

جستجوی گروهی ربات‌ها با استفاده از بهینه‌سازی گروه ذرات

۱ محمد حسن زاده، ۲ محمد رضا میبدی، ۳ سعید شیری قیداری

mdhassanzd@aut.ac.ir^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد گروه کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی امیرکبیر،

mmeybodi@aut.ac.ir^۲ عضو هیأت علمی گروه کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی امیرکبیر،

shiry@aut.ac.ir^۳ عضو هیأت علمی گروه کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی امیرکبیر،

با یکدیگر کار می‌کنند تا یک یا چندین هدف را مکانیابی^۴ کنند. موضوع تحقیقاتی جذاب و جدید گروه ربات در [۱۰] توسعه داده شده و ویژگی‌های کلی مکانیکی و الکترونیکی آن ذکر شده‌اند. درباره چگونگی استفاده از گروه ربات‌های مینیاتوری برای عیوب‌یابی موتور هواییما یا دیگر وسایل موتوری صنعتی [۱۱] تحقیقاتی صورت گرفته است. اطلاعات جامعی درباره مؤلفه‌های سخت‌افزاری گروه ربات‌ها در [۱۲] ارائه شده است. در [۱۳] با ارائه یک بسط از الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات و استفاده از آن در سیستم‌های چند رباتی، کاربرد همکاری گروه ربات‌ها را در جلوگیری از برخورد به مانع^۵ به کار می‌برد. در [۱۴] با استفاده از الگوریتم ژنتیک یک کنترل کننده همکارانه برای مکانیسم حرکتی گروه ربات‌ها ارائه شده است. همچنین یک استراتژی تطبیقی برای مکانیابی چندین هدف توسط گروه ربات‌ها در [۱۵] توسعه داده شده است.

در [۸، ۹] به منظور عمل جستجوی هدف توسط گروه ربات‌ها، الگوریتمی بر مبنای PSO [۱۱] ارائه شده است. هدف ما در این مقاله بهبود الگوریتم ارائه شده در [۸، ۹] توسط ارائه الگوریتم جستجوگر ترکیبی (CE)^۶ است. جستجوگر ترکیبی با استفاده از نسخه بهینه‌سازی گروه ذرات دینامیک برگرفته از [۴، ۵] سعی بر تسریع و بهبود عمل جستجوی هدف گروه ربات‌ها شده است. الگوریتم پیشنهادی دارای دو مرحله جستجوی هدف می‌باشد: در ابتدا به صورت تصادفی ربات‌ها حرکت می‌کنند تا به محدوده پوشش سیگنال هدف برسند و پس از آن هر یک از ربات‌ها در یک همسایگی سراسری و یک همسایگی محلی از ربات‌های دیگر گروه اقدام به بهینه کردن سیگنال هدف توسط الگوریتم PSO دینامیک می‌کنند.

ادامه این مقاله به صورت زیر تنظیم شده است: در بخش ۲ بهینه سازی گروه ذرات و PSO دینامیک معرفی می‌شود. بخش ۳ درباره چگونگی نگاشت فضای جستجوی بهینه سازی گروه ذرات به گروه ربات‌ها بحث می‌کند و نحوه فرمول کردن این مدل را معرفی می‌کند. در بخش ۴ نیز الگوریتم پیشنهادی توضیح داده می‌شود. بخش ۵ به شبیه‌سازی نرم‌افزاری گروه ربات‌ها می‌پردازد. در بخش ۷ نیز نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

چکیده

بهینه‌سازی گروه ذرات را می‌توان به عنوان یکی از ابزارهای معتبر مدل‌سازی و کنترل رباتیک استفاده کرد. جستجوی هدف در محیط یکی از مسائل محبوب رباتیک می‌باشد. در این مقاله با نگاشت الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات به محیط واقعی رباتیک، از این الگوریتم جهت انجام عمل جستجوی هدف استفاده شده است. در راستای استفاده بهینه سازی گروه ربات در کاربردهای رباتیکی، یک الگوریتم مدل‌سازی گروه ربات به نام جستجوگر ترکیبی ارائه می‌شود. الگوریتم ارائه شده دارای دو فاز می‌باشد: (۱) فاز حرکت تصادفی ربات‌ها تا رسیدن به محدوده پوششی سیگنال هدف. (۲) بهینه کردن سیگنال هدف و حرکت همکارانه به سمت هدف. به منظور بدست آوردن یک دید جامع نسبت به تأثیر پارامترهای گروه ربات‌ها در قسمت آزمایش‌های مقاله تأثیر تعداد ربات‌ها و شعاع ارتباطاتی میان آنها را بر کارایی الگوریتم بررسی شده است. همچنین کارایی الگوریتم پیشنهادی را در هر دو حالت هدف ثابت و هدف متحرک محاسبه نموده‌ایم.

واژه‌های کلیدی

جستجوی هدف، بهینه‌سازی گروه ذرات، گروه ربات‌ها، هوش گروهی، رباتیک.

