

ردیابی شی متحرک در ویدیو با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به صورت فازی

مهرداد روحانی^۱، حسن فرسی^۲، سید حمید ظهیری ممقانی^۳

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی برق، گروه مخابرات، دانشگاه بیرجند، M.ruhani@birjand.ac.ir

^۲ استاد، دانشکده برق و کامپیوتر، گروه مخابرات، دانشگاه بیرجند، Hfarsi@birjand.ac.ir

^۳ استاد، دانشکده برق و کامپیوتر، گروه الکترونیک، دانشگاه بیرجند، Hzahiri@birjand.ac.ir

پذیرش: ۱۳۹۸/۱۱/۱۶

ویرایش: ۱۳۹۸/۰۷/۳۰

دریافت: ۱۳۹۸/۰۳/۰۵

چکیده: امروزه یکی از اساسی‌ترین فرآیندها به منظور ادراک محتوای ویدیو، ردیابی اشیا متحرک است که در آن فرآیند مکان‌یابی شی متحرک، در هر فریم از ویدئو صورت می‌گیرد. در یک فرآیند ردیابی لازم است، هدف توسط یک ویژگی توصیف شود. در این مقاله به منظور توصیف شی متحرک و رفع حساسیت به ظاهر هدف، از هیستوگرام وزن‌دار رنگ به عنوان ویژگی هدف متحرک استفاده شده است تا اثر بیکسل‌های لبه‌ی شی هدف در ویژگی آن کاهش داده شود. این کار حساسیت الگوریتم را به تغییر حالت، تغییر مقیاس و چرخش کاهش داده و اثر انسداد جزئی بر توصیف ویژگی هدف متحرک نیز کاهش می‌یابد. در روش پیشنهادی، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به صورت فازی شده در فرآیند جستجوی هدف استفاده می‌شود. نحوه تعیین موقعیت هدف بر اساس پیشینه شدن تابع شباهت و محاسبه کمترین فاصله باتاچاریا است. پارامترهای کنترلی فازی شده برای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شده است که یک روش نوین را ارائه می‌کند، این کار می‌تواند هر پارامتر کنترلی را به موقع و طبق حالات مختلف هر ذره در هر نسل تنظیم و به روزرسانی کند. الگوریتم ازدحام ذرات اصلاح شده توسط ۱۱ تابع محکم مورد ارزیابی قرار گرفته است. آزمایش‌ها نشان می‌دهند که الگوریتم اصلاح شده در تعداد تکرار پایین همگرایی بسیار مطلوبی را نتیجه می‌دهد. روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های پیشرفته و جدید به عملکرد خوبی در معیارهای دقت و نرخ موفقیت روی پایگاه داده OTB50 دست یافته است.

کلمات کلیدی: ردیابی شی متحرک، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات اصلاح شده، ویژگی هیستوگرام رنگی وزن‌دار.

Moving object tracking in video by using fuzzy particle swarm optimization algorithm

Mehrdad Rohani, Hasan Farsi, Seyedhamid Zahirimamaghani

Abstract: Nowadays, one of the most fundamental processes for realization video of contents is the object tracking, in which the process of location the moving object is performed in each video frame. In tracking process, the target must be described by a feature. In this paper, for the purpose of describing the target and removing the appearance sensitivity, the weighted color histogram is used as a target feature in order to reduce the effect of edge pixels on the target feature. This reduces the sensitivity of the algorithm to change deformation, scale variation and rotation, as well as the occlusion on the description of target feature. In the proposed method, particle swarm optimization algorithm has been used for search process. Maximization of the similarity function and calculating the minimum Bhattacharyya distance are used to determine target location. The fuzzy control parameters are used for the particle swarm optimization algorithm, which provides a novel method, which can regulate each control parameter and update according to the different states of each particle

in each generation. The improved particle swarm algorithm is evaluated with 11 benchmark functions. The obtained results by improved algorithm show that appropriate convergence in a low number of iterations. The proposed method compared to state-of-the-art methods provides high performance in the success and precision rate on the OTB50 dataset.

Keywords: Object tracking, Improved particle swarm optimization algorithm, Weighted color histogram feature.

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر فناوری ردیابی اشیا موضوع مهمی در بینایی ماشینی بوده است. محققین زیادی الگوریتم‌های ردیابی اشیا را بررسی کرده‌اند اما به دلیل وجود مواردی مانند پیچیدگی ظاهر شی، پیچیدگی پس‌زمینه و انسداد شی، ردیابی اشیا یک موضوع چالش برانگیز بوده است. اگرچه روش‌های پیچیده‌ی زیادی برای این امر وجود دارند اما هر یک از آن‌ها شرایط خاص و محدودیت‌های خود را دارد. ردیابی اشیا در موارد متفاوتی مانند رباتیک و نظارت بر سیستم نقلیه به صورت هوشمند [۱]، ردیابی اهداف متحرک هوایی و کاربردهای نظامی [۲] استفاده می‌شود. مسأله ردیابی همچنان با چالش‌هایی مانند تغییرات شکل هدف، تغییرات مقیاس، انسداد و چرخش روبرو است و نیازمند آن است تا با پژوهش در این حوزه روش‌های مقاوم با این چالش‌ها ارائه گردد [۳-۵].

تاکنون روش‌های متنوعی در حوزه ردیابی در ویدیو مطرح گردیده است. دسته‌ای از این روش‌های از فیلترهای مختلف برای فرآیند جستجو در یک فریم از ویدیو بهره می‌گیرند. متداول‌ترین این الگوریتم‌ها عبارتند از روش‌های ردیابی مبتنی بر فیلتر همبستگی^۱ [۶-۸]. الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر فیلتر همبستگی عبارتند از فیلتر همبستگی با کرنل^۲، ردیابی توسط یادگیری^۳ [۹]، ردیابی فضای مقیاسی متمایز^۴ [۱۰] و محیط زمانی-مکانی^۵ [۱۱]. به طور کلی، قاندهی جستجوی هدف متحرک در استفاده از فیلتر همبستگی عبارت است از این که برای هدف یک همبستگی در پنجره‌های مختلف تصویر محاسبه می‌شود. در همین راستا بولم^۶ روش جمع کمینه‌ی خروجی مربع خطا^۷ را براساس فیلتر تطبیقی همبستگی ارائه داد [۱۲]. این الگوریتم از اولین الگوریتم‌هایی است که فیلترهای همبستگی را معرفی کرد. پس از آن هنریکس^۸ یک فیلتر همبستگی ارائه کرد که دارای مسأله‌ی رگرسیون با ماتریس دایروی بود تا روش‌ها با کرنل‌های متفاوت را اعمال کند [۶]. سپس استفاده از کرنل‌های مختلف را توسط فیلتر همبستگی بهبود بخشید [۷]. مارتین^۹ ویژگی‌های سیاه سفید در الگوریتم جمع کمینه‌ی خروجی مربع خطا را با هیستوگرام گرادیان جهت دار^{۱۰} تعویض کرد و با استفاده از این ویژگی و فیلتر همبستگی، یک الگوریتم

جدید ارائه کرد اما به دلیل پیچیدگی بالای این الگوریتم، بازده محاسباتی و سرعت آن پایین بود [۱۳]. به طور کلی استفاده از روش‌های مبتنی بر فیلتر در برخی از چالش‌های موجود در فرآیند ردیابی مانند تغییر شکل و چرخش‌های ناگهانی با مشکل مواجه می‌شوند به طوری که هدف را از دست داده و در برخی موارد قادر به بازیابی آن نیستند. از آنجایی که در سال‌ها اخیر استفاده از روش‌های فراابتکاری در ابعاد مختلف علوم مهندسی رونق گرفته است، در حوزه‌ی ردیابی نیز به عنوان دسته‌ی دیگری از روش‌ها، از الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده شده است. در این حوزه از الگوریتم‌های فراابتکاری به منظور فرآیند جستجو بهره می‌گیرند. الگوریتم‌های متنوعی در این حوزه وجود دارد. در سال ۲۰۱۳ مینگ لیانگ زاو^{۱۱} از الگوریتم کرم شب‌تاب^{۱۲} برای جستجو درون یک فریم بهره گرفت [۱۴]. در این روش پارامترهای استفاده شده ثابت بود و تنها برای برخی از دنباله‌ها بهینه بود. این روش با تغییر زمینه شی متحرک الگوریتم با شکست مواجه می‌شد. در همان سال حسین و همکاران با استفاده از ویژگی هیستوگرام گرادیان جهندار و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات روش جدیدی را برای ردیابی شی متحرک در ویدیو ارائه دادند [۱۵]. این روش نیز در حالتی که شی متحرک با چرخش همراه بود هدف خود را از دست می‌داد. پس از آن فنگ شا^{۱۳} الگوریتم ازدحام ذرات جدیدی به نام CPSO^{۱۴} معرفی کرد که در آن پارامتر وزن اینرسی طبق یک تابع و براساس برانندگی ذرات در هر تکرار بروزسانی می‌شد [۱۶]. در این روش تنها سرعت عبور از پاسخ بهینه مورد بحث قرار گرفته بود و با تغییرات ناگهانی زمینه و چرخش در یک فریم، هدف قابل ردیابی نبود. چانگسوک^{۱۵} نمونه‌ی دیگری از الگوریتم بهینه‌سازی ذرات به نام ADSO^{۱۶} ارائه کرد که در آن موقعیت هر عامل جستجو درون یک فریم از ویدیو براساس روابط جدیدی بیان می‌شد [۱۷]. در این روابط درصدی از مکان جدید شی متحرک وابسته به مکان قبلی شی متحرک بود. با این حال تمامی پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در این روش ثابت بود.

