فصلنامه علمی - پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال سوم، شماره یک، بهار ۱۳۹۸

کلاس بندی، تعقیب مانع و ترکیب اطلاعات در خودروی بدون سرنشین برای موانع متحرک زمینی با استفاده از منطق فازی و تئوری بیزین مبتنی بر دمپسترشافر

مسرور دولت آبادی[۱]، احمد افشار[۲]، علی معرفیان پور[۳]*

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۷/۳۰ **تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۳/۲۹**

چکیده

در آینده نزدیک با افزایش استفاده از خودروهای بدون سرنشین (**UGV**) بحث پیشگیری از تصادفات با موانع ثابت و یا متحرک اعم از جاندار، بی‌جان به چالشی جدی بدل خواهد شد. این موضوع در رابطه با موانع متحرک چالش جدی‌تری خواهد بود. به‌طور معمول از سنسورهای لیدار و دوربین در خودروهای بدون سرنشین به‌منظور تشخیص مانع متحرک انجام می‌شود. روش‌ها پیشنهادی، در ترکیب اطلاعات سنسورها تئوری بیزین و الگوریتم دمپستر شافر می‌باشد. الگوریتم دمپستر شافر توانایی ترکیب اطلاعات از منابع مختلف ورودی را دارد. داده های ورودی این الگوریتم نیاز به میزان احتمالات هر فرضیه دارد که بدین منظور یک سیستم فازی طراحی شده است. با استفاده از روش بیزین در فریم‌های متوالی تعقیب مانع متحرک و کلاس‌بندی موانع در هر فریم به‌طور هم‌زمان انجام می‌پذیرد. سنسورهای در نظر گرفته‌شده بر روی خودروی بدون سرنشین، لیدار و دوربین می‌باشد. در این مقاله روش پیشنهادی مبتنی بر ترکیب تئوری بیزین الگوریتم دمپستر شافر و سیستم فازی می باشد و نشان داده می شود که بدون دخالت دمپستر شافر توسعه‌یافته، دقت در تشخیص مانع در فریم‌هایی که اطلاعات سنسورها دارای اغتشاش بالایی است، با خطای بالایی همراه است که با کمک دمپستر شافر توسعه‌یافته پیشنهادی دقت پیش‌بینی موانع با دقت مناسبی بهبودیافته است. نتایج نشان می دهد روش پیشنهادی توانسته است دقت کلاس بندی و تعقیب موانع را بهبود بخشد.

واژگان کلیدی: خودروهای بدون سرنشین، سیستم های فازی،تئوری بیزین،تعقیب و کلاس بندی موانع،دمپستر شافر

[۱] دانشجوی دکتری ، گروه کنترل، دانشکده مکانیک، برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران masror_d@yahoo.com،

[۲] گروه کنترل، گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه امیرکبیر، تهران، ایران، دانشیار، نویسنده مسئول aafshar@aut.ac.ir

[۳] گروه کنترل، دانشکده مکانیک، برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران،استادیار moarefian@srbiau.ac.ir

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

۱. مقدمه

در آینده نزدیک با افزایش استفاده از خودروهای بدون سرنشین(**UGV**) بحث پیشگیری از تصادف با موانع ثابت و یا متحرک اعم از جاندار، بی جان به چالشی جدی بدل خواهد شد. این موضوع در رابطه با موانع متحرک چالش جدی تری خواهد بود. به طور معمول از سنسورهای لیدار و دوربین در خودروهای بدون سرنشین به منظور تشخیص موانع متحرک انجام می شود. و یکی از روش های موثر در ترکیب اطلاعات سنسورها تئوری بیزین می باشد. در کنار ترکیب اطلاعات مساله دسته بندی موانع و همچنین تعقیب موانع از مسائل مرتبط با ترکیب اطلاعات سنسوری می باشد**[1]**.

مسئله تشخیص مانع در چند دهه اخیر مورد توجه زیادی در حوزه‌های حمل‌ونقل و خودروهای بدون سرنشین بوده است. سازمان بهداشت جهانی اعلام نموده است که، تا سال دو هزار و سی تصادفات جاده‌ای جزء پنج دلیل مرگ‌ومیر در جهان خواهد بود. بینایی ماشین و استفاده از سنسورها دو حیطه برای مسئله تشخیص مانع می‌باشد. در هر دو حیطه پردازش تصویر و ترکیب اطلاعات سنسوری نتایج مناسبی برای بهبود مسئله تشخیص مانع انجام شده است. استفاده از روش‌های ترکیب اطلاعات در دهه اخیر برای مسئله ترکیب اطلاعات دوربین و شبکه سنسوری مورد توجه بسیاری قرارگرفته است. تحقیقات درزمینهٔ ترکیب اطلاعات از نیمه دوم ۱۹۸۰ شروع شده است و موفق شده است که در این مدت به‌صورت یک شاخه علمی درآید و حضوری فعال و تعیین‌کننده در اکثر حوزه‌های علمی و آزمایشگاهی داشته باشد و در سیستم‌های تشخیص طبی، کشف سناریوهای پیچیده جنائی، نظارت بر کارخانه‌ها و نیروگاه‌های اتمی و همچنین خودروهای بدون سرنشین نقش زیادی داشته باشد [**2**-۳].

قبل از ادامه مطالب در حوزه ترکیب اطلاعات لازم است چند اصطلاح، در حوزه ترکیب اطلاعات به‌صورت واضح‌تر شرح داده شود. ترکیب داده در خودروهای بدون سرنشین متحرک معمولاً به دوشاخه کلی سطح پایین و سطح بالا تقسیم‌بندی می‌شوند. عبارت سطح پایین غالباً برای جمع‌آوری و ترکیب داده‌های سنسورهای مختلف به‌صورت مستقیم بکار برده می‌شود. حاصل این نوع ترکیب اطلاعات معمولاً تخمین پارامترها و یا حالت‌های سیستم است. البته این تخمین‌ها به‌نوبه خود برای کنترل سیستم‌های حرکتی خودروی بدون سرنشین مثل موتورها و یا تولید سیگنال کنترلی می‌توانند استفاده شوند. در سطح اول پردازش، داده‌های مجموعه‌ای از سنسورها با یکدیگر ترکیب می‌شود و نتیجه کلی از مجموعه‌ای از داده‌های جزئی سنسورها استخراج می‌شود. ترکیب اطلاعات مجموعه‌ای از سنسورها، بر روی خودروی بدون سرنشین که هدف تشخیص مانع رادارند، در این حوزه از ترکیب اطلاعات گنجانده می‌شود. منظور از ترکیب اطلاعات، در این پژوهش مربوط می‌شود به پردازش اطلاعاتی که مستقیماً روی‌داده‌های خام انجام‌نشده و یک یا چند مرحله عملیات پیش‌پردازش بر روی آن از قبل انجام‌شده است**[4]**.

عبارت سطح بالا نیز معمولاً برای جمع‌آوری و ترکیب دادهای سنسوری مختلف به‌صورت غیرمستقیم بکار برده می‌شوند. این عمل به‌صورت ساختاری سلسله مراتبی انجام می‌گیرد. حاصل این نوع ترکیب اطلاعات، ارسال سیگنال کنترلی مناسب برای یک قسمت از خودروی بدون سرنشین با توجه به سیگنال‌های کنترلی مجزا است که هر قسمت کنترلی به‌تنهایی برای آن قسمت از خودروی بدون سرنشین تولید کرده است. استفاده از اطلاعات خام سنسوری در شرایط غیرقابل‌اندازه‌گیری و تخمین آن اطلاعات سنسوری با فیلتر کالمن توسعه‌یافته در این چارچوب قرار می‌گیرد. ترکیب تصمیم، در یک مرحله بالاتر در سطوح پردازش اطلاعات، ترکیب تصمیم قرار می‌گیرد که اطلاعات بخش‌های مختلف با یکدیگر ترکیب می‌شود**[5]**.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

در ادامه این مقاله در بخش دوم تئوری دمپسترشافر بررسی می شود. بخش سوم به معرفی مساله برچسب گذاری پرداخته می شود و در بخش چهارم یک روش برای استفاده از اطلاعات کلاس بندی موانع در برچسب گذاری بیان می شود و در بخش پنج نتایج الگوریتم پیشنهادی در شرایط مختلف محیط نویزدار و نرمال بیان شده است.

