





State Estimation of an Aviator Using Fuzzy Mixed Kalman/H-infinity Filter

Mohammad Ali Kazemi¹, Mojtaba Masoumnezhad^{2*} , Nematollah Askari³ 

¹Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering, Faculty of Mofateh, Hamedan Branch, Technical and Vocational University (TVU), Hamedan, Iran.

² Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering, Faculty of Chamran, Guilan Branch, Technical and Vocational University (TVU), Guilan, Iran.

³Department of Mechanical Engineering, Faculty Member of Imam Khomeini, Behshahr Branch, Technical and Vocational University (TVU), Mazandaran, Iran.

ARTICLE INFO

Received: 09.01.2020

Revised: 10.09.2020

Accepted: 01.15.2021

Keyword:

Kalman Filter
H-infinity Filter
State Estimation
Aviator
Fuzzy Logic Method

***Corresponding Author:**

Mojtaba Masoumnezhad

Email:

mmasomnezhad@tvu.ac.ir

ABSTRACT

One of the most important problems in control engineering is state estimation of a dynamical system based on measured data corrupted by noises. One of the most popular algorithms used for state estimation of a linear discrete time dynamical system is mixed Kalman/H-infinity filter. The performance of this filter is essentially depending on how exact statistics of noise characteristics are available. It is also not guaranteed that the process noise covariance matrix, and the measurement noise covariance matrix remain constant with time in a highly non-stationary noise condition. Thus, it is imperative to continuously tune the mixed Kalman/H-infinity accounting for the changing noise conditions in order to get good filter performance. This paper presents an algorithm of fuzzy based mixed Kalman/H-infinity filter for dynamically tuning the process noise and measurement noise covariance matrices. Fuzzy system in every step of the process using the difference between the actual position and speed of the balloon and the amount of observed data by the observer, an adaptive produce and this factor is used to update covariance matrix values. In this way, the Fuzzy Mixed Kalman/H-infinity filter can be more accurately estimated system state variables and therefore always mean square estimation error is minimized.





دانشگاه فنی و حرفه‌ای
کرافان

کرافان

فصلنامه علمی دانشگاه فنی و حرفه‌ای

زمستان ۱۳۹۹، دوره ۱۷، شماره ۴، ۸۰-۶۱

آدرس نشریه: <https://karafan.tvu.ac.ir/>

doi:10.48301/KSSA.2021.128396

20.1001.1.23829796.1399.17.4.4.2



شاپای الکترونیکی: ۲۵۳۸-۴۴۳۰

شاپای چاپی: ۲۳۸۲-۹۷۹۶

مقاله پژوهشی

شناسایی متغیرهای حالت یک هوانورد با استفاده از فیلتر ترکیبی کالمن / اچ - بینهایت فازی

محمدعلی کاظمی^۱، مجتبی معصوم نژاد^{۲*}، نعمت اله عسکری^۳

- ۱- استادیار، دپارتمان مهندسی مکانیک، دانشکده شهید مفتح همدان، دانشگاه فنی حرفه‌ای استان همدان، ایران.
- ۲- استادیار، دپارتمان مهندسی مکانیک، دانشکده شهید چمران رشت، دانشگاه فنی حرفه‌ای استان گیلان، ایران.
- ۳- عضو هیئت علمی، دپارتمان مهندسی مکانیک، دانشکده امام خمینی بهشهر، دانشگاه فنی حرفه‌ای استان مازندران، ایران.

چکیده

یکی از مهم‌ترین مشکلات در مهندسی کنترل تخمین متغیرهای حالت یک سیستم دینامیکی با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده مخدوش با نویز است. تخمین به کمک فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بینهایت یکی از روش‌های قدرتمند تخمین است که یک روش غیر تصادفی می‌باشد. به عبارت دیگر در این روش اندازه‌گیری‌ها و متغیرهای مدنظر تخمین نویزی بوده و اطلاعات دقیقی در مورد آنها وجود ندارد. در سیستم‌های دینامیکی با نویزهای شدید هیچ تضمینی برای ثابت ماندن مقادیر کوواریانس نویزهای فرآیند و مشاهده‌گر در طی زمان وجود ندارد، بنابراین بهتر است که به‌طور پیوسته مقادیر کوواریانس نویزهای فرآیند و مشاهده‌گر در الگوریتم فیلتر تخمین بهینه تغییر یابد، تا بتواند تخمین درستی از متغیرهای حالت سیستم ارائه دهد. در این مقاله یک راهبرد تطبیقی جدید از فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بینهایت بر پایه منطق فازی برای تنظیم ماتریس‌های کوواریانس نویزهای فرآیند و اندازه‌گیری ارائه شده است. سیستم فازی در هر مرحله از فرآیند با استفاده از اختلاف موقعیت و سرعت واقعی بالن و مقدار مشاهده شده توسط مشاهده‌گر، یک عامل تطبیقی برای بروزسانی مقادیر ماتریس کوواریانس تولید می‌کند. به این طریق فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بینهایت فازی می‌تواند متغیرهای حالت سیستم را دقیق‌تر تخمین زده و در نتیجه همواره مقدار تابع میانگین مجذور مربعات خطای تخمین حداقل می‌گردد.

اطلاعات مقاله

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۶/۱۱

بازنگری مقاله: ۱۳۹۹/۰۷/۱۸

پذیرش مقاله: ۳۹۹/۱۰/۲۶

کلید واژگان:

فیلتر کالمن
فیلتر اچ-بینهایت
شناسایی متغیرهای حالت
هوانورد
منطق فازی

*نویسنده مسئول: مجتبی معصوم نژاد

پست الکترونیکی:

mmasomnezhad@tvu.ac.ir



© 2021 Technical and Vocational University, Tehran, Iran. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-Noncommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0 license) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

مقدمه

در بافت‌های بدن، مسئله تخمین متغیرهای حالت سیستم‌های خطی و غیرخطی، موضوع مهمی در بسیاری از مسائل مهندسی کنترل می‌باشد. فیلتر بیزین^۱، مرسوم‌ترین روش تخمین است. از دیدگاه تئوری بیزین مسئله تخمین به معنای تخمین تابع چگالی احتمال پسین^۲ است. با دانستن چگالی احتمال پسین می‌توان تخمین بهینه حالت‌ها را نسبت به هر تابع معیاری محاسبه کرد اما این فیلتر دارای یک حل بسته نیست و از این رو برای اجرای عملی، مناسب نمی‌باشد. بسته به مدل فرایند و اندازه‌گیری، روش‌های مختلفی برای حل عملی فیلتر بیز وجود دارد. اگر مدل سیستم دینامیکی به صورت خطی باشد و نویزهای فرایند و اندازه‌گیری دارای ماهیت گوسی باشند یکی از متداول‌ترین روش‌ها استفاده از فیلتر کالمن است [۱].

فیلتر کالمن، یک الگوریتم پردازش اطلاعات بازگشتی است که تخمین متغیر حالت سیستم را از میان اغتشاشات با کوواریانس معلوم ارائه می‌دهد. این فیلتر زمانی بهینه است که شناخت دقیق از ماهیت نویزهای سیستم و اندازه‌گیری در دست باشد [۲] قالب اصلی فیلتر کالمن بر پایه سیستم خطی دارای نویز سفید بنا شده است. به همین دلیل فقط تحت فرضیات محدودکننده خطی بودن سیستم و همچنین سفید و مستقل بودن نویزهای سیستم و اندازه‌گیری بهینه بودن فیلتر کالمن تضمین شده است. هدف این فیلتر این است که از مقادیر اندازه‌گیری شده‌ای که مشاهده‌گر دارای نویز با بی‌دقتی در طی زمان ثبت کرده است، استفاده کند و بتواند متغیرهای سیستم را تا حد بسیار نزدیکی به مقدار متغیر صحیح فرایند تخمین بزند [۳]. برای استفاده از فیلتر کالمن باید اطلاعات دقیق از ماهیت نویز از جمله میانگین، واریانس و انحراف معیار در دسترس باشد که گاهی اوقات این امر، مشکل یا غیرممکن است [۴].

