

دسته‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از پیش‌زمینه و پس‌زمینه تصویر برای ردیابی اهداف متحرک هوایی

وحید آزادزاده^۱، کارشناسی ارشد، علی محمد لطیف^۲، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه یزد - یزد - ایران - vahid.azadzadeh@stu.yazd.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه یزد - یزد - ایران - alatif@yazd.ac.ir

چکیده: ردیابی هدف متحرک فرایندی است که در آن یک شیء مشخص در یک دنباله ویدئویی از فریم‌ها تعقیب و مکان آن در هر فریم آشکار می‌شود. هدف از این فرایند تسهیل در پردازش‌های بعدی برای تحلیل رفتار یا شناسایی سوژه متحرک است. در این مقاله رویکردی در زمینه ردیابی اهداف متحرک هوایی بر مبنای الگوریتم‌های تطبیق مشخصه ارائه شده است. چالش موجود، دسته‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از پس‌زمینه و پیش‌زمینه ناحیه هدف است. برای حل این مشکل نقاط کلیدی و متناظر آن‌ها در الگوهای استخراج شده از فریم‌های متوالی، توسط الگوریتم KLT محاسبه می‌شود، سپس برای هر کدام از این نقاط شش ویژگی رنگ، میانگین، واریانس و دامنه تغییرات محاسبه می‌شود و با استفاده از این ویژگی‌ها و تابع متمایزکننده بیزین نقاط ویژگی دسته‌بندی می‌شوند. علاوه بر این برای مقاوم کردن الگوریتم پیشنهادی نسبت به تغییر مقیاس هدف از تاریخچه مقیاس سوژه در ۱۰ فریم قبلی استفاده شده است. الگوریتم ارائه شده بر روی پایگاه داده استاندارد AIRCRAFT TRACKING اجرا شد. نتایج آزمایش‌ها کارآمدی روش ارائه شده را در دقت ردیابی نسبت به الگوریتم‌های ردیابی KLT و SURF نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم KLT، تابع بیزین، تطبیق مشخصه، ردیابی هدف

Classification of Features Extracted from Image Foreground and Background for Tracking of Aerial Moving Targets

V. Azadzadeh, Masters¹, A.M. Latif, Assistant Professor²

1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, Yazd, Iran, Email: vahid.azadzadeh@stu.yazd.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Yazd, Yazd, Iran, Email: alatif@yazd.ac.ir

Abstract: Moving target tracking is a process in which an object is tracked and its location is determined in each frame. The goal of this process is facilitating the subsequent processing to analyze the behavior or detect moving objects. In this paper a new approach for aerial moving targets tracking based on feature matching algorithms have been proposed. The main challenge is classification of extracted features from background and foreground regions. To solve this problem, key points and their corresponding on the patterns extracted from consecutive frames, is calculated by the KLT algorithm. Then for each of this points, six attributes such as color, mean, variance and range of variation are calculated. Using these attributes and Bayesian discriminant function, extracted key points classified. In addition to resisting the proposed algorithm to scale change of target the object history scale in the 10 previous frames is used. Proposed algorithm was performed on an AIRCRAFT TRACKING standard database. Experimental results show the effectiveness of the proposed method against KLT and SURF tracking algorithms in term of accuracy.

Keywords: KLT algorithm, bayesian function, feature matching, target tracking

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۴/۰۲/۰۷

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۴/۰۳/۱۶ و ۱۳۹۴/۰۴/۱۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۰۶/۰۷

نام نویسنده مسئول: وحید آزادزاده

نشانی نویسنده مسئول: ایران - یزد - دانشگاه یزد - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

۱- مقدمه

ردیابی هدف متحرک به مفهوم تعقیب هدف متحرک در یک سری تصاویر متوالی است و یکی از مسائل دشوار در بینایی ماشین است. از کاربردهای ردیابی هدف متحرک می‌توان به بازشناسی ژست بر اساس حرکت (تحلیل حرکت بازیکنان، شناسایی فرد بر اساس طرز راه رفتن و روند بهبود بیماری)، نظارت خودکار صحنه‌های مشکوک (مترو، موزه و پارکینگ)، نمایه‌گذاری فایل‌های ویدئویی، ارتباط انسان و رایانه از طریق ردیابی حرکات چشم و تشخیص و ردیابی خودکار اهداف متحرک در سامانه‌های موشکی و ضد موشکی نام برد. برخی از چالش‌های ردیابی هدف متحرک، پوشیدگی هدف، تغییرات شدت روشنایی، تغییر حالت ظاهر هدف، صحنه شلوغ و پیچیده و حرکت دوربین است [۱].

تاکنون روش‌های مختلفی برای ردیابی اشیاء متحرک در تصاویر متوالی پیشنهاد شده است. در یک دسته‌بندی الگوریتم‌های ردیابی به چهار دسته ردیابی نقاط، ردیابی بر اساس هسته، ردیابی سیاه‌نما^۱ و روش‌های تفریق پس‌زمینه تقسیم‌بندی می‌شوند [۲]. هر یک از الگوریتم‌های مطرح‌شده در بالا محدودیت‌هایی دارند که با توجه به شرایط مسئله الگوریتم مناسب انتخاب می‌شود.

الگوریتم‌های ردیابی نقاط را الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر تطبیق مشخصه نیز می‌نامند. به دلیل ناتوانی در جداسازی پیش‌زمینه از پس‌زمینه، الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر تطبیق مشخصه در ردیابی اشیاء صلب نتیجه بهتری را ارائه می‌دهند؛ چون هنگامی که شیء غیرصلب باشد، ویژگی‌های استخراج‌شده از پس‌زمینه الگوریتم را با مشکل مواجه خواهد کرد [۳].

به‌منظور حل مشکل استخراج نقاط ویژگی از پس‌زمینه در این مقاله از ایده دسته‌بندی نقاط ویژگی استفاده شده است، این روش در الگوریتم‌های ردیابی بر اساس هسته مورد استفاده قرار می‌گیرد. مشکل استخراج نقاط ویژگی از پس‌زمینه شیء در الگوریتم‌های ردیابی بر اساس هسته نیز وجود دارد؛ ولی این مشکل در الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر استخراج و تطبیق مشخصه بیش‌تر است، چون فرآیند یادگیری در الگوریتم‌های ردیابی تطبیق مشخصه وجود ندارد، و در صورتی که نقاط کلیدی استخراج‌شده از پس‌زمینه هدف باشد، شیء حرکت می‌کند ولی نقاط پس‌زمینه ثابت باقی می‌مانند، در این حالت ردیابی با مشکل مواجه خواهد شد.

روش‌های ردیابی نقاط به دو دسته قطعی^۲ و آماری^۴ تقسیم‌بندی می‌شوند. روش‌های قطعی برای تطبیق نقاط با استفاده از مجموعه‌ای از شروط حرکتی، یک هزینه وابستگی برای هر شیء در فریم $t-1$ به یک شیء در فریم t تعریف می‌کنند که هدف کمینه کردن هزینه تطبیق به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی است [۲]. در روش‌های تخمین آماری مانند فیلتر کالمن^۵ و فیلتر ذره‌ای^۶ از رویکرد فضای حالت^۷ برای مدل کردن ویژگی‌های خاصی از شیء مانند موقعیت، سرعت و شتاب استفاده می‌کنند [۴]. روش ارائه‌شده در این مقاله در شاخه الگوریتم‌های ردیابی نقاط بر اساس مدل قطعی قرار می‌گیرد.

