

وفقی سازی شعاع کرنل در تخمین موقعیت اجسام متحرک بر اساس الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره

عقیل عبیری^۱، محمدرضا محزون^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه مخابرات، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، abiriaghil@yahoo.com

^۲ استادیار، دانشکده مهندسی برق، گروه مخابرات، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، rezamahzoun@yahoo.com

(تاریخ دریافت مقاله ۱۳۹۱/۹/۲۱، تاریخ پذیرش مقاله ۱۳۹۱/۱۲/۲۵)

چکیده: تعیین مناسب شعاع کرنل یکی از پارامترهای بحرانی ردیابی مبتنی بر چگالی کرنل می باشد، که تاکنون راهکار کامل و بی عیبی برای آن بیان نشده است. در این مقاله از یک روش لبه یابی با الگوریتم ردیابی مبتنی بر کرنل برای وفقی سازی شعاع آن استفاده می شود و از ترکیب آن با الگوریتم بازنمونه برداری فیلتر ذره، به یک الگوریتم ردیابی مقاوم و با دقت دست می یابد. بعد از تخمین چگالی کرنل مناسب، هیستوگرام وزن دار شده مدل هدف در فریم اول بدست می آید و با در نظر گرفتن میزان واریانس یک نویز تصادفی در این مکان، موقعیت ذرات کاندید در مرحله بعد پیشگویی می شوند، سپس هیستوگرام وزن دار شده این ذرات کاندید با همان چگالی کرنل، به عنوان مدل ذرات کاندید با مدل هدف مقایسه می شوند و توسط فاصله باتاچاریا، ذرات کاندید وزن دار می گردند. الگوریتم بازنمونه برداری، موقعیت هدف را در فریم بعدی تخمین می زند. سرانجام شعاع کرنل بر اساس لبه یابی، بر تغییرات مدل هدف منطبق می شود و مدل هدف نیز در صورت لزوم بطور وفقی بر اساس بهترین مدل ذره شبیه هدف، بروز می گردد.

کلمات کلیدی: بازنمونه برداری، شعاع کرنل، مدل هدف، فیلتر ذره، هیستوگرام وزن دار شده.

Adaptive Kernel Radius in Estimating the Position of Moving Target Tracking based on Resampling Particle Filter Algorithm

Aghil Abiri, Mohammad Reza Mahzoun

Abstract: In this paper, we perform adaptive radius of the kernel by an edge detection method with tracking algorithm based on kernel density and provides a robust tracking algorithm, in combination with the resampling particle filter algorithm. In the first frame, by suitable kernel density estimation, is obtained the weighted histogram of the target model and by adding random noise variance at this place, are predicted the position of candidate particles in the next step. The weighted histogram of this candidate particles are compared with the same density kernel by the target model and are weighted the candidate particles by Bhattacharyya distance. The resampling algorithm, estimates the target position in the next frame. Finally, radius of the kernel is consistent with the target model changes. If needed, the target model is updated according to the best model of particle similar to the target model, adaptively.

Keywords: Resampling, Kernel Radius, Target Model, Particle Filter, Weighted Histogram.

۱- مقدمه

استفاده شده است، به این صورت که ابتدا از یک کرنل Epanechnikov جهت بدست آوردن مدل اولیه هدف، بر اساس هیستوگرام وزندار شده استفاده شده است و سپس جهت کاستن از میزان نویز و خطا، در مواقعی که هدف به علت مانورهای زیاد و دور یا نزدیک شدن های فراوان، تغییر ابعاد می دهد، شعاع کرنل بر اساس یک الگوریتم مبتنی بر روش لبه یابی [۸] در هر فریم بصورت وفقی بروز می شود و سرانجام نیز با تعیین یک آستانه بهینه، هیستوگرام وزندار شده مدل هدف در فریم هایی که نیاز باشد، بروز می گردد. در ادامه در بخش های جداگانه ای الگوریتم فیلتر کالمن پیشرفته و الگوریتم فیلترزده در تخمین حالت جسم بررسی شده و تخمین چگالی کرنل و چگونگی وفقی سازی شعاع کرنل و نحوه بروز شدن مدل هدف در بخش های بعدی تشریح می گردند و سرانجام در بخش پایانی نتیجه شبیه سازی ها بررسی می شوند.

۲- فیلتر کالمن پیشرفته

الگوریتم فیلتر کالمن برای تخمین موقعیت اجسام با حرکت های خطی می باشد ولی از آنجا که در بسیاری از کاربردهای عملی موقعیت جسم بصورت غیرخطی تغییر می کند، استفاده از فیلتر کالمن بصورت مستقیم در این مسائل ممکن نیست. در فیلتر کالمن پیشرفته، با استفاده از بسط تیلور مرتبه اول حول بهترین تخمین موجود، مدل های غیرخطی با مدل های خطی تقریب زده می شوند. در این صورت فیلتر کالمن، قابل استفاده بر روی سیستم خطی بدست آمده، خواهد بود. لذا در این حالت فیلتر کالمن پیشرفته فقط تقریبی جهت حل معادلات بیز است و تخمین بهینه با معیار مربعات خطا نخواهد بود [۱۵]. حال اگر X_{t+1} حالت سیستم در لحظه $t+1$ باشد، مدل حالت سیستم را بصورت:

$$x_{t+1} = f(x_t) + g(x_t)w_t \quad (1)$$

در نظر گرفته و مدل مشاهده را بصورت:

$$z_t = h(x_t) + e_t \quad (2)$$

می نویسیم که در آن $f(\cdot)$ و $g(\cdot)$ و $h(\cdot)$ توابع انتقال هستند، w_t و v_t نیز نویز گوسی با میانگین صفر و کواریانس به ترتیب R_t و Q_t می باشند. اگر $\hat{x}_{t/t}$ تخمین حالت جسم در لحظه t باشد با بسط تیلور مرتبه اول حول این تخمین، با تقریب می توان نوشت [۱۵]:

$$f(x_t) \approx f(\hat{x}_{t/t}) + F_t(x_t - \hat{x}_{t/t}) \quad (3)$$

$$F_t^T = \nabla_x f^T(x) /_{x=\hat{x}_{t/t}}$$

$$h(x_t) \approx h(\hat{x}_{t/t}) + H_t(x_t - \hat{x}_{t/t}) \quad (4)$$

$$H_t^T = \nabla_x h^T(x) /_{x=\hat{x}_{t/t-1}}$$

$$g(x_t) \approx g(\hat{x}_{t/t}) = G_t \quad (5)$$

امروزه تلاشهای وسیعی در زمینه تشخیص و ردیابی اجسام متحرک از طریق پردازش تصویر صورت پذیرفته است و الگوریتم های متنوعی نیز در این زمینه طراحی و روی سخت افزارهایی مانند DSP، FPGA، پیاده سازی شده اند و هر کدام در شرایط مختلف کاربری نقاط ضعف و قوت خود را دارا می باشند، که با توجه به نوع عملیات و میزان اهمیت دقت و سرعت و ... الگوریتم مناسب انتخاب می گردد. موقعیت جسم، بر اساس یافتن جایگاه آن در تصویر بوده که مکان و سرعت جسم را بررسی می کند و ردیابی نیز بر اساس تعیین موقعیت جسم در فریم های متوالی تصویر انجام می پذیرد. برای یافتن بلادرنگ موقعیت اجسام متحرک مانوری و جهت کاهش تاثیر نویز، از روش های بازگشتی تخمین نیز استفاده می گردد. تکنیک های تخمین اغلب بر اساس الگوی فیشر یا الگوی بیز بیان می گردند [۱۵]. در الگوی بیز، پارامتر مجهول تغییر تصادفی دارد و حال آن که در الگوی فیشر پارامتر مجهول، ثابت می باشد. دیدگاه تئوری بیز در تعیین موقعیت و ردیابی اجسام متحرک، بر اساس تخمین از یک معادله بازگشتی می باشد و مطابق آن تخمین برای سیستم های خطی با نویز گوسی، بر پایه الگوریتم فیلتر کالمن^۱ بیان می گردد و برای سیستمهای غیرخطی با نویز گوسی، سیستم قبل از بکارگیری 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 می گیرد که تحت الگوریتم فیلتر کالمن پیشرفته^۲ (EKF) بیان می گردد [۱۵]، حال به جای خطی کردن سیستم جهت استفاده از فیلتر کالمن، مساله تخمین را می توان بصورت مستقیم انجام داد و تابع توزیع چگالی احتمال جسم را به صورت عددی و شمارشی بدست آورد، که می تواند برای مدل های قطعی و مدل های تصادفی انجام بگیرد و 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^۳ برای حل مسائل پیچیده آماری انجام می گیرد که در قالب الگوریتم فیلترزده^۴ (PF) بیان می گردد [۳]. در این مقاله ابتدا ضمن مقایسه دو الگوریتم تخمینگر EKF و PF در ردیابی اجسام متحرک مانوری با حرکت های غیرخطی و بررسی میزان خطاهای هر یک در ردیابی، کارایی دو الگوریتم در ردیابی اجسام متحرک با مانورهای زیاد تصادفی سنجیده شده است، آنگاه روشی برای ردیابی اجسام متحرک با مانورهای تصادفی بر اساس الگوریتم بازنمونه برداری فیلترزده ارائه شده است، ابتکاری که در این مقاله برای افزایش میزان دقت صورت پذیرفته است و متناسب با آن زمان پردازش نیز در بیشتر فریم ها کاسته شده است، این است که از یک الگوریتم ترکیبی

¹ Kalman Filter (KF)

² Extended Kalman Filter (EKF)

³ Monte Carlo

⁴ Particle Filter (PF)

احتمال، برای تخمین پارامترهای یک توزیع دلخواه استفاده می شود. فیلترذره راه حل کاملی برای تخمین بهینه حالت جسم در شرایطی که مدل سیستم غیرخطی با توزیع نوین غیرگوسی است، می باشد. مدل انتقال یا حرکت سیستم را با زبان احتمالاتی بصورت $p(x_t/x_{t-1})$ 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. با در نظر گرفتن معادلات بازگشتی بیز که از دو مرحله زیر تشکیل شده اند:

مرحله پیش بینی^۲:

$$p(x_t/Z_{t-1}) = \int_{R^n} p(x_t/x_{t-1}) p(x_{t-1}/Z_{t-1}) dx_{t-1} \quad (10)$$

مرحله بروز رسانی^۳:

$$p(x_t/Z_t) = \frac{p(z_t/x_t) p(x_t/Z_{t-1})}{p(z_t/Z_{t-1})} \quad (11)$$

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

عمل انتگرال گیری بر روی متغیرهای فضای حالت فرایند صورت می گیرد، صرفنظر از اینکه چنین انتگرالی می تواند در هر حالت حل بسته داشته باشد، در صورتی که ابعاد فضای حالت بالا باشد هزینه محاسباتی بالایی خواهد داشت. 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. مبنای کار به این صورت است که برای محاسبه انتگرال

$$I = \int g(x) dx \quad (12)$$

آنها به صورت حاصل ضرب عبارت $g(x) = f(x) \cdot p(x)$ تبدیل کرده که در آن $p(x)$ نشان دهنده یک تابع احتمال است که شرایط $\int p(x) dx = 1$ and $p(x) \geq 0$ را برآورده می کند، لذا با این شرایط I امید ریاضی تابع دلخواه $f(x)$ می باشد.

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^۴ مانند $(X_{0:k}^i)$ نمونه برداری شود:

$$(i=1,2,\dots,N) X_{0:k}^i = X_k^i \sim p(X_k/Z_k) \quad (13)$$

تخمینی از این توزیع بصورت زیر تعریف می شود:

$$P_N(X_k/Z_k) \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(X_k - X_k^i) \quad (14)$$

که در آن $\delta(X_k - X_k^i)$ نشان دهنده تابع دلتای دیراک در نقطه $(X_k = X_k^i)$ می باشد. چنین تخمینی را برای توزیع فیلترسازی نیز استفاده می کنند. اگر امید ریاضی تابع دلخواه $f(\cdot)$ را نسبت به $p(X_k/Z_k)$ با I نشان دهند:

از ترکیب این معادلات و جایگذاری در معادلات (۱) و (۲)، با یک تقریب مناسب خواهیم داشت:

$$x_{t+1} = F_t x_t + (f(x_{t/t}^{\wedge}) - F_t x_{t/t}^{\wedge}) + G_t w_t \quad (6)$$

$$z_t - (h(x_{t/t-1}^{\wedge}) - H_t x_{t/t-1}^{\wedge}) = H_t x_t + e_t \quad (7)$$

که این یک مدل خطی در فضای حالت x_t می باشد. حال با اعمال فیلترکالمن بر روی آن داریم [۱۵]:

$$x_{t+1/t}^{\wedge} = F_t x_{t/t}^{\wedge} + (f(x_{t/t}^{\wedge}) - F_t x_{t/t}^{\wedge}) \quad (8)$$

$$x_{t/t}^{\wedge} = x_{t/t-1}^{\wedge} + K_t (z_t - h(x_{t/t-1}^{\wedge})) \quad (9)$$

که $P_{t/t}$ کواریانس بازگشتی و K_t بهره فیلترکالمن می باشد.

الگوریتم کلی فیلترکالمن پیشرفته در جدول ۱ بیان گردیده است.

خطای خطی سازی در این الگوریتم ممکن است در بسیاری موارد قابل توجه باشد. این مورد در مواقعی که توابع $f(\cdot)$ و $h(\cdot)$ بسیار غیرخطی باشند، یا خطای نقاطی که توابع در آن ها خطی می شوند زیاد باشد، موجب ناسازگاری یا واگرایی فیلتر می گردد. علاوه بر آن، به دلیل وابستگی کواریانس ها به مقدار تخمین (به دلیل خطی سازی ها)، امکان محاسبه کواریانس ها قبل از رسیدن مشاهدات در فیلترکالمن پیشرفته وجود ندارد. فرض گوسی بودن نوین نیز از محدودیت های ذاتی فیلترکالمن پیشرفته می باشد.

جدول ۱: الگوریتم فیلترکالمن پیشرفته (EKF)

الف) بروز کردن زمان
$x_{t+1/t}^{\wedge} = f(x_{t/t}^{\wedge})$ $P_{t+1/t} = F_t P_t F_t^T + G_t Q_t G_t^T$
ب) بروز کردن محاسبات
$x_{t/t}^{\wedge} = x_{t/t-1}^{\wedge} + K_t (z_t - (h(x_{t/t-1}^{\wedge})))$ $P_{t/t} = P_{t/t-1} - K_t H_t P_{t/t-1}$ <p style="text-align: right;">که در آن</p> $K_t = P_{t/t-1} H_t^T (H_t P_{t/t-1} H_t^T + R_t)^{-1}$ $H_t^T = \nabla_x h^T(x)_{x=x_{t/t-1}^{\wedge}}$ $F_t^T = \nabla_x f^T(x)_{x=x_{t/t}^{\wedge}}$ $G_t^T = \nabla_x g^T(x)_{x=x_{t/t}^{\wedge}}$

۳- فیلترذره

فیلترذره یک روش جدید برای بدست آوردن تابع توزیع احتمال پسین بر پایه تئوری بیز می باشد. الگوریتم فیلترذره بر مبنای روش های مونت کارلوی زنجیره ای^۱ بوده که در آن از نمایش ذره ای چگالی

² Prediction

³ Update

⁴ Independent and Identically Distributed (i.i.d.)

¹ Sequential Monte Carlo (SMC)

$$w(x^i) = \frac{\tilde{w}(x^i)}{\sum_{j=1}^N \tilde{w}(x^j)} \quad (21)$$

در نمونه برداری بااهمیت در هر گام می بایستی نمونه برداری از توزیع $q(x)$ را به همراه محاسبه وزن ها انجام داد که محاسبات را در هر گام بالا می برد. روش نمونه برداری بااهمیت دنباله ای به حل این مشکل می پردازد.

