ارائهٔ روشی مقاوم نسبت به تغییرات روشنایی در آشکارسازی و ردیابی خودروها در صحنه‌های ترافیکی

زهرا حنیفه لو [۱*]، سید امیر حسن منجمی [۲] و پیمان معلم [۳]

[۱و۲] دانشکدهٔ مهندسی کامپیوتر، گروه مهندسی هوش مصنوعی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

[۳] دانشکدهٔ فنی و مهندسی، گروه مهندسی برق، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

چکیده

در این مقاله روشی سریع مبتنی بر پردازش‌های هوشمند تصویر، جهت آشکارسازی و ردیابی خودروهای متحرک در تقاطع‌ها ارائه شده است. در بخش آشکارسازی، ابتدا از مدل گوسی ترکیبی استفاده شده تا مناطق متحرک به‌دست آید؛ سپس به‌کمک یک مدل آشکارساز که توسط ویژگی‌های هیستوگرام گرادیان جهت‌دار استخراج شده از تصاویر آموزشی و طبقه‌بند آبشاری و ماشین بردار پشتیبان آموزش دیده است، آشکارسازی خودروها صورت می‌پذیرد. در بخش ردیابی، در ابتدا تعدادی نقطهٔ کلیدی بر روی تصویر هر خودرو مشخص می‌شود؛ برای به‌دست‌آوردن این نقاط کلیدی، از مرکز جرم هدف و گوشه‌های آن استفاده شده است؛ زیرا به‌طور اصولی این نقاط در ردیابی اجسام صلب اهمیت بیشتری دارند و معمول‌تر هستند؛ سپس عمل ردیابی این نقاط در قاب‌های متوالی با ایده‌گرفتن از روش‌های تطبیق قطعی صورت گرفته است. همچنین در زمان‌هایی که آشکارساز قادر به آشکارسازی اهداف نبوده، جهت تخمین مکان جدید هدف از فیلتر کالمن استفاده شده است. مزیت عمدهٔ این روش نسبت به روش‌های قبلی، مقاومت در برابر تغییرات روشنایی و هم‌پوشانی خودروها است، به‌طوری‌که با دقت ۹۰٫۸۰٪ قادر به آشکارسازی خودروها درصحنه‌های پرترافیک و با دقت ۸۸٫۷۵٪ قادر به ردیابی خودروها شده است.

واژگان کلیدی: آشکارسازی، ردیابی بصری، HOG، Ada-boost، فیلتر کالمن، ردیابی خودرو، روش‌های تطبیق قطعی نقاط، تابع هزینه

Robust method of changes of light to detect and track vehicles in traffic scenes

Zahra Hanifelou[1*], Seyed Amir Hassan Monadjemi[2] & Payman Moallem[3]

Faculty of computer engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran [۱،۲]

[3]Faculty of Engineering, Department of Electrical Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Abstract

In this paper, according to the detection and tracking of the moving vehicles at junctions, a rapid method is proposed which is based on intelligent image processing. In the detection part, the Gaussian mixture model has been used to obtain the moving parts. Then, the targets have been detected using HOG features extracted from training images, Ada-boost Cascade Classifier and the trained SVM. At the tracking part, a number of key points on the image of the vehicle were identified at first. The center of mass of the object and the edges were used to obtain these key points because these points are primarily important and more common in tracking rigid bodies. Then, these points were tracked in consecutive frames using definitive adaptive

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

procedures. Also, the Kalman filter has been used to estimate new locations when the detector is not able to detect the targets. The major advantage of this method in comparison with the previous methods is its resistance against vehicle's overlapping and changes in Illuminations, so that the detection accuracy is 90.80% on overloaded traffic scenes and 88.75% on the tracking vehicles.

Keywords: Detection, Tracking, Ada-boost, Kalman Filter, Vehicle tracking, Deterministic Methods Corresponding, Cost Function

۱- مقدّمه

ردیابی اشیا[1] درواقع تعیین مسیر حرکت یک شیء در طول زمان با مکان‌یابی موقعیت آن در قاب‌های متوالی یک ویدئو است و یکی از مهم‌ترین زمینه‌های کاری در ماشین بینایی است[1]

در سال‌های اخیر روش‌های مختلفی جهت آشکارسازی و ردیابی خودروها معرفی‌شده است؛ ازجمله در[2] یک روش مبتنی بر ویژگی‌های گابور و دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان[2] ((SVM برای آشکارسازی خودرو در سطح جاده و خیابان ارائه شد. در این مقاله جهت مقایسه از ویژگی‌های مبتنی بر تحلیل اجزای اصلی و دسته‌بند شبکهٔ عصبی نیز استفاده شد. مقایسه‌های انجام‌شده نشان داد که ویژگی‌های گابور و دسته‌بند SVM عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهند.

در [3]یک روش جدید برای آشکارسازی خودرو از زاویه دید عقب در سطح جاده و خیابان ارائه شد. در این روش برای ساخت فرضیه از ترکیب روش‌های سایه و قرینگی استفاده شده است و نیازی به آشکارسازی باندهای خیابان نیست؛ به این صورت که ابتدا سایهٔ زیر خودرو آشکارسازی شده، سپس قرینگی ناحیهٔ بالای سایه بررسی می‌شود و درصورت قرینگی با استفاده از تبدیل موجک[3]، ویژگی‌ها استخراج می‌شوند. در این پژوهش از دسته‌بند SVM با کرنل گوسی استفاده شده است.

در مقالهٔ [4] به‌کمک ترکیب تبدیل top-hat با خصوصیت قرینگی لبه‌ها و شدت تصویر، مکان‌های احتمالی وجود خودرو تعیین‌شده‌اند. در مرحلهٔ وارسی مکان‌های مذکور، ویژگی‌های هیستوگرام گرادیان جهت‌دار[4] (HOG) استخراج و از دسته‌بند SVM استفاده شده و نتایج مطلوبی حاصل شده است.

در مقالهٔ [5]توسط الگوریتمی تحت عنوان تخمین وفقی پس‌زمینه[5](ABE)، با تنظیم وفقی نرخ به‌هنگام‌سازی پس‌زمینه، در نواحی مختلف تصویر، اثر هاله‌ای حذف شده است.

در مقالهٔ [6] از مدل افاین[6] برای طبقه‌بندی بردارهای حرکت تصویر به‌منظور آشکارسازی ناحیهٔ خودرو استفاده شده است. در این روش، شرط آشکارسازی خودرو در صحنه SVehicle<0.5SBackgrou است که در آن SVehicle وSBackground به‌ترتیب مساحت‌های وسیلهٔ نقلیه و پس‌زمینه هستند.

در بخش ردیابی خودروها از دیدگاه‌های معمول جهت ردیابی خودروها به استفاده از میدان‌های تصادفی مکانی و زمانی مارکوف[7] [7]، تبدیلات ویژگی‌های مقیاس ثابت [8] ردیابی کانتور خودرو بر اساس شدت روشنایی و حرکت مرزها [9] ردیابی با استفاده از هموگرافی[8] چند سطحی [10] فیلتر کالمن [11] روش‌های زنجیره مارکوف مونت‌کارلو[9][12] و روش‌های مبتنی بر شار نوری [13] می‌توان اشاره کرد.

در مقالهٔ [14]یک الگوریتم توسعه‌یافته، به نام میدان‌های تصادفی مکانی_زمانی مارکوف، برای تحلیل تصاویر ترافیکی در تقاطع‌ها پیشنهاد شده است. در این روش، ردیابی با تعیین موقعیت هر پیکسل در تصویر و

[1] Object Tracking
[2] support vector machine
[3] Wavelet Transform

[4] Histogram of Oriented Gradients
[5] Adaptive Background Estimation
[6] Affine
[7] Markov
[8] Homography
[9] Monte Carlo

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

جابه‌جایی آن، و چگونگی جابه‌جایی موقعیت هر پیکسل در امتداد هر دو محور X و Y تصویر نسبت به محور زمان انجام می‌شود. این الگوریتم برای بخش‌بندی و ردیابی وسایل نقلیه‌ای که دچار هم‌پوشانی می‌شوند، عملکرد تاحدودی مناسب دارد. عملکرد مطلوب این سامانه، منجر به توسعهٔ یک سامانهٔ تشخیص پایدار و قابل‌گسترش رویداد، مبتنی بر مدل مخفی مارکوف[1] (HMM) شده است. این سامانهٔ الگوهای رفتاری رویدادهای مختلف هر وسیله نقلیه را در زنجیرهٔ HMM آموزش می‌بیند و پس از آن، با استفاده از خروجی سامانهٔ ردیابی، زنجیرهٔ رویدادهای فعلی را شناسایی می‌کند. این سامانه می‌تواند ضربات ناگهانی حاصل از اندازه‌ای مسیر حرکت، عبور و مرور خودروها، و تراکم و فشردگی خودروها (ترافیک) را تشخیص دهد. به‌علاوه، با گنجاندن الگوهای رویدادهای دیگر در دسته‌بندهای آموزشی[2]، سامانه را برای آشکارسازی رویدادهایی مانند دور زدن‌های غیرقانونی U شکل یا رانندگی‌های پرخطر و زیگزاکی، می‌توان توسعه داد.

هم‌چنین در مقالهٔ [15] با توجه به تجزیه‌وتحلیل چندمقیاسی تبدیل کانتورلت، الگوریتم ردیابی ویدئویی خودرو مبتنی بر تبدیل کانتورلت مطرح شده است. در ابتدا، بر اساس ویژگی‌های ثابت از روی تصاویر دوربین نظارت بر ترافیک به آشکارسازی دقیق یک خودرو و تعیین یک مستطیل اطراف آن با استفاده از روش کاهش پس‌زمینه رسیده‌اند. پس از آن، با استفاده از تبدیل کانتورلت برای این منطقه از خودرو، طیف اطلاعات خودروها را دریافت می‌کنند. این الگوریتم توانایی ردیابی خودروها را به‌صورت بلادرنگ دارد.

