مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
جلد ۱۲، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۷، صفحه ۲۲-۱۵

تخمین هم‌زمان حالت و دسته‌بندی یک سیستم دینامیکی با استفاده از فیلتر ذره‌ای و مدل‌های چندگانه متعامل برای ردیابی هدف مانوردار

سید نصراله حسینی[۱]، محمد حائری[۲]، حمید خالوزاده[۳]

[۱] دانشجوی دکتری مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران، گروه برق، تهران، ایران hosseinisn@gmail.com

[۲] استاد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف، haeri@sharif.ir

[۳] استاد، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی h_khaloozadeh@eetd.kntu.ac.ir

دریافت: ۱۳۹۶/۵/۲۰ ویرایش اول: ۱۳۹۷/۱/۲۴ ویرایش دوم: ۱۳۹۷/۳/۱۴ پذیرش: ۱۳۹۷/۴/۱۶

چکیده: در این مقاله به مسئله ردیابی و دسته‌بندی یک هدف مانوردار به صورت هم‌زمان پرداخته شده است. مسئله تعیین کلاس سیستم می‌تواند در بسیاری از کاربردها باعث بهبود عملکرد الگوریتم ردیابی شود. سیستم‌های مراقبت نظیر کنترل ترافیک هوایی، مراقبت دریایی و پدافند هوایی مثال بارز از این سیستم‌ها می‌باشندکه بسیار ضروری است کلاس هدف در هر زمان مشخص باشد. بر خلاف الگوریتم‌های مرسوم ارائه شده تاکنون که برای هرکلاس یک فیلتر مجزا در نظر می‌گیرند، دراین مقاله با استفاده ازیک فیلتر ذره‌ای الگوریتمی ارائه می‌شود که به صورت هم‌زمان قابلیت ردیابی هدف مانوردار وکلاس هدف را دارد. این روش منجر به عملکرد صحیح ردیابی در اهدف مانوری و کاهش چشمگیری در حجم محاسبات شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی به خوبی ردیابی وتخمین کلاس هدف را انجام می‌دهد.

کلمات کلیدی: ردیابی هدف مانوردار، فیلتر ذره‌ای، مدل‌های چندگانه متعامل، دسته‌بندی، روش چند مدی فیلترذره‌ای، تخمین حالت

Joint State Estimation and System Classification Using Particle Filtering and Interacting Multiple-Model for Maneuvering Target Tracking

Seyyed Nasrollah Hosseini, Mohammad Haeri, Hamid Khalozadeh

Abstract: In this paper, the problem of joint tracking and system calcification for a maneuvering target has been investigated. The system classification could improve performance of a tracking algorithm in a majority of applications. For instance, it is very crucial to determine the class of target in caring systems like air traffic control, marine care, and air defense at any time. In contrast to the existing solutions, which consider a separate filter for each class, we propose a single particle filter to estimate the class of target leading to a considerable reduction in computation complexity. Simulation results show that the proposed algorithm can estimate the class of target efficiently.

Keywords: Maneuvering target tracking, particle filter, interacting multiple-model, classification, multi-mode particle filter method, sate estimation

[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]

۱- مقدمه

اساس کار ردیابی اهداف بر نظریه تخمین و شناسایی استوار می‌باشد. ردیابی هدف مسئله‌ای است که از گذشته تا حال مورد توجه محققان و دانشمندان بوده و بخش وسیعی از پژوهش‌ها را به خود اختصاص داده است. کاربرد اصلی ردیابی در سیستم‌های مراقبت نظیر کنترل ترافیک هوایی، مراقبت دریایی، پدافند هوایی، سیستم‌های پویا ،رباتیک، ناوبری و... می‌باشد. در [۱] دو رویکرد مختلف را برای ردیابی اهداف با مانور نامشخص شامل فیلترینگ تطبیقی براساس مدل و تخمین ورودی بررسی گردیده است. همچنین در این پژوهش به منظور غلبه بر مشکلات روش تخمین ورودی، روش‌های MIE[۱] و EIE [۲] پیشنهاد شده است. در [۲] برای ردیابی اهداف مانوردار روشی مبتنی بر تخمین ورودی ارائه شده است. مدل پیشنهادی از ترکیب دو مدل نامعینی یعنی مدل‌های بیزی و فیشر[۳] تشکیل شده و شتاب را به عنوان یک ورودی اضافی در معادلات حالت در نظر می‌گیرند. ایده اصلی روش ارائه شده تبدیل مسئله هدف مانوردار به هدف بدون مانور توسط حالت افزوده به منظور حصول یک مدل بیزی استاندارد می‌باشد. در [۳] با افزودن ورودی‌های ناشناخته (مانورها) به بردار حالت، تحقق فضای حالت مرتبه بالاتری بدست آمده و تخمین حالت و ورودی‌های ناشناخته به طور هم‌زمان انجام می‌شود.

برای توصیف تغییرات ناگهانی در فضای حالت سیستم، متغیر تصادفی به نام مد سیستم تعریف می‌شود. در ردیابی اهداف مانوردار به دنبال تخمین پارامترهای ناشناخته (مد) با تغییرات آنی هستیم که معمولاً به صورت یک فرآیند تصادفی مارکوف حالت محدود[۴] مدل می‌شود. به عبارت دیگر این پارامتر هدف، بین چند مد مختلف بر اساس زنجیره مارکوف تغییر می‌کند. در صورتی که هدف مانور بالایی نداشته باشد (میزان تغییرات پارامترها بزرگ نباشد) نشان داده شده که KF[۵] با تقریب خوبی می‌تواند هدف را ردیابی نماید. در غیر این صورت توانایی ردیابی اهداف مانوردار با شتاب بالا را ندارد. روش دیگری که پیشنهاد گردیده و نشان داده شده که عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش KF مرسوم دارد، روش IMM[۶] است [۴-۶]. در این الگوریتم چند مدل ممکن برای حالت هدف و احتمال سویچینگ میان این مدل‌ها در نظر گرفته می‌شود. IMM را می‌توان به صورت چند فیلتر موازی پیاده‌سازی نمود.