در سال ۲۰۰۱ سونگ تاک و همکاران [۵] بر طراحی بهبودیافته فیلتر کالمن برای ردگیری رادار سه‌بعدی تحقیقاتی انجام دادند و به رویکرد جدیدی برای بهبود ردیابی رادار سه‌بعدی دست یافتند. این الگوریتم، یک ارزیابی صحیح از بی‌دقتی در تخمین غیرخطی می‌دهد. در سال ۲۰۱۱ یادایاه و همکاران [۶] یک فیلتر کالمن فازی برای تخمین حالت یک سیستم دینامیکی و تطبیق ماتریس نویز فرایند معرفی کردند. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر فیلتر کالمن فازی نسبت به فیلتر کالمن ساده بوده است. به‌گونه‌ای که عملکرد فیلتر کالمن فازی در فقدان آمار صحیح از نویزهای فرایند و شرایط نویزهای غیرثابت و مدل غیرخطی سیستم بسیار قوی می‌باشد. همچنین در سال ۲۰۱۶ موسوی موید و همکاران از فیلتر کالمن فازی برای پالایش و تخمین داده‌های اندازه‌گیری شده توسط ماهواره‌های GPS استفاده کردند [۷].

در دهه‌های اخیر فیلتر اچ-بی نهایت توجه بسیاری از محققان را در مسائل مهندسی به خود جلب کرده است هدف اصلی فیلتر اچ-بی نهایت حداقل کردن خطای تخمین در بدترین حالت ممکن است. فیلتر اچ-بی نهایت فیلتری می‌باشد که به‌طور مشخص برای مقاوم‌سازی طراحی شده است و در این فیلتر به هیچ پیش‌فرضی از نویزهای سیستم و اندازه‌گیری نیاز نمی‌باشد و تنها شرط استفاده از آن متناهی بودن انرژی است. به همین دلیل تخمین فیلتر اچ-بی نهایت از فیلتر کالمن بسیار مقاوم‌تر است [۳]. در سال‌های اخیر، استفاده از این فیلتر در زمینه کنترل بسیار مورد توجه قرار گرفته است. به‌خصوص در مواردی که ویژگی‌های آماری نویز نامشخص می‌باشد و مدل‌سازی آن سخت است [۲].

به منظور دستیابی به بهترین ویژگی‌های فیلترهای کالمن و اچ-بی نهایت باید از فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت بهره برد [۴؛ ۵] در نتیجه، این فیلتر ترکیبی مقدار بهترین میانگین مجذور مربعات خطای تخمین را از میان تمام تخمین‌های بدترین حالت تخمین خطا تعیین می‌کند [۸] که این منجر به نتایج دقیق‌تری در تخمین پارامترها و متغیرهای حالت شده است.

¹ Bayesian Field

² Probability Density Function Posterior

عملکرد مناسب فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت وابسته به نحوه انتخاب حد بالای طراحی فیلتر توسط طراح و همچنین غیرثابت در نظر گرفتن کوواریانس نویزهای فرایند و اندازه‌گیری است.

در سال ۲۰۱۴ معصوم‌نژاد و همکاران [۲] برای بهبود عملکرد فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت از بهینه‌سازی چندهدفه NSGA II استفاده کردند. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که الگوریتم ترکیبی پیشنهادی در مقابل تغییرات نویزهای فرایند و مشاهده‌گر مقاوم بود و تخمین مناسبی از متغیرهای حالت عاری از نویز مدل دینامیکی ارائه می‌دهد و این به آن معنی است که می‌توان دقت تخمین فیلتر کالمن و مستقل از کوواریانس نویزهای فرایند و مشاهده‌گر بودن فیلتر اچ-بی نهایت را هم‌زمان در مقادیر تخمین زده شده مشاهده کرد.

تاکنون انواع مختلفی از ترکیب فیلترهای کالمن و اچ-بینهایت ارائه شده است که تمامی آن‌ها دارای نقاط ضعفی مانند ثابت در نظر گرفتن ماتریس‌های کوواریانس نویز و اندازه‌گیری هستند [۹-۱۱]. ولی در سیستم‌های دینامیکی با نویزهای شدید، هیچ تضمینی برای ثابت ماندن مقادیر کوواریانس نویزهای فرایند و مشاهده‌گر در طی زمان وجود ندارد. بنابراین لازم به نظر می‌رسد که به‌طور پیوسته مقادیر کوواریانس نویزهای فرایند و مشاهده‌گر در الگوریتم‌های فیلتر کالمن و اچ-بی نهایت تغییر یابد تا بتوانند این فیلترها تخمینی مناسب از متغیرهای حالت سیستم ارائه دهد. برای دستیابی به این هدف، در این مقاله، یک راهبرد تطبیقی جدید از فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت بر پایه منطق فازی برای تنظیم ماتریس‌های کوواریانس نویزهای فرایند و اندازه‌گیری ارائه شده است. روش فازی به همراه فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت پیشنهاد می‌گردد. در فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت با استفاده از منطق فازی متناسب با تغییرات تابع خطای تخمین مقدار کوواریانس نویزهای فرایند و مشاهده‌گر به‌گونه‌ای تغییر می‌یابد که همواره میانگین مجذور مربعات خطای تخمین حداقل گردد.

تعریف مسئله و بیان فضای حالت

وقتی تحلیل‌های معادلات حرکت در حوزه زمانی مشخص گردد، بهتر است برای بیان چنین معادلاتی از مجموعه معادلات دیفرانسیل معمولی مرتبه اول استفاده شود. با در نظر گرفتن یک سیستم با k درجه آزادی که در آن q_1, q_2, \dots, q_k مختصه‌های تعمیم‌یافته جابه‌جایی می‌باشند، می‌توان معادلات حرکت را در شکلی از مختصه‌های تعمیم‌یافته در نظر گرفت و با به‌دست آوردن مختصه‌های سرعت تعمیم‌یافته به‌صورت $\dot{q}_1, \dot{q}_2, \dots, \dot{q}_k$ و مختصه‌های شتاب تعمیم‌یافته به‌صورت $\ddot{q}_1, \ddot{q}_2, \dots, \ddot{q}_k$ که در آن $n=3k$ است. بردار n بعدی $\{x\}$ به‌صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود:

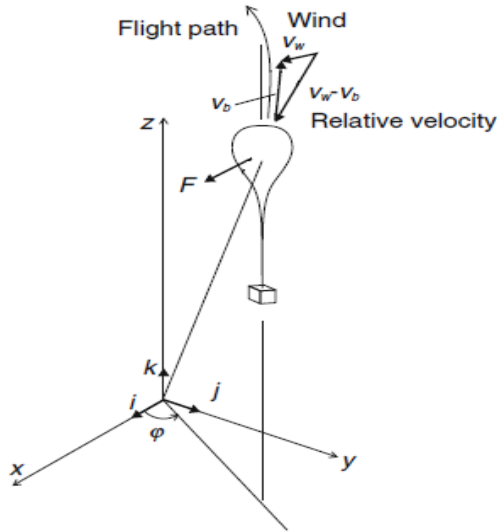
$$[x] = \begin{bmatrix} [q] \\ [\dot{q}] \\ [\ddot{q}] \end{bmatrix} \quad (1)$$