¹⁰ Histogram of Gradient

¹¹ Ming-Liang Gao

¹² Firefly

¹³ Feng Sha

¹⁴ Categorized Particle Swarm Optimization

¹⁵ Changseok

¹⁶ Adaptive Discrete Swarm Optimization

¹ Correlation Filtering

² Kernelized Correlation Filter

³ Tracking-Learning-Detection

⁴ Discriminative Scale Space Tracker

⁵ Spatio-Temporal Context

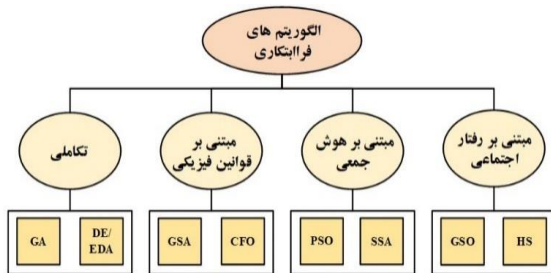
⁶ Bolme

⁷ Minimum Output Sum of Squared Error

⁸ Henriques

⁹ Martin

جواب را تغيير مي‌دهند در حالي که روش‌هاي مبتني بر جمعيت در حين جستجو مجموعه‌ي جواب‌ها را در نظر مي‌گيرند. در حالت کلي اين نوع روش‌ها نسبت به روش‌هاي تک نقطه‌اي کندتر هستند و قادرند تا پاسخ‌هاي مطلوب‌تري را توليد کنند اما به دليل پيشرفت در قدرت محاسبات کامپيوترتي روش‌هاي مبتني بر جمعيت داراي اهميت بالاتري هستند که از جمله اين روش‌ها مي‌توان به روش‌هاي PSO، WOA، SSA، SCA و ... اشاره کرد [18-21]. تمامي اين روش‌ها جزو دسته روش‌هاي الهام گرفته از طبيعت هستند. شکل 1 دسته‌بندي الگوريتم‌هاي فراابتکاري را نمايش مي‌دهد که شامل روش‌هاي GA، DE/EDA، GSA، CFO، PSO، SSA، GSO و HS¹⁶ مي‌باشد.



شکل 1: دسته‌بندي الگوريتم‌هاي تکاملی [20].

در سال‌هاي اخير الگوريتم بهينه‌سازي ازدحام ذرات¹⁷ یک الگوريتم بهينه‌سازي بسيار پر کاربرد در حوزه بهينه‌سازي بوده است. بسياري اين الگوريتم را به صورت‌هاي مختلف و بسته به نوع کاربرد آن بهبود بخشیده‌اند. در سال 1995، دکتر کندی و ابرهارت¹⁸، الگوريتم بهينه‌سازي ازدحام ذرات را برای بهينه‌سازي توابع غيرخطی ارائه دادند. اين الگوريتم نیاز به پارامترهاي مانند وزن اينرسی و ضرب شتاب داشت. انتخاب پارامترهاي کنترلي در اين الگوريتم به صورت مستقيم بر سرعت همگرایی و صحت الگوريتم اثر می‌گذاشت [22]. در سال 1998، ابرهارت و شي¹⁹ پارامتر جديدي را به نام وزن اينرسی ارائه دادند. نتايج شبیه‌سازي نشان داد که اين پارامتر جديدي تاثير زيادي بر بهينه‌سازي ازدحام ذرات دارد و وقتی وزن اينرسی 0.7298 باشد اين الگوريتم نتايج قابل قبولي را ارائه می‌داد [23]. در سال 2006 چترجي و سياري²⁰ شيوه تنظيم کاهنده غيرخطی را بر طبق تعداد تکرارها، برای تنظيم وزن اينرسی معرفي کردند. اين شيوه اجازه می‌داد تا وزن اينرسی به طور غيرخطی از مقدار بيشينه به مقدار کمينه کاهش يابد [24]. در سال 2008، ژو²¹ روش تنظيم تصادفي وزن اينرسی را برای بهبود عملکرد کلي بهينه‌سازي ارائه داد [25]. در سال 2010 نیکنام و همکارانش الگوريتم PSO اصلاح شده‌اي را برای پخش بار اقتصادي در سيستم‌ها قدرت معرفي کرد که در آن پارامترهاي کنترلي C_1 و C_2 به

به طور کلي تاکنون روش‌هاي متعددي برای رديابي یک شي متحرك در ويديو مطرح شده است که هر یک از آنها داراي توانمندی‌ها و ضعف‌هاي متفاوتي هستند. الگوريتم بهينه‌سازي ازدحام ذرات یکی از سريعترين و ساده‌ترين الگوريتم‌هاي است که در حوزه الگوريتم‌هاي تکاملی معرفي شده است. از طرفي اين الگوريتم داراي پارامترهاي کنترلي زيادي است که کاربر را قادر می‌سازد با توجه به نیاز و کاربرد مورد نظر اين پارامترها را تغيير دهد. از آنجايي که ماهيت رديابي شي متحرك نیاز با يافتن پاسخ بهينه سراسري در هر فریم دارد بنابراین، با توجه به اين که تغييرات محيط و پس‌زمينه و ديگر چالش‌ها در یک فریم از ويديو وجود دارد و همچنين با توجه به ثابت بودن پارامترهاي کنترلي در الگوريتم بهينه‌سازي ازدحام ذرات، ممکن است اين الگوريتم در پاسخ‌هاي محلي گرفتار شده و فرآيند رديابي را با شکست مواجه کند. با توجه به روش‌هاي ارائه شده تاکنون و ثابت بودن پارامترهاي کنترلي و اهميت مقاومت یک روش در حوزه رديابي و پويايي آن با توجه به شرايط و چالش‌هاي موجود در فرآيند رديابي، ما را بر آن داشت تا در عين سادگي به طراحي مدلي از الگوريتم بهينه‌سازي ازدحام ذرات به نام FPSO¹ پردازيم. مزيت FPSO نسبت ساير مدل‌هاي ارائه شده در بهينه بودن پارامترهاي کنترلي در کل زمان فرآيند رديابي است که، مهمترين عامل برای داشتن یک فرآيند رديابي موفق و مقاوم است.

2- الگوريتم PSO فازی شده پيشهادي

اصطلاح متاهيورستيک² اولين بار توسط گالور³ در سال 1993 به هنگام معرفي روش جستجوی ممنوع⁴ به کار برده شد. اين روش قادرند تا از پاسخ‌هاي بهينه محلي⁵ خارج شوند و در زمان کوتاهی به سوي پاسخ بهينه سراسري⁶ حرکت کنند. عامل مهم در اين روش‌ها تعادل پويا بين فرآيندهاي اکتشاف⁷ و استخراج⁸ است. فرآيند اکتشاف قادر است تا فضای پاسخ را به خوبي جستجو کند و فرآيند استخراج، عمليات کاوش را در فضاهاي محتمل تر انجام می‌دهد و باعث عدم اتلاف زمان در نواحی از فضای جستجو می‌شود که احتمال وجود پاسخ بهينه در آن پايين است. روش‌هاي فراابتکاري توسط دسته‌بندي‌هاي مختلفی از قبيل روش‌هاي مبتني بر یک جواب و مبتني بر جمعيت، الهام گرفته شده از طبيعت و بدون الهام از طبيعت، با حافظه و بدون حافظه و قطعی-احتمالی تقسيم‌بندي می‌شوند. برخی از روش‌ها فاقد حافظه هستند يعني از اطلاعات به دست آمده در حين جستجو استفاده نمی‌کنند اين درحالي است که برخی از روش‌هاي فراابتکاري از اطلاعات به دست آمده در حين جستجو بهره می‌گيرند. روش‌هاي مبتني بر یک جواب در حين فرآيند جستجو یک

¹² Central Force Optimization

¹³ Particle Swarm Optimization

¹⁴ Salp Swarm Optimization

¹⁵ Glowworm Swarm Optimization

¹⁶ Harmony Search

¹⁷ Particle Swarm Optimization

¹⁸ Kennedy and Eberhart

¹⁹ Shi and Eberhart

²⁰ Chatterjee and Siarr

²¹ Zhu

¹ Fuzzy Particle Swarm Optimization

² Metahuristic

³ Golver

⁴ Tabu search

⁵ Local

⁶ Global

⁷ Exploration

⁸ Exploitation

⁹ Genetic Algorithm

¹⁰ Differential Evolution/Estimation of Distribution Algorithm

¹¹ Gravitational Search Algorithm

است که ذرات به سمت پاسخ بهینه میل می‌کنند. ذرات از یکدیگر می‌آموزند و بر مبنای دانش بدست آمده به سمت بهترین همسایگان خود می‌روند اساس کار PSO بر این اصل استوار است که در هر لحظه هر ذره مکان خود را در فضای جستجو با توجه به بهترین مکانی که تاکنون در آن قرار گرفته است و بهترین مکانی که در کل همسایگی‌اش وجود دارد، تنظیم می‌کند. در فضای n بعدی هر ذره دارای یک موقعیت است که توسط بردار x_i به صورت زیر مشخص می‌گردد [۱۸].

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$$

که در آن x_{in} بیانگر موقعیت ذره i ام در بعد n ام است. همچنین برای هر ذره یک بردار سرعت v_i تعریف می‌شود که به صورت زیر نمایش داده می‌شود.

