

## An Improved Tracking-Learning-Detection Algorithm for Low Frame Rate

**Hooman Moridvaisi, Ph.D. Student, Farbod Razzazi, Associate Professor, Mohammadali Pourmina, Associate Professor, Massoud Dousti, Associate Professor**

Department of Electrical and Computer Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

[h.moridvaisi@srbiau.ac.ir](mailto:h.moridvaisi@srbiau.ac.ir), [razzazi@srbiau.ac.ir](mailto:razzazi@srbiau.ac.ir), [pourmian@srbiau.ac.ir](mailto:pourmian@srbiau.ac.ir), [m\\_dousti@srbiau.ac.ir](mailto:m_dousti@srbiau.ac.ir)

### Abstract

The conventional Tracking-Learning-Detection (TLD) algorithm is sensitive to illumination change and clutter and low frame rate and results in drift even missing. To overcome these shortcomings and increase robustness, by improving the TLD structure via integrating mean-shift and co-training learning can be achieved better results undergo low frame rate (LFR) condition and the robustness and accuracy tracking of the TLD structure increases. Because of, the Mean-Shift tracking algorithm is robust to rotation, partial occlusion and scale changing and it is simple to implement and takes less computational time. On the other, the co-training learning algorithm with two independent classifiers can learn changes of the target features in during the online tracking process. Therefore, the extended structure can solve the problem of lost object tracking in LFR videos and other challenges simultaneously. Finally, comparative evaluations of the proposed method to other top state-of-the-art tracking algorithms under the various scenarios from the TB-100 known dataset, demonstrate the superior performance of the proposed algorithm compared to other tracking algorithms in terms of tracking robustness and stability performance. Finally, the proposed structure based on the TLD architecture, in scenarios with the various challenges mentioned, will improve on average about 33% of the results, compared to the traditional TLD algorithm.

**Keywords:** low frame rate, machine learning algorithm, mean-shift algorithm, target tracking, tracking learning detection

**Received:** 9 December 2021

**Revised:** 22 January 2022

**Accepted:** 24 February 2022

**Corresponding Author:** Dr. Farbod Razzazi

**Citation:** H. Moridvaisi, F. Razzazi, M.A. Pourmina, M. Dousti, "An improved tracking-learning-detection algorithm for low frame rate", Journal of Intelligent Procedures in Electrical Technology, vol. 14, no. 54, pp. 121-134, Sept. 2023 (in Persian).

## الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص بهبود داده شده جهت نرخ قاب پایین

هومن مریدوایسی، دانشجوی دکتری، فرید رزازی، دانشیار، محمدعلی پورمینا، دانشیار، مسعود دوستی، دانشیار

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران  
h.moridvaisi@srbiau.ac.ir, razzazi@srbiau.ac.ir, pourmian@srbiau.ac.ir, m\_dousti@srbiau.ac.ir

**چکیده:** الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص (TLD) سنتی، نسبت به چالش‌هایی همچون تغییرات روشنایی، کلاترها و نرخ قاب پایین بسیار حساس بوده و باعث خطا در ردیابی هدف می‌گردد. در راستای غلبه بر این مشکلات و بهبود مقاومت الگوریتم، معماری الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص با ترکیب الگوریتم انتقال متوسط و الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی هم‌یادگیری، بهبود داده شده است. این ساختار در شرایط نرخ قاب پایین نتایج بهتری را نتیجه می‌دهد و مقاومت و دقت الگوریتم را نسبت به الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص افزایش می‌دهد. زیرا الگوریتم ردیابی انتقال متوسط نسبت به چرخش، موانع جزئی، تغییرات اندازه مقاوم بوده و به سادگی اجرا شده و به محاسبات کمی نیاز دارد. از طرف دیگر الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی هم‌یادگیری با دو طبقه‌بند مستقل می‌تواند تغییرات ویژگی‌های هدف را به خوبی آموزش ببیند. بنابراین، ساختار توسعه داده شده می‌تواند مشکل گم کردن هدف را در شرایط وجود همزمان نرخ قاب پایین و چالش‌های دیگر حل نماید. نهایتاً، ارزیابی مقایسه‌ای روش پیشنهادی با الگوریتم‌های معروف ردیابی بر روی سناریوهای مختلف از پایگاه داده مشهور TB-100، حاکی از عملکرد برتر روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها از لحاظ مقاومت و پایداری است. نهایتاً ساختار پیشنهادی بر اساس معماری ردیابی یادگیری تشخیص در ویدیوهایی با چالش‌های مختلف ذکر شده به‌طور متوسط حدود ۳۳ درصد نتایج را نسبت به الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بهبود خواهد بخشید.

**کلمات کلیدی:** ردیابی هدف، الگوریتم انتقال متوسط، الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص، الگوریتم یادگیری ماشین، نرخ قاب پایین

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۹/۱۸

تاریخ بازنگری مقاله: ۱۴۰۰/۱۱/۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۱۲/۵

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر فرید رزازی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: تهران - دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات - دانشکده مهندسی برق - گروه مخابرات

## ۱- مقدمه

ردیابی هدف یکی از وظایف مهم در حوزه بینایی ماشین بوده و کاربرد گسترده‌ای در حوزه‌های گوناگون دارد. مخصوصاً ردیابی هدف در سناریوهایی با نرخ قاب پایین به دلیل کاربردهای وسیع در سیستم‌های واقعی از جمله هزینه‌های سخت‌افزاری، توانایی سیستم‌ها روی فقط این اطلاعات، تجهیزات پردازش آنلاین، امبد<sup>۱</sup> سیستم‌های کوچک تعبیه شده در خودرو و برخی از هواپیماهای بدون سرنشین و سیستم‌های ناوبری و سیستم‌های نظارت هوشمند ترافیک در شهرهای هوشمند [۱] و غیره، توجه زیادی را به خود جلب کرده است. نرخ قاب پایین به دلایل تاخیر سخت‌افزاری در سیستم‌های دریافت تصویر، محدودیت پهنای باند انتقال از جمله دوربین‌های نصب شده در میدین جنگ [۲]، محدودیت در ذخیره داده‌ها یا عدم قدرت پردازش پردازنده‌ها اتفاق می‌افتد. بنابراین، طراحی یک الگوریتم ردیابی مقاوم در برابر سناریوهای نرخ قاب پایین یک موضوع مهم و چالش برانگیز در حوزه بینایی ماشین است. نرخ قاب در سناریوهای نرخ قاب پایین، کمتر از ۱۰ قاب بر ثانیه است، که نتیجه آن تغییرات برجسته ویژگی‌ها، تغییرات ظاهری زیاد یا حرکات ناگهانی هدف از یک فریم به فریم دیگر خواهد بود [۳]. از این رو، محققان کشورهای مختلف در سال‌های اخیر روش‌های ردیابی گوناگونی ارائه داده‌اند [۴-۱۱]. در همین راستا جهت غلبه بر این چالش‌ها، با توسعه الگوریتم ردیابی سنتی ردیابی یادگیری تشخیص<sup>۲</sup> (TLD) دو ابزار، در این تحقیق بهبود داده شده است.