سیستم مورد بررسی یک هوانورد هواشناسی می‌باشد که در شکل ۱ نشان داده شده است. هوانورد به صورت یک ذره در فضا در نظر گرفته شده است. عوامل محیطی مانند وزش باد و عدم قطعیت‌های مدل به صورت نویزهای تصادفی و غیرثابت به سیستم اعمال شده‌اند. معادلات حرکتی زمان گسسته آن در فضای حالت به‌صورت معادلات (۲) و (۳) است [۴].

$$x_k = A x_{k-1} + w_{k-1} \quad (2)$$

$$y_k = H x_k + v_k \quad (3)$$

که در آن بردار متغیر حالت و بردار اندازه‌گیری، y_k بردار اندازه‌گیری، w_k نویز سفید با توزیع گوسی فرایند و v_k نویز سفید گوسی مشاهده‌گر است. ماتریس انتقال حالت و ماتریس H ماتریس خروجی می‌باشد [۵].
مدل فضای حالت هوانورد و مقداردهی اولیه برای ماتریس‌های کوواریانس‌های نویزهای فرایند و مشاهده‌گر Q ، R ، X_0 ، P_0 و A به صورت روابط (۴) تا (۸) در نظر گرفته شده است (تمام واحدها برحسب کیلومتر هستند).



شکل ۱. مدل پرواز هوانورد

ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری R

انحراف استاندارد خطای اندازه‌گیری در راستای محورهای x ، y و z به صورت $\sigma = 0.01 \text{ km}$ و $\sigma^2 = 10^{-4}$ در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین مقداردهی اولیه ماتریس کوواریانس اندازه‌گیری نویز به صورت رابطه (۴) خواهد بود:

$$R = \begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-4} & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-4} \end{bmatrix} \quad (۴)$$

ماتریس کوواریانس نویز فرایند Q

انحراف استاندارد از عناصر مختلف ماتریس نویز فرایند به صورت $\sigma_x = \sigma_y = 0.005 \text{ km}$ و $\sigma_z = 0.0025 \text{ km}$ و $\sigma_{\dot{x}} = \sigma_{\dot{y}} = 10^{-5} \text{ km/s}$ و $\sigma_{\dot{z}} = 5 \times 10^{-5} \text{ km/s}$ و $\sigma_{\ddot{x}} = \sigma_{\ddot{y}} = 10^{-4} \text{ km/s}^2$ و $\sigma_{\ddot{z}} = 5 \times 10^{-6} \text{ km/s}^2$ در نظر گرفته می‌شود. بنابراین با توجه به مقادیر انحراف استاندارد، ماتریس اولیه نویز فرایند به صورت رابطه (۵) خواهد بود:

$$Q = \text{diag} \begin{bmatrix} 25 \times 10^{-6} \\ 1 \times 10^{-8} \\ 1 \times 10^{-10} \\ 25 \times 10^{-6} \\ 1 \times 10^{-8} \\ 1 \times 10^{-10} \\ 625 \times 10^{-6} \\ 25 \times 10^{-10} \\ 25 \times 10^{-12} \end{bmatrix} \quad (5)$$

شایان ذکر است که سیستم فازی گنجانده شده در فیلتر ترکیبی پیشنهادی با توجه به مقادیر مختلف نویز، ارزش‌های متفاوتی را برای مقادیر کوواریانس‌های نویزهای فرایند و اندازه‌گیری در نظر می‌گیرد و به این صورت باعث عملکرد بهتر فیلتر پیشنهادی در این مقاله می‌شود.

ماتریس اولیه نویز خطا

انحراف استاندارد در راستاهای x ، y و z برابر 0.1 در نظر گرفته شده است. این مقدار برابر با مقدار خطای اندازه‌گیری واقعی مربوط به حالت‌ها می‌باشد. بنابراین $\sigma_{ez} = \sigma_{ey} = \sigma_{ex} = 0.01 \text{ km}$ و همچنین خطای استاندارد سرعت‌ها و شتاب‌های حالت به صورت $\sigma_{e\dot{x}} = \sigma_{e\dot{y}} = 0.002 \text{ km/s}$ و $\sigma_{e\ddot{x}} = \sigma_{e\ddot{y}} = 0.001 \text{ km/s}^2$ و $\sigma_{e\ddot{z}} = 4.4 \times 10^{-5} \text{ km/s}^2$ و $8.4 \times 10^{-5} \text{ km/s}^2$ در نظر گرفته شده است. با توجه به مقادیر انحراف استاندارد ماتریس اولیه کوواریانس خطا به صورت معادله (۶) خواهد بود:

$$P_o = \text{diag} \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-4} \\ 4 \times 10^{-6} \\ 7 \times 10^{-9} \\ 1 \times 10^{-4} \\ 4 \times 10^{-6} \\ 7 \times 10^{-9} \\ 1 \times 10^{-4} \\ 1 \times 10^{-6} \\ 2 \times 10^{-9} \end{bmatrix} \quad (6)$$

همچنین بردار متغیرهای حالت اولیه X_o و ماتریس انتقال حالت معادله دینامیکی هوانورد A به ترتیب در معادلات (۷) و (۸) نشان داده شده است.

$$X_o = \begin{bmatrix} 2/1298 \\ -0/0083 \\ -0/0525 \\ 3/2520 \\ 0/0281 \\ -0/2036 \\ 0/1430 \\ 0/0292 \\ -0/0376 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0/1 & 0/005 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0/1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0/1 & 0/005 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0/1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0/1 & 0/005 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0/1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (۸)$$

الگوریتم ترکیبی کالمن/اچ-بینهایت

فیلتر کالمن، میانگین مجذور مربعات خطای تخمین را کمینه می‌کند ولی فیلتر اچ-بی نهایت اثر نویز را در بدترین حالت کمینه می‌کند و از این رو از فیلتر کالمن بسیار مقاوم‌تر است [۸]. در [۱۲؛ ۱۳] به منظور ترکیب بهترین ویژگی فیلتر کالمن و بهترین ویژگی فیلتر اچ-بی نهایت، الگوریتم ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت ارائه شده است. تابع‌های هدف فیلترهای کالمن و اچ-بی نهایت به ترتیب توسط توابع هدف نشان داده شده در معادلات (۹) و (۱۰) تعیین می‌شوند.

$$J_2 = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^N E(\|x_k - \hat{x}_k\|^2) \quad (۹)$$

$$J_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sum_{k=0}^N E(\|x_k - \hat{x}_k\|^2)}{\|x(0) - \hat{x}(0)\|_{P_0}^2 + \sum_{k=0}^N (\|w_k\|_{Q_0}^2 + \|v_k\|_{R_0}^2)} \quad (۱۰)$$

برای اینکه در معادلات سیستم هر دو تابع هدف منظور شوند، باید از معادله (11) مقدار \hat{x}_{k+1} را با در نظر گرفتن شرایط مربوطه به دست آورد.

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{F}_k x_k + K y_k \quad (۱۱)$$

الف) ماتریس \hat{F} باید پایدار باشد.