در مرجع [۵] به‌منظور ردیابی اهداف متحرک هوایی، با تخمین چگالی هسته گوسی، هیستوگرام وزن‌دار شده مدل هدف به دست آمده و با اعمال واریانس یک نویز تصادفی در محل هدف، موقعیت ذرات نامزد در فریم بعد پیش‌گویی می‌شوند. در این مقاله ذرات نامزد فاصله با چاتار یا وزن‌دار شده و تعداد مرا حل باز نمونه‌برداری در هر فریم، متناسب با وزن ذرات در الگوریتم فیلتر ذره به‌صورت وقتی تعیین می‌گردند. همچنین به‌منظور کنترل تغییرات شیء متحرک، شعاع هسته گوسی با لبه‌یابی مشخص می‌شود.

در ادامه برخی از الگوریتم‌های ردیابی بر اساس هسته که از ایده دسته‌بندی نقاط ویژگی استخراج‌شده استفاده می‌کنند، آورده شده است.

Shuo و همکارانش در مقاله [۶] با استفاده از آموزش ویژگی‌های ناحیه شیء و زمینه اطراف شیء به یک مجموعه از دسته‌بندی‌های ضعیف و سپس ترکیب آن‌ها نقشه احتمال شیء را تشکیل دادند و برای یافتن مکان جدید شیء از روی ماکزیمم نقشه احتمال، از رویکرد جابه‌جایی میانگین^۸ استفاده کردند. آن‌ها از شدت روشنایی شیء و پس‌زمینه به‌عنوان ویژگی برای آموزش استفاده کردند. ضعف این روش استفاده از آستانه‌گیری‌های متعدد است.

در [۷، ۸] محققین از خوشه‌بندی ویژگی‌های رنگ و مکان با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی K میانگین^۹ استفاده کرده‌اند. در این رویکرد ابتدا ویژگی‌های شیء و زمینه نزدیک به شیء خوشه‌بندی شده و با حذف خوشه‌های مشترک، شیء از زمینه اطراف متمایز می‌شود. در این الگوریتم در صورتی که شیء دیگری با ویژگی‌های مشابه با هدف در اطراف آن وجود داشته باشد، مدل هدف ضعیف می‌شود و حتی ممکن است ردیاب شیء مورد نظر را تشخیص ندهد.

در مرجع [۹] از الگوریتم ترکیبی KLT برای ردیابی هدف متحرک استفاده شده است. این الگوریتم ردیابی نقاط ویژگی از بخش‌های استخراج و تطبیق ویژگی و تصحیح خطا تشکیل شده است. نوآوری مورد استفاده در این مقاله شامل تعریف دو آستانه t_e و N است. آستانه t_e به‌منظور حذف نقاط کم‌اهمیت مورد استفاده قرار می‌گیرد و با مقدار نصف اندازه ناحیه محصورکننده هدف مقداردهی می‌شود. در صورتی که فاصله اقلیدسی نقاط کلیدی از مرکز هدف، از آستانه t_e بیش‌تر باشد، آن نقطه کلیدی حذف خواهد شد. همچنین در فرآیند ردیابی هرگاه تعداد نقاط کلیدی از آستانه N کم‌تر باشد، از ناحیه هدف در فریم جاری نقاط کلیدی جدید استخراج می‌شود.

در این مقاله برای ردیابی نقاط ویژگی از الگوریتم ترکیبی KLT ارائه‌شده در مرجع [۹] استفاده می‌شود. همچنین به‌منظور دسته‌بندی هوشمند ویژگی‌های استخراج‌شده از ناحیه پیش‌زمینه و پس‌زمینه هدف، از تابع متمایزکننده بیزین^{۱۰} استفاده می‌شود. در بیش‌تر الگوریتم‌های ردیابی در صورت تغییر مقیاس ناگهانی هدف در اثر دور یا نزدیک شدن شیء نسبت به دوربین، ردیاب با مشکل مواجه می‌شود،

دگرگونی است. هدف به دست آوردن شش پارامتر ظاهر شده در ماتریس تبدیل D و بردار جابه‌جایی d است. در صورتی که ناحیه هدف کوچک باشد تعداد پارامترهای مورد نیاز برای تطبیق الگو در مدل همگر کافی نبوده و لذا ردیابی قابل اعتماد نخواهد بود. در این حالت در صورتی که تغییرات درون فریمی هدف کوچک باشد می‌توان از مدل انتقال محض برای ردیابی نقاط ویژگی استفاده کرد.

هدف از این بخش یافتن نقطه تطبیقی نیست، بلکه با فرض به دست آوردن بهترین تطبیق بررسی می‌شود آیا برای این ویژگی عدم شباهت در فریم‌های متوالی افزایش می‌یابد یا خیر؟ در صورتی که عدم شباهت افزایش پیدا کند این ویژگی کنار گذاشته می‌شود؛ لذا هدف کمینه کردن رابطه (۲) است که به عنوان عدم شباهت در نظر گرفته می‌شود.

$$\varepsilon = \iint_w [J(Ax + d) - I(x)]^2 w(x) dx \quad (2)$$

W پنجره ویژگی و $w(x)$ مشخص کننده یک تابع وزن است. در حالت ساده، $w(x) = 1$ در نظر گرفته می‌شود و برای اهمیت دادن به ناحیه مرکزی پنجره ویژگی، w می‌تواند به صورت یک تابع گوسی در نظر گرفته شود.

۲-۲- یافتن بهترین تطبیق برای ویژگی‌های خوب

هدف الگوریتم LK [۱۴] یافتن بهترین تطبیق $T(x)$ برای تصویر ورودی $I(x)$ است، که $x = (x, y)^T$ بردار ستونی از مختصات پیکسل‌های تصویر، $I(x)$ تصویر ورودی در زمان $t=1$ و $T(x)$ یک زیرمجموعه از تصویر دوم در زمان $t=2$ است. یافتن بهترین تطبیق از طریق کمینه کردن مجموع مربعات خطا بین الگوی هدف $T(x)$ و تصویر I انجام می‌شود.

تصویر I با تبدیل $W(x; p)$ به سیستم مختصات $T(x)$ منتقل شده است. $W(x; p)$ یک مجموعه پارامتری برای ماتریس دگرگونی است، که $p = (p_1, \dots, p_n)^T$ برداری از پارامترها است. در این حالت تابع تبدیل $W(x; p)$ پیکسل x را در دستگاه مختصات $I(x)$ می‌گیرد و آن را به موقعیتی در مختصات تصویر $T(x)$ تبدیل می‌کند.