اما ردیابی تصویری خودروها پیچیدگی‌های زیادی دارد؛ ازجملهٔ این پیچیدگی‌ها به از دست دادن اطلاعات در تصویرکردن دنیای سه‌بعدی به تصاویر دوبعدی، نوفه تصاویر، حرکات پیچیده خودروها تنوع زیاد خودروها در شکل، اندازه و رنگ، تغییر ظاهر خودرو توجه به زاویهٔ قرارگیری آن خودرو در برابر دوربین شکل (۱ الف و ب) و هم‌پوشانی[3] قسمتی از خودروها یا کل آن‌ها باهم، شکل (۱ ج) و هم‌چنین تغییرات روشنایی تصویر شکل (۱ د) و پردازش بلادرنگ[4] می‌توان اشاره کرد.

در این مقاله روشی سریع و مقاوم در برابر تغییرات شرایط نوری و هم‌پوشانی خودروها، جهت ردیابی خودروها در تقاطع‌ها و صحنه‌های پرترافیک ارائه شده است.

نوآوری این مقاله درواقع شامل دو بخش است: بخش نخست استفاده از ترکیب ویژگی‌های مختلف در مرحلهٔ آشکارسازی خودرو و کاهش نرخ خطای نادرست[5] است و همچنین در بخش ردیابی خودرو، استفاده از الگوریتم ردیابی کالمن است. به‌طوری‌که در شرایطی که خودروها هم‌پوشانی دارند یا از صحنه خارج‌شده‌اند هم الگوریتم قادر به ردیابی خودروها باشد.

در ادامه و در بخش ۲ داده‌های مورد استفادهٔ معرفی و در بخش ۳ روش ارائه‌شده جهت آشکارسازی خودروها معرفی می‌شود؛ سپس در بخش ۴ دو روش ردیابی نقطه‌ای معرفی خواهد شد و در بخش ۵ به معرفی روش پیشنهادی ردیابی پرداخته خواهد شد، در بخش ۶ هم نتایج الگوریتم بر روی تصاویر واقعی بیان شده است.



الف ب ج د

(شکل- ۱): پیچیدگی‌های موجود در تشخیص خودرو در صحنه‌های ترافیکی

(Figure- 1): vehicles detection complexities in traffic scenes

۲- داده‌های مورد استفاده

داده‌های موردنیاز برای الگوریتم پیشنهادی به‌صورت فیلم‌های ویدئویی در ابعاد ۱۲۸۰×۹۶۰ با نرخ ۱۵ قاب بر ثانیه و با فرمت MPEG4 است که توسط دوربینی که در

[1] Hidden Markov Model (HMM)
[2] Training Set
[3] Occlusion
[4] Real Time
[5] False Alarm

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

فاصلهٔ پانزده متری از چهارراه و ارتفاع هفت متری از آن قرار دارد، در ساعات مختلف روز و شرایط مختلف نوری فیلم‌برداری شده است. همچنین جهت مقایسه الگوریتم پیشنهادی، با سایر پژوهش‌های انجام‌شده در این زمینه، از تعدادی دادگان همگانی و استاندارد نیز استفاده شده است.

پیش از اعمال الگوریتم بر روی تصاویر، ناحیهٔ آشکارسازی[1] بر روی تصاویر تعیین می‌شود. تعیین ناحیهٔ آشکارسازی یکی از مهم‌ترین بخش‌های این الگوریتم است که باعث می‌شود بسیاری از نواحی متحرک در تقاطع شبیه برگ درختان، پرچم‌ها، حرکت ابرها در آسمان و دیگر قسمت‌هایی که با توجه به تغییرات روشنایی یا باد ممکن است، متحرک به نظر بیایند، از روند تصمیم‌گیری و پردازش‌های آتی حذف شوند. با این کار به‌علت حذف نواحی غیرضروری، حجم محاسبات نیز کاهش می‌یابد و سرعت برنامه افزایش می‌یابد. برای یافتن ناحیهٔ آشکارسازی، باید خط توقف را که یک خط سفید افقی است و در جهت مشخصی در تقاطع فرض می‌شود یا وجود دارد تعیین کرد؛ سپس با تعیین لبه‌های کناری مسیرها و تعیین ناحیه‌ای کمی قبل از خط توقف و داخل تقاطع، ناحیهٔ آشکارسازی خودروها را تعیین کرد [16] ناحیهٔ FOD در شکل (۲) مشاهده می‌شود.

پس از تعیین ناحیهٔ FOD عمل آشکارسازی خودروها صورت می‌گیرد.



(شکل- ۲): ناحیهٔ آشکارسازی FOD در تصویر اصلی
(Figure- 2): Field of Detection in the original image

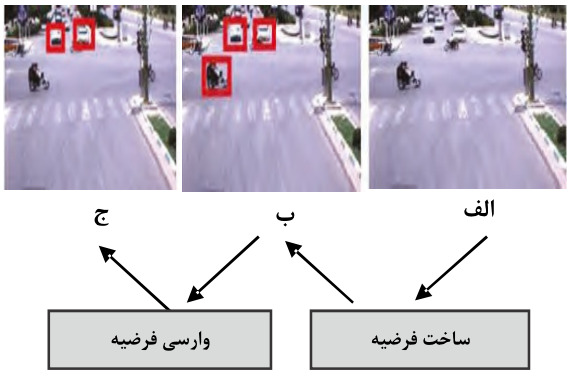
[1] Field of Detection
[2] Hypothesis Generation
[3] Hypothesis Verification

۳- آشکارسازی خودروها

به‌طورمعمول، پیش از ردیابی اشیا باید شیء مورد نظر آشکارسازی شود. به‌طورکلی روش‌های آشکارسازی خودرو شامل دو مرحله است: [17]

در مرحلهٔ نخست که ساخت فرضیه[2] نامیده می‌شود، محل‌هایی که احتمال می‌دهیم خودرو در آن‌ها وجود دارد، مشخص شده و به‌عنوان فرضیه در نظر گرفته می‌شود؛ سپس در مرحلهٔ وارسی فرضیه[3] تمامی فرضیات تولید شده از مرحلهٔ قبل وارسی شده تا وجود یا عدم وجود خودرو تعیین شود. در شکل ۳ یک سامانهٔ آشکارسازی خودرو به تصویر کشیده شده است. در شکل ۳(ب) مکان‌هایی که احتمال وجود خودرو در آن‌ها است مشخص شده (مرحلهٔ ساخت فرضیه) و در شکل ۳ (ج) مکان‌های حاصل از مرحلهٔ قبل وارسی شده و محل خودروها مشخص شده است (وارسی فرضیه).

در این مقاله جهت آشکارسازی خودروهای متحرک، سه روش مختلف بررسی شده است و درنهایت روشی که دارای بهترین پاسخ بوده به‌عنوان روش نهایی انتخاب شده است.



(شکل- ۳): دو مرحلهٔ اصلی سامانهٔ آشکارسازی خودرو
(Figure- 3): The two-step Vehicle Detection Strategy

روش نخست: ابتدا برای ساخت فرضیه از مدل گوسی ترکیبی (GMM)[4] استفاده کرده تا نواحی متحرک را که نامزد وجود خودرو و سایر اشیا متحرک می‌باشند استخراج کنیم؛ سپس در مرحلهٔ وارسی فرضیه با استفاده از ویژگی‌های شبه- هار[5] که توسط الگوریتم AdaBoost آموزش

[4] Gaussian mixture models(GMM)
[5] Haar-Like Feature

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

دیده‌اند، از بین نواحی نامزد، تصاویر خودروها استخراج می‌شود.

روش دوم: در اینجا هم ابتدا از مدل گوسی ترکیبی برای ساخت فرضیه و درنتیجه استخراج مناطق متحرک استفاده شده است؛ سپس با استفاده از ویژگی‌های هیستوگرام گرادیان جهت‌دار (HOG)[1] و الگوریتم AdaBoost فرضیه‌ها وارسی شده و خودروها آشکارسازی می‌شود.

روش سوم: در این روش هم پس از تعیین نواحی متحرک، توسط ترکیب طبقه‌بند SVM و Ada-boost که با ویژگی‌های HOG از تصاویر آموزشی استخراج‌شده، آموزش دیده است، نواحی متحرک به دو دستهٔ خودرو و غیر خودرو تقسیم‌بندی می‌شوند و بدین ترتیب آشکارسازی خودروها صورت می‌گیرد.

در شکل (۴) روندنمای این روش آشکارسازی خودروها نشان داده شده است.