۲. تئوری دمپستر شافر

یکی از روش‌های ترکیب داده، تئوری دمپستر شافر می‌باشد. که در سال ۱۹۸۰ توسط دمپستر ارائه شد و در سال ۲۰۰۳ توسعه الگوریتم دمپستر شافر توسط رابرت انجام شد[٦] نظریه‌های احتمال کلاسیک، امکان نمایش عدم آگاهی را ندارد، درحالی‌که بیشتر پدیده‌های اطراف ما با عدم آگاهی همراه هستند. با استفاده از تئوری دمپستر شافر می‌توان توابع جرم دوربین و لیدار را در فضای برچسب‌گذاری موانع و همچنین کلاس‌بندی با یکدیگر ترکیب نمود. در ادامه به معرفی تئوری دمپستر شافر، روش‌های ترکیب اطلاعات چند سنسوری و همچنین تعریف فضای باز توسعه یافته دمپستر شافر می‌پردازیم**[8-7]**.

فضای فرضیات به‌صورت $\{\boldsymbol{H_1}, \boldsymbol{H_2}, \dots, \boldsymbol{H_n}\}$ در نظر گرفته می‌شود که شرط زیر در آن صدق می‌کند.

$$(H_i \cap H_j = \emptyset, \quad \forall\, i \neq j) \qquad (۱)$$

فضای کانونی فضای فرضیات به‌صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$2^{\Theta} = \{\emptyset, H_1, H_2, \dots, H_n, H_1 \cup H_2, \dots, H_i \cup H_j, H_k \cup H_l \cup \dots \cup H_n, \dots \Theta\} \qquad (۲)$$

می‌توان دو یا چند تابع جرم را با یکدیگر ترکیب نمود. روابط ترکیب فرضیات به شکل زیر می‌باشد:

$$m = m_1 \oplus m_2 \dots \oplus m_n \qquad (۳)$$

$$(H_i \cap H_j = \emptyset, \quad \forall\, i \neq j) \qquad (۴)$$

$$m(A) = K.\sum_{A_i \cap B_j = A} m_{s_i}(A_i).m_{s_i}(B_j) \qquad (۵)$$

$$K = \frac{1}{1-k} \qquad (۶)$$

$$k = \sum_{A_i \cap B_j = A} m_{s_i}(A_i).m_{s_i}(B_j) \qquad (۷)$$

در این بخش به بررسی روش‌های تصمیم‌گیری به کمک الگوریتم دمپستر شافر پرداخته می‌شود. در تئوری دمپستر شافر سه نوع فضا وجود دارد:

۱- جهان بسته

۲- جهان باز

۳- جهان باز توسعه‌یافته

هر یک از فضاها کاربرد خاصی داردکه متناسب با مدل مسئله باید انتخاب شود. در شرایطی که احتمال جدیدی قرار نیست به فضای مسئله اضافه شود و یا فرض نادانسته را به دلیل سادگی فضای مدل‌سازی می‌خواهیم در نظر نگیریم بهتر است از جهان بسته استفاده نماییم که به قوانین احتمال نزدیک می‌باشد. درزمانی که امکان وجود نادانسته در فضای مسئله وجود دارد ولی فرضیه جدیدی به مسئله اضافه نمی‌شود بهتر است از فضای جهان باز استفاده شود و درزمانی که علاوه بر احتمال فرضیه نادانسته امکان اضافه شدن فرضیه جدید به فضای فرضیات اولیه وجود دارد از جهان باز توسعه‌یافته استفاده می‌شود**[9-12]**. به منظور مدل سازی عدم قطعیت از جهان بسته توسعه یافته استفاده شده است.

$$m_{12}(H_2) = m_2(H_2).(1 - m_1(H_1)) \qquad (۸)$$

$$m_{12}(\overline{H_1}) = m_{12}(H_2) = m_1(\overline{H_1}).m_2(\Theta) \qquad (۹)$$

$$m_{12}(\overline{H_2}) = m_{12}(H_1) = m_2(\overline{H_2}).m_1(\Theta) \qquad (۹)$$

$$m_{12}(*) = m_1(\overline{H_1}).m_2(\overline{H_2}) \qquad (۱۰)$$

$$m_{12}(\Theta) = m_1(\Theta).m_2(\Theta) \qquad (۱۱)$$

$$m_{12}(\emptyset) = m_1(H_1).m_2(H_2) \qquad (۱۲)$$

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

$$\Theta = \{H_1, H_2, H_3, \dots, H_i, \dots, H_n, *\} \quad (۱۳)$$

$$m(H_i \cup H_j) = m_i(\Theta).m_j(\Theta)\prod_{\substack{a=1\\a\neq i\\a\neq j}}^{n} m_a(\overline{H_a}) \quad (۱۴)$$

$$m(H_i) = m_i(H_i)\prod_{\substack{a=1\\a\neq i}}^{n}(1 - m_a(H_a)) \quad (۱۵)$$

$$m(H_i \cup *) = m_i(\Theta).m_j(\Theta)\prod_{\substack{a=1\\a\neq i\\a\neq j}}^{n} m_a(\overline{H_a}) \quad (۱۶)$$

$$m(H_i \cup H_j \cup H_k \cup *) = m_i(\Theta).m_j(\Theta).m_k(\Theta)\prod_{\substack{a=1\\a\neq i\\a\neq j\\a\neq k}}^{n} m_a(\overline{H_a}) \quad (۱۷)$$

$$m(* \bigcup_{i=2}^{n} H_i) unit\ n-1 \quad (۱۸)$$

$$m(H_i \cup H_j \cup \dots \cup H_l \cup *) = m_i(\Theta).m_j(\Theta)\dots m_l(\Theta)\prod_{\substack{a=1\\a\neq i\\a\neq j\\\dots\\a\neq l}}^{n} m_a(\overline{H_a}) \quad (۱۹)$$

$$m(\overline{H_l}) = m_i(\overline{H_l})\prod_{\substack{a=1\\a\neq j}}^{n} m_a(\Theta) \quad (۲۰)$$

$$m(\Theta) = \prod_{a=1i}^{n} m_a(\Theta) \quad (۲۱)$$

$$m(*) = \prod_{a=1}^{n} m_a(\overline{H_a}) \quad (۲۲)$$

$$m(\emptyset) = 1 - \left[\prod_{a=1}^{n}(1 - m_a(H_a)) + \sum_{a=1}^{n} m_a(H_a) * \prod_{\substack{b=1\\b\neq a}}^{n}(1 - m_b(H_b))\right] \quad (۲۳)$$

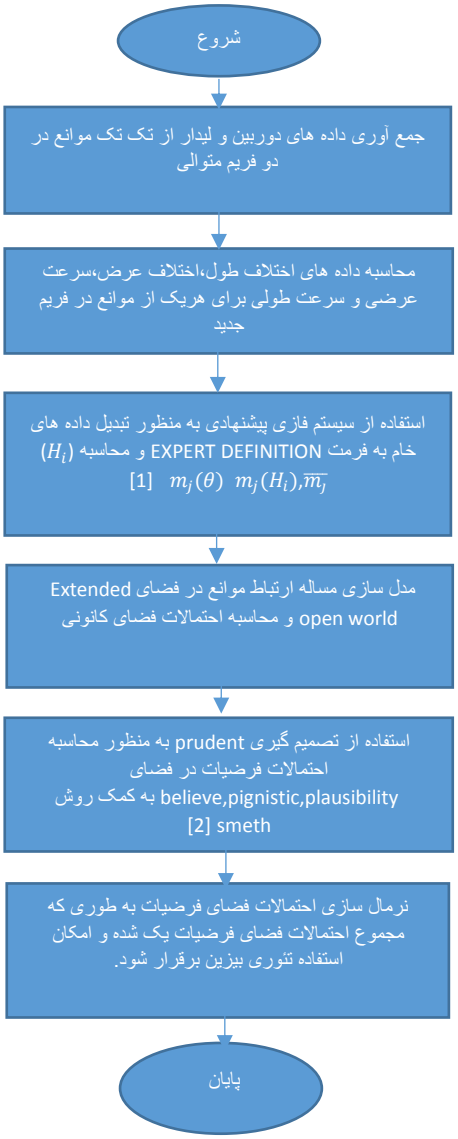
۳. استخراج فرضیه برای تعقیب مانع

در مقاله**[1]** در ابتدا با استفاده از پردازش تصویر موانع دسته بندی شده و٤ کلاس برای موانع پیشنهاد شده است. انسان،کامیون،دوچرخه،خودرو کلاس های در نظر گرفته شده می باشد. سپس به تعقیب موانع متحرک پرداخته است یکی از نکاتی که از بررسی این مقاله می توان فهمید که علی رغم دسته بندی موانع واستخراج اطلاعات با ارزش نوع مانع در مرحله برچسب گذاری از این اطلاعات با ارزش استفاده نشده است.