## ۱-۱- مروری بر پژوهش‌های انجام شده

ردیابی در سناریوهای با نرخ قاب پایین به دلیل چالش‌های آن کمتر از حالت معمولی مورد بررسی محققان قرار گرفته است. در این بخش آنها به‌طور مختصر بررسی می‌شوند. در مرجع [۱۲] الگوریتم انتقال متوسط<sup>۳</sup> را با چند هسته توسعه داده شده است. در این تحقیق مسئله نرخ قاب پایین به عنوان چالش حرکات ناگهانی بین فریم‌های متوالی در نظر گرفته شده است. در تحقیقی دیگر در مرجع [۱۳] یک ترکیب احتمالی زمانی با طول عمرهای مختلف ارائه شده که هر یک از آنها با زیر مجموعه متفاوتی از ویژگی‌های هدف آموزش داده می‌شوند. در این تحقیق روش پیشنهادی شده با سه الگوریتم ردیابی دیگر تحت شرایط نرخ قاب پایین و حرکات ناگهانی هدف یا دوربین مقایسه شده است. در مرجع [۱۴] الگوریتم ردیابی انتقال متوسط توسعه داده شده و در آن تحقیق به نام انتقال متانزول تصادفی<sup>۴</sup> (SMD) نام‌گذاری گردید. روش پیشنهاد شده با پیش‌بینی هسته و روش بهینه‌سازی با تغییرات اندازه و موقعیت هسته در برابر نرخ قاب پایین مقاومت می‌کند. بنابراین الگوریتم فوق در مقایسه با الگوریتم‌های انتقال متوسط و انتقال CAM<sup>۵</sup> می‌تواند اهداف سرعت بالا را با وجود تغییرات بزرگ در اندازه هدف (به دلیل نرخ قاب پایین) ردیابی نماید. در مرجع [۱۵] روشی بر مبنای فیلتر ذره‌ای اصلاح شده پیشنهاد شده است. الگوریتم پیشنهاد شده با پیش‌بینی مکان نمونه‌های رنگی یکنواخت در اطراف هدف، جسم متحرک مورد نظر را آشکارسازی و ردیابی می‌نماید. در مرجع [۱۶] روشی بر مبنای ترکیب ساختار هاف با الگوریتم یادگیری برخط، جهت ردیابی اهداف غیرصلب با وجود چالش‌هایی از جمله موانع گذرا، چرخش و تغییرات ناگهانی اندازه هدف پیشنهاد شده است. در مرجع [۱۷] روشی بر مبنای توسعه الگوریتم ژنتیک پیشنهاد شده که این روش می‌تواند اهدافی با سایز متغیر را در مقایسه با روش‌های فیلتر ذره‌ای و الگوریتم ژنتیک در نرخ قاب پایین با دقت خوبی ردیابی نماید. در مرجع [۱۸] روشی مبتنی بر ترکیب مجموعه‌ای از خواص ظاهری هدف با پیش‌بینی مدل حرکت آن، جهت ردیابی خودرو در نرخ قاب پایین پیشنهاد شده است. در این تحقیق خواص بکار برده شده بر اساس چهار گروه از جمله خواصی بر مبنای ناحیه، لبه، شکل محلی و ساختار هدف است. جهت ردیابی هدف در نرخ قاب پایین در مرجع [۱۹] روشی بر مبنای وابستگی زمانی به نام وابستگی ارتباط زمانی مبتنی بر برجسته بودن<sup>۶</sup> (STAD) پیشنهاد داده‌اند. نویسندگان در این تحقیق جهت آشکارسازی اولیه هدف، از تفاضل تصویر زمینه با فریم جاری استفاده نموده‌اند. به‌طور کلی می‌توان بیان نمود که از فیلتر میانی برای پیش‌بینی فریم زمینه و از الگوریتم تطبیق قالب<sup>۷</sup> جهت تخمین ژست هدف استفاده شده است. در مرجع [۲۰] روشی مقاوم بر اساس یادگیری تغییرات ظاهری وسایل نقلیه متحرک در نرخ قاب پایین ارائه شده است. الگوریتم پیشنهاد شده نسبت به چالش‌هایی مانند تغییرات ژست، اندازه، روشنایی و موانع گذرا مقاوم است. در برخی دیگر از تحقیقات الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص توسط برخی محققین بهبود داده شده است. به عنوان مثال در مرجع [۲۱] الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص با استفاده از ترکیب مدل رنگ با خواص الگوریتم جهت سریع و چرخش مختصر<sup>۸</sup> (ORB) هدف بهبود

داده شده است. در تحقیقی دیگر در مرجع [۲۲] جهت بهبود الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص از الگوریتم یادگیری برخط جهت یادگیری خواص هدف بجای الگوریتم یادگیری P-N استفاده شده است. در مرجع [۲۳] الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بر اساس خواص و گوشه‌های هریس<sup>۹</sup> بهبود داده شده است. در مرجع [۲۴] با استفاده از فیلتر کالمن جهت تخمین موقعیت هدف، الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص توسعه داده شده است. در تحقیقی دیگر در مرجع [۲۵] با ترکیب فیلتر کالمن و ویژگی سرعت بالا از هدف به نام افزایش سرعت ویژگی قوی<sup>۱۰</sup> (SURF) الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص را بهبود داده شده است. در مرجع [۲۶] بهبود الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص با به کار بردن فضای رنگ اشباع مقدار<sup>۱۱</sup> (HSV) و آشکارسازی نقاط کلیدی هدف انجام شده است. در مرجع [۲۷] با استفاده از الگوریتم ردیابی انتقال متوسط، الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بهبود داده شده است. نویسندگان این تحقیق، زمانی که سطح اطمینان آشکارسازی هدف در قاب جاری از یک مقدار آستانه‌ای کمتر باشد، خروجی الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص نقطه شروع الگوریتم ردیابی انتقال متوسط خواهد گردید. نهایتاً در مرجع [۲۸] الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص با ترکیب شدن با طبقه‌بند الگوی باینری محلی معنایی<sup>۱۲</sup> (SLBP) توسعه داده شده است. این طبقه‌بندی‌کننده در بخش آشکارسازی الگوریتم اصلی ردیابی یادگیری تشخیص به کار برده شده است و تصویر را به بردارهایی از خواص ساختاری الگوی باینری محلی معنایی تبدیل می‌کند. در مرجع [۲۹] جهت ردیابی یک وسیله نقلیه متحرک الگوریتم قراردادی ردیابی یادگیری تشخیص توسعه داده شده است. نویسندگان این تحقیق با به کار بردن یک فیلتر کالمن توسعه داده شده به نام فیلتر کالمن مکعبی ریشه مربع<sup>۱۳</sup> (SRCKF) جهت بخش ردگیری الگوریتم قراردادی ردیابی یادگیری تشخیص مقاومت الگوریتم را در برابر موانع گذرا و تغییرات روشنایی محیط افزایش داده‌اند. در مرجع [۳۰] جهت ردیابی یک هدف کوچک بدون ویژگی‌های قابل اعتماد، تار شده در اثر حرکت، تغییرات شرایط روشنایی و تغییرات زاویه دید، الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص با اضافه شدن یک فیلتر کالمن به بخش ردگیری آن، بهبود داده شده است. در مرجع [۳۱]، جهت افزایش مقاومت الگوریتم در ردیابی پیوسته اهداف در مقابل تغییرات روشنایی و موانع گذرا با اضافه نمودن یک فیلتر همبستگی به بخش ردگیری الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بهبود داده‌اند. در مرجع [۳۲] جهت افزایش مقاومت الگوریتم در ردیابی اهداف در مقابل نرخ قاب پایین، تغییرات روشنایی و موانع گذرا در بخش ردگیری الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص، از الگوریتم ردیابی سنتی فیلتر همبستگی هسته‌ای<sup>۱۴</sup> (KCF) استفاده شده است. نویسندگان مرجع [۳۳]، جهت ردیابی ماهی در محیط دریا در نرخ قاب پایین با وجود تغییرات روشنایی و زمینه پیچیده<sup>۱۵</sup>، الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص را بهبود داده‌اند. آنها در بخش ردگیری این الگوریتم، یک الگوریتم ردیابی انتقال متوسط توسعه داده شده به کار برده‌اند. در مرجع [۳۴]، جهت ردیابی هدف با وجود تاری در تصویر، موانع گذرا و تغییرات محیط اطراف، الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص را توسعه داده‌اند. نویسندگان این تحقیق در بخش ردگیری الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص، از الگوریتم ردیابی سنتی فیلتر همبستگی هسته‌ای برای مدل هیستوگرام گرادینان‌های جهت‌دار<sup>۱۶</sup> استفاده نموده‌اند. در مرجع [۳۵] جهت ردیابی هدف با وجود چالش‌هایی مانند تغییرات روشنایی و موانع گذرا در حین فرایند ردیابی، بخش ردگیری الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص، را با جایگزینی ترکیبی از الگوریتم‌های انتقال CAM و الگوی باینری محلی<sup>۱۷</sup> (LBP) بهبود داده‌اند. در مرجع [۳۶] جهت ردیابی طولانی مدت عابر پیاده، الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص توسعه داده شده که در بخش ردگیری این تحقیق الگوریتم سنتی فیلتر همبستگی هسته‌ای را به کار برده شده است. نتایج پیاده‌سازی این الگوریتم نسبت به الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بر روی سناریوهای مختلف، بیانگر بهبود آن نسبت الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص است.

## ۲-۱- نوآوری این پژوهش

در این تحقیق الگوریتمی جدید جهت ردیابی هدف در نرخ قاب پایین که از معماری الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص الهام گرفته شده، پیشنهاد شده است. این ساختار پیشنهادی مقاومت الگوریتم ردیابی سنتی ردیابی یادگیری تشخیص را در برابر حرکت‌های ناگهانی تغییرات زیاد هدف در بین قاب‌های متوالی و چالش‌های دیگر افزایش می‌دهد. نوآوری اصلی این تحقیق عبارتند از:

- ساختاری جدید جهت ردیابی هدف بر مبنای معماری ردیابی یادگیری تشخیص در مقابل چالش نرخ قاب پایین پیشنهاد شده است.

