

ردیابی وفقی اجسام متحرک بر اساس الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift

عقیل عبیری^۱، محمدرضا محزون^۲

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده برق الکترونیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران

abiriaghil@yahoo.com

۲- استادیار، دانشکده فوا، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران

rezamahzoun@yahoo.com

چکیده: در مقاله حاضر با ترکیب الگوریتم‌های باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift روشی جدید به منظور ردیابی اهداف متحرک ارائه شده است. در تعقیب مقاوم یک جسم متحرک، هر دو الگوریتم فیلتر ذره و الگوریتم MeanShift نتایج موفق‌تری را دارند، اگرچه هر دوی آنها دارای نقاط ضعفی نیز هستند. در روش پیشنهادی، الگوریتم باز نمونه برداری با تعداد مراحل وفقی، موقعیت اولیه هدف را در فریم جدید تخمین زده و پس از آن الگوریتم MeanShift به تعیین دقیق موقعیت نهایی هدف می‌پردازد. در انتها نیز شعاع کرنل با استفاده از لبه‌یابی، بر تغییرات مدل هدف منطبق می‌شود. در مقایسه با الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره، روش پیشنهادی با دقت ۹۷ درصدی به تخمین موقعیت جسم و غلبه بر مشکل انحطاط می‌پردازد. نتایج تجربی بر روی تصاویر متوالی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی این مقاله بطور پیوسته، بخصوص مواقعی که هدف، حرکت سریع و یا تصادفی داشته باشد عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های ذکر شده دارد.

واژه‌های کلیدی: چگالی کرنل، فیلتر ذره، فاصله با تاچاریا، MeanShift، هیستوگرام وزندار شده.

۱- مقدمه

ردیابی اهداف بر اساس تعیین موقعیت جسم در فریم‌های متوالی تصویر انجام می‌پذیرد. برای رهگیری بلادرنگ اجسام متحرک مانوری همچون جهت کاهش تاثیر نویز، از روش‌های بازگشتی تخمین بیزین استفاده می‌گردد. تکنیک‌های تخمین اغلب بر اساس الگوی فیشر یا الگوی

بیزین بیان می‌گردند [۱]. در الگوی بیزین، پارامتر مجهول تغییر تصادفی دارد در صورتیکه پارامتر فوق در الگوی فیشر ثابت می‌باشد. دیدگاه تئوری بیزین 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 بیان می‌گردد. برای سیستم‌های غیرخطی با نویز گوسی، قبل از بکارگیری فیلتر کالمن بایستی سیستم را توسط بسط تیلور مرتبه اول حول بهترین تخمین موجود، خطی نمود. این خطی‌سازی، نزدیک حالت تخمین زده انجام گرفته و تحت الگوریتم فیلتر کالمن پیشرفته^۱ بیان می‌گردد [۱].

بجای خطی کردن سیستم جهت استفاده از فیلتر کالمن، مساله تخمین را می‌توان بصورت مستقیم انجام داد و تابع

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۱/۰۹/۱۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۱۰/۲۲

نام نویسنده مسئول: عقیل عبیری

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - لویزان - اتوبان

بابایی - دانشگاه صنعتی مالک اشتر

دارد. وزن تعریف شده در واقع نسبت احتمال هیستوگرام مدل هدف و کاندید هدف تخمین زده شده می باشد. بنابراین در هر فریم، مرکز جرم وزن ها محاسبه شده و کاندید هدف به مرکز جرم جسم نزدیک شده و دوباره وزن ها محاسبه می گردد و مرکز جرم جدید بدست می آید. این روند تا همگرایی کاندید هدف به مرکز جرم جسم ادامه می یابد.

در ردیابی بر اساس الگوریتم MeanShift به تنهایی، می بایستی دقت داشت که کاندید هدف به طور ناگهانی و شدید از موقعیت ابتدایی تغییر نکند [۵]، لذا برای مواقعی که هدف تغییرات ناگهانی دارد و دارای مانور حرکتی است، این الگوریتم دارای محدودیت بوده و به شکست منجر می گردد. محدودیت مذکور به طور قابل ملاحظه ای در الگوریتم ترکیبی این مقاله برطرف شده است، به این صورت که موقعیت اولیه ای برای اهداف مانوری با استفاده از الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره تخمین زده شده و از آنجا که این موقعیت بطور دقیق در مرکز جرم هدف نیست، استفاده از الگوریتم MeanShift می تواند موقعیت کاندید هدف را در مرکز جرم هدف قرار داد که این کار موجب دقت بالای ردیابی خواهد شد. از آنجا که شعاع کرنل نیز در هر فریم متناسب با ابعاد کاندید هدف تغییر می کند، تخمین موقعیت در مرکز جرم هدف می تواند دقت تعیین شعاع کرنل در آن فریم را به نحو مطلوبی بهبود دهد. با توجه به اینکه ویژگی استفاده شده در این مقاله بر اساس هیستوگرام وزن دار شده تعیین می شود، روش ارائه شده در برابر تغییر شکل جسم مقاومت بالایی خواهد داشت.

در ادامه در بخش های جداگانه، الگوریتم فیلتر ذره در تخمین حالت جسم بررسی شده و تخمین چگالی کرنل و الگوریتم MeanShift و چگونگی و فقی سازی شعاع کرنل تشریح می گردند.

۲- فیلتر ذره

فیلتر ذره یک روش جدید برای به دست آوردن تابع توزیع احتمال فیلتر ذره روشی جدید برای به دست آوردن تابع توزیع احتمال پسین بر پایه تئوری بیزین است. الگوریتم فیلتر ذره بر مبنای روش های مونت کارلوی زنجیره ای^۵ بوده که در آن از نمایش ذره ای چگالی احتمال،

توزیع چگالی احتمال جسم را بصورت عددی و شمارشی بدست آورد که می تواند برای مدل های قطعی و مدل های تصادفی انجام پذیرد. امروزه با رشد روش ها و شیوه های آماری، مساله تخمین یک پارامتر یا حالت یک سیستم غیرخطی تصادفی در کنار مشاهدات و اندازه گیری های نویزی، توسط تکنیک تخمین مونت کارلو^۲ برای حل مسائل پیچیده آماری انجام می گیرد که در قالب الگوریتم فیلتر ذره^۳ بیان می گردد [۲]. در این مقاله تخمین موقعیت اولیه اجسام متحرک با مانورهای تصادفی بر اساس الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره انجام می گیرد. ابتکاری که در این مقاله برای افزایش میزان دقت صورت پذیرفته است استفاده از فرآیند گرادیان داده ها توسط بردار MeanShift به منظور تخمین موقعیت نهایی جسم میباشد. لذا در این مقاله قصد بر آن است که الگوریتم MeanShift با تخمین موقعیت جسم بر اساس الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره ترکیب شده و میزان دقت نهایی ردیابی جسم بررسی شود.

الگوریتم MeanShift یک روش تکراری، مبتنی بر مقایسه هیستوگرام هدف در فریم قبلی و هیستوگرام کاندید هدف در فریم جاری می باشد. هدف نهایی این الگوریتم ماکزیم نمودن همبستگی میان دو هیستوگرام می باشد. برای یافتن هدف در فریم جاری، فاصله باتاچاریا^۴ میان مدل هدف و کاندید هدف باید کمینه شود. فرآیند موقعیت یابی از مکان تخمین زده شده توسط الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره در فریم جاری شروع و جستجو در همسایگی آن با استفاده از گرادیان داده ها توسط بردار MeanShift، ادامه می یابد.

در این مقاله از اطلاعات هیستوگرام سطح خاکستری به عنوان ویژگی جهت تعیین مدل هدف، استفاده شده است. لذا جهت ردیابی بر اساس این الگوریتم ترکیبی، موقعیت ابتدایی تخمین زده شده توسط الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره، به عنوان محل کاندید هدف در فریم جاری در نظر گرفته شده و برای هر پیکسل از کاندید هدف یک وزن ویژه اختصاص داده می شود.

در رسم هیستوگرام یک محدوده، هر پیکسل دارای ارزش یک است، اما در توزیع احتمال، ارزش هر پیکسل وزن آن است که توسط تابع کرنل تعیین می گردد به نحوی که هر چه پیکسل به مرکز کرنل نزدیکتر باشد، وزن بیشتری

$$x_{0:k}^i = X_k^i \sim p(X_k|Z_k) \quad ; (i=1,2,\dots,N) \quad (4)$$

تخمینی از این توزیع به صورت زیر تعریف می شود:

$$P_N(X_k/Z_k) \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(X_k - X_k^i) \quad (5)$$

که در آن $\delta(X_k - X_k^i)$ نشان دهنده تابع دلتای دیراک در نقطه $(X_k = X_k^i)$ است. اگر امید ریاضی تابع دلخواه $f(\cdot)$ نسبت به $p(X_k/Z_k)$ با I نشان داده شود:

$$I = \int f(X_k) \cdot p(X_k/Z_k) dX_k \quad (6)$$

$$\approx \int f(X_k) \cdot P_N(X_k/Z_k) dX_k$$

آنگاه تخمین مونت کارلوی انتگرال به صورت حاصل جمع مقادیر تابع $f(\cdot)$ به ازای نمونه های به دست آمده، به صورت زیر خواهد بود:

$$\hat{I}_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X_k^i) \quad (7)$$

اگر نمونه های X_k^i مستقل باشند، آنگاه \hat{I}_N یک تخمین ناریب است و مطابق با قانون اعداد بزرگ با I قابل تقریب خواهد بود و در صورتی که N عدد بسیار بزرگی باشد تخمین به خوبی به سمت مقدار واقعی همگرا خواهد شد. همچنین نشان داده می شود که سرعت همگرایی تخمین، مستقل از واریانس و ابعاد فضای ویژگی بوده و فقط به تعداد ذرات N وابسته است، چنین خصوصیتی مهم ترین مزیت انتگرال گیری مونت کارلو نسبت به روش های انتگرال-گیری عددی است [۲].