۱- مقدمه

بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO)^۱ [۱۱، ۲] یک الگوریتم جستجوی تصادفی بر مبنای جمعیت است که برای اولین بار توسط کنندی معرفی شد. سیستم‌های گروه ربات‌ها^۲ [۳] را می‌توان با استفاده از نسخه‌های توسعه یافته PSO مانند: PSO دینامیک [۴، ۵]، PSO همکارانه [۶] و الگوریتم‌های تکاملی دیگر نظیر الگوریتم ژنتیک [۷] شبیه‌سازی کرده و به صورت همکارانه کنترل کرد. الگوریتم PSO از طبیعت الهام گرفته است و مشابه روند موازی طبیعت اجرا می‌شود. گروه ربات‌ها^۳ [۸] به صورت اجتناب ناپذیری شامل عملیات‌های مواری غیر همزمان می‌باشند. از این‌رو می‌توان از PSO به عنوان ابزاری برای مدل‌سازی گروه ربات‌ها استفاده کرد.

در زمینه سیستم‌های رباتیک گروهی^۴ [۹] به جستجوی هدف^۵ توجه بسیاری شده است. در این مسأله، گروهی از ربات‌های خودکار

localize^۶
Obstacle avoidance^۷
Combined Explorer (CE)^۸

Particle Swarm Optimization (PSO)^۱
Swarm robot^۲
Target searching^۳

که w وزن اینرسی است که در بازه $(1,0)$ مقداردهی اولیه می-شود. بهترین ذرهای $k+1$ امین نسل متشكل از بهترین ذرهای k امین نسل و $k-1$ نسل قبل میباشد. $[0.6,1.2] \in a,b$ اندیس وزن میباشند که بر مبنای مسایل مختلف در این بازه انتخاب میشوند. این ضرایب معرف درجه اهمیت بهترین موقعیت i امین ذره و بهترین موقعیت k امین نسل کلونی ذره میباشد. *endgen* معرف حداکثر تعداد تکرار میباشد. ثابت c ، ثابت شتاب است که کنترل میکند یک ذره در یک بار تکرار چقدر حرکت خواهد کرد.

۳- مکانیسم جستجوی هدف

زمانی کارگران معدن با بلایای طبیعی یا حادثه روبرو میشوند، آنها ارتباط خود را با محیط خارج از دست میدهند. متأسفانه جستجو در این گونه موقعیتی بسیار سخت میباشد. گروه رباتها میتوانند در اینگونه موقع وظیفه انجام مأموریت را به جای انسانها بر عهده بگیرند. با توسعه PSO به یک مدل جستجوی گروهی رباتها، مسئله جستجوی هدف $[8,9]$ را حل میکند. هر ربات دارای یک سنسور برای تشخیص شدت سیگنال منتشر شده از هدف است. ویژگی های ذکر شده تنها به دلیل دریافت های پیوسته منبع سیگنال در نظر گرفته میشود. در واقع، نوع های مختلفی از سیگنال در محیط وجود دارد. همانند کنترل گروه رباتها $[13-15]$ در عملیات های جستجو و نجات معدن های زغال سنگ، در مسئله مورد بحث ما نیز نوع های ناهمگنی از سیگنال مانند موج های RF در محیط وجود دارند ربات های مختلف نرخ نمونه برداری و تأخیر های ارتباطی متفاوتی دارند $[8,9]$. این موارد باعث میشود که ربات ها در حالت غیرهمzman فعالیت کنند. در نتیجه سعی میشود که ویژگی های موازی غیرهمzman PSO را در سیستم کنترلی رباتها جاسازی کنیم. برای ساده کردن عملیات شبیه سازی $[8,9]$ در ادامه ما از مدل ریاضی زیر برای تولید شدت سیگنال هر نقطه از محیط استفاده میکنیم:

$$I(d) = \begin{cases} 0 & d > r \\ \frac{P}{d^2} + \eta(0) & d \leq r \end{cases} \quad (4)$$

رابطه (۴) قانون معکوس مجذور فاصله با شدت سیگنال را ارضا میکند، که در آن P قدرت سیگنال میباشد، d فاصله ربات به هدف، r شاعع تشخیص سنسور و η نویز گاوی نمونه برداری است. بنابراین اگر فاصله از هدف بیشتر از برد سنسور باشد بنابراین $I(d)=0$ خواهد بود. همچنین به منظور مدل کردن سیستم رباتیک گروهی $[8,9]$ به بهینه سازی گروه ذرات $[1,2]$ و اعمال محدودیت ها میتوان از رابطه (۵) استفاده کرد. سرعت حرکت ربات به ظرفیت حرکتی ربات وابسته میباشد، برای مثال سینماتیک و محدودیت های دینامیکی ربات باید ارضا شوند. رابطه (۵) به منظور ساده سازی ماکسیمم سرعت حرکت ربات تعریف شده است، v_{max} ماکسیمم سرعت حرکت ربات میباشد.

۲- بهینه سازی گروه ذرات دینامیک

بهینه سازی گروه ذرات (PSO) [۱], [۲] برای اولین بار توسط کندی و ابرهارت معرفی شد. PSO یک تکنیک بهینه سازی تصادفی است که میتوان آنرا به رفتار دسته ای پرندگان یا رفتار اجتماعی گروهی از مردم نسبت داد. از PSO برای حل محدوده وسیعی از مسایل بهینه سازی شامل: آموزش شبکه های عصبی و بهینه سازی تابع ها استفاده شده است. PSO استاندارد در [۱], [۲] با جزئیات فراوان توضیح داده شده است.