۳-۲- نمونه برداری بااهمیت دنباله ای (SIS)^۳

اگر X_k برداری شامل تمام حالت های هدف تا لحظه k باشد، یعنی $X_k = \{x_1, \dots, x_k\}$ و توزیع پسین توام در لحظه k بصورت $p(X_k|Z_k)$ و توزیع کناری^۴ آن با $p(x_k|Z_k)$ نشان داده شوند، وزن های بااهمیت را می توان بصورت بازگشتی نیز بدست آورد، ایده اصلی در این روش که به نمونه برداری بااهمیت دنباله ای (SIS) مشهور است، استفاده دوباره از نمونه های تولید شده در گام های قبل برای نمونه برداری از تابع توزیع پسین در گام جدید است و نشان داده می شود که این فرایند موجب ثابت ماندن هزینه محاسباتی الگوریتم در هر مرحله می شود، به این منظور باید بتوان تابع توزیع پیشنهادی در لحظه k را بصورت زیر تجزیه کرد:

$$q(X_k|Z_k) = q(x_k|X_{k-1}, Z_k) q(X_{k-1}|Z_{k-1}) \quad (22)$$

لذا برای نمونه برداری از توزیع پیشنهادی در گام k فقط لازم است که از توزیع $q(x_k|X_{k-1}, Z_k)$ برای X_k^i نمونه برداری شود. در این حالت از کنار هم گذاشتن نمونه های $\{X_{k-1}^i\}$ تولیدی از توزیع پیشنهادی $q(X_{k-1}|Z_{k-1})$ در مراحل قبل و نمونه X_k^i تولیدی از $q(x_k|X_{k-1}, Z_k)$ به نمونه ای از توزیع $q(X_k|Z_k)$ دست خواهیم یافت. اگر نمایش موقعیت ذرات در لحظه k بصورت $\{X_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ و وزن مربوط به ذرات در لحظه k بصورت $\{w_k^i, i=1, 2, \dots, N\}$ باشد و وزن ها در هر لحظه زمانی بصورت $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$ نرمالیزه باشند. در این صورت توزیع پسین توام در لحظه k بصورت زیر تقریب می زند:

$$p(X_k/Z_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (23)$$

که در آن w_k^i وزن های بااهمیت ذرات بوده و بصورت:

$$w_k^i = \frac{p(X_k^i/Z_k)}{q(X_k^i/Z_k)} \quad (24)$$

که از یک توزیع پیشنهادی مانند $q(X_k|Z_k)$ نمونه برداری شده است. با استفاده از قاعده بیز و تعریف احتمال شرطی و خاصیت مارکف بودن در مدل فضای حالت، وزن ها را می توان بصورت بازگشتی بدست آورد. لذا داریم [۳]:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k/X_k^i) \cdot p(X_k^i/X_{k-1}^i)}{q(X_k^i|X_{k-1}^i, Z_k)} \quad (25)$$

$$I = \int f(X_k) \cdot p(X_k/Z_k) dX_k \quad (15)$$

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

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

$$I_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X_k^i) \quad (16)$$

اگر نمونه های X_k^i مستقل باشند آنگاه I_N یک تخمین نااریب می گردد و مطابق با قانون اعداد بزرگ با I قابل تقریب خواهد بود و در صورتی که N عدد بسیار بزرگی باشد تخمین بخوبی 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 مهمترین مزیت انتگرال گیری مونته کارلو نسبت به روش های انتگرال گیری عددی می باشد.

۳-۱- نمونه برداری بااهمیت^۱

در اغلب موارد، نمونه برداری بصورت مستقیم از توزیع چگالی $p(x)$ در هر گام به دلایلی مانند پیچیدگی، ابعاد بالا، در دسترس نبودن آن بصورت 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 مونته کارلو نزدیک شد. $q(x)$ را توزیع پیشنهادی^۱ می نامند و اگر $p(x) > 0$ آنگاه $q(x) > 0$ برای $x \in R^{n_x}$ شرط لازم جهت این کار می باشد، که به آن معناست که $q(x)$ و $p(x)$ یکسانی دارند، لذا انتگرال بصورت زیر نوشته می شود:

$$I = \int f(x) \cdot p(x) dx = \int f(x) \cdot \frac{p(x)}{q(x)} \cdot q(x) dx \quad (17)$$

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

$$I_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot \tilde{w}(x^i) \quad (18)$$

$$\tilde{w}(x^i) = \frac{p(x^i)}{q(x^i)} \quad (19)$$

عبارت $\tilde{w}(x^i)$ وزن های بااهمیت نامیده می شوند و از آنجا که فاکتور نرمالیزاسیون مربوط به $p(x)$ را نداریم، لذا وزن های بااهمیت بدست آمده را نرمالیزه کرده و داریم [۳]:

$$I_N = \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot w(x^i) \quad (20)$$

که در آن $w(x^i)$ نشان دهنده وزن نرمالیزه شده نمونه i ام است که بصورت زیر محاسبه می گردد:

³ Sequential Importance Sampling

⁴ Distribution Marginal

¹ Importance Sampling

² Proposal Distribution

افزایش می یابد و تنها چند ذره وزن زیادی دارند، یعنی پس از گذشت زمان اندکی، بیشتر نمونه ها وزن نرمالیزه شده نزدیک به صفر خواهند داشت و تنها یک نمونه دارای وزن بزرگی می باشد که از این پدیده با نام انحطاط^۱ ذرات یاد می شود. لذا تخمین مناسبی از توزیع پسین توام را ارائه نمی کند. همچنین در این حالت اکثر توان محاسباتی ما به نمونه برداری و محاسبه وزن برای نمونه هایی اختصاص یافته که به دلیل وزن بسیار کم، تاثیر ناچیزی بر روی تخمین نهایی دارند. بدیهی است که چنین حالتی به معنی تلف شدن قسمت بزرگی از توان محاسباتی موجود خواهد بود. برای حل مشکل انحطاط، انتخاب توزیع پیشنهادی در گام k باید بصورتی باشد که واریانس شرطی وزن ها را کمینه کند [۱۱]. به این توزیع، توزیع پیشنهادی بهینه^۲ گفته می شود که از اطلاعات بدست آمده از مشاهده آخر نیز در نمونه برداری استفاده می کند، این توزیع به فرم زیر می باشد:

$$q(x_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = p(x_k^i / z_k, x_{k-1}^i) \quad (30)$$

و طبق معادله (۲۵) وزن ها برای این توزیع بصورت زیر در می آیند:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot p(z_k / x_{k-1}^i) \quad (31)$$

لذا وزن ها به نمونه های تولید شده در گام فعلی (x_k^i) وابسته نمی باشند، لذا امکان موازی سازی نمونه برداری و محاسبه وزن ها در هر گام را میسر می کند [۱۴]. در شبیه سازی این مقاله از این نوع توزیع پیشنهادی استفاده شده است.

۳-۴- بازنمونه برداری دنباله ای (SIR)^۳

بازنمونه برداری، روشی برای حل مشکل انحطاط از طریق صفر کردن واریانس وزن هاست، این روش نقشی اساسی در کارایی روش های مونت کارلوی دنباله ای بازی می کند. در مرحله باز نمونه برداری از میان نمونه های وزندهی شده در انتهای یک گام SIS، N بار نمونه برداری انجام می شود. شانس انتخاب شدن هر ذره به وزن آن ذره وابسته است. در نتیجه، در این گام نمونه هایی با وزن بیشتر چندین مرتبه کپی شده و نمونه هایی با وزن کمتر حذف می شوند. در انتهای این گام وزن همه نمونه های انتخاب شده برابر با N^{-1} خواهد بود. شکل ۲ نمای گرافیکی مرحله بازنمونه برداری را که منجر به حذف نمونه های با وزن کم و تمرکز روی نمونه های با وزن زیاد است را برای ۱۰ ذره نشان می دهد. به این روش که در آن از نمونه برداری با اهمیت دنباله ای، باز نمونه برداری می کند، بازنمونه برداری دنباله ای (SIR) گویند.

