده توانمند می‌سازد. برخلاف روش‌های مرسوم که بر الگوهای حرکتی از پیش‌تعریف‌شده یا رفتارهای طراحی‌شده توسط متخصصان تکیه دارند، رویکرد پیشنهادی فضای نامحدود عبور از مانع را به یک مسئله بهینه‌سازی نگاشت می‌کند و در عین حال، انعطاف‌پذیری لازم برای بروز رفتارهای خلاقانه و سازگار با مسئله را حفظ کرد. سیاست استخراجی از این چارچوب بر روی یک پلتفرم ربات هیبریدی شش چرخ-پا پیاده‌سازی شد و توسط مدل‌سازی دقیق سینماتیکی، قیود تغییر پیکربندی و قوانین هماهنگی سرعت چرخ‌ها (به منظور جلوگیری از لغزش در حین تغییر پیکربندی مؤثر) پشتیبانی گردید. علاوه بر این، با تطبیق پویای ضرایب تابع هزینه توسط منطق فازی و انتقال دانش انسانی، الگوریتم توانست سرعت همگرایی و احتمال یافتن پاسخ‌های بهینه را با دوری از کمینه‌های محلی افزایش دهد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که این الگوریتم یادگیری موفق به استخراج سیاست تغییر پیکربندی با عملکرد بالا برای عبور از موانع چالش‌برانگیزی همچون پله‌های نامتقارن شده است.

به منظور اعتبارسنجی این رویکرد در شرایط واقعی، آزمایش‌هایی با استفاده از یک نمونه ساخته شده در مقیاس یک‌پنجم انجام شد. این نمونه توانست سیاست یادگیری‌شده را با همخوانی بالایی بازتولید کند که این امر، صحت مدل شبیه‌سازی و چارچوب یادگیری را تأیید می‌نماید. در آزمایش انجام شده، توالی‌های حرکتی، تغییرات چندهضلعی تکیه‌گاه، کاهش انحرافات ناخواسته بدنه و زمان‌بندی حرکات بحرانی مشاهده‌شده در عمل، تطابق بسیار نزدیکی با پیش‌بینی‌های شبیه‌سازی داشتند.

- [Online]. Available: https://mme.modares.ac.ir/article_7632_20754aeb165b7072f49615f07ab6122e.pdf
- [5] C. Liu et al., "Mechanical design and wheel-leg-body cooperation control of a step-climbing robot," *Journal of Field Robotics*, vol. 39, no. 7, pp. 1054-1068, 2022. doi: 10.1002/rob.22087
- [6] L. Bruzzone, S. E. Nodehi, and P. Fanghella, "WheTLHLoc 4W: Small-scale inspection ground mobile robot with two tracks, two rotating legs, and four wheels," *Journal of Field Robotics*, vol. 41, no. 4, pp. 1146-1166, 2024. doi: 10.1002/rob.22314
- [7] J. Kang, W. Kim, J. Lee, and K. Yi, "Skid steering-based control of a robotic vehicle with six in-wheel drives," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 224, no. 11, pp. 1369-1391, 2010. doi: 10.1243/09544070JAUTO1405
- [8] A. N. A. Rafai, N. Adzhar, and N. I. Jaini, "A review on path planning and obstacle avoidance algorithms for autonomous mobile robots," *Journal of Robotics*, vol. 2022, no. 1, p. 2538220, 2022. doi: 10.1155/2022/2538220
- [9] A. Pandey, S. Pandey, and D. Parhi, "Mobile robot navigation and obstacle avoidance techniques: A review," *Int Rob Auto J*, vol. 2, no. 3, p. 00022, 2017. doi: 10.15406/iratj.2017.02.00023
- [10] W. Rahmaniar and A. E. Rakhmania, "Mobile robot path planning in a trajectory with multiple obstacles using genetic algorithms," *Journal of Robotics and Control (JRC)*, vol. 3, no. 1, pp. 1-7, 2022. doi: 10.18196/jrc.v3i1.11024
- [11] M. N. Ab Wahab, A. Nazir, A. Khalil, W. J. Ho, M. F. Akbar, M. H. M. Noor, and A. S. A. Mohamed, "Improved genetic algorithm for mobile robot path planning in static environments," *Expert Systems with Applications*, vol. 249, p. 123762, 2024. doi: 10.1016/j.eswa.2024.123762
- [12] S. M. R. Seyed Noorani, M. Shoaaran, and S. Farshbaf, "Optimization of Synaptic Weights in a Four-Cell Central Pattern Generator Network for Bipedal Gait Generation," *Modares Mechanical Engineering*, vol. 16, no. 12, pp. 144-152, 2017. [Online]. Available: https://mme.modares.ac.ir/article_9556_177da57035b03c2eb2cbe9b872348d15.pdf
- [13] T. Kato, K. Shiromi, M. Nagata, H. Nakashima, and K. Matsuo, "Gait pattern acquisition for four-legged mobile robot by genetic algorithm," in *IECON 2015-41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2015: IEEE, pp. 004854-004857. doi: 10.1109/IECON.2015.7392860
- [14] Y. Liu, Y. Wei, C. Wang, and H. Wu, "Trajectory optimization for adaptive deformed wheels to overcome steps using an improved hybrid genetic algorithm and an adaptive particle swarm optimization," *Mathematics*, vol. 12, no. 13, p. 2077, 2024. doi: 10.3390/math12132077
- [15] G. Chen and J. Liu, "Mobile robot path planning using ant colony algorithm and improved potential field method," *Computational intelligence and*