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$$

که در آن v_{in} بیانگر سرعت ذره i ام در بعد n ام است. برای هر ذره بهترین موقعیت $P_{i.best}$ در هر بعد به صورت زیر نشان داده می‌شود.

$$P_{i.best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$$

که در آن p_{in} نشان دهنده بهترین موقعیت ذره i ام در بعد n ام است. و بهترین موقعیت ذره در بین کل ذرات به صورت زیر با $P_{g.best}$ نشان داده می‌شود.

$$P_{g.best} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$$

سرعت و مکان هر ذره در هر تکرار با استفاده از روابط (۱) و (۲) به‌روزرسانی می‌شود [۱۸].

$$V_i(t) = w * V_i(t-1) + C_1 * rand_1 * (P_{i.best} - X_i(t-1)) + C_2 * rand_2 * (P_{g.best} - X_i(t-1)) \quad (1)$$

$$X_i(t) = X_i(t-1) + V_i(t) \quad (2)$$

در روابط (۱) و (۲)، $i = 1, 2, \dots, Popsiz$ است و $Popsiz$ تعداد ذرات (عوامل جستجو) را بیان می‌کند. w ضریب وزنی اینرسی (حرکت در مسیر خودی) است که نشان دهنده میزان تأثیر بردار سرعت تکرار قبل $V_i(t-1)$ بر روی بردار سرعت در تکرار فعلی $V_i(t)$ است. $rand_1$ و $rand_2$ اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه صفر تا یک هستند و اثر تصادفی بودن را در حرکت فردی و گروهی ذرات ایجاد می‌کنند. C_1 ضریب ثابت آموزش برای تنظیم اثر حرکت فردی است و C_2 ضریب ثابت آموزش برای تنظیم اثر حرکت گروهی است. X_i نشان دهنده بردار موقعیت هر ذره می‌باشد. ضرایب w ، C_1 و C_2 پارامترهای کنترلی الگوریتم PSO هستند که با توجه به نوع مسأله به صورت تجربی تعیین می‌گردند. به طور معمول مقدار وزن اینرسی w در حدود مقادیر مثبت کمتر از یک در نظر گرفته می‌شود. مقادیر C_1 و C_2 نیز به طور معمول حول مقدار ۲ در نظر گرفته می‌شوند [۱۸].

صورت فازی کنترل می‌شدند [۲۶]. تفاوت روش پیشنهادی با این روش در نوع و تعداد ورودی و خروجی‌های سیستم فازی و نحوه تعریف توابع عضویت است که روش پیشنهادی از تعداد خروجی‌های بالاتر و ورودی‌های متفاوت با این روش بهره گرفته است. در سال ۲۰۱۳ مالدونادو^۱ از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم PSO بهره گرفت تا دور موتور یک موتور DC را به صورت فازی کنترل کند [۲۷]. در سال ۲۰۱۶ توماس و همکارانش^۲ مدل بهبود یافته‌ای از الگوریتم PSO ارائه دادند که در آن پارامترهای C_1 و C_2 مانند مرجع [۲۶] به صورت فازی کنترل می‌شدند با این تفاوت که این پارامترها برای هر عامل جستجو در فضای پاسخ متفاوت بود [۲۸]. در سال ۲۰۱۷ اولیواس و همکارانش^۳ دو مدل فازی از الگوریتم‌های PSO و بهینه‌سازی زنبور عسل^۴ را برای کنترل مسیر یک ربات طراحی کردند [۲۹]. در این روش پارامترهای C_1 و C_2 به صورت فازی کنترل می‌شدند با این تفاوت که، ورودی سیستم فازی پارامتر جدید بود که مشخص می‌کرد چه تعداد از عوامل جستجو نزدیک هم هستند و همچنین براساس آن پارامترهای کنترلی تعیین می‌شدند. در سال ۲۰۱۸ والدز و همکارانش^۵ برای کنترل سطح آب و تعیین دمای آن توسط دو سیستم فازی را با استفاده از الگوریتم‌های PSO و الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان^۶ معرفی کردند [۳۰]. در این روش نیز پارامترهای کنترلی C_1 و C_2 در الگوریتم PSO به صورت فازی کنترل می‌شدند. در این الگوریتم یکی از ورودی‌های سیستم فازی پارامتر وزن اینرسی بود که با توجه به این که این پارامتر مقدار ثابتی در طول اجرای الگوریتم دارد بنابراین برخی از قوانین فازی بکار رفته در این روش دارای کارایی لازم نبودند.

تاکنون روش‌های متنوعی برای فازی کردن الگوریتم PSO معرفی شده است که هر کدام بسته به نوع کاربرد و هدف مورد استفاده، پارامترهای کنترلی موجود در الگوریتم را مورد تغییر و بررسی قرار داده‌اند. روش پیشنهادی معرفی شده علاوه بر پارامترهای C_1 ، C_2 و همچنین وزن اینرسی، تعداد عوامل جستجو را با توجه به روند پیشرفت الگوریتم مورد تغییر قرار داده است که یکی از پارامترهای خروجی در سیستم فازی است. روش‌های معرفی شده هر کدام از ورودی‌های متفاوتی برای سیستم فازی استفاده کرده‌اند در حالی که روش پیشنهادی به جای معرفی پارامتر جدید سعی در استفاده از پارامترهای موجود در الگوریتم PSO داشته است تا از پیچیدگی الگوریتم کاسته شود. در ادامه به بررسی الگوریتم PSO متداول و روش پیشنهادی پرداخته شده است.

۲-۱- معرفی الگوریتم PSO متداول

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات از دسته الگوریتم‌های فراابتکاری است که مبتنی بر هوش جمعی بوده و الهام گرفته شده از رفتار اجتماعی پرندگان است. نتیجه‌ی مدل‌سازی این رفتار اجتماعی فرآیند جستجویی

⁵ Valdez et al

⁶ Ant Colony Optimization

⁷ Inertia weight

¹ Maldonado

² Tomasz et al

³ Olivas et al

⁴ Bee Colony Optimization

۲-۲- بررسی نقش و تأثیرات پارامترهای کنترلی الگوریتم PSO

پارامترهای کنترلی C_1 و C_2 در الگوریتم PSO نقش به سزایی در نحوه همگرا شدن دارند. C_1 پارامتر کنترلی به منظور تعیین تأثیر نقش حرکت فردی هر عامل جستجو در فضای جستجو است. نحوه عملکرد آن بستگی به مقدار آن دارد. اگر C_1 شامل مقادیر بزرگی باشد الگوریتم PSO دچار اغشاش و آشوب می‌شود زیرا در این حالت نقش هر عامل جستجو به صورت مجزا پر رنگ شده و همگرایی با مشکل مواجه می‌شود. در این حالت ممکن است حتی با ورود به پاسخ بهینه سراسری^۱ همگرایی رخ ندهد و الگوریتم از پاسخ بهینه عبور کند. مقادیر کم برای این پارامتر آشفتگی را به شدت کاهش می‌دهد و باعث می‌شود تا همگرایی به نقاط بهینه محلی^۲ تسهیل شود و الگوریتم توانایی خود را برای رهایی از پاسخ‌های بهینه محلی از دست می‌دهد. در واقع C_1 نقش اکتشاف^۳ را در فضای جستجو بر عهده دارد. پیشنهادات گوناگونی اعم از تغییرات خطی، انتخاب تصادفی و یا تغییرات غیرخطی برای این پارامتر ارائه شده است. استفاده از مقادیر تصادفی ممکن است در هنگام همگرایی به پاسخ‌های محلی و یا پاسخ سراسری کارآمد نباشد و همگرایی را با مشکل مواجه کند. تغییرات خطی و غیرخطی برای این پارامتر نیز ممکن است در انتهای فرآیند جستجو الگوریتم را با یک پاسخ محلی مواجه کند. گاهی ممکن است در ابتدای فرآیند جستجو و تولید جمعیت اولیه تصادفی، الگوریتم بسیار نزدیک به پاسخ سراسری باشد و انتخاب مقادیر بزرگ برای C_1 ممکن است الگوریتم را از ناحیه شامل پاسخ سراسری دور کند.

C_2 پارامتر کنترلی برای مشخص کردن نقش رهبر گروه یا همان بهترین رفتار اجتماعی است. مقادیر کوچک برای این پارامتر نقش بهترین پاسخ یافته شده در گروه را پررنگ می‌کند. به این ترتیب انتخاب مقادیر بزرگ C_2 ذرات را حول بهترین پاسخ گروه فرامی‌خواند و باعث جمع شدن ذرات در فضای جستجو حول بهترین پاسخ گروه می‌گردد. در این حالت ممکن است بهترین پاسخ گروه یک پاسخ محلی باشد و الگوریتم دچار خطا شود. انتخاب مقادیر کوچک برای این پارامتر نیز باعث بروز آشفتگی می‌شود و تأثیر رفتار فردی ذرات را در پی دارد. بنابراین C_2 نقش استخراج^۴ را در فضای جستجو بر عهده دارد. برای این پارامتر نیز مانند C_1 انتخاب تصادفی، تغییرات خطی و غیرخطی پیشنهاد شده است. مشکل این روش‌ها این است که انتخاب مقادیر بزرگ در ابتدای فرآیند جستجو ممکن است باعث همگرایی محلی می‌شود. انتخاب مقادیر بزرگ در انتهای فرآیند جستجو نیز هنگامی که الگوریتم در یک پاسخ محلی به دام افتاده است، باعث همگرایی محلی می‌گردد.