ب) تابع هدف فیلتر اچ-بی نهایت توسط محدوده انرژی نشان داده شده در معادله (۱۲) مقید باشد [۱۴].

$$J_\infty < 1/\theta \quad (۱۲)$$

با در نظر گرفتن شرایط در حل مسئله، کمترین مقدار میانگین مجذور مربعات خطای تخمین در میان تمام تخمین‌گرهایی که بدترین خطای تخمین را محدود می‌کند، حاصل می‌شود. روند حل فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت به صورت معادلات (۱۳) تا (۱۷) است:

برای تعیین \hat{F} در الگوریتم فیلتر ترکیبی کالمن و H_∞ ماتریس مثبت نیمه معین P به گونه‌ای تعیین می‌گردد که معادله ریکاتی نشان داده شده در معادله ۱۳ برآورده شود. در هر مرحله ماتریس مثبت معین P که معادله ریکاتی (۱۳) را ارضا می‌کند، حاصل می‌گردد [۱۴]:

$$P = FPF^T + Q + FP \left(\frac{1}{\theta^2} - P \right)^{-1} PF^T - P_a V^{-1} P_a^T \quad (۱۳)$$

که در آن P_v و V به صورت معادلات (۱۴) و (۱۵) تعریف شده‌اند:

$$P_a = FPH^T + FP \left(I/\theta_2 - P \right)^{-1} PH^T \quad (14)$$

$$V = R + HPH^T + HP \left(I/\theta_2 - P \right)^{-1} PH^T \quad (15)$$

مقادیر ماتریس‌های \hat{F} و K به صورت معادلات (۱۶) و (۱۷) تعیین می‌گردند:

$$K = P_a V^{-1} \quad (16)$$

$$\hat{F} = F - K \quad (17)$$

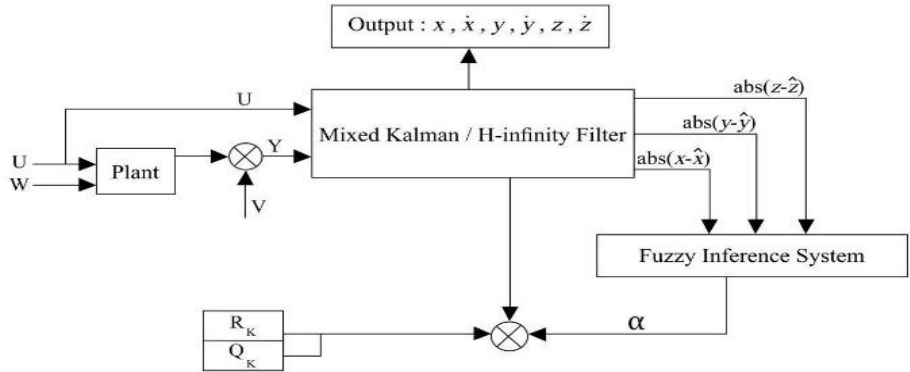
فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت فازی

فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت فازی، یک نوع زمان گسسته از فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت است که ساختار فازی در آن یک عامل اسکالر α را برای تطبیق ماتریس‌های کوواریانس نویز فرایند Q و نویز اندازه‌گیری R تولید می‌کند. این عامل α در هر مرحله از زمان برای انطباق ماتریس‌های Q و R استفاده می‌شود تا بهترین تخمین از متغیرهای حالت سیستم برآورده شود و به این صورت به بهبود عملکرد زمان گسسته فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بینهایت در حضور نویزهای تصادفی و غیرثابت کمک می‌کند.

ساختار فازی

دیگرام بلوکی نشان داده شده در شکل ۲ عملکرد فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت فازی را نمایش می‌دهد. با مقداره‌ی اولیه خطای اولیه کوواریانس P_0 و بردار متغیرهای حالت‌های اولیه X_0 در الگوریتم ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت، زیرسیستم‌های فازی یک عامل اسکالر مناسب α را برای تطبیق ماتریس‌های کوواریانس Q و R در هر مرحله از زمان تولید می‌کنند تا ماتریس‌های کوواریانس به مقادیر جدید Q_k^{new} و R_k^{new} به روزرسانی شوند. همچنین در هر مرحله از زمان بردار اندازه‌گیری شده Z_k شامل مختصات هوانورد در سه راستا محاسبه می‌شود. اولین اختلاف بازگشتی S_k در هر مرحله از رابطه (۱۸) محاسبه شده و به عنوان ورودی زیر سیستم‌های فازی در نظر گرفته می‌شود.

$$S_k = Z_k - Z_{k-1} \quad (18)$$



شکل ۲. دی‌گرام بلوکی فیلتر ترکیبی کالمن /اچ-بی-نهایت فازی

انطباق فیلتر ترکیبی کالمن /اچ-بی-نهایت با استفاده از منطق فازی

زیرسیستم‌های فازی، اولین اختلاف بازگشتی S_k از موقعیت سه مختصات اندازه‌گیری شده در هر مرحله زمانی را به‌عنوان ورودی می‌پذیرد و پس از تولید عامل α با استفاده از روابط (۱۹) و (۲۰) مقادیر کوواریانس را به‌روزرسانی می‌کند.

$$R_k^{new} = R_k / \alpha_k \quad (۱۹)$$

$$Q_k^{new} = Q_k / \alpha_k \quad (۲۰)$$

انتخاب ورودی‌ها و خروجی سیستم فازی

متغیرهای ورودی از مقدار قدر مطلق اختلاف اندازه‌گیری شده از مختصات موقعیت واقعی هوانورد و موقعیت مشاهده شده با نام‌های x_{fa} ، y_{fa} و z_{fa} انتخاب می‌شوند. بنابراین ورودی سیستم فازی مقادیر $x - \hat{x}$ ، $y - \hat{y}$ ، $z - \hat{z}$ بوده و خروجی آن α_k می‌باشد. بازه متغیرهای ورودی مفروضه مربوطه جامعه آماری خوانده می‌شود. این جامعه آماری، از محاسبات مقادیر مطلق اولین اختلاف بازگشتی موقعیت اندازه‌گیری شده مختصات x ، y و z بدست می‌آید. جامعه آماری مربوطه از سه متغیر ورودی در جدول ۱ نشان داده شده است. بازه تغییرات متغیر خروجی زیرسیستم فازی α_k به‌صورت [0 100] انتخاب شده است [۶].

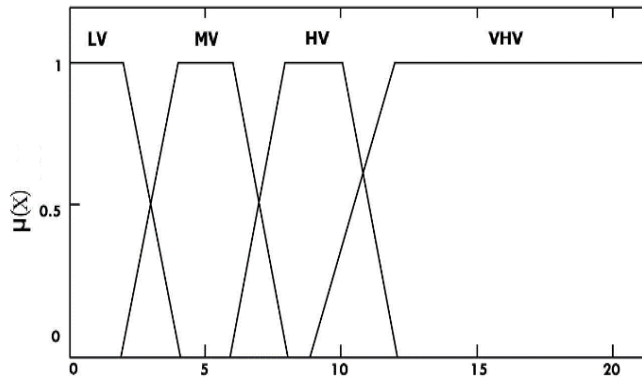
فازی‌سازی

منطق فازی برای هر یک از متغیرهای ورودی به زیرسیستم فازی، یک متغیر زبانی اختصاص می‌دهد. این متغیرهای زبانی با نام‌های ارزش کم (LV)، ارزش متوسط (MV)، ارزش بالا (HV) و ارزش خیلی بالا (VHV) معرفی می‌گردند.