- با توجه به خاصیت الگوریتم ردیابی انتقال متوسط از جمله مقاوم بودن نسبت به چرخش، موانع جزئی، تغییرات اندازه و سادگی در اجرا باعث شده که از آن الگوریتم جهت بخش ردگیری الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص توسعه داده شده استفاده شده است.

- در این ساختار الگوریتم بخش ردگیری به عنوان طبقه‌بندی کننده مستقل اول و الگوریتم بخش آشکارسازی، به عنوان طبقه‌بندی کننده مستقل دوم به صورت موازی بر روی قاب جاری اجرا می‌گردند.

- جهت افزایش دقت آشکارسازی هدف در قاب جاری نتایج دو طبقه‌بندی کننده مستقل با هم ترکیب می‌شود.

- استخری از مدل‌های هیستوگرام رنگ هدف برای الگوریتم بخش ردگیری و استخری از قالب‌های مربوط به هدف برای الگوریتم بخش آشکارسازی ایجاد می‌گردد. به عبارت دیگر داده‌های موجود (ویژگی مدل رنگ و قالب هدف) در هر یک از استخرهای مربوط الگوریتم‌های ردگیری و آشکارسازی، علاوه بر نتایج الگوریتم مربوطه، بوسیله نتایج الگوریتم دیگر هم بروز خواهد گردید. که این ساختار باعث می‌شود که طبقه‌بندی کننده‌ها با سرعت بیشتری تغییرات ویژگی‌های هدف را در بین فریم‌های متوالی آموزش ببینند.

- روش یادگیری نیمه‌نظارتی هم‌یادگیری<sup>۱۸</sup> برخط با دو طبقه‌بندی کننده مستقل، با یادگیری تغییرات ویژگی‌های هدف از جمله مدل رنگ و قالب هدف در حین ردیابی، مقاومت الگوریتم پیشنهادی را در برابر چالش‌هایی از جمله نرخ قاب پایین، موانع گذرا، حرکات ناگهانی هدف، تغییرات روشنایی محیط افزایش می‌دهد و به صورت برخط تغییرات ویژگی‌های هدف را در حین فرایند ردیابی فرا می‌گیرد.

- ایده کلیدی در ساختار پیشنهادی این است که الگوریتم بخش‌های آشکارسازی و ردگیری نقش دو طبقه‌بندی کننده مستقل را در الگوریتم یادگیری ایفاد می‌کنند و در برخی موارد هم یکدیگر را آموزش می‌دهند. بنابراین سرعت یادگیری ویژگی‌های هدف افزایش می‌یابد.

## ۲- الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص

در مرجع [۳۷] الگوریتم ردیابی به نام ردیابی یادگیری تشخیص توسط کلال و همکارانش ارائه شده است. این الگوریتم مطابق شکل (۱) از سه بخش ردیابی، یادگیری و آشکارسازی تشکیل شده است. در بخش ردیابی این الگوریتم از الگوریتم شار ایتیکی، در بخش آشکارسازی از یک طبقه‌بندی کننده آبخاری با سه قسمت اصلی از جمله طبقه‌بندی کننده واریانس<sup>۱۹</sup>، طبقه‌بندی کننده مجموع و طبقه‌بندی کننده نزدیک‌ترین همسایگی و در بخش یادگیری از الگوریتم یادگیری P-N استفاده شده است. در این ساختار زمانی که الگوریتم بخش ردیابی نتواند هدف را در قاب جاری آشکارسازی نماید الگوریتم بخش آشکارسازی جهت آشکارسازی هدف در آن قاب بکار برده می‌شود.

## ۳- روش پیشنهادی

اکثر الگوریتم‌های ردیابی از جمله الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص سنتی، هنگامی که با حرکت‌های ناگهانی یا تغییرات ظاهری زیاد در بین قاب‌های متوالی که به دلیل نرخ قاب پایین اتفاق می‌افتد، مواجه می‌شوند دچار خطا در ردیابی خواهند شد. بنابراین در این تحقیق جهت غلبه بر این چالش، الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص توسعه داده شده است. این روش پیشنهادی مقاومت و دقت خوبی در مواجهه با سناریوهایی با نرخ قاب پایین، حرکت‌های ناگهانی، تغییرات زیاد هدف بین قاب‌های متوالی و ... ایجاد می‌کند. بخش یادگیری این الگوریتم بر اساس الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی هم‌یادگیری استوار است. به طوری که هر یک از طبقه‌بندی کننده‌های آن، طبقه‌بندی کننده دیگر را در صورت نیاز با نمونه‌های برجسب زده‌اش در استخر<sup>۲۰</sup> مربوطه، آموزش می‌دهد. از این رو تغییرات ظاهری هدف در بین قاب‌های متوالی با این دو طبقه‌بندی کننده مستقل به صورت برخط یادگیری

می‌شود. نتایج آزمایشات بر مبنای نسبت همپوشانی<sup>۲۱</sup> و مقاومت آن در برابر چالش‌های مختلف در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های ردیابی گواه بر این موضوع است.

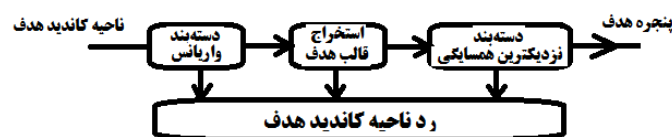
### ۱-۳- معماری روش پیشنهادی

روش پیشنهادی شامل سه بخش اصلی از جمله بخش آشکارسازی، بخش ردگیری و بخش یادگیری است. ایده اصلی بخش یادگیری، آموزش تغییرات هدف در بین فریم‌های متوالی به الگوریتم‌های آشکارسازی و ردگیری است. اما برخلاف روش سنتی ردیابی یادگیری تشخیص که در مرحله اول فقط الگوریتم بخش ردگیری جهت آشکارسازی هدف در قاب جاری اجرا می‌گردد و اگر این الگوریتم نتوانست در آن قاب، هدف را آشکارسازی نماید، آنگاه الگوریتم بخش آشکارسازی اجرا می‌شود، الگوریتم‌های بخش ردگیری و آشکارسازی به صورت همزمان بر روی آن قاب جاری اجرا می‌گردد. در بخش ردگیری (به عنوان طبقه‌بندی‌کننده اول) از الگوریتم ردیابی انتقال متوسط استفاده شده است. زیرا این الگوریتم در برابر چرخش، تغییرات سایز، ژست و اندازه و تغییرات نقطه دید دوربین مقاوم است [۳۸]. در واقع الگوریتم ردگیری انتقال متوسط، از الگوی فرکانس پایین تصویر هدف کمک می‌گیرد و در هر قاب به دنبال مدلی از این الگوی ناحیه‌ای هدف در تصویر است که به مدل هیستوگرام مرجع نزدیک‌تر است. سپس مقایسه بین مدل هیستوگرام کاندید هدف و مدل‌های هیستوگرام موجود در استخر مربوط به الگوریتم ردگیری صورت می‌گیرد. در صورت نزدیکی شباهت به هر کدام از این مدل‌های هیستوگرام موجود در استخر الگوریتم ردگیری، آن کاندید هدف، توسط الگوریتم ردگیری به عنوان هدف شناخته می‌شود. بنابراین بعد از این اجرای الگوریتم ردگیری یک سری پنجره‌ها به عنوان کاندیدهای اصلی هدف شناخته می‌شوند. در بخش آشکارسازی این ساختار (به عنوان طبقه‌بندی‌کننده دوم) از یک الگوریتم آبخاری<sup>۲۲</sup> با سه قسمت، از جمله دسته‌بند واریانس، استخراج قالب هدف و دسته‌بند نزدیک‌ترین همسایگی تشکیل شده که بلوک دیگرام آن در شکل (۲) نمایش داده شده است. به عبارت دیگر در مرحله اول این بخش اگر واریانس کاندید هدف از نصف متوسط واریانس پنجره‌های هدف در استخر مربوط به الگوریتم آشکارسازی بیشتر باشد، آن کاندید از هدف از مرحله دسته‌بند هدف عبور می‌کند و وارد مرحله بعدی خواهد شد و سپس مدل قالب آن کاندید استخراج می‌گردد. بعد از این مدل، با مدل قالب‌های هدف در استخر مربوط به الگوریتم آشکارسازی مقایسه می‌گردد. با توجه به تغییرات ظاهری هدف در حین فرایند ردیابی، این مدل کاندید هدف در قاب جاری، به برخی از مدل‌های قالب‌های هدف در استخر مربوط به الگوریتم آشکارسازی شباهت بیشتر از یک آستانه‌ای دارد که آنها به عنوان قاب‌های مثبت معرفی شده (p) و به برخی شباهت کمتری دارد که آنها به عنوان قاب‌های منفی معرفی می‌گردند (n).