سومین پارامتر کنترلی مهم در الگوریتم PSO وزن اینرسی است. زمانی که w مقدار بالایی داشته باشد، الگوریتم توانایی همگرایی سراسری بالایی دارد، درحالی که وزن کم باعث می‌شود تا الگوریتم به نقاط بهینه

محلی همگرا شود. در بسیاری از پژوهش‌ها براساس تأثیر بالای وزن بر رفتار جستجوی الگوریتم، عملکرد بهینه‌سازی آن را با تغییر وزن بهبود بخشیده‌اند. در حال حاضر، روش‌های بهبود یافته‌ای برای تنظیم وزن ارائه شده است که می‌توان به انتخاب تصادفی وزن به جای مقدار ثابت، انتخاب وزن به صورت خطی و غیرخطی اشاره کرد. در استفاده از این روش‌ها این احتمال وجود دارد تا هنگامی که الگوریتم در ابتدا و یا انتهای فرآیند جستجو در یک نقطه بهینه محلی قرار گرفته است، در همان نقطه گرفتار شده و الگوریتم به پاسخ بهینه سراسری همگرا نشود. در فرآیند جستجوی PSO، نزدیکترین ذره به بهترین جواب، ذره بهینه نام دارد و دیگر ذرات زیربینه هستند. باید توجه کرد که ممکن است در فرآیند نزدیک شدن ذرات به بهترین پاسخ، مقدار پاسخ ذرات زیربینه از مقدار ذره‌ای بهینه بیشتر باشد در این حالت، ذره زیربینه که مقدار بهتری دارد جای ذره بهینه را می‌گیرد. این وضعیت به طور مداوم اتفاق می‌افتد. وقتی ذرات از بهترین جواب دور باشند، باید فرآیند چند بار تکرار شود تا به بهترین پاسخ نزدیک شوند. به دلیل این که ذره بهینه به سرعت بالایی برای رسیدن به بهترین پاسخ لازم دارد، مقدار وزن باید نسبتاً بالا باشد. سرعت ذرات زیربینه با سرعت قبلی آن‌ها و فاصله آن‌ها تا ذره بهینه تعیین می‌شود بنابراین، ذرات زیربینه هم به وزن بالا نیاز دارند. اما ممکن است در ابتدای فرآیند جستجو ذره بهینه بسیار نزدیک به پاسخ بهینه باشد. بنابراین در این حالت ممکن است ذرات زیربینه با سرعت بالا به بهترین جواب نزدیک شوند و از ناحیه بهترین پاسخ با سرعت عبور کنند که این امر سبب می‌شود که ذرات وارد منطقه بهترین پاسخ نشوند. در این مورد، برای بهبود صحت راه حل، باید سرعت ذرات را کاهش داد به این منظور که ذرات به وزن کمتری برای نزدیک شدن به بهترین پاسخ نیاز دارند. ممکن است این دو وضعیت در طول عملکرد الگوریتم اتفاق بیافتند. روش‌های تنظیم وزن تصادفی یا ثابت مناسب این روش نیستند. روش تنظیم وزن به صورت خطی یا غیرخطی توسط تعداد تکرار ذرات از وزن متوسط استفاده می‌کند تا بدون در نظر گرفتن شرایط مختلف هر ذره در هر نسل، بهینه‌سازی به نتایج مقبولی برسد. بنابراین مقدار استاندارد قابل اطمینانی برای ارزیابی وزن‌ها وجود ندارد. اگر ذره‌ای مقدار پاسخ بالایی داشته باشد، ممکن است برای تنظیم به مقادیر مختلف وزن نیاز داشته باشد [۳۱، ۳۲].

تعداد ذرات (*Popsiz*) در الگوریتم PSO با توجه به نوع مسأله تعیین می‌شود. این سوال مطرح می‌شود که اندازه جمعیت ثابت در زمان اجرا فرآیند جستجو و تعداد تکرار تا رسیدن به پاسخ بهینه موثر است؟ افزایش تعداد ذرات اولیه موجب کاهش تعداد تکرارهای لازم برای همگرا شدن الگوریتم می‌گردد زیرا فضای جستجو با افزایش جمعیت بیشتر پوشش داده می‌شود. اما کاهش در تعداد تکرارها به معنی کاهش زمان اجرای برنامه برای رسیدن به همگرایی نیست. هرچند که افزایش تعداد ذرات اولیه کاهش تعداد تکرارها را در پی دارد. اما افزایش در تعداد ذرات باعث می‌شود تا در مرحله ارزیابی ذرات زمان بیشتری صرف شود و این افزایش

³ Exploration

⁴ Exploitation

¹ Global

² Local

تکرار جاری و خروجی آن ضرایب w ، C_1 و C_2 و $Popsiz$ است که با توجه به تغییرات بهترین پاسخ و تکرار جاری برای بالا بردن دقت و سرعت همگرایی به بهترین پاسخ سراسری تغییر می‌کند. میزان وزن w در محدوده $0/2$ تا $0/8$ تغییر می‌کند و مقدار آن در هر مرحله به عنوان $w(t)$ بازنشانی می‌شود. مقادیر C_1 و C_2 نیز در هر مرحله براساس قوانین فازی طراحی شده، در هر مرحله به‌روز رسانی می‌گردند. اندازه $Popsiz$ نیز در هر مرحله به‌روز رسانی می‌گردد. لازم به ذکر است که $Popsiz$ در شروع الگوریتم مقدار داده می‌شود و میزان آن بین مقدار اولیه و صفر تغییر می‌کند. در جدول ۱ قوانین فازی استفاده شده در سیستم فازی به طور کامل ارائه شده است.

جدول ۱: قوانین فازی استفاده شده در FPSO

قوانین فازی

1. If (Fbest is High) and (Iteration is Low) then (C1 is High)(C2 is Low)(W is High)(Popsiz is High)
2. If (Fbest is High) and (Iteration is Median) then (C1 is High)(C2 is Low)(W is High)(Popsiz is High)
3. If (Fbest is High) and (Iteration is High) then (C1 is High)(C2 is Median)(W is Median)(Popsiz is High)
4. If (Fbest is Median) and (Iteration is Low) then (C1 is High)(C2 is Low)(W is High)(Popsiz is High)
5. If (Fbest is Median) and (Iteration is Median) then (C1 is High)(C2 is Low)(W is Median)(Popsiz is High)
6. If (Fbest is Median) and (Iteration is High) then (C1 is High)(C2 is Median)(W is Median)(Popsiz is High)
7. If (Fbest is Low) and (Iteration is Low) then (C1 is Median)(C2 is High)(W is Low)(Popsiz is High)
8. If (Fbest is Low) and (Iteration is Median) then (C1 is Low)(C2 is High)(W is Low)(Popsiz is Median)
9. If (Fbest is Low) and (Iteration is High) then (C1 is Low)(C2 is High)(W is Low)(Popsiz is Median)

۳- نحوه استفاده از روش FPSO در مسأله

ردیابی هدف متحرک

به منظور به کارگیری روش پیشنهادی در حوزه ردیابی هدف متحرک در ویدئو لازم است تا ویژگی مناسبی برای توصیف هدف متحرک در ویدئو انتخاب گردد. در این بخش ابتدا به معرفی ویژگی رنگ پرداخته شده است و سپس تابع برازندگی به کار گرفته شده برای ارزیابی هر یک از کاندیداهای تصویر که توسط الگوریتم FPSO انتخاب می‌شوند، معرفی شده است.

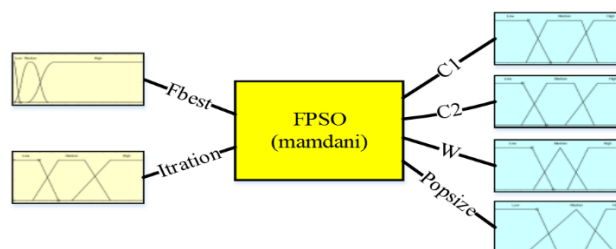
در زمان ارزیابی سبب افزایش زمان اجرای الگوریتم تا رسیدن به همگرایی با وجود کاهش تعداد تکرارها، می‌گردد. پس افزایش تعداد عوامل جستجو را نمی‌توان عاملی برای کاهش زمان اجرای در نظر گرفت. همچنین برای کاهش زمان اجرای الگوریتم نمی‌توان تعداد عوامل جستجو را کاهش داد. کاهش تعداد ذرات ممکن است موجب گیر افتادن در نقاط بهینه محلی شود و الگوریتم از رسیدن به پاسخ بهینه سراسری باز خواهد ماند.

تعداد تکرار (t) پارامتر دیگری است که در زمان اجرای الگوریتم موثر است کاهش تعداد تکرار باعث کاهش زمان اجرای الگوریتم و افزایش آن سبب افزایش زمان اجرای می‌گردد. با کاهش تعداد تکرار زمان اجرای الگوریتم کاهش می‌یابد اما جواب به دست آمده، ممکن است پاسخ بهینه‌ای برای مسأله نباشد زیرا ممکن است الگوریتم به طور ناقص اجرا شود. افزایش تعداد تکرار نیز تضمینی برای رسیدن به پاسخ سراسری نیست ممکن است الگوریتم در پاسخ یک پاسخ محلی به دام افتاده و با افزایش تکرار پیشرفتی در روند فرآیند جستجو حاصل نشود.

۳-۲- روش پیشنهادی برای فازی‌سازی الگوریتم PSO با

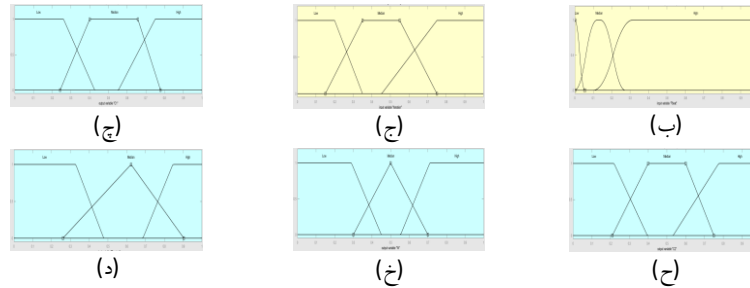
توجه به نقش پارامترهای کنترلی آن

برای حل مشکل‌های بیان شده، باید یک مصاحبه بین پارامترهای کنترلی در یک الگوریتم بهینه‌سازی وجود داشته باشد. به این منظور استفاده از روش‌های تصادفی، خطی و غیرخطی کارایی چندانی در روند حل مسائل بهینه‌سازی نخواهند داشت. در این مقاله روشی برای بهبود تنظیم پارامترهای کنترلی ارائه شده است تا بتوان به صورت فازی به توصیف وضعیت یک عامل جستجو پرداخته شود. روش پیشنهادی در ادامه به اختصار با FPSO نمایش داده می‌شود. وقتی میزان بهترین پاسخ در هر مرحله مقدار بالایی داشته باشد به این معنی است که ذرات در موقعیتی دور از بهترین پاسخ سراسری به صورت خوشه‌ای جمع شده‌اند و تمام جمعیت به آرامی به راه حل بهینه نزدیک می‌شود. وقتی میزان بهترین پاسخ نسبتاً پایین باشد، به این معنی است که ذرات در نزدیکی راه حل بهینه نوسان دارند. این امر ما را برآن داشت تا سیستم فازی برای انتخاب مقادیر پارامترهای کنترلی طراحی نماییم. سیستم فازی^۱ شده در شکل ۲ ارائه شده است که در آن ورودی بهترین پاسخ (Fbest) الگوریتم PSO و شماره



(الف)

^۱ Fuzzy System



شکل ۲: الف) سیستم فازی. ب) تابع عضویت ورودی Fbest (ب) تابع عضویت ورودی Iteration. ج) تابع عضویت خروجی C1 (ج) تابع عضویت خروجی C2 (ح) تابع عضویت خروجی W (ج) تابع عضویت خروجی Popsiz.