که هر کدام از فیلترها متناظر با یک مدل از چند مدل ممکن می‌باشند [۷، ۸]. در [۹، ۱۰] فیلترکالمن تطبیقی و فیلتر H_∞، جهت ردیابی اهداف مانوردار ارائه شده است. در صورتی که شتاب معلوم نباشد، می‌توان با استفاده از تخمین‌گر تطبیقی ردیابی را انجام داد [۱۱]. الگوریتم ردیابی را می‌توان در فضای سه بعدی جهت ردیابی اهداف مانوردار ارائه نمود [۱۲]. با ترکیبی از فیلتر ذره‌ای و روش IMM عملکرد الگوریتم ردیابی به طرز موثری بهبود می‌یابد. یکی از معایب روش IMM افزایش پیچیدگی با افزایش تعداد حالت‌های اهداف است به عبارت دیگر تعداد فیلترها با افزایش تعداد مدها کاری سیستم افزایش می‌یابد [۱۳، ۱۴]. در [۱۵] عملکرد و کارایی فیلترهای ردیابی در دو حالت بدون هموارسازی[۷] و با هموارسازی بررسی شده است. در واقع در فیلترهای با هموارسازی بعلاوه بر انجام پیش‌بینی و به‌روزرسانی، برای کاهش خطای ردیابی مرحله هموارسازی انجام می‌شود. در مرحله هموارسازی، مقدار سیگنال در زمان گذشته، یعنی زمانی پیش از t_k تخمین زده می‌شود. لذا هدف در هموارسازی یافتن تخمینی از مقدار سیگنال در زمان $t < t_k$ براساس نمونه‌های در زمان‌های $t_0, t_1, \dots, t_k$ است.

ردیابی و دسته‌بندی هدف دو مسئله چالش برانگیز در بسیاری از سیستم‌های عملی می‌باشد. در ردیابی و دسته‌بندی اهداف به صورت هم‌زمان (JTC)[۸]، دسته‌بندی بر اساس خصوصیت حرکتی مثل سرعت و شتاب و همچنین مشخصات فیزیکی اهداف مثل اندازه، سطح و غیره صورت می‌گیرد [۱۶].

در [۱۷] به مسئله ردیابی و دسته‌بندی اهداف به صورت هم‌زمان پرداخته شده است. بر اساس روش‌های مونت کارلو، فیلتر ذره‌ای چندمدلی و فیلتر کالمن ترکیبی برای شناسایی دو کلاس هدف مانوردار مانند هواپیما نظامی و تجاری طراحی شده است. تخمین‌گر نهایی بصورت جمع وزن‌دار دو فیلتر طراحی شده به طوری که وزن‌ها به نسبت احتمال مربوط به آشکارسازی مانور در حرکت بستگی داشته باشند. این روش نیز کارایی فیلتر را در زمان‌هایی که حرکت هدف عادی و بدون مانور است کاهش می‌دهد. همچنین برای هر کلاس هدف یک فیلتر مجزا طراحی و عملکرد موازی فیلترها بر اساس چند مدل دینامیک کل فضای کلاس را پوشش می‌دهد. سنجش‌های مورد نیاز برای ردیابی اهداف توسط حسگر راداری و برای دسته‌بندی توسط حسگر ESM فراهم می‌شود.[۹]

ضعف روش MM، افزایش پیچیدگی با افزایش تعداد حالت‌ها اهداف می‌باشد. زیرا در این روش چند فیلتر بصورت موازی پیاده‌سازی می‌شود که هر فیلتر متناظر با یک دسته هدف می‌باشد. در این مقاله با ترکیبی از فیلتر ذره‌ای و روش MM عملکرد الگوریتم ردیابی به طرز موثری بهبود می‌یابد. تنها با استفاده از یک فیلتر می‌توان به صورت هم‌زمان حالت و دسته هدف را تخیمن زد و در نتیجه حجم محاسبات و

[۱] Modified Input Estimation
[۲] Enhanced Input Estimation
[۳] Fisher
[۴] Finite state
[۵] Kalman Filter
[۶] Interacting Multiple Model
[۷] Smoothing
[۸] Joint Tracking and Classification
[۹] Electronic support measure

[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]

خطا ردیابی را کاهش داد. مطالب این مقاله بدین صورت تنظیم شده است که در بخش دوم معادلات ردیابی هدف مانوردار ارائه می‌گردد. قسمت سوم به معرفی الگوریتم دسته‌بندی و ردیابی اهداف به صورت هم‌زمان با استفاده از قاعده بیزی خواهیم پرداخت. در بخش چهارم الگوریتم پیشنهادی JTC با یک فیلتر و با استفاده از ترکیب فیلتر ذره‌ای و IMM ارائه می‌شود. در بخش آخر، به منظور نمایش عمکرد الگوریتم ارائه شده، نتایج شبیه‌سازی ارائه می‌گردد.

