

## ردیابی اهداف متحرک هوایی با استفاده از تخمین چگالی کرنل بر اساس الگوریتم فیلتر ذره

عقیل عبیری<sup>۱</sup>، دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، محمدرضا محزون<sup>۲</sup>، استادیار

۱- دانشکده فاوا - دانشگاه جامع امام حسین(ع) - تهران - ایران - abiriaghil@yahoo.com  
 ۲- دانشکده فاوا - دانشگاه جامع امام حسین(ع) - تهران - ایران - rezamahzoun@yahoo.com

**چکیده:** در این مقاله، به منظور ردیابی اهداف متحرک روشی جدید بر اساس الگوریتم فیلتر ذره ارائه شده است. تعیین تعداد مراحل بازنمونه‌برداری در الگوریتم فیلتر ذره یکی از عوامل مهم در تعیین مدت زمان پردازش تصاویر می‌باشد. در مقاله حاضر با تخمین چگالی کرنل 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 توسط فاصله باتاچاریا، وزن‌دار شده و تعداد مراحل بازنمونه‌برداری در هر فریم، متناسب با وزن ذرات در الگوریتم فیلتر ذره به صورت وقتی تعیین می‌گردند. همچنین شعاع کرنل نیز با لبه‌یابی، بر تغییرات جسم متحرک منطبق می‌شود. مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم بازنمونه‌برداری فیلتر ذره با تعداد مراحل ثابت بازنمونه‌برداری، حاکی از افزایش دقت تشخیص جسم متحرک به ۸۸ درصد، بدون افزایش بیش از حد واریانس پراکندگی ذرات است. همچنین الگوریتم پیشنهادی کاهش متوسط زمان پردازش را به ۲۲ میلی‌ثانیه نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: فیلتر ذره، بازنمونه‌برداری، کرنل گوسی، مدل هدف، مدل نامزد ذرات، هیستوگرام وزن‌دار شده، فاصله باتاچاریا.

## Aerial Moving Target Tracking using Kernel Density Estimation Based on Particle Filter Algorithm

Aghil Abiri<sup>1</sup>, Mohamad Reza Mahzoun<sup>2</sup>

1- Department of ICT, Imam Hossein University, Tehran, Iran, abiriaghil@yahoo.com  
 2- Department of ICT, Imam Hossein University, Tehran, Iran, rezamahzoun@yahoo.com

**Abstract:** In this paper, based on resampling particle filter algorithm, a new method to track moving object is proposed. Determining the number of levels needed for resampling in particle filter algorithm, plays an important role in the time duration of each video frame processing. By estimating the Gaussian kernel density the weighted histogram of the target model is obtained and by considering random noise variance at target place the position of candidate particles for the next frame will be predicted. In the current work, the candidate particles are weighted using Bhattacharyya distance, while the number of resampling levels is determined in accordance with the particle weights, adaptively. The radius of the kernel will be matched on moving target variations by using edge detection. Comparison of the result of proposed algorithm with the result of fixed level resampling particle filter algorithm, shows the increasing of moving target detection accuracy up to 88% without excess changes in the particles distribution variances. Moreover, the average process time decreases to 22ms.

**Keywords:** Particle filter, gaussian kernel, target model, candidate particles model, weighted histogram, bhattacharyya distance.

تاریخ ارسال مقاله: ۹۲/۱۲/۱۳

تاریخ اصلاح مقاله: ۹۳/۰۸/۲۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۳/۰۷/۱۴

نام نویسنده‌ی مسئول: عقیل عبیری

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - تهران - اتوبان شهید بابایی - دانشگاه جامع امام حسین(ع) - دانشکده فاوا - گروه مخابرات

## ۱- مقدمه

اساس هیستوگرام وزن دار شده با استفاده از یک کرنل گوسی، به دست می‌آید. این شعاع کرنل در مواقعی که هدف به علت مانورهای زیاد و دور یا نزدیک شدن‌های فراوان، تغییر ابعاد می‌دهد، جهت کاستن از میزان نویز و خطا، بر اساس یک الگوریتم مبتنی بر روش لبه‌یابی [۳] در هر فریم به صورت وقتی به روز می‌شود. سپس الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره با تعداد مراحل وقتی، موقعیت هدف را فریم‌های متوالی تخمین می‌زند.

در ادامه در بخش‌های جداگانه‌ای الگوریتم فیلتر ذره در تخمین حالت جسم بررسی شده و تخمین چگالی کرنل و چگونگی وقتی سازی شعاع کرنل گوسی در بخش‌های بعدی تشریح می‌گردند و ضمن معرفی ساختار کلی پیشنهادی در این مقاله، نتایج شبیه‌سازی‌ها بررسی می‌شوند.

## ۲- الگوریتم فیلتر ذره

الگوریتم فیلتر ذره راهی جهت تخمین بهینه حالت جسم در شرایطی که مدل سیستم غیر خطی با توزیع نویز غیر گوسی است، می‌باشد. این فیلتر از دو مرحله پیش‌بینی<sup>۱</sup> و به‌روزرسانی<sup>۲</sup> تشکیل می‌شود. در مرحله پیش‌بینی، از مدل سیستم برای پیش‌بینی تابع چگالی احتمال حالت سیستم در لحظه آینده بر اساس اندازه‌گیری‌ها تا لحظه جاری استفاده می‌شود. در مرحله به‌روزرسانی از آخرین اندازه‌گیری برای بهبود تابع چگالی احتمال حاصل از پیش‌بینی استفاده می‌شود [۱].

مدل انتقال یا حرکت سیستم با زبان احتمالاتی به صورت تابع  $p(x_t | x_{t-1})$  و مدل مشاهده و یا اندازه‌گیری سیستم با تابع  $p(x_t | Z_{t-1})$  بیان می‌شود.  $x_t$  نماینده بردار حالت سیستم در حالت کنونی و  $Z_t$  نماینده مشاهده در سیستم است. اگر از مدل حالت سیستم تا لحظه  $k$  که با تابع احتمال  $p(X_k | Z_k)$  بیان می‌شود، به تعداد  $N$  ذره ( $N \gg 1$ ) مستقل و هم توزیع<sup>۳</sup> مانند  $x_{0:k}^i$  نمونه برداری شود ( $i = 1, 2, \dots, N$ ):

$$x_{0:k}^i = X_k^i \sim p(X_k | Z_k) \quad (1)$$

تخمینی از این توزیع به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$P_N(X_k / Z_k) \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(X_k - X_k^i) \quad (2)$$

که در آن  $\delta(X_k - X_k^i)$  نشان‌دهنده تابع دلتای دیراک در نقطه  $(X_k = X_k^i)$  می‌باشد. اگر امید ریاضی تابع دلخواه  $f(\cdot)$  را نسبت به  $p(X_k | Z_k)$  با  $I$  نشان دهند:

$$I = \int f(X_k) \cdot p(X_k | Z_k) \cdot dX_k \approx \int f(X_k) \cdot P_N(X_k | Z_k) \cdot dX_k \quad (3)$$

آن گاه تخمین مونته کارلوی انتگرال به صورت حاصل جمع مقادیر تابع  $f(\cdot)$  به ازای نمونه‌های به دست آمده، به صورت زیر خواهد بود:

$$\hat{I}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X_k^i) \quad (4)$$

امروزه تلاش‌های وسیعی در زمینه تشخیص و ردیابی اجسام متحرک از طریق پردازش تصویر صورت پذیرفته است که با توجه به هدف کاری و اهمیت میزان دقت، سرعت و... الگوریتم مناسب و کارآمد انتخاب می‌گردد. ردیابی بر اساس تخمین حالت جسم در فریم‌های متوالی تصویر، انجام می‌پذیرد.