در الگوریتم LK تابع هزینه‌ای که به منظور یافتن بهترین تطبیق مورد استفاده قرار می‌گیرد به صورت عبارت (۳) است.

$$\sum_x [I(W(x; p)) - T(x)]^2 \quad (3)$$

در این الگوریتم فرض می‌شود که تخمین اولیه از p معلوم است و در هر مرحله مقدار Δp به p اضافه می‌شود تا حداقل رابطه (۴) به دست آید.

$$\sum_x [I(W(x; p) + \Delta p) - T(x)]^2 \quad (4)$$

مقدار p با توجه به مقدار Δp به صورت $p \leftarrow p + \Delta p$ به‌روزرسانی می‌شود تا تخمین p همگرا شود. شرط همگرایی $\|\Delta p\| \leq \varepsilon$ است. با

برای حل این مشکل در این مقاله از اطلاعات تاریخچه مقیاس هدف در فریم‌های قبلی استفاده خواهد شد.

این مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی شده است: در بخش دوم الگوریتم ترکیبی KLT ارائه می‌شود. در بخش سوم روش پیشنهادی بیان می‌شود و تکنیک مورد استفاده در ردیابی و دسته‌بندی نقاط ویژگی و استفاده از تاریخچه مقیاس سوژه برای کنترل تغییر مقیاس هدف توضیح داده می‌شود. همچنین نتایج حاصل از شبیه‌سازی روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد "AIRCRAFT TRACKING" در بخش چهارم ارائه خواهد شد و در بخش پنجم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

۲- الگوریتم ردیابی

الگوریتم KLT یکی از الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر تطبیق مشخصه است. علت این نام‌گذاری این است که در ابتدا توسط Kanade و Lucas [۱۰] پیشنهاد شد. سپس توسط Tomasi و Kanade [۱۱] توسعه داده شد. در سال ۱۹۹۴، Shi و Tomasi [۱۲] با افزودن قابلیت انتخاب ویژگی خوب این الگوریتم را توسعه بیش‌تری دادند. در سال ۲۰۱۰، Kalal و همکارانش [۱۳] روشی برای تصحیح خطای ردیابی نقاط ارائه کردند که در الگوریتم KLT مورد استفاده قرار گرفت. جزئیات الگوریتم انتخاب و ردیابی ویژگی در [۱۰-۱۲] آمده است.

الگوریتم ترکیبی KLT از سه بخش تشکیل شده است. در ادامه بخش‌های انتخاب یک ویژگی خوب، یافتن بهترین تطبیق برای ویژگی‌های خوب و تصحیح خطا به روش پیش‌رو-پس‌رو به اختصار تشریح می‌شود.

۲-۱- انتخاب یک ویژگی خوب

در مرجع [۱۲] بر کیفیت ویژگی‌ها از طریق اندازه‌گیری عدم شباهت نظارت می‌شود. عدم شباهت مشخص کننده تغییرهای ظاهر شده در یک ویژگی بین فریم جاری و چند فریم قبلی است. ایده اصلی به این صورت است که پس از استخراج ویژگی، معیار شباهت از طریق محاسبه میانگین مربعات خطا در فریم جاری و چند فریم قبلی، محاسبه می‌شود. در صورتی که عدم شباهت این ویژگی در طول چند فریم رشد کرد، ویژگی استخراج شده کنار گذاشته می‌شود.

مرجع [۱۲] خود یک روش ترکیبی است چون از هر دو مدل انتقال محض و دوران برای محاسبه عدم شباهت استفاده می‌کند که به صورت رابطه (۱) ارائه می‌شود.

$$J(Ax + d) = I(x) \quad (1)$$

در رابطه (۱) متغیر d بردار انتقال مرکز پنجره ویژگی x است. یک نقطه x در تصویر اول I به نقطه $Ax + d$ در تصویر دوم J منتقل می‌شود. در حالی که $A = I + D$ و I یک ماتریس همانی است، تا در صورتی که تعداد پارامترهای همگر^{۱۲} کافی نبود بتوان از مدل انتقال محض برای تطبیق استفاده کرد. در این رابطه $D = \begin{bmatrix} r_{xx} & r_{xy} \\ r_{yx} & r_{yy} \end{bmatrix}$ یک ماتریس

اگر $S = (I_t, I_{t+1}, \dots, I_{t+k})$ نشان‌دهنده دنباله‌های تصویر باشد و X_t موقعیت نقطه کلیدی در زمان t را نشان دهد، با استفاده از یک ردیاب اختیاری، نقطه X_t به صورت روبه‌جلو در k گام ردیابی می‌شود تا خط سیر $T_f^k(x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+k})$ به دست آید، که k طول دنباله‌ها را نشان می‌دهد. سپس نقطه X_{t+k} به صورت روبه‌عقب ردیابی می‌شود تا به فریم اول برسد و $T_b^k(\hat{x}_t, \hat{x}_{t+1}, \dots, \hat{x}_{t+k})$ تولید شود. با قرار دادن $\hat{X}_{t+k} = X_{t+k}$ ، خطای پیشرو-پسرو با استفاده از فاصله اقلیدسی بین این دو خط سیر به صورت رابطه (۱۰) تعریف می‌شود.

$$\text{distance}(T_f^k, T_b^k) = \|x_t - \hat{x}_t\| \quad (10)$$

در الگوریتم ترکیبی KLT برای یک نقطه کلیدی این خطا در ۴ یا ۵ فریم محاسبه می‌شود تا عملکرد آن در ردیابی بررسی شود. در صورتی که خطای تطبیق برای یک نقطه کلیدی در ردیابی پیشرو و پسرو افزایش پیدا کرد، آن نقطه کلیدی حذف خواهد شد.

۳- روش پیشنهادی

در الگوریتم پیشنهادی ابتدا در فریم اول (در لحظه t) ناحیه هدف به صورت دستی مشخص شده و توسط الگوریتم KLT تعدادی نقطه کلیدی از این ناحیه استخراج می‌شود که به رنگ سبز در شکل ۱ نشان داده شده است. پس از انتخاب شیء و استخراج نقاط کلیدی، از عرض (w) و ارتفاع (h) مستطیل انتخاب‌شده توسط کاربر، برای محاسبه عرض (W) و ارتفاع (H) مستطیل خارجی که هم مرکز با ناحیه شیء بوده و آن را در بر گرفته است به عنوان ناحیه پس‌زمینه استفاده می‌شود. در [۱۵] از رابطه (۱۱) به عنوان فاصله بین مستطیل داخلی و خارجی استفاده شده است. عرض (W) و ارتفاع (H) مستطیل خارجی که هم مرکز با ناحیه شیء بوده و آن را در بر گرفته است از طریق رابطه (۱۲) به دست می‌آید.

$$D = \frac{w+h}{4}[\sqrt{2}-1] \quad (11)$$

$$W = w + D, \quad H = h + D \quad (12)$$

در مرحله بعد از ناحیه مشخص شده به عنوان پس‌زمینه، ۷۲ نقطه ویژگی انتخاب می‌شود که در شکل ۱ به رنگ قرمز نشان داده شده است.