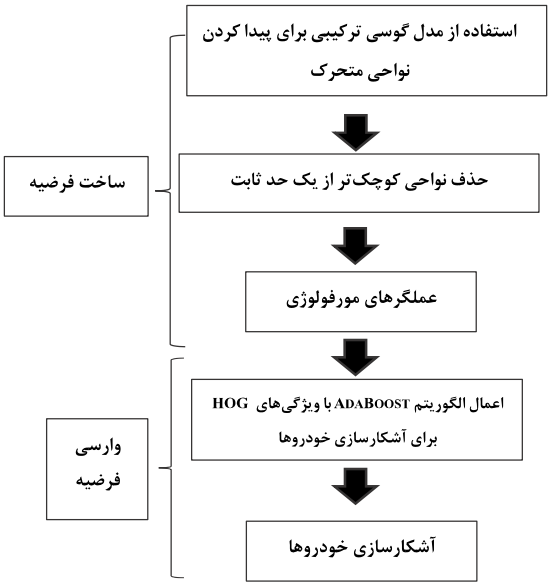
۳-۱- مدل گوسی ترکیبی

در مدل گوسی ترکیبی، از ترکیب چند توزیع گوسی برای مدل‌کردن مقادیر پیکسل‌های پیش‌زمینه۲ و پس‌زمینه۳ استفاده می‌شود. [18]

$$p_{(x_t)} = \sum_{i=1}^{k} \omega_{i,t} \times \eta\left(x_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}\right) \qquad (۱)$$

در این رابطه k تعداد توابع گوسی، $\omega_{i,t}$ وزن i-امین گوسی در زمان $\mu_{i,t}$ و $\Sigma_{i,t}$ به‌ترتیب میانگین و ماتریس کوواریانس i-امین گوسی در ترکیب گوسی‌ها در زمان t و η یک چگالی توزیع احتمال گوسی است. همهٔ وزن‌ها در فریم جدید به‌روزرسانی می‌شوند.

همچنین تعداد توابع گوسی میانگین و کوواریانس اولیهٔ آن‌ها در ابتدا تعیین می‌شود، در این سامانه تعداد چهار تابع گوسی با واریانس اولیه بیست در نظر گرفته‌ایم.



(شکل- ۴): روندنمای روش نخست آشکارسازی خودروها
(Figure- 4): The diagram of the vehicles detection.

در این روش ابتدا همهٔ توزیع‌ها بر اساس $\frac{\omega}{\sigma}$ مرتب می‌شوند که σ واریانس توزیع است؛ سپس هر پیکسل جدید x_t با توزیع‌ها مقایسه می‌شود، و نخستین توزیعی که مقدار پیکسل x_t در کمتر از فاصلهٔ ۲/۵ برابر از انحراف استاندارد آن قرار دارد، به‌عنوان مدل آن پیکسل انتخاب می‌شود. بعدازاین‌که مدل پیکسل انتخاب شد، میانگین و واریانس آن توزیع با توجه به میانگین و واریانس پیکسل جدید به‌روزرسانی می‌شود.

همچنین وزن هر توزیع در هر مرحله با توجه به نرخ یادگیری[4] α از طریق رابطهٔ (۲) به‌روزرسانی می‌شود؛ که $M_{k,t}$ برای توزیع منطبق‌شده، یک و برای توزیع‌های باقی‌مانده، صفر است.

$$\omega_{k,t} = (1-\alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha M_{k,t} \qquad (۲)$$

در این پژوهش مقدار نرخ یادگیری α برابر ۰،۰۱ در نظر گرفته شده است.

درصورتی‌که پیکسل موجود به هیچ توزیعی منطبق نشود، یعنی میزان تعلق آن از آستانه موردنظر کمتر باشد، آنگاه یک گوسی جدید با میانگینی برابر با میانگین رنگ پیکسل جاری و یک واریانس اولیه ایجاد می‌شود.

[1] Histogram of Oriented Gradients (HOG)
[2] foreground
[3] background
[4] Learning Rate

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

۳-۲- ویژگی‌های شبه‌هار

در شکل (۵) یک مجموعه از ویژگی‌های شبه‌هار که به‌عنوان ویژگی‌های ورودی به طبقه‌بند آبشاری مورد استفاده قرار می‌گیرد، نشان داده شده است. [19]



(شکل- ۵): نمونه ویژگی‌های شبه‌هار
(Figure - 5): Examples of Haar-like features.

مجموع پیکسل‌هایی که در زیر مستطیل‌های سفید قرار می‌گیرند از مجموع پیکسل‌های زیر مستطیل‌های سیاه در مقیاس‌های مختلف کم می‌شود. این روش در شکل (۶) نشان داده شده است.



(شکل- ۶): به‌کارگیری ویژگی‌های شبه‌هار بر روی تصاویر خودرو
(Figure- 6): Extraction of Haar-like features on vehicle images

ویژگی‌های شبه‌هار را می‌توان خیلی سریع و با استفاده از یک نوع نمایش میانی برای تصویر که تصویر تجمعی[1] نامیده می‌شود، محاسبه کرد. درواقع ویژگی‌های شبه‌هار با استفاده از تصویر تجمعی محاسبه می‌شود تا کارایی محاسباتی افزایش یابد.

تصویر تجمعی، الگوریتمی برای محاسبهٔ سریع و کارای مجموع مقادیر در زیرمجموعه‌های مستطیلی است. از تصویر تجمعی برای محاسبهٔ سریع ویژگی‌های شبه‌هار استفاده می‌شود. مطابق آنچه در شکل (۷) مشاهده می‌شود، تصویر تجمعی در نقطهٔ (x,y) شامل مجموع پیکسل‌های بالا و در سمت چپ نقطهٔ (x,y) است، که به‌صورت معادله (۳) تعریف می‌شود.



(شکل- ۷): تصویر تجمعی در نقطه (x,y)
(Figure- 7): The integral image in point (x,y)

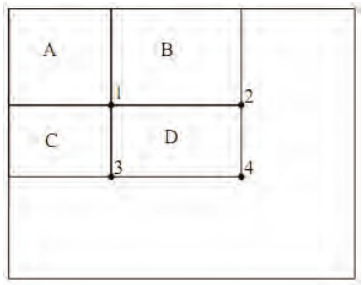
$$ii(x,y)=\sum_{x'\le x,y'\le y} i(x',y') \qquad (۳)$$

که در آن $i(x',y')$ مقادیر پیکسل تصویر اصلی در نقطهٔ (x,y)، $(x\ yii)$ تصویر تجمعی است. اگر s(x,y) را به‌عنوان جمع تجمعی سطری[2] در نظر بگیریم، آنگاه خواهیم توانست تصویر تجمعی را در یک گذر به‌صورت معادلهٔ (۴) محاسبه کنیم:

$$s(x,y)=s(x,y-1)+i(x,y), \qquad (۴)$$
$$s(x,-1)=0$$

$$ii(x,y)=ii(x-1,y)+s(x,y),$$
$$ii(-1,y)=0$$

با داشتن تصویر تجمعی، می‌توان مقدار ویژگی‌های شبه‌هار را به‌سرعت و با استفاده از جمع و تفریق ساده محاسبه کرد.



(شکل- ۸): نحوه محاسبه تصویر تجمعی
(Figure- 8): Computing the integral image

مقادیر تصاویر تجمعی در مکان‌های ۱ و ۲ و ۳ و ۴ شکل ۸ به‌صورت معادله (۵) است:

$$S(1)=A;\ S(2)=A+B;\ S(3)=A+C;$$
$$S(4)=A+B+C+D; \qquad (۵)$$

در این صورت مجموع پیکسل‌های زیر مستطیل D به‌صورت (۶) محاسبه خواهد شد:

$$D=[S(4)+S(1)]-[S(2)+S(3)] \qquad (۶)$$

[1] Integral image

[2] Cumulative Raw Sum

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

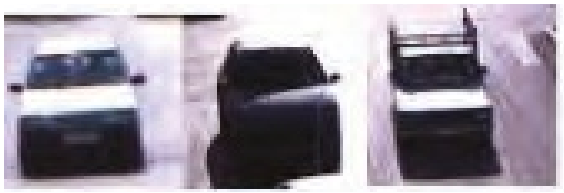
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

۳-۳- ویژگی‌های HOG

هیستوگرام گرادیان‌های جهت‌دار یک توصیف‌گر تصویر است که در بینایی رایانه و پردازش تصویر به‌منظور تشخیص هدف به کار می‌رود. از این روش در [20] جهت تشخیص عابر پیاده در تصاویر استفاده شده است.

در این روش درواقع، جهت‌های گرادیان‌های موجود در تصویر شمارش می‌شود. ایدهٔ اصلی در توصیف‌کنندهٔ HOG این است که یک‌شکل می‌تواند توسط توزیع جهت‌های لبه یا گرادیان، به‌خوبی توصیف شود.

ویژگی‌های HOG در برابر تغییرات نور حساس نیستند [22] و عملکرد بهتری در نمایش شکل و ظاهر شیء دارند. برای به‌دست‌آوردن ویژگی‌های HOG طبقه‌بند Adaboost با چهارصد تصویر خودرو (نمونه‌های مثبت) و ۲۵۰ تصویر غیر خودرو (نمونه‌های منفی) آموزش داده شده است. نمونه‌های منفی از قاب‌هایی که شامل خودرو نبودند استخراج شده است. در شکل (۹) نمونه‌ای از این تصاویر مثبت و منفی مشاهده می‌شود.