مدل PSO [۱], [۲] بر مبنای دو فاکتور است: (۱) حافظه مربوط به خود، که بهترین موقعیت قبلی هر یک از ذرهای گروه را با خاطر میسپارد. (۲) دانش عمومی، که بهترین راه حلی است که تاکنون در جمعیت پیدا شده. در [۴], [۵] یک فرمول برای بهنگام-سازی سرعت ذرهای ارائه شده است. این رابطه ترکیبی از بهترین موقعیت بدست آمده فردی، بهترین موقعیت بدست آمده همسایگی ذرهای PSO و بهترین موقعیت کل جمعیت PSO میباشد. در الگوریتم PSO [۱], [۲]، اطلاعات بهترین موقعیت ذره و بهترین موقعیت سراسری برای نسل بعدی ذرهای به اشتراک گذاشته میشود. در ادامه یک الگوریتم PSO بر مبنای همسایگی محلی و سراسری معرفی میشود، که تمامی ذرات از بهترین اطلاعات خودشان، بهترین ذره سراسری و بهترین ذره گروهی استفاده میکنند.

فضای جستجو ارائه شده در [۴], [۵]-بعدی بوده و جمعیت m ذره دارد. i امین ذره معرف یک بردار D -بعدی ...

$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ در فضای جستجو مشخص میکند و موقعیت هر ذره پاسخ مورد نظر میباشد. میتوان مقدار (شاپیستگی) ذره را با قرار دادن موقعیتش در تابع هدف معین شده بدست آوریم. سرعت i امین ذره یک بردار $pbest_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ است. $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$

بهترین موقعیت i امین ذره، $lbest_{id} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ بهترین موقعیت همسایگی و $gbest = (p_1, p_2, \dots, p_m)$ بهترین موقعیت فضای سراسری میباشد. پس از پیدا کردن بهترین مقدار، سرعت و موقعیت ذرهای بوسیله فرمول های (۱-۳) بهنگام میشود.

$$v_{id}(k+1) = wv_{id}(k)$$

$$+ r_{1id} \left(\begin{array}{l} (a+1/(endgen+1-k)) \\ \times (pbest_{id}(k) - x_{id}(k)) \end{array} \right) \quad (1)$$

$$+ \left(\begin{array}{l} (b-1/(endgen+1-k)) \\ \times (lbest_{id}(k) - x_{id}(k)) \end{array} \right) \quad (2)$$

$$+ cr_{2id} (gbest_d(k) - x_{id}(k)) \quad (3)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (2)$$

$$lbest_i(k+1) = lbest_i(k-1, k-2, \dots, 1) \quad (3)$$

Union

Algorithm 1: Combined Explorer

initialize swarm robot environment: search space ($[0, 0]$ as origin coordinate), target position (T), target signal Power (P), number of robots (NR), communication range (CR), detection range (DR), Maximum epoch (ME), weighting coefficients (c_1, c_2, c_3) and random numbers ($r_1, r_2, r_3 \in [0, 1]$) of personal, global and local experiences, inertia weight (w) and maximum velocity (v_{max}).

define swarm robot components: position (x), velocity (v), signal (I), personal best position ($pbest$), personal best signal intensity ($pbestsig$), global best position ($gbest$), global best signal intensity ($gbestsig$) and best local intensity ($lbest$).

```

for  $i \in [1 \dots ME]$  do
     $d = \|x_j - T\|$ 
    for  $j \in [1, NR]$  do
        if  $d > DR$  then //Stochastic swarm robot search
             $v_j = wv_j + \eta(0,1)$  // Updating  $j$ th robot's velocity.
            Check velocity conditions based on (5).
             $x_j = x_j + v_j$  // Updating  $j$ th robot's position.
             $I_j = 0$ 
        else if  $d \leq DR$  then //Cooperative swarm robot
            search
            Calculate  $j$ th robot's neighborhood and set  $lbest_j$ .
             $lbest_j = \min \{ \|x_j - x_k\| < CR \mid \forall k \in [1, NR] - j\}$ 
            if  $I_j > pbestsig_j$  then
                 $pbestsig_j = I_j \&& pbest_j = x_j$ 
            if  $pbestsig_j > gbestsig$  then
                 $gbestsig = pbestsig_j \&& gbest = pbest_j$ 
                 $v_j = wv_j + c_1r_1(pbest_j - x_j)$ 
                 $+ c_2r_2(gbest - x_j) + c_3r_3(lbest_j - x_j)$ 
            Check velocity constraints based on (5).
             $x_j = x_j + v_j$ 
             $I_j = \frac{P}{d} + \eta()$  //Calculate  $j$ th robot signal intensity
        end if
    end for
end for