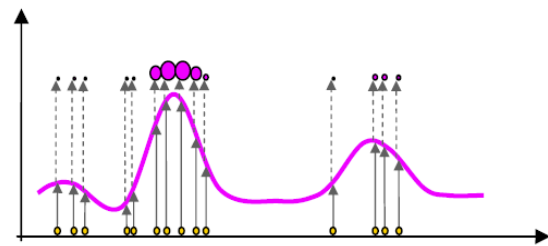
اگر چه SIR گامی حیاتی برای مقابله با انحطاط در فیلترهای ذره ای می باشد، ولی مشکلاتی را نیز در پی خواهد داشت [۱۲]:

به جمله ای که در عبارت (۲۵) در هر گام به وزن گام قبل ضرب می گردد، وزن نموی گویند. سپس این وزن ها مطابق قبل نرمالیزه می شوند. برای توزیع پسین کناری $p(x_k / Z_k)$ می توان نوشت:

$$p(x_k / Z_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (26)$$

در این روش تعداد ذرات N در فضای حالت به گونه ای انتخاب می شوند که تمامی فضای حالت را پوشش دهند، هر چه تعداد ذرات بیشتر باشد (N به بینهایت میل کند)، تخمین معادله (۲۶) دقیق تر است [۳].

شکل ۱ روش نمونه برداری با اهمیت دنباله ای را بصورت شماتیک نشان می دهد. نقاط دایره ای، توزیع ذرات و قطر آنها وزن ذرات را نشان می دهد. با فرض اینکه همه ذرات در لحظه k وزن یکسانی داشته باشند، توزیع احتمال پسین در لحظه k رسم می شود، 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 می گردند. لذا وزن ذرات، یعنی قطر نقاط دایره ای، در مکان هایی که مقدار تابع توزیع احتمال کوچکتر است، کمتر می باشند. لذا با استخراج ذرات و وزن مربوط به آنها، توزیع پسین بصورت معادله (۲۳) بیان می شود. ساختار توضیح داده شده در این قسمت که توزیع پسین توام در هر گام، با استفاده از نمونه های وزندار شده توصیف می گردند، اساس کاری فیلترهای ذره ای محسوب می شوند.



شکل ۱: نمایش روش SIS از تابع چگالی احتمال پسین

۳-۳- توزیع پیشنهادی

موضوع اساسی در فیلترهای ذره، انتخاب توزیع پیشنهادی مناسب است، ساده ترین انتخاب برای این توزیع، توزیع پیشین می باشد [۱۳]، لذا با فرض مارکف بودن سیستم، در گام k لازم است که از تابع چگالی احتمال انتقال نمونه برداری کنیم، یعنی:

$$q(x_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = p(x_k^i / x_{k-1}^i) \quad (27)$$

که در حالت کلی معادل نمونه برداری از تابع چگالی احتمال نویز خواهد بود. یعنی اگر مدل نویز بصورت جمع شونده گوسی با میانگین صفر باشد، تابع چگالی احتمال انتقال بصورت زیر مدل می شود:

$$p(x_k^i / x_{k-1}^i) = N(x_k; f_{k-1}(x_{k-1}^i), Q_{k-1}) \quad (28)$$

و معادله (۲۵) برای وزن ها نیز به حالت زیر تغییر می کند:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \cdot p(z_k / x_k^i) \quad (29)$$

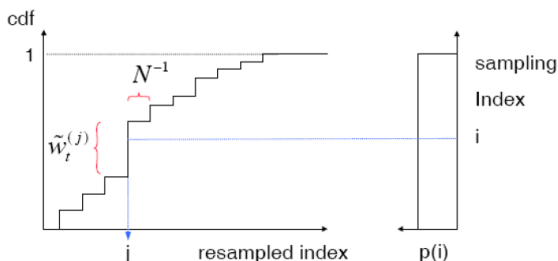
مشکل اصلی در این روش به افزایش واریانس وزن ها مربوط می شود [۱۰]، چرا که واریانس وزن ها برای این توزیع پیشنهادی، در هر گام

¹ Degeneracy

² Optimal Proposal Distribution

³ Sequential Importance Resampling

حضور داشته باشد بدست می آید، لذا همان طور که مشاهده می شود، ذره ای که وزن بیشتر داشته باشد، احتمال انتخاب شدن بیشتری را دارد، لذا موقعیت و وزن 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 بصورت بازگشتی بروز می کند و در پایان این مرحله مجموعه جدیدی از ذرات با موقعیت ها و وزن های جدید بدست می آیند [۱].



شکل ۳: نحوه جایگزینی وزن ها در مرحله SIR

الگوریتم کلی فیلتر ذره با استفاده از الگوریتم بازنمونه برداری مطابق با جدول (۲) بیان می گردد [۳].

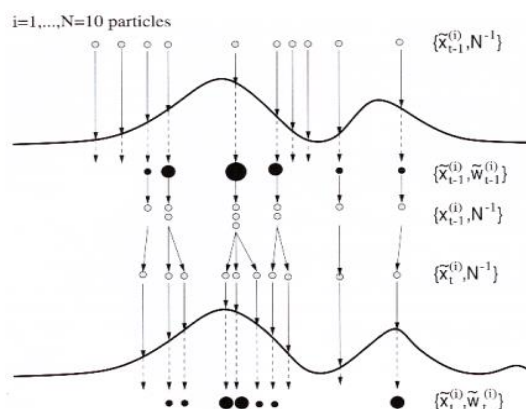
جدول ۲: الگوریتم فیلتر ذره با روش بازنمونه برداری

<p>ورودی: نمونه های X_{k-1}^i با وزنه های w_{k-1}^i در گام $k-1$</p> <p>خروجی: نمونه های X_k^i با وزنه های w_k^i در گام k</p> <p>۱- برای تعداد N ذرات، از توزیع پیشنهادی در گام k نمونه برداری کنید:</p> $x_k^i \sim q(x_k^i X_{k-1}^i, Z_k)$ <p>۲- برای تعداد N ذرات، با توجه به نوع تابع توزیع پیشنهادی وزنها را محاسبه کنید:</p> $w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k/x_k^i) \cdot p(x_k^i/x_{k-1}^i)}{q(x_k^i X_{k-1}^i, Z_k)}$ <p>۳- برای تعداد N ذرات، وزنها را نرمالیزه کنید:</p> $w(x_k^i) = \frac{w_k^i}{\sum_{j=1}^N w_k^j}$ <p>۴- تعداد نمونه های موثر را بدست آورید:</p> $N_{\text{eff}}^{\wedge} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2}$ <p>۵- آستانه ورود به حلقه بازنمونه برداری را تشکیل دهید (که N_{th} به طور معمول $N/2$ یا $3/4N$ می باشد):</p> $N_{\text{eff}}^{\wedge} < N_{\text{th}}$ <p>۶- یک مجموعه جدید از ذرات $\{X_k^i, i=1,2,\dots,N\}$ با موقعیتها و وزنه های جدید مطابق با نمای گرافیکی شکل (۳) تشکیل دهید، به طوری که احتمال انتخاب اندیس i^* بصورت زیر باشد:</p> $\text{prob}(X_k^i = X_k^{i^*}) = w(x_k^{i^*})$ <p>۷- برای ذرات N، وزنها را $w(x_k^i) = N^{-1}$ قرار دهید.</p>

تخمین موقعیت نهایی و عدم قطعیت مکانی (واریانس) در استفاده از الگوریتم فیلتر ذره می تواند بصورت زیر محاسبه گردد:

۱. SIR خود تخمینی از تخمین وزندار SIS است، در نتیجه SIR به ناچار خطایی را در تخمین آن گام ایجاد خواهد کرد.

۲. SIR باعث کپی شدن ذرات با وزن های بیشتر و حذف نمونه های با وزن کم می شود. این موضوع باعث می شود که نمونه ها گذشته یکسانی پیدا کنند و در عمل ممکن است به حالتی رسید که همگی ذرات موجود در گام k ، نمونه هایی یکسان برای تعیین موقعیت در آن گام داشته باشند، یعنی موقعیت تنها با یک نمونه تخمین زده شده است. به این پدیده فقر نمونه^۱ گفته می شود.