۲-۱- نمونه برداری با اهمیت^۶

در اغلب موارد، نمونه برداری به صورت مستقیم از توزیع چگالی $p(x)$ در هر مرحله زمانی به دلایلی مانند پیچیدگی، ابعاد بالا، در دسترس نبودن آن به صورت دقیق، چندمتغیره بودن و... ممکن نیست، به همین دلیل می توان به جای آن از توزیع دیگری مثل $q(x)$ که بسیار شبیه $p(x)$ است، نمونه برداری انجام داد و بعد با وزندهی صحیح به همان تخمین مونت کارلو نزدیک شد. $q(x)$ را توزیع پیشنهادی^۷ می نامند، لذا انتگرال به صورت زیر نوشته

برای تخمین پارامترهای یک توزیع دلخواه استفاده می شود. فیلتر ذره راه حل کاملی برای تخمین بهینه حالت جسم در شرایطی که مدل سیستم غیرخطی با توزیع نوین غیر گوسی است، است. مدل انتقال یا حرکت سیستم با زبان احتمالات به صورت $p(x_t/x_{t-1})$ و مدل مشاهده و یا اندازه گیری سیستم با $p(x_t/Z_{t-1})$ بیان می شود، x_t نماینده بردار حالت سیستم در حالت کنونی و Z_t نماینده مشاهده در سیستم است.

معادلات بازگشتی بیزین از دو مرحله زیر تشکیل شده اند:

مرحله پیش بینی:

$$p(x_t/Z_{t-1}) = \int_{R^n} p(x_t/x_{t-1}) p(x_{t-1}/Z_{t-1}) dx_{t-1} \quad (1)$$

مرحله بروز رسانی:

$$p(x_t/Z_t) = \frac{p(z_t/x_t) p(x_t/Z_{t-1})}{p(z_t/Z_{t-1})} \quad (2)$$

$$p(z_t/Z_{t-1}) = \int_{R^n} p(z_t/x_t) p(x_t/Z_{t-1}) dx$$

انتگرال گیری بر روی متغیرهای فضای حالت فرایند صورت می گیرد. در صورتی که ابعاد فضای حالت زیاد باشد، هزینه محاسبات بالا خواهد بود. روش شبیه سازی مونت 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 می دهد. به این صورت که برای محاسبه انتگرال

$$I = \int g(x) dx \quad (3)$$

آن را به صورت حاصل ضرب عبارت $g(x) = f(x)$.

$p(x)$ تبدیل می نماید که در آن $p(x)$ نشان دهنده تابع احتمالی است که شرایط $\{ \int p(x) dx = 1 \text{ and } p(x) \geq 0 \}$ را برآورده کند. لذا با این شرایط، I امید ریاضی تابع دلخواه $f(x)$ خواهد بود.

حال اگر از مدل حالت سیستم تا لحظه k که با تابع احتمال $p(X_k|Z_k)$ بیان می شود، به تعداد N ذره ($N \gg 1$) مستقل و هم توزیع مانند $(x_{0:k}^i)$ نمونه برداری شود:

ردیابی و فقی اجسام متحرک بر اساس الگوریتم ترکیبی بازنمونه برداری فیلتر ذره و Mean Shift

می‌شود: k به صورت $\{w_{k,i}^i, i=1,2,\dots,N\}$ باشد و وزن‌ها در هر لحظه زمانی به صورت $\sum_{i=1}^N w_{k,i}^i = 1$ نرمالیزه باشند. در این صورت توزیع پسین توام در لحظه k به صورت زیر تقریب زده می‌شود:

$$p(X_k/Z_k) \approx \sum_{i=1}^N w_{k,i}^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (14)$$

وزن‌های بااهمیت ذرات بوده و به صورت زیر است:

$$w_{k,i}^i = \frac{p(X_k^i/Z_k)}{q(X_k^i/Z_k)} \quad (15)$$

که از یک توزیع پیشنهادی مانند $q(X_k | Z_k)$ نمونه برداری شده است. وزن‌ها را می‌توان به صورت بازگشتی نیز به دست آورد. لذا داریم [۲]:

$$w_{k,i}^i = w_{k-1,i}^i \frac{p(z_k/x_k^i) p(x_k^i/x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, Z_k)} \quad (16)$$

به جمله‌ای که در معادله (۱۶) در هر مرحله زمانی به وزن مرحله قبل ضرب می‌گردد، وزن نمونه گویند، که البته نرمالیزه نیز باید شد.

در این روش تعداد ذرات N در فضای حالت به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که کل فضای حالت را پوشش دهند، هر چه تعداد ذرات بیشتر باشد، تخمین دقیق‌تر خواهد بود [۲].

شکل (۱) روش نمونه برداری بااهمیت را به صورت شما تیک 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 $k+1$) بروز می‌گردند. لذا وزن ذرات، یعنی قطر نقاط دایره‌ای، در مکان‌هایی که مقدار تابع توزیع احتمال کوچک‌تر است، کمتر می‌باشند. لذا با استخراج ذرات و وزن مربوط به آن‌ها، توزیع پسین به صورت معادله (۱۴) بیان می‌شود. ساختار توضیح داده شده در این قسمت که توزیع پسین توام در هر مرحله، با استفاده از نمونه‌های وزندار شده توصیف می‌گردند، اساس کاری فیلترهای ذره‌ای محسوب می‌شوند.

$$I = \int f(x) \cdot p(x) dx = \int f(x) \cdot \frac{p(x)}{q(x)} \cdot q(x) dx \quad (8)$$

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

$$\Gamma_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot \tilde{w}(x^i) \quad (9)$$

$$\tilde{w}(x^i) = \frac{p(x^i)}{q(x^i)} \quad (10)$$

عبارت $\tilde{w}(x^i)$ وزن‌های بااهمیت نامیده می‌شود و از آنجاکه فاکتور نرمالیزاسیون مربوط به $p(x)$ را نداریم، لذا وزن‌های بااهمیت به دست آمده را نرمالیزه کرده و داریم [۳]:

$$\Gamma_N = \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot w(x^i) \quad (11)$$

وزن نرمالیزه شده نمونه i ام است که به صورت زیر است:

$$w(x^i) = \frac{\tilde{w}(x^i)}{\sum_{j=1}^N \tilde{w}(x^j)} \quad (12)$$

در نمونه برداری بااهمیت در هر مرحله زمانی، باید نمونه برداری از توزیع $q(x)$ را به همراه محاسبه وزن‌ها انجام داد که محاسبات را در هر مرحله بالا می‌برد. روش نمونه برداری بااهمیت دنباله‌ای به حل این مشکل می‌پردازد.

۲-۲- نمونه برداری بااهمیت دنباله‌ای (SIS)

ایده اصلی در روش نمونه برداری بااهمیت دنباله‌ای، استفاده دوباره از نمونه‌های تولید شده در مراحل زمانی قبل برای نمونه برداری از تابع توزیع پسین در مرحله جدید است. این فرایند موجب ثابت ماندن هزینه محاسباتی الگوریتم در هر مرحله می‌شود، به این منظور باید بتوان تابع توزیع پیشنهادی هر لحظه k را به صورت زیر تجزیه کرد:

$$q(X_k | Z_k) = q(x_k | X_{k-1}, Z_k) q(X_{k-1} | Z_{k-1}) \quad (13)$$

لذا برای نمونه برداری از توزیع پیشنهادی در مرحله k فقط لازم است که از توزیع $q(x_k | X_{k-1}, Z_k)$ برای X_k^i نمونه برداری شود. اگر $\{X_k^i, i=1,2,\dots,N\}$ نمایش موقعیت ذرات در لحظه k و وزن مربوط به ذرات در لحظه

توزیع به فرم زیر است:

$$q(x_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = p(x_k^i / z_k, x_{k-1}^i) \quad (20)$$

$$N_{eff} = \frac{N}{\sum (w_k^i)^2}$$

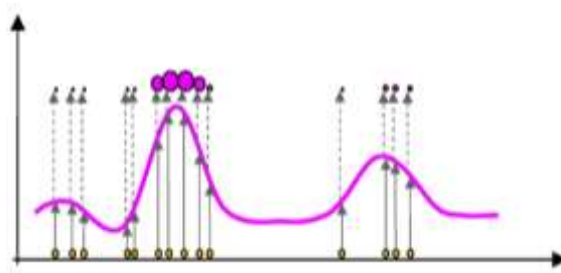
طبق معادله (۱۶) وزن‌ها برای این توزیع به صورت زیر به دست می‌آیند:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot p(z_k / x_{k-1}^i) \quad (21)$$

وزن‌ها به نمونه‌های تولیدشده در مرحله فعلی (X_k^i) وابسته نمی‌باشند، لذا امکان موازی‌سازی نمونه‌برداری و محاسبه وزن‌ها در هر مرحله را میسر می‌کند [۱۴]. در شبیه‌سازی این مقاله از این نوع توزیع استفاده شده است.