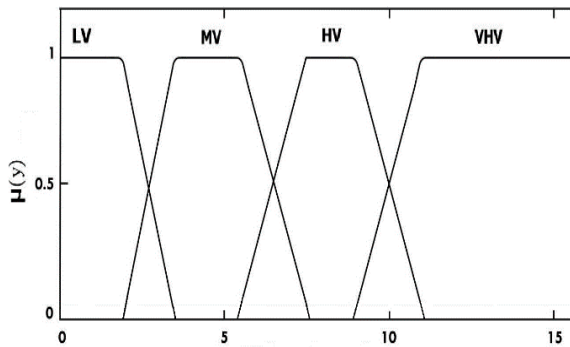
جدول ۱. جامعه آماری از متغیرهای ورودی و خروجی

متغیرهای ورودی	جامعه آماری
X	[0 40]
Y	[0 25]
Z	[0 23]

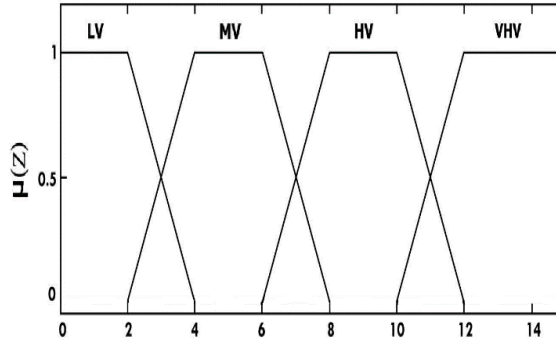
تمامی این متغیرهای زبانی به کار رفته در توابع عضویت ذوزنقه‌ای از متغیرهای ورودی در شکل‌های ۳ تا ۵ نشان داده شده‌اند. به‌طور مشابه، برای متغیر خروجی تنظیم‌شده فازی با نام عامل انطباق α_{r_i} نیز چهار متغیر زبانی با نام‌های افزایش کم (IL)، افزایش متوسط (IM)، افزایش زیاد (IH) و افزایش خیلی زیاد (IVH) تعریف می‌گردد. این چهار متغیر زبانی در تابع عضویت مثلثی از متغیر خروجی بکار رفته‌اند که در شکل ۶ نشان داده شده‌اند.



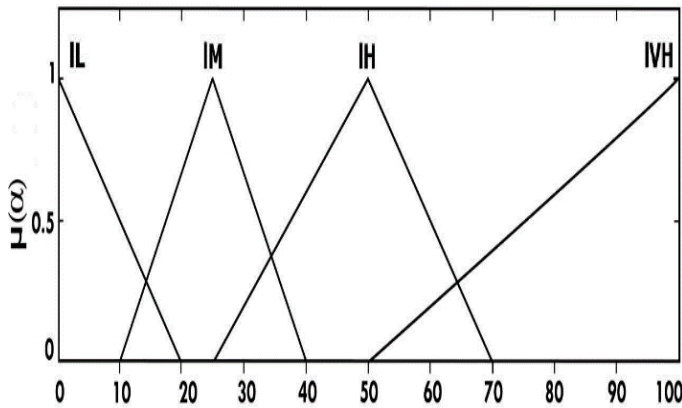
شکل ۳. تابع عضویت از متغیر ورودی x



شکل ۴. تابع عضویت از متغیر ورودی y



شکل ۵. تابع عضویت از متغیر ورودی Z



شکل ۶. تابع عضویت از متغیر خروجی α_k

ساختار پایگاه دانش

پایگاه دانش زیرسیستم فازی به کمک دانش و اطلاعات فنی کاربر انسانی از سیستم دینامیکی مربوطه ساخته می‌شود. این پایگاه شامل ۶۴ قانون فازی می‌باشد که از چهار ماتریس زبانی 4×4 نشان داده شده در جدول‌های ۲ تا ۵ به دست آمده است. در هر بانک قانون، متغیرهای زبانی از x و y متنوع با ثابت نگه‌داشتن متغیر زبانی Z به دست می‌آیند.

جدول ۲. بانک فازی با " LV "

y x	LV	MV	HV	VHV
LV	IL	IL	IL	IL
MV	IL	IL	IL	IL
HV	IL	IL	IL	IL
VHV	IL	IL	IL	IL

جدول ۳. بانک فازی با "MV" z

y x	LV	MV	HV	VHV
LV	IL	IL	IL	IL
MV	IL	IM	IM	IM
HV	IL	IM	IM	IM
VHV	IL	IM	IM	IM

جدول ۴. بانک فازی با "HV" z

y x	LV	MV	HV	VHV
LV	IL	IL	IL	IL
MV	IL	IM	IM	IM
HV	IL	IM	IH	IH
VHV	IL	IM	IH	IH

جدول ۵. بانک فازی با "VHV" zfd_k

y x	LV	MV	HV	VHV
LV	IL	IL	IL	IL
MV	IL	IM	IM	IM
HV	IL	IM	IH	IH
VHV	IL	IM	IH	IVH

نافازی‌سازی

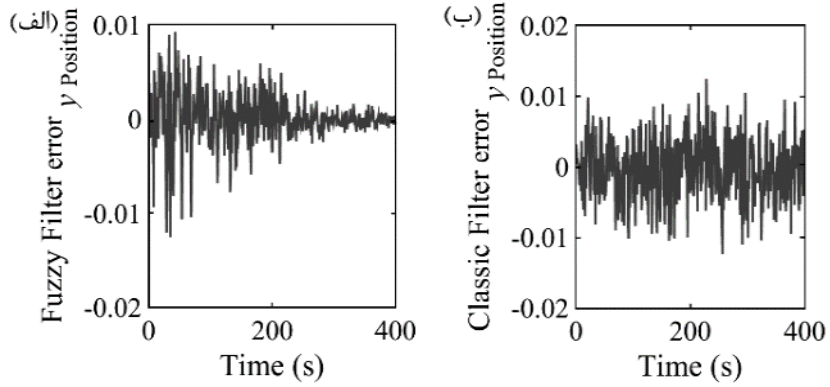
فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت به یک مقدار اسکالر و بهترین عامل برای تنظیم ماتریس‌های کوواریانس نیاز دارد. بنابراین بهترین و تنها ارزش از طریق عملیات نافازی‌سازی از خروجی‌های زیرمجموعه فازی به دست خواهد آمد. برای این عملیات از روش مرکزی^۱ استفاده شده است.

نتایج شبیه‌سازی

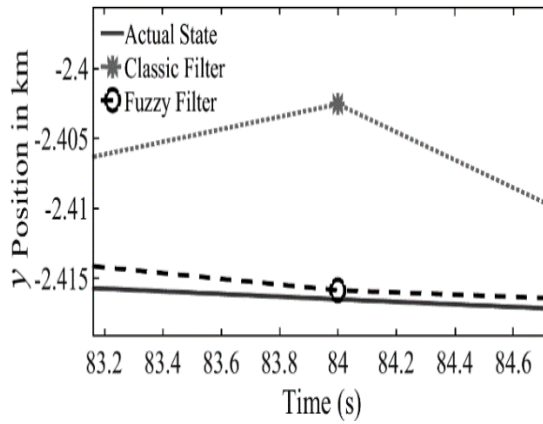
برای نشان دادن عملکرد الگوریتم پیشنهادی، سیستم دینامیکی هوانورد هواشناسی برای شبیه‌سازی در نظر گرفته شده است. تخمین سه متغیر حالت موقعیت در شکل‌های ۷، ۹ و ۱۱ و سه متغیر حالت سرعت در شکل‌های ۱۳، ۱۵ و ۱۷ با استفاده از فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت کلاسیک و فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی نشان داده شده‌اند. همچنین شکل‌های ۸، ۱۰ و ۱۲ بیانگر خطای تخمین موقعیت و شکل‌های ۱۴، ۱۶ و ۱۸ بیانگر خطای تخمین سرعت با فیلترهای ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی و کلاسیک برای زمان نهایی ۳۲۰ ثانیه (۴۰۰ نمونه) و زمان نمونه‌برداری ۰.۸ ثانیه می‌باشند.