شکل ۲: نمای گرافیکی بازنمونه برداری N ذره [۳]

لذا با توجه به این موارد و اینکه واریانس وزن ها برای توزیع پیشنهادی در هر گام باز هم ممکن است افزایش یابد، باید تا جایی که امکان دارد در SIR با احتیاط رفتار نمود. لذا در این مقاله معیاری برای سنجش میزان انحطاط و جلوگیری از واگرایی بیان شده است که با عنوان تعداد نمونه های موثر^۲ معرفی می گردد. این معیار، به وضعیت نمونه ها در هر گام، عددی مثبت و کوچکتر از N_{th} نسبت می دهد (به طور معمول $N/2$ یا $3/4N$) که می توان از آن به عنوان تعداد نمونه هایی که بصورت موثر توزیع هدف را تخمین می زنند، تعبیر کرد. تعداد نمونه های موثر را با N_{eff}^{\wedge} نشان داده و بصورت:

$$N_{\text{eff}}^{\wedge} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (32)$$

می باشد. اگر تعداد نمونه ها از مقدار آستانه از پیش تعیین شده ای کمتر باشد، یعنی $N_{\text{eff}}^{\wedge} < N_{\text{th}}$ بازنمونه برداری انجام می پذیرد. لذا $1 \ll N_{\text{eff}}^{\wedge} \ll N$ می باشد که حد بالای آن برای موقعی است که ذرات دارای وزن های یکسانی باشند و حد پایین آن برای مواقعی است که جمع احتمال ذرات در گام k ، برابر یک باشد.

شکل ۳ نحوه جایگزینی وزن ها در مرحله SIR را نشان می دهد، که در آن ابتدا عددی بین صفر و یک بصورت اتفاقی و با توزیع یکنواخت تولید شده و با تصویرکردن آن بر روی تابع سمت چپ که تابع تجمعی وزن های نرمالیزه است، اندیس ذره ای که باید در جمعیت گام بعدی

¹ Sample Impoverishment
² Effective Sample Size

محدب و نزولی اکید، وزن های کوچکتر را به پیکسل های دورتر از مرکز نسبت می دهد، لذا استفاده از این وزن ها باعث مقاومت بیشتر چگالی تخمین می شود، چرا که پیکسل های دور از مرکز به خاطر پنهان شدگی های جزئی، شبه هدف ها و تداخل با زمینه، کمترین اعتبار را دارند. هیستوگرام مدل هدف با اعمال چگالی کرنل، وزندار شده و لذا به آن هیستوگرام وزندار شده مدل هدف گفته می شود و بصورت:

$$q(u) = f \sum_{j=1}^I g(x_j) \delta[b(x_j - u)] \quad (39)$$

بیان می شوند که I تعداد پیکسل ها در محدوده مورد نظر، X_j موقعیت پیکسل ها در آن محدوده و f نیز فاکتوری جهت تضمین برقراری معادله (38) می باشد [2].

۴-۲- مدل ذرات کاندید هدف

در فریم بعدی، از آنجا که مطابق با الگوریتم فیلتر ذره، موقعیت N ذره پیشگویی می گردد و هر کدام از این ذرات بصورت تصادفی در محدوده ای اطراف مرکز جرم فریم قبلی هستند و هر کدام از آنها می توانند کاندید برای موقعیت جدید هدف باشند، لذا هیستوگرام وزندار شده همه این ذرات با پنجره ای به ابعاد مدل هدف حول هر ذره همانند مدل هدف، بدست می آیند. لذا اگر کاندید هدف در موقعیت γ تعریف شود و تابع چگالی احتمال آن با $P(\gamma)$ نمایش داده شود، برای هر ذره می توان نوشت:

$$p(\gamma) = \{p_u(\gamma)\}_{u=1,2,\dots,m} \text{ And } \sum_{u=1}^m p_u(\gamma) \quad (40)$$

و با اعمال کرنلی شبیه مدل هدف، هیستوگرام وزندار شده مدل کاندید، برای هر ذره بصورت:

و با اعمال کرنلی شبیه مدل هدف، هیستوگرام وزندار شده مدل ذرات کاندید، برای هر ذره بصورت:

$$p_{\gamma}(u) = f \sum_{j=1}^I g\left(\frac{y-x_j}{a}\right) \delta[b(x_j - u)] \quad (41)$$

خواهد بود که I تعداد پیکسل ها در محدوده مورد نظر، X_j موقعیت پیکسل ها در آن محدوده، a فاکتور نرمال سازی و f نیز فاکتوری جهت تضمین برقراری معادله (40) می باشد [2].

۴-۳- ضریب با تاچاریا^۱

این ضریب میزان مشابهت دو توزیع احتمال گسسته را بیان می کند، هر چه دو توزیع شباهت بیشتری با یکدیگر داشته باشند، مقدار عددی آن به یک نزدیک می گردد و هر چه شباهت کمتر باشد، این ضریب به صفر میل پیدا می کند. تابع $\rho[p(y), q]$ را به عنوان تابع مشابهت میان q و p تعریف می کنیم که نقش احتمال را بازی می کند و بیشینه آن در ناحیه کاندید هدف، حضور هدف را در آن فریم با توجه به مشابهت با q نشان می دهد و بصورت:

(33)

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

$$P_{k/k} \approx \sum_{i=1}^N w_k^i (x_k^i - x_{k/k}^{MMS})(x_k^i - x_{k/k}^{MMS})^T \quad (34)$$

۴- تخمین چگالی کرنل

تخمین چگالی یک مفهوم اساسی در مباحث آمار است و بطور وسیعی در الگوریتم های تشخیص و ردیابی مورد استفاده قرار می گیرد. طبق تعریف، تخمین چگالی از روی نمونه های مورد مشاهده تخمین زده می شود. از آنجا که چگالی تخمین زده شده به ساختار نمونه ها وابسته است [6]، با هر تابع چگالی اختیاری تحت شرایطی خاص، قابل ارائه است. یکی از عمومی ترین روش های تخمین چگالی غیر پارامتریک، روش تخمین چگالی کرنل است [7]. برای یک متغیر تصادفی، تابع کرنل که در شرط زیر صدق می کند:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dx = 1 \quad (35)$$

برای هر نمونه بکار می رود و تخمین چگالی کرنل بصورت زیر تعریف می گردد:

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n g\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (36)$$

که در آن h پهنای پنجره کرنل، پارامتر نرم کننده یا پهنای باند نامیده می شود و k نیز ثابت بهنجارش می باشد. 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 می کنند. ما در این مقاله از تابع کرنل Epanechnikov بصورت [4]:

$$g(x) = \begin{cases} \frac{3}{4}(1-x^2) & x < 1 \\ 0 & \text{سایر} \end{cases} \quad (37)$$

استفاده کرده ایم. این کرنل نسبت به سایر توابع کرنل دیگر، میزان خطای ما را در محاسبه هیستوگرام مدل هدف و ردیابی آن در فریم های بعدی کاهش می دهد [6].