با x نمایش داده شده است، وزن‌های کمتری اختصاص می‌دهد. زیرا این نواحی گاهی دچار انسداد و تداخل با پس‌زمینه تصویر گردیده و قابلیت اطمینان کمتری دارند بنابراین استفاده از این کرنل مقاومت مدل‌سازی هدف را افزایش می‌دهد. به این منظور از کرنل Epanechnikov که یک کرنل بهینه است استفاده می‌گردد. رابطه (۵) نحوه عملکرد این کرنل را نمایش می‌دهد.

$$k_E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2) (1 - \|x\|^2) & \text{if } \|x\| < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

در رابطه (۵)، d نمایانگر بعد فضا و c_d برای ابعاد متفاوت مقادیر مختلف $c_3 = 4\pi/3$ ، $c_2 = \pi$ ، $c_1 = 2$ را اخذ می‌نماید. q_u نمایش دهنده تابع چگالی احتمال مدل هدف است به طور مشابه برای مدل‌سازی کاندیداهای مختلف در یک فریم از $\{p_u(y)\}$ که نشان دهنده تابع چگالی احتمال در یک ناحیه به مرکز y است استفاده می‌شود. $p_u(y)$ به صورت رابطه (۶) بیان می‌گردد [۳۶].

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^n K \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u] \quad (6)$$

در رابطه (۶)، C_h ثابت نرمالیزه کننده که در آن h مقیاس هدف یا پنجره کرنل تعریف می‌گردد و به صورت رابطه (۷) نشان داده می‌شود.

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^n K \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (7)$$

به منظور مدل‌سازی هدف و مدل‌سازی کاندیداهای هر فریم از تابع چگالی احتمال با کرنل Epanechnikov استفاده می‌شود. پس از مدل‌سازی نیاز است تا مدل‌های ارائه شده با یکدیگر تطبیق یافته و مدلی که بیشترین تطبیق را در هر فریم با هدف مورد نظر دارد به عنوان هدف در فریم جاری انتخاب گردد. به این منظور لازم است از یک معیار سنجش شباهت استفاده گردد که در بخش معیار سنجش شباهت معرفی شده است.

۳-۲- تابع برازندگی

۳-۱- ویژگی رنگ

با معرفی هیستوگرام رنگ توسط سوین و بالارد^۱ در سال ۱۹۹۱، ویژگی‌های رنگی به طور گسترده در ردیابی شی استفاده شده‌اند [۳۳]. ویژگی‌های رنگی وابستگی کمتری به اندازه، جهت‌گیری و زاویه‌ی دید تصویر دارند، به همین دلیل در توصیف یک صحنه یا یک شی توانمندی بیشتری دارند. ابتدا، ویژگی‌های رنگی باید فضای رنگی مناسب را به منظور توصیف یک صحنه انتخاب کند. سپس، ویژگی‌های رنگی سنجیده می‌شوند. سرانجام، باید معیار شباهت برای سنجش شباهت رنگی بین تصاویر تعریف شود. چند روش برای توصیف ویژگی‌های رنگی از قبیل هیستوگرام‌ها، مجموعه‌های رنگ و بخش‌های رنگی وجود دارند که هیستوگرام رایج‌ترین ویژگی رنگی مورد استفاده در ردیابی می‌باشد [۳۴، ۳۵]. در این روش ناحیه‌ای از تصویر که شامل هدف^۲ است با استفاده از هیستوگرام با m بین^۳ در فضای رنگی RGB^۴ توصیف می‌شود. تصویر مرجع توسط تابع چگالی احتمال رنگی $\{q_u\}_{u=1,2,\dots,m}$ نشان داده می‌شود که این تابع، توزیع رنگی هدف را در یک فریم^۵ از ویدئو طبق رابطه (۳) تخمین می‌زند.

$$q_u = C \sum_{i=1}^n K \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u] \quad (3)$$

در رابطه (۳) $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,n}$ مکان‌های نرمالیزه شده پیکسل در ناحیه هدف است. $b(x_i)$ مقدار اندیس پیکسل کوانتیزه شده در مکان پیکسل x_i است که مقدار پیکسل را به یک بین از هیستوگرام اختصاص می‌دهد. $u = 1, 2, \dots, m$ است که m تعداد بین هیستوگرام را نشان می‌دهد. $\delta[\cdot]$ تابع دلتای کرونکر^۶ است. C ثابتی است که فرآیند نرمالیزه کردن را انجام می‌دهد تا شرط $\sum_{u=1}^m q_u = 1$ برآورده شود و به صورت رابطه (۴) بیان می‌شود [۳۶].

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n K \left(\left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (4)$$

برای وزن‌دهی از کرنل ایزوتروپیک $K(x)$ با پنجره‌ای به شعاع h استفاده می‌گردد. این کرنل به پیکسل‌های دورتر از مرکز ناحیه هدف که

^۴ Red-Green-Blue

^۵ Frame

^۶ Kronecker delta function

^۱ Swain and Ballard

^۲ Target

^۳ Bin

توانمندی یک روش را مورد تحلیل قرار دهند. به منظور نشان دادن عملکرد روش FPSO، با یکی از جدیدترین روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری تحت عنوان الگوریتم بهینه‌سازی سالپ (SSA) مقایسه شده است. این روش از دسته‌ی روش‌های فراابتکاری الهام گرفته شده از رفتار اجتماعی می‌باشد [۱۹].

جدول ۲: توابع محک

Function	Range	f_{min}
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	[-100,100]	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	[-10,10]	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	[-100,100]	0
$F_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	[-100,100]	0
$F_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	[-30,30]	0
$F_6(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	[-100,100]	0
$F_7(x) = \sum_{i=1}^n i x_i^4 + \text{random}[0,1]$	[-1.28,1.28]	0
$F_8(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	[-500,500]	-418.98 $\times 5$
$F_9(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	[-5.12,5.12]	0
$F_{10}(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	[-32,32]	0
$F_{11}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	[-600,600]	0

نتایج حاصل شده از الگوریتم PSO فازی شده به FPSO نشان می‌دهد که این روش به صورت قابل ملاحظه‌ای پیشرفت داشته است. شکل ۴ شامل ۲ ستون است که ستون اول رسم توابع محک را در بازه‌های استفاده شده برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی نشان می‌دهد. برای ارزیابی از توابع محک F1، F3، F5، F7، F9، F10 و F11 استفاده شده است که به ترتیب در ستون اول از شکل ۴ نمایش داده شده است. همان‌طور که در شکل ۴ قابل مشاهده است، توابع محک F1 تا F6 دارای یک نقطه بهینه سراسری هستند در حالی که توابع F7 تا F11 دارای تعداد زیادی نقطه بهینه محلی و یک نقطه بهینه سراسری هستند. ستون دوم از شکل ۴ نمودارهای همگرایی را در تعداد ۱۰۰ تکرار برای سه روش PSO (رنگ آبی)، SSA (رنگ قرمز) و FPSO (رنگ سیاه) نمایش می‌دهد. در نمودارهای همگرایی مشاهده می‌شود که، با این که روش‌های PSO و SSA به نقطه بهینه یعنی صفر نزدیک شده‌اند اما روش FPSO توانسته است در تابع محک F7 در تعداد کمتر از ۵۰ تکرار به پاسخ بهینه سراسری صفر برسد که توانمندی این روش را در حل این نوع از مسائل بهینه‌سازی نشان می‌دهد این در حالی است که FPSO توانسته است در توابع محک F5 و F11 در حدود ۶۰ تکرار به پاسخ بهینه سراسری برسد که باز هم توانمندی روش را در

به منظور محاسبه برازندگی کاندیداهای موجود در یک تصویر و سنجش میزان شباهت از ضریب باتاچاریا^۱ استفاده شده است. این ضریب میزان و درجه شباهت را برای دو هیستوگرام رنگی وزن داده شده هدف و کاندیدهای مختلف در یک فریم از ویدئو را اندازه‌گیری می‌کند. فاصله باتاچاریا به صورت رابطه (۸) بیان می‌گردد [۳۶].

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (8)$$

ضریب باتاچاریا در رابطه (۸) مطابق با رابطه (۹) بیان می‌گردد.

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y), q_u} \quad (9)$$

$[p(y), q]$ مقداری بین صفر تا یک دارد و زمانی که مقدار q برای هدف و $p(y)$ برای یک کاندید در یک فریم یکسان باشند مقدار $\rho[p(y), q] = 1$ است و هر چه این میزان به یک نزدیکتر باشد بیانگر شباهت بیشتر و همبستگی بالاتر است. بنابراین هر چه میزان شباهت یک کاندید به هدف مورد نظر فرآیند ردیابی بیشتر باشد مقدار ضریب باتاچاریا بیشتر و فاصله باتاچاریا کمتر است. هدف در فرآیند ردیابی کمیته‌سازی فاصله باتاچاریا می‌باشد.