```

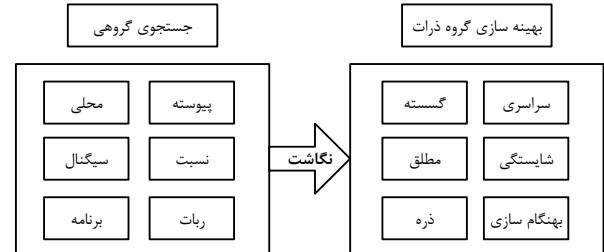
شکل ۲- شبیه کد جستجوگر ترکیبی

۵- شبیه سازی گروه رباتها

فرض کنید که یک هدف ثابت در یک ناحیه دو بعدی بدون هیچگونه مانعی قرار گرفته است و گروهی از ربات‌های مشابه برای جستجوی این هدف در قسمتی از محیط مقداردهی اولیه شده‌اند (شکل (۳) را ببینید).

$$v_{k+1}^i = \begin{cases} v_{max} & v_{k+1}^i > v_{max} \\ 0 & v_{k+1}^i < 0 \\ v_{k+1}^i & 0 \leq v_{k+1}^i \leq v_{max} \end{cases} \quad (5)$$

۴- الگوریتم گروه ربات‌های جستجوگر ترکیبی هوش گروهی [۱، ۲] از موجودات اجتماعی الهام گرفته است، که با دنبال کردن قانون‌های ساده و تعامل‌های محلی شکوفا می‌شود. عموماً از PSO به عنوان یک ابزار مفید برای بهینه‌سازی تابع‌های غیر خطی استفاده می‌شود. ذره‌های مجازی بوسیله بهترین موقعیتی که دارای شایستگی بهینه می‌باشد، راهنمایی می‌شوند. در یک رویکرد تکراری سرعت و موقعیت ذره‌ها قدم به قدم بهنگام می‌شوند. ذره‌ها اطلاعات کاملی نسبت به موقعیت خودشان و ذره‌های همسایه دارند. این اعمال بر مبنای گروه ربات‌ها انجام می‌شود که هوش گروهی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی پایه آن می‌باشند. تک تک ذره‌ها از یک قانون ساده نیز تبعیت می‌کنند، جستجو برای یک یا چندین هدف بوسیله تعاملات محلی. تفاوت میان PSO و جستجوی گروه ربات‌ها در شرایط و پیچیدگی محیط پیاده‌سازی می‌باشد. شکل ۱ نگاشت میان دو محیط جستجوی گروهی ربات‌ها و الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات را نشان می‌دهد. کلمات کلیدی به کار برده شده این شکل بیان کننده یک سری نگاشت یک به یک میان دو محیط می‌باشد. زیرا این دو موضوع هم محتوا به راحتی می‌توانند به محیط یکدیگر انتقال یابند.



شکل ۱- نگاشت جستجوی گروهی به بهینه سازی گروه ذرات

در بخش‌های گذشته به بررسی طبیعت گروه ربات‌ها و چگونگی نگاشت آن به فضای بهینه‌سازی گروه ذرات پرداختیم. شکل ۲، الگوریتم جستجوگر ترکیبی می‌باشد که دارای دو فاز جستجوی تصادفی و جستجوی همکارانه ربات‌ها می‌باشد. ربات‌ها تا زمانیکه به محدوده تشخیص سیگنال هدف نرسیده‌اند موقعیت خود را به صورت تصادفی تغییر می‌دهند، اما به محض اینکه داخل این محدوده شده و سیگنال ضعیفی را دریافت می‌کنند، اقدام به مشارکت گروهی کرده و موقعیت خود را با استفاده از همسایگی محلی خود و موقعیت ربات‌های دیگر بهنگام کرده و حرکت می‌کنند. با نزدیک شدن به هدف شدت سیگنال دریافتی افزایش می‌یابد و ربات‌ها به سمت هدف مورد نظر جذب می‌شوند.

تجربه سراسری برابری می‌باشد، می‌توان دید که تقریباً تمامی ربات‌ها یک مسیر نزدیک به هم را طی می‌کنند. همپوشانی مسیر ربات‌ها به دلیل خاصیت جذب بهترین موقعیت گروه می‌باشد. با افزایش تعداد ربات‌ها تنوع مسیرهای رسم شده، افزایش می‌یابد و ربات‌ها مسیرهای مختلفی را طی می‌کنند، اما با نزدیک شدن به هدف تقریباً همه ربات‌ها به مسیر بهینه همگرا شده و به سمت هدف حرکت می‌کنند. این پدیده از یکی شدن مسیر ربات‌ها در نزدیکی هدف به یک خط مشترک در شکل ۴ آورده شده است.

۵-۲ آزمایش دوم: آنالیز کارایی با تغییر اندازه گروه

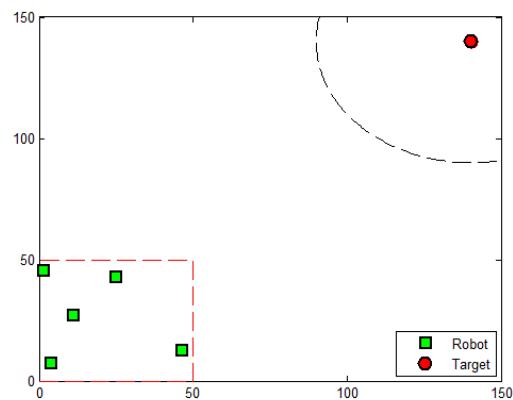
در این آزمایش به منظور ارزیابی کارایی الگوریتم ارائه شده، گروهی از ربات‌ها را در ناحیه‌ای بدون هیچ مانع قرار می‌دهیم. در این آزمایش برد ارتباطی ربات‌ها برابر ۱۰ می‌باشد. هر یک از الگوریتم‌ها ۲۰ بار اجرا شده و تعداد موفقیت، درصد موفقیت، میانگین تعداد تکرار مورد نیاز برای رسیدن به هدف و مسافت طی شده در جدول ۲ گزارش شده است.