پیشنهاد ما استفاده از اطلاعات دسته بندی در قانون بیزین است. بدین ترتیب علاوه بر ترکیب مقادیر اندازه گیری سنسورهای متفاوت که به کمک دمپستر شافر انجام می شود. می توان از نتایج قسمت کلاس بندی که به کمک دوربین انجام می شود، در بهبود دقت برچسب گذاری موانع استفاده کرد. هر کدام از سنسورها با استخراج مشخصه هایی از مانع می توانند برچسب گذاری را انجام دهند. دوربین با استفاده از مشخصه های هندسی و تطبیق آن با مشخصه های هندسی موانع، توانایی برچسب گذاری را دارد. لیدار با استخراج پارامترهای سرعت وعرض موانع توانایی تطبیق موانع را دارد که در نهایت می تواند بر چسب گذاری موانع را انجام دهد. بعلاوه، قابلیتی که دوربین دارد قدرت کلاس بندی موانع است که می تواند کلاس بندی را با توجه به قابلیت پردازش تصویر برای موانع انجام دهد**.** الگوریتم **HOG** ودسته بندی کننده **SVM** از بهترین روش هایی است که برای تشخیص انسان و خودرو استفاده شده است**[2]**.

داده های خام بدست آمده از لیدار و دوربین باید به فرمتی تبدیل شوند که قابل استفاده برای واحد ترکیب اطلاعات باشد. نیاز است داده های خام به فرمت احتمال (تایید یا رد یک فرضیه) تبدیل شود تا بتوان در متد پیشنهادی به کار گرفته شود. در این ادامه به روش های آماده سازی داده های خام و تبدیل آن به فرمت احتمالاتی برای استفاده الگوریتم های ترکیب اطلاعات پرداخته می شود.. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی در در شکل ۱ نشان داده شده است. در ادامه به معرفی هر بخش از فلوچارت پیشنهادی می پردازیم:

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]



شکل ۱. فلوچارت پیشنهادی برای استخراج احتمالات

در این پژوهش سرعت خودروی بدون سرنشین ۴۰ کیلومتر برساعت در نظر گرفته شده است. حرکت مانع متحرک به سمت خودروی بدون سرنشین با سرعت ماکزیمم ۵۰ کیلومتر بر ساعت فرض شده است. با توجه به زمان نمونه برداری مدل های مختلف دوربین و لیدار به طور معمول در هر ثانیه ۵ پردازش را می توان انجام داد. بدین ترتیب فاصله زمانی بین هر دو فریم متوالی ۲۰۰ میلی ثانیه می باشد.

لیدار و دوربین داده های جابه جایی عرضی و طولی و سرعت جابه جایی عرضی و طولی را به عنوان داده های خام به واحد ترکیب اطلاعات ارسال می کنند و بر اساس داده های خام بدست آمده باید میزان اطمینان به احتمال هر فرضیه (باور به فرضیه) در رابطه با ارتباط دو مانع مشاهده شده در دو فریم متوالی را محاسبه نمایند در ادامه به معرفی روش های ریاضی و هوشمند که به کمک ریاضیات و یا بر اساس منطق هوش مصنوعی اقدام به محاسبه میزان اطمینان به یک فرضیه میپردازند، میپردازیم. داده های دریافت شده از دوربین و لیدار به صورت جدول زیر می باشد.

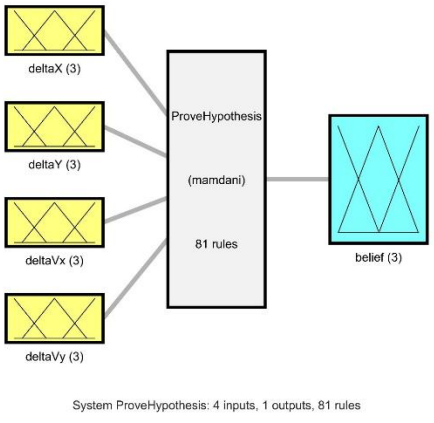
جدول ۱. ویژگی های مانع

مشخصه های مانع	نماد
جابه جایی عرضی	به کمک دوربین محاسبه می شود
جابه جایی طولی	به کمک لیدار محاسبه می شود
سرعت جابه جایی عرضی	به کمک دوربین محاسبه می شود
سرعت جابه جایی طولی	به کمک لیدار محاسبه می شود

جابه جایی عرضی با توجه به دوربین قابل محاسبه است. دوربین به کمک الگوریتم های پردازش تصویر بخش بندی را انجام داده که در نتیجه آن جابه جایی در عرض و سرعت عرضی را محاسبه می نماید. همچنین لیدار میزان نزدیک شدن یا دور شدن مانع را نسبت به خودروی بدون سرنشین و همچنین سرعت نزدیک شدن یا دور شدن را می تواند اندازه گیری نماید. هدف تعیین معیاری است که شباهت دو بردار ویژگی را که در دو فریم متوالی محاسبه شده است نشان دهد که تا چه حد این دو بردار به یکدیگر نزدیک هستند و براساس پارامتر محاسبه شده تعیین شود که یک فرضیه در فضای ارتباط با موانع قابل پذیرش است یا نمی توان در مورد آن نظر داد یا رد فرضیه را نتیجه می دهد.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

در این مقاله به منظور ارتباط موانع از یک الگوریتم فازی پیشنهادی استفاده شده است. که در آن با توجه به طراحی سیستم فازی میزان اطمینان به هر فرضیه تعیین می شود. در این روش اختلاف مقدار دو ویژگی به عنوان پارامتری برای رد یا تایید فرضیه درنظر گرفته می شود. میزان اختلاف مقادیر اندازه گیری شده تمایز برای دو فریم متوالی، نیم متر در نظر گرفته شده است و براساس نیم متر اختلاف طراحی سیستم فازی صورت گرفته است همچنین اختلاف سرعت نیز به عنوان پارامتر دیگر برای ورودی سیستم فازی در نظر گرفته می شود. اختلاف سرعت دو مانع در بازه اندازه گیری شده نمی تواند از حد مشخصی کمتر باشد این دو فاکتور برای دوربین و لیدار به صورت جداگانه محاسبه می شود. و تابع جرم برای ارتباط موانع برای دوربین و لیدار محاسبه می شود. براساس مقادیر بدست آمده در هر فریم و داشتن مقادیر اندازه گیری شده در فریم قبل آن، هر فرضیه، رد یا تایید می شود. بدین منظور از سیستم فازی زیر به منظور اعتماد به احتمال رخداد یک فرضیه استفاده می شود. خروجی سیستم فازی احتمال رد بودن یا تایید بودن و یا بی نظر بودن در رابطه با یک فرضیه می باشد. سیستم فازی طراحی شده (شکل ۲) مختص لیدار و دوربین می باشد. ورودی سیستم فازی اختلاف های مقادیر اندازه گیری شده در جدول ۱ می باشد در زیر سیستم فازی پیشنهادی ترسیم شده است:

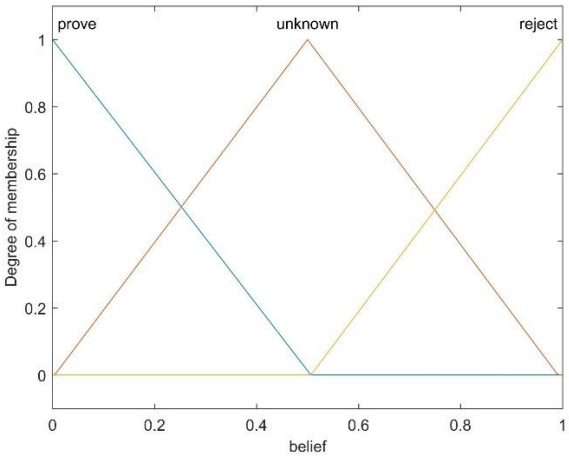


شکل ۲. سیستم فازی پیشنهادی

در سیستم فازی پیشنهادی ورودی های سیستم فازی(شکل ٤) با توجه به اختلاف اندازه گیری در کمیت های ورودی های سیستم فازی با توجه به زمان نمونه برداری بین دو فریم بدست آمده است .خروجی سیستم فازی(شکل۳) اثبات یا رد یک فرضیه را مشخص میکند. و می تواند به کمک داده های خام بدست آمده از لیدار و دوربین که می تواند میزان حرکت عرضی موانع، سرعت حرکت عرضی موانع و میزان جابه جایی طولی و همچنین سرعت جابه جایی طولی می باشد در رابطه با احتمال اینکه بین دو فریم متوالی، مانع مشاهده شده چه فرضیه ای می باشد تصمیم گیری می شود. که شی مشاهده شده در فریم جدید کدام شی درفریم قبل است و میزان این احتمال چقدر است. مقادیر خروجی سیستم فازی وارد ورودی الگوریتم دمپستر شافر می شود. در الگوریتم دمپستر شافر با توجه به روابط۸ تا روابط ۲۲ مقادیر ترکیب اطلاعات و همچنین فرضیات نادانسته و فرض جدید ساخته می شود و می توان بخش سوم الگوریتم که تئوری بیزین می باشد استفاده نمود. در این قسمت با توجه به اینکه مقادیر بدست آمده از الگوریتم دمپسترشافر فضای فرضیات مرجع را افراز می نماید مقادیر بدست آمده قابل استفاده برای تئوری بیزین می باشد. این پژوهش از بعد به دلیل دخیل نمودن فرضیاتی به جز فرضیات معمول بیزین دارای نوآوری می‌باشد. در این مقاله علاوه بر فرضیات معمول در تئوری بیزین دو فرضیه مانع جدید و فرضیه نادانسته نیز در تئوری بیزین ادغام می شود.

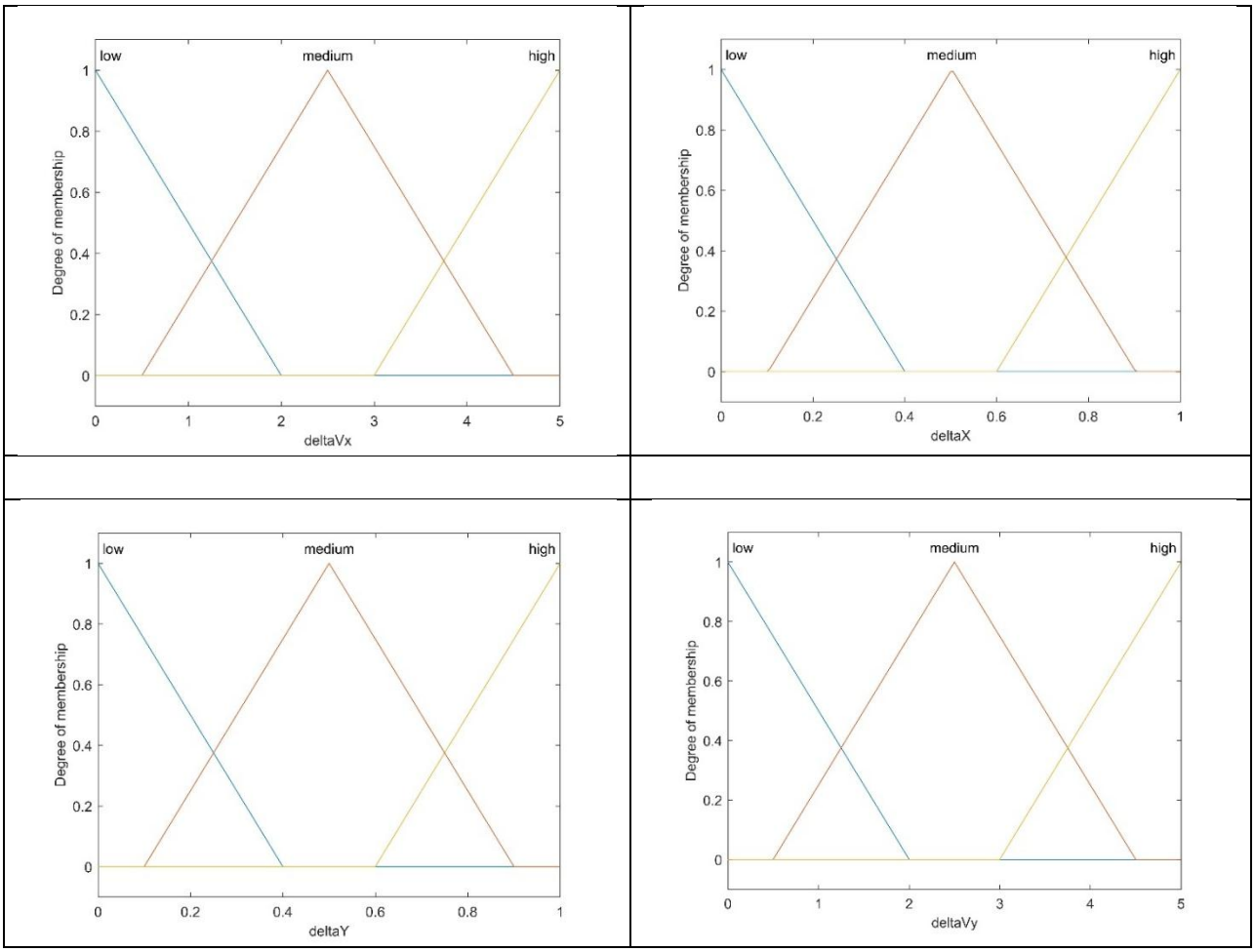
به صورت کاربردی می‌توان مساله ارتباط موانع در ناوبری خودروهای بدون سرنشین را اشاره نمود. که قرضیات معمول آن ارتباط دو مانع در دو فریم متوالی می باشد. به کمک روش پیشنهادی می توان دو فرضیه اضافه شدن مانع جدید در فریم های آینده و همچنین فرضیه نادانسته را نیز به فضای فرضیات ابتدایی اضافه نمود.

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]



شکل ۳. خروجی سیستم فازی

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]



شکل ٤. ورودی سیستم فازی

٤. برچسب گذاری موانع

مساله برچسب گذاری به معنی ارتباط دادن دو مانع تشخیص داده شده در دو فریم متوالی با یکدیگر می باشد. ارتباط دومانع **i,j** در دوفریم متوالی به صورت فرضیه H_{ij} در نظر گرفته می شود. هر یک از منابع با توجه به ساختار و مدل اندازه گیری، بردارهای ویژگی متفاوتی برای تشخیص موانع دارند. به عنوان مثال دوربین توانایی تشخیص فاصله از موانع را ندارد در حالی که لیدار می تواند با توجه به تعیین فاصله از مانع متحرک ابعاد مانع، سرعت مانع، عمق مانع را تشخیص دهد. دوربین با توجه به تکنیک های پردازش تصویر توانایی تشخیص شکل هندسی، عرض مانع، حرکت مانع به صورت عرضی را می تواند تشخیص دهد و همچنین کلاس بندی موانع را نیز می تواند انجام دهد. در این مقاله با توجه به دقت پایین کلاس بندی موانع در لیدار از اطلاعات مربوط به کلاس بندی لیدار چشم پوشی شده است. با توجه به مقاله**[3]** بردار ویژگی های بدست آمده از دوربین و لیدار برای ارتباط موانع به صورت

(پهنای عرضی پهنای طولی سرعت عرضی سرعت طولی)

نظر گرفته می شود. می توان به کمک سیستم فازی پیشنهادی بردار ویژگی هر مانعی را با بردار ویژگی بدست آمده از مانع دیگر مقایسه کرد و با کمیت I_c نمایش داد. باور به یک فرضیه را با کمک تابع جرم**m(.)** می توان نشان داد ارتباط موانع در دو فریم مختلف با یکدیگر به عنوان فرضیه **H** در نظر گرفته می شود. زمان حرکت موانع به صورت زمان های گسسته درآمده و در هر لحظه نمونه برداری موقعیت موانع به صورت کلی تعیین می شود. اهدافی که در فریم بعدی

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

مشاهده می شود باید برچسب گذاری شود وبه موانعی که در فریم های قبلی برچسب گذاری شده است منسوب شود.