۲-۴- باز نمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR)

باز نمونه‌برداری، روشی برای حل مشکل انحطاط از طریق صفر کردن واریانس وزن‌هاست، این روش نقشی اساسی در کارایی روش‌های مونت کارلوی دنباله‌ای بازی می‌کند. در مرحله باز نمونه‌برداری از میان نمونه‌های وزندهی شده در انتهای یک مرحله زمانی SIS، N بار نمونه‌برداری انجام می‌شود. شانس انتخاب شدن هر ذره به وزن آن وابسته است. در نتیجه در این مرحله، نمونه‌هایی با وزن بیشتر چندین مرتبه کپی شده و نمونه‌هایی با وزن کمتر حذف می‌شوند. در انتهای این مرحله وزن همه نمونه‌های انتخاب‌شده برابر با N^{-1} خواهد شد. شکل (۲) نمای گرافیکی مرحله باز نمونه‌برداری را برای ۱۰ ذره نشان می‌دهد. به این روش که از نمونه‌برداری بااهمیت دنباله‌ای، باز نمونه‌برداری می‌کند، باز نمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR) گویند و اگرچه SIR گامی حیاتی برای مقابله با انحطاط در فیلترهای ذره‌ای است، ولی مشکلاتی را نیز به دنبال خواهد داشت [۱۲]، چراکه SIR خود تخمینی از تخمین وزن‌دار SIS است، در نتیجه SIR به‌ناچار خطایی را در تخمین آن مرحله ایجاد خواهد کرد و دیگر اینکه 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 عمل ممکن است به حالتی برسیم که



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

۲-۳- توزیع پیشنهادی

موضوع اساسی در فیلترهای ذره، انتخاب توزیع پیشنهادی مناسب است، ساده‌ترین انتخاب، توزیع پیشین است [۱۳]، یعنی:

$$q(x_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = p(x_k^i / x_{k-1}^i) \quad (17)$$

که در حالت کلی معادل نمونه‌برداری از تابع چگالی احتمال نويز خواهد بود؛ یعنی:

$$p(x_k^i / x_{k-1}^i) = N(x_k; f_{k-1}(x_{k-1}^i), Q_{k-1}) \quad (18)$$

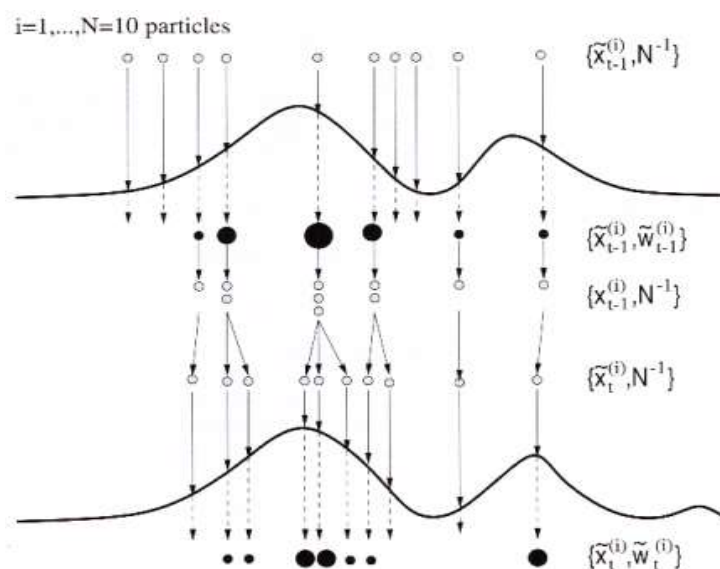
و معادله (۱۶) برای وزن‌ها به حالت زیر تغییر می‌کند:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot p(z_k / x_k^i) \quad (19)$$

مشکلات این روش، افزایش واریانس وزن‌ها است [۱۰]، چراکه واریانس وزن‌ها در این توزیع پیشنهادی، در هر مرحله افزایش می‌یابد و تنها چند ذره وزن زیادی دارند، یعنی پس از گذشت زمان اندکی، بیشتر نمونه‌ها وزن نرمالیزه شده نزدیک به صفر خواهند داشت و تنها یک نمونه دارای وزن بزرگی است که از این پدیده بانام انحطاط^۹ ذرات یاد می‌شود. لذا تخمین مناسبی از توزیع پسین توام را ارائه نمی‌کند. همچنین در این حالت اکثر توان محاسباتی، به نمونه‌برداری و محاسبه وزن برای نمونه‌هایی اختصاص یافته که به دلیل وزن به سیار کم، تأثیر ناچیزی روی تخمین نهایی دارند و موجب اتلاف توان محاسباتی موجود خواهد شد. برای حل مشکل انحطاط، انتخاب توزیع پیشنهادی در مرحله k باید به صورتی باشد که واریانس شرطی وزن‌ها را کمینه کند [۱۱]. به این توزیع، توزیع پیشنهادی بهینه^{۱۰} گفته می‌شود که از اطلاعات به‌دست‌آمده از مشاهده آخر نیز در نمونه‌برداری استفاده می‌کند، این

این پدیده فقر نمونه^{۱۲} گفته می‌شود. لذا باید تا جایی که امکان دارد در SIR با احتیاط رفتار نمود.

همگی ذرات موجود در مرحله زمانی k نمونه‌هایی یکسان برای تعیین موقعیت در آن مرحله داشته باشند، یعنی موقعیت جسم تنها با یک نمونه تخمین زده شده است. به



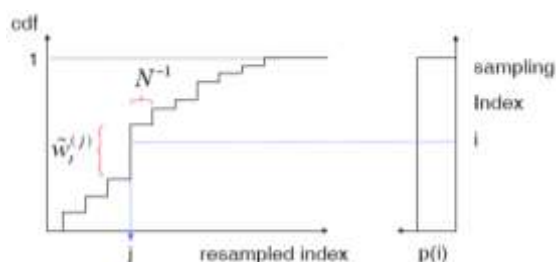
شکل (۲): نمای گرافیکی بازنموده برداری N ذره [۲]

در این مقاله معیاری برای سنجش میزان انحطاط و جلوگیری از واگرایی بیان شده که با عنوان تعداد نمونه‌های مؤثر^{۱۳} معرفی می‌گردد. این معیار، به وضعیت نمونه‌ها در هر مرحله، عددی مثبت و کوچک‌تر از N^{th} نسبت می‌دهد که می‌توان از آن به عنوان تعداد نمونه‌هایی که به صورت مؤثر توزیع هدف را تخمین می‌زنند، تعبیر کرد. تعداد نمونه‌های مؤثر را با N^{eff} نشان داده و به صورت زیر است:

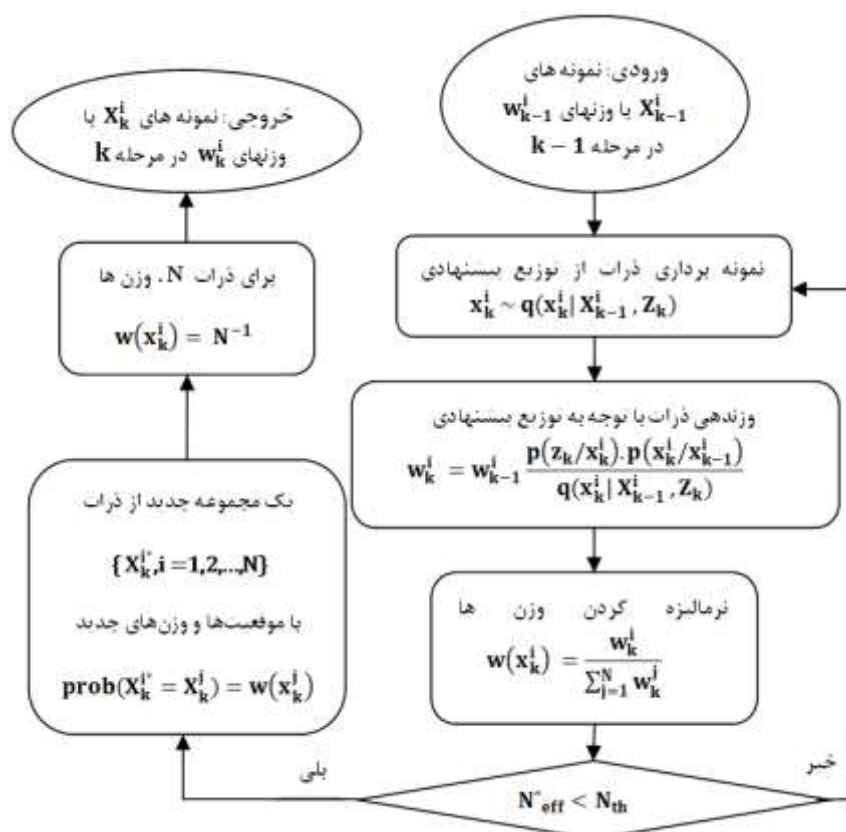
$$N^{\text{eff}} \approx \frac{1}{\sum_{k=1}^N (w_k^i)^2} \quad (22)$$

اگر تعداد نمونه‌ها از مقدار آستانه از پیش تعیین شده‌ای کمتر باشد، یعنی $N^{\text{eff}} < N^{\text{th}}$ (مقدار آستانه $N/2$)، آنگاه باز نمونه برداری انجام می‌پذیرد. لذا $1 \ll N^{\text{eff}} \ll N$ است که حد بالای آن برای موقع است که ذرات دارای وزن‌های یکسانی باشند و حد پایین آن برای مواقعی است که جمع احتمال ذرات در مرحله k برابر یک باشد. فلوچارت کلی الگوریتم باز نمونه برداری در شکل (۴) ترسیم شده است [۲].