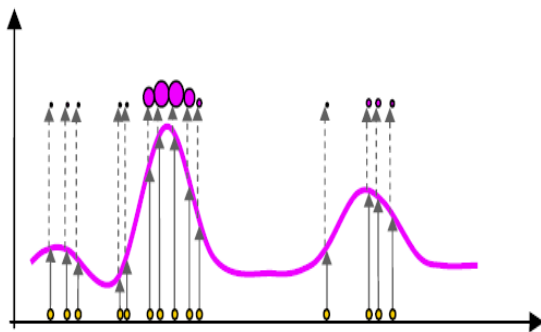
برای تخمین پویای حالت جسم و جهت کاهش نویز، از روش تخمین مبتنی بر الگوی بیز استفاده می‌شود. در روش تخمین پویای حالت مبتنی بر قاعده بیز، هدف به دست آوردن تابع چگالی احتمال پسین حالت سیستم بر مبنای تمامی اطلاعات موجود است. این تابع چگالی احتمال یک راه حل کامل برای تخمین حالت سیستم است. در بسیاری از مسائل به یک تخمین جدید از جسم یا سیستم به ازای هر اندازه‌گیری جدیدی که به دست می‌آید، نیاز است. در این حالت یک فیلتر بازگشتی، راه حل مناسبی خواهد بود. روش فیلتر بازگشتی به این معناست که اطلاعات دریافتی را می‌توان به صورت متوالی و نه یکباره پردازش نمود، بنابراین نیازی به نگهداری مجموعه کامل اندازه‌گیری‌ها یا پردازش مجدد داده‌های موجود در صورت دریافت اندازه‌گیری جدید، نخواهد بود [۱]. دیدگاه ثنوری بیز در تعیین موقعیت و ردیابی اجسام متحرک، بر اساس تخمین از یک معادله بازگشتی می‌باشد و مطابق آن تخمین برای سیستم‌های خطی با نویز گوسی، بر پایه الگوریتم فیلتر کالمن<sup>۱</sup> بیان می‌گردد و برای سیستم‌های غیر خطی با نویز گوسی، سیستم قبل از به کارگیری فیلتر کالمن باید با بسط تیلور مرتبه اول حول بهترین تخمین موجود، به صورت خطی تبدیل شود که این خطی سازی نزدیک حالت تخمین زده، انجام می‌گیرد که تحت الگوریتم فیلتر کالمن پیشرفته<sup>۲</sup> بیان می‌گردد [۱]. به جای خطی کردن سیستم جهت استفاده از فیلتر کالمن، تخمین را می‌توان به صورت مستقیم انجام داد و تابع چگالی احتمال جسم را به صورت عددی و شمارشی به دست آورد، که می‌تواند برای مدل‌های قطعی و مدل‌های تصادفی انجام بگیرد. امروزه با رشد روش‌ها و شیوه‌های آماری، تخمین یک پارامتر یا حالت یک سیستم غیر خطی تصادفی در کنار مشاهدات و اندازه‌گیری‌های نویزی، توسط تکنیک تخمین مونته کارلو<sup>۳</sup> برای حل مسائل پیچیده آماری انجام می‌گیرد که در قالب الگوریتم فیلتر ذره<sup>۴</sup> بیان می‌گردد [۲]. الگوریتم فیلتر ذره بر مبنای روش‌های مونته کارلوی زنجیره‌ای، از نمایش ذره‌ای چگالی احتمال، برای تخمین پارامترهای یک توزیع دلخواه بهره می‌برد. روش شبیه‌سازی مونته کارلو به جای محاسبه انتگرال در تمامی نقاط، مقدار آن را با نمونه برداری در نقاطی که بیشترین سهم را در محاسبه انتگرال دارند، انجام می‌دهد.

در این مقاله روشی برای ردیابی اجسام متحرک با مانورهای تصادفی بر اساس الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره ارائه شده است. ابتکاری که در این مقاله برای افزایش میزان دقت صورت گرفته و متناسب با آن زمان پردازش در فریم‌های تصویر کاسته شده، این است که از یک الگوریتم ترکیبی استفاده شده است. مدل اولیه هدف، بر

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) \cdot p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | X_{k-1}^i, Z_k)} \quad (9)$$

این وزن‌ها مطابق قبل نرمالیزه می‌شوند. در این روش تعداد ذرات  $N$  باید به گونه‌ای انتخاب شوند که تمام فضای حالت را پوشش دهند، هر چه تعداد ذرات بیشتر باشد، تخمین دقیق‌تر خواهد بود [۲].

شکل (۱) روش نمونه‌برداری با اهمیت دنباله‌ای را به صورت شماتیک نشان می‌دهد. نقاط دایره‌ای، توزیع ذرات و قطر آن‌ها وزن ذرات را نشان می‌دهد. با فرض اینکه همه ذرات در لحظه  $k$  وزن یکسانی داشته باشند، توزیع احتمال پسین در لحظه  $k$  رسم می‌شود، به این ترتیب وزن ذرات در لحظه  $k+1$  با استفاده از توزیع احتمال پسین در لحظه  $k$  (توزیع پیشین در لحظه  $k+1$ ) به روز می‌گردند. وزن ذرات، در مکان‌هایی که مقدار تابع توزیع احتمال کوچک‌تر است، کم‌تر می‌باشند. ساختاری که تابع توزیع پسین توأم در هر مرحله زمانی را با استفاده از نمونه‌های وزن‌دار شده توصیف می‌نماید، اساس کاری فیلترهای ذره‌ای محسوب می‌گردد.



شکل (۱): نمایش روش SIS از تابع چگالی احتمال پسین

## ۲-۱- باز نمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR)

موضوع اساسی در فیلترهای ذره، انتخاب توزیع پیشنهادی مناسب است. یک انتخاب، استفاده از توزیع پیشین می‌باشد [۴]، یعنی:

$$q(x_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i) \quad (10)$$

که وزن‌ها به صورت زیر تبدیل می‌شوند:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot p(z_k | x_k^i) \quad (11)$$

مشکل این روش به افزایش واریانس وزن‌ها مربوط می‌شود [۵]، که پس از مدتی، اکثر نمونه‌ها وزن نرمالیزه شده نزدیک به صفر خواهند داشت و تنها یک نمونه دارای وزن بزرگی می‌باشد که از این پدیده با نام انحطاط<sup>۱۱</sup> ذرات یاد می‌شود [۶، ۷].

باز نمونه‌برداری، روشی برای حل مشکل انحطاط از طریق صفر کردن واریانس وزن‌هاست. در مرحله باز نمونه‌برداری از بین نمونه‌های وزن‌دهی شده در پایان یک مرحله زمانی SIS،  $N$  بار نمونه‌برداری انجام می‌شود. شانس انتخاب شدن هر ذره به وزن آن ذره وابسته است. در نتیجه، در این گام نمونه‌هایی با وزن بیش‌تر چندین مرتبه کپی

سرعت همگرایی تخمین، مستقل از واریانس و ابعاد فضای ویژگی بوده و فقط به تعداد ذرات  $N$  وابسته است. چنین خصوصیتی مهم‌ترین مزیت انتگرال‌گیری مونته کارلو نسبت به دیگر روش‌های انتگرال‌گیری عددی می‌باشد [۲].