با افزایش اندازه گروه درصد موفقیت الگوریتم‌ها افزایش می‌یابد و با احتمال بیشتری گروه ربات‌ها می‌توانند هدف را پیدا کنند. الگوریتم پایدار، الگوریتمی است که در تمامی اجراهای الگوریتم جوابی مناسب و مشابه را بدست آورده. از میان الگوریتم‌های ارائه شده، الگوریتم جستجوگر سراسری (GE) پایدارترین الگوریتم می‌باشد، زیرا این الگوریتم همواره توانسته با موفقیت به هدف برسد. کارایی الگوریتم جستجوگر ترکیبی (CE) از الگوریتم جستجوگر محلی (LE) بهتر می‌باشد. این الگوریتم مسافت کمتری نیز برای رسیدن به هدف طی می‌کند. درست است که الگوریتم CE نسبت به GE پایداری چندانی ندارد اما همواره باید توازن میان محدودیت‌ها را نیز در نظر گرفت. بنابراین با وجود محدودیت‌های سخت گیرانه اعمال شده بر این الگوریتم، باز هم CE کارایی قابل قبولی را ارائه نموده است.

۵-۳ آزمایش سوم: آنالیز کارایی با اندازه گروه ثابت

هدف از این آزمایش ثابت نگاه داشتن اندازه گروه برابر با ۱۰ ربات و اندازه‌گیری کارایی الگوریتم با تغییر اندازه شعاع ارتباط ربات‌ها می‌باشد. این آزمایش‌ها به تعداد ۲۰ بار تکرار شده و میانگین نتایج بدست آمده در شکل ۵ آورده شده است. توجه کنید که شعاع ارتباطی در تمامی این آزمایش‌ها متغیر می‌باشد.

در شکل ۵ - الف الگوریتم GE تعداد تکرار بسیار کمتری برای رسیدن به هدف نیاز دارد زیرا شعاع ارتباطی کل گروه می‌باشد. در الگوریتم CE افزایش برد گروه‌ها تعداد تکرار مورد نیاز برای رسیدن به هدف نیز افزایش می‌یابد، زیرا تعداد ربات‌های بیشتری در یک همسایگی خاص قرار گرفته و همسایگی‌های شلوغ موجب کند شدن فرایند حرکت گروه می‌شود.



شکل ۳- تصویر شماتیک فضای شبیه‌سازی

در این مقاله سه مدل مختلف برای گروه ربات‌ها پیاده‌سازی شده است: الف) الگوریتم جستجوگر سراسری^۷ که بر مبنای توبولوژی PSO معرفی شده در [۱]، [۲] پیاده‌سازی شده است. در این الگوریتم همسایگی ربات‌ها کل گروه بوده و محدودیتی بر روی شعاع ارتباطی آنها اعمال نشده است. ب) مدل جستجوگر محلی^۸ که در آن شعاع ارتباطی ربات‌ها محدود در نظر گرفته می‌شود. ج) مدل جستجوگر که بر مبنای الگوریتم ۱ (شکل ۲) پیاده‌سازی شده و در آن علاوه بر اعمال محدودیت‌های جستجوگر محلی فرض شده است که بهترین موقعیت بدست آمده شده توسط یک مدار مجزا میان ربات‌ها انتشار پیدا می‌کند.

پارامترهای الگوریتم‌های مورد آزمایش در جدول ۱ آورده شده‌اند. هر آزمایش ۲۰ بار تکرار شده است. موقعیت اولیه و سرعت هر یک از ربات‌ها به صورت تصادفی تولید می‌شوند، اما همواره ناحیه شروع در گوشه‌ای از فضای کاری می‌باشد. مسیر حرکت ربات‌ها به صورت تکراری در هر موقعیت محاسبه می‌شود. محاسبات الگوریتم‌ها به صورت غیرهمzman رخ می‌دهند.