شکل (۳) نحوه جایگزینی وزن‌ها در مرحله SIR را نشان می‌دهد که در آن ابتدا عددی بین صفر و یک به صورت اتفاقی و با توزیع یکنواخت تولید می‌شود. با تصویر کردن آن بر روی تابع سمت چپ، که تابع جمعیت وزن‌های نرمالیزه است، اندیس ذره‌ای که باید در جمعیت مرحله بعدی حضور داشته باشد به دست می‌آید، لذا ذره‌ای که وزن بیشتر داشته باشد، احتمال انتخاب شدن بیشتری را دارد. موقعیت و وزن، برای هر ذره به میزان چگالی در آن نقطه از فضای حالت وابسته است و این روش، موقعیت هر ذره و وزن متناظرش را برای هر مشاهده به صورت بازگشتی بروز می‌کند. در پایان این مرحله یک مجموعه جدید از ذرات با موقعیت‌ها و وزن‌های جدید به دست می‌آیند [۱۵].



شکل (۳) نحوه جایگزینی وزن‌ها در مرحله SIR



شکل (۴) فلوچارت کلی الگوریتم بازنموده برداری

که در آن h پهنای پنجره کرنل، n تعداد پیکسل‌ها، Z_k^i موقعیت پیکسل‌ها و k نیز ثابت بهنجارش است. توابع کرنل مختلفی با خواص متفاوت در مقالات بیان شده است. این توابع مقارن و تک مد هستند و در نقاط دور از مرکز به سرعت به سمت صفر میل می‌کنند. در این مقاله از تابع کرنل Epanechnikov به صورت زیر است [۴]:

$$g(x) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1-x^2) & x < 1 \\ 0 & \text{سایر} \end{cases} \quad (26)$$

این کرنل نسبت به سایر توابع کرنل دیگر، با توجه به جسم در حال ردیابی در این مقاله تأثیر پس‌زمینه را بیشتر کاهش می‌دهد [۶].

۳-۱- مدل هدف

برای مشخص کردن مدل هدف، ابتدا یک فضای ویژگی انتخاب می‌شود، مدل هدف توسط تابع چگالی احتمال آن در فضای ویژگی با q نشان داده می‌شود، مدل هدف در این

تخمین موقعیت نهایی و عدم قطعیت مکانی (واریانس) در استفاده از الگوریتم فیلتر ذره می‌تواند به صورت زیر محاسبه گردد:

$$x_{k/k}^{MMS} = E(x_k/z_k) = \int x_k p(x_k/z_k) dx_k \approx \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i \quad (23)$$

$$P_{k/k} \approx \sum_{i=1}^N w_k^i (x_k^i - x_{k/k}^{MMS})(x_k^i - x_{k/k}^{MMS})^T \quad (24)$$

۳- تخمین چگالی کرنل

تخمین چگالی یک مفهوم اساسی در مباحث آمار است و به طور وسیعی در الگوریتم‌های تشخیص و ردیابی مورد استفاده قرار می‌گیرد. طبق تعریف، تخمین چگالی از روی نمونه‌های مورد مشاهده تخمین زده می‌شود. از آنجاکه چگالی تخمین زده شده به ساختار نمونه‌ها وابسته است [۶]، با هر تابع چگالی اختیاری تحت شرایطی خاص، قابل ارائه است. یکی از عمومی‌ترین روش‌های تخمین چگالی غیر پارامتریک، روش تخمین چگالی کرنل است [۷].

تخمین چگالی کرنل به صورت زیر تعریف می‌گردد:

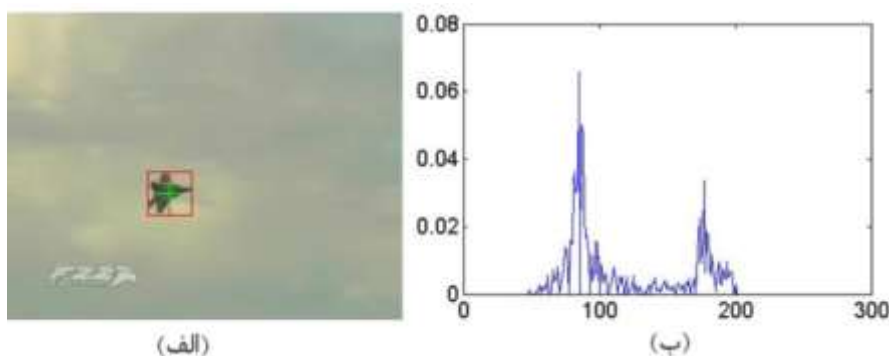
$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n g\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (25)$$

ردیابی و فقی اجسام متحرک بر اساس الگوریتم ترکیبی بازنمونه برداری فیلتر ذره و Mean Shift

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

بیان می‌شود که I تعداد پیکسل‌ها در محدوده مورد نظر، x_j موقعیت پیکسل‌ها در آن محدوده و f نیز فاکتوری جهت تضمین برقراری معادله (۲۷) است [۳].

شکل (۵) در قسمت (الف) پنجره محاط بر جسم مورد نظر، جهت تعیین مدل هدف در فریم اول را نشان می‌دهد و در قسمت (ب) هیستوگرام وزن‌دار شده سطوح خاکستری مدل هدف که البته نرمالیزه هم شده است را با وجود کرنل Epanechnikov نشان می‌دهد که موجب کمتر شدن تأثیر پس‌زمینه در هیستوگرام مدل هدف شده است.



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

مقاله هیستوگرام سطح خاکستری است. اگر تعداد ویژگی‌ها $u = 0, 1, \dots, m$ باشد، داریم [۴]:

$$q = \{q_u\}_{u=0,1,\dots,m} \text{ And } \sum_{u=0}^m q_u = 1 \quad (27)$$

که در این مقاله ۲۵۵ است. از آنجاکه مدل هدف، هیستوگرام است، جهت اعمال اعتبار بیشتر به نقاط حول مرکز جرم، از کرنل Epanechnikov برای انجام ماسک در فضای مکان استفاده شده است، چراکه پیکسل‌های دور از مرکز به خاطر پنهان‌شدگی‌های جزئی، شبه هدف‌ها و تداخل با زمینه، کمترین اعتبار را دارند. هیستوگرام مدل هدف با اعمال چگالی کرنل، وزن‌دار شده و به آن هیستوگرام وزن‌دار شده مدل هدف گفته و به صورت:

$$q^{(u)} = f \sum_{j=1}^I g(x_j) \delta[b(x_j - u)] \quad (28)$$

۳-۲- مدل ذرات کاندید هدف

الگوریتم فیلتر ذره، در فریم بعدی موقعیت N ذره را در محدوده‌ای اطراف مرکز جرم فریم قبلی به صورت تصادفی، پیشگویی می‌کند و هر کدام از آن‌ها می‌توانند کاندید برای موقعیت جدید هدف باشند، لذا هیستوگرام وزن‌دار شده همه این ذرات همانند مدل هدف، به دست می‌آیند. لذا اگر کاندید هدف در موقعیت y تعریف شود و تابع چگالی احتمال آن با $P(Y)$ نمایش داده شود، برای هر ذره می‌توان نوشت:

$$p(y) = \{p_u(y)\}_{u=0,1,\dots,m} \text{ And } \sum_{u=0}^m p_u(y) = 1 \quad (29)$$

و با اعمال کرنلی شبیه مدل هدف، هیستوگرام وزن‌دار شده مدل ذرات کاندید، برای هر ذره به صورت زیر

است:

$$P_u(y) = f \sum_{j=1}^I g\left(\frac{y-x_j}{h}\right) \delta[b(x_j - u)] \quad (30)$$

f نیز فاکتوری جهت تضمین برقراری معادله (۲۹) به صورت زیر است [۵]:

$$f = \frac{1}{\sum_{j=1}^I g\left(\frac{y-x_j}{h}\right)} \quad (31)$$

۳-۳- ضریب باتاچاریا

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. تابع $p[p(y), q]$ را به عنوان تابع مشابهت میان q و p تعریف می‌کنیم که نقش احتمال را بازی می‌کند و بیشینه آن