در شکل‌های ۷، ۹ و ۱۱ نمودار موقعیت هوانورد در راستای محورهای x، y و z با استفاده از فیلترهای ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی و کلاسیک و حرکت واقعی هوانورد رسم شده است. همچنین خطای تخمین موقعیت دو فیلتر فازی و کلاسیک در شکل‌های ۸، ۱۰ و ۱۲ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود فیلتر فازی پیشنهادی در این مقاله با خطای تخمین به مراتب کمتری به تخمین موقعیت هوانورد در این سه راستا پرداخته است.

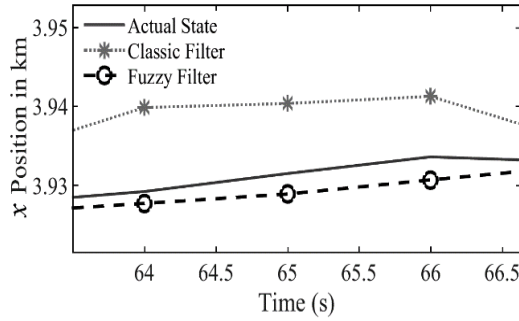
^۱ Centroid



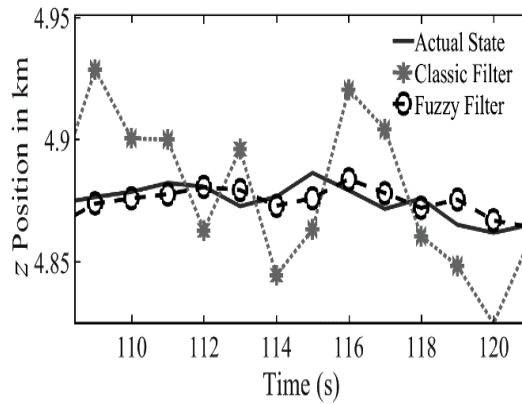
شکل ۷. الف) نمودار حرکت واقعی، تخمین موقعیت با فیلتر کلاسیک و فیلتر فازی در راستای x بر حسب کیلومتر.



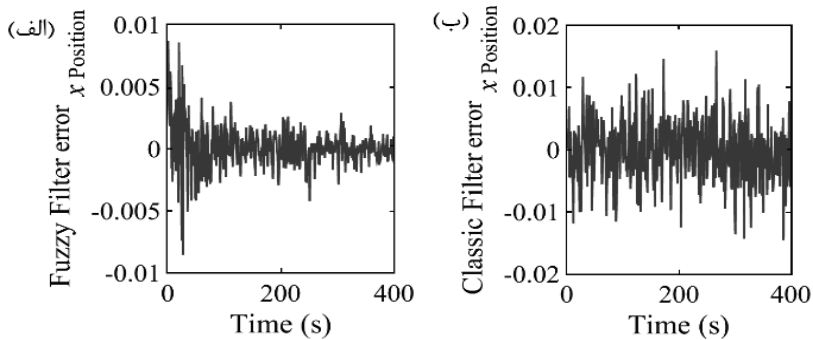
شکل ۸. الف) خطای تخمین موقعیت فیلتر فازی. ب) خطای تخمین موقعیت فیلتر کلاسیک در راستای x بر حسب کیلومتر (۴۰۰ نمونه)



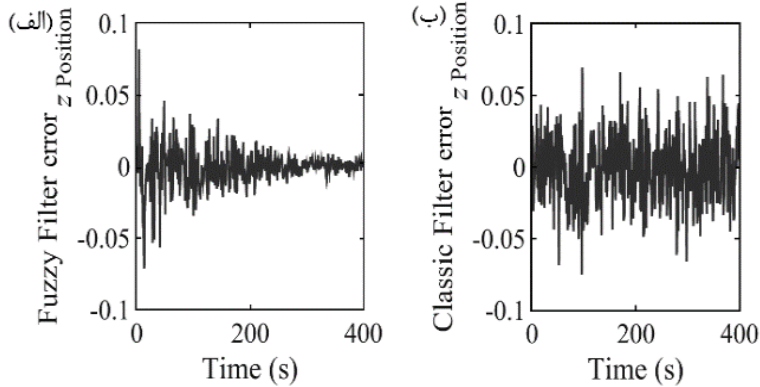
شکل ۹. نمودار حرکت واقعی، تخمین موقعیت با فیلتر کلاسیک و فیلتر فازی در راستای y بر حسب کیلومتر.



شکل ۱۰. (الف) خطای تخمین موقعیت فیلتر فازی. (ب) خطای تخمین موقعیت فیلتر کلاسیک راستای z بر حسب کیلومتر (۴۰۰ نمونه).

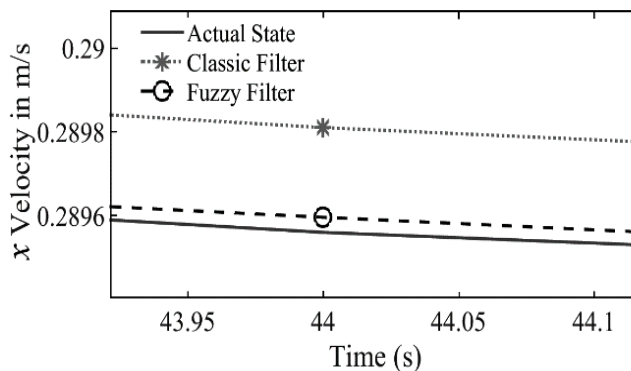


شکل ۱۱. نمودار حرکت واقعی، تخمین موقعیت با فیلتر کلاسیک و فیلتر فازی در راستای z بر حسب کیلومتر.

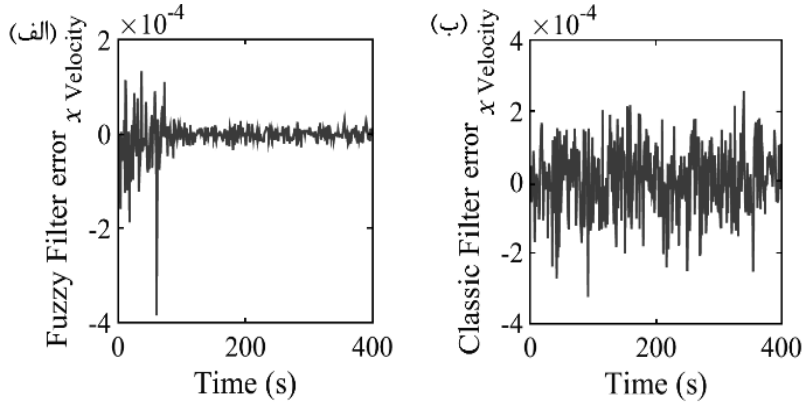


شکل ۱۲. (الف) خطای تخمین موقعیت فیلتر فازی. (ب) خطای تخمین موقعیت فیلتر کلاسیک راستای z بر حسب کیلومتر (۴۰۰ نمونه).