(الف)



( )

(شکل- ۹): نمونه‌های مثبت (الف) و نمونه‌های منفی (ب)
(Figure- 9): (a) Positive images; (b) negative images

۳-۴- نتایج اعمال الگوریتم‌های آشکارسازی

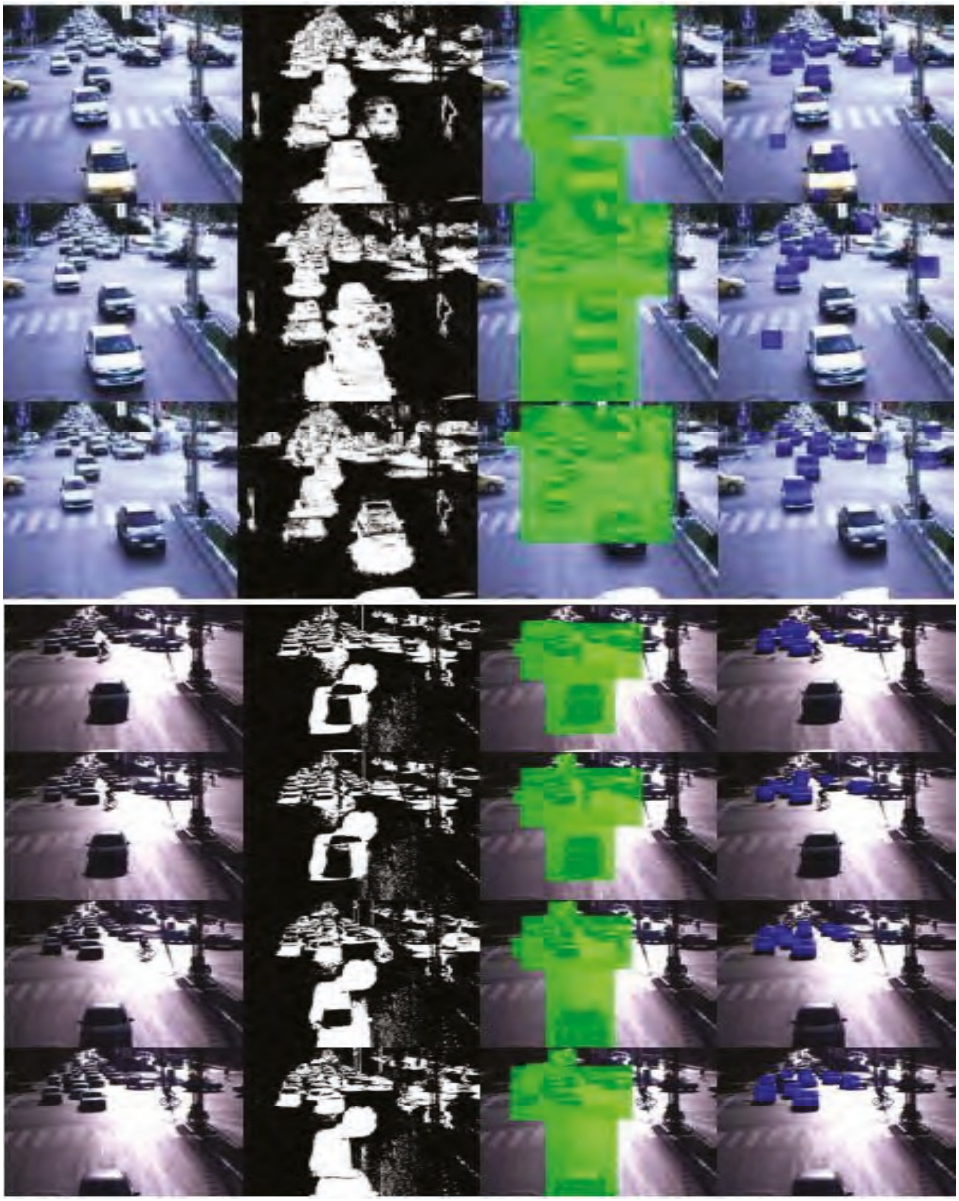
در شکل (۱۰) و در ستون نخست، تصاویر ورودی الگوریتم نشان داده شده است . در ستون دوم با استفاده از GMM مناطق متحرک، استخراج شده است در ستون سوم مکان‌های متحرک پس از اعمال مورفولوژی مشاهده می‌شود و در ستون چهارم نتایج نهایی اعمال الگوریتم نخست قرار دارد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم قادر به آشکارسازی صحیح خودروها شده است؛ البته در مواردی، برخی از مناطق به‌اشتباه خودرو تشخیص داده شده است؛ اما با توجه به این که در دو روش نخست تعداد تشخیص‌های اشتباه[1] زیاد است؛ در روش سوم جهت کاهش این تشخیص‌های اشتباه از یک طبقه‌بند SVM استفاده شده است. بدین ترتیب که پس از استخراج تصاویر خودروها با روش[2] ، تصاویر خودروها به یک طبقه‌بندSVM ارسال می‌شود و درنهایت این طبقه‌بند SVM، خودرو یا غیر خودروبودن نواحی را تعیین می‌کند. با این روش تعداد تشخیص‌های اشتباه تا حدی کاهش می‌یابد. در جدول (۱) نتایج اعمال این سه الگوریتم مشاهده می‌شود.

با بررسی نتایج جدول (۱) مشاهده می‌شود که استفاده از ترکیب ویژگی‌های HAAR-LIKE و GMM و یا HOG و GMM نسبت به زمانی که از GMM استفاده نمی‌شود، نتایج بهتری ازلحاظ سرعت و دقت پردازش دارد. علت این امر آن است که با استفاده از مدل گوسی ترکیبی ابتدا مناطق متحرک شناسایی شده و درنتیجه آشکارساز تنها بر روی این مناطق اعمال می‌شود و این باعث افزایش دقت و سرعت پردازش خواهد شد. همچنین با این روش نرخ تشخیص اشتباه کاهش می‌یابد. همچنین با توجه به این‌که فیلم‌های ورودی جهت آزمایش الگوریتم در شرایط نوری مختلف فیلم‌برداری شده است، و از نجایی‌که ویژگی‌های HOG نسبت به تغییرات شرایط نوری مختلف حساس نیستند. استفاده از ویژگی‌های HOG و طبقه‌بند Ada-boost نتایج بهتری ازلحاظ دقت پردازش نسبت به دو روش دیگر خواهد داشت؛ و درصورتی‌که از طبقه‌بند SVM در کنار Ada-boost استفاده شود نرخ تشخیص خطا کاهش خواهد یافت؛ اما این باعث افزایش زمان اجرای الگوریتم خواهد شد. به همین دلیل از ویژگی‌های HOG و طبقه‌بند Ada-boost جهت آشکارسازی خودروها استفاده می‌شود.

پس از آشکارسازی خودروها، در ادامه به ردیابی خودروهای حاضر در صحنه خواهیم پرداخت.

[1] False Alarm
[2] Deterministic Methods for Correspondence

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]



(شکل- ۱۰): نتایج اعمال الگوریتم آشکارسازی بر روی فیلم‌ها با شرایط نوری مختلف

(Figure- 10): The results after applying the detection algorithm on films with different illumination conditions

(جدول- ۱): نتایج اعمال الگوریتم‌های آشکارسازی

(Table-1): The detection algorithms results

روش آشکارسازی خودرو	تعداد کل خودروها	تشخیص درست (Hit)	تشخیص نادرست (Miss)	تشخیص اشتباه (False Alarm)	زمان اجرا	دقت
Haar-like	۱۸۶۰	۱۶۷۳	۱۸۷	۲۱۰	۱,۰۷	۸۹,۰۱
GMM + Haar like	۱۸۶۰	۱۶۸۴	۱۷۶	۱۲۴	۰,۷۵	۹۰,۰۰
HOG + Adaboost	۱۸۶۰	۱۶۹۲	۱۶۸	۱۹۷	۱,۰۱	۹۰,۰۰
GMM + HOG + Adaboost	۱۸۶۰	۱۶۹۵	۱۶۵	۱۱۳	۰,۶۳	۹۰,۱۱
GMM + HOG +SVM	۱۸۶۰	۱۶۸۹	۱۷۱	۸۹	۰,۹۷	۹۰,۸۰

[1] Deterministic Methods for Correspondence
[2] Statistical Methods for Correspondence
[3] Proximity

[4] Cost Function

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

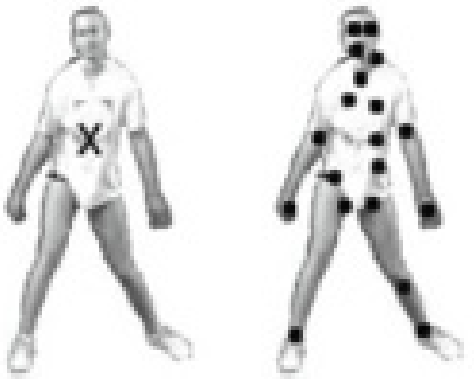
۴- ردیابی خودروها

در این مقـالـه جهـت ردیـابی خودروها از روش نمایش نقطه استفاده شده است، روش‌های ردیابی نقطه‌ای شامل دو روش تطـابق قطعی[1] و تطـابق آماری[2] می‌باشـــند در ادامه پس از معرفی این دو روش، بـه معرفی روش ردیـابی ارائـه شـــده خواهیم پرداخت.

۴-۱- روش‌های تطابق قطعی

روش‌های مختلف ردیابی با توجه به اینکه از چه روشی جهت نمایش اشـیا و یا استخراج ویژگی‌های آن‌ها استفاده می‌کنند با یکدیگر تفاوت دارند.

یکی از روش‌های نمایش اشیا، استفاده از روش نمایش نقطه است، در این روش یک شیء می‌تواند فقط با یک نقطه، یا تعداد محدودی نقطه در تصویر مشخص شود. (شکل ۱۱)



(شکل- ۱۱): روش نمایش نقطه (ییلماز، جاوذ و شاو، ۲۰۰۶)
(Figure- 11): Object representations by multiple points (Yilmaz, Javed, & Shah, 2006)

اگر اشیا را به‌صورت نقطه نمایش دهیم، می‌توان گفت فرایند ردیابی، ایجاد تطابق بین نقاط با ویژگی‌های یکســـان در زمان‌های متوالی است.

در روش‌هـای تطـابق قطعی، پیش از عمـل ردیـابی تعدادی قید حرکتی برای ردیابی تعریف می‌شود. ازجملهٔ این قیود می‌توان به قید مجاورت[3] که به‌صـــورت عدم‌تغییر مکان قابل‌ملاحظهٔ شـــیء از یک قاب به قاب دیگر تعریف می‌شـــود (شـــکل ۱۲ (الف))، حداکثر ســـرعت (شـــکل ۱۲ (ب))؛ و تغییرات آرام در ســـرعت (محدودیت شـــتاب) که به‌صـــورت عدم‌تغییر جهت و سـرعت شیء با شدت زیاد تعریف می‌شود، (شکل ۱۲- (ج)). اشاره کرد.



