

مسیریابی ربات با استفاده از الگوریتم انتخاب کلونال

سیدعلی دانش‌نیا، شهرام گلزاری، عباس حریفی و عباسعلی رضائی

محیطی که ربات در آن قرار دارد روش‌های طراحی مسیر به دو دسته ایستا (شرایط موانع و محیط ثابت) و پویا (که تعداد موانع و نیز مکان قرارگرفتن آنها می‌توانند تغییر کند) تقسیم‌بندی می‌شوند [۳]. از نظر اطلاعات در دسترس این دو دسته به دو بخش عمده تقسیم می‌شوند: نوع اول که ربات دانش کافی از محیط کاری خود از قبل دارد که مسیریابی در این وضعیت به صورت غیر به‌هنگام است و نوع دیگر ربات به کمک حسگرهای خود در زمان حرکت محیط اطراف خود را کشف می‌کند که به آن برنامه‌ریزی به‌هنگام می‌گویند [۴].

برنامه‌ریزی حرکت ربات، یافتن مسیری بهینه از نقطه شروع به هدف و عاری از تصادم با موانع موجود در محیط ربات است. موانع مقعر در طرح‌ریزی مسیر ربات بسیار به دلیل نزدیک‌تر بودن مسیری که ربات در مانع مقعر می‌یابد، چالشی اساسی به شمار آمده و این مسئله پیچیده‌تر می‌گردد و ممکن است که ربات در داخل مانع مقعر گرفتار یک دور نامتناهی شود. در نتیجه برای حل این نوع مسایل روش‌های ابتکاری مختلفی توسعه داده شده که در این میان الگوریتم‌های تکاملی سعی در رفع نقایص سایر روش‌ها داشته‌اند و به‌طور فزاینده‌ای در این خصوص مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۵].

الگوریتم‌های تکاملی از مکانیزم‌ها و عملیات ابتدایی برای حل مسئله استفاده می‌کنند و در طی یک سری از تکرارها به راه‌حل مناسب برای مسئله می‌رسند. این الگوریتم‌ها غالباً از یک جمعیت حاوی راه‌حل‌های تصادفی شروع نموده و در طی هر مرحله تکرار سعی در بهترکردن مجموعه راه‌حل‌ها دارند. این چرخه آن قدر تکرار می‌شود تا یکی از معیارهای پایان بهینه‌سازی کسب شود [۶]. مطالعات انجام‌گرفته نشان می‌دهد که از روش‌های تکاملی نظیر الگوریتم مورچگان [۷]، الگوریتم کلونی زنبور عسل [۸]، الگوریتم تجمع ذرات [۹]، الگوریتم ژنتیک [۱۰] و الگوریتم سیستم ایمنی مصنوعی [۱۱] برای مسیریابی ربات استفاده گردیده است.

سیستم ایمنی مصنوعی، سیستمی الهام‌گرفته از سیستم ایمنی بوده و از ویژگی‌هایی مانند انتخاب کلونال، میل پیوندی^۱، آنتی‌بادی-آنتی‌ژن، فراجش و یادگیری مادام‌العمر برای انتخاب بهترین نامزد بهره می‌برد. به طور کلی سیستم ایمنی مصنوعی در بهینه‌سازی یک سیستم که پارامترهای آن در گذر زمان بر شرایط و خروجی‌های آن تأثیر دارد، عملکرد مناسبی از خود نشان می‌دهد که دلیل اصلی آن پویابودن و به‌روزرسانی مرتب است که از خواص اصلی آن می‌باشد [۱۲] و [۱۳]. بر اساس مطالعات صورت‌گرفته از میان روش‌های مختلف سیستم ایمنی مصنوعی، الگوریتم انتخاب کلونال^۲ با توجه به ویژگی‌های محاسباتی‌اش توانسته است نظر محققان بسیاری را به خود جلب نماید [۱۳]. بر اساس مطالعات ما و همچنین نتایج حاصل از پژوهش انجام‌گرفته توسط رازا و فرناندز [۱۴] در خصوص مسیریابی ربات با استفاده از الگوریتم انتخاب کلونال، پژوهش‌های بسیار کمی انجام گرفته [۱۵] و [۱۶] که در این

چکیده: مسیریابی ربات یکی از موضوعات مهم در مبحث رباتیک سیار است. هدف، پیدا کردن یک مسیر پیوسته از یک موقعیت اولیه به یک مقصد نهایی است به طوری که عاری از برخورد بوده و بهینه یا نزدیک به بهینه نیز باشد. از آنجایی که مسئله مسیریابی ربات از نوع مسایل بهینه‌سازی است، می‌توان از الگوریتم‌های تکاملی برای حل این مسئله استفاده نمود. امروزه الگوریتم انتخاب کلونال به علت داشتن ویژگی‌های محاسباتی ارزنده به دفعات برای حل مسایل مورد استفاده قرار گرفته است، اما در زمینه استفاده از این روش برای حل مسئله مسیریابی ربات تلاش‌های بسیار کمی انجام شده است. اندک تلاش‌های انجام‌گرفته نیز در واقع نوعی الگوریتم ژنتیک بهبودیافته می‌باشند. در این پژوهش با بهره‌گیری از تمام ویژگی‌های الگوریتم کلونال روشی کارا برای مسیریابی ربات در حضور موانع طراحی شده است. روش ارائه‌شده در محیط‌های متنوع و با اجزای مختلف از نظر معیارهای طول مسیر پیشنهادی و تعداد نسل‌های لازم برای تولید مسیر مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. بر اساس نتایج حاصل از آزمایش‌های متعدد، روش ارائه‌شده عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم ژنتیک در تمامی محیط‌ها و همه پارامترهای ارزیابی از خود نشان می‌دهد. به‌خصوص با افزایش تعداد رئوس موانع و نیز موانع مقعر، روش پیشنهادی عملکرد بسیار بهینه‌تری در مقایسه با الگوریتم ژنتیک از خود نشان می‌دهد. همچنین مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با الگوریتم ترکیبی جغرافیای زیستی- ازدحام ذرات بیانگر برتری الگوریتم مسیریابی مبتنی بر انتخاب کلونال هست.

کلیدواژه: ربات سیار، الگوریتم انتخاب کلونال، طرح‌ریزی مسیر، مسیریابی.

۱- مقدمه

مسئله برنامه‌ریزی حرکت ربات از اواخر دهه ۱۹۷۰ میلادی به‌عنوان یکی از زمینه‌های مهم در علم رباتیک مورد توجه قرار گرفت [۱]. امروزه ربات‌های متحرک در تمام گوشه و کنار یک زندگی مدرن وجود دارند. در اوایل طراحی صنعت ربات، ربات‌ها نمونه‌های ساده‌ای بودند که از چند بازوی مکانیکی با قابلیت کنترل توسط موتور تشکیل شده بودند و در یک محیط ایستا و بسیار ساده کار خود را انجام می‌دادند. در این گونه محیط‌ها انجام‌دادن کار توسط ربات‌ها بدون برخورد با موانع، کار سختی نبود [۲]. امروزه بسیاری از مسایل مهندسی به‌طور مستقیم یا غیر مستقیم به ربات و برنامه‌ریزی حرکت آن در حضور موانع مرتبط هستند.

مسئله تعیین مسیر، ربات را ملزم می‌کند تا قیدهای هندسی مانند محدودیت‌های فیزیکی و زودگذر را در نظر بگیرد، لذا با توجه به شرایط

این مقاله در تاریخ ۹ مهر ماه ۱۳۹۶ دریافت و در تاریخ ۹ بهمن ماه ۱۳۹۷ بازنگری شد.

سیدعلی دانش‌نیا، دانشگاه پیام نور، مرکز قشم، قشم، ایران، (email: daneshnia@gmail.com).

شهرام گلزاری (نویسنده مسئول)، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران، (email: golzari@hormozgan.ac.ir).

عباس حریفی، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران، (email: harifi@hormozgan.ac.ir).

عباسعلی رضائی، گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران، (email: a_rezaee@pnu.ac.ir).

1. Affinity

2. Clonal Selection Algorithm

جدول ۱: نگاهت بین الگوریتم انتخاب کلونال و مسئله مسیریابی ربات.

