



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)
دانشکده مهندسی برق

پروژه درس بنیای ماشین

روش دنبال کردن تصویر متناسب با مقدار
بزرگنمایی آن برپایه روش جابجایی میانگین
و استفاده از ویژگی های کارآمد

دانشجو: محمد حسن شماخی
mh.shammakhi@aut.ac.ir

استاد درس: دکتر فائز

فهرست مطالب

۲	۱	مقدمه
۲	۲	ردیابی به روش جابه‌جایی و انطباق ویژگی
۴	۱.۲	ردیابی به روش جابه‌جایی میانگین
۷	۲.۲	محاسبه ابعاد جسم
۱۰	۳.۲	به‌روزرسانی مدل جسم
۱۰	۴.۲	آزمایشات عملی
۱۳	۳	پیشنهادهای بهبود عملکرد روش ارائه‌شده
۱۵	۱.۳	پیش‌بینی مکان جسم در فریم‌های بعدی با استفاده از فیلتر کالمن
۱۵	۲.۳	استفاده از الگوهای بافت تصویر به جای هیستوگرام رنگ

۱ مقدمه

ردیابی بی درنگ^۱ دارای کاربردهای وسیعی در زمینه نظارت، کمک به رانندگان و رباتیک می‌باشد و نقش بسیار مهمی در کاربردهای شناسایی الگو ایفا می‌کند. ردیابی به روش جابه‌جایی میانگین اولین بار حدود ۱۰ سال پیش در [۱] معرفی شد و به دلیل پیچیدگی محاسباتی پایین، موفقیت بسیاری در ردیابی برخط به دست آورد. اما در مواردی که ابعاد جسم به مرور تغییر می‌کند، این روش دچار ضعف می‌شود و بازدهی بالایی ندارد. راه‌حل‌های مختلفی برای غلبه بر این مشکل پیشنهاد شده است. از جمله استفاده از هرم تصویر با مقیاس‌های مختلف و جستجو در تمام تصاویر آن برای پیدا کردن محتمل‌ترین مکان جسم [۲] است. این روش‌ها بار محاسباتی بالایی دارند و استفاده از آن‌ها برای تعیین ابعاد جسم می‌تواند قابلیت انجام ردیابی به‌صورت برخط را از بین ببرد. به همین دلیل روش‌های دیگری مبتنی بر استخراج الگو و ردیابی این الگو مطرح شدند. به این صورت که از پنجره موردنظر برای ردیابی، الگو استخراج شده و در مدت ردیابی این الگو با نواحی مختلف تصویر مقایسه می‌شود و مشابه‌ترین الگو به‌عنوان مکان بعدی جسم معرفی می‌شود. یکی از مطرح‌ترین این روش‌ها در [۳] معرفی شده است. همچنین در [۴] الگوی ORB^۲ در سال ۲۰۱۱ معرفی شد که به دلیل پربازده بودن می‌تواند جایگزین SIFT^۳ شود و همچنین در مسئله ردیابی نیز به‌عنوان الگوی مورد ردیابی، بکار برده شود. در این مقاله ایده اصلی ترکیب ردیابی به روش جابه‌جایی میانگین، و انطباق الگو می‌باشد. به این صورت که روش اصلی مورد استفاده، استفاده از جابه‌جایی برای پیدا کردن محتمل‌ترین مکان جسم در فریم‌های بعدی و باهمین ابعاد فریم قبل می‌باشد. سپس نقاط متناظری از دو فریم تصویر پیدا می‌شود و با انطباق این نقاط میزان تغییر ابعاد تصویر به دست می‌آید. با این کار هم میزان پیچیدگی محاسباتی کاهش چشمگیری پیدا می‌کند و هم دقت پیدا کردن مقیاس جسم افزایش پیدا می‌کند. در قسمت اول این گزارش الگوریتم مورد استفاده توسط مقاله برای ردیابی اجسام مورد بررسی قرار می‌گیرد و درباره نقاط ضعف و قوت آن بحث می‌شود. همچنین نتایج شبیه‌سازی روش مورد استفاده مقاله بیان و مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش دوم پیشنهادهایی برای بهبود عملکرد این روش هم از دقت و هم پیچیدگی محاسباتی بیان می‌شود و نتایج شبیه‌سازی آن مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲ ردیابی به روش جابه‌جایی و انطباق ویژگی

ردیابی یک جسم شامل دو مرحله می‌باشد.

۱. مدل‌سازی هدف

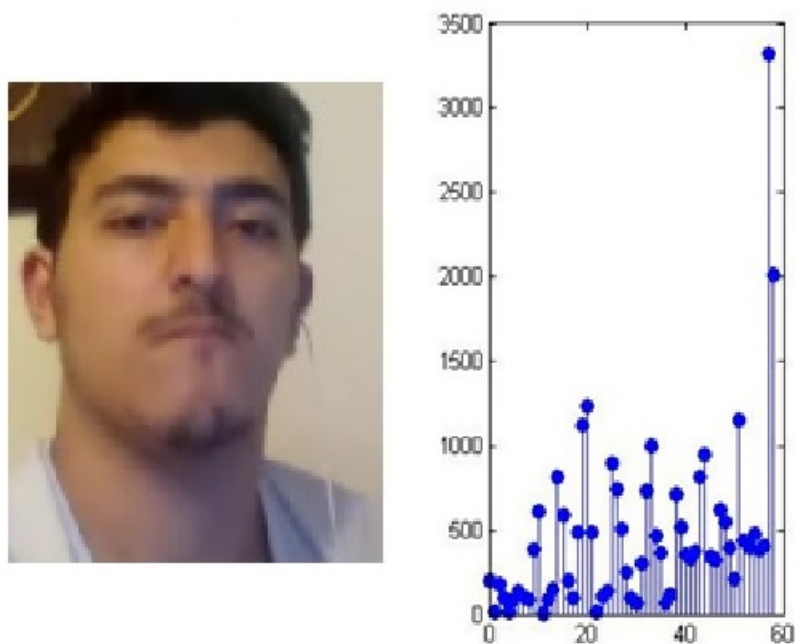
Online^۱

Features) Elementary Independent Robust (Binary BRIEF Rotated and FAST Oriented^۲