۲- معادلات ردیابی هدف مانوردار

در عمل هدفی که دینامیک ثابتی داشته باشد به ندرت یافت می‌شود و معمولاً اهداف عملی دارای دینامیک متغیر با زمان می‌باشند. به عنوان مثال یک خودرو زمانی که در ترافیک بین شهری باشد سرعتی ثابت دارد، در بعضی زمان‌ها که شرایط مناسب باشد حرکت شتاب‌دار خطی دارد و در پیچ جاده‌ها شتاب زاویه‌ای پیدا می‌کند. به همین دلیل مد کاری سیستم به منظور ردیابی در هر زمان بایستی مشخص شود. آشکارسازی و ردیابی اهداف مانوردار همواره یکی از چالش برانگیزترین موضوع‌ها در زمینه ردیابی اهداف بوده است. در ردیابی اهداف مانوردار علاوه بر تخمین حالت اهداف در هر زمان بایستی مد اهداف نیز تخمین زده شود [۱۸، ۱۹].

معادله حالت دینامیک یک هدف مانوردار و مشاهدات دریافتی در حالت کلی به صورت زیر بیان می‌شود.

$$\begin{aligned} x_k &= f(x_{k-1}, m_{k-1}) + w_{k-1} \\ z_k &= h(x_k, m_k) + v_k \end{aligned} \quad (۱)$$

که x حالت سیستم و $m \in \{1, \ldots\ldots, M\}$ بیانگر مد سیستم و M تعداد کل مدهای احتمالی هدف هستند. w نویز سیستم و v نویز مشاهدات می‌باشند.

ایده اصلی در الگوریتم MMPF تعریف بردار متغیر تصادفی جدید $y_k = (x_k, m_k)$ می‌باشد که باید تخمین زده شود. به عبارت دیگر می‌خواهیم تابع چگالی پسین $p(y_k|z_k)$ را تخمین بزنیم. فرض کنید نمونه‌های تصادفی از توزیع پسین[۱] در زمان $k-1$، $p(y_{k-1}|z_{k-1})$ به صورت $\{y_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$ نشان داده شوند. با دریافت مشاهدات جدید در زمان k به دنبال تخمین $p(y_k|z_{k-1})$ با انتخاب نمونه‌های تصادفی $\{y_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ می‌باشیم. مشابه روش‌های مرسوم بیزی این عمل طی دو مرحله پیش‌بینی و به‌روز رسانی انجام می‌شود.

در مرحله پیش‌بینی بر اساس مدل تکاملی حالت $p(y_k|y_{k-1})$ صورت می‌گیرد که به صورت زیر ساده می‌شود.

$$p(y_k|y_{k-1}) = p(x_k|m_k, y_{k-1})p(m_k|y_{k-1}) \quad (۲)$$

که عبارت دوم سمت راست این معادله به صورت زیر قابل ساده‌سازی می‌باشد.

$$p(m_k|y_{k-1}) = p(m_k|m_{k-1}) \quad (۳)$$

این رابطه احتمال انتقال تغییر مد سیستم است که به صورت زنجیره مارکوف با تعداد حالت محدود مدل می‌شود. عبارت اول سمت راست رابطه (۲) بر اساس معادله دینامیک سیستم به فرم زیر قابل بیان است.

$$p(x_k|m_k, y_{k-1}) = p(x_k|m_k, m_{k-1}, x_{k-1}) = p(x_k|m_k, x_{k-1}) \quad (۴)$$

طبق این رابطه با داشتن نمونه‌های تصادفی $\{y_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$ مرحله پیش‌بینی طی دو گام زیر انجام می‌شود.

گام ۱- یک مجموعه نمونه تصادفی اندیس‌های $\{m_k^n\}_{n=1}^{N_s}$ از روی اندیس‌های $\{m_{k-1}^n\}_{n=1}^{N_s}$ تولید می‌شوند. در صورتی که $m_{k-1}^n = i$ اندیس m_k^n با احتمال p_{ij} برابر j انتخاب می‌شود. الگوریتم انتخاب m_k^n با شرط این که $m_{k-1}^n = i$ و u مقدار تصادفی بین صفر و یک باشد، به صورت زیر اجرا می‌شود.

```
set c = 0 and b_0 = 0
for j = 1:m
   c = c + p_ij
   b_j = c
   if b_{j-1} < u and b_j > u
      m_k^n = j and exit
   end if
end for
```

گام ۲- بردار حالت سیستم مطابق دینامیک سیستم پیش‌بینی می‌شود. به عبارت دیگر ذره‌ی n از بردار حالت x_k^n به صورت زیر بدست می‌آید.

$$x_k^n = f(x_{k-1}^n, m_k^n) + w_k \quad (۵)$$

در این صورت مجموعه ذره‌های پیش‌بینی شده $\{y_k^n\}_{i=1}^{N_s} = \{x_k^n, m_k^n\}_{i=1}^{N_s}$ هستند. در مرحله به‌روز رسانی، یک مجموعه جدید ذره‌ها با نمونه‌برداری از تابع چگالی پسین تخمین زده شده و به‌روز رسانی می‌شوند.

$$p(y_k|z_k) \approx \sum_{i=1}^{N} w_k^i \delta(y_k - y_k^i) \quad (۶)$$

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i p(z_k|y_k^i) = w_{k-1}^i p(z_k|x_k^i) \quad (۷)$$

۳- دسته‌بندی و ردیابی اهداف به صورت هم‌زمان با استفاده از قاعده بیزی

به طور مرسوم به منظور تعیین کلاس هدف از روش MM استفاده می‌شود (شکل ۱). در این روش برای هر کلاس یک فیلتر در نظر گرفته می‌شود. بسته به این که کلاس هدف چه باشد با یکی از این فیلترها تطبیق می‌یابد [۲۰]. در ادامه معادلات این روش بیان می‌شود.