نمونه برداری فیلتر ذره در فریم جاری تخمین شده، آغاز می‌گردد. لذا ابتدا احتمال $\{\hat{p}_u(\hat{y}_0)\}_{u=0,1,\dots,m}$ به عنوان کاندید هدف در موقعیت (\hat{y}_0) از فریم جاری مطابق با معادله (۳۰) محاسبه می‌شود. با استفاده از بسط تیلور حول مقدار (\hat{y}_0) ، تقریب خطی ضریب باتاچاریا به صورت زیر به دست می‌آید [۵]:

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = 1/2 \sum_{u=0}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}_0) \times \hat{q}_u} + 1/2 \sum_{u=0}^m \left[\hat{p}_u(\hat{y}) \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\hat{y}_0)}} \right] \quad (35)$$

این تقریب در استفاده از الگوریتم MeanShift به تنهایی، هنگامی صادق بود که کاندید هدف به طور ناگهانی و شدید از موقعیت ابتدایی $\{\hat{p}_u(y_0)\}_{u=0,1,\dots,m}$ تغییر نکند که در اغلب موارد که هدف حرکت مانوری نداشته باشد، فرض قابل قبولی برای پیراندهای متوالی تصویر می‌باشد [۵] ولی در این مقاله با ترکیب الگوریتم MeanShift و الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره نیازی به بیان این محدودیت نیست. ضریب باتاچاریا توسط معادله (۳۰) به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = 1/2 \sum_{u=0}^m \sqrt{\hat{p}_u(\hat{y}_0) \times \hat{q}_u} + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^f W_j g\left(\frac{y-x_j}{a}\right) \quad (36)$$

که در آن W_j وزن ویژه هر پیکسل بوده و به صورت زیر می‌باشد:

$$W_j = \sum_{u=0}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\hat{y}_0)}} \delta[b(x_j - u)] \quad (37)$$

بنابراین برای کمینه کردن فاصله باتاچاریا، از آنجاکه جمله اول معادله (۳۶) مستقل از y است، کافی است جمله دوم این معادله بیشینه شود. همان طور که مشاهده می‌شود این جمله، تخمین چگالی محاسبه شده توسط نمایه کرنل $g(x)$ در موقعیت y از فریم جاری با داده‌های وزندار شده W_j است. مدهای این چگالی با اعمال فرآیند MeanShift و جستجوی بیشینه همسایگی محلی یافت می‌شوند [۱۸]. در این فرآیند، کرنل بطور بازگشتی از موقعیت جاری \hat{y}_0 به موقعیت جدید \hat{y}_1 به صورت زیر حرکت می‌کند:

در ناحیه کاندید هدف، حضور هدف را در آن فریم با توجه به مشابهت با q نشان می‌دهد و به صورت:

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=0}^m [\sqrt{p^{(u)} \times q^{(u)}}] \quad (32)$$

تعریف می‌گردد. برای اینکه این مقادیر مختلف میان مدل هدف و مدل ذرات کاندید 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:

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (33)$$

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

۳-۴- تابع درستنمایی مشاهده^۱

تابع درستنمایی مشاهده برای فرآیند ردیابی در فیلتر ذره بسیار حیاتی می‌باشد، چراکه این تابع موجب وزندار شدن ذرات جهت ورود به مرحله بازنموده برداری می‌شوند. این تابع به صورت [۳]:

$$w^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (34)$$

بوده که d را از روی فاصله باتاچاریا جایگزین کرده و عددی بین صفر و یک است، σ نیز پارامتری تأثیرگذار که میزان واریانس در نظر گرفته شده جهت مقایسه مدل هدف با مدل کاندید می‌باشد که در شبیه‌سازی این مقاله ۰٫۱ در نظر گرفته شده است [۳].

۴- الگوریتم MeanShift

در الگوریتم MeanShift به دنبال کمینه کردن فاصله-باتاچاریا میان مدل هدف با مدل پائین باید بود. کمینه‌سازی فاصله باتاچاریا معادل بیشینه شدن ضریب باتاچاریا $\rho[p(y), q]$ می‌باشد. جستجو برای موقعیت نهایی هدف در فریم جاری از موقعیت (\hat{y}_0) هدف که توسط الگوریتم باز

ردیابی و فقی اجسام متحرک بر اساس الگوریتم ترکیبی بازنمونه برداری فیلترزده و Mean Shift

میزان جابجایی کرنل توسط آستانه بحرانی توقف ϵ ، آزمایش می‌شود. ضریب باتاچاریا نیز فقط بعد از کامل شدن الگوریتم، برای ارزیابی میزان مشابهت بین مدل هدف و مدل کاندید هدف انجام می‌شود [۵].

۵- و فقی سازی شعاع کرنل

هنگامی که اندازه و ابعاد هدف تغییر می‌کند، اگر شعاع کرنل که در فریم ابتدایی با توجه به ابعاد هدف تعیین شده است، بدون تغییر باقی بماند، می‌تواند موجب شکست الگوریتم گردد و یا به یک موقعیت‌یابی ضعیف منجر شود [۸]. برای رفع این مشکل، روش مؤثری برای وفق دادن پنجره احاطه‌کننده هدف با مقیاس جدید هدف، پیشنهاد می‌شود. این روش بر مشاهده تغییرات سریع مقدار پیکسل-های تصویرزنده 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 $3 \times w$ که موقعیت مرزهای چپ، راست، بالا و پایین می‌باشند، مطابق شکل (۷) معرفی می‌شوند:



شکل (۷): الگوهای همبستگی (از چپ به راست) برای

موقعیت‌های چپ، راست، بالا، پایین

w و ارتفاع h و پهنای مستطیل احاطه‌کننده هدف در فریم قبلی است. موقعیت اولیه مرزها X_L و X_R و Y_T و Y_B در فریم ابتدایی توسط کاربر تعیین می‌گردد و موقعیت - نهایی مرزها در فریم جاری توسط معادله‌های (۳۹) تا (۴۳) تعیین می‌شوند $(\lambda = 0.1)$ [۹].

$$x_L = \operatorname{argmax} C_L \Theta W_t(x, y) \quad (39)$$

$$|x - x_L| \leq \lambda w, y = y_c$$

$$x_R = \operatorname{argmax} C_R \Theta W_t(x, y) \quad (40)$$

$$|x - x_R| \leq \lambda w, y = y_c$$

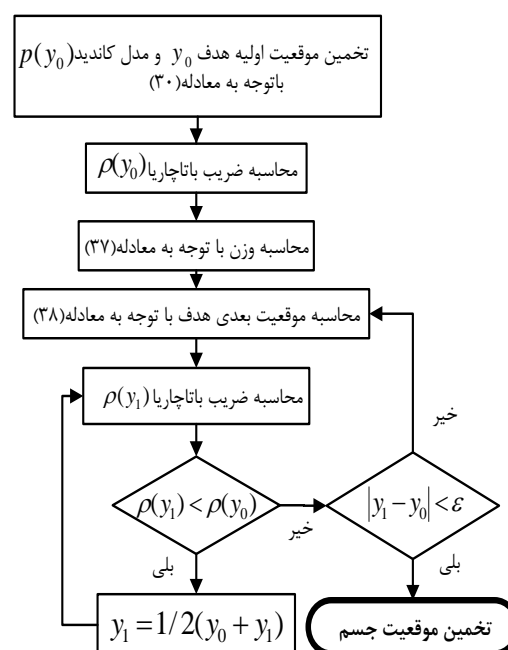
$$y_T = \operatorname{argmax} C_T \Theta W_t(x, y) \quad (41)$$

$$|y - y_T| \leq \lambda h, x = x_c$$

$$y_B = \operatorname{argmax} C_B \Theta W_t(x, y) \quad (42)$$

$$\hat{y}_1 = \frac{\sum_{j=1}^I x_j w_j g\left(\frac{y-x_j}{a}\right)}{\sum_{j=1}^I w_j g\left(\frac{y-x_j}{a}\right)} \quad (38)$$

فرض بر آن است که مشتق $g(x)$ برای همه $x \in [0, \infty)$ به جز برای نقاط محدودی موجود است. مراحل الگوریتم موقعیت‌یابی MeanShift در فلوچارت شکل (۶) ترسیم شده است [۵].



شکل (۶): فلوچارت الگوریتم موقعیت‌یابی MeanShift

آستانه بحرانی توقف ϵ ، با در نظر گرفتن این نکته که تاچه حد بردارهای \hat{y}_0 و \hat{y}_1 به یک پیکسل مشابه اشاره کنند، به دست می‌آید. یک آستانه پایین موجب افزایش دقت خواهد شد. برای قید بلادرنگ بودن، تعداد تکرار فرآیند MeanShift به تعدادی محدود می‌شود، به طور نوعی ۲۰ تکرار در نظر گرفته می‌شود؛ اما در عمل میانگین تعداد تکرارها خیلی کوچک‌تر و در حدود ۴ تکرار است [۵]. شبیه‌سازی این مقاله از تعداد ۴ تکرار استفاده شده است.