Transform Feature Scale-Adaptive^۳

۲. ردیابی هدف

در مرحله اول جسم موردنظر شناسایی می‌شود و یا توسط کاربر مشخص می‌شود، سپس با استفاده از روشی که از پیش در نظر گرفته شده است، به مدل‌سازی هدف پرداخته می‌شود. یعنی از جسم مشخص شده، مدلی برای انطباق با فریم‌های بعدی به دست می‌آید. این مدل می‌تواند مکان جسم، هیستوگرام رنگ و یا حتی نتیجه اعمال یک توصیفگر بافت بر روی آن باشد. در مرحله دوم از نتیجه مدل‌سازی در مرحله اول استفاده می‌شود و با توجه به مدل ساخته شده، الگوریتمی برای پیدا کردن شبیه‌ترین مدل به آن در فریم بعدی پیشنهاد می‌شود. این الگوریتم می‌تواند استفاده از فیلتر کالمن برای پیش‌بینی مکان بعدی جسم، و یا روشی دیگر مانند جابه‌جایی میانگین برای پیدا کردن شبیه‌ترین الگو به الگوی فریم قبلی باشد. به طور مثال در شکل ۱ تصویر چهره شخص با استفاده از توصیفگر بافت LBP^۴ مدل‌سازی شده است و هیستوگرام آن به عنوان الگوی مورد ردیابی استخراج شده است. سپس در فریم‌های بعدی، این الگو با سایر الگوهای که از آن فریم استخراج می‌شود مقایسه شده و شبیه‌ترین آن‌ها به عنوان مکان بعدی چهره شخص در نظر گرفته می‌شود.

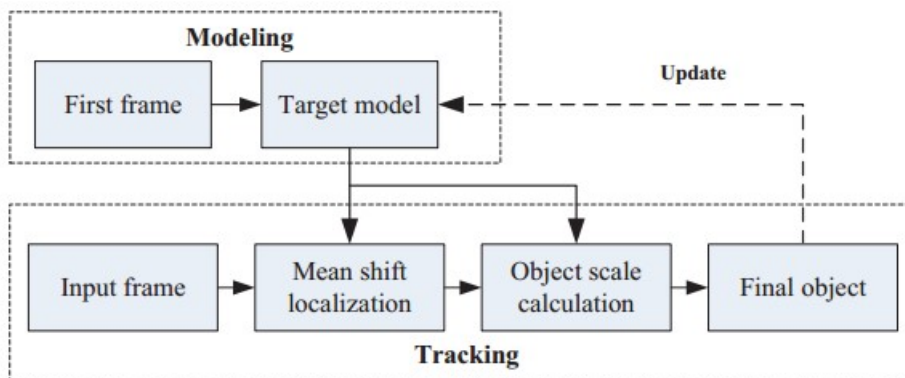


شکل ۱: مدل‌سازی یک تصویر برای ردیابی

در این مقاله از روش جابه‌جایی میانگین برای پیدا کردن مکان تقریبی جسم در فریم بعدی استفاده

^۴Pattern Binary Local

می‌شود. سپس با استفاده از استخراج الگو از نقاطی خاص از تصاویر در فریم‌های قبلی و بعدی، مقدار تغییر ابعاد جسم بین دو فریم مشخص شده و مکان جسم به‌طور دقیق پیدا می‌شود. این روند در شکل ۲ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، ابتدا در فریم اول تصویر، پنجره مورد



شکل ۲: الگوریتم مورد استفاده مقاله برای استفاده از الگو در ردیابی به روش جابه‌جایی میانگین