- فضای فرضیات برای عمل برچسب گذاری موانع با {شی۱ ،شی۲، شی ۳،...} انجام می شود**[3]**.

ایده استفاده از اطلاعات کلاس بندی موانع در مساله برچسب گذاری وتعقیب موانع متحرک از مقاله ریکاردو در سال ۲۰۱۶ الهام گرفته شده است. در این مقاله از سنسورهای لیدارو دوربین به عنوان منابع اطلاعاتی که از موانع اطلاعات دارند، استفاده شده است.

در این مقاله قصد داریم روشی را برای رهگیری اهداف متحرک(**DATMO**[4]) در خودروی بدون سرنشین پیشنهاد دهیم. در خودروی بدون سرنشین لیدار و دوربین اطلاعات موانع را در هر لحظه دریافت و برای واحد ترکیب اطلاعات ارسال می کنند. اطلاعات در هر فریم برای موانع وجود دارد. هدف ارتباط موانع در هر فریم با فریم بعدی آن است. لیدار با توجه به ساختار خود و نحوه ی کارکرد خود توانایی تشخیص موقعیت مختصاتی مانع را دارد**[4]**. ولی دوربین توانایی تشخیص موقعیت مختصاتی موانع را ندارد ولی توانایی کلاس بندی موانع را با توجه به تکنیک های پردازش تصویر دارد**[5]**. الگوریتم بیزین برای زمانی است که فضای اطلاعات دریافتی دو منبع اطلاعاتی از یکدیگر متفاوت باشد و قصد استفاده از اطلاعات هر دو منبع را به طور همزمان داریم. در مقاله [**1**] پیشنهاد استفاده از داده های کلاس بندی موانع برای مساله تعقیب موانع داده شد ولی فضای خروجی دوربین و لیدار یکسان در نظر گرفته شده است. در این شرایط الگوریتم بیزین برای استفاده از اطلاعات کلاس بندی موانع در برچسب گذاری موانع ارائه می شود.

اطلاعات دوربین از موانع، علاوه بر برچسب گذاری موانع شامل کلاس بندی موانع نیز می باشد که به دو دسته انسان و خودرو تقسیم می شود. بنابراین دوربین دو فضای فرضیه برای شناسایی مانع تولید می کند.

- فضای فرضیه برچسب گذاری

{شی۱ ،شی۲، شی ۳،...}

فضای فرضیه کلاس بندی

{انسان،خودرو}

لیدار و دوربین هریک توانایی برچسب گذاری موانع را دارند و می توانند هریک به صورت جداگانه تعقیب موانع را در دو فریم انجام دهند. لیدار در فضای فرضیه برچسب گذاری داده های خود را تنها می تواند تولید کند. دوربین علاوه بر فضای برچسب گذاری فضای کلاس بندی را نیز شامل می شود.

بعد از اینکه در لحظه اول برچسب گذاری و کلاس بندی انجام شد. در فریم های بعدی باید برای هر مانع یک برچسب تعیین شود تا امکان تعقیب مانع وجود داشته باشد و هر مانع در هر فریم به اشیا برچسب گذاری شده در فریم های قبلی مرتبط شود. برچسب گذاری برای دوربین و لیدار هر یک با توجه به ماهیت ساختاری که دارند با ویژگی های متفاوتی از یکدیگر انجام می شود به طور مثال ممکن است توسط دوربین یک گزینه به یک هدف نسبت داده شود که با نظر لیدار متفاوت باشد.

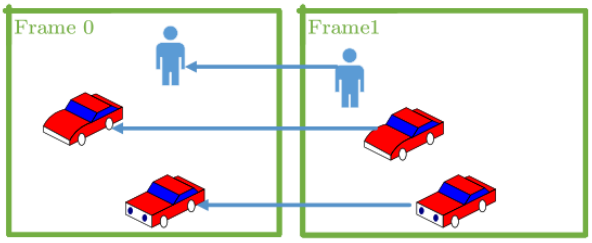
با الگوریتم پیشنهادی می توان کلاس بندی موانع و تعقیب موانع متحرک را به صورت همزمان انجام داد که در این مقاله علاوه بر موارد فوق ترکیب اطلاعات دوربین ولیدار نیزبه طور همزمان در روش پیشنهادی انجام می شود. در مقالات بررسی شده در مساله ارتباط موانع در هیچ کدام از مقالات ترکیب اطلاعات با تعقیب مانع و کلاس بندی به صورت همزمان بررسی نشده است.

یکی از فرضیاتی که در روش پیشنهادی فرض شده است این است که دوربین و لیدار در هر فریم اطلاعات خود را از هر شی به صورت احتمال ارتباط با شی فریم قبل ارائه می کنند و همزمان احتمال ارتباط شی مورد نظر را با تک تک موانع فریم قبل بیان می کنند.

در هر فریم با توجه به اطلاعاتی برچسب گذاری دوربین و لیدار سه حالت امکان رخداد دارد. فضای برچسب گذاری تغییر نکند یعنی تعداد اشیا در هردو فریم تغییر نکرده باشد(شکل **5**)

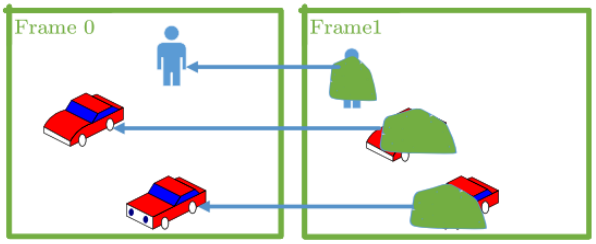
[4] Detection and tracking moving objects

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]



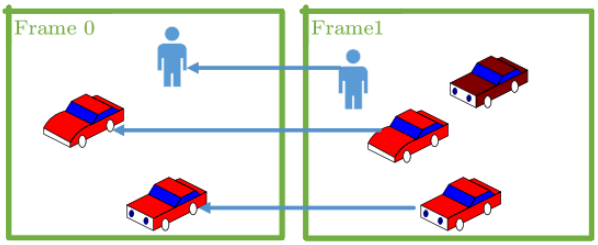
شکل۵:تعداد اشیا در هردو فریم ثابت

به دلیل نویز و شرایط محیطی اطلاعات برچسب گذاری فریم همراه با تناقضات زیاد باشد که اطلاعات فریم ارزش بالایی در تعیین برچسب گذاری ندارد(شکل **6**).



شکل۶: به دلیل نویز و شرایط محیطی اطلاعات برچسب گذاری فریم همراه با تناقضات زیاد است

- شی جدید وارد فریم جدید شده باشد(شکل **7**).



شکل ۷ شی جدید وارد فریم جدید

مرحله۲: در این مرحله برای هر مانع موجود در فریم تابع جرم احتمال آن به هریک از اعضای فضای فرضیات $\{H_1, H_2, H_3, \ldots H_i, \ldots, H_n, *,\}$برچسب گذاری موانع محاسبه می شودو احتمال کلاس هر مانع موجود در فریم در انسان بودن یا خودرو بودن در فضای فرضیات {**C1, C2**}بدست می آید که در آن* نماینده فرضیه جدید که در شرایط اولیه در نظر گرفته نشده است می باشد.