در اغلب موارد، نمونه‌برداری به صورت مستقیم از تابع  $p(x)$  در هر مرحله زمانی به دلایلی مانند پیچیدگی، ابعاد بالا، چندمتغیره بودن و... ممکن نیست، لذا می‌توان از توزیع دیگری مثل  $q(x)$  که بسیار شبیه  $p(x)$  است، نمونه‌برداری انجام داد و با وزن‌دهی صحیح به همان تخمین مونته کارلو نزدیک شد.  $q(x)$  را توزیع پیشنهادی<sup>۸</sup> می‌نامند. بنابراین انتگرال به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$I = \int f(x) \cdot p(x) dx = \int f(x) \cdot \frac{p(x)}{q(x)} \cdot q(x) dx \quad (5)$$

لذا تخمین مونته کارلوی برای  $N \gg 1$  نمونه مستقل مطابق با توزیع  $q(x)$  به صورت زیر است:

$$I_N^{\sim} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot \tilde{w}(x^i) \quad (6)$$

$$\tilde{w}(x^i) = \frac{p(x^i)}{q(x^i)}$$

عبارت  $\tilde{w}(x^i)$  وزن‌های با اهمیت<sup>۹</sup> نامیده می‌شوند که باید نرمالیزه شوند، لذا به صورت زیر بیان می‌شوند [۲]:

$$I_N^{\sim} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot w(x^i) \quad (7)$$

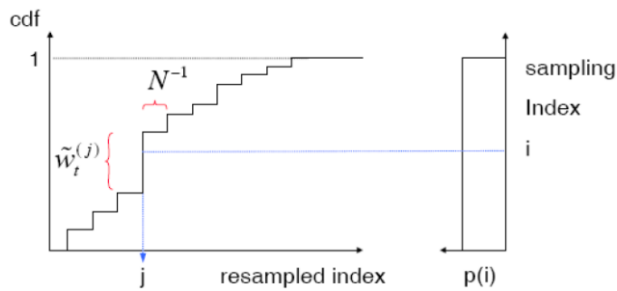
$$w(x^i) = \frac{\tilde{w}(x^i)}{\sum_{i=1}^N \tilde{w}(x^i)}$$

$w(x^i)$  نشان‌دهنده وزن نرمالیزه شده نمونه  $i$ ام است. در نمونه‌برداری با اهمیت در هر مرحله زمانی می‌بایستی نمونه‌برداری از توزیع  $q(x)$  را به همراه محاسبه وزن‌ها انجام داد که محاسبات را در هر مرحله بالا می‌برد. روش نمونه‌برداری با اهمیت دنباله‌ای<sup>۱۱</sup> (SIS) به حل این مشکل می‌پردازد. این روش، از نمونه‌های تولید شده در مراحل قبل برای نمونه‌برداری از تابع توزیع پسین در مرحله جدید استفاده می‌کند که موجب ثابت ماندن هزینه محاسباتی الگوریتم در هر گام می‌شود. در این صورت توزیع پسین توأم در لحظه  $k$  به صورت زیر تقریب زده می‌شود:

$$P(X_k | Z_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (8)$$

$$w_k^i = \frac{p(X_k^i | Z_k)}{q(X_k^i | Z_k)}$$

که در آن  $w_k^i$  وزن‌های با اهمیت ذرات است. به کمک قاعده بیز و تعریف احتمال شرطی و خاصیت مارکف بودن در فضای حالت، وزن‌ها را می‌توان به صورت بازگشتی به دست آورد [۲]:



شکل (۳): نحوه جایگزینی وزن‌ها در مرحله SIR

### ۳- تخمین چگالی کرنل

در این مقاله برای تشکیل مدل هدف و مدل ذرات نامزد هدف از تخمین چگالی کرنل استفاده شده است. تخمین چگالی به‌طور وسیعی در الگوریتم‌های تشخیص و ردیابی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۹]. یکی از عمومی‌ترین روش‌های تخمین چگالی غیر پارامتریک، روش تخمین چگالی کرنل است [۱۰]. این تخمین به‌صورت:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n g\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (12)$$

که در آن  $h$  پهنای پنجره کرنل،  $h$  تعداد پیکسل‌ها،  $x_j$  موقعیت پیکسل‌ها و  $k$  نیز ثابت هنجارسازی می‌باشد. توابع کرنل مختلفی با خواص متفاوت در مقالات بیان شده است. این توابع متقارن و تک مد هستند و در نقاط دور از مرکز به سرعت به سمت صفر میل می‌کنند. در این مقاله از تابع کرنل گوسی به‌صورت زیر استفاده شده است [۱۱]:

$$g(x) = \begin{cases} \left(\frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right)\right) & x < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

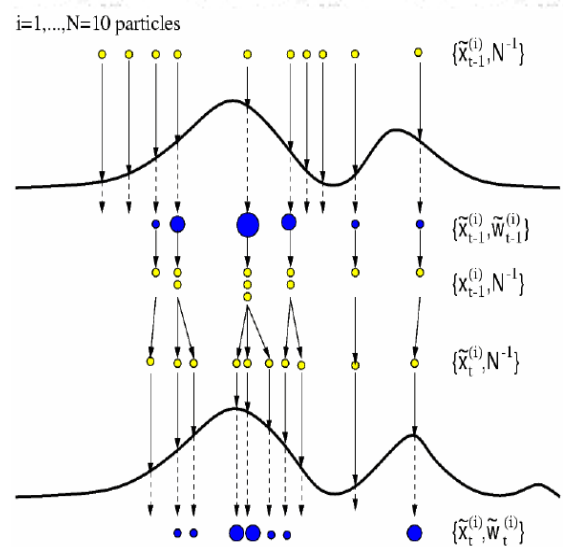
این کرنل نسبت به سایر توابع کرنل دیگر، با توجه به جسم در حال ردیابی در این مقاله، تاثیر پس‌زمینه را کاهش می‌دهد [۹].

مدل هدف در این مقاله هیستوگرام سطوح خاکستری است  $(u = 255)$ . از آن‌جا که مدل هدف هیستوگرام می‌باشد، جهت اعمال اعتبار بیشتر به نقاط حول مرکز جرم، از تابع کرنل برای انجام ماسک در فضای مکان استفاده شده است. چرا که پیکسل‌های دور از مرکز به خاطر پنهان شدگی‌های جزئی، شبه هدف‌ها و تداخل با زمینه، کم‌ترین اعتبار را دارند [۱۱]. مدل هدف توسط تابع چگالی احتمال آن در فضای ویژگی با  $q^{(u)}$  نمایش می‌شود که  $u$  تعداد ویژگی‌ها است. هیستوگرام مدل هدف با اعمال چگالی کرنل، وزن‌دار شده و به آن هیستوگرام وزن‌دار شده مدل هدف گفته و به‌صورت:

$$q^{(u)} = f \sum_{j=1}^I g(x_j) \delta[b(x_j - u)] \quad (14)$$

$$f = \frac{1}{\sum_{j=1}^I g(x_j)}$$

شده و نمونه‌هایی با وزن کم‌تر حذف می‌شوند. در انتهای این گام وزن همه نمونه‌های انتخاب شده برابر با  $N^{-1}$  خواهد شد. شکل (۲) نمای گرافیکی مرحله بازنمونه‌برداری را برای ۱۰ ذره نشان می‌دهد.