جدول ۱- پارامترهای شبیه‌سازی

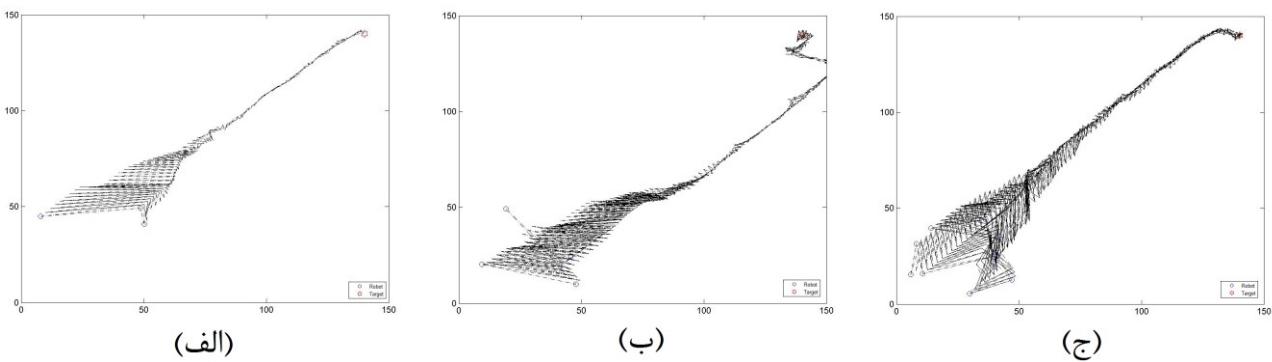
توضیحات	مقدار	سمبل
فضای کاری گروه	۱۵۰*۱۵۰	Search space
اندازه گروه	۳،۵،۸،۱۰،۱۶	Number of Robots (NR)
شعاع ارتباط	۵،۱۰،۲۰،۵۰،۸۰	Communication Range (CR)
شعاع تشخیص هدف	۵۰	Detection Range (DR)
توان سیگنال دریافتی	۱۰۰۰	Target Signal Power (P)
سرعت مаксیمم	۲	Maximum Velocity (V_{max})

۵-۱ آزمایش اول: رسم مسیر

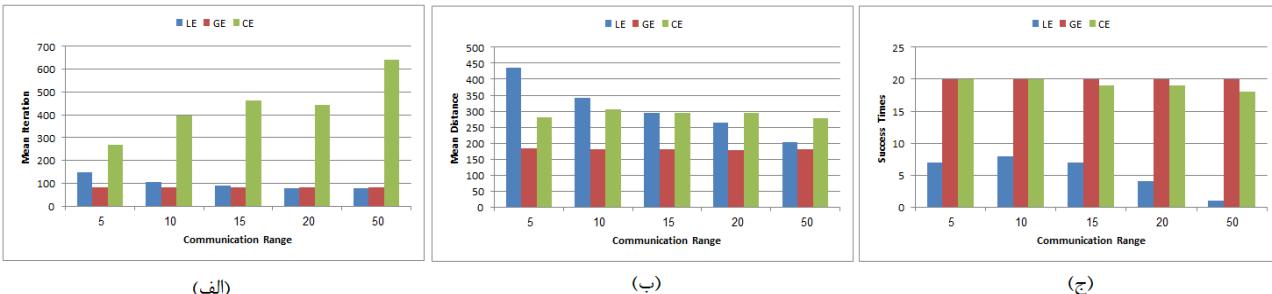
هدف از این آزمایش مشاهده عملیات جستجو توسط ربات‌ها و رسم مسیر طی توسط آنها می‌باشد. در شکل ۴ با تغییر اندازه گروه‌ها و شعاع ارتباطی آنها چندین مسیر رسم شده است. از آنجاییکه ضریب در نظر گرفته شده برای بهترین تجربه شخصی و بهترین

^۷ Global Explorer (GE)

^۸ Local Explorer (LE)



شکل ۴ - رسم مسیر گروه ربات‌ها: (الف) $NR = 10, CR = 20$ (ب) $NR = 5, CR = 10$ (ج) $NR = 3, CR = 5$



شکل ۵ - تغییر شعاع ارتباطی ربات‌ها و محاسبه: (الف) میانگین تعداد تکرار ب) میانگین مسافت پیموده شده (ج) میانگین تعداد موفقیت‌ها.

آزمایش‌ها به تعداد ۲۰ بار تکرار شده‌اند و نتایج بدست آمده در جدول ۲ - رابطه میان اندازه گروه، تعداد تکرار و جابجایی. در ستون

گلوبال اکسپلور = GE و محلی اکسپلور = LE و مکالمه اکسپلور = CE
همانطور که از شکل ۶ - الف مشخص است، الگوریتم GE با افزایش تعداد ربات‌ها کماکان پایداری خود را حفظ نموده و همواره به هدف رسید. دلیل پایدار بودن این الگوریتم در انتشار بهترین تجربه کل گروه ربات‌ها میان گروه می‌باشد. الگوریتم CE در تعداد ربات‌های کم بهترین جوابها را دارد، اما با افزایش تعداد ربات‌ها این الگوریتم نیازمند تعداد تکرار بیشتری برای رسیدن به هدف می‌باشد، دلیل این امر در افزایش بیش از حد تبادل اطلاعات میان ربات‌ها می‌باشد. این سربار ارتباطی موجب می‌شود که ربات‌ها بیشتر از اینکه به سمت هدف هدایت شوند، از مسیر بهینه دور شوند.

در شکل ۶ - ب الگوریتم GE همواره کمترین فاصله را طی می‌کند، این در حالیست که الگوریتم CE پس از آن کمترین فاصله‌ها را طی می‌کند. الگوریتم CE تبادل اطلاعات غیر ضروری دارد، این سربار اطلاعاتی موجب برداشت قدم‌های کوچک به سمت هدف می‌شود. پس الگوریتم CE نیازمند تعداد تکرار بیشتری می‌باشد. اما برخلاف الگوریتم LE، الگوریتم CE مسیر بهینه‌تری پیدا می‌کند.