(شکل- ۱۲): قیدهای حرکتی (ییلماز و همکاران ، ۲۰۰۶)
(Figure- 12): Motion Constraints(Yilmaz, Javed, & Shah, 2006)

پس از تعیین قیدهای حرکتی، تابعی برای پیوســـتن هر شـیء در قاب $t-1$ به یک شـیء در قاب t تعریف می‌شـود. کمینـه کردن این تـابع کـه به تابع هزینه[4] مشـــهور اســـت به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی ترکیبی قابل‌انجام است.

۴-۲- روش‌های تطابق آماری

روش‌هـای تطـابق آمـاری، از روش فضـــای حالت برای مدل کردن ویژگی‌های شـــیء مثل موقعیت، ســـرعت و شـــتاب استفاده می‌کند در این روش‌ها از تخمین حالت، برای ردیابی اشـیا اسـتفاده می‌شود، ازجمله این روش‌ها می‌توان به فیلتر بیز بازگشتی و فیلتر کالمن اشاره کرد.

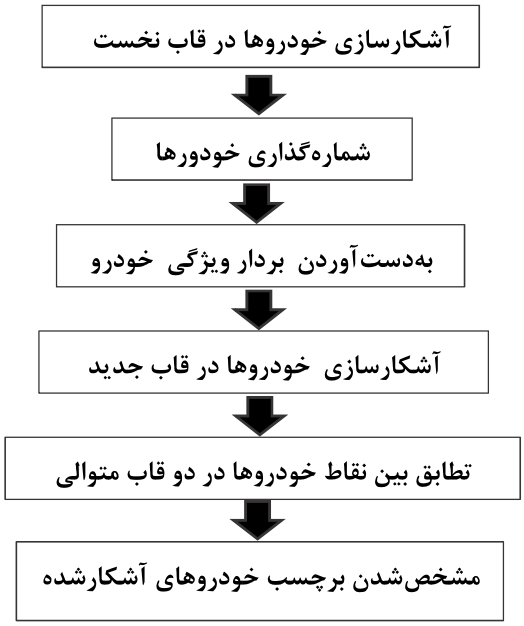
۵- معرفی الگوریتم پیشنهادی

همان‌طور که اشـاره شد، در این مقاله جهت ردیابی خودروها از دو روش اسـتفاده شـده اسـت؛ در روش نخسـت به‌کمک روش‌هـای تطابق قطعی و اســـتفاده از مرکز جرم خودروها و فاصلهٔ اقلیدسی آن‌ها، عمل ردیابی صورت می‌گیرد؛ و درروش دوم بـه کمـک روش‌هـای تطابق آماری و اســـتفاده از فیلتر کـالمن[1] و مرکز جرم خودروهـا، عمـل ردیابی خودورها انجام شده است.

[1] Kalman Filter

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

روندنمای روش نخست در شکل (۱۳) مشاهده می‌شود. در ادامه به معرفی مراحل الگوریتم پیشنهادی خواهیم پرداخت:



(شکل- ۱۳): روندنمای ردیابی خودرو
(Figure- 13): Flowchart of tracking the targets

در مرحلهٔ نخست، آشکارسازی خودروها به‌کمک یکی از روش‌های آشکارسازی، صورت می‌گیرد؛ سپس به هرکدام از خودروهای آشکارشده در مرحلهٔ قبل، برچسبی اختصاص داده و بردار ویژگی هر خودروی برچسب‌گذاری‌شده محاسبه می‌شود. در این مرحله، مرکز جرم هر خودرو به‌عنوان مکان آن در زمان t=0 در بردار $\vec{X}_0 \equiv \{X_0^i, i = 1,...,N_0\}$ ذخیره می‌شود. در این بردار N_o تعداد خودروها و $\chi_0^i = (x_0^i, y_0^i)$ مختصات خودرو i-ام در زمان $t=0$ است؛ همچنین علاوه‌بر مرکز جرم، اندازهٔ طول و عرض و مختصات یکی از گوشه‌ها (در اینجا: گوشه چپ/ بالایی) ، به‌عنوان بردار ویژگی هر خودرو ذخیره می‌شود.

پس از استخراج ویژگی‌ها، خودروها در قاب جدید آشکارسازی شده و مرکز ثقل آن‌ها را در بردار $\vec{X}_t$ به‌عنوان مکان خودرو در زمان $t=0$ ذخیره می‌شود. در مرحلهٔ بعد که مهم‌ترین بخش الگوریتم است، باید عمل تطابق بین نقاط موجود در بردارها، جهت ردیابی خودروها صورت گیرد.

در این مرحله نیازمند یک روش انتساب بهینهٔ کلی برای ایجاد مطابقت بین مراکز خودروها در قاب‌های متوالی هستیم. این بهینگی کلی می‌تواند به‌صورت تخمین بیش‌ترین درست‌نمایی مطرح شود. برای این منظور می‌توان از نظریه گراف استفاده کرد. درواقع یک گراف کامل دوقسمتی داریم که: $G = \{\vec{X}_t, \vec{X}_{t-1}, W\}$

$\vec{X}_t = \{X_t^i, i \in 1,\ldots,N_t\}$ بردار خودروهای آشکارشده در زمان t و $\vec{X}_{t-1} = \{X_{t-1}^i, i = 1,\ldots,N_{t-1}\}$ بردار خودروهای آشکارشده در زمان *t-1* و:

$W = \{W_{t,t-1}^{i,j}, i \in 1,\ldots,N_t, j \in N_{t-1}\}$ که درواقع وزن یال‌های گراف است، شامل مجموعه تمام مطابقت‌های فرضی بین نقاط در دو زمان t و *t-1* است.

برای محاسبهٔ W ابتدا فاصلهٔ اقلیدسی تمامی نقاط در لحظهٔ t را با نقاط در لحظهٔ t-1 در فضای ویژگی را به دست آورده، سپس مقدار $W_{t,t-1}^{i,j}$ را از طریق رابطهٔ ۷ به دست می‌آوریم.

$$w_{t,t-1}^{i,j} = \begin{cases} 1 - \dfrac{d_{t,t-1}^{i,j}}{d_{\max}} & d_{t,t-1}^{i,j} < d_{\max} \\ 0 & else \end{cases} \qquad (۷)$$

در این رابطه $i \in N_t$، شمارهٔ خودرو در زمان t و $j \in N_{t-1}$ شمارهٔ خودرو در زمان *t-1* است. $d_{t,t-1}^{i,j}$ فاصلهٔ اقلیدسی بین مرکز دو خودرو در دو زمان متوالی است و d_{max} بیشینه جابه‌جایی است که یک خودرو می‌تواند داشته باشد. با این رابطه خودروهای نزدیک‌تر وزن بیشتری می‌گیرند و سایر خودروهایی که در فاصلهٔ بیشتری از d_{max} هستند، وزن صفر خواهند گرفت. به‌این‌ترتیب می‌توان بهینه‌سازی تطبیق بین دو قاب متوالی را، بر اساس بیشینه‌کردن این تابع وزنی انجام داد. بهترین تطبیق در این گراف وزن‌دار، تطبیقی با بیش‌ترین وزن از میان تمام تطبیق‌های ممکن است. با وجود وزن‌های W که بر اساس رابطهٔ ۸ تعریف شده‌اند، تطابق بهینهٔ کلی بین دو مجموعه از خودروها با پیداکردن بیش‌ترین تطبیق در G به‌دست می‌آید. یک تطبیق منحصربه‌فرد بین خودروها را در دو قاب می‌توان به‌صورت رابطهٔ ۸ تعریف کرد:

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

$$M = \arg\max_{M \in H} \sum W(\vec{X}_t, \vec{X}_{t-1}) \quad (۸)$$

در رابطهٔ بالا H مجموعه همه تطبیق‌های ممکن در G است.

اما روش پیشنهادی زمانی موفق خواهد بود که تعداد خودروهای حاضر درصحنه ثابت باشد، درصورتی‌که در صحنهٔ ترافیکی چنین وضعیتی وجود ندارد، همچنین درصورتی‌که خطای آشکارسازی وجود داشته باشد، و یا خودروها با یکدیگر هم‌پوشانی داشته باشند، روش بالا قادر به ردیابی موفق خودروها نخواهد شد. اما برای غلبه بر سه مشکل بالا ملاحظاتی را به الگوریتم ردیابی خود اضافه خواهیم کرد:

الف) ورود و خروج خودروها از صحنه

در صورت ورود خودرویی جدید و آشکارسازی آن، در بخش کنترل ورود خودرو جدید به تصویر، پس از ایجاد مطابقت‌ها درصورتی‌که تعداد خودروهای آشکارشده در قاب t بیش از قاب $t\text{-}1$ باشد به هرکدام از عناصر باقی‌مانده یک برچسب جدید اختصاص داده می‌شود؛ پس می‌توان گفت که الگوریتم توانایی کنترل ورود و خروج از صحنه را دارد؛ درنتیجه بیرون رفتن خودروها از صحنه مشکلی را ایجاد نخواهد کرد.