۴- نتایج و پیشنهادات

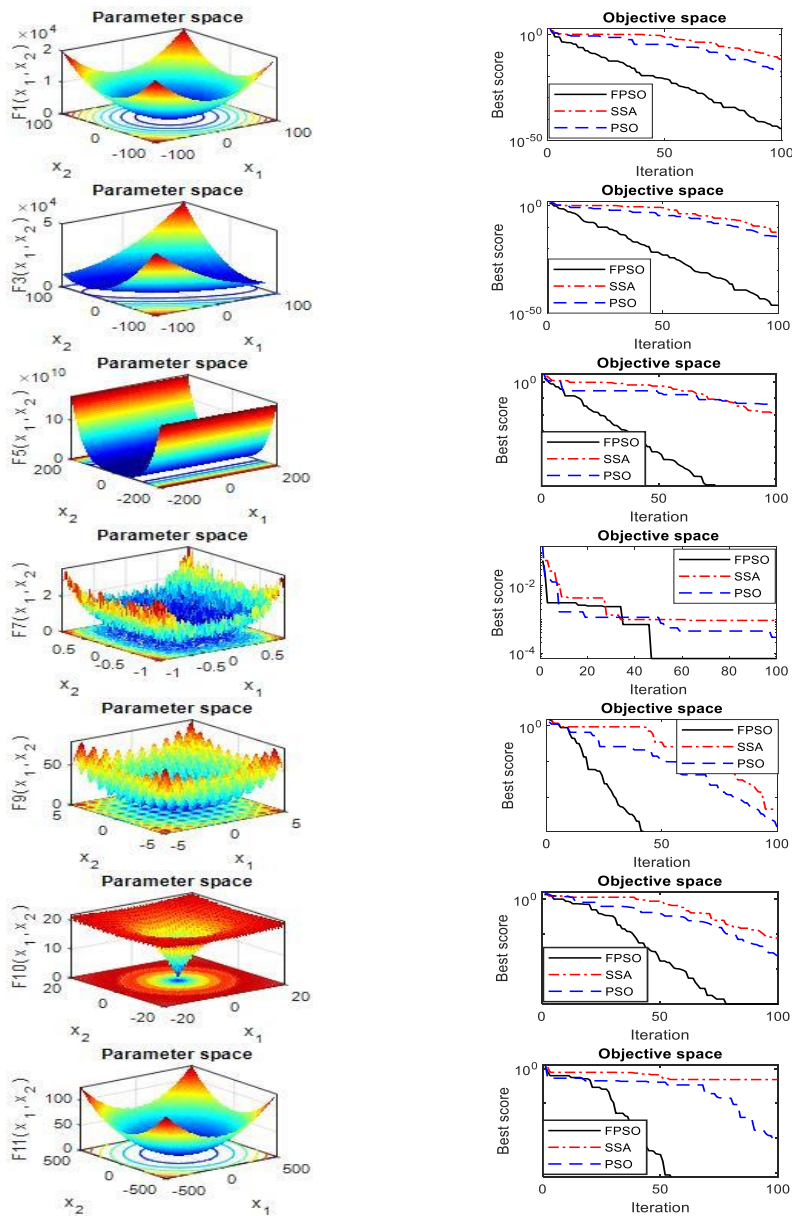
در این قسمت ابتدا به معرفی توابع محک برای ارزیابی روش FPSO پرداخته شده است و سپس، نتایج حاصل از این ارزیابی در قالب شکل ۴ و جداول ۳ و ۴ ذکر شده است. در ادامه تحلیلی از این نتایج ارائه گردیده است. در قسمت دوم پایگاه داده به کار گرفته شده به منظور بررسی عملکرد روش پیشنهادی در حوزه ردیابی هدف متحرک، معرفی شده است. سپس، نتایج حاصل از این روش پیشنهادی با ۶ روش مرتبط و متداول در این حوزه مقایسه و شده و مورد تحلیل قرار گرفته است. در انتها نتیجه‌گیری و پیشنهادات روی این تحقیق ارائه گردیده است.

۴-۱- توابع محک^۲

توابع محک برای مسائل بهینه‌سازی به شکل کمیته‌ساز مورد استفاده قرار می‌گیرند و به دو دسته‌ی Unimodal و Multimodal تقسیم می‌شوند. این توابع در جدول ۲ ارائه شده‌اند. Range، محدوده جستجو در فضای جستجو و Fmin نقطه بهینه را در فضای جستجو نشان می‌دهد. توابع F1 تا F6 دارای یک نقطه بهینه سراسری هستند و فرآیند استخراج را در فضای جستجو بررسی می‌کنند و عملکرد یک روش را مورد آزمایش قرار می‌دهند. توابع محک F7 تا F11 دارای چندین نقطه بهینه محلی هستند که به طور نمایی با افزایش بعد افزایش می‌یابند و به خوبی قادرند تا فرآیند اکتشاف را در فضای جستجو مورد آزمایش قرار دهند و شایستگی و

² Benchmark functions

¹ Bhattacharyya coefficient



شکل ۴: توابع محک و نمودار همگرایی برای سه روش PSO، SSA و FPSO

جدول ۳: بهترین پاسخ




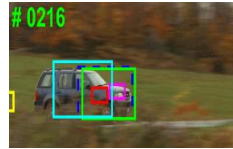






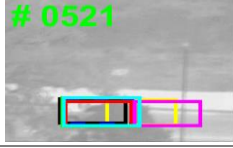









	F1	F3	F5	F7	F9	F10	F11
PSO	4.65E-17	4.59E-15	5.04E-07	1.97E-04	7.11E-15	4.95E-09	3.03E-011
SSA	6.94E-12	7.92E-12	1.70E-9	9.57E-05	3.14E-12	1.26E-06	0.0099
FPSO	2.78E-45	4.99E-47	0	6.86E-05	0	8.88E-16	0

جدول ۴: انحراف معیار بهترین پاسخ

	F1	F3	F5	F7	F9	F10	F11
PSO	40.5084	16.3141	8.2900	0.0191	0.4974	1.6649	0.1906
SSA	7.2919	5.0886	6.9000	0.0097	0.5130	1.3201	0.2107
FPSO	8.7670	1.2328	2.8218	0.0061	0.1367	1.2196	0.1898

در جدول ۳ مقادیر بهترین پاسخ دست یافته در تعداد ۱۰۰ تکرار برای سه روش ذکر شده به صورت کمی ارائه شده است. جدول ۴ مقدار انحراف معیار را برای سه روش PSO، SSA و FPSO نشان می‌دهد. در این جدول مشاهده می‌گردد که الگوریتم SSA مقادیر انحراف معیار کمتری

این گونه مسائل نشان می‌دهد. در سایر توابع محک نیز FPSO بهتر از دو روش PSO و SSA عمل کرده است و به پاسخی بسیار نزدیک به پاسخ بهینه دست یافته است.

جانش	شماره فریم			
تغییر اندازه CarScale				
تغییر شکل Singer2				
انسداد SUV				
چرخش Skating1				
چرخش Mountain Bike				
<div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: center;"> <div style="background-color: blue; color: white; padding: 2px 5px;">OURS</div> <div style="background-color: green; color: white; padding: 2px 5px;">DLSSVM</div> <div style="background-color: cyan; color: white; padding: 2px 5px;">DSST</div> <div style="background-color: magenta; color: white; padding: 2px 5px;">STRUCK</div> <div style="background-color: yellow; color: black; padding: 2px 5px;">TLD</div> <div style="background-color: red; color: white; padding: 2px 5px;">KCF</div> <div style="background-color: black; color: white; padding: 2px 5px;">CSK</div> </div>				

شکل ۵: ارزیابی ۵ دنباله ویدئویی برای ۴ چالش تغییر اندازه، تغییر شکل، انسداد و چرخش با استفاده از روش FPSO و ۶ روش مرسوم ردیابی.

- v_i و x_i برای تمامی ذرات به روز رسانی می‌شوند.
- مقدار بهترین پاسخ در هر مرحله بازنشانی می‌شود.
- ضرایب w ، C_1 و C_2 و $Popsiz$ در هر مرحله بازنشانی می‌شوند.
- بهترین پاسخ با بیشترین شباهت و کمترین فاصله طبق فاصله باتاچارا یا به عنوان مکان شی متحرک در فریم جاری انتخاب می‌شود.
- پایان.

۲-۴- پایگاه داده OTB50

پایگاه داده استفاده شده در این مقاله، پایگاه داده OTB50 نام دارد که از جمله پایگاه داده‌های متداول در ردیابی است [۳۷]. این پایگاه داده شامل ۵۱ دنباله تصویر ویدئویی است که هر یک از این ویدئوها شامل یک یا چند چالش هستند. ویدئوها شامل ۱۱ چالش‌اند که می‌توان به تغییر شکل شی متحرک^۴، تغییر ابعاد^۳، چرخش^۴، انسداد^۵ اشاره کرد. ارزیابی صورت گرفته روی این ۴ چالش است که شامل میزان متوسط دقت و متوسط نرخ موفقیت در مواجهه با هر یک از این ۴ چالش می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی با روش‌های مرسوم در ردیابی مقایسه شده است که می‌توان در این حوزه

نسبت به روش PSO دارد به طوری که در تابع محک F1 دارای کمترین انحراف معیار است و اختلاف انحراف معیار الگوریتم SSA با الگوریتم PSO بسیار زیاد است. در سایر توابع محک در جدول ۴، الگوریتم FPSO دارای کمترین مقادیر انحراف معیار است که نتیجه آن پراکندگی کمتر ذرات در فضای جستجو است. علت این امر سرعت همگرایی بسیار بالای روش FPSO نسبت به روش‌های SSA و PSO است. همان‌طور که در نمودارها مشخص است، شیب نمودارها برای الگوریتم FPSO بسیار زیاد است که نشان می‌دهد سرعت همگرایی بالاتر از دو الگوریتم دیگر است. از آن جایی که در مسائل عملی، عموماً با پاسخ‌های محلی مواجه هستیم بنابراین روش FPSO شایستگی خود را در هنگام مواجه شدن با این دسته از مسائل نشان می‌دهد.