شکل (۱): ساختار الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص

Figure (1): The structure of traditional TLD algorithm



شکل (۲): چارچوب بخش آشکارسازی

Figure (2): The framework of the detection part

$$d = \frac{\text{Number of } p}{\text{Number of } p + \text{Number of } n} \quad (1)$$

نهایتاً بر اساس رابطه (۱)، اگر مقدار شباهت  $d$  بزرگ‌تر از یک مقدار آستانه‌ای باشد آن کاندید از هدف، توسط بخش آشکارسازی به عنوان پنجره هدف تشخیص داده می‌شود. بنابراین بعد از این اجرای الگوریتم آشکارسازی یک سری پنجره‌ها به عنوان کاندیدهای اصلی هدف شناخته می‌شوند. پس تا اینجا یک سری از کاندیدهایی از هدف توسط نتایج الگوریتم‌های ردگیری و آشکارسازی به عنوان کاندیدهای اصلی هدف برای انجام مراحل بعدی معرفی می‌گردند. سپس برای هر کدام از این کاندیدهای اصلی هدف، علاوه بر استخراج شباهت مدل هیستوگرام رنگ آن با مدل هیستوگرام رنگ مربوط به داده‌های موجود در استخر مربوط به الگوریتم ردگیری، مطابق رابطه (۲) این مقدار شباهت محاسبه می‌گردد. از طرف دیگر هم شباهت قالب هدف آن کاندید اصلی با دیگر قالب‌های داده‌های موجود در استخر مربوط به الگوریتم آشکارسازی، مطابق رابطه (۳) محاسبه می‌گردد. در نهایت جهت افزایش اطمینان در دادن برچسب هدف به آن کاندید اصلی، این اعداد بر اساس رابطه (۴) به یک ضریب تبدیل می‌گردد. به عبارت دیگر مطابق رابطه (۲) مقدار شباهت مدل هیستوگرام رنگ آن کاندید اصلی هدف با مدل هیستوگرام رنگ داده‌های موجود در استخر مربوط به الگوریتم ردگیری محاسبه و بر اساس رابطه (۳) مقدار شباهت مدل قالب همان کاندید اصلی هدف با مدل قالب داده‌های موجود در استخر مربوط به الگوریتم آشکارسازی استخراج و جهت افزایش دقت در آشکارسازی هدف، این نتایج بدست آمده توسط رابطه (۴) به یک عدد تبدیل می‌گردد. این مراحل برای تک‌تک کاندیدهای اصلی هدف که توسط نتایج الگوریتم ردگیری و آشکارسازی به دست آمده است، اجرا می‌گردد. نهایتاً ماکزیمم عدد به دست آمده بر اساس رابطه (۴) برای تمامی کاندیدهای اصلی و بزرگتر از  $0.165$  آن کاندید اصلی در بین دیگر کاندیدهای اصلی به عنوان پنجره هدف شناخته می‌شود.

$$\text{Cos}(\overline{\text{TMTC}}, \overline{\text{TMDD}}) = \frac{\overline{\text{TMTC}} \cdot \overline{\text{TMDD}}}{|\overline{\text{TMTC}}| \cdot |\overline{\text{TMDD}}|} \quad (2)$$

$$\text{Cos}(\overline{\text{HMTc}}, \overline{\text{HMDT}}) = \frac{\overline{\text{HMTc}} \cdot \overline{\text{HMDT}}}{|\overline{\text{HMTc}}| \cdot |\overline{\text{HMDT}}|} \quad (3)$$

$$DT = \frac{\text{Max}(\text{Cos}(\overline{\text{HMTc}}, \overline{\text{HMDT}}), \text{Cos}(\overline{\text{TMTC}}, \overline{\text{TMDD}}))}{\text{Max}(\text{Cos}(\overline{\text{HMTc}}, \overline{\text{HMDT}}), \text{Cos}(\overline{\text{TMTC}}, \overline{\text{TMDD}})) + \text{Min}(\text{Cos}(\overline{\text{HMTc}}, \overline{\text{HMDT}}), \text{Cos}(\overline{\text{TMTC}}, \overline{\text{TMDD}}))} \quad (4)$$

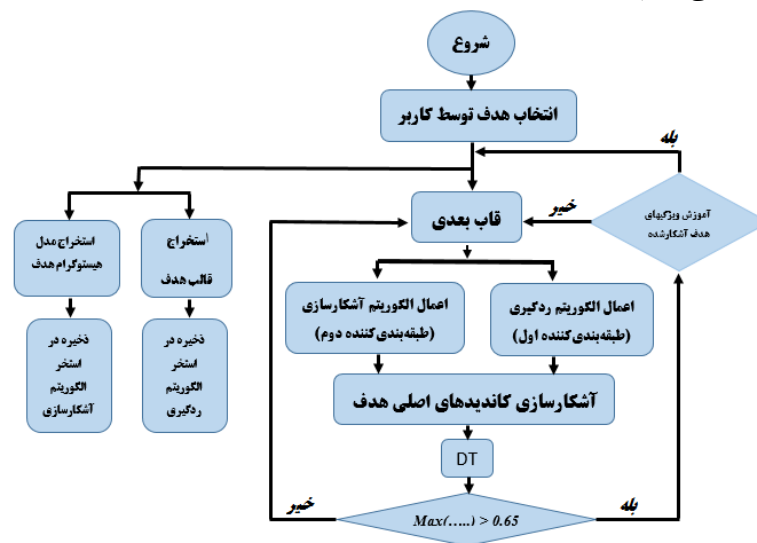
که در آن  $\text{HMTc}$  بیانگر مدل هیستوگرام کاندید هدف،  $\text{HMDT}$  بیانگر تک‌تک مدل‌های هیستوگرام مربوط به هدف در قالب‌های قبلی و موجود در استخر ردگیری و  $\text{TMTC}$  بیانگر مدل قالب کاندید هدف،  $\text{TMDD}$  بیانگر تک‌تک مدل قالب‌های مربوط به هدف در قالب‌های قبلی و موجود در استخر آشکارسازی است. در انتها بعد از آشکارسازی هدف در قاب جاری، ویژگی مدل هیستوگرام و مدل قالب هدف در آن فریم جاری استخراج شده و در صورت عدم وجود آنها در استخرهای مربوط به الگوریتم‌های ردگیری و آشکارسازی به آنها اضافه خواهد گردید. به این ترتیب توسط الگوریتم یادگیری پیشنهادی، تغییرات هدف در حین ردیابی به صورت برخط یادگیری می‌شود. به عبارت دیگر داده‌های موجود در استخر هر کدام از طبقه‌بندی‌کننده‌ها علاوه بر نتایج خود الگوریتم مربوطه توسط نتایج الگوریتم دیگر هم آموزش داده می‌شود. بنابراین طبقه‌بندی‌کننده‌ها یادگیری تغییرات ویژگی هدف را با سرعت بیشتری آموزش می‌بینند. در بخش یادگیری الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی به کار برده شده است. به این دلیل که در فریم اول بعد از انتخاب پنجره هدف توسط کاربر ویژگی‌هایی از جمله مدل هیستوگرام رنگ و مدل قالب آن به ترتیب در استخرهای مربوط به الگوریتم‌های ردگیری و آشکارسازی به عنوان داده‌های آنها ذخیره می‌گردد و در فریم‌های بعدی در حین فرایند ردیابی ویژگی‌های تغییر یافته هدف به صورت برخط به دو طبقه‌بندی‌کننده آموزش داده می‌شود. بر این اساس به این نوع الگوریتم یادگیری نوع یادگیری نیمه‌نظارتی گویند و چون در هر مرحله دو طبقه‌بندی‌کننده مستقل آموزش داده می‌شود به همین دلیل به آن الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی از نوع هم‌یادگیری گفته می‌شود. اما در این ساختار همان‌طور که بیان گردید، دو طبقه‌بندی‌کننده هم‌یادگیری را آموزش می‌دهند. روندنمای روش پیشنهادی در این تحقیق بر اساس معماری روش سنتی ردیابی یادگیری تشخیص در شکل (۳) نشان داده شده است.