مسئله مسیریابی ربات	پارامترهای الگوریتم
مسیرهای تصادفی بین مبدأ و مقصد	جمعیت اولیه آنتی‌بادی
مسیر مستقیم بین مبدأ و مقصد (که ممکن است با مانع هم برخورد داشته باشد)	آنتی‌ژن
محاسبه میزان تشابه و نزدیکی مسیرهای پیشنهادی با مسیر مستقیم	میل پیوندی آنتی‌بادی- آنتی‌ژن
ایجاد تغییر در مسیر با نسبت معکوس با میل پیوندی آن مسیر	فرایند فراجش
تکثیر از هر مسیر به نسبت مستقیم با میل پیوندی آن مسیر	فرایند کلون کردن
مسیر بهینه فاقد برخورد با مانع بین مبدأ و مقصد	پاسخ الگوریتم

طور گسترده‌ای در کاربردهایی مانند یادگیری [۲۲] تا [۲۴]، تشخیص ناهنجاری [۲۵] و بهینه‌سازی [۲۶] و [۲۷] مورد استفاده قرار گرفته است. برخلاف الگوریتم ژنتیک که برای خودش و سایر گونه‌های یک الگوی ثابت وجود دارد، هیچ الگوی ثابت و واحدی از تمام الگوریتم‌های سیستم ایمنی وجود ندارد. الگوریتم‌های مجموعه سیستم ایمنی مصنوعی شامل تئوری خطر [۲۸]، انتخاب منفی [۲۹]، انتخاب کلونال [۳۰] و شبکه ایمنی [۳۱] می‌باشند که در این مقاله از الگوریتم انتخاب کلونال استفاده شده است. دلیل این انتخاب، کارایی بیشتر این الگوریتم در حل مسایل بهینه‌سازی نسبت به سایر روش‌های سیستم ایمنی مصنوعی با توجه به ویژگی‌های محاسباتی قوی آن است [۱۳].

از دیدگاه محاسباتی، نظریه انتخاب کلونال منجر به الگوریتم‌های تکاملی (از طریق انتخاب، کلون و فراجش) می‌شود که گزینه مناسبی برای حل مسایل بهینه‌سازی یا تشخیص الگو و یادگیری ماشینی است. در هر یک از این الگوریتم‌ها جمعیت آنتی‌بادی (کاندیدهای راه‌حل) در معرض آنتی‌ژن (تابعی که باید بهینه شود) قرار داده می‌شوند. میل ترکیبی بالای یک آنتی‌بادی باعث می‌شود که برای تشکیل جمعیتی جدید انتخاب شود. این آنتی‌بادی‌ها، سپس تحت فرایند کلون شدن و فراجش قرار می‌گیرند که کلون شدن به مقدار شدت تشابه و نیز فراجش نسبت عکس به شدت تشابه دارد. در واقع این یک انتزاع سطح بالا از فرایند انتخاب کلونال است. از طریق این فرایند می‌توان به راه‌حل‌های خوبی دست یافت که حتی در محیط‌های پویا که پارامترها متغیر هستند، این راه‌حل‌ها ماندگاری طولانی دارند [۳۲] تا [۳۴].

تکثیر آنتی‌بادی‌ها یک فرایند غیر جنسی بوده و صرفاً تقسیم سلولی است و خودشان را برای تولید همزادها تقسیم می‌کنند. همزادها تحت یک فرایند فراجش قرار گرفته که منجر به تولید آنتی‌بادی‌هایی با گیرنده‌های آنتی‌ژنی دارای میل پیوندی بالا می‌شود. آنتی‌بادی‌های پست (دارای میل پیوندی پایین) در یک نرخ بیشتر در مقایسه با آنتی‌بادی‌های دارای میل پیوندی بالا، فراجش پیدا می‌کنند. فراجش بسیار شبیه به عملگر جهش در الگوریتم ژنتیک است و از آن رو که هر دو تغییرات تصادفی را برای متنوع ساختن فضای جستجو ایجاد می‌کنند، اما تفاوت آنها در نرخ تعدیل نهفته است که بستگی به میل پیوندی آنتی‌بادی- آنتی‌ژن دارد. این فرایند تا زمان مهار کامل آنتی‌ژن ادامه می‌یابد و پس از کنترل و از بین رفتن آنتی‌ژن، بخشی از این آنتی‌بادی‌ها به سلول حافظه تبدیل می‌شوند تا در صورت مواجهه مجدد، واکنش سریع‌تر و قوی‌تری نسبت به آنتی‌ژن نشان دهند. برای آشنایی بیشتر با الگوریتم انتخاب کلونال به [۳۰] تا [۳۵] مراجعه شود.

۳- مسیریابی ربات بر پایه سیستم ایمنی مصنوعی

در این قسمت روش پیشنهاد شده برای مسئله مسیریابی ربات بر مبنای الگوریتم انتخاب کلونال شرح داده خواهد شد. در جدول ۱، نگاهت

پژوهش‌های اندک نیز از تمامی ویژگی‌های انتخاب کلونال استفاده نشده و در واقع از الگوریتم ژنتیک بهبودیافته استفاده شده است. در پژوهش انجام شده توسط هو [۱۵] از چرخ رولت و همچنین عملگرهای تصحیح شده ژنتیک مانند حذف، جهش و درج به جای فرایند انتخاب کلونال و فراجش استفاده گردیده است. همچنین در پژوهش انجام شده توسط ونگ [۱۶] از عملگرهای جهش و ترکیب به جای فراجش و کلون استفاده شده است. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم انتخاب کلونال اقدام به پیدا کردن مسیر بهینه ربات در محیط ایستا خواهد شد. در روش پیشنهادی از تمامی ویژگی‌ها و مزایای الگوریتم انتخاب کلونال بهره گرفته خواهد شد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد کارایی روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم ژنتیک در تمامی محیط‌های طراحی شده بهتر است. همچنین مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با الگوریتم ^۱BPSO نیز کارایی بهتر آن را نشان داد. برای انجام مقایسه روش پیشنهادی با الگوریتم BPSO از پارامترهای ارائه شده در پژوهش [۴۰] استفاده شد.

ساختار مقاله به شرح ذیل است. در بخش دوم مروری مختصر بر سیستم ایمنی مصنوعی خواهد شد. در بخش سوم راه‌حل پیشنهادی جهت مسیریابی ربات با استفاده از الگوریتم انتخاب کلونال بحث می‌شود. بخش چهارم شامل نتایج و تجزیه و تحلیل آنها بوده و نهایتاً در بخش پنجم نتیجه‌گیری مقاله بیان خواهد شد.

۲- سیستم‌های ایمنی مصنوعی

سیستم ایمنی بدن مهره‌داران از پیچیده‌ترین سیستم‌های حیاتی در بین موجودات زنده است. تعامل میان سیستم ایمنی و سایر سیستم‌ها و ارگان‌ها این امکان را به وجود می‌آورد تا تنظیمات بدن انسان عملکرد پایدار خود را تضمین نماید [۱۷]. بدون سیستم ایمنی مرگ ناشی از بروز عفونت اجتناب‌ناپذیر خواهد شد. سلول‌ها و مولکول‌های آن با نظارت مستمر بدن را از آلودگی حفظ می‌کنند. آنها تقریباً تعداد بی‌حدوحصری از سلول‌ها و مواد خارجی عفونی را که به‌عنوان عناصر غیر خودی شناخته می‌شوند تشخیص داده و آنها را از آن دسته از سلول‌های بومی غیر عفونی که به نام سلول‌های خودی شناخته می‌شوند، تمایز می‌دهند [۱۸] تا [۲۰].

سیستم ایمنی مصنوعی نام کلی برای الگوریتم‌های الهام گرفته شده از سیستم ایمنی بدن انسان است. سیستم ایمنی مصنوعی همانند سایر الگوریتم‌های برگرفته از طبیعت به دنبال ارائه راه‌حل برای مسایل پیچیده است. در سیستم ایمنی همه چیز بر مبنای شناسایی الگو یا شناسایی شکل آنتی‌ژن است. سیستم ایمنی مصنوعی با مقاله فارمر و همکاران در سال ۱۹۸۶ از دیدگاه ریشه‌های نظری ایمنی‌شناسی معرفی شد [۲۱]. سیستم ایمنی مصنوعی دارای بسیاری از ویژگی‌ها مانند تنوع، پویایی، مدیریت موازی و توزیع شده، حافظه، خودسازمان‌دهی و خودانطباقی است که به