۶- نتیجه گیری

پیدا کردن هدف یکی از مسائلی است که در رباتیک بسیار مورد اهمیت است. هدف کلیدی این مقاله استفاده از بهینه سازی گروه ذرات در پیدا کردن هدف توسط ربات‌ها در یک مسئله دنیای واقعی می‌باشد. در این مقاله با مدل‌سازی سیستم گروه ربات‌ها و کنترل آنها توسط بهینه سازی گروه ذرات به انجام عمل جستجوی هدف پرداختیم. استفاده از بهینه سازی گروه ذرات برای مدل‌سازی گروه رباتیک یکی از رویکردهای مفید و کاربردی می‌باشد.

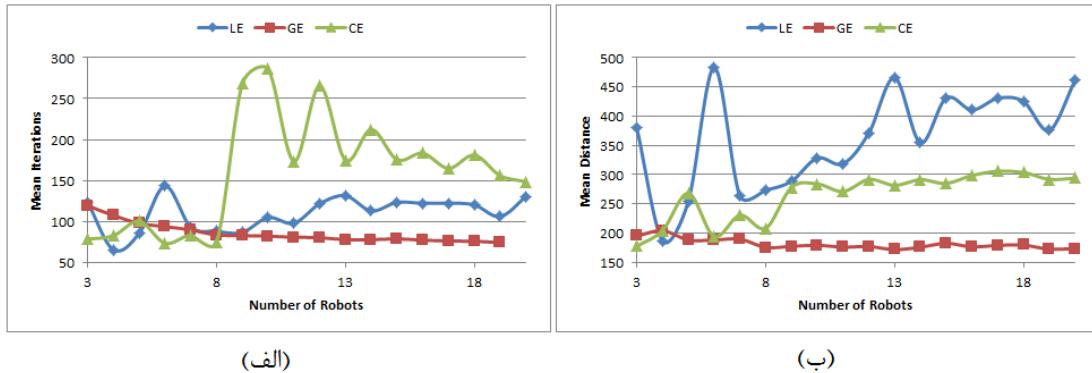
جدول ۲ - رابطه میان اندازه گروه، تعداد تکرار و جابجایی. در ستون Global Explorer = GE و Local Explore = LE و Combined Explorer = CE

الگوریتم	ربات	تعداد موفقیت	درصد موفقیت	میانگین تکرار	میانگین مسافت
LE	۳	۲	۱۰٪	۱۳۷,۵	۴۷۸,۱
GE	۳	۲۰	۱۰۰٪	۱۲۵,۷	۲۰۶,۸
CE	۳	۲	۱۰٪	۶۴	۱۸۱,۶
LE	۵	۵	۲۵٪	۸۲,۶	۲۴۴,۱
GE	۵	۲۰	۱۰۰٪	۹۸,۵	۱۹۰
CE	۵	۴	۲۰٪	۷۰,۳	۱۸۸,۲
LE	۸	۷	۳۵٪	۱۰۵,۵	۳۵۷,۳
GE	۸	۲۰	۱۰۰٪	۸۵,۷	۱۷۹,۳
CE	۸	۵	۲۵٪	۷۷,۴	۲۱۴,۴
LE	۱۰	۱۰	۵۰٪	۱۰۱	۳۲۹,۵
GE	۱۰	۲۰	۱۰۰٪	۸۲,۳	۱۸۱,۶
CE	۱۰	۱۸	۹۰٪	۵۵۶,۹	۳۲۹

با توجه به شکل ۵ - ج می‌توان دریافت که با افزایش شعاع ارتباطی ربات‌ها درصد موفقیت الگوریتم LE کاهش و الگوریتم‌های CE و GE تقریباً یکسان عمل می‌کنند. مدل LE نتایج امید بخشی را در این آزمایش ارائه می‌کند و نشان می‌دهد که استراتژی یادگیری پیشنهادی ما به خوبی می‌تواند حتی با ایده‌آل ترین شرایط (GE) نیز رقابت کند. این الگوریتم با کمک سه اطلاع فردی، گروهی و محلی توانسته است درصد موفقیت بالایی داشته باشد.

۵- آزمایش چهارم: آنالیز کارایی با اندازه گروه متغیر

در این آزمایش با ثابت گرفتن اندازه برد ارتباطی ربات‌ها (برابر ۱۰) و تغییر اندازه گروه، سرعت اجرا و مسافت طی شده سه الگوریتم LE, GE, CE را بر حسب تعداد تکرار آنها مقایسه می‌کنیم.



شکل ۶- رابطه میان تعداد ربات‌ها با: (الف) میانگین تعداد تکرار (ب) میانگین مسافت پیموده شده.