برای هر کدام از این نقاط شش ویژگی رنگ (RGB)، میانگین، واریانس و دامنه تغییرات محاسبه می‌شود و به عنوان پارامترهای معیار دسته‌بندی، در دو ماتریس $6 \times n$ ذخیره می‌شوند، که n تعداد نقاط استخراج‌شده از پس‌زمینه و پیش‌زمینه ناحیه هدف است. با فرض نرمال بودن توزیع ویژگی‌های استخراج‌شده مقادیر کواریانس، میانگین و معکوس کواریانس که پارامترهای تابع متمایزکننده بیزین هستند، برای داده‌های کلاس پس‌زمینه و پیش‌زمینه محاسبه می‌شود.

نوشتن بسط تیلور مرتبه اول $I(W(x; p) + \Delta p)$ برای (۴)، رابطه (۵) به دست می‌آید.

$$\sum_x [I(W(x; p)) + \nabla I \frac{\partial W}{\partial p} \Delta p - T(x)]^2 \quad (5)$$

که $\nabla I = (\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y})$ گرادیان تصویر I در $W(x; p)$ است. یعنی، ∇I در مختصات تصویر I محاسبه می‌شود، سپس توسط تخمین جاری از تبدیل $W(x; p)$ به مختصات $T(x)$ منتقل خواهد شد و $\frac{\partial W}{\partial p}$ ژاکوبین تبدیل است. اگر $W(x; p) = (W_x(x; p), W_y(x; p))^T$ باشد، آنگاه ماتریس پارامترهای دگرگونی^{۱۳} به صورت رابطه (۶) خواهد بود.

$$\frac{\partial W}{\partial p} = \begin{pmatrix} \frac{\partial W_x}{\partial p_1} & \frac{\partial W_x}{\partial p_2} & \dots & \frac{\partial W_x}{\partial p_n} \\ \frac{\partial W_y}{\partial p_1} & \frac{\partial W_y}{\partial p_2} & \dots & \frac{\partial W_y}{\partial p_n} \end{pmatrix} \quad (6)$$

با مشتق‌گیری از (۵) نسبت به Δp رابطه (۷) حاصل می‌شود.

$$2 \sum_x [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}]^T [I(W(x; p)) + \nabla I \frac{\partial W}{\partial p} \Delta p - T(x)] \quad (7)$$

که $\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}$ تصاویر گرادیان نزولی^{۱۴} نامیده می‌شود. رابطه (۷) برابر صفر قرار داده می‌شود تا مینیمم رابطه (۵) به دست آید، پس از حل آن رابطه (۸) حاصل خواهد شد.

$$\Delta p = H^{-1} \sum_x [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}]^T [T(x) - I(W(x; p))] \quad (8)$$

که H ماتریس $n \times n$ هسین بوده و به صورت رابطه (۹) است.

$$H = \sum_x [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}]^T [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}] \quad (9)$$

به $\sum_x [\nabla I \frac{\partial W}{\partial p}]^T [T(x) - I(W(x; p))]$ پارامتر به‌روزرسانی گرادیان نزولی گویند.

این مراحل تا به دست آوردن بهترین تطبیق برای الگوی $I(x)$ تکرار می‌شود. در مقاله [۱۴] اثبات شده است حتی اگر ناحیه جستجو در فریم دوم، از موقعیت واقعی هدف خیلی دور باشد، این الگوریتم با تغییر Δp در نهایت همگرا خواهد شد.

۳-۲- تصحیح خطا به روش خطای پیشرو-پسرو

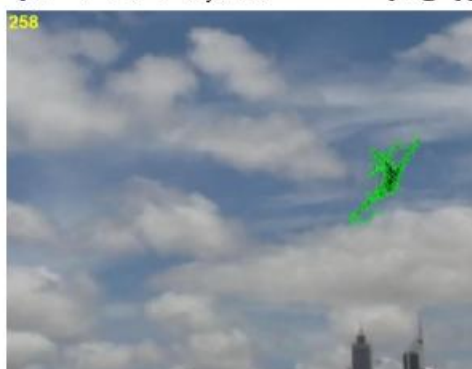
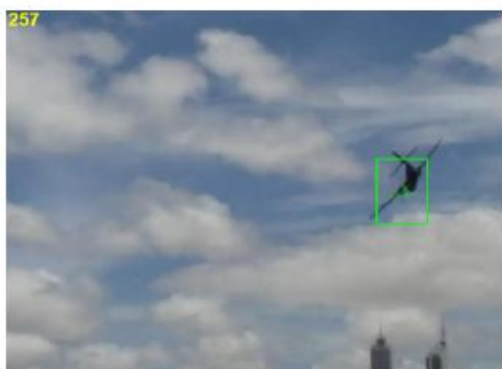
در مرجع [۱۲] معیار کاملی برای بررسی ویژگی‌ها آورده نشده است. مقاله [۱۳] از خطای پیشرو-پسرو به منظور محاسبه عدم شباهت استفاده می‌کند. یعنی ردیابی به‌طور همزمان به صورت روبه‌جلو و روبه‌عقب اجرا می‌شود و تفاوت بین این دو خط سیر اندازه‌گیری می‌شود. در این خط سیر دوطرفه نقاطی که به درستی تطبیق پیدا کردند به عنوان ویژگی قوی نگه داشته می‌شوند و بقیه حذف خواهند شد.



شکل ۱: استخراج نقاط کلیدی از ناحیه شیء و پس‌زمینه

مقیاس هدف در فریم‌های متوالی مشخص می‌شود. در نهایت ناحیه مشخص شده برای شیء در فریم جاری به عنوان الگوی معیار برای تعیین ناحیه شیء در فریم بعدی ذخیره می‌شود و مراحل ذکر شده تکرار خواهد شد.

هنگامی که تعداد نقاط کلیدی برای ردیابی از آستانه $T_{KeyPoints}$ کم‌تر شود، الگوریتم KLT باید نقاط کلیدی جدید استخراج کند. در این مرحله ناحیه شیء و ناحیه پیش‌زمینه به صورت هوشمند مشخص می‌شوند، لذا امکان خطا وجود دارد. با توجه به اینکه در این قسمت اطلاعاتی در خصوص پیش‌زمینه یا پس‌زمینه بودن نقاط استخراج شده وجود ندارد، می‌توان از دسته‌بندی بیزین برای دسته‌بندی نقاط استفاده کرد. تصاویر شکل ۲ نتیجه ردیابی را پس از دسته‌بندی نقاط ویژگی استخراج شده توسط تابع متمایزکننده بیزین نشان می‌دهد. در فریم ۲۵۷ تعداد نقاط کلیدی ناحیه شیء از آستانه $T_{KeyPoints}$ کم‌تر شده است؛ لذا توسط الگوریتم KLT در فریم ۲۵۸ از ناحیه هدف در فریم جاری و با شعاعی بیش‌تر نقاط کلیدی استخراج می‌شود. همان‌طور که در فریم ۲۵۸ مشخص شده است، نقاط استخراج شده از پس‌زمینه ردیاب را با مشکل مواجه می‌کند. پس از دسته‌بندی نقاط ویژگی توسط تابع متمایزکننده بیزین نقاط مربوط به پس‌زمینه حذف شده و ناحیه شیء توسط نقاط باقی‌مانده تعیین می‌شود که در فریم ۲۵۹ مشخص شده است.