در (۱) a_n تا a_1 نقاط تشکیل‌دهنده مسیر می‌باشند که a_n و a_1 مشخص‌کننده شروع و پایان مسیر ربات و a_i تا a_{n-1} نقاط میانی هستند که نمی‌توانند با هم برابر باشند. در این پژوهش حداکثر مقدار n برابر با ۹ در نظر گرفته شده است، لذا مسیرهای تولیدشده حداکثر دارای ۸ نقطه میانی می‌باشند. حال هر نقطه a با دو مشخصه (x, y) نشان داده می‌شود که برای نمایش یک مسیر به صورت ریاضی و به منظور انجام محاسبات از (۲) استفاده شد

$$Ab := \{x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_i, y_i, \dots, x_n, y_n\}, \quad (2)$$

$$i = 1, 2, \dots, n-1$$

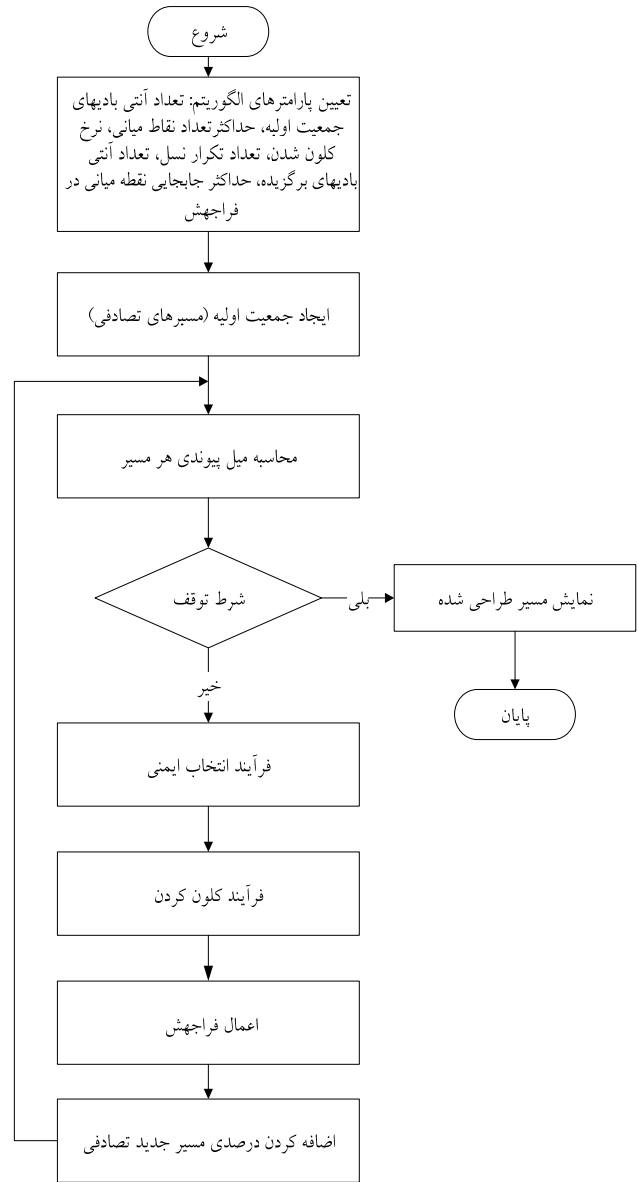
در (۲) مختصات نقطه شروع (x, y) و مختصات نقطه پایانی مسیر (هدف) است. سایر (x_i, y_i) مختصات نقاط میانی a_i هستند. از آنجا که فرم آنتی‌ژن نیز مانند آنتی‌بادی است، پس برای کد کردن آنتی‌ژن نیز از همین روش استفاده می‌شود. در این روش مسیر مستقیم بین نقاط مبدأ و مقصد که ممکن است حاوی مانع نیز باشد به عنوان آنتی‌ژن در نظر گرفته می‌شود.

۳-۲ جمعیت اولیه

برای شروع کار الگوریتم یک جمعیت اولیه از آنتی‌بادی به عنوان معرف مجموعه‌ای از مسیرهای اتفاقی که شروع آنها نقطه شروع و پایان آنها نقطه هدف است، باید تولید گردند. همان گونه که در بخش ۳-۱ بیان گردید، استفاده از نقاط میانی یکی از ویژگی بارز الگوریتم پیشنهادشده است. تعداد نقاط میانی از پارامترهای هر مسیر (هر آنتی‌بادی ایجادشده در الگوریتم) است. مقدار این پارامتر در مسیرهای (آنتی‌بادی‌های) جمعیت اولیه به صورت تصادفی تولید می‌شود. بدین شکل جمعیت اولیه مورد نیاز الگوریتم که مجموعه‌ای از مسیرهای شدنی و غیر شدنی است، تشکیل می‌گردد. با تکامل الگوریتم تعداد نقاط میانی در مسیر، توسط الگوریتم به نحوی تغییر می‌کند که مسیرهای تولیدی به سمت بهینه‌شدن میل نمایند. در این الگوریتم دو عامل بر روی تعداد نقاط میانی مسیر مؤثر است. عامل اول موانع است که الگوریتم را به سمت افزایش تعداد نقاط میانی به منظور عدم برخورد با موانع سوق می‌دهد و عامل دوم طول مسیر است که الگوریتم را به سمت کاهش تعداد نقاط میانی به منظور کوتاه‌تر شدن طول مسیر تولیدشده متمایل می‌نماید. نهایتاً الگوریتم به گونه‌ای عمل خواهد کرد که ضمن عدم برخورد مسیر تولیدشده با موانع، طول مسیر پیشنهادی کمترین مقدار ممکن باشد. تعداد مسیرهای تصادفی اولیه برابر صد مسیر در نظر گرفته شد.

۳-۳ میل پیوندی آنتی‌بادی - آنتی‌ژن

در ریاضیات اثبات شده که کوتاه‌ترین فاصله بین دو نقطه، خط مستقیمی است که بین آن دو نقطه رسم می‌شود. پس کوتاه‌ترین مسیر ممکن برای ربات سیار بین دو نقطه شروع و پایان، خط مستقیمی است که این دو نقطه را به هم متصل می‌کند. این مسیر مستقیم به عنوان آنتی‌ژن در نظر گرفته شده که در سیستم ایمنی مصنوعی به عنوان غیر خودی محسوب شده و آنتی‌بادی‌ها سعی در ایجاد تشابه به آن برای پیوند با آنتی‌ژن و کنترل آن دارند. بنابراین هرچه مسیرهای تصادفی ایجادشده (آنتی‌بادی‌ها) به مسیر مستقیم (آنتی‌ژن) شبیه‌تر باشند و یا به عبارتی فاصله نقاط آنها از خط مستقیم کمتر باشد، تطابق بیشتری با آن دارند، یعنی دارای میل پیوندی بالاتری هستند. بنابراین با محاسبه مجموع فاصله نقاط یک مسیر با مسیر مستقیم می‌توان مشابه‌ترین یا در اصل کوتاه‌ترین مسیر با توجه به مسیر مستقیم را پیدا نمود. بدین منظور از (۳)



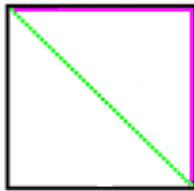
شکل ۱: روندنمای روش پیشنهادی بر پایه الگوریتم انتخاب کلونال.

انجام‌شده بین الگوریتم انتخاب کلونال و مسئله مسیریابی ربات نشان داده شده است. همچنین در شکل ۱ روندنمای الگوریتم پیشنهادی آورده شده است. با توجه به این نگاشت و روندنما، بخش‌های مختلف الگوریتم به شرح شکل ۱ است.

۳-۱ کد کردن مسیر

اولین گام در اجرایی کردن الگوریتم کد کردن مسیر است. لئوسیت‌ها بر روی سطح خود دارای پذیرنده آنتی‌ژن هستند که اطلاعات ژنتیکی آنها را می‌سازد. در حقیقت تشابه بین فرم پذیرنده و شکل آنتی‌ژن باعث برقراری اتصال بین آنها می‌گردد، بنابراین فرم کدگذاری آنتی‌ژن و آنتی‌بادی یکسان شده و می‌توان یک معیار شباهت یا فاصله را بین آنها محاسبه نمود. در مسئله ما هر مسیر برای ربات یک آنتی‌بادی است. مسیرها به کمک دو نقطه شروع و هدف و تعدادی نقطه در بین آنها (نقاط میانی) ایجاد می‌شوند. در حقیقت با اتصال این نقاط و به هم پیوستن پاره‌خطها یک مسیر از نقطه شروع تا هدف ایجاد می‌گردد، بنابراین برای نشان دادن هر مسیر یا در حقیقت هر آنتی‌بادی از (۱) استفاده می‌شود

$$Ab := \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \quad (1)$$



شکل ۳: یک مسیر بدون برخورد با کمترین میزان میل پیوندی.