۴-۱- مدل هدف

برای مشخص کردن مدل هدف، ابتدا یک فضای ویژگی انتخاب می شود، مدل مرجع هدف توسط تابع چگالی احتمال آن در فضای ویژگی با q نشان داده می شود، مدل هدف می تواند هیستوگرام سطوح خاکستری باشد. اگر تعداد ویژگی ها را با $u = 1, 2, \dots, m$ نشان دهیم، داریم [4]:

$$q = \{q_u\}_{u=1,2,\dots,m} \text{ And } \sum_{u=1}^m q_u = 1 \quad (38)$$

حال که از هیستوگرام به عنوان ویژگی هدف استفاده شده است، جهت اعمال اعتبار بیشتر به نقاط حول مرکز جرم، از یک کرنل همگن برای انجام ماسک در فضای مکان استفاده می کنند. این کرنل با نمایی

¹ Bhattacharyya

w و h ارتفاع و پهنای مستطیل احاطه کننده هدف در قاب قبلی است. موقعیت اولیه مرزها X_L و X_R و Y_T و Y_B در فریم ابتدایی توسط کاربر تعیین می گردد و موقعیت نهایی مرزها در فریم جاری توسط معادله های (۴۵) تا (۴۹) تعیین می شوند و در آن $\lambda = 0.1$ می باشد [۹].

$$x_L = \operatorname{argmax} C_L \Theta W_t(x, y) \quad (45)$$

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

$$x_R = \operatorname{argmax} C_R \Theta W_t(x, y) \quad (46)$$

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

$$y_T = \operatorname{argmax} C_T \Theta W_t(x, y) \quad (47)$$

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

$$y_B = \operatorname{argmax} C_B \Theta W_t(x, y) \quad (48)$$

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

(۴۹)

$$C_I \Theta W_t(x, y) = \sum_{i=-w'/2}^{+w'/2} \sum_{j=-h'/2}^{+h'/2} C_I(i, j) \cdot W_t(x+i, y+j)$$

که w' و h' و $I \in \{L, R, T, B\}$ نیز ارتفاع و پهنای 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 قاب بعدی بطور مناسب انتخاب نمود.

۶- بروز کردن مدل هدف

هنگامی که شدت و ظاهر جسم مرتب تغییر می کند، لازم است که مدل هدف نیز در فریم های متوالی بر اساس بهترین مچ شدگی بین مدل ذرات کاندید با مدل هدف اصلی بروز گردد، در شبیه سازی این مقاله از سنجش متوسط میزان وزن ها در هر فریم (اگر کمتر از ۵۵ درصد گردد) برای زمان ورود به این مرحله استفاده شده است [۵] و از ذره ای که بیشترین وزن را در آن گام نسبت به مدل هدف اصلی داشته برای بروز رسانی انتخاب شده است، یعنی:

$$q_k = (1 - \alpha_q) q_{k-1} + \alpha_q p_{est} \quad (50)$$

که α_q عددی بین صفر و یک بوده و برای تاثیر میزان مدل قبلی هدف در مدل فعلی می باشد، در شبیه سازی این مقاله این فاکتور ۰٫۱ در نظر گرفته شده است [۱۰] و p_{est} نیز بهترین مدل کاندید ذره برای جایگزینی در مدل هدف است.

۷- شبیه سازی

برای مقایسه دو تخمینگر EKF و PF ابتدا یک مدل غیرخطی برای حرکت حالت جسم در یک محور مختصات بصورت [۱۷]:

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m [\sqrt{p(u)} \times q(u)] \quad (42)$$

تعریف می گردد. 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 می شود:

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (43)$$

که این معیار برای هر توزیع دلخواه معتبر بوده و دارای یک ساختار متریک می باشد و هرچه دو توزیع شباهت بیشتری با یکدیگر داشته باشند، مقدار آن به صفر میل می کند [۲].

۴-۴ تابع توزیع درستنمایی مشاهده^۱

تابع درستنمایی مشاهده برای فرایند ردیابی در فیلترذره بسیار حیاتی می باشد، چرا که این تابع موجب وزندارشدن ذرات جهت ورود به مرحله بازنمونه برداری می شوند. این تابع بصورت [۲]:

$$w^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(\frac{-d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (44)$$

بوده که d را از روی فاصله باتاچاریا جایگزین کرده و عددی بین صفر و یک است، σ نیز پارامتری تاثیرگذار که میزان واریانس در نظر گرفته شده جهت مقایسه مدل هدف با مدل کاندید می باشد، که در شبیه سازی این مقاله ۰٫۱۵ در نظر گرفته شده است [۲].

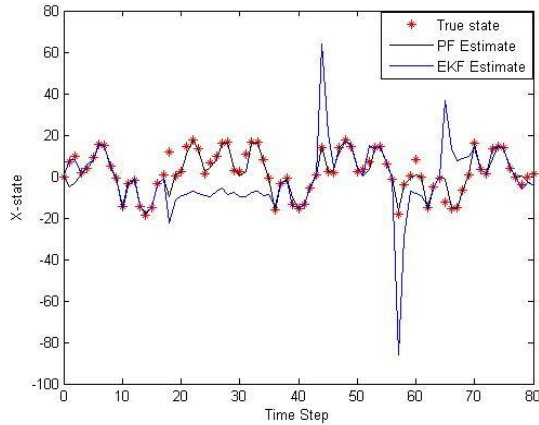
۵- وقفی سازی شعاع کرنل

هنگامی که اندازه و ابعاد هدف تغییر می کند، اگر شعاع کرنل که در قاب ابتدایی با توجه به ابعاد هدف تعیین شده است، بدون تغییر باقی بماند، می تواند موجب شکست الگوریتم گردد و یا به یک موقعیت یابی ضعیف منجر شود [۸]. برای رفع این مشکل، روش مؤثری برای وفق دادن مستطیل احاطه کننده هدف با مقیاس جدید هدف، پیشنهاد می شود. این روش بر مشاهده تغییرات سریع مقدار پیکسل های تصویرزنندار 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 می باشند مطابق شکل ۴ معرفی می شوند:

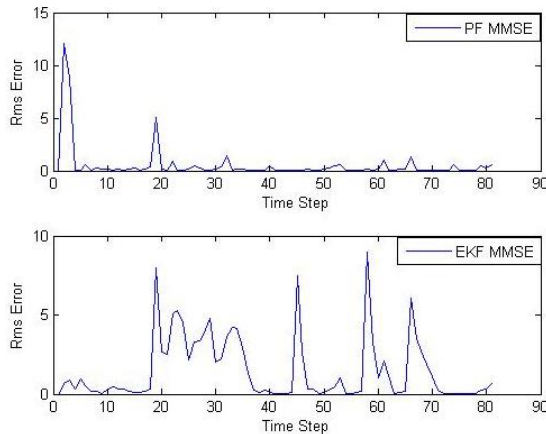


شکل ۴: الگوهای همبستگی (از چپ به راست) برای موقعیتهای چپ، راست، بالا، پایین

¹ Likelihood Distribution Observation



شکل ۵: مقایسه تخمین موقعیت از طریق دو الگوریتم PF و EKF



شکل ۶: مقایسه متوسط خطا در دو الگوریتم PF و EKF

حال برای شبیه سازی ردیابی یک جسم با مانور زیاد در تصویر بر اساس الگوریتم بازنمونه برداری فیلترزده و تشکیل مدل هدف با یک کرنل و وفقی سازی شعاع آن حین ردیابی، از یک فیلم هواپیمای جنگنده F22 با ۱۷۰۳ فریم که دارای مانورهای حرکتی با تغییرات در جهت و زاویه بصورت تصادفی می باشد، استفاده شده است. لذا به دلیل مانورهای زیاد و تصادفی و حرکت های دورشونده و نزدیک شونده و با توجه به تغییرات دائم اندازه و شکل هدف و نیز تغییرات شدت پشت زمینه، مدل هدف در هر چند فریم یکبار نیاز به بروزرسانی دارد. شکل ۷ میزان تغییرات مدل هدف را در چند فریم به عنوان نمونه نشان می دهد. همانطور که مشاهده می شود، تغییرات بصورت حرکتی، زاویه ای، اندازه ای و... بوده و الگوریتم ردیابی باید بتواند هدف را در این شرایط دنبال کند اندازه گیری ها نیز در یک سیستم رایانه با مشخصات AMD Phenom(tm) //X6 1055T با CPU ۲/۸۱ گیگاهرتز و ۳GB حافظه RAM، صورت پذیرفته است.