در فریم بعدی (لحظه $t+1$) به‌منظور دسته‌بندی نقاط ویژگی، ویژگی‌های ردیابی شده توسط الگوریتم KLT به یک تابع متمایزکننده بیزین که در رابطه (۱۳) ارائه شده است [۱۶]، داده می‌شود. در صورتی که $g_1(x) > g_2(x)$ باشد، ویژگی تطبیق یافته x متعلق به شیء خواهد بود در غیر این صورت در کلاس پس‌زمینه قرار می‌گیرد.

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu) - \frac{d}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| + \ln P(W_i) \quad (13)$$

در رابطه (۱۳)، x یک ویژگی تطبیق یافته توسط الگوریتم KLT (1×6 بعدی)، μ بردار میانگین 1×6 بعدی مربوط به هر کلاس، Σ ماتریس کواریانس 6×6 بعدی، $|\Sigma|$ و Σ^{-1} به ترتیب دترمینان و معکوس ماتریس کواریانس هستند.

به‌منظور تطبیق‌پذیری نسبت به تغییرات، مقادیر کواریانس، میانگین و معکوس کواریانس ویژگی‌هایی که درجه تعلق بالایی به هر کلاس داشته باشند با یکی از مقادیر پارامترهای معیار به صورت تصادفی جایگزین می‌شوند.

نقاط کلیدی و ویژگی‌های استخراج شده از ناحیه شیء و پس‌زمینه در دو مرحله به‌روزرسانی می‌شوند، ۱- افزایش عدم قطعیت نقاط تطبیقی که موجب حذف آن‌ها می‌شود. ۲- کاهش نقاط تطبیقی متعلق به شیء از آستانه $T_{KeyPoints}$ هنگامی که توسط تابع متمایزکننده در کلاس پس‌زمینه قرار می‌گیرند. آستانه $T_{KeyPoints}$ با توجه به تغییر



شکل ۲: دسته‌بندی نقاط ویژگی توسط تابع متمایزکننده بیزین

همچنین با توجه به نزدیکی طول و عرض ناحیه محصورکننده هدف در فریم‌های متوالی نسبت به مقیاس طول و عرض هدف در فریم جاری، الگوها مرتب می‌شوند و برای هر کدام از الگوهای w_i و h_i یک ضریب اثربخشی C_{h_i} و C_{w_i} تعریف می‌شود. مقدار این ضرایب اثربخشی در بازه $[0, 1]$ است. ضریب ۱ متناظر با الگوهای w_1 و h_1 بوده و ضریب $0/1$ متناظر با الگوهای w_{10} و h_{10} است. مقادیر ضرایب اثربخشی در طول فرآیند ردیابی مقادیر ثابت $[1, 0.9, 0.8, \dots, 0.1]$ است و $C_{w_i} = C_{h_i}$ است و تنها الگوهای w_i و h_i در هر فریم به‌روزرسانی می‌شوند.

پس از یافتن نقاط تطبیقی در فریم جاری توسط الگوریتم KLT و دسته‌بندی نقاط تطبیق یافته توسط تابع متمایزکننده بیزین به ویژگی‌های شیء و پس‌زمینه، مرکز ناحیه محصورکننده هدف از روی ویژگی‌های مربوط به شیء، به صورت رابطه (۱۴) محاسبه می‌شود.

$$Center_c = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N KeyPoint_j \quad (14)$$

در رابطه (۱۴)، $Center_c$ تخمینی از مختصات مرکز شیء در فریم جاری، $KeyPoint_j$ مختصات نقطه کلیدی j ام از ناحیه شیء در فریم جاری و N تعداد کل نقاط کلیدی تطبیق یافته ناحیه شیء در فریم جاری را مشخص می‌کند. پس از محاسبه مرکز شیء طبق رابطه (۱۴)، طول و عرض مستطیل محصورکننده هدف از روی نقاط ویژگی تطبیق یافته ناحیه شیء به صورت رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود.

$$(w_m, h_m) = \max_{x,y} KeyPoint_j - \min_{x,y} KeyPoint_j, j = 1, \dots, N \quad (15)$$

پس از محاسبه طول و عرض ناحیه محصورکننده هدف (w_m, h_m) از روی نقاط ویژگی تطبیق یافته ناحیه شیء در فریم جاری، فاصله اقلیدسی طول و عرض محاسبه‌شده با هر یک از طول و عرض‌های $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_{10}\}$ و $\{h_1, h_2, h_3, \dots, h_{10}\}$ از فریم‌های قبلی به منظور به دست آوردن نزدیک‌ترین طول و عرض، طبق رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود.

$$(w_{similar}, h_{similar}) = \arg \min_i |(w_m, h_m) - (w_i, h_i)|, i = 1, 2, \dots, 10 \quad (16)$$

۳-۱- استفاده از اطلاعات مقیاس سوژه

هر اندازه میزان انطباق ناحیه محصورکننده هدف بر آن بیش‌تر باشد خطای بازسازی ناحیه هدف کم‌تر خواهد شد. یکی از مشکلاتی که در اکثر الگوریتم‌های ردیابی وجود دارد این است که از اطلاعات تاریخچه مقیاس هدف در فریم‌های قبلی استفاده نمی‌شود. به همین دلیل با تغییر مقیاس هدف در اثر دور یا نزدیک شدن شیء نسبت به دوربین، ناحیه محصورکننده هدف که به صورت چند ضلعی یا دایره‌ای است، با خطای زیادی مواجه خواهد شد.

برای حل مشکل مطرح‌شده، در این مقاله از اطلاعات تاریخچه مقیاس هدف در فریم‌های قبلی استفاده می‌شود. برای این منظور در فریم‌های متوالی ۱۰ الگو از طول و عرض مستطیل‌هایی که هدف را محصور می‌کنند به صورت $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_{10}\}$ و $\{h_1, h_2, h_3, \dots, h_{10}\}$ ذخیره می‌شود. در این الگوها w_i و h_i به ترتیب نشان‌دهنده طول و عرض ناحیه محصورکننده هدف است.

طی آزمایش‌های انجام‌شده، اگر تعداد الگوهای ذخیره‌شده از طول و عرض هدف در فریم‌های متوالی کم‌تر از ۱۰ الگو باشد، تخمین خوبی از تغییر مقیاس هدف به دست نمی‌آید، علاوه بر این افزایش تعداد الگوهای ذخیره‌شده منجر به افزایش خطا خواهد شد. در جدول ۱ برای نشان دادن تأثیر تعداد الگوهای ذخیره‌شده از طول و عرض هدف در میزان همپوشانی ناحیه محصورکننده هدف با خروجی حقیقی، الگوریتم پیشنهادی روی سه دنباله ویدئویی اعمال شد. همان‌طور که در جدول ۱ مشخص شده است، در صورتی که ۱۰ الگو از طول و عرض هدف در فریم‌های متوالی برای تخمین مقیاس هدف در فریم جاری استفاده شود، میزان همپوشانی ناحیه محصورکننده هدف با خروجی حقیقی بیش‌تر خواهد شد.