الف) اگر مسیر مورد نظر با هیچ مانعی برخورد نداشته باشد، میل پیوندی از (۵) محاسبه می‌گردد

$$Affinity = 1 - \frac{h}{m \times d} \quad (5)$$

ب) اگر مسیر مورد نظر با موانع برخورد داشته باشد، برای محاسبه میل پیوندی از (۶) استفاده می‌شود

$$Affinity = \alpha \left(1 - \frac{\gamma h}{m \times d} \gamma - \frac{p}{l} (1 - \gamma) \right) \quad (6)$$

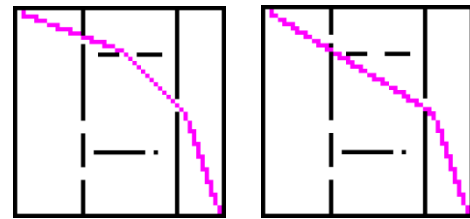
در (۵) و (۶)، m تعداد نقاط میانی مسیر، h مجموع فاصله محاسبه شده نقاط میانی مسیر از مسیر مستقیم، p تعداد نقاط مشترک مسیر با موانع، l تعداد کل نقاط موجود بر روی مسیر و γ ضریب تأثیر جریمه است. همچنین d بزرگ‌ترین پاره‌خط موجود در محیط کار ربات است که طبق (۷) محاسبه می‌گردد. با فرض این که طول محیط برابر با a پیکسل و عرض آن برابر با b پیکسل باشد خواهیم داشت

$$d = \sqrt{a^2 + b^2} \quad (7)$$

در تحلیل (۵) می‌توان چنین بیان نمود که در بهترین وضعیت ممکن، مسیر تولیدشده توسط الگوریتم منطبق بر مسیر مستقیم (آنتی‌ژن) است، لذا h برابر با صفر خواهد شد و مقدار میل پیوندی مسیر (طبق ۵) برابر با ۱ می‌گردد. همچنین بدترین وضعیت ممکن، زمانی ایجاد خواهد شد که مبدأ در یک رأس محیط و نقطه مقصد در رأس مقابل قرار داشته و مسیر تولیدشده توسط الگوریتم تنها دارای یک نقطه میانی بوده که آن نقطه یکی از رأس‌های مجاور مبدأ یا مقصد است (شکل ۳). در این حالت

$$h = d/2 \text{ و } m = 1$$

می‌گردد، لذا مقدار میل پیوندی ۰٫۵ خواهد شد. رابطه (۶) از دو جزء تشکیل شده است. جزء اول، میل پیوندی را بر اساس طول مسیر جریمه می‌نماید، بدین معنی که هرچه طول مسیر پیشنهادی بیشتر باشد میل پیوندی آن کاهش بیشتری می‌یابد. جزء دوم، میل پیوندی را بر اساس تعداد نقاط مشترک مسیر تولیدشده با موانع، جریمه می‌نماید. لذا هرچه مسیر تولیدشده با موانع نقاط مشترک بیشتری داشته باشد، میل پیوندی آن مسیر بیشتر کاهش خواهد یافت. بدترین حالت ممکن زمانی رخ خواهد داد که مسیر مانند شکل ۳ و کل مسیر روی مانع باشد. در این وضعیت $p = l$ ، $m = 1$ و $h = d/2$ شده و مقدار میل پیوندی برابر با صفر می‌شود. از طرف دیگر بهترین حالت زمانی رخ خواهد داد که مسیر تولیدشده منطبق بر مسیر مستقیم بوده و هیچ برخوردی با موانع نداشته باشد. در این وضعیت p و h برابر با صفر بوده و مقدار میل پیوندی برابر با α خواهد شد. α ثابتی است در بازه $[0, 0.5]$ که مقدار آن در پژوهش ما بر اساس شبیه‌سازی‌های اولیه ۰٫۲۵ فرض شده است. در همین راستا ضریب تأثیر جریمه γ نیز عددی در بازه $[0, 1]$ انتخاب می‌شود که هرچه به عدد صفر نزدیک‌تر باشد تأثیر میزان جریمه نقاط مشترک با موانع افزایش می‌یابد و هرچه به عدد یک نزدیک‌تر باشد، تأثیر طول مسیر مورد نظر در محاسبه میل پیوندی افزایش خواهد یافت.



شکل ۴: دو نمونه مسیر ایجادشده در روند اجرای الگوریتم، (الف) مسیر دارای برخورد و (ب) مسیر بدون برخورد.

شکل ۴: دو نمونه مسیر ایجادشده در روند اجرای الگوریتم، (الف) مسیر دارای برخورد و (ب) مسیر بدون برخورد.

برای محاسبه فاصله یک نقطه (x_i, y_i) از یک خط که بین دو نقطه $P = (x, y)$ و $P_n = (x_n, y_n)$ است استفاده می‌شود [۳۶]

$$distance(p, p_n, (x_i, y_i)) = \frac{|(y_n - y) x_i - (x_n - x) y_i + x_n y - y_n x|}{\sqrt{(y_n - y)^2 + (x_n - x)^2}} \quad (3)$$

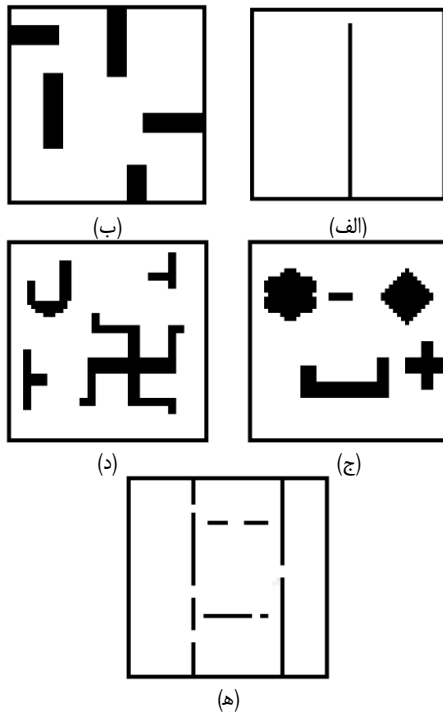
بنابراین با استفاده از (۳) فاصله یک مسیر تا مسیر مستقیم (بهینه) را می‌توان بر اساس (۴) محاسبه نمود

$$h = \sum_{i=1}^{n-1} distance(P, P_n, (x_i, y_i)) \quad (4)$$

اما با توجه به این که برخی از مسیرها از موانع عبور می‌کنند، لذا باید این موضوع در میزان میل پیوندی آنها دیده شود. بدین منظور مقدار مشخصی جریمه بر اساس تعداد نقاط مشترک مسیر مورد نظر با موانع، در میزان میل پیوندی آن مسیر اعمال می‌شود. همچنین برای ملموس شدن و درک بهتر از میزان میل پیوندی، مقادیر محاسبه شده نرمال‌سازی می‌شوند تا بدین ترتیب مقدار میل پیوندی عددی در بازه $[0, 1]$ به دست آید [۳۷] و [۳۸]. هرچه میل پیوندی محاسبه شده به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده بهتر و کوتاه‌تر بودن مسیر است و برعکس هرچه به سمت صفر نزدیک‌تر شود، نشان‌دهنده طولانی‌تر بودن مسیر و نیز نقاط برخورد بیشتر با موانع است.

همان گونه که در بخش ۱ گفته شد، هدف اولیه در هر مسئله مسیریابی، یافتن مسیریابی عاری از برخورد با موانع (مسیر ایمن) است و پس از آن بهینه‌نمودن طول مسیر در اولویت قرار می‌گیرد. در این راستا تعریف تابع میل پیوندی نقش بسیار کلیدی در کیفیت پاسخ‌های الگوریتم دارد. لذا در این پژوهش تابع میل پیوندی به نحوی تعریف می‌شود که بین میل پیوندی مسیریابی عاری از برخورد و مسیریابی دارای برخورد با موانع، تفاوت معنی‌داری ایجاد شود. برای مثال وضعیتی را در نظر بگیرید که یک مسیر تنها در یک پیکسل با مانع برخورد دارد و مسیری دیگر را در نظر بگیرید که بدون برخورد است ولی کمی طول آن بیشتر از مسیر با برخورد است (شکل ۲). در صورتی که تابع میل پیوندی به‌خوبی تعریف نشده باشد، به‌راحتی می‌توان مشاهده نمود که الگوریتم مسیر کوتاه با برخورد را ارجحیت می‌دهد و از آن تعداد بیشتری در فرایند کلون‌شدن تکثیر می‌کند. بدین منظور برای میل پیوندی تابعی پیشنهاد می‌شود که اگر مسیری فاقد برخورد با مانع باشد، میل پیوندی آن در بازه $[0.5, 1]$ و در صورت برخورد با موانع در بازه $[0, \alpha]$ محاسبه گردد. علت این که بازه $[0, \alpha]$ از بازه $[0.5, 1]$ برای محاسبه میل پیوندی حذف شده است، ایجاد تفاوت معنی‌دار در میل پیوندی مسیریابی عاری از برخورد و مسیریابی با برخورد است.

با توجه به توضیحات بالا تابع میل پیوندی به شرح زیر در دو وضعیت پیشنهاد می‌گردد:



شکل ۵: محیط‌های طراحی شده به منظور سنجش الگوریتم، (الف) محیط ۱، (ب) محیط ۲، (ج) محیط ۳، (د) محیط ۴ و (ه) محیط ۵.

در (۹) و (۱۰)، $rand$ عددی تصادفی در بازه $[-1, 1]$ و W_x و W_y به ترتیب حداکثر مقدار جابه‌جایی x و y نقاط میانی مسیر در فرایند فراجهش می‌باشند.