مرحله۳:استفاده از قانون بیزین برای دخیل نمودن اطلاعات کلاس بندی موانع با برچسب گذاری موانع حاصل از مرحله دوم الگوریتم در این مرحله انجام می شود. مرحله سوم الگوریتم به چند زیر بخش تقسیم می شود:

مرحله ۳-۱: الگوریتم از دو مرحله برای آپدیت احتمالات کلاس بندی و برچسب گذاری استفاده می کند. در گام اول از اطلاعات تشخیص مانع برای آپدیت نمودن احتمالا برچسب گذاری مانع و تعقیب مانع استفاده شده است در این مرحله اطلاعات بدست آمده از فریم قبل برای برچسب گذاری مانع در فریم جدید استفاده می شود در این مرحله برای هر مانع پیداشده باید احتمالات $P_t(O_{ij_k} \mid C_{k_1}) \ldots$ $P_t(O_{ij_1} \mid C_{k_1})$ و همچنین $P_t(O_{ij_k} \mid C_{k_2}) \ldots$ $P_t(O_{ij_1} \mid C_{k_2})$ و $P_t(* \mid C_{k_1})$ و $P_t(*$ $P_t(\Theta \mid C_{k_1})$و $P_t(\Theta \mid C_{k_2})$ محاسبه شود که در آن. O_{ij_k} فرضیه ارتباط گزینه **i** در فریم جاری با هدف **k** ام در فریم قبل می باشدو C_{k_i} **i={1,2}**برابر فرضیه نوع مانع(انسان یا خودرو) می باشد. ماکزیمم احتمالات بدست آمده کلاس و برچسب(برچسب گذاری) گزینه مورد نظر می باشد. به منظور محاسبه هر کدام از احتمالات ذکر شده و آپدیت آن ها نیاز است تا اطلاعات دسته بندی در مقدار احتمال آنها وارد شود که در گام دوم صورت می گیرد. درگام دوم از اطلاعات کلاس بندی مانع برای آپدیت کردن احتمالات نوع کلاس مانع استفاده می شودبه صورتی که اطلاعات برچسب گذاری مانع در فریم جدید برای کلاس بندی مانع در فریم جدید استفاده می شود.

احتمالات $P_t(C_{k_1} \mid O_{ij_k}) \ldots P_t(C_{k_1} \mid O_{ij_1})$وهمچنین $P_t(C_{k_2} \mid O_{ij_k}) \ldots$ $P_t(C_{k_2} \mid O_{ij_1})$ و$P_t(C_{k_1} \mid *)$ و$P_t(C_{k_2} \mid *)$و $P_t(C_{k_1} \mid \Theta)$و $P_t(C_{k_2} \mid \Theta)$ محاسبه شود.

مرحله ۳-۲: به دلیل اینکه مقادیر فرضیه* و Θ در دمپستر شافر توسعه یافته تعریف شده اند به جای احتمال باید از تابع جرم دمپستر شافر استفاده نمود در این مرحله قصد داریم در احتمال شرطی توابع جرمی که از الگوریتم دمپستر شافر

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

بدست آمده است دخیل نمائیم و در قانون بیزین استفاده نمائیم.تابع جرم شرطی را به صورت زیر تعریف می نمائیم:

۲

عبارت $\boldsymbol{\mu(C_i|\Gamma^{-1}(H_j))}$ در هر فریم آپدیت می شود و اطلاعات کلاس بندی موانع را در برچسب گذاری موانع وارد می کند محاسبه آن به صورت زیر می باشد:

۳

مرحله ۳-۳: در هر فریم ماکزیمم احتمال های هر مرحله از رابطه ۳ محاسبه می شود. بدین ترتیب با توجه به داده های بدست آمده در هر لحظه بیشترین احتمال برای کلاس بندی و برچسب گذاری در فریم با توجه به داده های آن فریم انجام می شود که به قانون تصمیم گیری معروف است در این مقاله از بیشترین مقدار تابع جرم به عنوان نزدیکترین فرضیه استفاده شده است.

٤

$$\boldsymbol{P_t(O_{ij}\,|\,C_k) = arg_{H\in\Omega_m}(max(m(O_{ij}\,|\,C_k)))}.$$

در هر فریم بیشترین احتمال از مجموعه فرضیات مجموعه توانی مستقل بدست آمده به عنوان احتمال فریم درنظر گرفته می شود. در این رابطه بیشترین احتمال برای برچسب شی و کلاس شی به طور همزمان در نظر گرفته می شود. برای هر گزینه در هر فریم بیشترین احتمال به عنوان احتمال تخصیص داده شده به گزینه در نظر گرفته می شود.

مرحله۳-٤: برای هر شی برچسب گذاری شده احتمال های بدست آمده جمع می شود. ممکن است در یک فریم اطلاعات خطا و نویز شدید باشد در طول یک مجموعه زمانی از داده های گذشته برای تعیین فرضیه استفاده شده است. . علاوه بر تخصیص احتمال به گزینه ها در هر فریم یک احتمال به عنوان مجموع احتمالات فریم ها در نظر گرفته می شود که در این مرحله برای تعیین کلاس بندی گزینه های برچسب گذاری شده استفاده می شود. این احتمال برای تمام اهداف برچسب گذاری شده باید محاسبه شود.

۵

$$m_t(\Gamma^{-1}(H_{ij})|C_{ik}) = \frac{m_t(\Gamma^{-1}(H_{ij})) * \mu_{t-1}(C_{ik}|\Gamma^{-1}(H_{ij}))}{(\sum_{j=1}^{n}\mu_{t-1}(C_{ik}|\Gamma^{-1}(H_{ij}))m_t(H_{ij})) + .5 * m_t(H_{*j}) + .5 * m_t(H_{\emptyset j})}$$

$$\boldsymbol{ptotal\left(P(O_{ij}|C_k)\right) = \int_0 P_t\,(O_ij\,|\,C_k\,)dt}$$

الگوریتم تعقیب موانع

Input:$\boldsymbol{\mu_{t-1}(C_{ik}|\Gamma^{-1}(H_{ij})),\ m_t^{l,c}\left(\Gamma^{-1}(H_{ij})\right)}$

Output: $\boldsymbol{\mu_t(H_{ij}\,|\,C_k),\ \mu total}$

$$\mu_t(C_1|\Gamma^{-1}(H_j)) = \frac{\mathrm{m}_t(H_j|C_1) * \mu_t(C_1)}{\mathrm{m}_t(H_j|C_1) * \mu_t(C_1) + \mathrm{m}_t(H_j|C_2) * \mu_t(C_2)}$$

For (all existing tracks)
{

$$m_t^{l,c}\left(\Gamma^{-1}(H_{ij})\right)|C_{ik}) \leftarrow \frac{m_t^{l,c}\left(\Gamma^{-1}(H_{ij})\right) * \mu_{t-1}(C_{ik}|\Gamma^{-1}(H_{ij}))}{(\sum_{j=1}^{n}\mu_{t-1}\left(C_{ik}|\Gamma^{-1}(H_{ij})\right)m_t^{l,c}(H_{ij})) + .5 * m_t^{l,c}(H_{*j}) + .5 * m_t^{l,c}(H_{\emptyset j})}$$

$\boldsymbol{\mu_t(H_{ij}\,|\,C_k) \leftarrow max(m_t^{l,c}\left(\Gamma^{-1}(H_{ij})\right)|C_{ik}))}$

$\boldsymbol{\mu_track_total \leftarrow \int_0^T \mu_t(H_{ij}\,|\,C_k)\,dt}$

}
End procedure
}

شکل ۷:شبه کد الگوریتم پیشنهادی برای تعقیب موانع

الگوریتم کلاس بندی موانع

Input:$\boldsymbol{\mu_{t-1}(C_{ik}|\Gamma^{-1}(H_{ij})),\ m_t^{l,c}\left(\Gamma^{-1}(H_{ij})\right)}$

Output: $\boldsymbol{\mu_t(H_{ij}\,|\,C_k),\ \mu total}$

For (all existing tracks)
{

$\boldsymbol{\mu_t\left(C_{ik}\left|\Gamma^{-1}(H_{ij})\right.\right)}$

$$\leftarrow \frac{m_{t-1}\left(\Gamma^{-1}(H_{ij})|C_{ik}\right) * \mu_t(C_{ik})}{\sum_{k=1}^{m} m_{t-1}\left(\Gamma^{-1}(H_{ij})|C_{ik}\right) * \mu_t(C_{ik})}$$

$\boldsymbol{\mu_t(C_k) \leftarrow max(\mu_t\left(C_{ik}\left|\Gamma^{-1}(H_{ij})\right.\right))}$