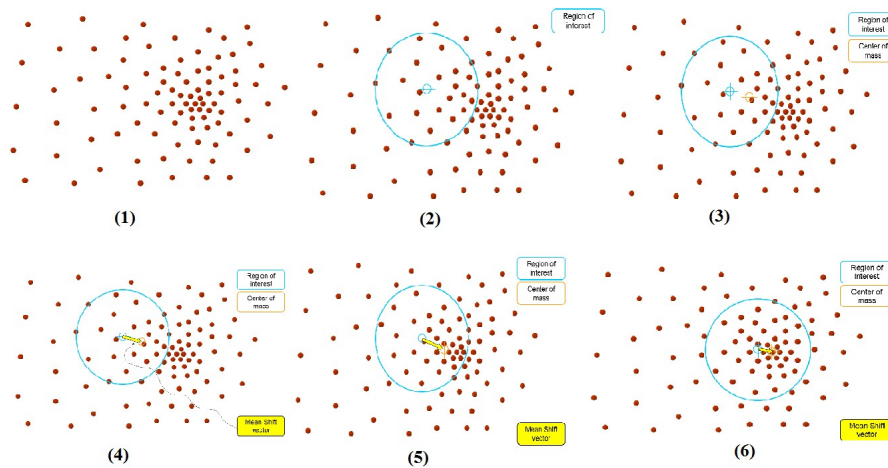
ردیابی توسط کاربر مشخص می‌شود و از این بخش مورد هدف، الگو استخراج می‌شود. با آمدن فریم‌های بعدی، ابتدا این فریم وارد بخش ردیابی Mean-Shift می‌شود تا مکان تقریبی جسم در این فریم پیدا شود، سپس با استفاده از این مکان تقریبی و مکان جسم در فریم قبلی، ابعاد جسم در فریم جدید محاسبه می‌شود و در نهایت مکان دقیق جسم به دست می‌آید. بعد از پیدا شدن مکان دقیق جسم، به‌منظور در نظر گرفتن تغییرات تدریجی ظاهر جسم مورد ردیابی، از این جسم در فریم کنونی الگو استخراج شده و برای به‌روزرسانی الگوی اصلی استفاده می‌شود. در این بخش از گزارش ابتدا نحوه انجام ردیابی به روش Mean-Shift توضیح داده می‌شود. سپس نحوه محاسبه ابعاد جسم در فریم کنونی بیان می‌شود. در قسمت آخر این بخش نیز، نحوه‌ی به‌روزرسانی الگوی استخراج شده از جسم مورد ردیابی تشریح می‌شود.

۱.۲ ردیابی به روش جابه‌جایی میانگین

۵ روش جابه‌جایی میانگین درواقع روشی تکراری برای پیدا کردن ماکزیمم یک تابع است. با استفاده از این روش می‌توان به‌طور بهینه و با دقت دلخواه، اکسترمم تابع را تعیین کرد. روش انجام این کار در شکل ۳ آورده شده است. فرض کنید قصد داریم ماکزیمم یک تابع چگالی احتمال را پیدا کنیم. ماکزیمم تابع چگالی احتمالی جایی است که در آن نمونه‌ها با بیشترین تراکم قرار دارند. بنابراین باید ناحیه‌ای را پیدا کنیم که در آن نمونه‌ها متراکم‌تر هستند. روند انجام این کار در شکل ۳ نشان داده شده است. شماره (۱)

Mean-Shift^۵

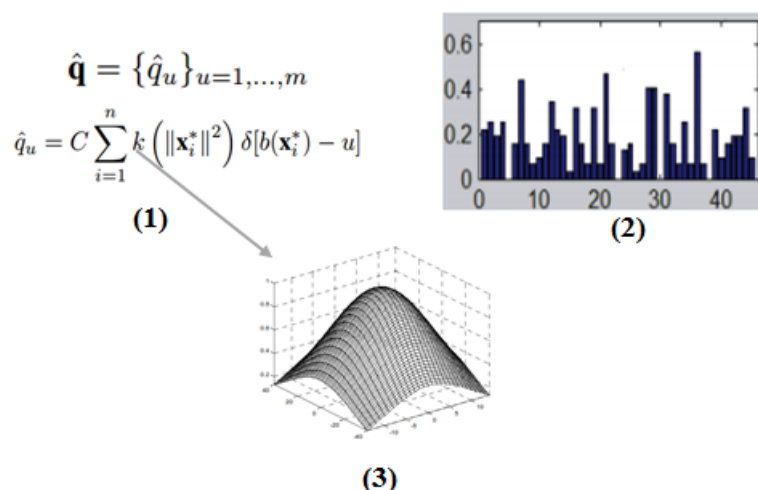
ناحیه‌ای را نشان می‌دهد که قصد داریم متراکم‌ترین بخش آن را پیدا کنیم. ابتدا یک نقطه از این ناحیه را انتخاب می‌کنیم. این نقطه و ناحیه اطراف آن در (۲) نشان داده شده است. سپس در این ناحیه مرکز جرم را پیدا می‌کنیم. این نقطه در



شکل ۳: نحوه پیدا کردن محل با بیشترین تراکم به روش جابه‌جایی میانگین

شکل ۳ به رنگ زرد نشان داده شده است. بنابراین نقطه پیدا شده در اولین تکرار این الگوریتم، همان نقطه زرد رنگ خواهد بود. بنابراین باید نقطه اولیه را به این نقطه انتقال دهیم. این کار توسط برداری انجام می‌شود که میانگین ناحیه را انتقال می‌دهد. بنابراین به این بردار، بردار جابه‌جایی میانگین (Mean Shift) گفته می‌شود. در بردار در شکل ۴ نشان داده شده است. سپس نوبت اجرای همین مراحل برای همگرا شدن به متراکم‌ترین نقطه و مرکز جرم تابع است. بنابراین باید الگوریتم تکرار شود. تکرارهای دوم و سوم الگوریتم در شکل‌های ۵ و ۶ نشان داده شده است. بنابراین از این الگوریتم برای پیدا کردن نقطه‌ی ماکزیمم تابع و یا چگالی احتمال استفاده می‌شود. برای استفاده از این الگوریتم در ردیابی باید معیار شباهتی بین جسم مورد ردیابی و جسم مورد نظر در فریم بعدی تعریف کنیم و سپس ماکزیمم این تابع شباهت را پیدا کنیم تا شبیه‌ترین جسم به جسم مورد ردیابی را در فریم بعدی پیدا کنیم. معیارهایی که به‌طور معمول تعریف می‌شوند شباهت هیستوگرام، بین جسم مورد ردیابی و جسم در فریم بعدی می‌باشند. یکی از این معیارها، فاصله باتاچریا می‌باشد که بین دو تابع توزیع احتمال و یا هیستوگرام تعریف می‌شود. در مقاله مورد بررسی، برای استفاده از الگوریتم جابه‌جایی میانگین به این شکل عمل می‌شود. ابتدا از جسم مورد ردیابی هیستوگرام رنگ گرفته می‌شود. برای تعریف هیستوگرام در این روش، یک تابع کرنل بر روی پنجره‌ای که در آن هیستوگرام می‌گیریم در نظر می‌گیریم. روند انجام این کار در شکل ۴ نشان داده شده