ب) خطای آشکارسازی

با توجه به اینکه برچسب خودروها و مرکز ثقل آن‌ها در برداری ذخیره می‌شود، درصورتی‌که در یک یا چند قاب آشکارساز قادر به آشکارسازی یک یا چند خودرو نشود، خطای آشکارسازی صورت گرفته است. برای حل مشکل ردیابی در چنین حالاتی محل خودرو تخمین زده می‌شود، و محل تخمین‌زده‌شده، به‌عنوان محل خودرویی که در آن قاب توسط آشکارساز مشخص نشده، در نظر گرفته می‌شود. اما برای تخمین محل خودرو از میانگین جابه‌جایی‌های گذشته یک خودرو برای پیش‌بینی مکان بعدی آن استفاده شده است. این میانگین جابه‌جایی در دو جهت x و y محاسبه و به مختصات نقطه در قاب قبلی اضافه می‌شود. (رابطهٔ ۹)

$$\begin{cases} X_t^i = X_{t-1}^i + \bar{d}_{x,t-1} \\ y_t^i = y_{t-1}^i + \bar{d}_{x,t-1} \end{cases} \quad (۹)$$

$\bar{d}_{x,t-1}$ و $\bar{d}_{y,t-1}$ به‌ترتیب میانگین جابه‌جایی خودرو در جهت x و y تا زمان $t\text{-}1$ است. به‌علاوه در صورت بروز این حالت، محدوده جستجو یا همان بیش‌ترین میزان جابجایی، به‌اندازه جابجایی دو خودرو، افزایش می‌یابد. پس از استفاده از این روش مشاهده شد که این روش در مواقعی که تعداد خودروهای حاضر در صحنه کم و یا هم‌پوشانی کمتری داشته باشند، قادر به انجام ردیابی موفقی خواهد شد. در صورتی که تعداد هم‌پوشانی‌ها زیاد شود، این روش در برچسب‌گذاری خودروها و درنتیجه در ردیابی آن‌ها روش موفقی نخواهد بود؛ درنتیجه سعی شد از روش‌های آماری مانند فیلتر کالمن برای تخمین محل جدید خودروها استفاده شود. روش‌های دیگری هم، جهت ردیابی اشیا وجود دارند، ازجمله روش فیلترهای ذره‌ای، در این پژوهش به دلیل سرعت‌بالای فیلتر کالمن نسبت به فیلترهای ذره‌ای این روش انتخاب شده است.

برای استفاده از فیلتر کالمن، پس از اختصاص برچسب به خودروها، برای هر خودرو یک فیلتر کالمن ایجاد کرده و مرکز جرم خودروها به فیلتر کالمن ارسال می‌شود. درواقع عمل تطابق خودروها از طریق روش ارائه‌شده در بخش قبل صورت می‌گیرد؛ اما برای پیش‌بینی محل جدید خودروها از فیلتر کالمن استفاده می‌شود. بدین ترتیب پس از آشکارسازی خودروها، نقطه‌های کلیدی آن‌ها به دست می‌آید، پس از شماره‌گذاری خودروها و درنتیجه مشخص‌شدن برچسب خودروها، تطبیق نقاط بین دو قاب متوالی صورت می‌گیرد، درصورتی‌که، خودرویی توسط آشکارساز، آشکارسازی نشده باشد، و یا به‌دلیل هم‌پوشانی نتوان عمل تطبیق نقاط را برای آن به‌صورت دقیق انجام داد، مرکز جرم تصاویر به فیلتر کالمن ارسال می‌شود.

در فیلتر کالمن که یک پالایهٔ بازگشتی کاراست حالت یک سامانهٔ پویا از دنباله‌ای از سنجش‌های ناقص و مخدوش تخمین زده می‌شود [23]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

بنـابراین فرمول‌هـای فیلتر کـالمن را می‌توان در دو گروه دسـته‌بندی کرد: معادلات به‌روزرسـانی زمان[1] (معادلات پیش‌بینی‌کننـده[2]) و معـادلـات به‌روزرسـانی اندازه‌گیری‌ها[3] (معادلات تصحیح‌کننده[4]). معادلات به‌روزرسانی زمان مسئول تأمین روبه‌جلوی (در زمان) حالت جاری و تخمین کوواریانس خطا به‌منظور به دسـت آوردن یک تخمین اولیه[5] برای گام زمانی بعدی می‌باشـند. معادلات به‌روزرسـانی اندازه‌گیری‌ها مسـئول بازخورد هسـتند، یعنی مسـئول واردکردن یک اندازه‌گیری جدید به تخمین اولیه به‌منظور به دسـت آوردن یک تخمین ثانویه[6]. توسـط معادلات پیش‌بینی کالمن، مکان جدید خودرو پیش‌بینی‌شـده و در قاب بعدی پس از تعیین مکان اصـلی خودرو، توسـط معادلات تصـحیح اندازه‌گیری‌ها به‌روزرسانی می‌شود.

بـدین ترتیب عمل ردیابی خودروها با دقت مناسـبی انجام می‌شـود؛ همچنین خطای آشکارسازی با تخمین محل جدید خودرو توسط فیلتر کالمن، کاهش می‌یابد؛ همچنین با توجـه بـه اسـتفـاده از فیلترکـالمن جهت ردیابی خودروها، سرعت الگوریتم در شرایط ناموفق دچار مشکل نخواهد شد.

۵-۱- پیاده‌سازی و ارزیابی روش پیشنهادی

در شکل‌های ۱۴ تا ۱۶ نتایج اعمال الگوریتم ردیابی پیشنهادی را بر روی سـه ویدئو با تعداد خودرو و شـرایط نوری متفاوت مشاهده می‌شود.

در شـکل (۱۴)، در شـروع تعداد خودروهای متحرک چهار خودرو بوده اما در طول زمان بعضـی از آن‌ها از صـفحه خارج و خودروی جدید نیز به تصـویر وارد می‌شـود. در قاب پنجاه یک خودرو وارد ناحیه FOD می‌شود و در قاب ۶۷ یک خودرو از صـحنه خارج می‌شـود. ملاحظه می‌شـود که روش پیشنهادی توانایی مدیریت این اتفاق را دارد.

همچنین در شکل (۱۵) در قاب ۳۷ آشکارساز قادر به آشـکارسازی خودروی زردرنگ با شماره برچسب چهار نشده اسـت؛ امـا بـا توجه به این که این خودرو در قاب‌های قبلی آشـکارسازی شده، فیلتر کالمن این پیش‌بینی را کرده که در آن مکان باید خودروی با شـماره برچسب چهار وجود داشته بـاشـد؛ درنتیجـه در مواقعی هم کـه آشـکارسـاز قادر به آشـکـارسـازی خودروهـا نشـده ، از طریق فیلتر کـالمن آشکارسازی صورت گرفته است و این باعث کم‌شدن خطای آشـکارسـازی هم شده است. البته ممکن است که خودرو در چند قاب قبلی ردیابی شـده و در قاب جدید از صـحنه خارج شـده باشـد، در این حالت هم مانند شـرایط حالت قبل فیلتر کـالمن پیش‌بینی می‌کنـد کـه بـایـد در آن مکـان خودرو با برچسـب اختصـاص داده شـده، وجود داشـته باشـد، برای جلوگیری از این مشـکل برنامه طوری طراحی شده است که درصورتی‌که به مدت [5] قاب متوالی آشکارساز نتوانست در آن مکان خودرو را آشـکارسـازی کند، این بدین معنی اسـت که خودرو از صـحنه خارج شـده، درنتیجه دیگر از فیلتر کالمن استفاده نمی‌شود. همچنین در شکل (۱۶) که مربوط به شش عصـر اسـت، مشـاهده می‌شـود الگوریتم ارائه‌شـده، باوجود تغییرات شـرایط نوری قادر به آشکارسازی و ردیابی خودروها شده است. همچنین در قاب ۳۰ شکل (۱۶) مشاهده می‌شود با وجود هم‌پوشانی دو خودرو، الگوریتم قادر به آشکارسازی و ردیابی آن‌ها شده است.

جهت ارزیابی الگوریتم ارائه‌شـده از معیار $LTDR$ [7] اسـتفاده شـده اسـت. [۲۴] معیار $LTDR$ نرخ اختصـاص برچسـب‌های صـحیح منحصـربه‌فرد به خودروها را تعیین می‌کند و به‌صورت رابطهٔ ۱۰ تعریف می‌شود.

$$LTDR = \frac{1}{L}\sum_{i=o}^{L-1}\frac{TPM_i}{OAF_i} \qquad (۱۰)$$

[1] Time update
[2] Predictor
[3] Measurement update
[4] Corrector
[5] Priori
[6] Posteriori
[7] Label Tracking Detection Rate

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

در این رابطه L تعداد کل خودروهایی است که باید برچسب‌گذاری شود؛ TPM_i تعداد قاب‌هایی است که برچسب صحیح به خودروی i داده شده است و OAF_i تعداد کل قاب‌های است که خودروی i-ام در آن حضور داشته است.

مقدار این معیار بین صفر تا یک قرار دارد؛ و هرچقدر به یک نزدیک‌تر باشد، به این معنی است که الگوریتم ردیابی درست عمل کرده است. در جدول دو نتایج حاصل از اندازه‌گیری این معیار خطا برای قاب‌های مختلف در ساعات متفاوت روز، برای هر دو روش ردیابی نقطه‌ای و آماری، ارائه شده است. در این جدول. N_s تعداد خودروها در شروع الگوریتم است، ولی در طول ارزیابی برای یک ویدئو ممکن است به‌دلیل ورود خودروها به تصویر یا خروج خودروها از تصویر، تغییر کند.