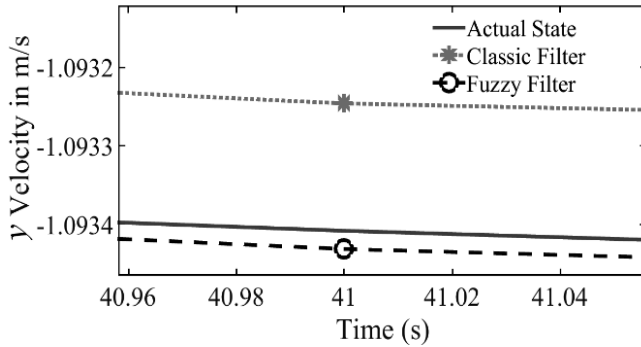
در شکل‌های ۱۳، ۱۵ و ۱۷ نمودار سرعت هوانورد در راستای محورهای x ، y و z با استفاده از دو فیلتر ترکیبی مورد بررسی در این مقاله (فیلترهای ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی و کلاسیک) و سرعت واقعی هوانورد رسم شده است. مقادیر حقیقی نشان داده شده در شکل ۱۳ تا شکل ۱۷ براساس روش مونت کارلو برای ۵۰۰ داده احتمالی با توزیع یکنواخت که به وسیله تابع غیرخطی مدل زمان گسسته هوانورد انتشار یافته، به دست آمده است. همچنین خطای تخمین سرعت دو فیلتر فازی و کلاسیک در شکل‌های ۱۴، ۱۶ و ۱۸ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود فیلتر فازی با خطای کمتری به تخمین سرعت هوانورد در این سه راستا پرداخته است و همچنین این نمودارها بیانگر این موضوع هستند که تخمین سرعت با استفاده از فیلتر فازی پیشنهادی در این مقاله دارای حداقل نوسان می‌باشد.



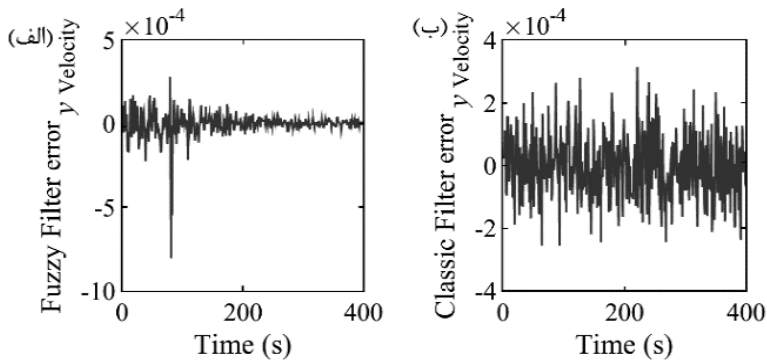
شکل ۱۳. نمودار سرعت واقعی، تخمین سرعت با فیلتر کلاسیک و فیلتر فازی در راستای x بر حسب متر/ثانیه.



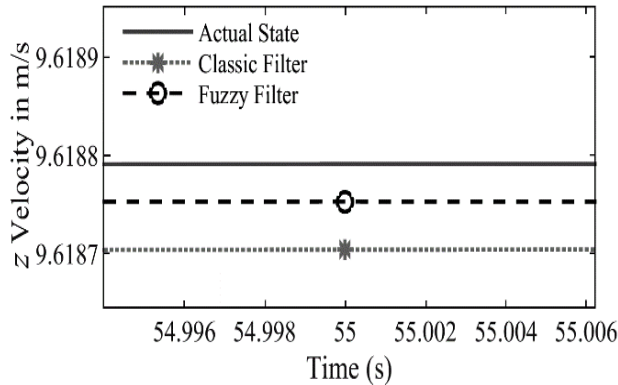
شکل ۱۴. الف) خطای تخمین سرعت فیلتر فازی. ب) خطای تخمین سرعت فیلتر کلاسیک در راستای x بر حسب متر/ثانیه (۴۰۰ نمونه).



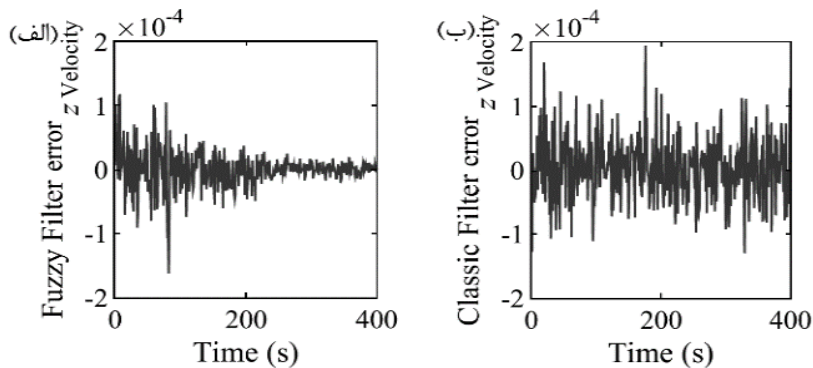
شکل ۱۵. نمودار سرعت واقعی، تخمین سرعت با فیلتر کلاسیک و فیلتر فازی در راستای y بر حسب متر/ثانیه.



شکل ۱۶. الف) خطای تخمین سرعت فیلتر فازی. ب) خطای تخمین سرعت فیلتر کلاسیک در راستای y بر حسب متر/ثانیه (۴۰۰ نمونه).



شکل ۱۷. نمودار سرعت واقعی، تخمین سرعت با فیلتر کلاسیک و فیلتر فازی در راستای z بر حسب متر/ثانیه.

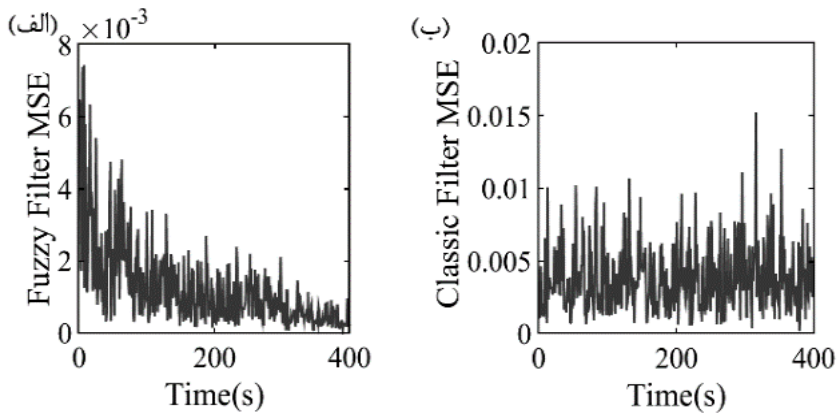


شکل ۱۸. (الف) خطای تخمین سرعت فیلتر فازی. (ب) خطای تخمین سرعت فیلتر کلاسیک در راستای z بر حسب متر/ثانیه (۴۰۰ نمونه)

همان‌طور که نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند، الگوریتم پیشنهادی در این مقاله با تقریب مناسب و حداقل خطای تخمین که در شکل ۱۹ نشان داده شده است، به تخمین و شناسایی متغیرهای حالت سیستم دینامیکی هوانورد پرداخته است. همچنین شکل ۱۹ بیانگر این موضوع است که میزان پراکندگی خطای تخمین برای الگوریتم فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی نسبت به الگوریتم فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت کلاسیک، به صفر نزدیک‌تر است. منطق فازی در الگوریتم جدید باعث تطبیق ماتریس‌های کوواریانس نویز و فرایند شده و به بهبود عملکرد تخمین بسیار کمک کرده است. شایان ذکر است برای نمایش بهتر چگونگی تغییرات مقادیر توابع میانگین مجذور خطای تخمین و میزان پراکندگی آنها برای دو فیلتر مورد بررسی در این مقاله نمودارهای هر فیلتر در شکل ۱۹ به صورت مجزا ترسیم گردیده‌اند. تابع MSE در شکل ۱۹ بیانگر میانگین مجذور مربعات خطای تخمین است که از رابطه ۲۱ تعیین می‌گردد.

$$MSE = \frac{\sqrt{\text{norm}(\hat{x}_k - x_k)}}{L} \quad (21)$$

که در آن x_k بیانگر متغیر حالت مغشوش با نویز و \hat{x}_k بیانگر مقدار متغیر حالت تخمین زده شده به وسیله فیلتر است.



شکل ۱۹. الف) میانگین مربعات خطای تخمین فیلتر فازی. ب) میانگین مربعات خطای تخمین فیلتر کلاسیک.