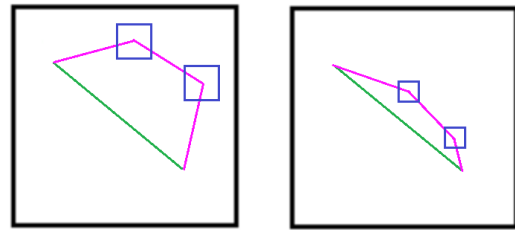
به منظور حفظ تنوع و در حقیقت جلوگیری از قرار گرفتن الگوریتم در بن‌بست بهینه محلی، به میزان درصد مشخصی از جمعیت اولیه، مسیر جدید تصادفی ایجاد و به جمعیت اولیه اضافه می‌شود. پس از این مراحل، مجدداً میزان میل پیوندی تمام مسیرهای موجود در این جمعیت جدید ایجاد شده محاسبه شده و بر اساس میل پیوندی از صعودی به نزولی مرتب گردیده و به تعداد جمعیت اولیه از آنها انتخاب می‌شود و به عنوان جمعیت جدید ایجاد شده به الگوریتم معرفی می‌گردند.

۳-۶ شرط خاتمه

به منظور کنترل الگوریتم، چند شرط کنترلی برای آن در نظر گرفته شده است. یکی از این شروط تولید حداکثر ۱۰۰ نسل است که پس از آن الگوریتم با هر پاسخی که محاسبه کرده باشد متوقف می‌شود. همچنین اگر طی تولید ده نسل متوالی مقدار میل پیوندی از ۰/۵ بیشتر و نیز دامنه تغییرات آن از عدد 0.00001 کمتر بود، الگوریتم متوقف می‌گردد. در این وضعیت بیشتر بودن میل پیوندی آنتی‌بادی‌های ایجاد شده از مقدار ۰/۵ به معنی این است که تمام مسیرهای تولید شده، هیچ برخوردی با مانع ندارند. همچنین عدم تغییر میل پیوندی طی ۱۰ نسل متوالی به این معنی است که دیگر بهبود معنی‌داری در پاسخ‌ها به وجود نخواهد آمد.

۴- نتایج و بحث

در این بخش نتایج حاصل از آزمایش‌های انجام گرفته به منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی ارائه و تجزیه و تحلیل خواهند گردید. این روش در محیط Matlab ۲۰۱۳b روی یک لپ‌تاپ با یک CPU چهار هسته‌ای و سیستم عامل ویندوز ۷ پیاده‌سازی و به منظور ارزیابی روش پیشنهادی پنج محیط متفاوت در ابعاد 50×50 پیکسل طراحی گردید. این محیط‌ها در شکل ۵ نمایش داده شده‌اند.



شکل ۴: طرح شماتیک نحوه عملکرد عملگر فراجهش.

۳-۴ انتخاب ایمنی

همان گونه که در بخش ۲ به فرایند انتخاب کلونال اشاره شد، آنتی‌بادی‌هایی (مسیرهایی) که میل پیوندی بالاتری دارند برای تکثیر شدن انتخاب می‌گردند. به عبارت دیگر در مرحله انتخاب ایمنی، مسیرهایی که دارای میل پیوندی بالاتری هستند انتخاب می‌شوند تا از آنها در فرایند کلون شدن، جمعیت جدیدی ایجاد شود. بدین منظور ابتدا آنتی‌بادی‌های (مسیرهای) تولید شده بر اساس میزان میل پیوندیشان به صورت نزولی مرتب شده و k تا از آنها که دارای بیشترین میل پیوندی می‌باشند، جهت شرکت در فرایند کلون شدن انتخاب می‌شوند. در این فرایند مسیرهایی که دارای میل پیوندی بسیار پایین هستند به خصوص مسیرهایی که نقاط مشترک زیادی با موانع دارند، انتخاب نشده و در عمل از چرخه الگوریتم حذف می‌گردند. با این عمل در هر بار چرخه اجرای الگوریتم مسیرها به سوی بهینه شدن و عدم برخورد با موانع سوق داده می‌شوند.

۳-۵ کلون و فراجهش

در سیستم ایمنی مصنوعی هر آنتی‌بادی بعد از فعال و انتخاب شدن، با نسبت مستقیم با میزان میل پیوندیش با آنتی‌ژن شروع به تکثیر خود می‌کند. هرچه میل پیوندی بالاتر باشد با نرخ بیشتری از آن مسیر تکثیر و به جمعیت اولیه اضافه می‌شود.

اگر نرخ تکثیر با $Clone_rate$ و میزان میل پیوندی آنتی‌بادی i ام با $affinity(Ab^i)$ نمایش داده شود، تعداد تکثیر از آنتی‌بادی i ام از (۸) به دست می‌آید

$$Clone(Ab^i) = [affinity(Ab^i) \times Clone_rate] \quad (8)$$

گفته شد که از خواص سیستم ایمنی ایجاد تنوع و ایجاد تغییر در آنتی‌بادی‌ها برای تشخیص بهتر آنتی‌ژن‌ها است که این عمل را به کمک فرایند فراجهش انجام می‌دهد. در این پژوهش محدوده‌ای برای هر نقطه میانی از مسیر در نظر گرفته شد که ابعاد این محدوده وابستگی معکوس به میزان میل پیوندی دارند، یعنی هرچه میل پیوندی بالاتر باشد، این پنجره (محدوده) دارای ابعاد کوچک‌تری خواهد بود و هرچه میزان میل پیوندی کمتر باشد، به همان نسبت ابعاد این پنجره افزایش می‌یابد. آن گاه در این پنجره نقطه میانی جابه‌جا شده و مسیری جدید با نقاط میانی جدید ایجاد می‌شود. این موضوع در شکل ۴ نشان داده شده است.

اگر مختصات نقطه میانی Z ام آنتی‌بادی i ام با (x_j^i, y_j^i) نمایش داده شود، آن گاه موقعیت نقاط میانی پس از فرایند فراجهش از (۹) و (۱۰) به دست می‌آیند

$$(x_j^i)_{new} = (x_j^i)_{old} \times (1 + [rand \times W_x \times (1 - affinity(Ab^i))]) , 0 < j < n \quad (9)$$

$$(y_j^i)_{new} = (y_j^i)_{old} \times (1 + [rand \times W_y \times (1 - affinity(Ab^i))]) , 0 < j < n \quad (10)$$

جدول ۲: خصوصیات و هدف طراحی محیط‌های آزمایش.

محیط	خصوصیت محیط	هدف از طراحی محیط
اول	یک مانع به صورت خط ممتد	بررسی کارایی روش پیشنهادی در هدایت ربات از یک معبر خاص
دوم	افزایش تعداد موانع و چیدمان به شکل میز	بررسی کارایی روش پیشنهادی با افزایش تعداد نقاط میانی مسیر
سوم	افزایش تعداد موانع با شکل‌ها و رئوس متفاوت	بررسی کارایی روش پیشنهادی در برخورد با موانع مختلف با شکل‌های گوناگون و تعداد رئوس متفاوت
چهارم	قراردادن موانع مقعر	بررسی کارایی روش پیشنهادی در مقابله با موانع مقعر
پنجم	موانع به شکل خطوط ممتد در راستای افقی و عمودی در امتداد هم	بررسی کارایی روش پیشنهادی در مواجهه با موانع ثابت که فقط تعدادی معبر خاص جهت عبور از آنها وجود دارد

جدول ۳: خلاصه نتایج کسب‌شده از آزمایش‌های در الگوریتم ژنتیک و انتخاب کلونال.

محیط	متوسط طول مسیر (تعداد پیکسل)		متوسط تعداد نسل (تعداد نسل لازم برای تولید مسیر)		درصد موفقیت روش ژنتیک	درصد موفقیت روش انتخاب کلونال	درصد بهبود طول مسیر نسبت به روش ژنتیک
	روش ژنتیک	روش انتخاب کلونال	روش ژنتیک	روش انتخاب کلونال			
اول	۱۲۳	۷۹	۳۳	۱۴	۳۶.۶٪	۱۰۰٪	۲۵.۸٪
دوم	۱۰۵	۷۴	۴۵	۲۱	۵۰٪	۱۰۰٪	۲۹.۵٪
سوم	۱۵۶	۷۹	۴۳	۱۶	۸۰٪	۱۰۰٪	۴۹.۴٪
چهارم	۱۴۵	۸۶	۴۷	۱۷	۸۳.۳٪	۱۰۰٪	۴۰.۷٪
پنجم	۱۲۸	۸۱	۳۹	۲۹	۵۳.۳٪	۷۶.۷٪	۳۶.۷٪

$$improve = \frac{Discard}{Path_length} \times 100 \quad (12)$$

همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌گردد، روش پیشنهادی عملکرد بهتری را نسبت به ژنتیک از خود نشان داده است. در مسئله مسیریابی ربات افزایش تعداد موانع، افزایش گوشه‌ها و رئوس در موانع و نیز افزایش موانع مقعر باعث پیچیده‌تر شدن مسئله مسیریابی و افزایش حجم محاسباتی می‌شود [۳۹]. بر طبق نتایج به‌دست‌آمده پیچیدگی بیشتر محیط باعث ایجاد شکست در الگوریتم ژنتیک شده در حالی که به جز محیط ۵، روش پیشنهادی دچار شکست در طی سی بار اجرای متوالی نشده است.