جدول ۱- میزان همپوشانی ناحیه محصورکننده هدف

نام دنباله ویدئویی	تعداد الگوهای ذخیره‌شده از طول و عرض هدف			
	۵	۱۰	۱۵	۲۰
aerobatics_1	۰/۶۹	۰/۷۶	۰/۷۲	۰/۶۷
multiple_smoke_1	۰/۷۲	۰/۷۹	۰/۷۷	۰/۵۸
small_1	۰/۷۵	۰/۸۷	۰/۸۴	۰/۶۲

مقیاس سوژه، نمونه‌ای از میانگین وزن دار است. در روش ارائه شده ابعاد ناحیه محصورکننده شیء از روی نقاط تطبیق یافته تخمین زده می‌شود؛ لذا در محاسبات خطا وجود دارد. برای غلبه بر این مشکل استفاده از تاریخچه مقیاس هدف به روش مطرح شده باعث می‌شود مقیاس‌هایی که احتمال تکرار بالایی در ۱۰ فریم قبلی دارند وزن بیش‌تری گرفته و تاثیر مثبتی در تعیین ناحیه محصورکننده هدف در فریم جاری داشته باشند.

برای نشان دادن کاربرد عمومی استفاده از تاریخچه مقیاس هدف برای ردیابی اشیاء متحرک، این روش روی الگوریتم Fast-Tracking [۱] که یک ردیاب قوی در میان روش‌های ردیابی بر اساس هسته است تست شد. مشکلی که در این الگوریتم وجود دارد در شکل ۳ ردیف بالا مشخص شده است. با تغییر مقیاس هدف ناحیه محصورکننده هدف نیز افزایش پیدا کرده که باعث افزایش خطا و کاهش سرعت اجرای الگوریتم می‌شود. برای حل این مشکل از ایده استفاده از اطلاعات تاریخچه مقیاس سوژه در فریم‌های قبلی استفاده شد که نتایج آن در شکل ۳ ردیف پایین مشخص شده است.

حال $w_{similar}$ در ابتدای دنباله $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_{10}\}$ و $h_{similar}$ در ابتدای دنباله $\{h_1, h_2, h_3, \dots, h_{10}\}$ قرار می‌گیرد تا اثر بخشی بیش‌تری در تعیین طول و عرض ناحیه محصورکننده هدف داشته باشد. همچنین فاصله اقلیدسی (w_m, h_m) با هر یک از طول و عرض‌های $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_{10}\}$ و $\{h_1, h_2, h_3, \dots, h_{10}\}$ به منظور به دست آوردن طول و عرضی با بیش‌ترین اختلاف، طبق رابطه (۱۷) محاسبه می‌شود.

$$(w_{dissimilar}, h_{dissimilar}) = \arg \max_i |(w_m, h_m) - (w_i, h_i)|, i = 1, 2, \dots, 10 \quad (17)$$

سپس مقادیر (w_m, h_m) با مقادیر $(w_{dissimilar}, h_{dissimilar})$ جایگزین می‌شود. در نهایت طول و عرض ناحیه محصورکننده هدف در فریم جاری طبق رابطه (۱۸) محاسبه می‌شود.

$$(w_{current}, h_{current}) = \frac{\sum_{i=1}^{ns} C_i \times (w_i, h_i)}{\sum_{i=1}^{ns} C_i} \quad (18)$$

که در رابطه (۱۸)، ns تعداد طول و عرض‌های قرارگرفته در پشت‌ه را مشخص می‌کند. لازم به ذکر است روش مطرح شده برای کنترل تغییر



شکل ۳: استفاده از اطلاعات ناحیه محصورکننده هدف در فریم‌های قبلی

۴. محاسبه ویژگی‌های رنگ، میانگین، واریانس و دامنه تغییرات برای نقاط کلیدی پیش‌زمینه و پس‌زمینه و تشکیل دو ماتریس $n \times 6$ بعدی (n تعداد نقاط کلیدی استخراج شده)
۵. محاسبه پارامترهای تابع بیزین از روی ویژگی به دست آمده از مرحله قبل به منظور تشکیل تابع متمایزکننده مربوط به کلاس‌های پیش‌زمینه و پس‌زمینه طبق رابطه (۱۳)
۶. خواندن فریم بعدی (لحظه $t+1$) و یافتن نقاط تطبیقی با استفاده از الگوریتم KLT

الگوریتم ردیابی ارائه شده به شرح زیر است:

۱. مشخص کردن موقعیت هدف در فریم اول (در لحظه t) به صورت دستی با استفاده از موس
۲. انتخاب ویژگی از پس‌زمینه اطراف شیء، به عنوان نقاط کلیدی پس‌زمینه
۳. استخراج نقاط کلیدی از ناحیه هدف با استفاده از الگوریتم KLT

- رفتن به مرحله چهارم
- ۱۰. اگر شمارنده به‌روزرسانی پارامترهای تابع متمایزکننده ناحیه پس‌زمینه کم‌تر از یک بود:
- به‌روزرسانی ویژگی‌ها و پارامترهای تابع متمایزکننده ناحیه پس‌زمینه در فریم جاری
- جایگزینی شمارنده به‌روزرسانی پارامترهای تابع متمایزکننده ناحیه پس‌زمینه با مقدار ۱۵ (بر اساس آزمایش‌های انجام‌شده و نتایج جدول ۲ مقدار بهینه برای شمارنده به‌روزرسانی پارامترهای تابع متمایزکننده ۱۵ به دست آمد).
- ۱۱. رفتن به مرحله ششم

۴- آزمایش‌ها

در این مقاله ایده‌ای برای دسته‌بندی نقاط ویژگی و مقابله با تغییر مقیاس هدف در اثر دور یا نزدیک شدن شیء نسبت به دوربین مطرح شد. روش مورد استفاده برای به‌روزرسانی پارامترهای تابع متمایزکننده در این مقاله به‌صورت برخط^{۱۵} است. توابع دیگری مانند ماشین‌های بردار پشتیبان^{۱۶} که قابلیت به‌روزرسانی برخط را ندارند، نمی‌توانند در این زمینه مورد استفاده قرار بگیرد؛ چون در ماشین‌های بردار پشتیبان داده‌های آموزشی به‌صورت یک‌جا برای دسته‌بندی وارد سیستم می‌شوند و آموزش سیستم به‌صورت برون‌خط^{۱۷} است؛ ولی در الگوریتم ارائه‌شده با ورود داده‌ی جدید پارامترهای تابع بی‌زین محاسبه می‌شود و آموزش تابع متمایزکننده به‌صورت برخط خواهد بود.

الگوریتم پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار متلب نسخه 8.3 و بر روی سیستمی با مشخصات Intel Core i7 با قدرت پردازش 2.2GH و حافظه اصلی 6GB پیاده‌سازی و اجرا شد. در این مقاله از پایگاه داده ارائه‌شده در [۹] استفاده شده است. این پایگاه داده شامل ۱۴ دنباله ویدئویی است. چالش‌های موجود در این پایگاه داده شامل: حرکت دوربین، حرکت سریع بالگردها، پوشیدگی شیء توسط ابرها، درختان و دود منتشر شده از بالگردها، بازتاب نور از سطح شفاف بالگردها و پس‌زمینه پیچیده در پروازهای با ارتفاع پایین، است.