معادلات حالت رابطه ۱ را می‌توان به فرم کلی زیر در نظر گرفت.

$$x_k = f(x_{k-1}, m_{k-1}, w_{k-1}) \quad (۸)$$

$$z_k = h(x_k, m_k, v_k) \quad (۹)$$

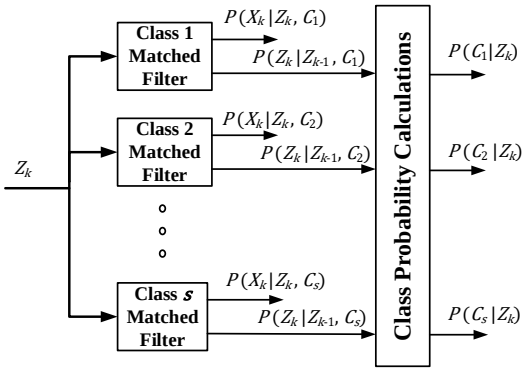
m مد سیستم است و در هر زمان می‌تواند بر اساس زنجیره مارکوف مرتبه اول با ماتریس انتقال زیر تغییر کند.

$$\pi_{ij} = p(m_j = j|m_{k-1} = i) \quad (۱۰)$$

[۱] Posterior distribution

[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]

فرض می‌شود که هدف می‌تواند تنها متعلق به یک کلاس از M کلاس از میان مجموعه کلاس $\{c_1, c_2, \dots, c_M\}$ باشد. تخمین هم‌زمان حالت و کلاس هدف، نسبت به حالت هدف تغییرپذیر با زمان و نسبت به کلاس تغییرناپذیر با زمان است. به عبارت دیگر کلاس هدف همیشه ثابت می‌باشد. هم چنین سنجش‌های موجود را به صورت مجموعه $\{Z_k, Y_k\}$ در نظر بگیرید که Z_k سنجش‌های جنبشی (مکان، زاویه، سرعت شتاب، و ...) و Y_k سنجش‌های کلاس هستند. به دلیل این که فرض می‌کنیم هیچ اطلاعاتی راجع به کلاس یا ویژگی‌های فیزیکی هدف نداریم، مجموعه مشاهدات $\{Y_k\}$ را با سرعت تخمینی از مرحله قبل جایگزین می‌کنیم. در این صورت با توجه به محدودیت‌ها و شرایط سرعت مربوط به هر کلاس دسته‌بندی صورت می‌گیرد.



شکل ۱: دسته‌بندی هدف با روش MM [۲۰].

می‌خواهیم تابع چگالی احتمال $p(c|\{Z_k, Y_k\})$ را تخمین بزنیم. به عبارت دیگر احتمال کلاس هدف را با شرط در اختیار داشتن سنجش‌های مناسب محاسبه نماییم. در صورتی که تابع چگالی احتمال $p(x_k, c|\{Z_k, Y_k\})$ را در اختیار داشته باشیم تابع چگالی احتمال $p(c|\{Z_k, Y_k\})$ از انتگرال‌گیری رابطه زیر بدست می‌آید.

$$p(c|\{Z_k, Y_k\}) = \int p(x_k, c|\{Z_k, Y_k\})\, dx_k \qquad (۱۱)$$

در ابتدا فرض کنید که تابع چگالی احتمال پسین $p(x_{k-1}, c|\{Z_{k-1}, Y_{k-1}\})$ در زمان $k-1$ را می‌دانیم. در این صورت طبق قاعده بیزی $p(x_k, c|\{Z_k, Y_k\})$ را در دو مرحله پیش‌بینی و به‌روز رسانی می‌توان محاسبه کرد. معادلات مربوط به دو مرحله پیش‌بینی و به‌روزرسانی و همچنین الگوریتم تخمین کلاس وحالت هدف در [۲۱] وجود دارد.

ضعف روش MM، افزایش پیچیدگی با افزایش تعداد حالت‌ها اهداف می‌باشد. زیرا در این روش چند فیلتر بصورت موازی پیاده‌سازی می‌شود که هر فیلتر متناظر با یک کلاس هدف می‌باشد. با ترکیبی از فیلتر ذره‌ای و روش MM عملکرد الگوریتم ردیابی به طرز موثری بهبود می‌یابد. تنها با استفاده از یک فیلتر می‌توان به صورت هم‌زمان حالت و کلاس هدف را تخمین زد و در نتیجه حجم محاسبات را کاهش داد.

٤- الگوریتم پیشنهادی JTC با یک فیلتر و با استفاده از ترکیب فیلتر ذره‌ای و IMM

در الگوریتم‌های ارائه شده، به ازای هر کلاس نیاز به یک فیلتر می‌باشد و در صورتی که تعداد کلاس‌ها زیاد باشد حجم محاسبات بالایی مورد نیاز خواهد بود. در ادامه به معرفی یک الگوریتم جدید برای دسته‌بندی اهداف می‌پردازیم که برخلاف الگوریتم فوق تنها نیاز به یک فیلتر می‌باشد. بدین منظور نمونه‌های جدید $\{x_k^j, c^j, m^j\}_{j=1}^N$ را برای تخمین هم‌زمان حالت، کلاس و مد هدف در نظر می‌گیریم.