متوسط تعداد نسل‌های لازم برای تولید مسیر در شکل ۶ نشان داده شده است. با توجه به این شکل می‌توان مشاهده نمود که در معیار متوسط تعداد نسل در اجراهای موفق، روش پیشنهادی عملکرد بهتری داشته و با تعداد نسل کمتری همگرا شده که این نشانگر سرعت بالاتر و کاهش هزینه محاسباتی است. در شکل ۷ نیز مشاهده می‌شود در معیار متوسط طول مسیر محاسبه‌شده نیز روش پیشنهادی نتایج بهتری را نسبت به الگوریتم ژنتیک از خود نشان داده است.

یکی از دلایل مهم این بهینگی در عملکرد این است که جهش در آنتی‌بادی‌ها (مسیرهای تصادفی) با توجه به میزان میل پیوندی که با آنتی‌ژن (مسیر مستقیم بین مبدأ و مقصد) دارند صورت می‌گیرد. به عبارت ساده‌تر میزان تغییرات متناسب با مناسب بودن مسیر اتفاق می‌افتد در حالی که این موضوع در الگوریتم ژنتیک مقدار ثابتی است. این خاصیت مهم و کلیدی الگوریتم انتخاب کلونال است. همچنین در این الگوریتم اکثر سلول‌ها برای کلونی‌سازی (تکثیر) انتخاب می‌شوند ولی همه آنها به یک اندازه تکثیر نمی‌یابند بلکه سلول‌هایی که میل پیوندی بالاتر دارند بیشتر تکثیر شده و در مقابل آن سلول‌هایی که میل پیوندی کمتری از خود نشان داده‌اند دچار تغییر بیشتر می‌شوند.

این امر به مرور زمان باعث افزایش میل پیوندی با حفظ تنوع در نسل می‌شود. دلایل دیگر را می‌توان وجود آنتی‌ژن (مسیر بهینه پیشنهادی) و تلاش آنتی‌بادی‌ها (مسیرهای تصادفی) برای تطبیق بیشتر با آن دانست

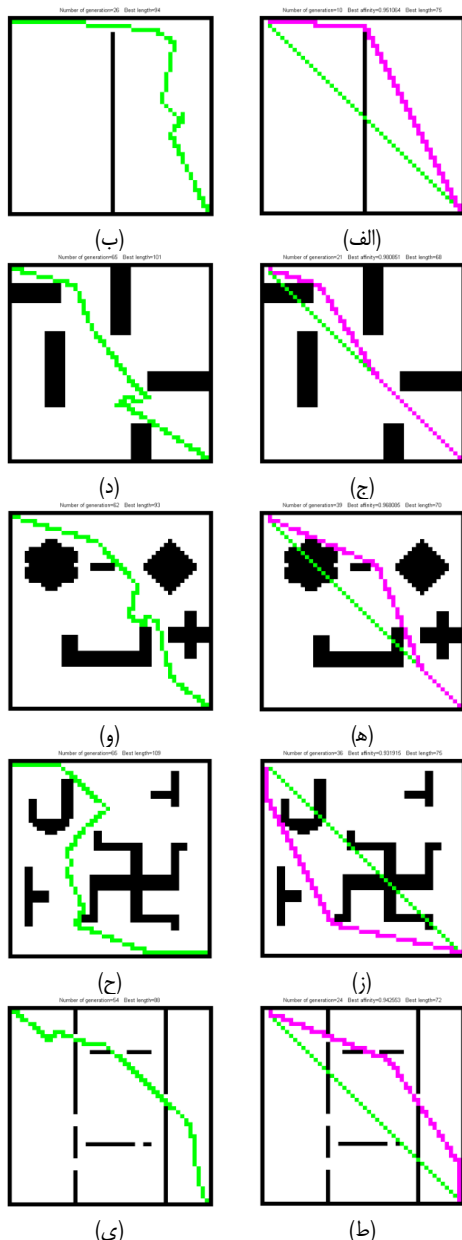
در این محیط‌ها موانع با پیکسل‌هایی به رنگ مشکی و قسمتی از محیط که فاقد مانع است با پیکسل‌های سفیدرنگ در نظر گرفته شده است. این مسئله کار تشخیص برخورد مسیر با موانع را ساده‌تر می‌نماید. برای شمارش تعداد نقاط مشترک مسیر با موانع، الگوریتم پیشنهادی از نقطه مبدأ پیکسل به پیکسل بر روی مسیر تولیدشده حرکت می‌کند. با شمارش تعداد نقاطی از مسیر که بر روی پیکسل‌های مشکی قرار دارند، تعداد نقاط برخورد مسیر با موانع به دست می‌آید. در هر محیط هدفی خاص مد نظر قرار گرفته شد که بر اساس آن، کارایی روش پیشنهادی به چالش کشیده شود. در جدول ۲ خصوصیات و هدف از طراحی هر محیط بیان شده است.

پس از طراحی محیط‌ها، روش پیشنهادی در هر محیط به تعداد ۳۰ بار اجرا گردید. همچنین به‌منظور مقایسه، یک الگوریتم ژنتیک با شرایط یکسان با روش پیشنهادی طراحی و پیاده‌سازی شد و در هر محیط به تعداد ۳۰ بار اجرا گردید. شرایط اجرا برای هر دو کاملاً یکسان در نظر گرفته شد.

طول مسیر و تعداد نسل‌های لازم برای تولید مسیر به‌عنوان معیارهای ارزیابی در این پژوهش در نظر گرفته شده‌اند. برای محاسبه طول مسیر تعداد پیکسل‌های مسیر که در حقیقت تعداد نقاطی است که ربات باید طی نماید تا به مقصد برسد، شمارش می‌گردد. در جدول ۳ خلاصه نتایج حاصل از آزمایش‌های درج‌شده آمده است.

در این جدول درصد موفقیت و درصد بهبود طول مسیر نسبت به روش ژنتیک به ترتیب بر اساس (۱۱) و (۱۲) محاسبه گردیده‌اند. بدین منظور تعداد دفعاتی را که الگوریتم موفق به یافتن جواب شده است با $No_Success$ ، تعداد کل مرتبه‌های اجرا را با $Trial$ ، درصد موفقیت را با $Success_Rate$ ، درصد بهبود طول مسیر نسبت به روش ژنتیک را با $improve$ ، تفاضل طول مسیر در روش ژنتیک با روش انتخاب کلونال را با $Discord$ و طول مسیر در روش ژنتیک را با $Path_Length$ نشان می‌دهیم

$$Success_rate = \frac{No_Success}{Trial} \times 100 \quad (11)$$

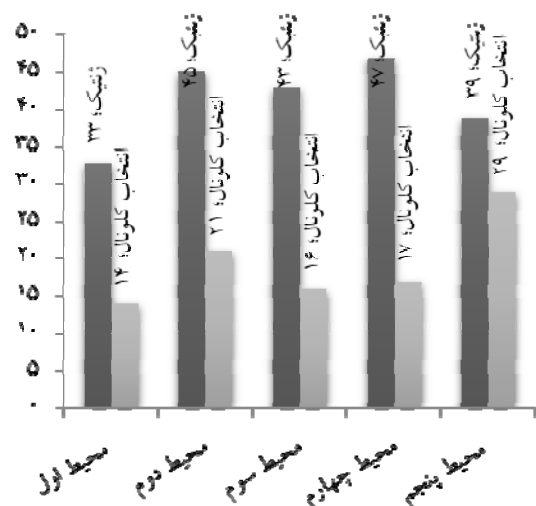


شکل ۸: بهترین پاسخ به‌دست‌آمده در هر محیط توسط روش ژنتیک و انتخاب کلونال (در شکل‌های روش انتخاب کلونال، خط مستقیم بین دو گوشه، کوتاه‌ترین مسیر بین مبدأ و مقصد است که دارای مانع بوده و نقش آنتی‌ژن را دارد و خط دیگر مسیر بهینه به‌دست‌آمده که فاقد برخورد با مانع است). (الف) محیط ۱ با روش انتخاب کلونال، طول مسیر: ۷۵، (ب) محیط ۱ با روش ژنتیک، طول مسیر: ۹۴، (ج) محیط ۲ با روش انتخاب کلونال، طول مسیر: ۶۸، (د) محیط ۲ با روش ژنتیک، طول مسیر: ۱۰۱، (ه) محیط ۳ با روش انتخاب کلونال، طول مسیر: ۷۰، (و) محیط ۳ با روش ژنتیک، طول مسیر: ۹۳، (ز) محیط ۴ با روش انتخاب کلونال، طول مسیر: ۷۵، (ح) محیط ۴ با روش ژنتیک، طول مسیر: ۱۰۹، (ط) محیط ۵ با روش انتخاب کلونال، طول مسیر: ۷۲ و (ی) محیط ۵ با روش ژنتیک، طول مسیر: ۸۸.