شکل (۲): نمای گرافیکی بازنمونه‌برداری N ذره [۲]

به این روش که در آن از نمونه‌برداری بااهمیت، باز نمونه‌برداری می‌کند، بازنمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR) گویند. اگر چه SIR گامی حیاتی برای مقابله با انحطاط در فیلتر ذره‌ای می‌باشد، ولی مشکلاتی را نیز در پی خواهد داشت [۸] چرا که SIR باعث کپی شدن ذرات با وزن‌های بیشتر و حذف نمونه‌های با وزن کم می‌شود. این موضوع باعث می‌شود که نمونه‌ها گذشته یکسانی پیدا کنند. در این صورت موقعیت جسم تنها با یک نمونه تخمین زده شده است. به این پدیده فقر نمونه<sup>۱۳</sup> گفته می‌شود. لذا باید تا جایی که امکان دارد در SIR با احتیاط رفتار نمود. با ابتکار و فکری سازی تعداد مراحل SIR در این مقاله، ضمن کنترل تعداد مراحل بازنمونه‌برداری، فقر نمونه در هیچ فریمی اتفاق نمی‌افتد. شکل (۳) جایگزینی وزن‌ها در مرحله SIR را نشان می‌دهد. در آن ابتدا عددی بین صفر و یک به‌صورت تصادفی با توزیع یکنواخت انتخاب می‌شود. با تصویر کردن آن بر روی تابع سمت چپ که تابع تجمعی وزن‌های نرمالیزه است، اندیس ذره‌ای که باید در گام بعدی حضور داشته باشد به‌دست می‌آید. موقعیت و وزن هر ذره به میزان چگالی در آن نقطه از فضای حالت وابسته است لذا این روش، موقعیت هر ذره و وزن متناظرش را برای هر مشاهده به‌صورت بازگشتی به‌روز می‌کند [۸].

است [۱۲] که  $d$  را از روی فاصله باتاچاریا جایگزین کرده و عددی بین صفر و یک است،  $\sigma$  پارامتری تاثیرگذار است که میزان واریانس اعمالی جهت مقایسه مدل هدف با مدل نامزد هدف را نشان می‌دهد، در شبیه‌سازی این مقاله ۰/۲۰ در نظر گرفته شده است.

#### ۴- وقتی‌سازی شعاع کرنل

هنگامی که اندازه و ابعاد هدف تغییر می‌کند، اگر شعاع کرنل که در قاب ابتدایی با توجه به ابعاد هدف تعیین شده است، بدون تغییر باقی بماند، می‌تواند موجب شکست الگوریتم گردد و یا به یک موقعیتی ضعیف منجر شود [۳]. برای رفع این مشکل، روش بهتری برای وفق دادن مستطیل احاطه کننده هدف با مقیاس جدید هدف، پیشنهاد می‌شود. این روش بر مشاهده تغییرات سریع پیکسل‌های تصویر وزن‌دار شده در راستای مرزهای هدف استوار است. لذا چهار الگوی همبستگی  $C_L$  و  $C_R$  با ابعاد  $h \times 3$  و  $C_T$  و  $C_B$  با ابعاد  $w \times 3$  که موقعیت مرزهای چپ، راست، بالا و پایین می‌باشند مطابق شکل ۴، معرفی می‌شوند.

-2	-1	+2	+2	-1	-2	-2	-1	+2

شکل (۴): الگوهای همبستگی (از چپ به راست) برای موقعیت‌های چپ، راست، بالا، پایین [۱۵]

$w$  و ارتفاع و پهنای مستطیل احاطه کننده هدف در قاب قبلی است. موقعیت اولیه مرزها  $x_L, x_R, y_T, y_B$  در فریم ابتدایی توسط کاربر تعیین می‌گردد و موقعیت مرزها در فریم جاری توسط معادله‌های (۱۹) تا (۲۳) تعیین می‌شوند و در آن  $\lambda = 0.1$  می‌باشد [۱۴]. لذا با یافتن موقعیت‌ها می‌توان ابعاد هدف را تعیین و شعاع کرنل را برای فریم بعدی به‌طور مناسب انتخاب نمود.

$$x_L = \operatorname{argmax} C_L \otimes W_t(x, y) |x - x_L| \leq \lambda w, y = y_c \quad (19)$$

$$x_R = \operatorname{argmax} C_R \otimes W_t(x, y) |x - x_R| \leq \lambda w, y = y_c \quad (20)$$

$$y_T = \operatorname{argmax} C_T \otimes W_t(x, y) |y - y_T| \leq \lambda h, x = x_c \quad (21)$$

$$y_B = \operatorname{argmax} C_B \otimes W_t(x, y) |y - y_B| \leq \lambda h, x = x_c \quad (22)$$

$$C_i \otimes W_t(x, y) = \sum_{i=-w/2}^{+w/2} \sum_{j=-h/2}^{+h/2} C_i(i, j) \cdot W_t(x+i, y+j) \quad (23)$$

$w'$  و  $h'$  و  $I \in \{L, R, T, B\}$  ارتفاع و پهنای الگوی همبستگی است.

بیان می‌شود که  $I$  تعداد پیکسل‌ها در محدوده مورد نظر،  $x_j$  موقعیت پیکسل‌ها در آن محدوده و  $f$  نیز فاکتور نرمالیزه می‌باشد [۱۲]. الگوریتم فیلتر ذره، در فریم بعدی موقعیت  $N$  ذره را در محدوده‌ای اطراف مرکز جرم فریم قبلی به‌صورت تصادفی، پیش‌گویی می‌کند، هر کدام از آن‌ها می‌توانند نامزدی برای موقعیت جدید هدف باشند، لذا هیستوگرام وزن‌دار شده این ذرات همانند مدل هدف، به‌دست می‌آیند. اگر نامزد هدف در موقعیت  $Y$  تعریف شود و تابع چگالی احتمال آن با  $p_y^{(u)}$  نمایش شود، با اعمال کرنلی شبیه مدل هدف، هیستوگرام وزن‌دار شده مدل ذرات نامزد، برای هر ذره به‌صورت زیر است [۱۳]:

$$p_y^{(u)} = f \sum_{j=1}^I g \left( \frac{y - x_j}{h} \right) \delta [b(x_j - u)] \quad (15)$$

$$f = \frac{1}{\sum_{j=1}^I g \left( \frac{y - x_j}{h} \right)}$$

#### ۳-۱- ضریب باتاچاریا<sup>۱۴</sup>

این ضریب میزان مشابهت دو توزیع احتمال گسسته را بیان می‌کند، هر چه دو توزیع شباهت بیشتری با یکدیگر داشته باشند، مقدار عددی آن به یک نزدیک می‌گردد و هر چه شباهت کم‌تر باشد، این ضریب به صفر میل پیدا می‌کند. در این مقاله تابع  $\rho[p(y), q]$  به‌عنوان تابع مشابهت میان  $p$  و  $q$  تعریف می‌شود که نقش احتمال را بازی می‌کند و بیشینه آن در ناحیه نامزد هدف، حضور هدف را در آن فریم با توجه به مشابهت با  $q$  نشان می‌دهد و به‌صورت:

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \left[ \sqrt{p^{(u)} \times q^{(u)}} \right] \quad (16)$$

تعریف می‌گردد. برای اینکه این مقادیر مختلف میان مدل هدف و مدل ذرات نامزد هدف، قابل قیاس باشند، این ضریب باید دارای یک ساختار متریک باشد، لذا از تابع فاصله باتاچاریا جهت بررسی میزان اختلاف بین دو توزیع استفاده می‌شود.

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (17)$$

این معیار برای هر توزیع دلخواه معتبر بوده و دارای یک ساختار متریک می‌باشد، هرچه دو توزیع شباهت بیشتری با یکدیگر داشته باشند، مقدار آن به صفر میل می‌کند [۳].