- [5] M. Hasanzadeh, M. R. Meybodi, and S. Shiry, “Improving Learning Automata based Particle Swarm: An Optimization Algorithm,” in *12th IEEE International Sym. on Computational Intelligence and Informatics*, 2011.
- [6] M. Hasanzadeh, M. R. Meybodi, and M. M. Ebadzadeh, “Designing a Robust Heuristic for Cooperative Particle Swarm Optimizer: A Learning Automata Approach,” presented at the *20th Conf. on Electrical Engineering*, 2012.
- [7] J. H. Holland, “Genetic algorithms,” *Scientific American*, vol. 267, no. 1, pp. 66–72, 1992.
- [8] S. Xue, J. Zhang, and J. Zeng, “Parallel asynchronous control strategy for target search with swarm robots,” *International Journal of Bio-Inspired Computation*, vol. 1, no. 3, pp. 151–163, 2009.
- [9] T. Ying, X. Songdong, Z. Jianchao, P. Jengshyang, and P. Tienszu, “Effects of algorithmic parameters on swarm robotic search,” in *IEEE International Conference on Information and Automation*, 2010, pp. 87–92.
- [10] F. Mondada, L. M. Gambardella, D. Floreano, S. Nolfi, J. L. Deneuborg, and M. Dorigo, “The cooperation of swarm-bots: Physical interactions in robotics,” *Robotics & Automation Magazine*, vol. 12, no. 2, pp. 21–28, 2005.
- [11] N. Correll and A. Martinoli, “Multirobot inspection of industrial machinery,” *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 16, no. 1, pp. 103–112, 2009.
- [12] C. Churavy et al., “Effective implementation of a mapping swarm of robots,” *IEEE Potentials*, vol. 27, no. 4, pp. 28–33, 2008.
- [13] M. S. Couceiro, R. P. Rocha, and N. M. F. Ferreira, “A novel multi-robot exploration approach based on Particle Swarm Optimization algorithms,” in *IEEE Inter. Sym. on Safety, Security, and Rescue Robotics*, 2011, pp. 327–332.
- [14] M. D. Byington and B. E. Bishop, “Cooperative Robot Swarm Locomotion Using Genetic Algorithms,” in *40th Southeastern Symposium on System Theory*, 2008, pp. 252–256.
- [15] J. Pugh and A. Martinoli, “Distributed adaptation in multi-robot search using particle swarm optimization,” *From Animals to Animats 10*, pp. 393–402, 2008.

از لحاظ کاربردی می‌توان رویکرد بهینه‌سازی گروه ذرات را در سطح کاملاً جزئی به یک سیستم کاملاً رباتیکی نگاشت داد. هر یک از الگوریتم‌های جستجوگر محلی (LE)، جستجوگر سراسری (GE) و جستجوگر ترکیبی (CE) رویکرد خاصی را برای جستجوی فضای مسأله دارند. الگوریتم LE، بر مبنای همسایگی میان ربات‌ها کار می‌کند و بسیار به واقعیت نزدیک می‌باشد. الگوریتم GE، بر مبنای کل گروه ربات‌ها کار می‌کند و گروه ربات‌ها را در محیطی ایده‌آل تصور می‌کند. الگوریتم CE ترکیبی از این دو الگوریتم می‌باشد که بهترین موقعیت ربات، همسایگی ربات و کل گروه ربات‌ها در بهنگام سازی سرعت آن شرکت دارند. الگوریتم CE محدودیتهای الگوریتم LE را پوشش داده و به کاربرد دنیای واقعی بسیار نزدیک می‌باشد.

الگوریتم GE با کمترین تعداد تکرار به هدف می‌رسد و همواره ربات‌ها کوتاهترین مسیر را نیز طی می‌کنند. در این الگوریتم شعاع ارتباطی ربات‌ها نامحدود می‌باشد. الگوریتم LE، کارایی چندانی نسبت به الگوریتم GE ندارد. با افزایش تعداد ربات‌های گروه، کارایی این الگوریتم افزایش می‌یابد. در این الگوریتم برای سنسورهای ربات شعاع محدودی تعریف می‌شود. کارایی الگوریتم CE از الگوریتم GE کمتر و از الگوریتم LE بیشتر است. این الگوریتم علاوه بر شعاع ارتباطی همسایگی، یک شعاع ارتباط سراسری نیز بین تمامی ربات‌های گروه در نظر می‌گیرد. پارامتر هزینه در آزمایش‌ها تعداد تکرار و مسافت در نظر گرفته شده. آزمایش‌های نشان می‌دهند که با افزایش تعداد ربات‌ها بار محاسباتی الگوریتم‌ها افزایش می‌یابد. همچنین با افزایش شعاع ارتباطی در CE سرعت جستجو افزایش می‌یابد.

۷ - مراجع

- [1] D. Bratton and J. Kennedy, “Defining a Standard for Particle Swarm Optimization,” in *IEEE Symposium on Swarm Intelligence*, 2007, pp. 120–127.
- [2] R. Poli, J. Kennedy, and T. Blackwell, “Particle swarm optimization An overview,” *Swarm Intelligence*, vol. 1, no. 1, pp. 33–57, Aug. 2007.
- [3] K. L. Doty and R. E. Van Aken, “Swarm robot materials handling paradigm for a manufacturing work cell,” in *IEEE International Conference on Proceedings of Robotics and Automation*, 1993, pp. 778–782.
- [4] B. Jiao, Z. Lian, and Q. Chen, “A dynamic global and local combined particle swarm optimization algorithm,” *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 42, no. 5, pp. 2688–2695, Dec. 2009.