مراحل اجرای روش پیشنهادی به صورت زیر است:

- مقادیر اولیه v_i و x_i تعیین می‌شوند.
- هدف در اولین فریم از ویدئو در چارچوب ردیابی^۱ قرار گیرد.
- ویژگی شی هدف محاسبه می‌شود.
- برای تمامی فریم‌ها
- برای تمامی تکرارها

⁴ Rotation
⁵ Occlusion

¹ Bounding Box
² Deformation
³ Scale variation

جدول ۵: متوسط معيار دقت براي پاينگاه داده OTB50

نام روش	تغيير شكل	تغيير اندازه	چرخش	انسداد
CSK [6]	۲۹/۸۰	۲۶/۵۲	۲۴/۳۱	۳۳/۳۱
TLD [9]	۳۴/۵۰	۳۴/۵۰	۳۶/۲۰	۳۸/۹۰
KCF [7]	۴۸/۶۰	۴۶/۹۰	۵۴/۹۰	۵۲/۶۰
STRUCK [8]	۴۰/۵۱	۳۹/۲۰	۳۸/۳۵	۳۹/۶۲
DSST [10]	۴۸/۸۰	۴۸/۱۰۰	۵۰/۹۰	۵۷/۵۰
DLSSVM [38]	۶۱/۱۱	۵۶/۹۰	۵۱/۶۰	۶۸/۲۰
FPSO	۶۱/۱۵	۵۷/۵۰	۶۷/۰۴	۶۶/۹۰

در جدول ۵ مقادير كمي براي روش‌هاي مختلف براي معيار دقت نمايش داده شده است. از مقادير ثبت شده و مقايسه آن‌ها مي‌توان دريافت كه روش FPSO در چالش‌هاي تغيير اندازه و تغيير شكل توانسته است عملکرد بهتري را نسبت به ساير روش‌ها به نمايش بگذارد درحالي كه روش DLSSVM در چالش انسداد عملکرد بهتري را ارائه کرده است. اما روش FPSO نيز مقدار نزديك به مقدار روش DLSSVM در چالش انسداد دارد. نتايج جدول ۵ براي سطح آستانه خطاي بين صفر تا ۵۰ پيكسل بررسي شده است. منظور از سطح آستانه خطا، اختلاف فاصله‌ي مكان مركز محاسبه شده و مركز واقعي هدف در يك فريم است كه به كليي فريم‌ها تعميم داده شده و متوسط گيري مي‌شود. مقدار گزارش شده سطح زير منحنی دقت براي سطح آستانه خطاي صفر تا ۵۰ پيكسل بر حسب درصد محاسبه شده است.

جدول ۶: متوسط معيار نرخ موفقيت براي پاينگاه داده OTB50

نام روش	تغيير شكل	تغيير اندازه	چرخش	انسداد
CSK [6]	۲۵/۲۲	۲۷/۴۲	۲۳/۱۲	۲۴/۷۳
TLD [9]	۲۸/۲۰	۳۲/۶۰	۲۸/۵۰	۲۷/۱۰
KCF [7]	۳۷/۹۰	۳۴/۳۰	۴۴/۷۰	۴۲/۶۰
STRUCK [8]	۳۲/۱۰	۳۳/۹۱	۳۰/۳۴	۲۸/۹۶
DSST [10]	۴۳/۴۰	۴۵/۵۰	۴۰/۸۰	۴۳/۶۰
DLSSVM [38]	۴۲/۹۰	۴۰/۵۰	۴۲/۴۰	۴۷/۱۰
FPSO	۴۴/۸۰	۴۴/۸۶	۴۶/۵۰	۴۶/۸۰

جدول ۶ نرخ موفقيت را به ازاي ۶ روش مرسوم و روش FPSO در معيار نرخ موفقيت نمايش مي‌دهد. از مقايسه نتايج به دست آمده مي‌توان دريافت كه روش FPSO در چالش‌هاي تغيير شكل و چرخش توانسته است عملکرد بهتري را نسبت به ساير روش‌ها به نمايش بگذارد. روش KCF پس از روش FPSO توانسته است تا در مواجهه با چالش چرخش بهترين مقدار را كسب كند. اما روش DSST در چالش تغيير اندازه و روش DLSSVM در چالش انسداد عملکرد بهتري را ارائه کرده‌اند. با اين حال روش FPSO مقادير نزديك به اين دو روش را ثبت کرده است. مقادير گزارش شده سطح زير منحنی نرخ موفقيت براي سطح آستانه هم‌پوشاني صفر تا ۱۰۰ درصد است. در سطح آستانه ۱۰۰ درصد نرخ موفقيت كليي روش‌ها

به روش‌هاي CSK [6]، TLD [9]، KCF [7]، STRUCK [8]، DSST [10] و DLSSVM [38] اشاره كرد.

ارزيابي صورت گرفته در شكل ۵ براي روش FPSO و همچنين تعداد ۶ روش مرسوم در فرآيند رديابي مي‌باشد. در هر سطر آن يك چالش بررسي شده است. به اين منظور از پاينگاه داده OTB50 تعدادي از دنباله‌هاي ويديويي انتخاب شده‌اند كه چالش رخ داده در آن با شدت بيشتري اتفاق مي‌افتد. سطر اول از شكل ۵ شامل تعدادي از فريم‌هاي دنباله‌ي CarScale است. در اين دنباله تغييرات مقايسه و يا اندازه در طول دنباله، به عنوان چالش مطرح شده است. در فريم‌هاي اوليه تمامي ردياب‌ها هدف را به درستي رديابي مي‌كنند اما با تغيير مقايسه هدف ردياب TLD در فريم ۱۶۳ شروع به از دست دادن هدف مي‌كند. به دنبال آن ردياب CSK نيز هدف را از دست مي‌دهد. ساير ردياب‌ها از جمله ردياب FPSO قادرند تا هدف را آخرين فريم حفظ كنند. در سطر دوم، دنباله Singer2 جهت بررسي چالش تغيير شكل انتخاب شده است. منظور از تغيير شكل، تغيير فرم هدف مورد نظر است. غالبا اين تغيير براي اجسام غير صلب مانند بدن انسان اتفاق مي‌افتد. در دنباله Singer2، خواننده در طول ويديو حرکت مي‌كند و بدن آن دچار تغييرات ظاهري مي‌گردد. البته علاوه بر آن تغييرات روشنايي پس‌زمينه در اين دنباله بسيار شديد است. در اين دنباله الگوريتم‌هاي TLD و STRUCK پس از گذشت ۲۰ فريم هدف را به كلي از دست مي‌دهند. در ادامه روش CSK نيز از رديابي هدف باز مي‌ماند. در فريم‌هاي انتهاي روش DSST نيز از رديابي منحرف شده است و فقط روش FPSO و روش DLSSVM قادر به حفظ هدف در چارچوب رديابي هستند. سطر سوم دربردارنده دنباله SVU است كه جهت بررسي چالش انسداد مطرح شده است. منظور از انسداد قرار گرفتن شي ديگري جلوي هدف رديابي است به گونه‌اي كه بخشي و يا تمامي ظاهر هدف پوشانده شود. در اين دنباله خودرو به سرعت حرکت مي‌كند و توسط درختان دچار انسداد مي‌شود. ردياب‌هاي TLD و CSK در اين دنباله قادر به رديابي هدف نيستند و هدف را در مواجهه شدن با انسداد از دست مي‌دهند. سطر چهارم دنباله Skating را براي چالش چرخش هدف معرفي مي‌كند. در اين دنباله شخص با سرعت زياد حرکات نمايش شامل چرخش را انجام مي‌دهد. در اين دنباله ردياب TLD و STRUCK هدف را در فريم‌هاي ابتدايي از دست مي‌دهند. اين در حالي است كه پس از گذشت ۳۵۰ فريم ردياب‌هاي DLSSVM، DSST و CSK نيز هدف را به كلي از دست مي‌دهند. در اين دنباله تنها روش FPSO و الگوريتم KCF قادرند تا انتهاي دنباله هدف رديابي را دنبال كنند. سطر پنجم نمونه‌اي ديگر از چرخش را طی دنباله MountainBike نشان مي‌دهد. در فريم ۱۱۹ ام از اين دنباله ردياب TLD هدف را به طور كامل از دست مي‌دهد اين در حالي است كه ساير ردياب‌ها هدف را تا انتهاي ويديو حفظ مي‌كنند.