شبیه‌سازی الگوریتم موقعیت‌یابی MeanShift می‌تواند از آنچه در شکل (۶) ترسیم شده است، ساده‌تر شود. به این صورت که در الگوریتم عملی، فقط محاسبه وزن با توجه به معادله (۳۷) انجام شده، سپس موقعیت جدید کاندید هدف با توجه به معادله (۳۸) به دست می‌آید و

خاکستری، به عنوان مدل هدف به دست می آید.

شکل (۸) در قسمت (الف) جسم موردنظر در فریم اول شروع ردیابی را نشان می دهد و در قسمت (ب) پنجره محاط بر جسم موردنظر جهت تعیین مدل هدف نشان داده شده است و در قسمت (ج) هیستوگرام وزندار شده سطوح خاکستری مدل هدف که البته نرمالیزه هم شده است را با اعمال کرنل Epanechnikov نشان می دهد.

در فریم اول، ذرات $N=100$ را در مختصات مرکز جرم هدف، مقداردهی اولیه نموده و برای فریم بعدی که شروع ردیابی می باشد، ذرات بر اساس مختصات هدف در فریم قبلی با اعمال نویز تصادفی در واریانس مشخص پیشگویی می گردند، لازم به ذکر است که واریانس حداکثر به اندازه سه برابر ابعاد مستطیل احاطه کننده هدف است و هنگامی که هدف را از دست می دهد تا ده برابر این ابعاد بزرگ شده و جستجو را ادامه می دهد تا هدف را بیابد که زمان پردازش به طور طبیعی در این حالت بالا می رود، لذا همواره هدف را در احاطه دارد.

$$|y - y_B| \leq \lambda h, x = x_C$$

$$C_1 \theta W_t(x, y) = \sum_{i=-w'/2}^{+w'/2} \sum_{j=-h'/2}^{+h'/2} C_1(i, j) \cdot W_t(x + i, y + j) \quad (43)$$

که $I \in \{L, R, T, B\}$ و h' و w' نیز ارتفاع و پهنا

الگوی همبستگی می باشد. لذا با یافتن موقعیت های بالا، پایین، چپ و راست می توان ابعاد هدف را تعیین و با داشتن پهنا و ارتفاع هدف، می توان شعاع کرنل را برای فریم بعدی به طور مناسب انتخاب نمود.

۶- شبیه سازی

در این مقاله برای ردیابی یک جسم با مانور زیاد، از هواپیمای جنگنده F22 با 1703 فریم که دارای مانورهای حرکتی با تغییرات در جهت و زاویه به صورت تصادفی می باشد، استفاده شده است.

برای شروع فرایند ردیابی، در فریم اول که قرار است ردیابی آغاز گردد، یک پنجره مستطیلی بر روی هدف محاط کرده و با اعمال کرنل Epanechnikov متناسب با ابعاد پنجره احاطه کننده هدف، هیستوگرام وزندار شده سطوح



شکل (۸): (الف) جسم موردنظر جهت ردیابی (ب) پنجره محاط بر هدف جهت تعیین مدل هدف (ج) هیستوگرام وزندار شده و نرمالیزه شده مدل هدف

در مرحله باز نمونه برداری ذرات وزن پایین در موقعیت ذرات با وزن بالا قرار می گیرند و سرانجام موقعیت اولیه جسم تحت عنوان (x_0, y_0) با توجه به معادله های (۲۳) و (۲۴)، تخمین زده می شود و وزن همه ذرات نمونه انتخاب شده برابر $1/N$ ($N=100$) خواهد شد. این موقعیت اولیه (x_0, y_0) وارد الگوریتم

پیرامون هر کدام از ذرات نمونه، پنجره ای با همان ابعاد مستطیل محاط بر هدف، قرار داده و کرنل Epanechnikov به محدوده هر ذره اعمال می شود. فاصله با تاچاریا، میزان شباهت میان مدل هدف را با تمام مدل ذرات کاندید بررسی می کند و تابع توزیع درستنمایی مشاهده، ذرات کاندید هدف را وزن دار می کند.

واریانس پراکندگی تصادفی ذرات به اندازه سه برابر پنجره احاطه‌کننده هدف، شبیه‌سازی انجام گرفته است. مرحله باز نمونه‌برداری با توجه به میزان وزن ذرات به صورت و فقی در هر فریم تغییر می‌کند. شعاع کرنل نیز بعد از تخمین نهایی موقعیت جسم، به صورت و فقی متناسب با ابعاد هدف، تغییر می‌کند. شکل (۱۰) نمونه‌ای از تغییرات شعاع کرنل در برخی فریم‌ها را نمایش می‌دهد، همان‌طور که مشاهده می‌شود الگوریتم به خوبی مقیاس هدف را می‌یابد و در برابر چرخش هدف بسیار مقاوم می‌باشد، چراکه چرخش هدف می‌تواند با تغییر شکل، تغییر رنگ (یا سطح خاکستری) و تغییر اندازه همراه باشد که هر کدام به نوبه خود مشکل سازند و این الگوریتم مقاومت بالایی در برابر این چرخش‌ها دارد. بعد از مرحله باز نمونه‌برداری فیلتر ذره، تخمین موقعیت هدف در برخی فریم‌ها، در مرکز جرم هدف واقع نمی‌شود و لذا شعاع کرنل نیز که متناسب با تعیین موقعیت هدف به صورت و فقی تغییر می‌کند، دچار خطا در تعیین دقیق ابعاد جدید هدف می‌گردد.

MeanShift شده و مطابق با شکل (۶)، موقعیت نهایی جسم در هر فریم تعیین می‌گردد. با تعیین مرکز جرم هدف در هر فریم موقعیت‌های بالا، پایین، چپ و راست ابعاد هدف با توجه به معادله‌های (۳۹) تا (۴۳) به دست آمده و شعاع کرنل برای فریم بعدی به طور مناسب انتخاب می‌گردد.

شکل (۹) در قسمت (الف) نحوه پراکندگی ذرات را با توجه به واریانس سه برابر پنجره احاطه‌کننده هدف، جهت تعیین موقعیت جسم در فریم بعدی نشان می‌دهد و در قسمت (ب) نحوه تغییر مکان ذرات با وزن کمتر به موقعیت ذرات با وزن بیشتر در مرحله باز نمونه‌برداری، نشان داده شده است و در قسمت (ج) تخمین موقعیت اولیه جسم، بعد از مرحله باز نمونه‌برداری فیلتر ذره در فریم بعدی نشان داده شده است و در قسمت (د) تخمین موقعیت جسم بعد از مرحله MeanShift نشان داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، تخمین موقعیت جسم در این مرحله به مرکز جرم هدف نزدیک‌تر است.

در این مقاله با در نظر گرفتن تعداد ذرات $N=100$ و



شکل (۹): الگوهای: (الف) مرحله پراکندگی ذرات (ب) تغییر موقعیت ذرات بعد از مرحله باز نمونه‌برداری (ج) تخمین موقعیت اولیه هدف بعد از الگوریتم فیلتر ذره (د) تخمین نهایی موقعیت هدف بعد از فرآیند MeanShift



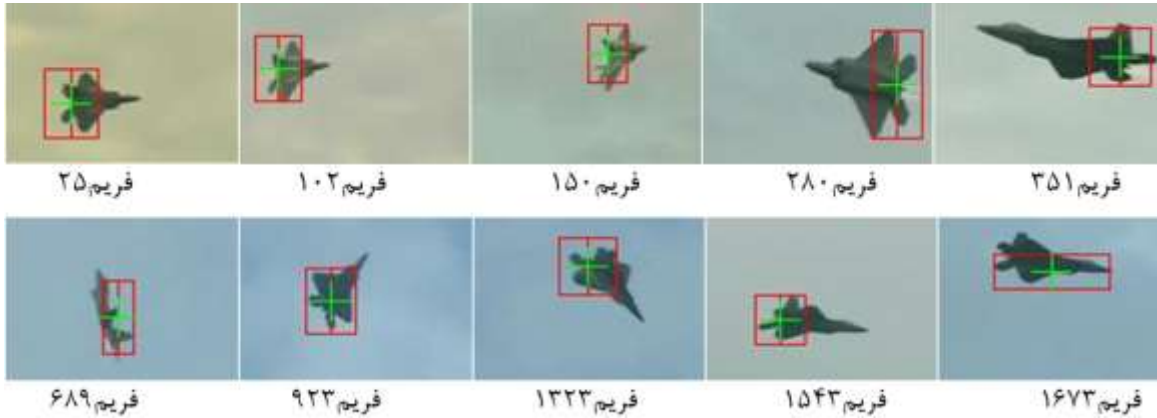
شکل (۱۰): تغییرات و فقی شعاع کرنل متناسب با ابعاد هدف

تعیین موقعیت در مرکز جرم هدف واقع نشده است. لذا در این مقاله، موقعیت‌های تعیین شده توسط فیلتر ذره، به عنوان موقعیت اولیه برای الگوریتم MeanShift در نظر گرفته