است. هسته نشان داده شده در این شکل گوسی می‌باشد که وزن بیشتری به پیکسل‌های مرکزی پنجره نسبت می‌دهد. همین‌طور یک نمونه هیستوگرام استخراج‌شده به این روش نیز در این شکل و در بخش (۲) نشان داده شده است.



شکل ۴: نحوه محاسبه هیستوگرام در روش جابه‌جایی میانگین

سپس ناحیه‌ای در اطراف مکان قبلی جسم، در فریم کنونی برای جستجوی جسم در نظر گرفته می‌شود. در این ناحیه از پنجره‌های هم‌اندازه با جسم اصلی هیستوگرام رنگ گرفته می‌شود. سپس مشابه‌ترین هیستوگرام به هیستوگرام جسم اصلی به عنوان مکان بعدی جسم در نظر گرفته می‌شود. به همین شکل هیستوگرام ناحیه تست نیز استخراج می‌شود. سپس برای تعیین میزان شباهت این دو هیستوگرام ضریب Bhattacharya به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود.

$$\hat{\rho}(y) \equiv \rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} \quad (1)$$

در این رابطه، $\hat{p}(y)$ هیستوگرام ناحیه تست و \hat{q} هیستوگرام اصلی جسم مورد ردیابی است. فاصله‌ی این دو هیستوگرام به صورت رابطه‌ی ۲ و با استفاده از ضریب باتاچریا $\hat{\rho}(y)$ تعریف می‌شود.

$$d(y) = \sqrt{1 - \hat{\rho}(y)} \quad (2)$$

درواقع همان‌طور که پیش‌ازاین اشاره شد الگوریتم Mean-Shift برای تعیین ماکزیمم یک تابع مورد استفاده قرار می‌گیرد. در اینجا هم برای پیدا کردن ماکزیمم ضریب باتاچریا از الگوریتم Mean-Shift

استفاده می‌کنیم. برای انجام این کار بعد از حل کردن روابط الگوریتم Mean-Shift و استفاده از ضریب باتاچریا به عنوان تابع موردنظر، به روابط ۳ و ۴ می‌رسیم.

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^{nk} x_i w_i g(\|\frac{\hat{y}_0 - x_i}{h}\|^2)}{\sum_{i=1}^{nk} w_i g(\|\frac{\hat{y}_0 - x_i}{h}\|^2)} \quad (3)$$

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\hat{y}_0)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (4)$$

در این روابط \hat{y}_0 مکان قبلی جسم، \hat{y} مکان پیدا شده جسم توسط الگوریتم جابه‌جایی میانگین، x مختصات پیکسل‌های تصویر، و h پهنای باند کرنل مورد استفاده الگوریتم است که در این مقاله از کرنل گوسی استفاده شده است. در هر بار اجرای الگوریتم مقدار ضریب باتاچریا افزایش می‌یابد و به نقطه‌ای با شباهت بیشتر دست پیدا می‌کنیم. این تکرار تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که حد مطلوبی از دقت دست‌یافته باشیم. درواقع زمانی که مقدار جابه‌جایی حاصل از اجرای الگوریتم از حدی کوچک‌تر باشد، می‌توان اجرای الگوریتم را متوقف کرد. در شکل ۵ نتایج شبیه‌سازی ردیابی به این روش آورده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود این الگوریتم تا زمانی که ابعاد جسم موردنظر تغییر نکند، با دقت بالا قابلیت ردیابی جسم را دارد. اما زمانی که ابعاد جسم تغییر می‌کند، به دلیل اینکه ابعاد کرنل این الگوریتم ثابت است، در ردیابی جسم دچار مشکل می‌شود. از طرفی اگر بخواهیم در پارامترهای ردیابی، ابعاد کرنل را نیز تغییر بدهیم، پیچیدگی محاسباتی الگوریتم بسیار بالا می‌رود. زیرا باید جستجو را با ابعاد مختلف تکرار کنیم. به همین دلیل روش‌های زیادی برای مقابله با مشکل تغییر ابعاد جسم پیشنهاد شده است. در بخش بعدی روش مورد ارائه این مقاله برای تعیین ابعاد جدید جسم را بررسی می‌کنیم.