#### ۴- بررسی‌های کیفی و کمی

در این بخش روش پیشنهادی با روش‌های دیگر ردیابی بر روی پایگاه داده معروف TB-۱۰۰ مقایسه می‌گردد. زیرا این پایگاه داده دارای سناریوهایی با چالش‌های گوناگون بوده که چالش‌های هر سناریو مشخص است. از طرف دیگر هر سناریو دارای فایل برچسب<sup>۲۳</sup> مربوط به موقعیت مکانی هدف در هر قاب نیز است. در بین سناریوهای موجود در این پایگاه داده جهت مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با دیگر روش‌های معروف ردیابی شش سناریو به صورت تصادفی انتخاب می‌شود. در جدول (۱) چالش‌های موجود در هر کدام از این سناریوها مشخص شده است. در میان این چالش‌ها نماد تنوع مقیاس<sup>۲۴</sup> (SV) بیانگر تغییرات اندازه، تاری حرکت<sup>۲۵</sup> (MB) بیانگر تاری تصویر در اثر سرعت بالای هدف، حرکت سریع<sup>۲۶</sup> (FM) بیانگر حرکت سریع هدف، چرخش درون صفحه<sup>۲۷</sup> (IPR) بیانگر خارج شدن هدف از صحنه تصویر و مجدداً برگشت آن، چرخش خارج از صفحه<sup>۲۸</sup> (OPR) بیانگر خارج شدن از صحنه و چرخش آن، انسداد<sup>۲۹</sup> (OCC) بیانگر موانع گذرا در مقابل هدف، وضوح کم<sup>۳۰</sup> (LR) بیانگر رزولوشن پایین، نرخ فریم پایین<sup>۳۱</sup> (LFR) بیانگر نرخ قاب پایین است.

#### ۴-۱- بررسی کیفی

برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با هشت روش ردیابی معروف دیگر از جمله الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص (TLD) [۳۷]، الگوریتم مدل مشارکتی مبتنی بر پراکندگی<sup>۳۲</sup> (SCM) [۴]، الگوریتم همراه نمودن مقاوم تصاویر برخط<sup>۳۳</sup> (ORIA) [۵]، الگوریتم ردیابی محلی بدون سفارش<sup>۳۴</sup> (TLOLT) [۸]، الگوریتم ساختار دایره‌ای هسته<sup>۳۵</sup> (CSK) [۹]، الگوریتم فیلتر همبستگی هسته‌ای [۱۰]، الگوریتم فیلتر همبستگی با پیشنهاد منطقه‌ای<sup>۳۶</sup> (CFRP) [۱۱] و الگوریتم فیلتر همبستگی هسته‌ای توسعه داده شده<sup>۳۷</sup> (EKCF) [۳۲]، آنها بر روی سناریوهای چالش‌دار ذکر شده با نرخ قاب، ۷ قاب بر ثانیه اجرا می‌گردند. نتایج این ارزیابی به صورت کیفی در چند قاب مختلف در شکل (۴) نمایش داده شده است.



شکل (۳): فلوچارت روند پیاده‌سازی روش پیشنهادی

Figure (3): Flowchart of proposed algorithm implementation

Table (1): An overview of the challenges in the selected scenarios

جدول (۱): مروری بر چالش‌های موجود در سناریوهای انتخاب شده.

توالی	جنبه‌های چالش برانگیز	طول
Blur Owl	MB, FM, IPR, BC, LR, LFR	۷۱
Boy	IV, SV, IPR, OPR, BC, LFR	۳۶۴
Walking2	OCC, DEF, IPR, OPR, LFR	۳۵۰
Jogging	IV, SV, OCC, MB, FM, IPR, OPR, BC	۳۹۲
Jumping	OCC, DEF, FM, IPR, OPR	۹۹
FaceOcc1	IV, OCC, DEF, MB, FM, IPR, OPR, OV	۳۶۵





شکل (۴): ارزیابی روش پیشنهادی با هشت الگوریتم ردیابی دیگر. مربع‌های آبی، یشمی، سبز، زرد، قهوه‌ای، صورتی، آبی مایل به سبز و

بنفش مربوط است به روش‌های TLD, SCM, ORIA, CFRP, TLOLT, CSK, KCF و EKCF

Figure (4): Evaluation of the proposed method with eight other tracking algorithms. The squares blue, jade, green, yellow, brown, pink, greenish, purple correspond to the TLD, SCM, ORIA, CFRP, TLOLT, CSK, KCF, EKCF methods

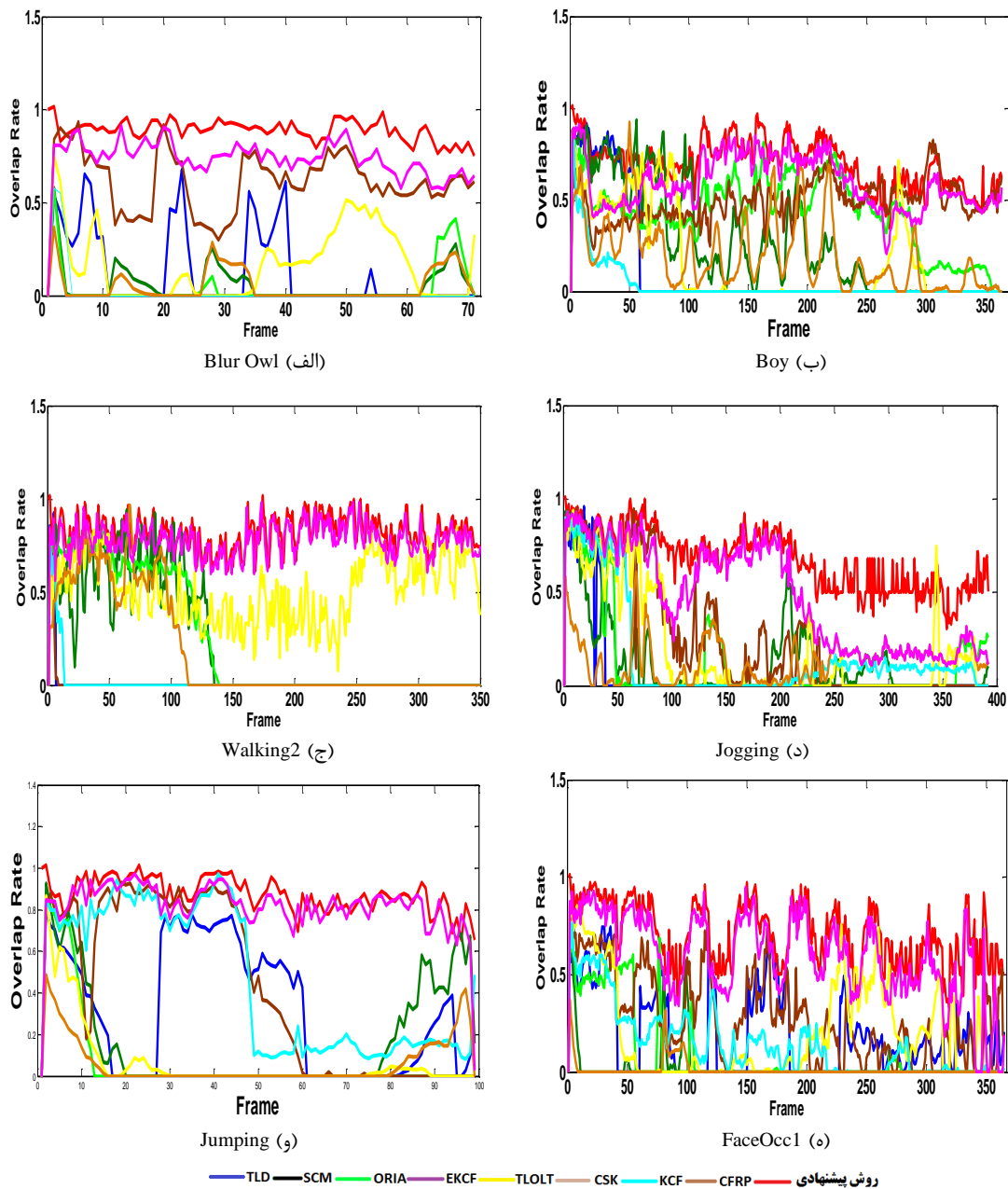
همان‌طور که مشاهده می‌گردد، در ردیف اول شکل (۴)، عملکرد ردیابی هشت الگوریتم ردیابی معروف و در ردیف دوم آن نتایج ردیابی روش پیشنهادی بر روی همان سناری و برای شش ویدیوی ذکر شده در جدول (۱) نشان داده شده است. با بررسی این نتایج استنباط می‌شود که الگوریتم‌های ردیابی دیگر هنگامی که با تغییرات زیاد هدف از یک قاب به قاب دیگر تغییرات سریع در ظاهر سایز و اندازه هدف به دلیل شرایط نرخ قاب پایین روبه‌رو می‌شوند دچار خطا در ردیابی خواهند شد. اما الگوریتم پیشنهادی در مقابله با این چالش‌ها به دلیل وجود الگوریتم انتقال متوسط در بخش ردگیری این ساختار و یادگیری سریع تغییرات ویژگی‌های هدف در بین فریم‌های متوالی به دلیل وجود الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی هم‌یادگیری در این ساختار و آموزش طبقه‌بندی‌کننده‌ها به یکدیگر، عملکرد بهتری دارد.