$\boldsymbol{\mu_classify_total \leftarrow \int_0^T \mu_t(C_k)\,dt}$

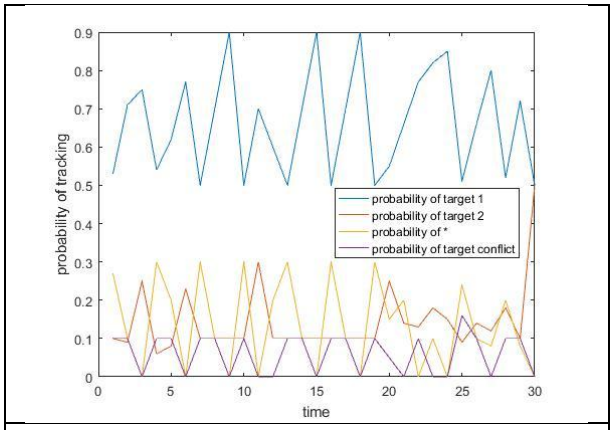
}
End procedure
}

شکل۸:شبه کد الگوریتم پیشنهادی برای کلاس بندی موانع

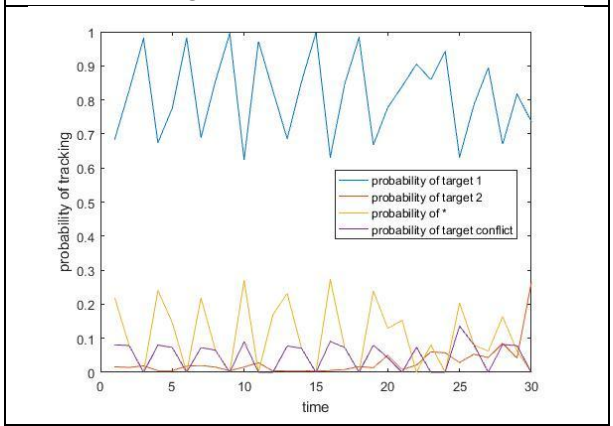
[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

۵. نتایج شبیه سازی

به منظور شبیه سازی روش پیشنهادی در تعقیب و کلاس بندی موانع شبیه سازی برای ۳۰ فریم متوالی از داده های بدست آمده از بخش ترکیب اطلاعات صورت گرفت. فرض شده است ورودی شبیه سازی در این بخش احتمالات بدست آمده از دمپستر شافردر فضای جهان باز توسعه یافته می باشد.



الف:مقادیر احتمال اولیه برای تعقیب مانع یک

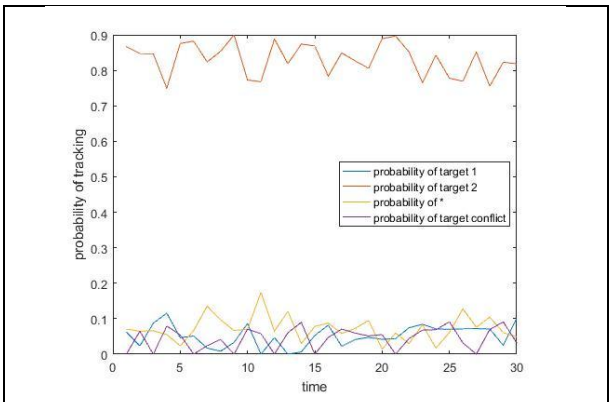


ب:اعمال متد پیشنهادی و کاهش عدم قطعیت و خطای تعقیب مانع یک

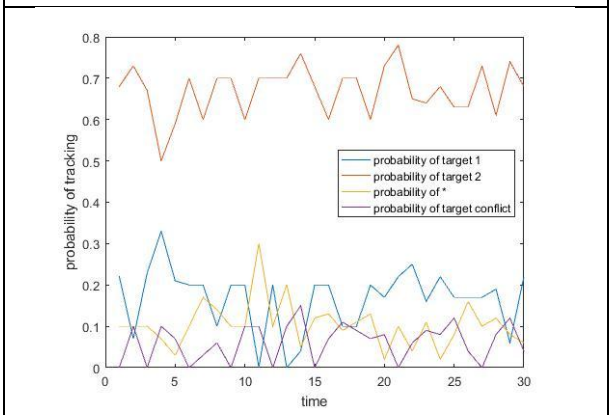
شکل ۹::مقدار اولیه در نظر گرفته شده برای شبیه سازی و نتایج تعقیب مانع یک بعد از متد پیشنهادی

جدول 2:نتایج دقت پیش بینی با متد پیشنهادی برای تعقیب مانع یک و همچنین مقدار اولیه احتمالات در نظر گرفته شده

	Variance of tracking probability input	Means of tracking probability input	RMSE	تعداد فریم ها
مقدار اولیه	.0187	.6627	1.21	30 frames
متد پیشنهادی	.087	.85	.78	30 frames



ب:اعمال متد پیشنهادی و کاهش عدم قطعیت و خطای تعقیب مانع دو



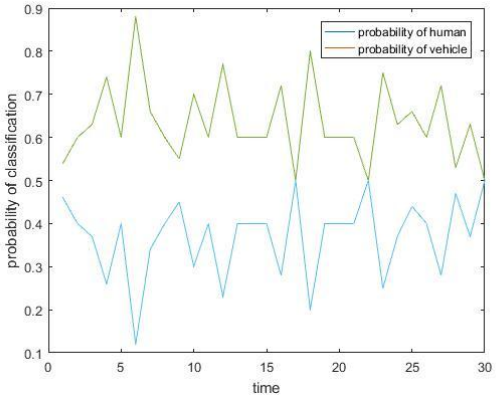
الف:مقادیر احتمال اولیه برای تعقیب مانع دو

شکل ۱۰::مقدار اولیه در نظر گرفته شده برای شبیه سازی و نتایج تعقیب مانع دو بعد از متد پیشنهادی

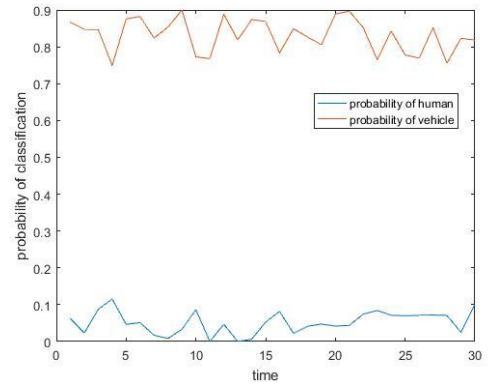
جدول3:نتایج دقت پیش بینی با متد پیشنهادی برای تعقیب مانع دو و همچنین مقدار اولیه احتمالات در نظر گرفته شده

	Variance of tracking probability input	Means of tracking probability input	RMSE	تعداد فریم
شرایط اولیه	.0037	.6703	.9561	30 frames
روش پیشنهادی	.0027	.88	.44	30 frames

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]



الف:مقادیر احتمال اولیه برای کلاس بندی مانع یک

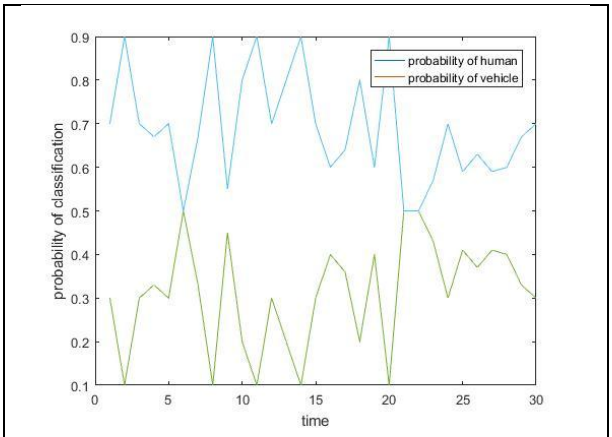


ب:اعمال متد پیشنهادی و کاهش عدم قطعیت و خطای کلاس بندی مانع یک

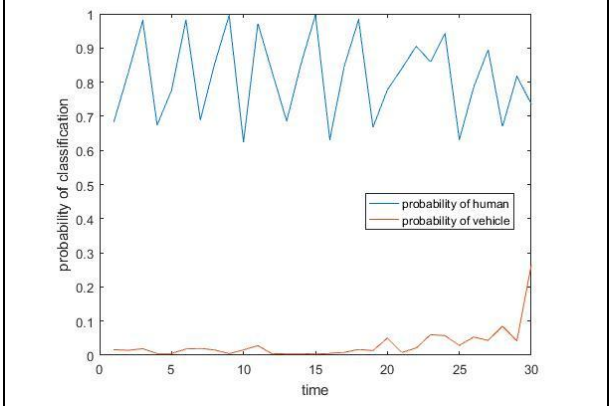
شکل 11مقدار اولیه در نظر گرفته شده برای شبیه سازی و نتایج کلاس بندی مانع یک بعد از متد پیشنهادی