در حالت بسیار ساده می‌توان پارامتر کلاس را به صورت یک متغیر افزوده، به بردار حالت در نظر گرفت و سپس با استفاده از روش‌های مرسوم مونت کارلو با استفاده از نمونه‌برداری تصادفی، کلاس و حالت هدف را تخمین زد. با این وجود بر خلاف بردار حالت که با زنجیره مارکوف با زمان تغییر می‌کند کلاس هدف ثابت و متغیرناپذیر با زمان است. لذا در مرحله پیش‌بینی کلاس هدف تغییر نمی‌کند و تنها ممکن است در زمان نمونه‌برداری مجدد[۱] و یا حالت اولیه کلاس هدف تغییر کند. به دلیل عدم تغییر در مرحله پیش‌بینی کلاس تخمین زده شده با احتمال بسیار بالایی در یک کلاس اشتباه در تمام زمان‌ها ثابت می‌ماند و امکان تصیصح کلاس وجود نخواهد داشت. برای حل این مشکل یک مرحله آستانه در نظر گرفته می‌شود. در این مرحله در هر زمان چک می‌شود که تعداد نمونه‌ها در هر کلاس از یک آستانه مشخصی کمتر نباشند. لذا در صورت تشخیص اشتباه کلاس امکان تصحیح آن در زمان‌های بعدی وجود دارد و الگوریتم بر اساس کلاس درست عمل خواهد کرد. در الگوریتم اصلاح شده متغیر N بیانگر تعداد ذره‌های فیلتر، متغیر S بیانگر تعداد کلاس، N_c دارای توزیع نرمال چندمتغیره[۲] و بیانگرتعداد ذره‌های اختصاص یافته برای هر کلاس می‌باشند.

وجود کلاس به عنوان متغیر افزوده سبب کاهش نمونه‌های تکراری و افزایش تعداد نمونه‌های موثر می‌شود. الگوریتم اصلاح شده در جدول ۱ ارائه می‌گردد.

جدول ۱: مراحل اجرای الگوریتم پیشنهادی.

۱- راه‌اندازی در $k = 0$

- نمونه‌برداری اولیه ذرات بصورت: $x_0^j \sim p_0(x_0, c = i|z_0), c^j = i$, $j = 1,2,\dots,N,\ i = 1,2,\dots,s$
- اختصاص وزن‌ها: $\omega_0^j = 1/N$
- تعیین ماتریس انتقال مد: $p_m(c = i|z_0)$

۲- اجرای حلقه برای $k = 1,2,3\cdots$

- مرحله پیش‌بینی:

$$m_{k-1}^j \sim p(m_{k-1}|m_{k-2}^j)$$
$$x_k^j \sim p(x_k|x_{k-1}^j, c^j, m_{k-1}^j)$$
$$\omega_k^j = p(z_k|x_k^j)g(y_k^c)$$

- نرمالیزه کردن وزن ذرات: $\omega_k = \frac{\omega_k}{\sum \omega_k}$

[۱] Resampling
[۲] Multivariate normal distribution

[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]

- بازنمونه‌برداری ذرات:

$$N_c \sim \mathrm{MNRND}(N, \hat{p}(c|\{Y,Z\}))$$
$$p(\{z_k, y_k\}|c, \{Z_{k-1}, Y_{k-1}\}) = L(c) = \sum_{j=1}^{N_c} \omega_k^j$$
$$\hat{x}_k^c = \sum_{j=1}^{N_c} \omega_k^j x_k^j, \omega_k^j = \omega_k^j / \sum \omega_k^j$$

- تخمین حالت و کلاس هدف:

$$\hat{p}(c|\{Z_k, Y_k\}) = \frac{L(c)\hat{p}(c|\{Z_{k-1}, Y_{k-1}\})}{\sum_{c=1}^{M} L(c)\hat{p}(c|\{Z_{k-1}, Y_{k-1}\})}$$
$$\hat{x}_k = \sum_{c=1}^{M} \hat{x}_k^c\, p(c|\{Z_k, Y_k\}),$$

اتمام حلقه

۵- نتایج شبیه‌سازی

در این قسمت عملکرد الگوریتم ارائه شده را با شبیه‌سازی نمایش می‌دهیم. فرض می‌کنیم دو هدف احتمالی در یک محیط دو بعدی وجود دارندکه از یک نقطه بر روی کره زمین به نقطه دیگری در حال پرواز می‌باشند که یکی قدرت مانور بالا با کلاس c_2 (جنگنده نظامی) و دیگری قدرت مانور پایینی با کلاس c_1 (هواپیمای مسافربری) می‌باشد. هدف به یکی از دو کلاس گفته شده متعلق است و هر کدام از کلاس‌ها نیز می‌توانند در پنج مد احتمالی قرار داشته باشند. محدویت روی سرعت هر کلاس می‌تواند به فرم زیر بیان شود.

$$\begin{cases} c_1: \vartheta \in (100, 300)[\mathrm{m/sec}] \\ c_2: \vartheta \in (150, 650)[\mathrm{m/sec}] \end{cases}$$

همانطور که دیده می‌شود این دو کلاس در بازه $(150, 300)$ همپوشانی‌دارند. می‌توان توابع احتمال دامنه سرعت هر هدف را به صورت زیرتعریف کرد [۲۱].

$$g(\vartheta_k^{c_1}) = \begin{cases} 0.8 & \text{if} \quad \vartheta_k^{c_1} \le 100 \\ 0.8 - \frac{0.7}{200}(\vartheta_k^{c_1} - 100) & \text{if} \quad 100 < \vartheta_k^{c_1} \le 300, \\ 0.1 & \text{if} \quad 300 < \vartheta_k^{c_1} \end{cases}$$
$$g(\vartheta_k^{c_2}) = \begin{cases} 0.1 & \text{if} \quad \vartheta_k^{c_2} \le 150 \\ 0.1 - \frac{0.85}{500}(\vartheta_k^{c_2} - 150) & \text{if} \quad 150 < \vartheta_k^{c_2} \le 650, \\ 0.95 & \text{if} \quad 650 < \vartheta_k^{c_2} \end{cases}$$

که $\vartheta = \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2}$ اندازه سرعت است. ماتریس انتقال مد در هر کلاس به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۱].

$$p = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.6 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.6 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.6 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix}$$

اهداف می‌توانند در مدهای سرعت، شتاب خطی ثابت و شتاب زاویه‌ای ثابت در حرکت باشند که به صورت زیر مدل شده‌اند.