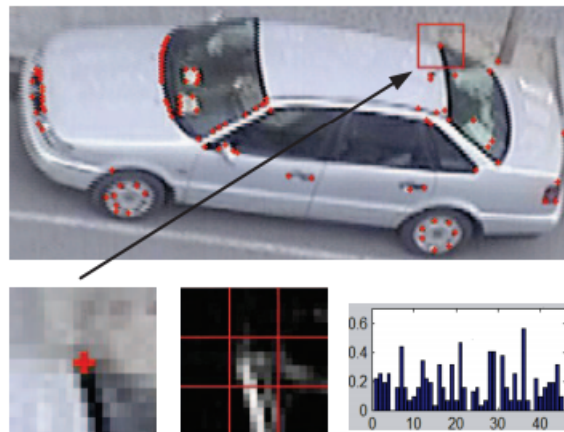


شکل ۵: شبیه‌سازی روش جابه‌جایی میانگین برای ردیابی اجسام با ابعاد ثابت

۲.۲ محاسبه ابعاد جسم

برای انجام این کار ابتدا همان‌طور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، همان الگوریتم جابه‌جایی میانگین اجرا شده و شبیه‌ترین جسم به جسم اصلی و باهمان ابعاد قبلی به دست می‌آید. سپس از آنجایی که بین دو فریم

متوالی ابعاد جسم تغییر ناگهانی ندارد، انتظار می‌رود بخش‌هایی از جسم اصلی در هر دو تصویر موجود باشد. با پیدا کردن نقاط متناظر بین این دو شکل، و محاسبه تغییر ابعاد آن‌ها می‌توان ابعاد جسم جدید را به دست آورد. برای محاسبه ابعاد جسم جدید، ابتدا باید نقاط متناظر هر دو جسم را پیدا کنیم. برای اینکه بتوانیم این کار را با سرعت بالا انجام دهیم تا ردیابی هنوز قابلیت اجرا به صورت آنلاین را داشته باشد، از الگوریتم شناسایی گوشه‌های تصویر به روش FAST [۶] استفاده می‌کنیم. استفاده از این روش بهینگی زمانی الگوریتم را حفظ می‌کند. بعد از پیدا شدن این گوشه‌ها در هر دو تصویر، باید گوشه‌های متناظر باهم را شناسایی کنیم. برای انجام این کار از گوشه‌های یافت‌شده، الگوهایی استخراج‌شده و گوشه‌های پیدا شده تصویر دوم مقایسه می‌شود و گوشه‌های متناظر پیدا می‌شوند. این روش در شکل ۶ نشان داده شده است. بعد از پیدا شدن گوشه‌ها، از آن‌ها الگوی HOG^۶ استخراج می‌شود. این الگو با تقسیم کردن ناحیه‌ی اطراف گوشه، به ۹ زیر بخش به دست می‌آید و هیستوگرام آن به دست می‌آید.



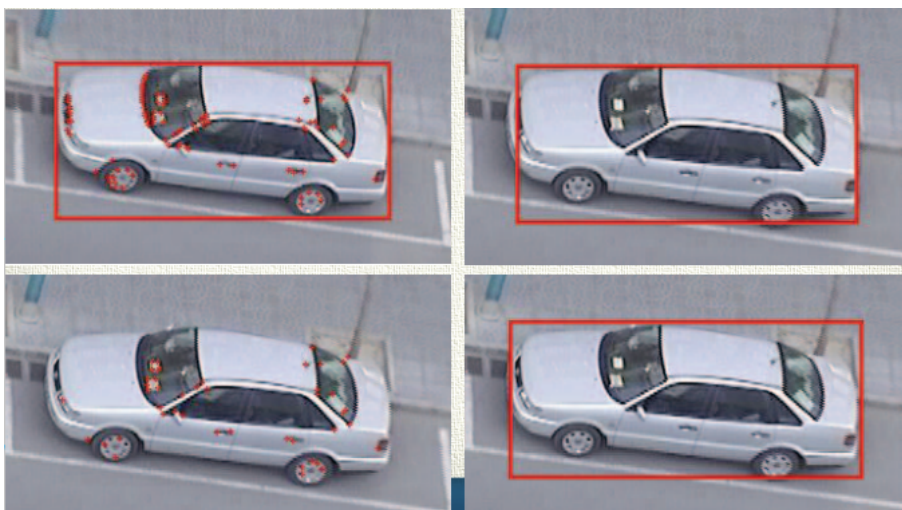
شکل ۶: روش ایجاد تناظر بین گوشه‌های پیدا شده در دو تصویر تست و اصلی

بعد از اینکه گوشه‌های متناظر شناسایی شدند، زمان محاسبه ابعاد جسم جدید با توجه به دانستن ابعاد جسم در فریم قبلی است. برای انجام این کار از سه تبدیل مختلف استفاده کرده ایم affine استفاده می‌شود. از آنجایی که جسم می‌تواند دچار چرخش نیز شده باشد، این چرخش نیز در این رابطه زیر در نظر گرفته شده‌اند.

^۶Gradient of Histograms

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_x \cos \theta & -s_x \sin \theta & t_x \\ s_y \sin \theta & s_y \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ 1 \end{pmatrix}$$

در این رابطه مختصات مربوط به فریم قبلی با اندیس p و فریم فعلی با اندیس c نامگذاری شده‌اند. با حل این دستگاه مختصات مقدار تغییر مقیاس در جهت x و y که به ترتیب با و مقدار چرخش مشخص می‌شود. این روند در شکل ۷ نشان داده شده است. حال که نحوه چگونگی محاسبه ابعاد جسم در فریم فعلی



شکل ۷: نحوه محاسبه ابعاد پنجره هدف جدید

و نسبت تغییر پنجره هدف تعیین گردید، لازم می‌دانم به تین نکته اشاره داشته باشیم که یکی از مسائل مهم در این الگوریتم اعمال شده جهت تعیین ابعاد جسم در فریم جدید الگوریتم استخراج ویژگی و معیار تطبیق ویژگی‌ها است. در الگوریتم بیان شده برای استخراج ویژگی از روش corner FAST و پارامتر محاسبه شده از آن HOG پیکسل هدف بود. اما برای تطبیق ویژگی‌های فریم قبلی و فریم کنونی از سه روش مجزا استفاده کرده ایم که ثابت شد که تفاوت نه چندان عمده اما قابل محسوسی در ویژگی‌های تطبیق داده شده می‌توان در آن‌ها یافت. این روش‌ها عبارتند از:

- SE ، در روش اول با نام خطای مربع، ویژگی انتخاب شامل کمترین خطای مربع در بین زوج ویژگی‌های استخراج شده در فریم قبلی و فریم کنونی دارد به عبارتی برای ویژگی استخراج شده g_j از فریم قبلی و ویژگی استخراج شده h_i از فریم فعلی به دنبال $\min(h_i - g_j)^2$ $\forall i, j \in FAST_{feature}$ هستیم

- Kullback–Leibler، براساس این معیار به دنبال i و j هستیم که مقدار زیر را بیشینه کند.

$$D_{ij} = D_{jk}(H\|G) + D_{jk}(G\|H) = \sum_{i=1}^l \ln \frac{H(i)+\epsilon}{G(i)+\epsilon} + \ln \frac{G(i)+\epsilon}{H(i)+\epsilon}$$

- NSE، براساس این معیار پس محاسبه خطای مربع مقادیر هیستوگرام ها حاصل بدست آمده را بر مجموع هیستوگرام ها تقسیم می نماییم.

که این معیارها گاهی جواب یکسان می دهند و گاهی جواب متفاوت. تجربه ثابت کرده معیار سوم یعنی NSE بهترین معیار است. در شکل های ۸ و ۹ نمونه هایی از تشابه و اختلاف را برای معیار دوم و سوم مشاهده می نمایید.

۳.۲ به روزرسانی مدل جسم

مدلی که از جسم برای ردیابی استخراج می شود، در این مقاله هیستوگرام رنگ می باشد. اما به دلیل تغییر شدت روشنایی و یا پوشیده شدن جسم مورد ردیابی، این مدل می تواند در طول ردیابی دچار تغییراتی بشود. بنابراین نیاز داریم که مدل جسم را با گذشت هر فریم به روزرسانی کنیم. روشی که در این مقاله برای به روزرسانی هیستوگرام رنگ استخراج شده استفاده شده است، به این صورت است که هیستوگرام در هر فریم مطابق رابطه ی ۵ به روز می شود.

$$H_m = \alpha H_c + (1 - \alpha) H_0 \quad (5)$$

که در آن H_c هیستوگرام در فریم کنونی و H_0 هیستوگرام اولیه استخراج شده از جسم اصلی می باشد. این دو هیستوگرام با ضریبی که بین [۰ و ۱] است باهم ادغام می شوند تا هیستوگرام به روز شود.

۴.۲ آزمایشات عملی

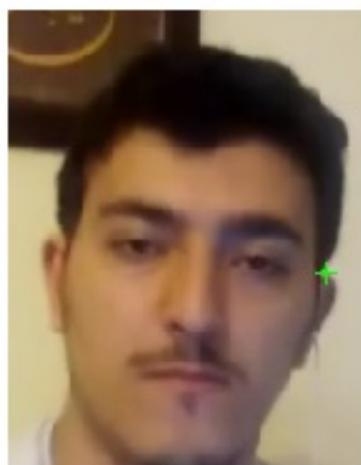
برای مقایسه روش معرفی شده توسط این مقاله، نتایج شبیه سازی آن با روش های دیگری مقایسه شده است. این روش ها عبارتند از:

- Tracker MeanShift Adaptive (AMST)

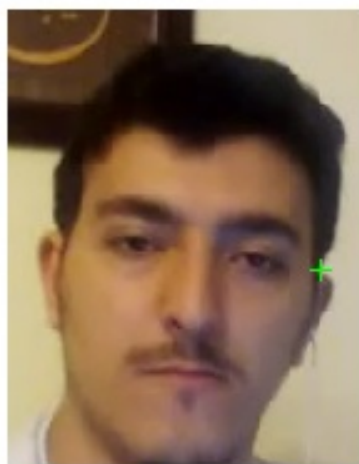
- Tracker Blob MeanShift (BT)

- Tracker Object Based Feature–Point (FPOT)

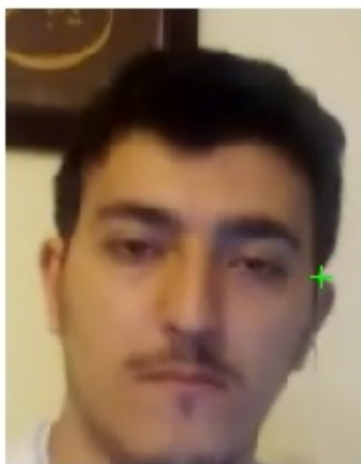
نتایج این مقایسه از نظر پیچیدگی محاسباتی و دقت ردیابی در جدول ۱ آورده شده است.