(شکل- ۱۴): نتایج استفاده از الگوریتم پیشنهادی در قاب‌های مربوط به ساعت ۹ صبح
AM (Figure- 14): The proposed algorithm results in the frames of 9

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]



۱۹# ۱۶#



۲۵ # ۲۲#



۳۱# ۲۸ #



۳۷# ۳۴ #



۴۳# ۴۰#

(شکل- ۱۵): نتایج استفاده از الگوریتم پیشنهادی در قاب‌های مربوط به ساعت ۱۲ ظهر

AM (Figure- 15): The proposed algorithm results in the frames of 12

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]



(شکل- ۱۶): نتایج استفاده از الگوریتم پیشنهادی در قاب‌های مربوط به ساعت ۶ عصر
PM (Figure- 16): The proposed algorithm results in the frames of 18

در این جدول فیلم‌های یک و دو مربوط به ساعت‌های ۹ تا ۱۱ می‌باشند، در ساعت ۹ صبح تعداد خودروهای عبوری از تقاطع زیاد است، درنتیجه هم‌پوشانی بین خودروها بیشتر می‌شود. با مقایسهٔ نتایج جدول (۲) مشاهده می‌شود در فیلم‌های یک و دو که هم‌پوشانی بیشتر خودروها وجود داشته، روش دوم قادر به ردیابی موفق خودروها شده است.

فیلم سه مربوط به ساعت دوازده ظهر و فیلم چهار مربوط به ساعت هجده است. همان‌طور که در شکل‌های(۱۷ و ۱۸) مشاهده می‌شود ساعت‌های دوازده و هجده از لحاظ شرایط نوری جزو بدترین شرایط هستند، زیرا در ساعت دوازده به‌علت تابش مستقیم خورشید در شیشه و بدنه خودروها ایجاد درخشندگی می‌شود و در ساعت هجده به‌دلیل نور کم و بلندترشدن سایه‌ها هر خودرو دارای سایه تقریباً در ابعاد خودرو است. همان‌طور که در جدول (۲) مشاهده می‌شود، الگوریتم ردیابی پیشنهادی در شرایط نوری مختلف، قادر به ردیابی موفق خودروها شده است. همچنین استفاده از روش‌های آماری تطابق نقاط و فیلتر کالمن در مقایسه با روش‌های قطعی در ردیابی دارای نتایج بهتری از لحاظ معیار $LTDR$ است؛ و میانگین نتایج نشان می‌دهد که با معیار $LTDR$ روش دوم در ۸۸/۷۵٪ برچسب‌های صحیحی به خودروها تخصیص داده شده است. و بیان‌گر ردیابی موفقی است.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]
[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

(جدول- ۲): نتایج ردیابی چند خودرو با مرکز جرم و فیلتر کالمن

(Table-2): the results of tracking multiple targets with the center of mass and the Kalman Filter

شماره فیلم	Ns	L	LTDR روش ۱	LTDR روش ۲
۱	۳	۱۰	0.64	0.88
۲	۵	۱۷	0.69	0.86
۳	۴	۹	0.72	0.89
۴	۲	۱۱	0.76	0.92
میانگین			70.25	88.75

۵-۲- مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های دیگر

به‌منظور سنجش بیشتر میزان کارایی روش پیشنهادی، نتایج این پژوهش با روش مطرح‌شده در [25]مقایسه می‌شود. دادگان به‌کاررفته در این مقاله در جدول (۳) مشاهده می‌شود.

به‌طور خلاصه در مرجع [25] ترکیب ویژگی‌های HOG و LRF و دسته‌بندهایSVM و MLP به‌منظور بهره‌گیری از مزایای همهٔ آن‌ها مورد مطالعه قرار گرفت. برای این منظور دو روش پیشنهاد شدند: روش نخست استفاده از الحاق بردارهای ویژگی است که نسبت به روش دوم کارایی کمتری از خود نشان داد. روش دوم استفاده از معماری دسته‌جمعی است. در این روش ویژگی‌های LRF یک‌بار توسط دسته‌بند MLP و بار دیگر توسط دسته‌بندSVM دسته‌بندی می‌شوند و همچنین ویژگی‌های HOG نیز توسط دسته‌بندSVM دسته‌بندی می‌شوند. برای یکپارچه‌سازی خروجی دسته‌بندها روش‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفتند که البته بهترین نتیجه با استفاده از رأی‌گیری اکثریت اکتشافی حاصل شد. برای ایجاد اثر سایه‌روشن[1] و اشباع سفید[2] (دو اثر مستعدرخ‌دادن در محیط‌های خارج از منزل) دو تبدیل نوری روی دادگان مذکور اعمال شد (شکل ۱۷). سپس دقت دسته‌بندی روی دادگان‌های سایه‌روشن و اشباع سفید علاوه بر دادگان طبیعی محاسبه شد. نتایج به‌دست‌آمده در جدول ۴ مشاهده می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بالاترین دقت دسته‌بندی متعلّق به روش Heuristic MV با متوسط دقت ٪ ۹۱/۴ است.

(جدول - ۳): دادگان‌های استفاده‌شده در [۲۵]

(Table-3): Dataset using in [25]

منبع	تعداد تصاویر غیر خودرو	تعداد تصاویر خودرو	دیتاست
CALLTECH2001	1154	1154	آموزشی
GRAZ + INRIA + the$_{ir}$ images	180	120	آزمایشی



(شکل- ۱۷): تصاویر نمونه با وضوح ۳۲×۳۲. ستون نخست: تصاویر اصلی؛ ستون دوم: تصاویر اشباع، سفیدشدهٔ تصاویر اصلی؛ ستون سوم: تصاویر سایه‌روشن‌شدهٔ تصاویر اصلی

pixel image samples. In the left column, ۳۲×۳۲(Figure- 17): some validation samples under normal condition; in the middle and right columns, the respective images under penumbra and [25].white saturation

(جدول- ۴): دقت دسته‌بندی روی دادگان تست

(Table-4): Classification accuracy of the method on test DATA [25]

دسته‌بند	نرمال (٪)	سایه‌روشن (٪)	اشباع سفید (٪)	متوسط دقت (٪)
LRF/MLP	87	88	85.7	86.9
LRF/SVM	90	90	83.7	87.9
HOG/SVM	92	87	84.3	84.76
Heuristic MV	94.3	91.7	88.3	91.14

[1] Penumbra

[2] white saturation

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

روش پیشـــنهادی خود را بر روی این دادگان اعمال کردیم. نتایج به‌دست‌آمده در جدول (۵) مشاهده می‌شود.

بـا توجه به جدول (۵) مشـــاهده می‌شـــود که روش پیشـنهادی این پژوهش دقت دسـته‌بندی را نسـبت به روش Heuristic MV روی دادگان‌های طبیعی، سایه‌روشن و اشباع سـفید به‌ترتیب ٪ ۱/۷، ٪ ۱/۰ و ٪ ۲/۰ افزایش داده اسـت و این امر نشان می‌دهد روش پیشنهادی علاوه‌بر کارایی مطلوب روی تصاویر طبیعی، در برابر وجود نوفه در تصاویر نیز کارایی بهتری نســـبت به روش Heuristic MV نشـــان می‌دهد. با استفاده از روش پیشنهادی دقت متوسط به ٪ ۹۳/۰ رسید و یـا بـه‌عبـارت‌دیگر ٪ ۱/۶ نســـبـت به روش Heuristic MV افزایش یافته است.

(جدول- ۵): دقت دسته‌بندی روش پیشنهادی بر روی دادگان مشابه

(Table-5): Classification accuracy of the method on similar data

متوسط دقت (٪)	اشباع سفید (٪)	سایه‌روشن (٪)	نرمال (٪)	دسته‌بند
93	90.3	92.7	96	روش پیشنهادی

۶- نتیجه‌گیری

یکی از چالش‌های مهم در آشکارسازی و ردیابی خودروها در صـــحنـه‌های ترافیکی و تقاطع‌ها، تغییرات شـــرایط نوری و هم‌پوشـانی خودروها اسـت. در این مقاله روشی مؤثر و جدی جهت ردیابی خودروها در شـــرایط نوری مختلف ارائه شـــده اسـت. در این روش ابتدا تعدادی نقطهٔ کلیدی بر روی تصویر هر خودرو مشـخص می‌شـود، برای به‌دسـت‌آوردن این نقاط کلیدی، از مرکز جرم خودرو و گوشـه‌های آن اسـتفاده شـده اسـت؛ زیرا به‌طور اصـولی این نقاط در ردیابی اجسـام صـلب اهمیت بیشتری دارند و معمول‌تر هستند؛ سپس عمل ردیابی این نقـاط در قـاب‌هـای متوالی بـا ایـده‌گرفتن از روش‌هـای تطبیق قطعی صـورت گرفته اسـت؛ در این روش بر اسـاس ترکیـب خطی از وزن‌هـای تعلق یـک خودرو در زمـان t بـه خودروها در قاب $t-1$ و $t-2$ یک تابع هزینه تعریف می‌شـود. وزن‌های تعلق، بر اســـاس فاصـــلهٔ اقلیدســـی بین مراکز دو خودروی آشـکارشـده در قاب‌های متوالی تعریف شـده‌اند. با توجه به نوع تابعی که تعریف شده است به خودروهایی که در فواصـــل بیش از حـداکثر جابه‌جایی ممکن برای یک خودرو قرار بگیرند، وزن صـفر تعلق می‌گیرد پس از محاسبه بهترین مطـابقـت از میان تمام مطابقت‌های ممکن، نامزد بهینه برای خودرو در قـاب‌هـای بعدی انتخاب می‌شـــود و بدین ترتیب الگوریتم ردیـابی ادامـه پیـدا می‌کنـد. در پیاده‌ســـازی این الگوریتم، ملاحظاتی برای خطا در آشـــکارســـازی و مســـئله هم‌پوشـانی نیز در نظر گرفته شـد. در ادامه با توجه به اینکه روش ارائه‌شـده به‌تنهایی قادر به ردیابی صـحیح خودروها در حالت‌های پیچیده نبوده، از ترکیب روش ارائه‌شـــده با فیلتر کالمن برای ردیابی خودروها استفاده شد؛ بدین ترتیب که در زمان‌هایی که آشـکارسـاز قادر به آشکارسازی خودروها نبوده جهـت تخمین مکان جدید خودرو از فیلتر کالمن اســـتفاده شده است.