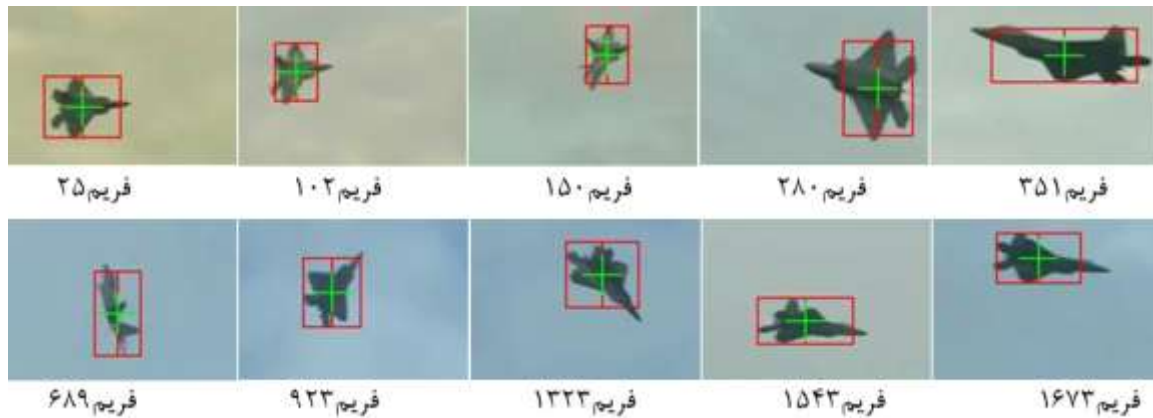
شکل (۱۱) تعیین موقعیت جسم در برخی پیرامندهای منتخب را بعد از الگوریتم باز نمونه‌برداری فیلتر ذره نشان می‌دهد، همان‌طور که مشاهده می‌شود در این پیرامندها

جسم در پیرایندهای منتخب را با الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift نشان می دهد، همان طور که مشاهده می شود تعیین موقعیت در مرکز جرم هدف واقع شده است.

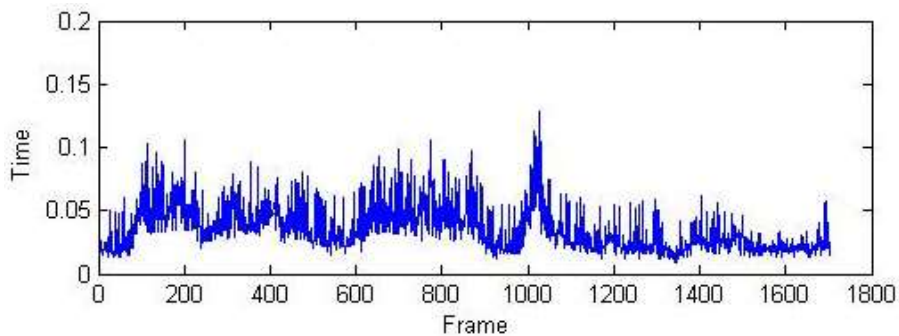
می شود و از طریق این الگوریتم سعی در تخمین موقعیت نهایی هدف، درست در مرکز جرم هدف را داریم، البته تعداد مراحل این الگوریتم را ۴ مرتبه لحاظ نمودیم تا میزان زمان پردازش بیش از حد بالا نرود. شکل (۱۲) تعیین موقعیت



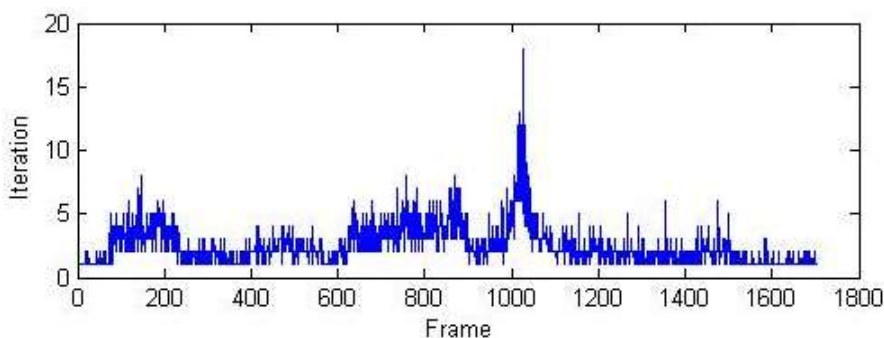
شکل (۱۱): موقعیت هدف در پیرایندهای منتخب با الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره



شکل (۱۲): موقعیت هدف در فریم های منتخب با الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift



شکل (۱۳): زمان پردازش هر فریم با الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره



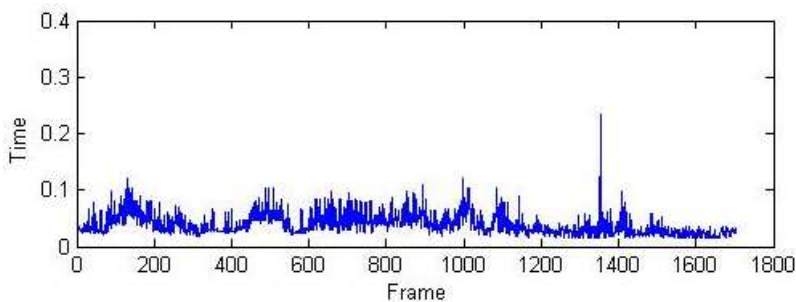
شکل (۱۴): تغییر مراحل باز نمونه برداری هر فریم با الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره

این الگوریتم ترکیبی ۴۱ میلی ثانیه می باشد که نسبت به شبیه سازی زمان متوسط الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره حدود ۶ میلی ثانیه افزایش زمان را نشان می دهد ولی دقت تعیین هدف در تمامی فریم ها بالاتر و به صورت تقریبی در مرکز جرم هدف واقع شده است.

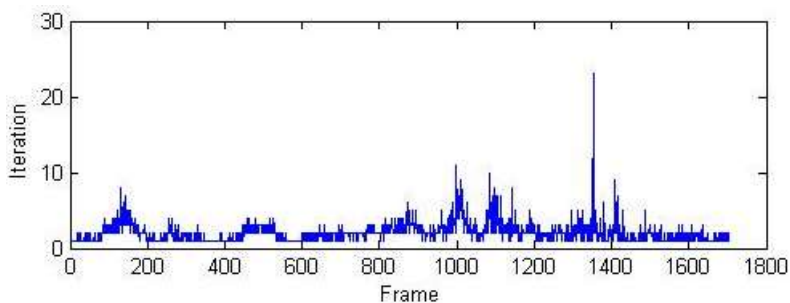
در جدول (۱) نیز مدت زمان پردازش برخی فریم های منتخب در شکل (۱۲) با دو الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره و الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift، به صورت کمی با یکدیگر مقایسه شده است. فلوجارت کاملی از الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift که در این مقاله شبیه سازی گردیده است نیز پیوست گردیده است.

شکل (۱۳) مدت زمان پردازش هر فریم را با الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره نشان می دهد و شکل (۱۴) نیز تعداد تکرارهای مرحله باز نمونه برداری شکل (۱۳) را نمایش می دهد که وفقی بودن آن نیز، نقش بسزایی در کاهش زمان پردازش دارد، زمان متوسط این الگوریتم با تعداد ۱۰۰ ذره، ۳۵ میلی ثانیه می باشد و آن گونه که در شکل (۱۱) نیز مشاهده می شود، تخمین موقعیت ها به طور دقیق در مرکز جرم هدف نیست.

شکل (۱۵) مدت زمان پردازش هر فریم را با الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift نشان می دهد و شکل (۱۶) نیز تعداد تکرارهای مرحله باز نمونه برداری شکل (۱۵) را نمایش می دهد، زمان متوسط



شکل (۱۵): زمان پردازش هر فریم با الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift



شکل (۱۶): تغییر مراحل باز نمونه برداری هر فریم با الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift

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

فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم
۱۶۷۲	۱۵۴۳	۱۳۲۳	۹۲۳	۶۸۹	۳۵۱	۲۸۰	۱۵۰	۱۰۲	۲۵	
۳۶	۲۷	۲۴	۳۱	۷۲	۶۸	۴۸	۶۹	۵۳	۲۸	زمان پردازش با الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره (میلی ثانیه)
۳۷	۳۰	۲۶	۳۳	۸۴	۷۱	۵۱	۷۳	۵۵	۳۶	زمان پردازش با الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift (میلی ثانیه)

۷- نتیجه‌گیری

مسئله دقت در تشخیص مرکز جرم هدف و ردیابی موقعیت آن در فریم‌های متوالی ویدئویی از مسائل مهم در پردازشگر محسوب می‌گردد. نتایج حاصل از ردیابی در سناریوهای مختلف، با الگوریتم ترکیبی که در این مقاله مطرح شد، نشان می‌دهد که تخمین موقعیت اولیه هدف توسط الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره در محدوده اطراف هدف و سپس تخمین نهایی موقعیت توسط الگوریتم MeanShift، نه تنها دقت تخمین موقعیت هدف را افزایش می‌دهد، بلکه دقت تعیین شعاع کرنل در هر فریم را نیز افزایش می‌دهد. دقت تغییرات و فقی شعاع کرنل نیز خود موجب افزایش دقت الگوریتم ردیابی می‌شود. لذا در این مقاله با استفاده از الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift و همین‌طور تغییرات مناسب شعاع کرنل متناسب با تغییرات مدل هدف در هر فریم، نتایج خوبی در ردیابی اهداف متحرک با حرکت‌های تصادفی از نظر میزان دقت، صورت گرفته است و میزان زمان پردازش نیز نسبت به الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره به‌طور متوسط فقط ۶ میلی‌ثانیه افزایش داشته است.