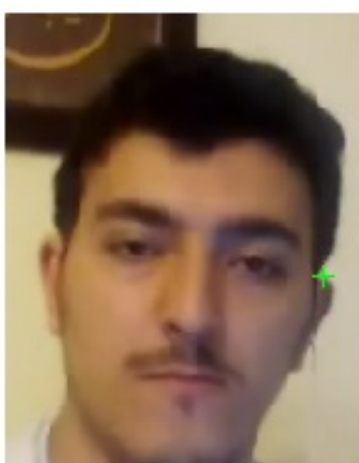
آ



ب



پ

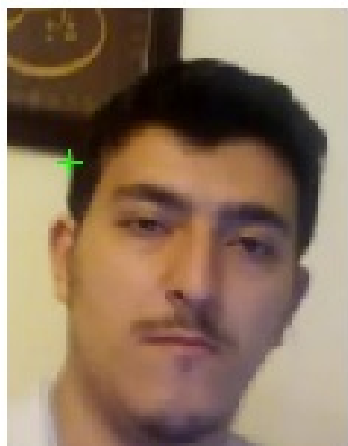


ت

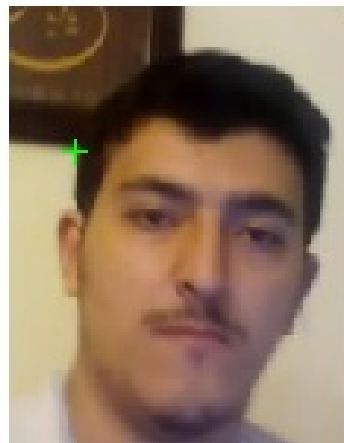
شکل ۸: پاسخ دهی مشابه معیار Kullback و NSE در شکل آ و ب ویژگی های فریم قبل و فریم فعلی توسط NSE انتخاب شده است و در شکل پ و ت بهترین ویژگی ها توسط معیار Kullback انتخاب شده است

جدول ۱: مقایسه روش مورد مطالعه مقاله با سایر روش ها از نظر پیچیدگی محاسباتی

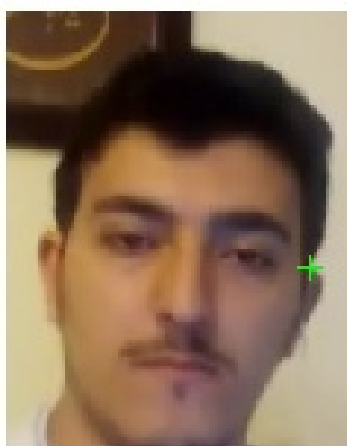
Ours	FPOT	BT	AMST	Trackers
۰,۵۵	۰,۴۴	۷۷,۶۱	۳,۷۸	frame(ms) per Time



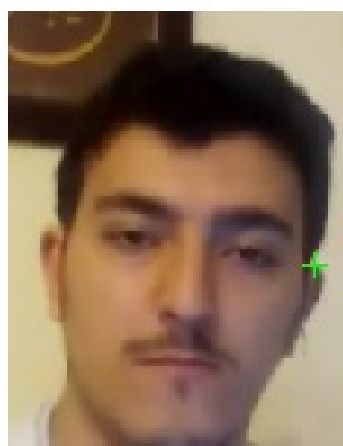
آ



ب



پ



ت

شکل ۹: پاسخ دهی متفاوت معیار Kullback و NSE در شکل آ و ب ویژگی های فریم قبل و فریم فعلی توسط NSE انتخاب شده است و در شکل پ و ت بهترین ویژگی ها توسط معیار Kullback انتخاب شده است

Ours	FPOT	BT	AMST	Sequences Image
۰,۷۲۷۷	۰,۲۰۲۳	۰,۶۵۲۳	۰,۶۸۰۷	Face
۰,۷۷۵۴	۰,۷۰۱۳	۰,۵۷۱۸	۰,۷۹۴۲	SUV
۰,۸۵۷۲	۰,۸۳۱۷	۰,۴۰۱۴	۰,۶۶۳۷	Walk



شکل ۱۰: نتیجه شبیه‌سازی روش مورد مطالعه مقاله بر روی ویدئو دارای تغییر ابعاد متوسط

همان‌طور که مشاهده می‌شود روش مقاله، در اغلب موارد بهترین دقت ردیابی را داشته‌است. همین‌طور از نظر پیچیدگی محاسباتی نیز با در نظر گرفتن دقت بالای آن، نتیجه خوبی داشته‌است. در شکل ۷ و ۱۰ نیز نتیجه شبیه‌سازی این روش روی ویدئویی که دارای تغییر ابعاد بسیار است، آورده شده‌است.

۳ پیشنهادات بهبود عملکرد روش ارائه‌شده

در مساله ردیابی دستیابی به دقت ردیابی بالا و پیچیدگی محاسباتی پایین از اهمیت بسزایی برخوردار است. در این بخش دو پیشنهاد ارائه می‌شود که اولی برای افزایش دقت ردیابی، توام با کاهش پیچیدگی محاسباتی می‌باشد. پیشنهاد دوم هم استفاده از الگویی غیر از هیستوگرام رنگ می‌باشد که مقاومت ردیابی



شکل ۱۱: نتیجه شبیه‌سازی روش مورد مطالعه مقاله بر روی ویدئو دارای تغییر ابعاد زیاد

به تغییرات ظاهر را افزایش می‌دهد.