ابتدا در فریم اول که قرار است ردیابی آغاز گردد، محدوده مستطیلی را بر روی هدف محاط کرده و خصوصیات جسم به عنوان مدل اولیه را، از قبیل طول، عرض و هیستوگرام سطوح خاکستری بدست آورده و با اعمال کرنل Epanechnikov متناسب با ابعاد مستطیل احاطه

$$(۵۱)$$

$$x_t = 0.5x_{t-1} + 25 \frac{x_{t-1}}{1+x_{t-1}^2} + 8 \cos(1.2t) + V_t$$

در نظر گرفته شده است و مدل مشاهده نیز بصورت:

$$Z_t = \frac{x_t^2}{20} + W_t \quad (۵۲)$$

فرض شده است، که در آن $x_t \sim N(0, \sigma^2)$ است، V_t و W_t نویزهای گوسی سفید می باشند، که توزیع آن ها بصورت $V_t \sim N(0, \sigma_v^2)$ و $W_t \sim N(0, \sigma_w^2)$ می باشند. که در این مقاله این مقادیر بصورت، $\sigma^2 = 10$ و $\sigma_v^2 = 10$ و $\sigma_w^2 = 1$ در نظر گرفته شده است. همانطور که مشاهده می شود، مدل حرکت بصورت غیرخطی با یک نویز تصادفی گوسی می باشد و هر موقعیتی، نیز توسط مدل مشاهده، در مکانی خاص دیده می شود [۱۶]. برای استفاده از فیلترکالمن پیشرفته، مقدار F_t^T از مشتق معادله حالت بصورت زیر بدست می آید:

$$F_t = 0.5 + 25 \frac{1-x_{t-1}^2}{(1+x_{t-1}^2)^2} \quad (۵۳)$$

و مقدار H_t^T نیز از مشتق مدل مشاهده بصورت زیر بدست می آید:

$$H_t = \frac{x_t}{10} \quad (۵۴)$$

حال با انتخاب اولیه مقادیر میانگین و واریانس، مطابق با الگوریتم جدول ۱، موقعیت جسم در مراحل زمانی بعد، تخمین زده می شود، که در این شبیه سازی مکان اولیه $x_0 = 0.1$ و واریانس اولیه $P_0 = 2$ در نظر گرفته شده است. از آنجا که نویز سیستم گوسی است، آمارگان کافی جهت معرفی سیستم مقدار میانگین و واریانس در هر مرحله زمانی می باشد [۳].

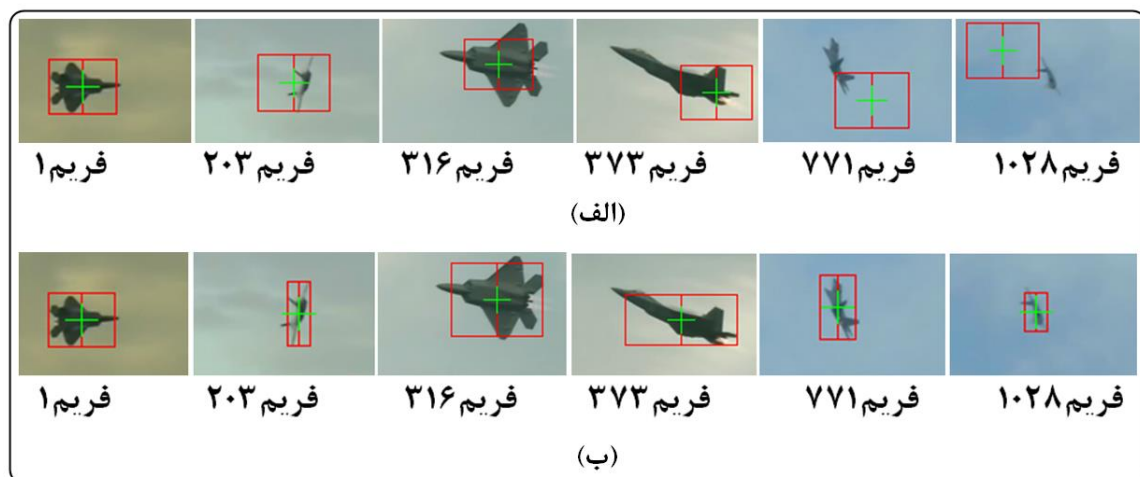
برای استفاده از فیلترزده نیز، ابتدا تعداد ۵۰ ذره در همان مکان $x_0 = 0.1$ مقداردهی اولیه می شوند و سپس یک نویز گوسی تصادفی با واریانس $\sigma = 10$ ، به آن اضافه می گردد، سپس در هر مرحله زمانی (که در این مقاله تعداد مراحل زمانی ۸۰ در نظر گرفته شده است) مکانی را که جسم باید از طریق معادله حرکت در آنجا باشد را از طریق معادله (۵۱) بدست آورده و همین طور مدل مشاهده مربوطه نیز از طریق معادله (۵۲) بدست می آید. لذا در هر مرحله زمانی یک مکان حالت اصلی که جسم باید در آنجا باشد و یک مکان مشاهده اصلی که جسم باید در آنجا مشاهده شود، داریم. شکل ۵ موقعیت اصلی جسم را در مقایسه با تخمین موقعیت از طریق دو الگوریتم فیلترزده و فیلترکالمن پیشرفته در یک نمودار برای مقایسه بهتر نمایش می دهد.

همانطور که مشاهده می شود تخمین موقعیت با الگوریتم فیلترزده بسیار دقیق تر بوده و در مراحل زمانی که جسم تغییرات ناگهانی و مانورهای تصادفی داشته، این الگوریتم ردیابی بهتری را در تخمین موقعیت جسم داشته است.

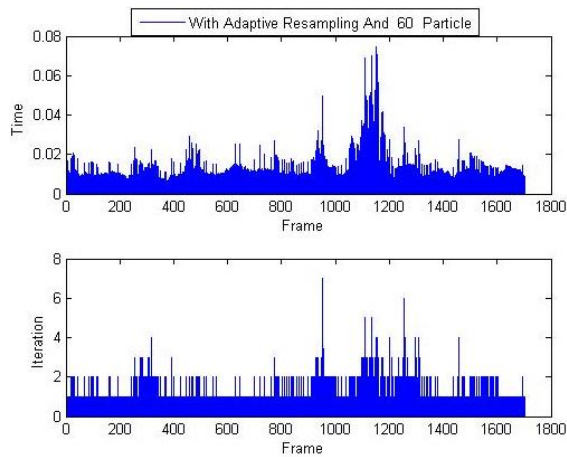
شکل ۶ نیز میزان متوسط خطا را در ۸۰ مرحله زمانی در هر دو الگوریتم EKF و PF نشان می دهد. همان طور که دیده می شود میزان این خطا در فیلترزده بسیار کمتر می باشد.

آن نمونه هایی که وزن بیشتری دارند، چندین بار انتخاب شده و آنهایی که وزن کمتری دارند حذف می شوند و در انتهای این مرحله ذرات وزن پایین در موقعیت ذرات با وزن بالا قرار می گیرند و سرانجام حالت جسم با توجه به معادله (۳۳)، تخمین زده می شود و سرانجام وزن همه ذرات نمونه انتخاب شده برابر $1/N$ ($N=60$) خواهد شد. در این مقاله با در نظر گرفتن تعداد ذرات $N=60$ و واریانس پراکنندگی تصادفی ذرات به اندازه ابعاد مستطیل احاطه کننده هدف، شبیه سازی انجام گرفته است. مرحله بازنمونه برداری یکبار بصورت تعداد تکرار ثابت ۵ مرتبه بدون تغییر در شعاع کرنل و یکبار دیگر با وقفی شدن هم شعاع کرنل و هم تعداد تکرارها با توجه به میزان وزن ذرات انجام شده است. شکل ۸ نمونه ای از تغییرات شعاع کرنل در برخی فریم ها را نمایش می دهد، همان طور که مشاهده می شود الگوریتم به خوبی مقیاس هدف را می یابد و نیز در برابر چرخش هدف بسیار مقاوم می باشد، چرا که چرخش هدف می تواند با تغییر شکل، تغییر رنگ (یا سطح خاکستری) و تغییر اندازه هدف همراه باشد که هر کدام از آنها به نوبه خود مشکل سازند و این الگوریتم مقاومت بالایی در برابر این چرخش ها دارد.