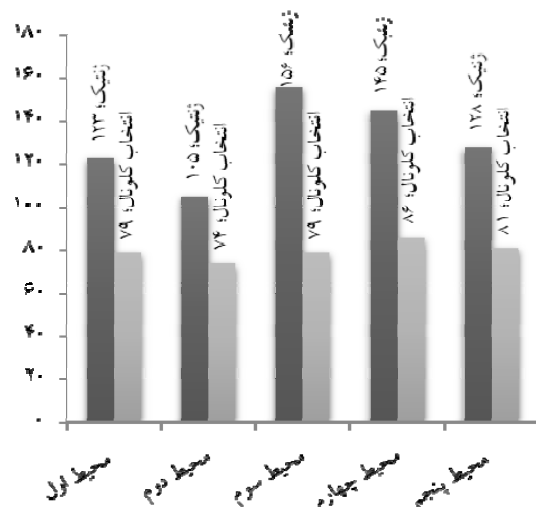
مقایسه در جدول ۴ و شکل ۹ نمایش داده شده است. همان گونه که نتایج نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی توانسته است در تمام محیط‌های آزمایش مسیر بهینه را طراحی نماید. همچنین روش پیشنهادی در مقایسه با روش BPSO توانسته در تمام محیط‌ها از نظر طول مسیر پیشنهادی کارایی بهتری را از خود نشان دهد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی برای مسیریابی ربات با استفاده از الگوریتم انتخاب کلونال ارائه گردید. روش پیشنهادشده از تمام ویژگی‌های انتخاب کلونال



شکل ۶: مقایسه متوسط تعداد نسل‌های لازم.



شکل ۷: مقایسه متوسط طول مسیر محاسبه‌شده.

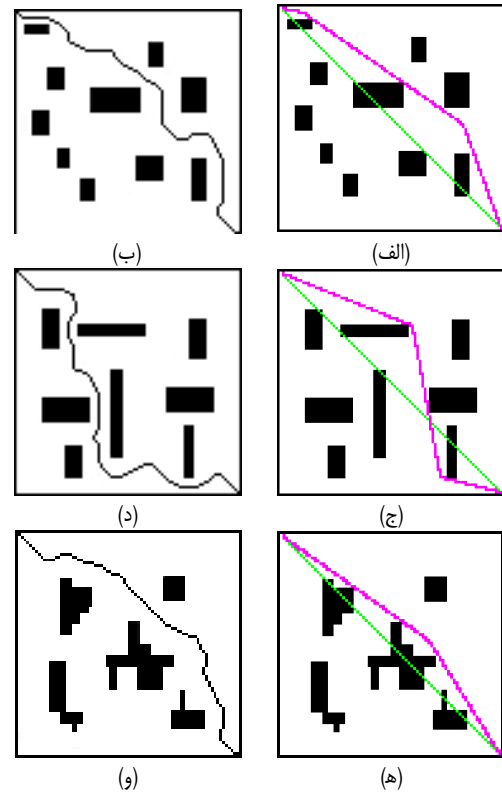
که الگوریتم ژنتیک فاقد این عملکرد بوده و در هر نسل تلاش می‌شود شایستگی آن نسبت به نسل قبل‌تر افزایش یابد. در شکل ۸ بهترین پاسخ هر الگوریتم در هر محیط جهت مقایسه نشان داده شده است.

به‌منظور ارزیابی جامع‌تر الگوریتم پیشنهادی، کارایی الگوریتم با روش پیشنهادی ارائه‌شده در [۴۰] مقایسه گردید. این کار پژوهشی، الگوریتمی بر پایه ترکیبی از الگوریتم‌های ازدحام گروهی ذرات (PSO)، الگوریتم جغرافیای زیستی (BBO) و شبکه تقریب مرزی ورونی است که برای محیط ایستا ارائه شده است. ایده به‌کاررفته در مقاله این است که از استراتژی به‌روزرسانی موقعیت در الگوریتم ازدحام گروهی ذرات (PSO) به‌منظور افزایش تنوع جمعیتی در الگوریتم بهینه‌سازی جغرافیای زیستی (BBO) استفاده نماید و به کمک این الگوریتم ترکیبی که در تحقیق مذکور با نام اختصاری BPSO نامیده می‌شود، مسیر به‌دست‌آمده را از طریق شبکه تقریب مرزی ورونی بهینه‌سازی کند.

برای انجام مقایسه الگوریتم BPSO با روش پیشنهادی از پارامترهای ارائه‌شده در پژوهش [۴۰] استفاده گردید. معیار ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها طول مسیر در نظر گرفته شد و الگوریتم‌ها بر روی سه محیط (محیط‌های a, b و c) ارائه‌شده در پژوهش [۴۰] پیاده‌سازی گردید. نتایج حاصل از این

1. Particle Swarm Optimization
2. Biogeography-Based Optimization

- [3] H. Miao and Y. C. Tian, "Robot path planning in dynamic environments using a simulated annealing based approach," in *Proc. 10th Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV'08*, pp. 1253-1258, Hanoi, Vietnam, 17-20 Dec. 2008.
- [4] H. M. Choset, *Principles of Robot Motion: Theory, Algorithms, and Implementation*, MIT Press, 2005.
- [5] E. Masehian and D. Sedighzadeh, "Classic and heuristic approaches in robot motion planning-a chronological review," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 23, no. 5, pp. 255-260, 2007.
- [6] T. Back, *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice: Evolution Strategies, Evolutionary Programming, Genetic Algorithms*, Oxford University Press, 1996.
- [7] H. C. Huang, "Intelligent motion control for omnidirectional mobile robots using ant colony optimization," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 27, no. 3, pp. 151-169, 2013.
- [8] M. A. Contreras-Cruz, V. Ayala-Ramirez, and U. H. Hernandez-Belmonte, "Mobile robot path planning using artificial bee colony and evolutionary programming," *Applied Soft Computing*, vol. 30, pp. 319-328, May 2015.
- [9] N. Zeng, H. Zhang, Y. Chen, B. Chen, Y. Liu, and B. Shen, "Path planning for intelligent robot based on switching local evolutionary PSO algorithm," *Assembly Automation*, vol. 36, no. 2, pp. 120-126, 2016.
- [10] M. Reza, S. K. Satapathy, S. Pattnaik, and D. R. Panda, "Optimized point robot path planning in cluttered environment using GA," in *Proc. of Fifth Int. Conf. on Soft Computing for Problem Solving*, vol. 436, pp. 475-485, 2016.
- [11] W. Qu, S. Jia, and X. Zhao, "Environment exploration and recognition for mobile robot using immune algorithm and objectness measure," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Mechatronics and Automation, ICMA'15*, pp. 2226-2231, Beijing, China, 2-5 Aug. 2015.
- [12] J. H. Walker and S. M. Garrett, "Dynamic function optimisation: comparing the performance of clonal selection and evolution strategies," in *Proc. Int. Conf. Artificial Immune Systems, ICARIS'03*, pp. 273-284, 2003.
- [13] G. C. Silva and D. Dasgupta, *A Survey of Recent Works in Artificial Immune Systems*, in *Handbook on Computational Intelligence: vol. 2, Evolutionary Computation, Hybrid Systems, and Applications*, Ed: World Scientific, pp. 547-586, 2016.
- [14] A. Raza and B. R. Fernandez, "Immuno-inspired robotic applications: a review," *Applied Soft Computing*, vol. 37, pp. 490-505, 2015.
- [15] X. Hu, "Clonal selection based mobile robot path planning," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Automation and Logistics, ICAL'08*, pp. 437-442, Qingdao, China, 1-3 Sept. 2008.
- [16] L. Wang and B. Hirsbrunner, "An evolutionary algorithm with population immunity and its application on autonomous robot control," in *Proc. Congress on Evolutionary Computation, CEC'03, the vol. 1*, pp. 397-404, Canberra, Australia, 2003.
- [17] N. K. Jerne, "The immune system," *Scientific American*, vol. 229, no. 1, pp. 52-63, Jul. 1973.
- [18] C. A. Janeway, "The immune system evolved to discriminate infectious nonself from noninfectious self," *Immunology Today*, vol. 13, no. 1, pp. 11-16, 1992.
- [19] M. D. Mannie, "Immunological self/nonself discrimination," *Immunologic Research*, vol. 19, no. 1, pp. 65-87, Feb. 1999.
- [20] P. Marrack and J. W. Kappler, "How the immune system recognizes the body," *Scientific American*, vol. 269, no. 3, pp. 80-89, Sept. 1993.
- [21] J. D. Farmer, N. H. Packard, and A. S. Perelson, "The immune system, adaptation, and machine learning," *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 22, no. 1-3, pp. 187-204, Oct./Nov. 1986.
- [22] A. A. Freitas and J. Timmis, "Revisiting the foundations of artificial immune systems for data mining," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 11, no. 4, pp. 521-540, Aug. 2007.
- [23] Y. Tenne and S. W. Armfield, "A novel evolutionary algorithm for efficient minimization of expensive black-box functions with assisted-modelling," in *Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC'06*, pp. 3219-3226, Vancouver, BC, Canada, 16-21 Jul. 2006.
- [24] L. Xu, M. Y. Chow, J. Timmis, and L. S. Taylor, "Power distribution outage cause identification with imbalanced data using artificial immune recognition system (AIRS) algorithm," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 22, no. 1, pp. 198-204, Feb. 2007.
- [25] J. Greensmith, U. Aickelin, and S. Cayzer, "Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection," *Artificial Immune Systems*, vol. 3267, pp. 153-167, 2005.