۱- سرعت ثابت

$$x_{k+1} = Fx_k + Gw_k$$
$$x = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} 0.5T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 0.5T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix}, w = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

۲- شتاب خطی ثابت

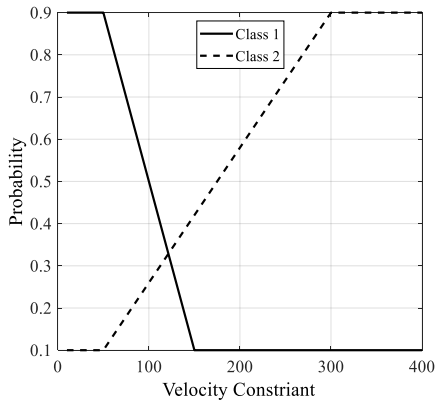
$$x_{k+1} = Fx_k + G(u_k + w_k)$$
$$x = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} 0.5T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 0.5T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix}, w = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

که $u \in \{-20,0,20\}$ برای کلاس با مانور بالا و $u \in \{-5,0,5\}$ برای هدف با مانور پایین هستند.

۳- شتاب زاویه‌ای ثابت

$$x_{k+1} = Fx_k + Gw_k$$
$$x = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ y \\ \dot{y} \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin wT}{w} & \frac{\cos wT - 1}{w} \\ 0 & 1 & \frac{1-\cos wT}{w} & \frac{\sin wT}{w} \\ 0 & 0 & \cos wT & \sin wT \\ 0 & 0 & \sin wT & \cos wT \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} 0.5T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 0.5T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix},$$
$$w = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$$

که $w \in \{-1,1\}$ برای هدف با مانور بالا و $w \in \{-0.5, 0.5\}$ با مانور پایین می‌باشند [۲۱]. همچنین تابع احتمال سرعت مربوط به دوکلاس در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲: تابع احتمال سرعت کلاس اهداف.

به دلیل این‌که هیچ اطلاعی در مورد کلاس هدف نداریم تابع احتمال کلاس را به صورت زیر مقداردهی اولیه می‌کنیم. به عبارتی احتمال انتخاب هر کلاس برابر 50% می‌باشد.

$$\hat{p}(c|\{Z,Y\}) = [0.5 \;\; 0.5]$$

مشاهدات دریافتی به صورت زیر می‌باشد.

$$z_k = h(x_k) + v_k = \begin{bmatrix} \sqrt{{x_k}^2 + {y_k}^2} \\ \tan^{-1}\frac{y_k}{x_k} \end{bmatrix} + v_k$$

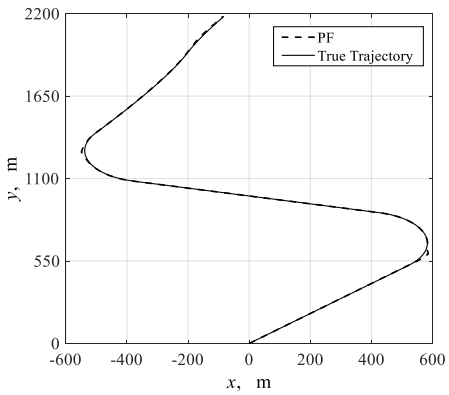
نویز فرآیند گوسی است و واریانس نویز مشاهدات دریافتی توسط حسگرها 0.001 و تعداد نمونه‌ها برای هر کلاس $N_c = 5000$، $N_{Thr} = 0.1N_c$ و پریود نمونه‌برداری $T_s = 0.01[\mathrm{sec}]$ فرض شده است. شکل ۳ مسیرهدف را نشان می‌دهد. هدف دارای دو مانور در لحظه‌های مختلف و با سرعت ثابت می‌باشد. انتخاب کلاس هدف به صورت‌کاملاً تصادفی صورت‌گرفته است. در یک بار آزمایش کلاس دو انتخاب شد. شکل ۴ تابع احتمال تخمین‌کلاس اهداف را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که الگوریتم ارائه شده به خوبی‌کلاس هدف را تخمین می‌زند.

در سرعت‌های پایین به دلیل این‌که احتمال کلاس اول بسیار بیش

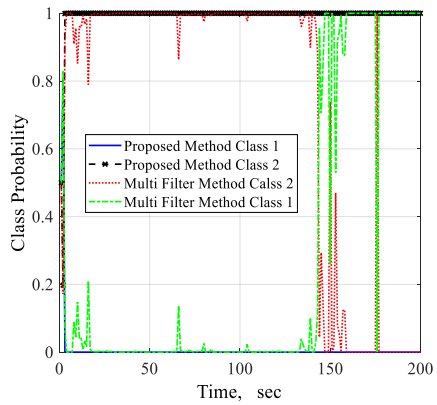
[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]

از کلاس دو است، احتمال بیشتری وجود دارد که هدف در کلاس یک باشد لذا در این سرعت‌ها کلاس هدف اعلام شده، کلاس یک است اگرچه اشتباه می‌باشد. این اشتباه بدلیل عدم اعمال محدویت سرعت بوده و از طریق شباهت‌های سرعت کلاس هدف تصحیح می‌شود.