جدول ٤:نتایج دقت پیش بینی با متد پیشنهادی برای کلاس بندی مانع یک و همچنین مقدار اولیه احتمالات در نظر گرفته شده

تعداد فریم	RMSE	Means of tracking probability input	Variance of tracking probability input	
30 frames	.987	.602	.057	شرایط اولیه
30 frames	.347	.87	.032	روش پیشنهادی



الف:مقادیر احتمال اولیه برای کلاس بندی مانع دو



ب:اعمال متد پیشنهادی و کاهش عدم قطعیت و خطای کلاس بندی مانع دو

شکل ۱۲:مقدار اولیه در نظر گرفته شده برای شبیه سازی و نتایج کلاس بندی مانع دو بعد از متد پیشنهادی

جدول ٥:نتایج دقت پیش بینی با متد پیشنهادی برای تعقیب مانع دو و همچنین مقدار اولیه احتمالات در نظر گرفته شده

تعداد فریم	RMSE	Means of tracking probability input	Variance of tracking probability input	
30 frames	.9561	.6703	.0037	شرایط اولیه
30 frames	.44	.88	.0027	روش پیشنهادی

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

متوسط مقادیر اولیه برای احتمال هر فرضی نتایج شبیه سازی نشان می دهد که با استفاده از روش پیشنهادی مقدار RMSE کاهش می یابد.

جدول ٦:شبیه سازی در سناریوهای مختلف

senario	classification		tracking	
	corect	false	corect	false
1 Normal condition	58	2	60	0
2 New object	57	3	55	5
3 Rainy condition	51	9	50	10

٦. نتیجه گیری

در این پژوهش ترکیب اطلاعات از چند منظر مورد توجه قرار گرفت. منابع اطلاعاتی مختلف با یکدیگر داده های خود را ترکیب می نمایند و از طرفی دو فضای کلاس بندی و تعقیب موانع با یکدیگر ترکیب شده و نشان داده شد این دو فضا می تواند باعث بهبود یکدیگر به صورت بازگشتی شوند. شبیه سازی در محیط متلب صورت گرفت و بر روی یک سناریوی واقعی الگوریتم پیشنهادی پیاده سازی شد و نشان داده شد خطای تشخیص به کمک الگوریتم پیشنهادی کاهش می یابد.

جدول ۷: مقایسه نتایج کلاس بندی و تعقیب موانع

METHOD	SENSORS	سال انتشار	VEHICLES		PEDESTRIANS	
			EASY	HARD	EASY	HARD
VOTE3D [۱۳]	LIDAR	۲۰۱۵	۵۶٫۸	٤۲٫۵۷	٤٤٫٤۸	۳۳٫۷۲
LSVM-MDPM[۱٤]	CAMERA	۲۰۱۹	٦۸٫۰۲	٤٤٫۱۸	٤۷٫۷٤	۳۵٫۹۵
FUSION-DPM[۱۵]	LIDAR+CAMERA	۲۰۱۸	-	-	۵۹٫۵۱	٤۵٫۰۵
MV-RGBD-RF[۱٦]	LIDAR+CAMERA	۲۰۱۵	۷٦٫٤	۵۷٫٤۷	۷۳٫۳	٤۹٫٦۳
3DOP[۱۷]	SENSOR,-CAMERA	۲۰۱۷	۹۳٫۰٤	۷۹٫٦	۸۱٫۷	٦٤٫۷
OURS	LIDAR+CAMERA	۲۰۲۰	۹٦٫۵	۸۳٫۲	۸۳٫٦	٦۹

در جدول ۷ نتایج کلاس بندی و تعقیب موانع برای چند مرجع مورد بررسی قرار گرفته است. که نتایج حاکی از برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر مراجع دیگر می‌باشد.

مراجع

[۱] **T.-D. Vu, Vehicle perception: Localization, mapping with detection, classication and tracking of moving objects. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, ۲۰۰۹.**

[۳] **C.-C. Wang, C. Thorpe, S. Thrun, M. Hebert, and H. Durrant-Whyte, \Simultaneous localization, mapping and moving object tracking," The International Journal of Robotics Research, vol. ۲٦, no. ۹, pp. ۸۸۹{۹۱٦, ۲۰۰۷.**

[۳] **R. E. Kalman, \A new approach to linear ltering and prediction problems," Journal of basic Engineering, vol. ۸۲ no. ۱, pp. ۳۵{٤۵, ۱۹٦۰.**

[٤] **Q. Baig, Multisensor data fusion for detection and tracking of moving objects from a dynamic autonomous vehicle. PhD thesis, Ph. D. dissertation, University of Grenoble۱, ۲۰۱۲.**

[۵] **C. Mertz, L. E. Navarro-Serment, R. MacLachlan, P. Rybski, A. Steinfeld, A. Suppe, C. Urmson, N. Vandapel,**

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]

[6]M. Hebert, C. Thorpe, et al., \Moving object detection with laser scanners," Journal of Field Robotics, vol. ,۳۰ no. ۱, pp. ۱۷{٤۳, .۲۰۱۳

[٦] F. Fayad and V. Cherfaoui, \Detection and recognition condences update in a multi-sensor pedestrian tracking system," in Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, pp. ٤۰۹{,٤۱٦

[۷] P. Viola, M. Jones, et al., \Robust real-time object detection," International journal of computer vision, vol. ,۵۷ no. ۲, pp. ۱۳۷{۱۵٤, .۲۰۰۱

[۸] R. O. Chavez-Garcia and O. Aycard, \Multiple sensor fusion and classication for moving object detection and tracking," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. ۱۷, no. ۲, pp. ۵۲۵{۵۳٤, .۲۰۱٦

[۹]G. Shafer, A mathematical theory of evidence, vol. ٤۲. Princeton university press, .۱۹۷٦

[۱۰]C. Royere, D. Gruyer, and V. Cherfaoui, \Data association with believe theory," in Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion, vol. ۱, pp. TUD۲{۳, IEEE, .۲۰۰۰

[۱۱] P. Smets, \Data fusion in the transferable belief model," in Proceedings of the third international conference on information fusion, vol. ۱, pp. PS۲۱{PS۳۳, IEEE, .۲۰۰۰

[۱۲] D. Gruyer, S. Demmel, V. Magnier, and R. Belaroussi, \Multi-hypotheses tracking using the dempster{shafer theory ,application to ambiguous road context," Information Fusion, vol. ۲۹, pp. ٤۰{۵٦, .۲۰۱٦

[۱۳] D. Z. Wang and I. Posner, "Voting for Voting in Online Point Cloud Object Detection," in Robotics: Science and Systems, ۲۰۱۵, p. .۱۰,۱۵٦۰۷

[۱٤] A. Geiger, C. Wojek, and R. Urtasun, "Joint ۳d estimation of obstacles and scene layout," in Advances in Neural Information Processing Systems, ۲۰۱۹, pp. .۱٤۷۵–۱٤٦۷

[۱۵] C. Premebida, J. Carreira, J. Batista, and U. Nunes, "Pedestrian detection combining rgb and dense lidar data," in ۲۰۱٤IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, ۲۰۱۸, pp. .٤۱۱۷–٤۱۱۲

[۱٦] A. González, G. Villalonga, J. Xu, D. Vázquez, J. Amores, and A. M. López, "Multiview random forest of local experts combining rgb and lidar data for pedestrian detection," in ۲۰۱۵IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), ۲۰۱۵, pp. .۳٦۱–۳۵٦

[۱۷] X. Chen, K. Kundu, Y. Zhu, A. G. Berneshawi, H. Ma, S. Fidler, et al., "۳d object proposals for accurate object class detection," in Advances in Neural Information Processing Systems, ۲۰۱۷, pp. .٤۳۲–٤۲٤

[Downloaded from ic4i-journal.ir on 2026-11-24]