شکل ۹: بهترین پاسخ به دست آمده در هر محیط توسط روش BPSO و انتخاب کلونال (در شکل‌های روش انتخاب کلونال، خط مستقیم بین دو گوشه، کوتاه‌ترین مسیر بین مبدأ و مقصد است که دارای مانع بوده و نقش آنتی‌ژن را دارد و خط دیگر مسیر بهینه به دست آمده که فاقد برخورد با مانع است). (الف) محیط a، روش انتخاب کلونال، (ب) محیط a، روش BPSO، (ج) محیط b، روش انتخاب کلونال، (د) محیط b، روش BPSO، (ه) محیط c، روش انتخاب کلونال و (و) محیط c، روش BPSO.

جدول ۴: نتایج کسب شده از روش BPSO و انتخاب کلونال.

الگوریتم	بهترین مسیر	میانگین مسیره‌ها	بدترین مسیر	محیط
BPSO	۱۴۴	۱۴۴	۱۴۴	محیط a
انتخاب کلونال	۱۲۹	۱۴۳	۱۵۵	محیط a
BPSO	۱۵۳	۱۵۳	۱۵۳	محیط b
انتخاب کلونال	۱۴۱	۱۴۹	۱۵۸	محیط b
BPSO	۱۲۲	۱۲۲	۱۲۲	محیط c
انتخاب کلونال	۱۱۰	۱۱۴	۱۱۱	محیط c

بهره می‌برد. نتایج کسب شده از آزمایش‌های طراحی شده در محیط‌های مختلف نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک نتایج بهتری را در خصوص معیارهای ارزیابی طول مسیر و تعداد نسل کسب می‌نماید. به خصوص با افزایش موانع مقعر و نیز افزایش رئوس موانع، روش پیشنهادی عملکردی بهینه‌تر از خود نشان می‌دهد. رویکرد پیشنهادی قابل بهبود بوده و می‌تواند با تغییراتی در عملکرد برای محیط‌های پویا نیز به کار رود. در پژوهش‌های بعدی تلاش خواهد گردید تا با توسعه رویکرد پیشنهادی، روشی نوین و کارا برای حل مسئله مسیریابی ربات در محیط‌های پویای ناشناخته پیشنهاد گردد.

مراجع

- [1] J. C. Latombe, *Robot Motion Planning*, Springer, pp. 100-107, 1991.
- [2] D. J. Cook, "Adding intelligence to robot arm path planning using a graph-match analogical reasoning system," in *Proc. of the IEEE/R SJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 657-662, Raleigh, NC, USA, 7-10 Jul. 1992.

[40] H. Mo and L. Xu, "Research of biogeography particle swarm optimization for robot path planning," *Neurocomputing*, vol. 148, pp. 91-99, Jan. 2015.

سیدعلی دانش‌نیا در سال ۱۳۷۸ مدرک کارشناسی مهندسی مکانیک را از دانشگاه هرمزگان و در سال ۱۳۹۵ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی نرم‌افزار خود را از دانشگاه پیام نور واحد قشم دریافت نمود. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده مهندسی نرم‌افزار، رباتیک و سیستم‌های مدیریت فرآیندهای کسب و کار می‌باشد.

شهرام گلزاری تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر-نرم‌افزار به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۷ و ۱۳۸۰ از دانشگاه‌های صنعتی اصفهان و صنعتی امیرکبیر و در مقطع دکتری علوم کامپیوتر-هوش مصنوعی در سال ۱۳۹۰ از دانشگاه پوترای مالزی به پایان رسانده است و هم‌اکنون استادیار گروه مهندسی برق و کامپیوتر دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه هرمزگان می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: محاسبات زیست‌ملمهم، داده‌کاوی، یادگیری ماشین کاربردی و یادگیری عمیق.

عباس حریفی در سال ۱۳۸۱ مدرک کارشناسی مهندسی برق-کنترل خود را از دانشگاه شیراز و در سال‌های ۱۳۸۴ و ۱۳۸۹ به ترتیب مدرک کارشناسی ارشد و دکتری مهندسی برق-کنترل خود را از دانشگاه تبریز دریافت نمود. دکتر عباس حریفی از سال ۱۳۸۹ استادیار گروه مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه هرمزگان می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نام‌برده متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند رباتیک، یادگیری عمیق، یادگیری تقویتی، سیستم‌های کنترل هوشمند و سیستم‌های کنترل بهینه است.

عباسعلی رضائی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد سخت‌افزار کامپیوتر به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۷ و ۱۳۸۰ از دانشگاه شهید بهشتی و دانشگاه اصفهان و دکتری سخت‌افزار کامپیوتر خود را در سال ۱۳۹۲ از دانشگاه علوم و تحقیقات تهران به پایان رسانده است. وی هم‌اکنون دانشیار دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه پیام نور می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: شبکه‌های کامپیوتری، شبکه‌های حسگر بی‌سیم و شبکه‌های توزیع شده.

- [26] E. Hart and J. Timmis, "Application areas of AIS: the past, the present and the future," *Applied Soft Computing*, vol. 8, no. 1, pp. 191-201, Jan. 2008.
- [27] Y. Zhong, L. Zhang, J. Gong, and P. Li, "A supervised artificial immune classifier for remote-sensing imagery," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, no. 12, pp. 3957-3966, Dec. 2007.
- [28] U. Aickelin and S. Cayzer, "The danger theory and its application to artificial immune systems," arXiv preprint arXiv: 0801.3549, 2008.
- [29] M. Ayara, J. Timmis, R. de Lemos, L. N. de Castro, and R. Duncan, "Negative selection: how to generate detectors," in *Proc. of the 1st Int. Conf. on Artificial Immune Systems, ICARIS'02*, pp. 89-98, Canterbury, UK, Sept. 2002.
- [30] L. N. De Castro and F. J. Von Zuben, "Learning and optimization using the clonal selection principle," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 3, pp. 239-251, Jun. 2002.
- [31] A. Coutinho, "The network theory: 21 years later," *Scandinavian J. of Immunology*, vol. 42, no. 1, pp. 3-8, Jul. 1995.
- [32] J. Kim and P. J. Bentley, "Immune memory in the dynamic clonal selection algorithm," in *Proc. of the 1st Int. Conf. on Artificial Immune Systems, ICARIS'02*, vol. 1, pp. 59-67, Canterbury, UK, Sept. 2002.
- [33] J. Kim and P. J. Bentley, "A model of gene library evolution in the dynamic clonal selection algorithm," in *Proc. of the 1st Int. Conf. on Artificial Immune Systems, ICARIS'02*, pp. 175-182, Canterbury, UK, Sept. 2002.
- [34] A. Secker, A. A. Freitas, and J. Timmis, "AISEC: an artificial immune system for e-mail classification," in *Proc. The Congress on Evolutionary Computation, CEC'03*, vol. 1, pp. 131-138, Dec. 2003.
- [35] J. Timmis, T. Knight, L. N. de Castro, and E. Hart, *Computation in Cells and Tissues*, Berlin: Springer, pp.51-91, 2004.
- [36] R. Larson and R. P. Hostetler, *Precalculus: A Concise Course: Cengage Learning*, 2006.
- [37] L. Deng, X. Ma, J. Gu, and Y. Li, "Mobile robot path planning using polyclonal-based artificial immune network," *J. of Control Science and Engineering*, vol. 2013, Article ID 416715, 13 pp., 2013.
- [38] C. Huizar, O. Montiel-Ross, R. Sepulveda, and F. J. D. Delgadillo, "Path planning using clonal selection algorithm," *Recent Advances on Hybrid Intelligent Systems*, vol. 451, pp. 303-312, 2013.
- [39] H. Miao and Y. C. Tian, "Dynamic robot path planning using an enhanced simulated annealing approach," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 222, pp. 420-437, Oct. 2013.