#### ۴-۲- بررسی کمی

در این بخش جهت ارزیابی روش پیشنهادی در مقایسه روش‌های دیگر از معیار همپوشانی استفاده می‌شود. این معیار به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$\text{Intersection ratio} = \text{overlap ratio} = \text{score} = \frac{\text{area}(\text{ROIT} \cap \text{ROIGT})}{\text{area}(\text{ROIT} \cup \text{ROIGT})} \quad (5)$$

در این رابطه ناحیه ROIT بیانگر پنجره استخراج شده توسط الگوریتم ردیابی و ناحیه ROIGT بیانگر پنجره به‌دست آمده از فایل گرانس‌تروس<sup>۳۸</sup> متناظر است. در این حالت زمانی هدف در قاب جاری آشکارسازی خواهد شد که عدد همپوشانی به‌دست آمده بزرگ‌تر از ۰.۵ درصد باشد [۱]. نتایج حاصل از محاسبه مقدار همپوشانی در هر قاب بر روی شش سناریوهای چالش‌دار در شکل (۵) نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود عملکرد روش پیشنهادی بهتر از الگوریتم ردیابی سنتی ردیابی یادگیری تشخیص است. زیرا مقدار پارامتر همپوشانی مربوط به الگوریتم پیشنهادی که با رنگ قرمز رسم شده است، در اکثر سناریوها مقداری بیشتر از ۰/۶ به‌دست آمده که این اعداد مربوط به الگوریتم ردیابی سنتی ردیابی یادگیری تشخیص که با رنگ آبی در نمودارها مشخص شده است به جزء سناریوهای BlurOwl، Walking2، و Jumping مقادیری کمتر از ۰/۶ به‌دست آمده است. زیرا در روش پیشنهادی دو طبقه‌بندی‌کننده ویژگی‌های هدف را آموزش می‌بینند و چون در آموزش به یکدیگر کمک می‌کنند، باعث می‌شود این ساختار تغییرات ویژگی‌های هدف را در حین فرایند ردیابی سریع‌تر آموزش می‌بیند. اما در روش سنتی ردیابی یادگیری تشخیص فقط یک طبقه‌بندی‌کننده آن هم طبقه‌بندی‌کننده بخش آشکارسازی آموزش داده می‌شود. بنابراین با توجه به تغییرات زیاد هدف در بین قاب‌های متوالی ناشی از نرخ قاب پایین، الگوریتم یادگیری به‌کار برده شده در روش سنتی ردیابی یادگیری تشخیص فرصت یادگیری تغییرات هدف را در بین قاب‌های متوالی پیدا نمی‌کند. دلیل دیگر این موضوع می‌توان به آن اشاره نمود که در بخش ردگیری الگوریتم ردیابی یادگیری تشخیص از الگوریتم شار اپتیکی استفاده شده است. این الگوریتم در برابر تغییرات زیاد هدف از هر حیث در بین قاب‌های متوالی عملکرد خوبی ندارد. براین اساس در برابر این چالش عملکرد خوبی از خود نشان نمی‌دهد. از طرف دیگر جهت مقایسه ساده‌تر عملکرد الگوریتم‌ها با یکدیگر متوسط نتایج رسم شده در شکل (۵) مربوط به پارامتر همپوشانی در سناریوهای ذکر شده بعد از ۵ بار اجرای هر سناریو، در جدول (۲) خلاصه شده است. همان‌طور که از این جدول استنباط می‌شود، عملکرد الگوریتم پیشنهادی در اکثر سناریوها با وجود چالش‌های دیگر در کنار چالش نرخ قاب پایین در مقایسه با سایر روش‌های ردیابی دیگر به دلیل یادگیری برخط خواص هدف با دو طبقه‌بندی‌کننده مستقل، مناسب و مقاوم است. جهت مقایسه ساده‌تر بهبود عملکرد روش پیشنهادی در برابر الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بر روی سناریوهای مختلف نتایج آنها در جدول (۳) آورده شده است. بنابراین از نتایج جدول‌های (۲) و (۳) استنباط می‌گردد که مقاومت و دقت روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های معروف ردیابی دیگر عملکرد بهتری دارد. زیرا از یک طرف الگوریتم ردیابی انتقال متوسط در برابر چرخش، تغییرات سایز، ژست و اندازه و تغییرات نقطه دید دوربین عملکرد خوبی داشته و از طرف دیگر الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی هم‌یادگیری به دلیل به‌کاربردن دو طبقه‌بندی‌کننده مستقل، تغییرات خواص هدف را در بین قاب‌های متوالی آموزش می‌بیند، که این باعث افزایش مقاومت آن در برابر این چالش‌ها خواهد گردید.



شکل (۵): ارزیابی روش پیشنهادی با هشت الگوریتم ردیابی دیگر بر اساس محاسبه مقدار پارامتر همپوشانی

Figure (5): Evaluation of the proposed method with eight other tracking algorithms based on the calculation of the overlap parameter value

به عنوان مثال در ردیابی هدف در سناریو Jogging، کل روش‌های ردیابی غیر از الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص و روش ردیابی فیلتر همبستگی هسته‌ای توسعه داده شده از قاب ۷۶ به بعد، هنگامی که هدف<sup>۳۹</sup> (زن در حال راه رفتن) توسط مانع گذرا پوشانده می‌شود دچار خطا در ردیابی خواهند شد. نهایتاً با مشاهده نتایج به دست آمده از جدول (۳) استنباط می‌گردد، که در اکثر سناریوها، الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به روش سنتی ردیابی یادگیری تشخیص و دیگر روش‌ها دارد. بنابراین ساختار پیشنهادی بر اساس معماری ردیابی یادگیری تشخیص در ویدئوهایی با چالش‌های مختلف ذکر شده به‌طور متوسط حدود ۳۳ درصد نتایج را نسبت به الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بهبود خواهد بخشید. از طرف دیگر نتایج ارزیابی زمان صرف شده روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های ردیابی از جمله الگوریتم‌های ردیابی یادگیری تشخیص، فیلتر همبستگی هسته‌ای توسعه داده شده و فیلتر همبستگی هسته‌ای توسعه داده شده بر روی سناریوهای مختلف جدول (۱)، در جدول (۵) بر حسب ثانیه آورده شده است.

Table (2): Mean results obtained from the overlap parameter in each scenario. Better results are displayed in red and blue, respectively  
جدول (۲): متوسط نتایج بدست آمده از پارامتر همپوشانی در هر سناریو (نتایج بهتر به ترتیب با رنگ‌های قرمز و آبی نمایش داده شده است).

پارامتر روش	BlurOwl	Boy	Walking2	Jogging	Jumping	FaceOcc1
TLD [37]	۵۷/۹۰٪	۶۳/۳۳%	۳۲/۸۷%	۷۴/۴۸%	۴۵/۵۸%	۵۶/۳۶%
SCM [4]	۰۷/۵۴%	۱۳/۶۵%	۶۱/۴۳%	۱۰/۹۷%	۰۶/۸۱%	۱۴/۱۶%
ORIA [5]	۰/۱۶%	۰/۱۷%	۰/۰۲%	۰/۳۳%	۰/۳۲%	۰/۱۱%
CFRP [11]	۶۰/۸۹%	۴۸/۹۳%	۱۰/۸۲%	۲۲/۱۰%	۳۱/۶۳%	۳۷/۷۴%
TLOLT [8]	۱۲/۲۶%	۵۰/۹۸%	۳۲/۱۷%	۰۹/۵۱%	۱۵/۸۴%	۴۲/۶۳%
CSK [9]	۱۳/۰۱%	۶۲/۸۹%	۴۷/۱۹%	۱۸/۸۱%	۰۴/۶۷%	۰/۷۷%
KCF [10]	۵۵/۱۶%	۵۹/۲۳%	۳۸/۰۹%	۴۳/۳۸%	۵۶/۹۸%	۲۸/۰۷%
EKCF [32]	۶۳/۴۲%	۶۴/۰۴%	۴۲/۰۹%	۷۷/۱۶%	۶۱/۴۵%	۶۹/۰۲%
روش پیشنهادی	۶۹/۲۸%	۶۶/۶۶%	۶۹/۱۲%	۶۹/۰۱%	۶۴/۶۶%	۷۱/۴۸%

Table (3): Percentage of improvement of the proposed method compared to the traditional TLD algorithm on different scenarios  
جدول (۳): درصد بهبود روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم سنتی ردیابی یادگیری تشخیص بر روی سناریوهای مختلف

روش پارامتر	TLD [37]	روش پیشنهادی	Improved Rate
BlurOwl	۰/۵۷۹۰	۰/۶۹۲۸	٪۱۹/۶۵
Boy	۰/۶۳۳۳	۰/۶۶۶۶	٪۵/۲۵
Walking2	۰/۳۲۸۷	۰/۶۹۱۲	٪۱۱۰/۲۸
Jogging	۰/۷۴۴۸	۰/۶۹۰۱	٪-۷/۳۴
Jumping	۰/۴۵۵۸	۰/۶۴۶۶	٪۴۱/۸۶
FaceOcc1	۰/۵۶۳۶	۰/۷۱۴۸	٪۲۶/۸۲
مقدار متوسط	۰/۵۵۰۸	۰/۶۸۳۶	٪۳۲/۷۵

Table (5): Comparison of the computational costs (per second), between the proposed method with other algorithms on different scenarios.