به منظور بررسی مقاوم بودن الگوریتم پیشنهادی نسبت به تغییرات نویزهای فرایند و مشاهده گر، مقدار میانگین و واریانس میانگین مجذور مربعات خطای تخمین با استفاده از ۵۰۰ مقدار تصادفی نویزهای فرایند و اندازه گیری بررسی شده و در جدول ۶ ارائه گردیده است. همان طور که مشخص است میانگین مجذور مربعات خطای تخمین برای فیلتر فازی پیشنهادی حدود ۲۰ درصد مقدار میانگین مجذور مربعات خطای تخمین برای فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت کلاسیک است. همچنین واریانس این مقدار برای فیلتر فازی پیشنهادی نیز به طور مشهودی از مقدار تابع واریانس خطای تخمین حاصل از فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت کلاسیک کمتر است. این امر نشان دهنده مقاوم بودن الگوریتم فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی در مقابل نویزهای تصادفی مدل و مشاهده گر اعمالی به سیستم است.

جدول ۶. میانگین خطای تخمین و واریانس خطای تخمین دو فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت کلاسیک و فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی

نوع الگوریتم	میانگین خطا	واریانس خطای تخمین
الگوریتم کلاسیک	0/0245	2×10^{-5}
الگوریتم فازی	0/0048	7×10^{-6}

نتیجه گیری

در این مقاله با استفاده از منطق فازی و توانایی این منطق در مسائل دارای عدم قطعیت یک راهبرد تطبیقی برای بهبود عملکرد فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت در تخمین متغیرهای حالت یک سیستم دینامیکی خطی پیشنهاد گردیده است. فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت فازی بر اساس ماتریس های کوواریانس نویزهای فرایند و مشاهده گر پویا ارائه گردیده است. الگوریتم این فیلتر مشابه الگوریتم فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت است با این تفاوت که در هر مرحله ماتریس های کوواریانس با توجه به اختلاف مقادیر واقعی موقعیت و سرعت سیستم با مقادیر تخمین زده شده موقعیت و سرعت، با استفاده از قوانین فازی به روزرسانی می شوند. این تطبیق و به روزرسانی ماتریس های کوواریانس در راستای

کاهش میانگین مجذور مربعات خطا انجام می‌شود. نتایج شبیه‌سازی، نشان‌دهنده عملکرد برتر الگوریتم ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت فازی در تخمین متغیرهای حالت سیستم است. این برتری حتی در شرایطی که آمار دقیقی از نویزها وجود ندارد و نویزها به‌صورت کاملاً تصادفی و دارای عدم قطعیت هستند، حفظ می‌شود؛ بنابراین، فیلتر ترکیبی کالمن/اچ-بی نهایت فازی، جایگزینی ساده و مؤثر برای فیلتر ترکیبی کالمن/اچ بی نهایت کلاسیک در شرایط سیستم‌های دینامیکی خطی در حضور نویزهای دارای عدم قطعیت می‌باشد.

علائم یونانی:

θ	پارامتر عملکرد فیلتر که توسط طراح تعیین می‌شود.
σ	انحراف معیار
α	عامل اسکالر خروجی سیستم فازی
μ	درجه عضویت توابع فازی

فهرست علائم:

P	کوواریانس خطای تخمین متغیر حالت
Q	کوواریانس نویز سیستم
R	کوواریانس نویز اندازه‌گیری
V	نویز اندازه‌گیری
W	نویز سیستم
X	برداری متغیر حالت
Y	برداری اندازه‌گیری
Z	برداری اندازه‌گیری موقعیت

References

- [1] Bejarbaneh, E. Y., Masoumnezhad, M., Armaghani, D. J., & Pham, B. T. (2020). Design of robust control based on linear matrix inequality and a novel hybrid PSO search technique for autonomous underwater vehicle. *Applied Ocean Research*, 101, 102231. <https://doi.org/10.1016/j.apor.2020.102231>
- [2] Masoumnezhad, M., Moafi, A., Jamali, A., & Nariman Zadeh, N. (2014). Optimal Design of Mixed Kalman-H infinity Filter Using Multi-objective Optimization Method. *Modares Mechanical Engineering*, 14(2), 128-132. <http://mme.modares.ac.ir/article-e-15-238-en.html>
- [3] Zhang, X., Xu, W., & Zhou, B. (2009). Mean first-passage time in a bistable system driven by multiplicative and additive colored noises with colored cross-correlation. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 14(12), 4220-4225. <https://doi.org/10.1016/J.CNSNS.2009.02.029>
- [4] Geist, M., & Pietquin, O. (2011). *Kalman filtering & colored noises: the (autoregressive) moving-average case* Proceedings of the IEEE Workshop on Machine Learning Algorithms, Systems and Applications (MLASA 2011). <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00660607>

- [5] Park, S.-T., & Lee, J. G. (2001). Improved Kalman filter design for three-dimensional radar tracking. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 37(2), 727-739. <https://doi.org/10.1109/7.937485>
- [6] Yadaiah, N., Srikanth, T., & Rao, V. S. (2011, December 5-8). Fuzzy Kalman Filter based trajectory estimation. 2011 11th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS), Malacca, Malaysia. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6122167>
- [7] Mousavi Moaiied, M., & Mosavi, M. R. (2016). Increasing accuracy of combined GPS and GLONASS positioning using fuzzy kalman filter. *Iranian Journal of Electrical and Electronic Engineering*, 12(1), 21-28. <https://doi.org/10.22068/IJEEE.12.1.21>
- [8] Alinaghizadeh Ardestani, M., & Vakili, A. (2020). Output feedback Controller design for HVAC system with delayed based Robust control approach. *Karafan Quarterly Scientific Journal*, 17(1), 89-99. <https://doi.org/10.48301/kssa.2020.112758>
- [9] Jamali ,A., Masoumnezhad, M., Nahaleh, M., & Nariman Zadeh, N. (2015). Optimal state estimation of a dynamical system corrupted with colored noises using Mixed Kalman/H-infinity filter. *Modares Mechanical Engineering*, 14(12), 67-74. <http://mme.modares.ac.ir/article-15-11172-en.html>
- [10] Masoumnezhad, M., Jamali, A., & Nariman-Zadeh, N. (2014). A Robust Unscented Kalman Filter for Nonlinear Dynamical Systems with Colored Noise. *Journal of Automation and Control Engineering*, 2(3), 310-315. <https://doi.org/10.12720/joace.2.3.310-315>
- [11] Stoica, A.-M., & Dragasanu, C. (2013). A Mixed Kalman/ H-infinity Filtering Approach for Augmented Proportional Navigation Guidance. The 64th International Astronautical Congress, Beijing, China. https://www.researchgate.net/publication/257365920_A_Mixed_Kalman_H-infinity_Filtering_Approach_for_Augmented_Proportional_Navigation_Guidance
- [12] Hsieh, C.-S. (2014). H-Infinity Kalman Estimation for Rectangular Descriptor Systems With Unknown Inputs. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 59(3), 826-832. <https://doi.org/10.1109/TAC.2013.2279897>
- [13] Masoumnezhad, M., Yasti Balaghi, A., & Nariman Zadeh, N. (2020). State Estimation of a Crane Using Fuzzy UHF. *Karafan Quarterly Scientific Journal*, 17(1), 123-142. <https://doi.org/10.48301/kssa.2020.112760>
- [14] Drózdź, K., Orłowska-Kowalska, T., & Szabat, K. (2015, March 17-19). Application of the modified fuzzy Kalman filter to states estimation of the two-mass system. 2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), Seville, Spain. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7125169>