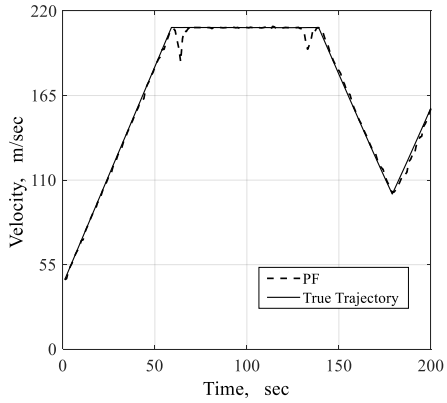
نکته بسیار مهمی که بایستی بدان توجه شود این است که به نظر می‌رسد که در سرعت‌های کمتر از ۱۲۰ (با توجه به شکل ۲) همیشه باید کلاس یک تشخیص داده شود. ولی لزوماً نباید بدین طریق باشد. به عبارت دیگر در صورتی که مدل سیستم و معادلات حالت و تمامی پارامترهای دوکلاس یکسان باشند فقط‌این حالت امکان وقوع دارد. از طرف دیگر به دلیل این‌که در عمل اهداف مربوط به کلاس‌های مختلف از معادلات دینامیکی متفاوتی تبعیت می‌کنند لذا الگوریتم پیشنهادی در تخمین کلاس موفق‌تر خواهد بود. در این شکل همچنین تخمین کلاس با استفاده از الگوریتم یک (با استفاده از چند فیلتر منطبق با کلاس اهداف) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که الگوریتم پیشنهادی با دقت بسیار بالاتری کلاس هدف را تخمین می‌زند.



شکل ۳: مسیر شبیه‌سازی هدف.



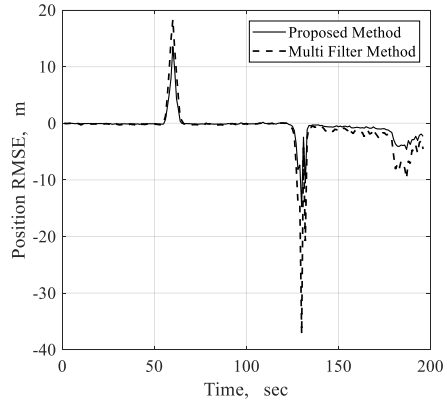
شکل ۴: تابع احتمال تعیین کلاس اهداف.



شکل ۵: سرعت تخمین زده شده و واقعی هدف در کلاس دو.

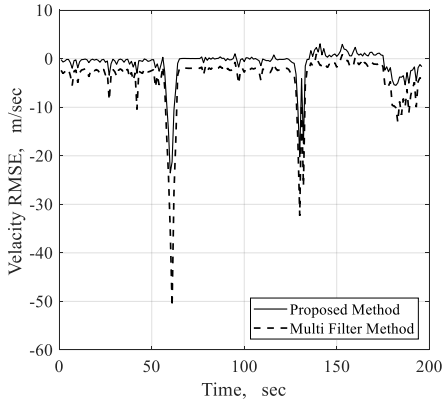
شکل ۵ تخمین پارامتر سرعت مربوط به کلاس دو را نشان می‌دهد. مقدار خطای تخمین براساس مونت کارلو (۱۰۰دفعه) در مکان و سرعت به ترتیب در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده است. همانطورکه مشاهده می‌شود در زمان‌های شروع تغییر مد، خطای زیادی وجود داردکه با گذشت زمان خطا به سرعت کاهش می‌یابد. همچنین در مقایسه با روش MM دارای خطا کمتری می‌باشد.

برای محاسبه متوسط زمان ردیابی فرض می‌کنیم هدف در نطقه‌ای با مختصات (X, Y) قرار دارد. سپس با دو روش تخمین مکان هدف را استخراج نموده مدت زمان هر تخمین را در محیط متلب ثبت می‌نمایم. حال ۱۰۰ بار این عملیات را برای مختصات مختلف انجام داده و زمان هر تخمین را محاسبه و مجموع زمان‌های هر کدام از روش‌ها را بر ۱۰۰ تقسیم نموده و متوسط زمان ردیابی بدست می‌آید. تعیین زمان پردازش یعنی زمان تخمین در هر (X, Y) با استفاده از tic و toc نرم‌افزار متلب می‌باشد.



شکل ۶: مقدار خطای تخمین مکان.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]



شکل ۷: مقدار خطای تخمین سرعت.

جدول ۲: مقایسه دو الگوریتم.

الگوریتم ردیابی	متوسط زمان ردیابی	زمان پردازش (ثانیه)
روش پیشنهادی ($N_c = 5000$)	۰/۰۰۰۶۸۱۱۱	۳
روش Multi Filter	۰/۰۷۶۹۷۲	۱۰

طبق جدول ۲ زمان پردازش و متوسط زمان ردیابی الگوریتم ارائه شده با کامپیوتر Core i7, 3.4GHz در نرم‌افزار متلب، کمتر از حالت چند فیلتر می‌باشد.