مراجع

- [1] M. Swathy, P. Nirmala and P. Geethu, "Survey on vehicle detection and tracking techniques in video surveillance", *International Journal of Computer Applications*, vol. 160, no. 7, pp. 22-28, 2017.
- [2] I. Pham and M. Polasek, "Algorithm for military object detection using image data", *IEEE/AIAA 33rd Digital Avionics Systems Conference (DASC)*, pp. 1-15, 2014.
- [3] A. Yilmaz, O. Javed and M. Shah, "Object tracking: A survey", *Acm computing surveys (CSUR)*, vol. 38, no. 4, pp. 13-20, 2006.
- [4] B. Zhuang, H. Lu, Z. Xiao, and D. Wang, "Visual tracking via discriminative sparse similarity map", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, no. 4, pp. 1872-1881, 2014.
- [5] H. Farsi, "Improvement of minimum tracking in minimum statistics noise estimation method", *Signal Processing: An International Journal (SPIJ)*, vol. 4, no. 1, pp. 17-25, 2010.
- [6] J. F. Henriques, R. Caseiro, P. Martins and J. Batista, "Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels", *European conference on computer vision*, pp. 702-715, 2012.
- [7] J. F. Henriques, R. Caseiro, P. Martins and J. Batista, "High-speed tracking with kernelized correlation filters", *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 37, no. 3, pp. 583-596, 2015.
- [8] S. Hare et al., "Struck: Structured output tracking with kernels", *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 38, no. 10, pp. 2096-2109, 2016.
- [9] Z. Kalal, K. Mikolajczyk and J. Matas, "Tracking-learning-detection", *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 34, no. 7, pp. 1409-1422, 2012.
- [10] M. Danelljan, G. Häger, F. S. Khan and M. Felsberg, "Discriminative scale space tracking," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 39, no. 8, pp. 1561-1575, 2017.
- [1] K. Zhang, L. Zhang, Q. Liu, D. Zhang and M. Yang, "Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning", *European conference on computer vision*, pp. 127-141, 2014.
- [2] D. S. Bolme, J. R. Beveridge, B. A. Draper and Y. M. Lui, "Visual object tracking using adaptive correlation filters", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 2544-2550, 2010.
- [3] M. Danelljan, G. Häger, F. Khan and M. Felsberg, "Accurate scale estimation for robust visual tracking", *British Machine Vision Conference*, pp. 1-5, 2014.
- [4] M. Gao, X. He, D. Luo, J. Jiang and Q. Teng, "Object tracking using firefly algorithm", *IET Computer Vision*, vol. 7, no. 4, pp. 227-237, 2013.
- [5] N. Hussain, A. Khan, S. G. Javed and M. Hussain, "Particle swarm optimization based object tracking using HOG features", *IEEE 9th International*

نزدیک به صفر شده و در سطح آستانه‌های نزدیک به صفر نرخ موفقیت مقادیر بالایی دارند. بنابراین برای قابل اطمینان بودن یک روش باید به ازای تمامی سطوح آستانه هم‌پوشانی، نرخ موفقیت محاسبه شود و متوسط‌گیری شود و یا به عبارت دیگر سطح زیر منحنی نرخ موفقیت برای سطح آستانه هم‌پوشانی صفر تا ۱۰۰ درصد محاسبه شود.

جدول ۷ متوسط زمان اجرای هر الگوریتم را روی پایگاه داده OTB50 به ازای هر فریم بیان می‌کند. زمان اجرا بر حسب میلی‌ثانیه است. در این جدول مشاهده می‌شود که روش CSK دارای کمترین زمان اجرا است و به عبارتی سریعترین الگوریتم می‌باشد. پس از آن روش KCF دارای سرعت قابل توجه ۵/۴۰۵ میلی‌ثانیه است که در مقایسه با روش‌های جدیدتر و روش پیشنهادی دارای سرعت بالایی است. روش‌های DSST و DLSSVM با توجه به بالا بودن مقادیر نرخ موفقیت و دقت در ردیابی دارای سرعت‌های پایین هستند که این یک ضعف برای این روش‌ها محسوب می‌شود. این در حالی است که روش پیشنهادی با ثبت زمان ۱۶/۷۳۱ میلی‌ثانیه توانسته است سرعت قابل توجهی را با توجه به دقت و نرخ موفقیت بالای خود کسب کند.

۳-۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این مقاله روش جدیدی به منظور بهبود عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ارائه گردید و ایده استفاده از پارامترهای کنترلی به صورت فازی در این الگوریتم به جای استفاده از مقادیر ثابت و یا خطی و غیرخطی باعث گردید تا، علاوه بر رسیدن به پاسخ مناسب، سرعت همگرایی نیز بالاتر رود. نتایج تجربی نشان داد روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها ردیابی مورد مقایسه، توانسته است در ۵۱ دنباله ویدیو شامل چالش‌های متفاوت از پایگاه داده OTB50 بهترین نتایج را در معیار دقت روی چالش‌های تغییرات اندازه، تغییرات شکل و چرخش و نتیجه مطلوبی در چالش انسداد کسب کند. همچنین در معیار نرخ موفقیت در چالش‌های چرخش و تغییر شکل بهترین نتایج و در حالت تغییر اندازه و انسداد نیز نتایج مطلوبی را کسب نماید. این معیارها برتری روش پیشنهادی را نسبت به سایر روش‌های موجود نشان می‌دهد. الگوریتم PSO فازی شده علاوه بر کاربرد در زمینه ردیابی قابلیت استفاده در سایر زمینه‌های بهینه‌سازی را دارد. همان‌طور که در بخش نتایج ملاحظه شد، این روش عملکرد خوبی را در برابر توابع محک از خود نشان داد. استفاده از این روش در ردیابی باعث می‌شود تا به جای این که کلیه پنجره‌های یک تصویر اسکن شود، نقاط تصادفی از تصویر مورد بررسی قرار گرفته و برای هر نقطه تصادفی ویژگی رنگی وزن دار محاسبه شود و فاصله باتاچاریا برای هر کاندید محاسبه گردد. سپس در طول تکرارهای الگوریتم FPSO میزان این فاصله به حداقل برسد و مکان هدف در هر فریم با دقت مطلوبی شناسایی گردد. هر چند این روش هنوز نیاز به بررسی در زمینه دقت عملکرد دارد، با این حال، می‌توان ادعا کرد روش پیشنهادی ارائه شده در این مقاله می‌تواند اشیا متحرک را در یک دنباله ویدیویی به صورت مطلوبی ردیابی کند.

- in optimization of fuzzy controllers”, Algorithms, vol. 10, no. 3, p. 101-128, 2017.
- [30] F. Valdez, J. C. Vazquez and F. Gaxiola, “Fuzzy dynamic parameter adaptation in ACO and PSO for designing fuzzy controllers: the cases of water level and temperature control”, Advances in Fuzzy Systems, vol. 2018, no. 1, pp. 1-19, 2018.
- [31] B. Borowska, “Nonlinear inertia weight in particle swarm optimization”, 12th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), vol. 1, pp. 296-299, 2017.
- [32] C. Du, Z. Yin, Y. Zhang, J. Liu, X. Sun and Y. Zhong, “Research on active disturbance rejection control with parameter autotune mechanism for induction motors based on adaptive particle swarm optimization algorithm with dynamic inertia weight”, IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 34, no. 3, pp. 2841-2855, 2019.
- [33] M. Swain and D. Ballard, “Color indexing”, Computer Vision, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.
- [34] D. Zhang, J. Zhang and C. Xia, “Multi-complementary model for long-term tracking”, Sensors, vol. 18, no. 2, pp. 527-552, 2018.
- [35] L. Luo and X. Fan, “Immune particle filter algorithm for target tracking based on histograms of color and oriented gradient”, Optical Sensing and Imaging Technology and Applications, vol. 10462, pp. 104622Q, 2017.
- [36] A. Sharma, A. Malik and R. Rohilla, “A robust mean shift integrating color, GLCM based texture features and frame differencing”, International Journal of Scientific and Engineering Research, vol. 7, no. 2, pp. 1386-1398, 2016.
- [37] Y. Wu, J. Lim and M. Yang, “Online object tracking: A benchmark”, IEEE Computer vision and pattern recognition (CVPR), pp. 2411-2418, 2013.
- [38] J. Ning, J. Yang, S. Jiang, L. Zhang and M. Yang, “Object tracking via dual linear structured SVM and explicit feature map”, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 4266-4274, 2016.
- Conference on Emerging Technologies (ICET), pp. 1-6, 2013.
- [6] F. Sha, C. Bae, G. Liu, X. Zhao, Y. Chung and W. Yeh, “A categorized particle swarm optimization for object tracking”, IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), pp. 2737-2744, 2015.
- [7] C. Bae, K. Kang, G. Liu and Y. Chung, “A novel real time video tracking framework using adaptive discrete swarm optimization”, Expert Systems with Applications, vol. 64, no. 1, pp. 385-399, 2016.
- [8] J. Kennedy, “Particle swarm optimization”, Encyclopedia of machine learning, pp. 760-766, 2010.
- [9] S. Mirjalili, A. Gandomi, S. Z. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris and S. M. Mirjalili, “Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems”, Advances in Engineering Software, vol. 114, pp. 163-191, 2017.
- [20] S. Mirjalili and A. Lewis, “The whale optimization algorithm”, Advances in engineering software, vol. 95, pp. 51-67, 2016.
- [21] S. Mirjalili, “SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems”, Knowledge-Based Systems, vol. 96, pp. 120-133, 2016.
- [22] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization (PSO)”, IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, pp. 1942-1948, 1995.
- [23] Y. Shi and R. Eberhart, “A modified particle swarm optimizer”, IEEE international conference on evolutionary computation proceedings world congress on computational intelligence (Cat. No. 98TH8360), pp. 69-73, 1998.
- [24] A. Chatterjee and P. Siarry, “Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization”, Computers and operations research, vol. 33, no. 3, pp. 859-871, 2006.
- [25] H. Zhu, C. Zheng, X. Hu and X. Li, “Adaptive PSO using random inertia weight and its application in UAV path planning”, Seventh International Symposium on Instrumentation and Control Technology: Measurement Theory and Systems and Aeronautical Equipment, vol. 7128, p. 712814-712819, 2008.
- [26] T. Niknam, “A new fuzzy adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for non-linear, non-smooth and non-convex economic dispatch problem”, Applied Energy, vol. 87, no. 1, pp. 327-339, 2010.
- [27] Y. Maldonado, O. Castillo and P. Melin, “Particle swarm optimization of interval type-2 fuzzy systems for FPGA applications”, Applied Soft Computing, vol. 13, no. 1, pp. 496-508, 2013.
- [28] T. Krzeszowski and K. Wiktorowicz, “Evaluation of selected fuzzy particle swarm optimization algorithms”, Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS), pp. 571-575, 2016.
- [29] F. Olivas, L. Amador-Angulo, J. Perez, C. Caraveo, F. Valdez and O. Castillo, “Comparative study of type-2 fuzzy particle swarm, bee colony and bat algorithms