به طور کلی، نتایج تأیید می‌کنند که چارچوب مبتنی بر یادگیری پیشنهادی، قابلیت‌های حرکتی ربات‌های هیبریدی چرخ‌دار-راه‌رونده را ارتقا می‌بخشد. این روش با فراهم آوردن امکان کشف خودکار سیاست‌های بهینه برای تغییر پیکربندی، کارایی عبور، پایداری و تطبیق‌پذیری را بهبود می‌بخشد؛ در حالی که این روش می‌تواند مستقل از طراحی‌های مکانیکی خاص عمل می‌کند. این دستاوردها، پتانسیل بالایی را برای توسعه استراتژی‌های برنامه‌ریزی حرکت هوشمندتر و سازگارتر در ربات‌های متحرک فعال در زمین‌های بدون ساختار نشان می‌دهند.

تأییدیه اخلاقی: محتویات علمی این مقاله حاصل پژوهش نویسندگان است و در هیچ نشریه ایرانی و غیرایرانی منتشر نشده است.

حامی مالی: این پژوهش هیچ گونه گرنت مشخصی از آژانس‌های تأمین مالی در بخش‌های عمومی، تجاری یا غیرانتفاعی دریافت نکرده است.

نقش و مسئولیت نویسندگان: نویسنده اول: ایده‌پردازی (Conceptualization)، روش‌شناسی (Methodology)، توسعه نرم‌افزار (Software)، تحلیل رسمی (Formal Analysis)، انجام پژوهش (Investigation)، اعتبارسنجی (Validation)، مدیریت داده‌ها (Data Curation)، تهیه پیش‌نویس اولیه مقاله (Writing – Original Draft) و تهیه شکل‌ها و نمودارها (Visualization). نویسنده دوم: ایده‌پردازی (Conceptualization)، نظارت (Supervision)، بازبینی و ویرایش مقاله (Writing – Review & Editing)، مدیریت پروژه (Project Administration) و تأمین مالی (Funding Acquisition).

تعارض منافع: در این مقاله از برخی نتایج حاصل از رساله دکتری نویسنده اول استفاده شده است. هیچ تعارض منافع دیگری برای اظهار وجود ندارد.

منابع

- [1] C. Grand, F. BenAmar, F. Plumet, and P. Bidaud, "Decoupled control of posture and trajectory of the hybrid wheel-legged robot Hylos," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2004, vol. 5: IEEE; 1999, pp. 5111-5116. doi: 10.1109/ROBOT.2004.1302528
- [2] J. Aguilar et al., "A review on locomotion robophysics: the study of movement at the intersection of robotics, soft matter and dynamical systems," *Reports on Progress in Physics*, vol. 79, no. 11, p. 110001, 2016. doi: 10.1088/0034-4885/79/11/110001
- [3] R. A. I. Khan, C. Zhang, Y. Pan, A. Zhang, R. Li, X. Zhao, and H. Shang, "Hierarchical optimum control of a novel wheel-legged quadruped," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 180, p. 104775, 2024. doi: 10.1016/j.robot.2024.104775
- [4] M. Mohammadi Moghadam and M. Moradi Dalvand, "Design, Construction, and Control of a Stair- and Obstacle-Climbing Robot (MSRox)," *Modares Mechanical Engineering*, vol. 6, no. 1, pp. 13-30, 2006.