روش بررسی شده در مقاله بر اساس دو الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره و الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift و بهره‌گیری از تخمین چگالی کرنل با شعاع متغیر جهت به دست آوردن هیستوگرام وزن دار شده مدل هدف و مدل کاندید هدف، در نرم‌افزار مطلب شبیه‌سازی گردید و در شرایطی که تغییرات مدل هدف در اندازه، زاویه، چرخش و تغییرات تصادفی در جهت حرکت، بسیار زیاد بود، نتایج شبیه‌سازی‌ها، دقت بالای الگوریتم ترکیبی باز نمونه برداری فیلتر ذره و

MeanShift را نسبت به الگوریتم باز نمونه برداری فیلتر ذره، نشان می‌دادند. نتایج شبیه‌سازی نیز تحت شرایط مطرح شده، در برخی شکل‌ها نمایش داده شد.

مراجع

- [1] B. Ristic, S. Arulampalam, and N. Gordon, "Beyond the Kalman Filter, Particle Filters For Tracking Applications" Artech House, Boston, London, 2004.
- [2] A. Doucet, N. D. Freitas, and N. Gordon, "Sequential Monte Carlo methods in practice" New York, NY: Springer, 2001.
- [3] C. R. del Blanco, "Visual Object Tracking in Challenging Situations using a Bayesian Perspective" Ph.D. Thesis, Tesis Doctoral, 2010.
- [4] B. Sugandi, H. Kim, J. K. Tan and S. Ishikawa, "Object Tracking Based on Color Information Employing Particle Filter Algorithm" in Object Tracking, Dr. Hanna Goszczynska (Ed.), ISBN: 978-953-307-360-6, 2011.
- [5] D. Comaniciu, V. Ramesh and P. Meer, "Kernel-Based Object Tracking" IEEE Trans. PAMI, v. 25, pp. 564-575, 2003.
- [6] B. Han, "Adaptive Kernel Density Approximation and its Applications to RealTime Computer Vision" Doctor of Philosophy Dissertation, 2005.
- [7] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering" IEEE Trans. on Patt. Anal. and Mach. Intell. 17 (8) 790-799, 1995.
- [8] R. T. Collins, "Mean-shift Blob Tracking through Scale Space" Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'03), IEEE, June. 2003.
- [9] D. D. Liang, Q. Huang, S. Jiang, H. Yao, W. Gao, "MeanShift Blob Tracking With Adaptive Feature Selection and Scale Adaptation" in Proc. IEEE, 2007.
- [10] O. Hlinka, F. Hlawatsch, and P. M. Djurić, "Likelihood consensus-based distributed particle filtering with distributed proposal density adaptation" Available online: arXiv:1109.6191v1 [stat.AP], Sep. 2011.
- [11] O. Hlinka, O. Slučiak, F. Hlawatsch, P. M. Djurić, and M. Rupp, "Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering." Available online: arXiv:1108.6214v1 [stat.AP], Aug. 2011.
- [12] M. Gao, H. Zhang, "Sequential Monte Carlo methods for parameter estimation in nonlinear state-space models" in Proc. ScienceDirect, March. 2012.

[16] M. Afonso, "Particle Filter and Extended Kalman Filter for Nonlinear Estimation: A Comparative" IEEE, 2008.

[17] H. Han, Y.Sh. Ding, K.R. Hao, X. Liang, "An evolutionary particle filter with the immune genetic algorithm for intelligent video target tracking" College of Information Sciences and Technology, Donghua University, 2011.

[18] Y. Yong, Y.F. Che, "Infrared Object Tracking Based On Particle Filter" 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP), 2010.

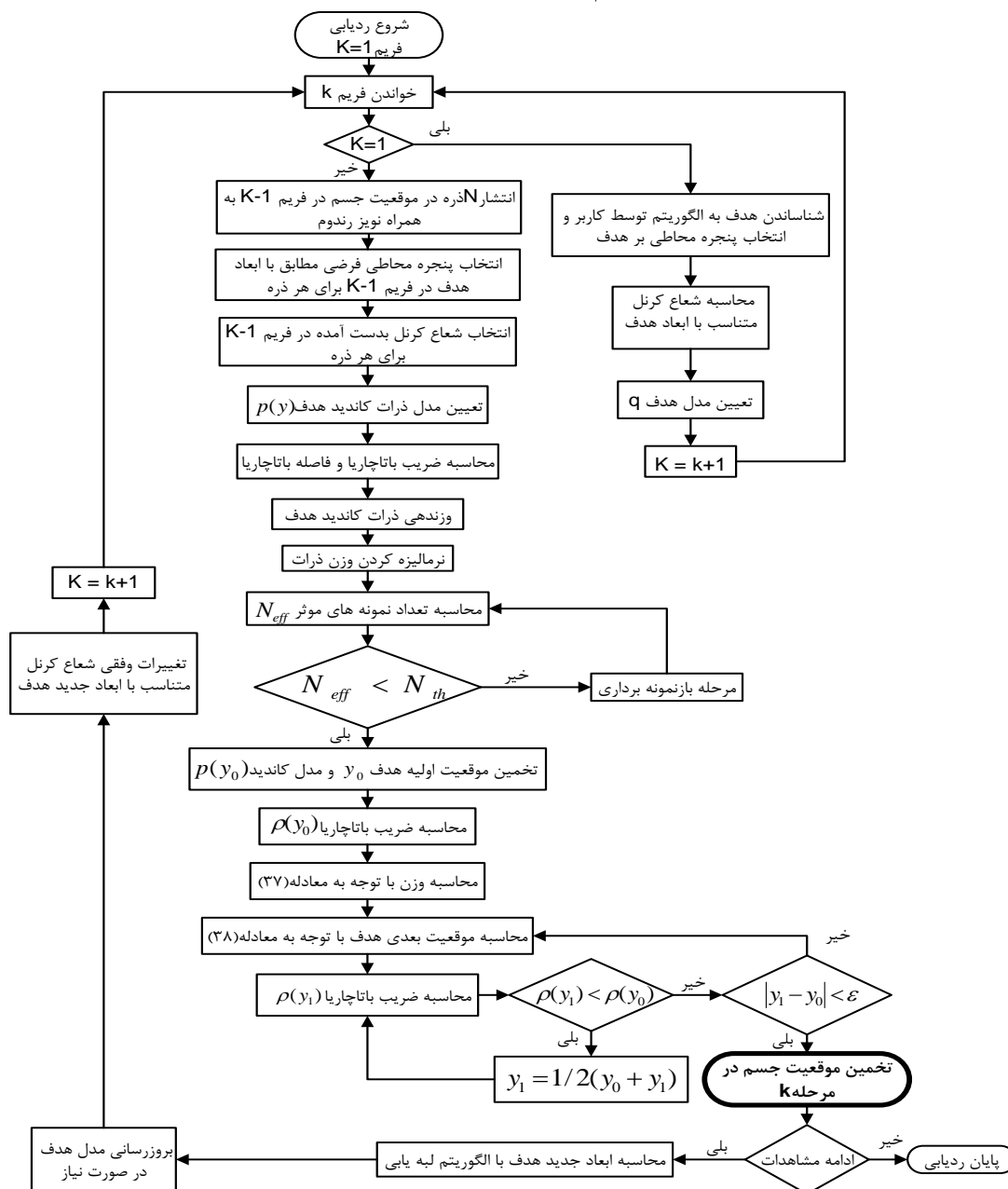
[13] M. Li, T. Tan, W. Chen, and K. Huang, "Efficient Object Tracking by Incremental Self-Tuning Particle Filtering on the Affine Group" in Proc. IEEE, March. 2012.

[14] J. Pocock, S. Dance, and A. Lawless, "State estimation using the particle filter with mode tracking" Comput. Fluids, vol. 46, no.1, pp.392–397, Jul. 2011.

[15] A. Doucet, S. Godsill, and C. Andrieu, "Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering" Journal Statistics and Computing, Vol. 10, No. 3, pp.197–208, 2000.

پیوست:

فلوچارت کلی الگوریتم ترکیبی بازنمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift



-
- ¹ Extended Kalman Filter(EKF)
 - ² Monte Carlo
 - ³ Particle Filter(PF)
 - ⁴ Bhattacharyya
 - ⁵ Sequential Monte Carlo(SMC)
 - ⁶ Important Sampling
 - ⁷ Proposal Distribution
 - ⁸ Sequential Importance Sampling
 - ⁹ Degeneracy
 - ¹⁰ Optimal Proposal Distribution
 - ¹¹ Sequential Importance Resampling
 - ¹² Sample Impoverishment
 - ¹³ Effective Sample Size
 - ¹⁴ Observation Likelihood