٦- نتیجه‌گیری

در این مقاله، هدف ردیابی و تخمین کلاس اهداف مانوردار بصورت هم‌زمان می‌باشد. در ابتدا معادلات دینامیک هدف مانوردار و معادلات اندازه‌گیری بیان شد. در عمل هدفی که دینامیک ثابتی داشته به ندرت یافت می‌شود و معمولاً اهداف عملی دارای دینامیک متغیر با زمان می‌باشند. به همین دلیل مد سیستم به منظور ردیابی در هر زمان بایستی مشخص شود. در قسمت بعدی الگوریتم موجود در خصوص دسته‌بندی و ردیابی اهداف بصورت هم‌زمان توضیح داده شد. در این الگوریتم به‌طور مرسوم به منظور تعیین کلاس هدف از روش MM استفاده می‌شود. در این روش برای هر کلاس یک فیلتر در نظر گرفته می‌شود. بسته به این‌که کلاس هدف چه باشد با یکی از این فیلترها تطبیق می‌یابد. می‌توان نشان داد که استفاده از تعداد بیشتر مدل‌ها لزوماً باعث افزایش کارایی الگوریتم ردیابی نمی‌شود در حالی که باعث افزایش بار محاسباتی می‌گردد. به همین دلیل بر خلاف الگوریتم‌های مرسوم ارائه شده تاکنون که برای هر کلاس یک فیلتر مجزا در نظر می‌گیرند، در این مقاله تنها با استفاده از یک فیلتر ذره‌ای کلاس هدف تخمین زده می‌شود که منجر به کاهش چشمگیری در حجم محاسبات و افزایش دقت می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی به خوبی کلاس هدف را تشخیص می‌دهد. در ادامه می‌توان با توجه به پیشرفت فناوری ذخیره داده و باگنجاندن مساله داده کاوی در حوزه ردیابی در شبکه‌های حسگر همراه با نویز و کلاتر، دسته‌بندی و ردیابی هم‌زمان را بررسی نمود.

مراجع

[۱] حمید خالوزاده، عطیه کشاورز محمدیان، "مروری بر کاربردهای نظریه تخمین، شناسایی و کنترل تصادفی در سیستم‌های صنعتی"، مجله کنترل، جلد ۸، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۳.

[2] H. Khaloozadeh, A. Karsaz, "Modified input estimation technique for tracking maneuvering targets," IET Radar Sonar & Navigation, vol. 3, pp. 30-41, 2008.

[3] H. Rahmati, H. Khaloozadeh, M. Ayati, "Novel approach for nonlinear maneuvering target tracking based on input estimation, "Applied Mechanics and Materials, pp.4415-4423, 2012.

[4] G.W. Pulford, "A survey of Maneuvering target tracking methods," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 27, no. 1, 2015.

[5] X.R. Li, "Multiple model bootstrap filter for maneuvering," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 36, no. 3, pp. 1006-1012, 2000.

[6] G.W. Pulford, S. Challa, "Joint target tracking and classification using radar and ESM sensors," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 37, no. 3, pp. 1039-1055, 2001.

[7] A. Averbuch, E. Mazor, Y. Bar-shalom, J. Dayan, "Interacting multiple model methods in target tracking: A Survey," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 34, no. 3, pp. 103-123, 1998.

[8] X. Chen, J. Gao, X. Han, "An algorithm based on interacting multiple models for maneuvering target tracking," IEEE Conference on Decision and Control, vol. 2, pp. 405-408, 2014.

[9] A. Abdul Salam, "Adaptive tracking of maneuvering target using two-stage Kalman filter," IEEE International Symposium on Processing and Information Technology, 749-754, 2015.

[10] X. FU, Y. Shang, H. Yuan, "Improved diagonal interacting multiple model algorithm for maneuvering target tracking based on H_∞ filter," IET Control Theory & Application, vol. 9, pp. 1887-1892, 2015.

[11] L. Hun, A. Xie, Z. Ren, D.S. Bernstein, "Maneuvering target tracking with unknown acceleration using retrospective-cost-based adaptive input and state estimation," 34th Chinese Control Conference, Hangzhou, China, 2015.

[12] W. Yanxuan, C. Jianbin, "An adaptive maneuvering target tracking algorithm based on three-dimensional parameter identification model," 34th Chinese Control Conference, Hangzhou, China, pp. 5479-5483, 2015.

[13] K. Zhan, L. Xu, H. Jiang, "Joint tracking and classification with constraints and reassignment by radar and ESM," Digital Signal Process, 2014.

[14] H. Yihui, X. Wei, P. Hui, C. Xiliang, L. Jun, "A method of taracking maneuver target," 27th Chinese Control and Decision Conference, pp. 2004-2008, 2015.

[15] S. Ranhnama, M.R. Arvan, "Comparison of extended and unscented Kalman smoother in deriving kinematic characteristics of a high maneuver flying target" International Conference on Modelling, Identification and Control, Shanghai,

[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]

China, pp. 537-542, 2011.
[16] P. Smets, B. Ristic, "Kalman filter and joint tracking and classification based on belief functions in the TBM Framework," IEEE Conference on Decision and control, 2678-2685, 2005.
[17] W. Mei, G.L. Shan, X. Rongli, "An efficient bayesian algorithm for joint target tracking and classification," American Control Conference, pp. 2090-2098, 2005.
[18] L. Zhu, X. Cheng, "High maneuver target tracking in coordinated turns," IET Radar, Sonar & Navigation, vol. 9, pp. 1078-1087, 2015.
[19] K. Zhan, L. Xu, H. Jiang, "An improved mixture unscented Kalman filters algorithm of joint target tracking and classification," IEEE Chinese Guidance & Navigation and Control Conference, Yantai, China, pp. 1197-1202, 2014.
[20] M. Melzi, A. Ouldali, "Joint multiple target tracking and classification using the unscented Kalman particle PHD filter," American Control Conference, pp. 534-537, 2011.
[21] D. Angelova, L. Mihaylova, "Joint target tracking and classification with particle filtering and mixture Kalman filtering using kinematic radar information," Elsevier, Digital Signal Processing, vol. 16, pp. 180-204, 2006.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2025-07-20]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.5.5]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.15]