- [27] M. Mosadeghzad, D. Naderi, and S. Ganjefar, "Dynamic modeling and stability optimization of a redundant mobile robot using a genetic algorithm," *Robotica*, vol. 30, no. 3, pp. 505-514, 2012. doi: [10.1017/S0263574711000804](https://doi.org/10.1017/S0263574711000804)
- [28] X. Ding, K. Li, and K. Xu, "Dynamics and wheel's slip ratio of a wheel-legged robot in wheeled motion considering the change of height," *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, vol. 25, no. 5, pp. 1060-1067, 2012. doi: [10.3901/CJME.2012.05.1060](https://doi.org/10.3901/CJME.2012.05.1060)
- [29] Y. Li, "Dynamic Simulation Analyses of a Six-leg-wheel Hybrid Mobile Robot under uneven terrains," in *2010 Third International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems*, 2010: IEEE, pp. 308-311. doi: [10.1109/ICINIS.2010.176](https://doi.org/10.1109/ICINIS.2010.176)
- [30] J. Niu, H. Wang, H. Shi, N. Pop, D. Li, S. Li, and S. Wu, "Study on structural modeling and kinematics analysis of a novel wheel-legged rescue robot," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 15, no. 1, p. 1729881417752758, 2018. doi: [10.1177/1729881417752758](https://doi.org/10.1177/1729881417752758)
- [31] J. Zhao, T. Han, S. Wang, C. Liu, J. Fang, and S. Liu, "Design and research of all-terrain wheel-legged robot," *Sensors*, vol. 21, no. 16, p. 5367, 2021. doi: [10.3390/s21165367](https://doi.org/10.3390/s21165367)
- neuroscience, vol. 2019, no. 1, p. 1932812, 2019. doi: [10.1155/2019/1932812](https://doi.org/10.1155/2019/1932812)
- [16] J. M. García, J. L. Martínez, A. Mandow, and A. García-Cerezo, "Caster-leg aided maneuver for negotiating surface discontinuities with a wheeled skid-steer mobile robot," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 91, pp. 25-37, 2017. doi: [10.1016/j.robot.2016.12.007](https://doi.org/10.1016/j.robot.2016.12.007)
- [17] Z. Gyenes, L. Bölöni, and E. G. Szádeczky-Kardoss, "Can genetic algorithms be used for real-time obstacle avoidance for lidar-equipped mobile robots?," *Sensors*, vol. 23, no. 6, p. 3039, 2023. doi: [10.3390/s23063039](https://doi.org/10.3390/s23063039)
- [18] S. Abinaya, V. H. Kumar, P. S. Karthic, D. Tamilselvi, and S. M. Shalinie, "Hybrid genetic algorithm approach for mobile robot path planning," *Advances in Natural and Applied Sciences*, vol. 8, no. 17, pp. 41-48, 2014.
- [19] K. B. Lim, S. Park, S. Kim, J. M. Jeong, and Y.-S. Yoon, "Behavior planning of an unmanned ground vehicle with actively articulated suspension to negotiate geometric obstacles," in *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2009: IEEE, pp. 821-826. doi: [10.1109/IROS.2009.5354137](https://doi.org/10.1109/IROS.2009.5354137)
- [20] K. B. Lim, S. J. Kim, and Y.-S. Yoon, "Deliberative planner for UGV with actively articulated suspension to negotiate geometric obstacles by using centipede locomotion pattern," in *ICCAS 2010*, 2010: IEEE, pp. 1482-1486. doi: [10.1109/ICCAS.2010.5670132](https://doi.org/10.1109/ICCAS.2010.5670132)
- [21] K. B. Lim and Y.-S. Yoon, "Reconfiguration planning for a robotic vehicle with actively articulated suspension in obstacle Terrain during straight motion," *Advanced Robotics*, vol. 26, no. 13, pp. 1471-1494, 2012. doi: [10.1080/01691864.2012.690191](https://doi.org/10.1080/01691864.2012.690191)
- [22] S. Jeong and M. Won, "Motion Planning and Control of Wheel-legged Robot for Obstacle Crossing," *The Journal of Korea Robotics Society*, vol. 17, no. 4, pp. 500-507, 2022. doi: [10.7746/jkros.2022.17.4.500](https://doi.org/10.7746/jkros.2022.17.4.500)
- [23] E. Papadopoulos and D. A. Rey, "A new measure of tipover stability margin for mobile manipulators," in *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1996, vol. 4: IEEE, pp. 3111-3116. doi: [10.1109/ROBOT.1996.509185](https://doi.org/10.1109/ROBOT.1996.509185)
- [24] K. D. Iagnemma, A. Rzepniewski, S. Dubowsky, P. Pirjanian, T. L. Huntsberger, and P. S. Schenker, "Mobile robot kinematic reconfigurability for rough terrain," in *Sensor Fusion and Decentralized Control in Robotic Systems III*, 2000, vol. 4196: SPIE, pp. 413-420. doi: [10.1117/12.403739](https://doi.org/10.1117/12.403739)
- [25] W.-H. Wang, X.-J. Xu, H.-J. Xu, and C.-L. Sun, "Development of variable-configuration wheeled driving system for enhancing the obstacle-crossing ability of unmanned vehicles," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 235, no. 9, pp. 1645-1659, 2021. doi: [10.1177/0954406220951600](https://doi.org/10.1177/0954406220951600)
- [26] K. B. Lim, J.-h. Kang, Y.-S. Yoon, S. H. Lee, and S. Kang, "Obstacle-overcoming algorithm for unmanned ground vehicle with actively articulated suspensions on unstructured terrain," in *2008 International Conference on Control, Automation and Systems*, 2008: IEEE, pp. 324-328. doi: [10.1109/ICCAS.2008.4694665](https://doi.org/10.1109/ICCAS.2008.4694665)