۱.۳ پیش‌بینی مکان جسم در فریم‌های بعدی با استفاده از فیلتر کالمن

در این مقاله برای جستجوی جسم مورد ردیابی، در هر فریم، مستطیلی در اطراف مکان قبلی جسم در نظر گرفته می‌شود و در این مستطیل بزرگ، جسم مورد نظر جستجو می‌شود. این کار باعث می‌شود در هر فریم مکان‌های زیادی برای پیدا کردن جسم جستجو شود و پیچیدگی محاسباتی افزایش چشمگیری پیدا می‌کند. برای رفع این مشکل استفاده از فیلتر کالمن برای پیش‌بینی مکان جسم در فریم‌های بعدی پیشنهاد می‌شود. فیلتر کالمن روشی برای پیش‌بینی موقعیت جسم در فریم‌های بعدی، با توجه به مدل دینامیکی حرکت و مکان جسم در فریم‌های قبلی می‌باشد. [۷] برای استفاده از این فیلتر باید ابتدا معادلات دینامیکی جسم را تعریف کرد. این معادلات لزومی ندارد که به‌طور دقیق در مورد جسم صادق باشد، زیرا با پیدا شدن مکان دقیق جسم در هر فریم، فیلتر کالمن این توانایی را دارد که معادلات حرکت را اصلاح و خطا را کاهش دهد. بنابراین می‌توان با استفاده از مکان جسم در فریم‌های قبلی و با توجه به معادلات دینامیکی حرکت جسم (مثلاً حرکت با شتاب ثابت)، مکان متحرک را در فریم بعدی پیش‌بینی کرد و در اطراف این پیش‌بینی به دنبال جسم گشت. درواقع این کار هزینه محاسباتی را بسیار پایین می‌آورد. زیرا دامنه جستجو را تا حد زیادی محدود می‌کند.

۲.۳ استفاده از الگوهای بافت تصویر به جای هیستوگرام رنگ

الگویی که در این مقاله از آن استفاده شده است، هیستوگرام رنگ می‌باشد. اما استفاده از هیستوگرام رنگ، در ردیابی می‌تواند مشکلات زیادی را ایجاد کند. از جمله اینکه ظاهر جسم به دلیل تغییرات روشنایی می‌تواند تا حدی تغییر کند که دیگر رنگی مشابه فریم‌های قبلی نداشته باشد. همین‌طور این موضوع می‌تواند باعث ایجاد مشکلاتی در ردیابی اجسام هم‌رنگ شود. به جای استفاده از این کار می‌توان از توصیف‌کننده‌های بافت مانند LBP و یا LPQ [۸] استفاده کرد که به این موارد مقاوم هستند و دقت ردیابی را افزایش می‌دهند.

مراجع

- [1] B. Benfold and I. Reid, "Stable multi-target tracking in real-time surveillance video," in IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, pp. 3457–3464.

- [2] S. Avidan, “Support vector tracking,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 8, pp. 1064–1072, 2004.
- [3] I. Oikonomidis, N. Kyriazis, and A. A. Argyros, “Tracking the articulated motion of two strongly interacting hands,” in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012, pp. 1862–1869.
- [4] Z. Zhang, R. Sa, and Y. Wang, “A real time object tracking approach for mobile robot visual servo control,” in *2011 First Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR)*, 2011, pp. 500–504.
- [5] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, “Kernel-based object tracking,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 5, pp. 564–577, 2003.
- [6] R. T. Collins, “Mean-shift blob tracking through scale space,” in *IEEE Computer Society Conference on CVPR*, 2003., vol. 2, 2003, pp. II:234–240.
- [7] Z.-L. Jiang, S.-F. Li, and D.-F. Gao, “An adaptive mean shift tracking method using multiscale images,” in *International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, vol. 3, 2007, pp. 1060–1066.
- [8] J. Ning, L. Zhang, D. Zhang, and C. Wu, “Scale and orientation adaptive mean shift tracking,” *Computer Vision, IET*, vol. 6, no. 1, pp. 52–61, 2012.
- [9] T. Vojir, J. Noskova, and J. Matas, “Robust scale-adaptive mean-shift for tracking,” in *Image Analysis*. Springer, 2013, pp. 652–663.
- [10] J. Shi and C. Tomasi, “Good features to track,” in *IEEE Computer Society Conference on CVPR.*, 1994, pp. 593–600.
- [11] H. Zhou, Y. Yuan, and C. Shi, “Object tracking using SIFT features and mean shift,” *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 113, no. 3, pp. 345–352, 2009.

- [12] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, “ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF,” in *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2011, pp. 2564–2571.
- [13] E. Rosten, R. Porter, and T. Drummond, “Faster and better: A machine learning approach to corner detection,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, no. 1, pp. 105–119, 2010.
- [14] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in *IEEE Computer Society Conference on CVPR*, 2005., vol. 1, 2005, pp. 886–893.
- [15] Y. Wang, Y. Tan, and J. Tian, “New tracking algorithm based on mean shift with adaptive bandwidth of kernel function,” *Journal of Data Acquisition and Processing*, pp. 762–766, 2009.
- [16] D. Comaniciu and P. Meer, “Mean shift: A robust approach toward feature space analysis,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 5, pp. 603–619, 2002.
- [17] G. Wu, Y. Xu, X. Yang, Q. Yan, and K. Gu, “Robust object tracking with bidirectional corner matching and trajectory smoothness algorithm,” in *2012 IEEE 14th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*, 2012, pp. 294–298.
- [18] I. Leichter, M. Lindenbaum, and E. Rivlin, “Tracking by affine kernel transformations using color and boundary cues,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 1, pp. 164–171, 2009.
- [19] D.-H. Kim, H.-K. Kim, S.-J. Ko et al., “Spatial color histogram based center voting method for subsequent object tracking and segmentation,” *Image and Vision Computing*, vol. 29, no. 12, pp. 850–860, 2011.
- [20] SPEVI dataset, “<http://www.eecs.qmul.ac.uk/andrea/spevi.html>.” ~
- [21] PETS2001, “<http://www.cvg.rdg.ac.uk/pets2001>,” 2001.

- [22] CAVIAR Test Case Scenarios, “<http://groups.inf.ed.ac.uk/vision/caviar/caviardata1>,” 2004.