جدول (۵): مقایسه زمان صرف شده (بر حسب ثانیه) بین روش پیشنهادی با الگوریتم‌های دیگر در سناریوهای مختلف.

روش پارامتر	TLD [37]	KCF [10]	EKCF [32]	روش پیشنهادی
BlurOwl	۲۹/۴۵	۳۴/۹۸	۷۱/۸۹	۵۱/۷۰
Boy	۳۴/۱۹	۲۳/۰۲	۵۷/۹۸	۳۰/۴۲
Walking2	۲۴/۱۲	۱۲/۸۱	۳۷/۶۱	۲۳/۰۵
Jogging	۰۵/۹۲	۱۳/۸۷	۲۳/۸۸	۰۸/۴۲
Jumping	۰۷/۹۳	۱۲/۰۴	۲۳/۵۳	۱۶/۲۷
FaceOcc1	۸۶/۴۲	۴۶/۶۱	۱۱۸/۳۵۴	۱۱۱/۰۳

این نتایج توسط رایانه دستی با مشخصات، ۵ هسته‌ای، فرکانس ۱/۸ گیگا هرتز و ۴ گیگا بایت حافظه نهان در محیط برنامه‌نویسی متلب بعد از ۵ بار متوسط‌گیری از داده‌های به‌دست آمده در هر مرحله اجرا الگوریتم ردیابی بر روی هر سناریو ثبت شده است.

### ۵- نتیجه‌گیری

ردیابی اهداف ناشناخته در نرخ قاب پایین، موضوعی سخت در ردیابی اهداف است. زیرا فقدان اطلاعات در خصوص تغییرات زیاد خواص هدف در بین قاب‌های متوالی و عدم همبستگی بین آنها، باعث ایجاد خطا الگوریتم‌ها در حین ردیابی خواهد گردید. برای

غلبه بر این چالش‌ها باید تغییرات مدل، ظاهر و خواص هدف در حین ردیابی به‌روز گردد. به‌طوری‌که آموزش داده‌های اشتباه به طبقه‌بندی‌کننده‌ها باعث انتشار خطا و نهایتاً ممکن است نتیجه ردیابی هدف مورد نظر را در آینده مختل نماید. در این مقاله با توجه به اینکه در قاب اول ویژگی‌های هدف به طبقه‌بندی‌کننده‌ها آموزش داده می‌شود و الگوریتم مابقی تغییرات ویژگی‌های هدف را در حین فرایند ردیابی آموزش می‌بیند، بر همین اساس به الگوریتم یادگیری آن، الگوریتم یادگیری نیمه‌نظارتی گفته می‌شود. از طرف دیگر چون یادگیری طبقه‌بندی‌کننده علاوه بر نتایج خود آن طبقه‌بندی‌کننده از نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ی دیگر هم برای آموزش تغییرات ویژگی‌های هدف استفاده می‌کند، پس این عملکرد باعث افزایش سرعت یادگیری تغییرات ویژگی‌های هدف بوسیله طبقه‌بندی‌کننده‌ها خواهد شد. بنابراین مقاومت روش پیشنهادی در برابر تغییرات زیاد ویژگی‌های هدف در بین دو قاب متوالی به دلیل چالش‌های گوناگون و نرخ قاب پایین افزایش می‌یابد. باید خاطر نشان نمود چون در هر مرحله دو طبقه‌بندی‌کننده مستقل جهت یادگیری این تغییرات به‌کار برده شده است، لذا الگوریتم یادگیری پیشنهاد شده از نوع یادگیری نیمه‌نظارتی هم‌یادگیری است. بنابراین ایده دیگر این تحقیق این است که دو الگوریتم بخش‌های ردگیری و آشکارسازی در معماری روش سنتی ردیابی یادگیری تشخیص، در آموزش تغییرات ویژگی‌های هدف به یکدیگر کمک می‌نمایند. بنابراین نتایج آزمایش‌ها در مقایسه با روش‌های معروف ردیابی دیگر بر روی ویدیوهای با حضور چالش‌های مختلف از پایگاه داده معروف TB-100 گواه بر این موضوع خواهد بود. در تحقیقات آینده سعی بر این است که موضوع ردیابی چندین هدف در نرخ قاب پایین و به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری عمیق جهت مقابله با این چالش‌ها بررسی گردد.

### سپاسگزاری

این مقاله مستخرج از رساله دکتری در دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات است. نویسندگان بر خود لازم می‌دانند مراتب تشکر صمیمانه خود را از همکاران حوزه پژوهشی دانشگاه آزاد اسلامی و داوران محترم که ما را در انجام و ارتقای کیفی این مقاله یاری نموده‌اند، اعلام نمایند.

### References

#### مراجع

- [1] G. Lee, R. Mallipeddi, M. Lee, "Trajectory-based vehicle tracking at low frame rates", *Expert Systems with Applications*, vol. 80, pp. 46-57, Sept. 2017 (doi:10.1016/j.eswa.2017.03.023).
- [2] L. Liu, J. Cao, "End-to-end learning interpolation for object tracking in low frame-rate video", *IET Image Processing*, vol. 14, no. 6, pp. 1066-1072, May 2020 (doi:10.1049/iet-ipr.2019.0944).
- [3] X. Zhang, W. Hu, N. Xie, H. Bao, S. Maybank, "A robust tracking system for low frame rate video", *International Journal of Computer Vision*, vol. 115, no. 3, pp. 279-304, Sept. 2015 (doi: 10.1007/s11263-015-0819-8).
- [4] W. Zhong, H. Lu, M.H. Yang, "Robust object tracking via sparsity-based collaborative model", *Proceeding of the IEEE/CVPR*, pp. 1838-1845, Providence, RI, USA, June 2012 (doi:10.1109/CVPR.2012.6247882).
- [5] Y. Wu, B. Shen, H. Ling, "Online robust image alignment via iterative convex optimization", *Proceeding of the IEEE/CVPR*, pp. 1808-1814, Providence, RI, USA, June 2012 (doi:10.1109/CVPR.2012.6247878).
- [6] L. Sevilla-Lara, E. Learned-Miller, "Distribution fields for tracking", *Proceeding of the IEEE/CVPR*, pp. 1910-1917, Providence, RI, USA, June 2012 (doi: 10.1109/CVPR.2012.6247891).
- [7] C. Bao, Y. Wu, H. Ling, H. Ji, "Real time robust l1 tracker using accelerated proximal gradient approach", *Proceeding of the IEEE/CVPR*, pp. 1830-1837, Providence, RI, USA, June 2012 (doi: 10.1109/CVPR.2012-6247881).
- [8] S. Oron, A. Bar-Hillel, D. Levi, S. Avidan, "Locally orderless tracking", *International Journal of Computer Vision*, vol. 111, no. 2, pp. 213-228, Sept. 2015 (doi:10.1007/s11263-014-0740-6).
- [9] J.F. Henriques, R. Caseiro, P. Martins, J. Batista, "Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels", *Proceeding of the ECCV*, pp. 702-715, Berlin, Heidelberg, Oct. 2012 (doi:10.1007/978-3-642-33765-9-50).
- [10] J.F. Henriques, R. Caseiro, P. Martins, J. Batista, "High-speed tracking with kernelized correlation filters", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 37, no. 3, pp.583-596, March 2015 (doi: 10.1109/TPAMI.2014.2345390).