#### ۳-۲- تابع توزیع درست‌نمایی مشاهده<sup>۱۵</sup>

تابع درست‌نمایی مشاهده در فیلتر ذره موجب وزن‌دار شدن ذرات جهت ورود به مرحله بازنمونه‌برداری می‌شود. این تابع به‌صورت:

$$w^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(\frac{-d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (18)$$

## ۵- ساختار کلی روش پیشنهادی

در این مقاله برای تعیین موقعیت جسم متحرک در الگوریتم فیلتر ذره از روش بازنمونه‌برداری دنباله‌ای مطابق با [۸] استفاده شده است. برای جلوگیری از فقر نمونه در روش بازنمونه‌برداری و کنترل تعداد مراحل آن در این مقاله، از معیار تعداد نمونه‌های موثر<sup>۱۶</sup> استفاده شده است. این معیار، به نمونه‌ها در هر مرحله زمانی، عددی مثبت و کوچک‌تر از  $N_{th}$  نسبت می‌دهد که می‌توان از آن به‌عنوان تعداد نمونه‌هایی که توزیع هدف را تخمین می‌زنند، تعبیر کرد.

تعداد نمونه‌های موثر را با  $N_{eff}^{\wedge}$  نشان داده و به‌صورت:

$$N_{eff}^{\wedge} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (24)$$

تعریف می‌شود. اگر تعداد نمونه‌ها از مقدار آستانه از پیش تعیین شده‌ای کم‌تر باشد، یعنی  $N_{eff}^{\wedge} < N_{th}$  بازنمونه‌برداری انجام می‌پذیرد. در این مقاله تخمین موقعیت نهایی و عدم قطعیت مکانی (واریانس) بعد از مرحله بازنمونه‌برداری به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$x_{k/k}^{MMS} = E(x_k / z_k) = \int x_k p(x_k | z_k) dx_k \approx \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i \quad (25)$$

$$P_{k/k} \approx \sum_{i=1}^N w_k^i (x_k^i - x_{k/k}^{MMS})(x_k^i - x_{k/k}^{MMS})^T$$

در این مقاله، با تلفیق دو راهکار نه تنها میزان دقت الگوریتم ردیابی افزایش یافته است بلکه زمان پردازش هر فریم نیز به شدت کاهش یافته است. در راهکار اول، تعداد  $N_{th}$  به اندازه ۵۰ درصد کل ذرات در نظر گرفته شده است که به آن معناست که با جابه‌جایی ۵۰ درصد ذرات با وزن کم‌تر در موقعیت ذرات با وزن بیش‌تر در مرحله بازنمونه‌برداری، تخمین موقعیت انجام می‌شود. در راهکار دوم، از یک کرنل گوسی جهت به‌دست آوردن مدل اولیه هدف، بر اساس هیستوگرام وزن‌دار شده استفاده شده که با تغییر ابعاد هدف، شعاع کرنل براساس الگوریتم مبتنی به لبه‌یابی [۳] در هر فریم به‌صورت وقتی به‌روز می‌شود. بنابراین با تغییرات وقتی شعاع کرنل متناسب با ابعاد جسم متحرک در هر فریم، تعداد مراحل بازنمونه‌برداری نیز در هر فریم به‌صورت وقتی تغییر نموده و تخمین موقعیت با حداقل تعداد مراحل بازنمونه‌برداری انجام می‌گیرد.

در این مقاله از توزیع پیشین به‌عنوان توزیع پیشنهادی در الگوریتم فیلتر ذره استفاده شده است که مشکل انحطاط نیز با استفاده مناسب از مرحله بازنمونه‌برداری حل شده است.

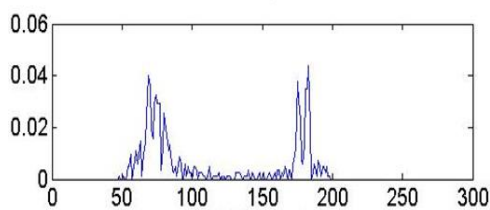
مدل هدف برخلاف [۱۱] که از هیستوگرام سطوح رنگی استفاده شده است، در این مقاله از هیستوگرام سطوح خاکستری استفاده شده است. بنابراین سرعت پردازش هر فریم تا یک‌سوم کاهش یافته است.

هیستوگرام وزن‌دار شده مدل هدف در شکل (۵) نمایش داده شده است. شکل (۵) در قسمت (الف) پنجره محاط بر جسم مورد نظر جهت تعیین مدل هدف، در قسمت (ب) هیستوگرام مدل هدف و در قسمت (ج) هیستوگرام وزن‌دار شده سطوح خاکستری مدل هدف که البته نرمالیزه هم شده است را با وجود کرنل گوسی نشان می‌دهد که موجب کم‌تر شدن تاثیر پس زمینه در هیستوگرام مدل هدف شده است.

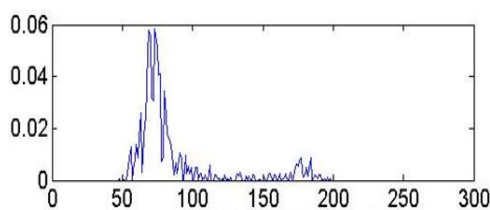
در این مقاله، الگوریتم فیلتر ذره برای شروع ردیابی موقعیت  $N$  ذره را در محدوده اطراف مرکز جرم فریم قبلی به‌صورت تصادفی، پیش‌گویی می‌کند. هر کدام از ذرات می‌توانند نامزدی برای موقعیت جدید هدف باشند. با اعمال کرنلی شبیه مدل هدف، هیستوگرام وزن‌دار شده مدل ذرات نامزد، برای هر ذره به‌دست می‌آید. ضریب باتاچاریا میزان مشابهت میان مدل هدف و مدل ذرات نامزد هدف را محاسبه می‌کند. تابع درست‌نمایی مشاهده ذرات را جهت ورود به مرحله بازنمونه‌برداری وزن‌دار می‌نماید. تخمین موقعیت اولیه جسم متحرک بعد از تعداد مراحل وقتی بازنمونه‌برداری صورت می‌پذیرد. شکل (۶) فلوجارت کاملی از الگوریتم پیشنهادی این مقاله را نمایش می‌دهد.



(الف)