در حالتی که وضوح تصویر پایین باشد، بیش‌تر الگوریتم‌های تطبیق مشخصه برای استخراج نقاط کلیدی با مشکل مواجه می‌شوند. یکی از مزایای الگوریتم ردیابی KLT عدم وابستگی این الگوریتم به وضوح تصویر است. همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، در حالتی که وضوح تصویر پایین باشد الگوریتم KLT قادر به استخراج و تطبیق نقاط کلیدی در فریم‌های متوالی است.

۷. دسته‌بندی نقاط کلیدی تطبیق‌یافته در مرحله قبل، توسط تابع متمایزکننده به پیش‌زمینه و پس‌زمینه توسط تابع متمایزکننده رابطه (۱۳)

• جایگزینی ویژگی‌هایی که درجه تعلق بالایی به هر کلاس داشته باشند با یکی از مقادیر پارامترهای معیار مربوط به همان کلاس به‌صورت تصادفی

۸. اگر تعداد تطبیق‌های به‌دست‌آمده از ناحیه شیء پس از دسته‌بندی از آستانه $T_{KeyPoints}$ بیش‌تر بود:

• تخمین مرکز ناحیه محصورکننده هدف از روی ویژگی‌های تطبیق یافته مربوط به شیء از طریق میانگین‌گیری بین موقعیت پیکسلی نقاط و جایگزینی با مرکز قبلی طبق رابطه (۱۴)

• محاسبه اختلاف حداقل و حداکثر موقعیت نقاط کلیدی تطبیق‌یافته از ناحیه شیء به‌منظور به دست آوردن طول و عرض ناحیه محصورکننده هدف (w_m, h_m) طبق رابطه (۱۵)

• در صورتی که شماره فریم از ۱۰ کم‌تر بود، قرار دادن طول و عرض محاسبه‌شده از روی نقاط ویژگی تطبیق‌یافته ناحیه شیء در ابتدای پشته

• رسم چهار ضلعی محصورکننده هدف توسط مرکز به‌دست‌آمده از رابطه (۱۴) و طول و عرض محاسبه‌شده طبق رابطه (۱۸) روی فریم جاری به‌منظور مشخص کردن ناحیه هدف

• در صورتی که شماره فریم از ۱۰ بیش‌تر بود، محاسبه فاصله اقلیدسی طول و عرض به‌دست‌آمده از نقاط کلیدی تطبیق‌یافته (w_m, h_m) با مقادیر طول و عرض‌های قرارگرفته در پشته $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_{10}\}$ و $\{h_1, h_2, h_3, \dots, h_{10}\}$ از فریم‌های قبلی به‌منظور به دست آوردن طول و عرض‌های با حداقل و حداکثر اختلاف طبق روابط (۱۶) و (۱۷) و مرتب‌سازی طول و عرض‌های داخل پشته

۹. اگر تعداد تطبیق‌های به‌دست‌آمده کم‌تر از آستانه $T_{KeyPoints}$ بود:

• استخراج نقاط کلیدی پیرامون ناحیه مشخص‌کننده شیء در فریم قبل و با شعاعی بیش‌تر با استفاده از الگوریتم KLT



شکل ۴: فریم اول از دنباله‌های ویدئویی aerobatics_speculiarities_1 و aerobatics_clouds_1

جدول ۲: میانگین خطای پیکسل مرکزی

Video sequence	Proposed	KLT[۹]	SURF[۳]	[۱۸]
aerobatics_1	۱۳/۲	۳۲	۱۲۳/۸	۲۶
aerobatics_2	۵/۳	۸/۱	۴۹/۳	۷/۷
big_1	۱۶/۶	۴۷/۲	۶۷/۴	۳۷/۴
big_2	۱۴/۱	۴۴/۹	۱۵/۱	۳۹
multiple_1	۷/۴	۱۳/۸	۵۳/۵	۱۲/۵
multiple_2	۸/۸	۱۲/۲	۱۹/۸	۱۰/۹
multiple_smoke_1	۶/۷	۱۸/۹	۳۲	۱۴/۹
multiple_smoke_2	۱۱/۱	۲۲/۷	۲۷/۱	۱۶/۱
occlusion_1	۱۵/۶	۱۷/۱	۱۸/۶	۱۴
aerobatics_clouds_1	۱۳	۲۳/۳	۱۹/۷۶	۱۷/۳
aerobatics_speculiarities_1	۹/۴	۲۱	۳۱/۱	۱۶/۶
aerobatics_3	۱۲/۱	۱۹/۳	۵۶/۷	۱۷/۱
small_1	۶/۲	۱۵/۸	۲۵/۶	۱۳
small_clouds_1	۸/۵	۲۱/۴	۴۹/۱	۱۹/۷

الگوریتم رد یابی KLT یکی از الگوریتم‌های بلادرنگ در رد یابی اشیاء متحرک است، همان‌طور که در جدول ۳ مشخص شده است، به دلیل افزودن بخشی برای به‌روزرسانی برخط پارامترهای تابع بیژین و استفاده از اطلاعات تاریخچه مقیاس هدف در الگوریتم رد یابی KLT، سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی کاهش پیدا کرده است؛ ولی با بهینه‌سازی کدهای پیاده‌سازی شده می‌توان به الگوریتم رد یابی بلادرنگ دست یافت.

یکی از معیارهای ارزیابی الگوریتم‌های رد یابی، مشخص کردن میزان خطای پیکسل مرکزی ناحیه هدف با آنچه باید در واقعیت رخ دهد است [۱۷]. برای نشان دادن برتری روش ارائه‌شده در رد یابی اشیاء صلب، در جدول ۲ میانگین خطای پیکسل مرکزی و در جدول ۳ سرعت اجرا برحسب فریم‌برثانیه، برای ۱۴ دنباله ویدئویی که خروجی الگوریتم‌های رد یابی SURF [۳]، KLT [۹] الگوریتم رد یابی مرجع [۱۸] و روش ارائه‌شده است، آورده شده است. ارزیابی‌های انجام‌شده در جدول ۲ نشان می‌دهد دسته‌بندی نقاط ویژگی پس‌زمینه و پیش‌زمینه باعث کاهش خطای رد یابی می‌شود.

در مقاله ارائه‌شده از الگوریتم KLT به‌عنوان الگوریتم پایه برای رد یابی استفاده شد. این الگوریتم در دسته‌ی الگوریتم‌های تطبیق مشخصه قرار می‌گیرد. تغییراتی که در این الگوریتم اعمال شد شامل استفاده از تاریخچه مقیاس سوژه برای مقابله با تغییر مقیاس هدف و دسته‌بندی نقاط ویژگی به پیش‌زمینه و پس‌زمینه با استفاده از تابع متمایزکننده بیژین است. نتایج حاصل شده در جدول ۲ حاکی از بهبود عملکرد الگوریتم KLT در رد یابی اشیاء صلب است. الگوریتم ارائه‌شده با سه الگوریتم KLT، SURF و الگوریتم رد یابی مرجع [۱۸] مقایسه شد، که در شاخص الگوریتم‌های رد یابی نقاط بر اساس مدل قطعی قرار می‌گیرند.