- [11] X. Lu, C. Ma, B. Ni, X. Yang, "Adaptive region proposal with channel regularization for robust object tracking", *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 31, no. 9, pp. 1268-1282, April 2021 (doi: 10.1109/TCSVT.2019.2944654).
- [12] F. Porikli, O. Tuzel, "Object tracking in low-frame-rate video", *Proceeding of the SPIE*, pp. 1-8, Cambridge, USA, Mar. 2005 (doi:10.1117/12.587907).
- [13] Y. Li, H. Ai, T. Yamashita, S. Lao, M. Kawade, "Tracking in low frame rate video: ACascade particle filter with discriminative observers of different life spans", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 10, pp. 1728-1740, Oct. 2008 (doi:10.1109/TPAMI.2008.73).
- [14] Z. Li, J. Chen, N.N. Schraudolph, "An improved meanshift tracker with kernel prediction and scale optimisation targeting for low-frame-rate video tracking", *Proceeding of the IEEE/ICPR*, pp.1-4, Tampa, FL, Dec. 2008 (doi: 10.1109/ICPR.2008.4761311).
- [15] T. Zhang, S. Fei, H. Lu, X. Li, "Modified particle filter for object tracking in low frame rate video", *Proceeding of the IEEE/CDC*, Shanghai, China, pp. 2552-2557, Dec. 2009 (doi:10.1109/CDC.2009.5400892).
- [16] M. Godec, P.M. Roth, H. Bischof, "Hough-based tracking of non-rigid objects", *Proceeding of the IEEE/CVIU*, vol. 117, no. 10, pp. 1245-1256, Oct. 2013 (doi:10.1016/j.cviu.2012.11.005).
- [17] H.S. Boroujeni, N.M. Charkari, M. Behrouzifar, "Tracking multiple variable-sizes moving objects in LFR videos using a novel genetic algorithm approach", *Knowledge Technology, Communications in Computer and Information Science*, vol. 295, pp. 143-153, July 2011 (doi:10.1007/978-3-642-32826-8-15).
- [18] K. Palaniappan, F. Bunyak, P. Kumar, I. Ersoy, S. Jaeger, K. Ganguli, A. Haridas, J. Fraser, R. M. Rao, G. Seetharaman, "Efficient feature extraction and likelihood fusion for vehicle tracking in low frame rate airborne video", *Proceeding of the IEEE/FUSION*, pp. 1-8, Edinburgh, UK, Feb. 2010 (doi: 10.1109/ICIF.2010.571-1891).
- [19] Y. Pang, D. Shenb, G. Chen, P. Liang, K. Pham, E. Blasch, Z. Wang, H. Ling, "Low frame rate video target localization and tracking testbed", *Proceeding of the SPIE*, vol. 8742, pp. 1-6, May 2013 (doi: 10.1117/12.20-15954).
- [20] G. Lee, R. Mallipeddi, M. Lee, "Trajectory-based vehicle tracking at low frame rates", *Expert Systems with Applications*, vol. 80, pp. 46-57, Sept. 2017 (doi: 10.1016/j.eswa.2017.03.023).
- [21] W. Dai, T. Chang, K. Su, Q. Wang, "Improved TLD target algorithm based on feature fusion", *Proceeding of the WARTIA*, pp. 398-403, May 2016 (doi: 10.2991/wartia-16.2016.79).
- [22] T. Xu, C. Huang, Q. He, G. Guan, Y. Zhang, "An improved TLD target tracking algorithm", *Proceeding of the IEEE/ICIA*, vol. 10033, pp. 2051-2055, Ningbo, China, Aug. 2016 (doi:10.1109/ICInfA.2016.7832157).
- [23] L. Yu, T. Zheng, Q. Shi, "Image tracking algorithm improvement based on TLD frame", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol 9, no. 5, pp. 431-440, May 2016 (doi: 10.14257/ijsp.2016.9.5.38).
- [24] T. Li, W. J. Zhao, S. Yang, C. Li, "An improved TLD object tracking algorithm", *Proceeding of the ICDIP*, vol 9, no. 5, pp. 2051-2055, Aug. 2016 (doi:10.1117/12.2244919).
- [25] L. Zhao, Y. Chen, Q. Ye, "An improved TLD algorithm based on Kalman filter and SURF feature matching", *Proceeding of the AIP*, vol. 1839, no. 1, pp. 1-6, May 2017 (doi:10.1063/1.4982579).
- [26] J. Hu, M. Cai, J. Li, "An improved TLD method based on color feature", *Proceeding of the IEEE/CCDC*, pp. 6096-6101, Chinese, May 2017 (doi: 10.1109/CCDC.2017.7978266).
- [27] Z. Song, Z. Cong, Z. Yanan, D. Yuren, "An improved TLD target tracking algorithm based on Mean Shift", *Proceeding of the IEEE/ICEMI*, pp. 387-391, Yangzhou, China, Oct. 2017 (doi: 10.1109/ICEMI.2017.8265-827).
- [28] J. Zhang, A. Wang, M. Wang, Y. Iwahori, "A novel target algorithm based on TLD combining with SLBP", *International Journal of Performability Engineering*, vol. 13, no. 4, pp. 458-468, July 2017 (doi: 10.23940/ijpe.17.04.p13.458468).
- [29] E. Dong, M. Deng, J. Tong, C. Jia, S. Du, "Moving vehicle tracking based on improved tracking-learning-detection algorithm", *IET Computer Vision*, vol. 13, no. 8, pp. 730-741, Dec. 2019 (doi: 10.1049/iet-cvi.2-018.5787).
- [30] Y. Zhu, C. Wang, Y. Niu, L. Wu, "hTLD: A Human-in-the-loop target detection and tracking method for UAV", *Proceeding of the IEEE/CGNCC*, pp. 1-6, Xiamen, China, Aug. 2018 (doi: 10.1109/GNCC42960.2-018.9018702).
- [31] X. Yang, S. Zhu, S. Xia, D. Zhou, "A new TLD target tracking method based on improved correlation filter and adaptive scale", *The Visual Computer*, vol. 36, no. 9, pp.1783-1795, Sept. 2020 (doi: 10.1007/s00371-019-01772-w).
- [32] H. Moridvaisi, F. Razzazi, M.A. Pourmina, M. Dousti, "An extended KCF tracking algorithm based on TLD structure in low frame rate videos", *Multimedia Tools and Applications*, vol. 79, no. 29, pp. 20995-21012, Aug. 2020 (doi: 10.1007/s11042-020-08867-w).

- [33] J. Wang, M. Zhao, L. Zou, Y. Hu, X. Cheng, X. Liu, "Fish tracking based on improved TLD algorithm in real-world underwater environment", *Marine Technology Society Journal*, vol. 53, no. 3, pp. 80-89, May 2019 (doi: 10.4031/MTSJ.53.3.8).
- [34] X. Zhen, S. Fei, Y. Wang, W. Du, "A visual object tracking algorithm based on improved TLD", *Algorithms*, vol. 13, no. 1, Article Number: 15, Jan. 2020 (doi:10.3390/a13010015).
- [35] L. Zhang, J. Hou, M. Chen, H. Li, "The improved TLD algorithm that combines CAMShift and orientation prediction to realize face tracking in low illumination", *Proceeding of the IEEE/CAC*, pp. 3193-3200, Chinese, Nov. 2020 (doi: 10.1109/CAC51589.2020.9326983).
- [36] Q. Ding, Z. Ding, "Machine learning model for feature recognition of sports competition based on improved TLD algorithm", *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 4, no. 1, pp. 1-12, Jan. 2021 (doi: 10.3233/JIFS-189312).
- [37] Z. Kalal, K. Mikolajczyk, J. Matas, "Tracking-learning-detection", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, no. 7, pp. 1409-1422, Dec. 2011 (doi: 10.1109/TPAMI.2011.239).
- [38] K. Nummiaro, E. Koller-Meier, L.J.V. Gool, "An adaptive color-based particle filter", *Image Vision Computer*, vol. 21, no. 1, pp. 99-110, Dec. 2003 (doi: 10.1016/S0262-8856(02)00129-4).

زیر نویس ها

---

1. Embedded
2. Tracking learning detection
3. Mean-shift
4. Stochastic meta-descent
5. Camshift algorithm
6. Saliency-based temporal association dependency
7. Template matching
8. Oriented fast and rotated brief
9. Harris corner
10. Speed up robust feature
11. Hue-saturation-value
12. Semantic local binary pattern
13. square root cubature Kalman filter
14. Kernelized correlation filters
15. Complex background
16. Histogram of oriented gradient
17. Local binary pattern
18. Co-training
19. Variance
20. Pool
21. Overlap ratio
22. Cascade classifiers
23. Label
24. Scale variation
25. Motion blur
26. Fast motion
27. In-plane rotation
28. Out-of-plane rotation
29. Occlusion
30. Low resolution
31. Low frame rate
32. Sparsity-based collaborative model
33. Online robust image alignment
34. Tracker locally orderless tracking
35. Circulant structure kernel
36. Correlation filter with region proposal
37. Variance classifier
38. Ground truth
39. Target