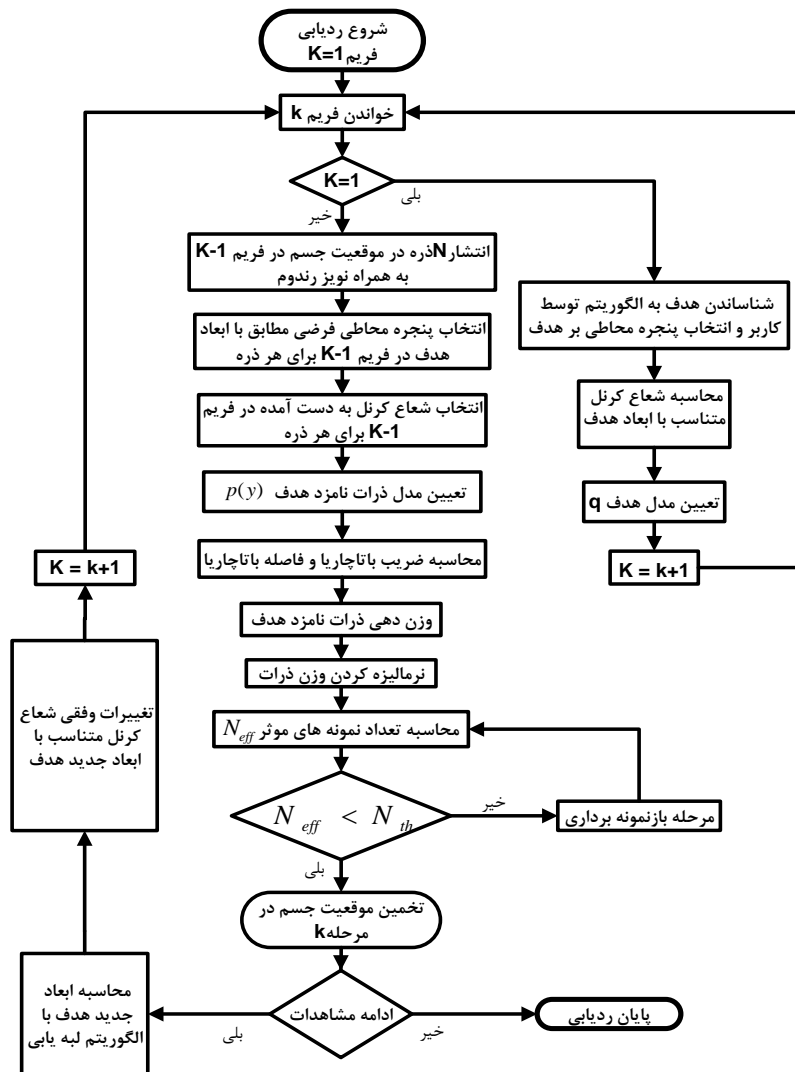


(ب)



(ج)

شکل (۵): (الف) پنجره محاط بر هدف جهت تعیین مدل هدف (ب) هیستوگرام مدل هدف، (ج) هیستوگرام وزن‌دار شده و نرمالیزه شده مدل هدف



شکل (۶): فلوچارت الگوریتم پیشنهادی

## ۶- نتایج شبیه سازی

برای شبیه سازی ردیابی یک جسم با مانور زیاد در تصویر بر اساس الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره، از فیلم هواپیمای جنگنده F22 با فریم ۱۷۰۳ که دارای مانورهای حرکتی با تغییرات در جهت و زاویه به صورت تصادفی می باشد، استفاده شده است. به دلیل مانورهای زیاد و تصادفی و حرکت های دور شونده و نزدیک شونده و با توجه به تغییرات دائم اندازه و شکل هدف و نیز تغییرات شدت پس زمینه، باید الگوریتم مطرح شده بتواند جسم را در فریم های متوالی ردیابی نماید.

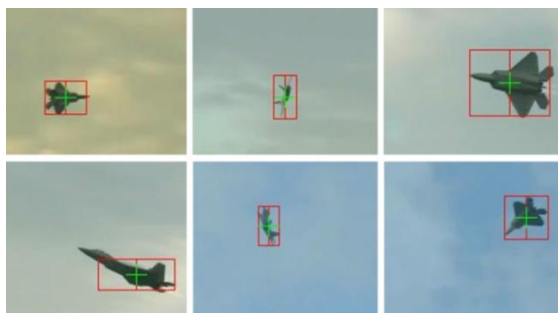
شکل (۷) میزان تغییرات مدل هدف را در چند فریم به عنوان نمونه نشان می دهد. همان طور که مشاهده می شود، تغییرات به صورت حرکتی، زاویه ای، اندازه ای و پس زمینه ای و ... است.

برای شروع فرایند ردیابی، در فریم اول که قرار است ردیابی آغاز گردد، پنجره ای بر روی هدف محاط کرده و خصوصیات جسم به عنوان مدل اولیه هدف، مطابق با شکل (۵) به دست می آید.

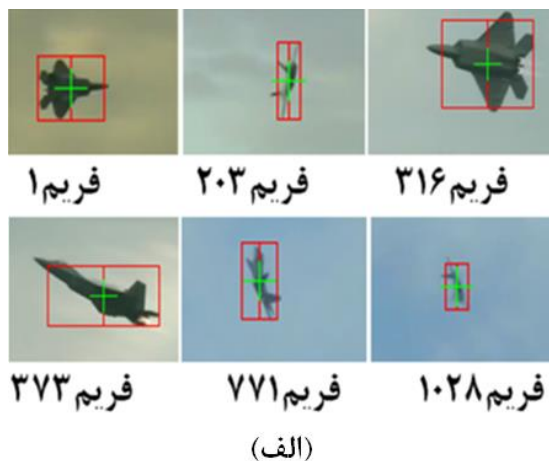


شکل (۷): تغییرات مدل هدف در چند فریم نمونه

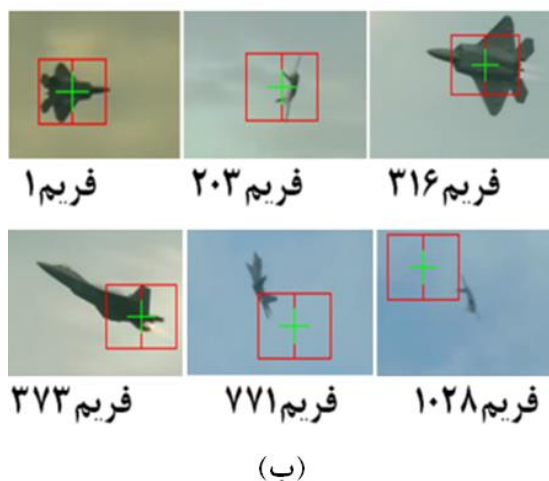
در همان فریم اول، ذرات  $N=100$  در مختصات مرکز جرم هدف، مقاداردهی اولیه می شوند و برای فریم بعدی که شروع ردیابی می باشد، ذرات بر اساس مختصات هدف در فریم قبلی با اعمال نویز تصادفی در واریانس مشخص پیش گویی می گردند. لازم به ذکر است که واریانس با توجه به سرعت و مانور هدف متغیر بوده و تا وقتی هدف را می بیند،



شکل (۹): تغییرات وقتی شعاع کرنل متناسب با ابعاد هدف



(الف)



(ب)

شکل (۱۰): ردیابی در فریم‌های منتخب با تعداد مراحل؛ (الف) وقتی بازنمونه‌برداری، (ب) ثابت بازنمونه‌برداری

شکل (۱۱) تغییرات زمان در هر فریم را با مرحله بازنمونه‌برداری ثابت ۷ مرتبه بدون تغییر شعاع کرنل نشان می‌دهد (محور زمان در این نمودار برحسب ثانیه می‌باشد). زمان متوسط این مرحله در طول ۱۷۰۳ فریم، ۷۹ میلی‌ثانیه در هر فریم می‌باشد، کم‌ترین زمان پردازش ۷۴ میلی‌ثانیه بوده است و هنگامی که جسم در برخی فریم‌ها از دست می‌رود تا یافتن مجدد آن، این زمان تا ۹۱ میلی‌ثانیه افزایش می‌یابد.

حداکثر به اندازه سه برابر ابعاد مستطیل احاطه‌کننده هدف است و وقتی که هدف را از دست می‌دهد تا ده برابر این ابعاد بزرگ شده و جستجو را ادامه می‌دهد تا هدف را بیابد. زمان پردازش به‌طور طبیعی در این حالت افزایش می‌یابد، ولی همواره هدف را در احاطه دارد. سرانجام با ساختار ردیابی الگوریتم پیشنهادی، تخمین موقعیت جسم متحرک در فریم بعدی انجام می‌گیرد.

شکل (۸) در قسمت (الف) نحوه پراکندگی ذرات با توجه به واریانس سه برابر پنجره احاطه‌کننده هدف، جهت تعیین موقعیت جسم در فریم بعدی را نشان می‌دهد و در قسمت (ب) نحوه تغییر مکانی ذرات با وزن کم‌تر به موقعیت ذرات با وزن بیش‌تر در مرحله بازنمونه‌برداری را نشان می‌دهد و در قسمت (ج) تخمین موقعیت جسم در فریم بعدی با توجه به معادله (۲۵) نشان داده شده است.