در شکل ۵ حاصل اعمال الگوریتم ارائه شده روی سه دنباله ویدئویی آورده شده است. چالش‌های موجود در این دنباله‌های ویدئویی شامل: حرکت دوربین، حرکت سریع بالگردها، پوشیدگی شیء توسط ابرها، بازتاب نور از سطح شفاف بالگردها، تغییر مقیاس و دوران بالگردها است.

جدول ۳: سرعت اجرا بر حسب فریم بر ثانیه

Video sequence	Proposed	KLT [۹]	SURF [3]	[۱۸]
aerobatics_1	۱۵/۲	۳۶/۱	۱۹/۱	۱۷/۲
aerobatics_2	۱۱/۵	۵۰/۲	۲۵/۴	۲۰/۴
big_1	۱۰/۶	۳۱	۲۷/۳	۱۵/۳
big_2	۱۴/۵	۳۰/۴	۲۳	۱۵
multiple_1	۱۲/۹	۲۸/۵	۲۶/۷	۱۸/۹
multiple_2	۱۶/۲	۳۲/۴	۲۲/۱	۱۶/۵
multiple_smoke_1	۱۳/۷	۳۲/۶	۲۶	۱۴/۴
multiple_smoke_2	۱۷/۱	۳۹/۷	۲۴/۶	۱۹/۳
occlusion_1	۱۱/۶	۴۱	۲۵/۷	۱۳
aerobatics_clouds_1	۱۰/۵	۳۹	۲۰/۴	۱۹
aerobatics_specularities_1	۱۱/۸	۳۱	۲۲	۱۵/۷
aerobatics_3	۹/۸	۳۳/۶	۲۳/۵	۱۷
small_1	۱۲	۴۸/۹	۲۳/۶	۲۳/۱
small_clouds_1	۱۳/۶	۳۱/۲	۲۰/۳	۱۵



شکل ۵: نتایج بصری الگوریتم ارائه شده روی دنباله‌های aerobatics_clouds_1، aerobatics_specularities_1 و small_clouds_1

۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی برای ردیابی اشیاء صلب در دنباله‌های ویدئویی ارائه شد. در روش ارائه‌شده از الگوریتم ترکیبی KLT برای استخراج و تطبیق نقاط کلیدی، تابع متمایزکننده‌ی بیزین به‌منظور دسته‌بندی نقاط ویژگی پس‌زمینه و پیش‌زمینه و تاریخچه مقیاس سوژه برای مقابله با تغییر مقیاس هدف استفاده شد. یکی از ایده‌های مطرح‌شده در این مقاله استفاده از تاریخچه مقیاس سوژه برای مقابله با تغییر مقیاس هدف است. همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده است، استفاده از تاریخچه مقیاس سوژه در روش‌های ردیابی مبتنی بر هسته نیز نتیجه مطلوبی را فراهم می‌کند و این ایده تنها به روش‌های ردیابی مبتنی بر تطبیق مشخصه اختصاص ندارد.

ایده دیگری که در این مقاله استفاده شد، دسته‌بندی نقاط ویژگی استخراج‌شده از پس‌زمینه و پیش‌زمینه با استفاده از تابع متمایزکننده بیزین است که باعث کاهش خطای ردیابی شد. البته هنگام استخراج ویژگی برای دسته‌بندی ویژگی‌ها به پیش‌زمینه و پس‌زمینه هنوز هم برخی ویژگی‌ها به اشتباه دسته‌بندی می‌شوند و دلیل آن ناتوانی در استخراج دقیق ویژگی‌های ناحیه شیء و پس‌زمینه است. در صورتی که هنگام استخراج ویژگی قبل از ردیابی شیء، از یک الگوریتم مشخص‌سازی کانتور شیء استفاده شود، دقت الگوریتم ردیابی بیش‌تر خواهد شد.

نتایج کیفی و کمی به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی روش پیشنهادی نشان می‌دهد الگوریتم ارائه‌شده قادر است اشیاء صلب را با دقت خوبی ردیابی کند.

مراجع

- [5] عقیل عبیری، محمدرضا محزون، «ردیابی اهداف متحرک هوایی با استفاده از تخمین چگالی کرنل بر اساس الگوریتم فیلتر ذره»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۵، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۴.
- [6] S. Avidan, "Ensemble tracking," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 29, no. 2, pp. 261-271, 2007.
- [7] C. Hua, H. Wu, Q. Chen and T. Wada, "K-means tracker: A general algorithm for tracking people," *Journal of Multimedia*, vol. 1, no.4, pp. 46-53, 2006.
- [8] C. Hua, H. Wu, Q. Chen and T. Wada, "K-means Clustering Based Pixel-wise Object Tracking," *IPJS Online Transactions*, vol. 1, pp. 66-79, 2008.
- [9] A. S. Mian, "Realtime visual tracking of aircrafts," *Techniques and Applications in Digital Image Computing*, pp. 351-356, 2008.
- [10] B. D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 674-679, 1981.
- [11] C. Tomasi and T. Kanade, *Detection and tracking of point features*: School of Computer Science, Carnegie Mellon Univ. Pittsburgh, 1991.
- [12] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 593-600, 1994.
- [13] Z. Kalal, K. Mikolajczyk and J. Matas, "Forward-backward error: Automatic detection of tracking failures," *20th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 2756-2759, 2010.
- [14] S. Baker and I. Matthews, "Lucas-kanade 20 years on: A unifying framework," *International journal of computer vision*, vol. 56, no. 3, pp. 221-255, 2004.
- [15] R. V. Babu, S. Suresh and A. Makur, "Online adaptive radial basis function networks for robust object tracking," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 114, no. 3, pp. 297-310, 2010.
- [16] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, *Pattern classification*: John Wiley & Sons, 2012.
- [17] D. Wang, H. Lu and M.-H. Yang, "Online object tracking with sparse prototypes," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, no. 1, pp. 314-325, 2013.
- [18] M. Anvaripour, R. S. Kandovan and S. Soltanpour, "Low distance airplanes detection and tracking visually using spectral residual and KLT composition," *Information Systems & Telecommunication*, vol. 3, no. 7, pp. 159-165, 2014.
- [1] K. Zhang, L. Zhang, M.-H. Yang and D. Zhang, "Fast tracking via spatio-temporal context learning," in *Computer Vision-ECCV*, pp. 127-141, 2014.
- [2] A. Yilmaz, O. Javed and M. Shah, "Object tracking: A survey," *Acm computing surveys (CSUR)*, vol. 38, no. 4, pp. 1-45, 2006.
- [3] H. Shuo, W. Na and S. Huajun, "Object tracking method based on surf," *AASRI Procedia*, vol. 3, pp. 351-356, 2012.
- [4] Y. Bar-Shalom, *Tracking and data association*: Academic Press Professional, Inc., 1987.

زیرنویس‌ها

* Bayesian Discriminative Function

* <http://www.csse.uwa.edu.au/~ajmal/databases.html>

* Affine

* Warp Parameter

* Gradient Descent

* Online

* Support Vector Machine

* Kernel tracking

* Silhouette tracking

* Deterministic Methods

* Statistical Methods

* Kalman Filter

* Particle Filter

* State Space Models

* Mean Shift

* K-Means Clustering