با بررسی نتایج، مشخص شد الگوریتم ارائه‌شده با دقت ٪۸۸/۷۵ قادر به ردیابی موفق خودروها در شرایط نوری مختلف در قاب‌های متوالی شده است.

تقدیر و تشکر

در پایان از صـنایع اپتیک لیزر اصـفهان که در تهیهٔ داده‌های موردنیاز مقاله کمال همکاری را کرده‌اند، تشکر می‌کنیم.

۷- مراجع 7-Reference

[1] Y. Wu, J. Lim, and M.-H. Yang, "Online object tracking: A benchmark," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2013, pp. 2411–2418.

[2] R. A. Priyadharshini, S. Arivazhagan, and L. Sangeetha, "Vehicle recognition based on Gabor and Log-Gabor transforms," in *Advanced Communication Control and Computing Technologies (ICACCCT), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 1268–1272.

[3] Y. Zhu, D. Comaniciu, M. Pellkofer, and T. Köhler, "System and method for vehicle detection and tracking." Google Patents, 2010.

[4] D. Balcones, D. F. Llorca, M. A. Sotelo, M. Gavilán, S. Álvarez, I. Parra, and M. Ocaña, "Real-time vision-based vehicle detection for rear-end collision mitigation systems," in *Computer Aided Systems Theory-EUROCAST 2009*, Springer, 2009, pp. 320–325.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

Combined Contourlet Transform with Frame Difference in Highways Surveillance Video," in *Advances in Electrical Engineering and Electrical Machines*, Springer, 2011, pp. 65–71.

[16] C.-C. Wong, W.-C. Siu, P. Jennings, S. Barnes, and B. Fong, "A smart moving vehicle detection system using motion vectors and generic line features," *Consum. Electron. IEEE Trans.*, vol. 61, no. 3, pp. 384–392, 2015.

[17] Z. Sun, G. Bebis, and R. Miller, "On-road vehicle detection: A review," *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans.*, vol. 28, no. 5, pp. 694–711, 2006.

[18] H.-H. Lin, J.-H. Chuang, and T.-L. Liu, "Regularized background adaptation: a novel learning rate control scheme for Gaussian mixture modeling," *Image Process. IEEE Trans.*, vol. 20, no. 3, pp. 822–836, 2011.

[19] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, 2001, vol. 1, pp. I–511.

[20] M. Bertozzi, A. Broggi, M. Del Rose, M. Felisa, A. Rakotomamonjy, and F. Suard, "A pedestrian detector using histograms of oriented gradients and a support vector machine classifier," in *Intelligent Transportation Systems Conference, 2007. ITSC 2007. IEEE*, 2007, pp. 143–148.

[21] H. Tan, B. Yang, and Z. Ma, "Face recognition based on the fusion of global and local HOG features of face images," *Comput. Vision, IET*, vol. 8, no. 3, pp. 224–234, 2014.

[22] A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah, "Object tracking: A survey," *Acm Comput. Surv.*, vol. 38, no. 4, p. 13, 2006.

[23] S. Shantaiya, K. Verma, and K. Mehta, "Multiple Object Tracking using Kalman Filter and Optical Flow," *Eur. J. Adv. Eng. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 34–39, 2015.

[24] J. Black, T. Ellis, P. Rosin, and others, "A novel method for video tracking performance evaluation," *Proc. IEEE Int. Vis. Surveill. Perform. Eval. Track. Surveill. (VS-PETS 03)*, pp. 125–132, 2003.

[25] L. Oliveira and U. Nunes, "On integration of features and classifiers for robust vehicle detection," in *Intelligent Transportation Systems, 2008. ITSC 2008. 11th International IEEE Conference on*, 2008, pp. 414–419.

[5] A. Akula, N. Khanna, R. Ghosh, S. Kumar, A. Das, and H. K. Sardana, "Adaptive contour-based statistical background subtraction method for moving target detection in infrared video sequences," *Infrared Phys. Technol.*, vol. 63, pp. 103–109, 2014.

[6] J. Gleason, A. V Nefian, X. Bouyssounousse, T. Fong, and G. Bebis, "Vehicle detection from aerial imagery," in *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*, 2011, pp. 2065–2070.

[7] B. Tian, Y. Li, B. Li, and D. Wen, "Rear-view vehicle detection and tracking by combining multiple parts for complex urban surveillance," *Intell. Transp. Syst. IEEE Trans.*, vol. 15, no. 2, pp. 597–606, 2014.

[8] J.-Y. Choi, K.-S. Sung, and Y.-K. Yang, "Multiple vehicles detection and tracking based on scale-invariant feature transform," in *Intelligent Transportation Systems Conference, 2007. ITSC 2007. IEEE*, 2007, pp. 528–533.

[9] J. Ning, L. Zhang, D. Zhang, and W. Yu, "Joint registration and active contour segmentation for object tracking," *Circuits Syst. Video Technol. IEEE Trans.*, vol. 23, no. 9, pp. 1589–1597, 2013.

[10] G. Hu, N. Gans, N. Fitz-Coy, and W. Dixon, "Adaptive homography-based visual servo tracking control via a quaternion formulation," *Control Syst. Technol. IEEE Trans.*, vol. 18, no. 1, pp. 128–135, 2010.

[11] X. Cao, Z. Shi, P. Yan, and X. Li, "Collaborative Kalman filters for vehicle tracking," in *Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2011 IEEE International Workshop on*, 2011, pp. 1–6.

[12] Y. Liu, Y. Lu, Q. Shi, and J. Ding, "Optical flow based urban road vehicle tracking," in *Computational Intelligence and Security (CIS), 2013 9th International Conference on*, 2013, pp. 391–395.

[13] J. Kokkala and S. Särkkä, "Combining particle MCMC with Rao-Blackwellized Monte Carlo data association for parameter estimation in multiple target tracking," *Digit. Signal Process.*, vol. 47, pp. 84–95, 2015.

[14] A. Jazayeri, H. Cai, J. Y. Zheng, and M. Tuceryan, "Vehicle detection and tracking in car video based on motion model," *Intell. Transp. Syst. IEEE Trans.*, vol. 12, no. 2, pp. 583–595, 2011.

[15] C. Wang, "Moving Vehicle Detection

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79]



زهرا حنیفه‌لو، دانشجوی دکترای مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و رباتیک دانشگاه اصفهان است. نامبرده فارغ‌التحصیل رشتهٔ مهندسی کامپیوتر در مقطع کارشناسی ارشد از دانشگاه اصفهان در سال ۱۳۹۲ است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقهٔ وی شامل بینایی کامپیوتر، بازشناسی الگو و پردازش و تحلیل سیگنال‌ها است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:
z.hanifelo@eng.ui.ac.ir



سیّدامیرحسن منجمی، لیسانس مهندسی برق/کامپیوتر خود را از دانشگاه صنعتی اصفهان در سال ۱۳۶۹ اخذ کرد؛ سپس در سال ۱۳۷۳ در رشته مهندسی کامپیوتر، هوش ماشین و رباتیک، موفق به اخذ مدرک فوق‌لیسانس از دانشگاه شیراز شد. ایشان دکترای مهندسی کامپیوتر، پردازش تصاویر و تشخیص الگوی خود را نیز از دانشگاه بریستول انگلستان در سال ۱۳۸۳ اخذ کرده است. نامبرده اکنون به‌عنوان دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه اصفهان مشغول به کار است. سرفصل‌های پژوهشی مورد علاقهٔ وی، پردازش تصاویر و بینایی ماشین، شبکه‌های عصبی و امحای فیزیکی ویروس‌ها است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:
monadjemi@eng.ui.ac.ir



پیمان معلم متولد ۱۳۴۹ در تهران، دانش‌آموختهٔ کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی الکترونیک، به‌ترتیب در سال ۱۳۷۰ و ۱۳۷۴ از دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه صنعتی امیرکبیر، است. نامبرده در سال ۱۳۸۲ موفّق به اخذ درجهٔ دکترا در مهندسی برق از دانشگاه صنعتی امیرکبیر شد. دکتر معلم از سال ۱۳۸۲ به‌عنوان عضو هیئت‌علمی در دانشگاه اصفهان، مشغول خدمت شد و هم‌اکنون استاد گروه مهندسی برق دانشکدهٔ فنی و مهندسی دانشگاه اصفهان است. زمینه‌های علمی مورد علاقهٔ ایشان شامل موضوعاتی مانند پردازش تصاویر، توسعهٔ شبکه‌های عصبی و پردازش هوشمند سیگنال‌ها است. اجرای بیش از بیست پروژهٔ کاربردی، تألیف حدود سیصد عنوان مقاله در مجلات و کنفرانس‌های معتبر بین‌المللی و ملّی، اجرای ده‌ها طرح کاربردی و نیز تألیف سه عنوان کتاب در فعالیت‌های پژوهشی ایشان دیده می‌شود. ایشان در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۰ به‌عنوان پژوهش‌گر برتر استان اصفهان در حوزهٔ مهندسی، و در سال ۱۳۹۲ به‌عنوان انتخاب پژوهش‌گر برتر دومین جشنواره بین‌المللی تحقیق و توسعه ایران، انتخاب شده‌اند.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:
p_moallem@eng.ui.ac.ir

[DOI: 10.18869/acadpub.jsdp.13.3.79] [Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-04]