کننده هدف، به پیکسل های نزدیک مرکز مستطیل اعتبار بیشتری داده می شود و مدل هدف بدست می آید. حال در همان فریم، ذرات $N=60$ را در مختصات مرکز جرم هدف، مقاردهی 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 با توجه به سرعت و مانور هدف متغیر بوده و تا وقتی هدف را می بیند، حداکثر به اندازه ابعاد مستطیل احاطه کننده هدف است و هنگامی که هدف را از دست می دهد تا سه 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، و برای هر کدام از ذرات نیز مستطیلی با همان ابعاد مستطیل محاط بر هدف، به مرکز ذره قرار داده و سپس کرنل Epanechnikov به محدوده هر ذره اعمال می شود و با استفاده از فاصله با تاجاریا، میزان شباهت میان مدل هدف با تمام مدل ذرات کاندید بررسی می شوند و از طریق تابع توزیع درستمایی مشاهده یعنی معادله (۴۴)، به وزندار کردن ذرات کاندید پرداخته می شود، الگوریتم بازنمونه برداری، برای بدست آوردن یک مجموعه از نمونه های جدید بوده که در طول



شکل ۱۱ نمودار تعداد تکرار مرحله بازنمونه برداری و زمان پردازش آن را در مرحله وقفی بودن شعاع کرنل نشان می دهد که دارای دو ردیف است که ردیف اول منحنی مدت زمان پردازش هر فریم نمایش داده شده است و منحنی ردیف دوم تعداد تکرارهای مرحله بازنمونه برداری را نشان می دهد که متناسب با تغییرات شعاع کرنل این مرحله نیز بصورت وقفی تغییر می کند و نقش بسزایی در کاهش زمان پردازش دارد، لذا مشاهده می شود با انجام این فاکتورهای کنترلی در برنامه، زمان متوسط تا ۱۵ میلی ثانیه نیز کاهش یافته است.



شکل ۱۱: تغییرات زمان در هر فریم همراه با وقفی بودن شعاع کرنل و تغییر مراحل بازنمونه برداری

در جدول ۳ نیز مدت زمان پردازش برخی فریم های منتخب نشان داده شده در شکل ۹ با دو الگوریتم شعاع کرنل ثابت و شعاع کرنل وقفی، بصورت کمی با یکدیگر مقایسه شده است.

جدول ۳: مقایسه زمان پردازش در برخی فریم های منتخب با دو الگوریتم

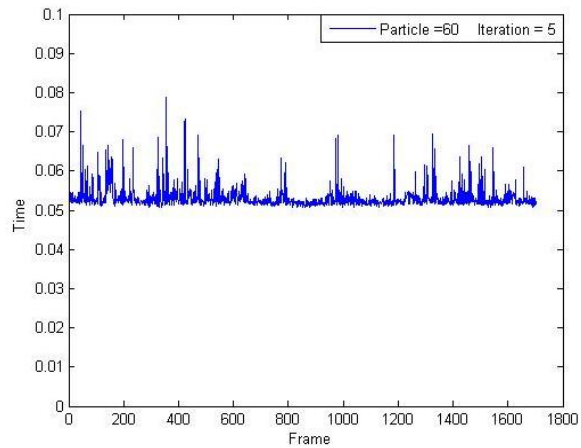
فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	فریم	
۱۰۲۸	۷۷۱	۳۷۳	۳۱۶	۲۰۳	۱	مدت زمان (میلی ثانیه) ، ثابت بودن شعاع کرنل
۶۹	۵۵	۶۲	۵۵	۶۸	۵۴	مدت زمان (میلی ثانیه) با وقفی بودن شعاع کرنل
۴۵	۲۱	۲۲	۲۰	۱۹	۱۵	

۸- نتیجه گیری

مدل هدف که خود بصورت وقفی و با شرایط مطرح شده بروزرسانی می گردد، نتایج خوبی در ردیابی اهداف متحرک با حرکت های تصادفی از نظر میزان زمان پردازش گرفته شده است و میزان این زمان در هر فریم نیز تا حدود زیادی کاهش یافته است. روش بررسی شده در مقاله بر اساس فیلترذره و بهره گیری از تخمین چگالی کرنل با شعاع متغیر جهت بدست آوردن هیستوگرام وزن دار شده مدل هدف و مدل ذرات کاندید، در نرم افزار مطلب شبیه سازی گردید و در شرایطی که تغییرات مدل

در مرحله بازنمونه برداری با تکرار ثابت ۵ مرتبه بدون تغییر شعاع کرنل و با واریانس $\sigma = 0.1$ همان طور که در شکل (۹-الف) دیده می شود در برخی فریم ها (از جمله فریم ۱۰۲۸) هدف از دست می رود ولی هنگامی که شعاع کرنل و مرحله بازنمونه برداری متناسب با آن، بصورت وقفی مطابق با شکل (۹-ب) تغییر می کنند، هدف در کلیه فریم ها محفوظ می ماند.

شکل ۱۰ تغییرات زمان در هر فریم را با مرحله بازنمونه برداری ثابت ۵ مرتبه بدون تغییر شعاع کرنل نشان می دهد (محور زمان در این نمودار بر حسب ثانیه می باشد) زمان متوسط این مرحله، ۵۵ میلی ثانیه در هر فریم در طول ۱۷۰۳ فریم می باشد، همان طور که مشاهده می شود کمترین زمان پردازش ۵۲ میلی ثانیه بوده و هنگامی که جسم در برخی فریم ها از دست می رود تا یافتن مجدد آن، این زمان تا ۸۰ میلی ثانیه نیز می رسد.



شکل ۱۰: تغییرات زمان در هر فریم بدون وقفی بودن شعاع کرنل و تعداد تکرار بازنمونه برداری ثابت

مساله دقت و کاهش میزان زمان پردازش تشخیص و ردیابی موقعیت اهداف متحرک در تصویر از مسائل مهم در پردازش تصویر محسوب می گردد که گاه مطابق با نوع مأموریت کاری یکی را بر دیگری ترجیح می دهیم، نتایج حاصل از ردیابی در سناریوهای مختلف الگوریتم مطرح شده در این مقاله نشان می دهد وقفی سازی شعاع کرنل موجب افزایش دقت الگوریتم ردیابی مبتنی بر کرنل شده است و در این مقاله از ترکیب آن با خصوصیت فیلترذره و وزندهی و هدایت مناسب ذرات نمونه بسوی

[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.

[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] B. Ristic, S. Arulampalam, and N. Gordon, "Beyond the Kalman Filter, Particle Filters For Tracking Applications" Artech House, Boston, London, 2004.

[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.

هدف اعم از اندازه، زاویه و ... زیاد بوده و هدف دارای چرخش و تغییرات تصادفی در جهت حرکت را دارا بود، نتایج حاکی از مقاومت الگوریتم در برابر این شرایط را داشت. نتایج شبیه سازی نیز تحت شرایط مطرح شده، در برخی شکل ها نمایش داده شد.

مراجع

[1] 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.

[2] C. R. del Blanco, "Visual Object Tracking in Challenging Situations using a Bayesian Perspective" Ph.D. Thesis, Tesis Doctoral, 2010.

[3] A. Doucet, N. D. Freitas, and N. Gordon, "Sequential Monte Carlo methods in practice" New York, NY: Springer, 2001.

[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.