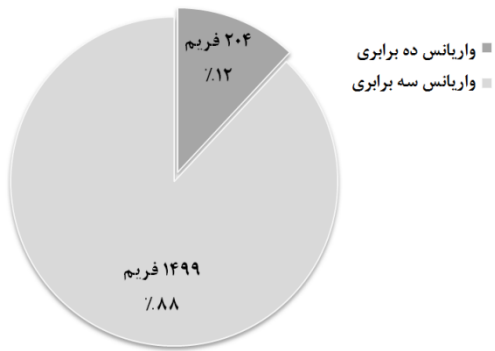


شکل (۸): (الف) مرحله پراکندگی ذرات (ب) تغییر موقعیت ذرات بعد از مرحله بازنمونه‌برداری (ج) تخمین نهایی موقعیت هدف

در این مقاله مقایسه‌ای بین تعداد ثابت مراحل بازنمونه‌برداری مطابق با [۱۱] و تعداد مراحل وقتی بازنمونه‌برداری با توجه به وزن ذرات، مطابق با الگوریتم پیشنهادی شکل (۶) صورت پذیرفته است. بنابراین شبیه‌سازی ردیابی جسم متحرک، یک‌بار به‌صورت تعداد تکرار ثابت ۷ مرتبه بازنمونه‌برداری، بدون تغییر در شعاع کرنل انجام گرفته است. بار دیگر با وقتی شدن مراحل بازنمونه‌برداری همراه با تغییرات شعاع کرنل متناسب با ابعاد جسم متحرک انجام شده است. شکل (۹) نمونه‌ای از تغییرات شعاع کرنل در برخی فریم‌ها را نمایش می‌دهد. الگوریتم پیشنهادی به‌خوبی مقیاس هدف را می‌یابد و در برابر چرخش هدف بسیار مقاوم است. چرخش هدف می‌تواند با تغییر شکل، تغییر رنگ (یا سطوح خاکستری) و تغییر اندازه هدف همراه باشد که هر کدام از آن‌ها به نوبه خود مشکل سازند و الگوریتم پیشنهادی مقاومت بالایی در برابر این چرخش‌ها دارد.

در مرحله بازنمونه‌برداری با تکرار ثابت ۷ مرتبه بدون تغییر شعاع کرنل و با واریانس  $\sigma = 0.2$  همان‌طور که در شکل (۱۰) قسمت (ب)، دیده می‌شود در برخی فریم‌ها (از جمله فریم ۱۰۲۸) ردیابی جسم متحرک با خطا روبرو می‌شود ولی هنگامی که شعاع کرنل و مرحله بازنمونه‌برداری متناسب با آن، به‌صورت وقتی مطابق با شکل (۱۰) قسمت (الف) تغییر می‌کند، ردیابی جسم در کلیه فریم‌ها با موفقیت صورت می‌گیرد.





شکل (۱۴): واریانس پراکندگی ذرات برای تخمین موقعیت جسم در فریم ۱۷۰۳

در جدول (۱) مدت زمان پردازش برخی فریم‌های منتخب در شکل (۱۰) با دو الگوریتم تعداد مراحل ثابت بازنمونه‌برداری و تعداد مراحل وقتی بازنمونه‌برداری، به‌طور کمی با یکدیگر مقایسه شده است.

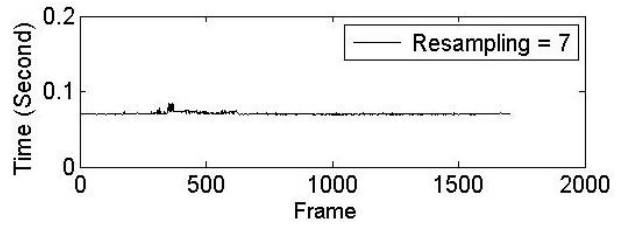
جدول (۱): مقایسه زمان در برخی فریم‌های منتخب با دو الگوریتم

فریم ۱	فریم ۲	فریم ۳	فریم ۴	فریم ۵	فریم ۶	
۱۰۲۸	۷۷۱	۳۷۳	۳۱۶	۲۰۳	۱۰۲۸	
۸۴	۷۸	۸۵	۷۹	۷۸	۷۹	تعداد ثابت مراحل بازنمونه‌برداری
۳۷	۲۶	۲۷	۲۵	۲۲	۲۳	تعداد وقتی مراحل بازنمونه‌برداری

الگوریتم پیشنهادی این مقاله در سناریوهای مختلف دیگر برای ردیابی جسم متحرک هوایی انجام گرفت. شکل (۱۵) نمونه‌ای از سناریوهای مختلف را نشان می‌دهد که در قسمت (الف) جسم متحرک هوایی، در ۵۴۰ فریم دارای رفتار مانوری اما با اندازه مدل ثابت و تغییرات مداوم پس زمینه در تصویر است. در قسمت (ب) جسم متحرک هوایی در ۶۶۰ فریم دارای انواع تغییرات در اندازه، ابعاد، زاویه، پس زمینه و ... است. نتایج شبیه‌سازی در این سناریوها نیز حاکی از افزایش دقت الگوریتم پیشنهادی در ردیابی جسم متحرک هوایی است، همچنین زمان پردازش نیز کاهش چشم‌گیری داشته است، به‌طوری که متوسط زمان پردازش نسبت به [۱۱] کاهش ۲۸ درصدی و نسبت به [۱۵] کاهش ۹۰ درصدی را داشته است.

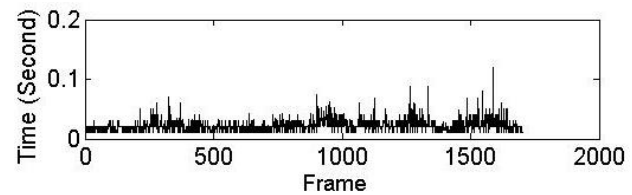
## ۷- نتیجه‌گیری

افزایش دقت و کاهش زمان پردازش تشخیص و ردیابی موقعیت جسم متحرک در تصویر از مسائل مهم در پردازش تصاویر محسوب می‌گردد که گاهی با توجه به اولویت کاری یکی بر دیگری ترجیح داده می‌شود. نتایج حاصل از ردیابی در سناریوهای مختلف الگوریتم مطرح‌شده در این مقاله نشان می‌دهد که با انتخاب کرنل گوسی و تغییرات وقتی شعاع آن متناسب با تغییرات ابعاد هدف و ترکیب آن با الگوریتم بازنمونه‌برداری فیلتر ذره با تعداد مراحل وقتی، نه تنها در تخمین

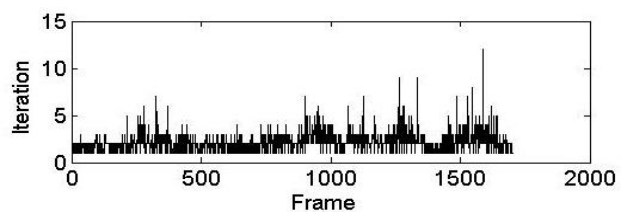


شکل (۱۱): تغییرات زمان در هر فریم با ثابت بودن تعداد مراحل بازنمونه‌برداری

شکل (۱۲) زمان پردازش هر فریم را در شرایط وقتی بودن تعداد مراحل بازنمونه‌برداری در طی ۱۷۰۳ فریم نشان می‌دهد. شکل (۱۳) نیز تعداد تکرارهای مرحله بازنمونه‌برداری شکل (۱۲) را نمایش می‌دهد که متناسب با تغییرات شعاع کرنل این مرحله به‌صورت وقتی تغییر می‌کند و نقش زیادی در کاهش زمان پردازش دارد. از آن جا که زمان پردازش فریم‌ها برای ردیابی بلادرنگ جسم متحرک بسیار مهم است، با استفاده از الگوریتم پیشنهادی این مقاله، متوسط زمان پردازشی تا ۲۲ میلی‌ثانیه کاهش یافته است.



شکل (۱۲): تغییرات زمان در هر فریم با وقتی بودن تعداد مراحل بازنمونه‌برداری



شکل (۱۳): تغییر مراحل بازنمونه‌برداری در هر فریم با وقتی بودن شعاع کرنل

تعداد فریم‌هایی که تخمین موقعیت را با واریانس سه‌برابری پراکندگی ذرات، انجام می‌دهند و به پراکندگی ده‌برابری جهت یافتن جسم نیازی ندارند، بیان‌گر دقت الگوریتم ردیابی جسم هستند. شکل (۱۴) واریانس پراکندگی ذرات را برای تخمین موقعیت جسم، در ۱۷۰۳ فریم نشان می‌دهد. در ۱۴۹۹ فریم، ردیابی جسم متحرک با واریانس پراکندگی ذرات سه‌برابری صورت گرفته است. بنابراین دقت تشخیص جسم متحرک ۸۸ درصد بوده است که نسبت به [۱۵] افزایش ۱۲ درصدی را داشته است. در ۲۰۴ فریم نیز الگوریتم برای یافتن جسم متحرک از واریانس ده‌برابری استفاده نموده است. بنابراین در هیچ فریمی یافتن موقعیت جسم با شکست روبرو نشده است و ردیابی در ۱۷۰۳ فریم با موفقیت انجام گرفته است.

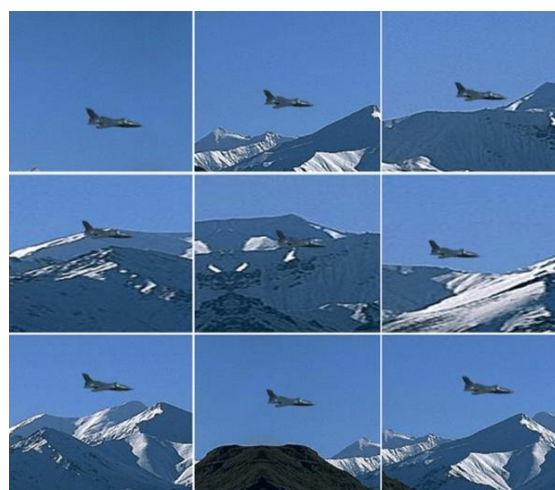
## مراجع

- [1] B. Ristic, S. Arulampalam and N. Gordon, *Beyond the Kalman Filter, Particle Filters For Tracking Applications*, Artech House Radar Library Publishing, Boston, London, 2004.
- [2] A. Doucet, N. D. Freitas and N. Gordon, *Sequential Monte Carlo methods in practice*, New York, Springer Publishing, 2001.
- [3] R. T. Collins, "Mean-shift blob tracking through scale space," IEEE Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003.
- [4] M. Li, T. Tan, W. Chen and K. Huang, "efficient object tracking by incremental self-tuning particle filtering on the affine group," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 21, no. 3, pp. 1298-1313, 2012.
- [5] O. Hlinka, F. Hlawatsch and P. M. Djuric, "Likelihood consensus-based distributed particle filtering with distributed proposal density adaptation," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 3869-3872, 2012.
- [6] O. Hlinka, O. Slu'ciak, F. Hlawatsch, P. M. Djuric and M. Rupp, "Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 60, no. 8, pp. 4334-4349, 2012.
- [7] J. A. Pockock, S. L. Dance and A. S. Lawless, "State estimation using the particle filter with mode tracking," 10th ICFD Conference Series on Numerical Methods for Fluid Dynamics, vol. 46, no. 1, pp.392-397, 2011.
- [8] M. Gao and H. Zhang, "Sequential Monte Carlo methods for parameter estimation in nonlinear state-space models," Computers & Geosciences, vol. 44, pp. 70-77, 2012.
- [9] B. Han, D. Comaniciu, Z. Ying and L. S. Davis, "Sequential kernel density approximation and its application to real-time visual tracking," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, no. 7, pp. 1186-1197, 2008.
- [10] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 8, pp. 790-799, 1995.
- [11] B. Sugandi, H. Kim, J. K. Tan and S. Ishikawa, *Object Tracking Based on Color Information Employing Particle Filter Algorithm*, Object Tracking, InTech, Chapters published February 28, 2011 under CC BY-NC-SA 3.0 license, Edited by Hanna Goszczynska, 2011.
- [12] C. R. del Blanco, *Visual Object Tracking in Challenging Situations using a Bayesian Perspective*, Ph.D. Thesis, Tesis Doctoral, Linkoping Studies in Science and Technology, 2010.
- [13] D. Comaniciu, V. Ramesh and P. Meer, "Kernel-based object tracking," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 25, pp. 564-575, 2003.
- [14] D. Liang, Q. Huang, S. Jiang, H. Yao and W. Gao, "MeanShift blob, tracking with adaptive feature selection and scale adaptation," IEEE International Conference on Image Processing, 2007.
- [15] A. Abiri and M. R. Mahzoun, "adaptive tracking of moving aerial targets, based on color information using particle filter algorithm," Journal of Electronic & Cyber Defence, vol. 1, no. 4, 2014.

موقعیت جسم متحرک افزایش دقت داشته، بلکه میزان زمان پردازشی نیز کاهش یافته است.

الگوریتم پیشنهادی این مقاله با الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره با تعداد مراحل ثابت بازنمونه برداری مقایسه گردید. در ۸۸ درصد فریم‌ها، تشخیص جسم متحرک بدون افزایش بیش از حد واریانس پراکندگی ذرات، در طول ۱۷۰۳ فریم انجام گرفت که متوسط زمان پردازش فریم‌ها به ۲۲ میلی ثانیه کاهش یافت. این زمان نسبت به [۱۵] کاهش ۹۰ درصدی زمان پردازشی را داشته است.

الگوریتم پیشنهادی این مقاله در سناریوهای مختلف به همراه الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره با تعداد مراحل ثابت، در نرم افزار MATLAB شبیه سازی گردید. مزیت اصلی الگوریتم پیشنهادی، مقاومت ردیابی در شرایطی که تغییرات مدل هدف از نظر اندازه، زاویه، چرخش، جهت حرکت، بسیار زیاد بوده می باشد. نتایج شبیه سازی نیز تحت شرایط مطرح شده، در برخی شکل‌ها نمایش داده شد.



(الف)



(ب)

شکل (۱۵): ردیابی الگوریتم پیشنهادی در سناریوهای مختلف

## زیر نویس ها

---

- <sup>1</sup> Kalman Filter (KF)
- <sup>2</sup> Extended Kalman Filter (EKF)
- <sup>3</sup> Monte Carlo
- <sup>4</sup> Particle Filter (PF)
- <sup>5</sup> Prediction
- <sup>6</sup> Updating
- <sup>7</sup> Independent and Identically Distributed (i.i.d.)
- <sup>8</sup> Proposal Distribution
- <sup>9</sup> Importance Sampling
- <sup>10</sup> Sequential Importance Sampling
- <sup>11</sup> Sequential Importance Resampling
- <sup>12</sup> Degeneracy
- <sup>13</sup> Sample Impoverishment
- <sup>14</sup> Bhattacharyya
- <sup>15</sup> Likelihood Distribution Observation
- <sup>16</sup> Effective Sample Size