

*تشخیص وسایل نقلیه در محیط‌های ترکیبی

محسن ولی‌زاده اصلی^۱

محمد بادپیما^۲

سحر خسروانی زاهدانی^۳

چکیده

در این مقاله، طراحی و پیاده‌سازی یک سیستم تشخیص وسایل نقلیه مبتنی بر تحلیل اجزاء رنگ در فضای RGB ارائه و چالش‌های آن از جمله شرایط جوی مختلف (بارانی، برفی، مه‌آلود و...)، زمان‌های مختلف (روز، شب، ظهر، بعدازظهر)، ترافیک سنگین، وجود سایه و همچنین وجود مشکلاتی در سطح جاده مورد بررسی قرار گرفته است. هدف این مقاله پیشنهاد روشی برای تشخیص وسایل نقلیه بدون نیاز به ساخت و برورسانی مدل پس‌زمینه است که بتواند در چالش‌های مختلف به صورت مطلوب و با دقت بالا عمل کند. در این روش برای غلبه بر مشکلات حاصل از تغییرات روشنایی و شرایط جوی مختلف از نرمال‌سازی هیستوگرام و برای استخراج اشیاء در حال حرکت از مقدار مشتق سطح خاکستری و جریان نوری استفاده شده است. در پایان برای جستجوی ناحیه‌های تشخیص داده شده و همچنین برای جدا کردن خطوط و علائم از وسایل نقلیه از توصیف گر HOG و دسته‌بند SVM استفاده شده است. نتایج آزمایش‌ها روی پایگاه داده VDTD کارایی این روش را تأیید کرده و نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در شرایط جوی ترکیبی و هم‌چنین در ترافیک سنگین بهتر از روش‌های مشابه عمل می‌کند.

کلمات کلیدی: تشخیص ماشین، تشخیص وسایل نقلیه، جریان نوری، نرمال‌سازی هیستوگرام، نظارت ترافیکی.

* تاریخ دریافت: ۹۷/۶/۱۷؛ تاریخ پذیرش: ۹۷/۱۰/۱۶.

۱. کارشناس ارشد هوش مصنوعی، گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران (نویسنده مسئول)

Mvag1990@gmail.com

badpeima_mohammad@mut.ac.ir

sahar.sk86@yahoo.com

۲. کارشناس ارشد هوش مصنوعی، دانشگاه مالک‌اشتر، تهران، ایران

۳. دانشجوی دکتری هوش مصنوعی و رباتیک، دانشگاه آزاد لاهیجان، گیلان، ایران

مقدمه

با توجه به اهمیت و استفاده گسترده سیستم‌های نظارت ترافیکی در جاده‌ها، نیاز به طراحی و پیاده‌سازی یک سیستم دقیق برای این امر احساس می‌شود. سیستم نظارت ترافیکی، سیستمی است که کار تشخیص و دسته‌بندی وسایل نقلیه در پیش‌زمینه و تشخیص خطوط و علائم جاده در پس‌زمینه را انجام می‌دهد. حساسیت بالای سیستم‌های نظارتی هوشمند باعث شده که این مسئله در ماشین بینایی از جایگاه ویژه‌ای برخوردار شود. در سال‌های اخیر روش‌های زیادی برای حل این مسئله پیشنهاد شده است ولی فقط تعداد کمی از روش‌ها به بررسی چالش‌هایی مثل شرایط جوی ترکیبی، تغییرات روشنایی، سایه و غیره پرداخته‌اند. در روش پیشنهادی برای حذف تأثیرات روشنایی، سایه، شرایط جوی و زمانی از نرمال‌سازی هیستوگرام یا به عبارت دیگر از گسترش میانگین هیستوگرام و برای تشخیص اشیاء در حال حرکت نیز از مقدار حاصل مشتق سطح خاکستری و همچنین از جریان نوری استفاده شده است. در نهایت برای تأیید ناحیه‌های تشخیص داده شده و همچنین برای جدا کردن خطوط و علائم جاده از HOG و SVM استفاده شده است. در مقاله تسای و همکاران یک روش ترکیبی براساس تحلیل رنگ و تشخیص لبه برای تشخیص وسایل نقلیه استفاده شده است. در این روش یک مدل تبدیل فضا رنگ جدید برای تشخیص وسایل نقلیه معرفی شده است. این روش می‌تواند وسایل نقلیه را در شرایط آب و هوایی مختلف تشخیص دهد (تسای، هسیه و فان، ۲۰۰۷). ژانگ و همکاران یک چارچوب چندسطحی برای تشخیص وسایل نقلیه توسعه دادند (ژانگ، وو، یانگ و فانگ، ۲۰۰۸). در مقاله کانهر و بیرج فیلد (۲۰۰۸) یک سیستم قطعه‌بندی و ردگیری در بزرگراه با استفاده از یک دوربینی که کیفیت نسبتاً پائینی دارد معرفی شده است. در مقاله وارگاس و همکاران یک الگوریتم جدید بر مبنای فیلتر آلفا-دلتا برای تفکیک پس‌زمینه از پیش‌زمینه^۱ معرفی شده که در مسیرهای داخل شهری به ویژه ترافیک‌های سنگین استفاده شده است (وارگاس و میلا و توریال و باررو، ۲۰۱۰). مقاله خیردوست و همکارانش مسئله را به دو

^۱ Foreground

بخش تولید فرضیه و تأیید آن تقسیم کرده که در بخش اول ناحیه‌های مشکوک به وجود وسایل نقلیه تشخیص داده می‌شود و در بخش دوم این ناحیه‌ها تأیید می‌گردند (خیردوست و منجمی و جمشیدی، ۲۰۱۰). در بخش اول برای شناسایی از اطلاعاتی مانند سایه، بافت تصویر و تقارن نقاط کلیدی، بدون داشتن دانش قبلی از جاده و خطوط جاده بهره برده است و برای بخش تأیید نیز از الگوریتم HOG استفاده شده است. مقاله لی و همکاران روش‌های مبتنی بر سایه و موجک‌های وسایل نقلیه را برای تولید فرضیه و روش‌های مبتنی بر حرکت را برای تأیید فرضیه پیشنهاد داده است (لی و لیو و وانگ و نی و ون، ۲۰۱۵). البته روش‌های مبتنی بر یادگیری همانند؛ ترکیب ویژگی‌های هار و آدابوست (تسای و هوانگ و تسای و چن، ۲۰۱۰)، استفاده از HOG و ماشین بردار پشتیبان (نیکنژاد و تاکئوچی و میتا و مک‌الستر، ۲۰۱۲)، ترکیب الگوریتم HOG و آدابوست (کیم و بایک و پارک و کیم، ۲۰۱۵)، چارچوب یادگیری فعال (سیوارامان و تریودی، ۲۰۱۰)، طبقه‌بند مبتنی بر حداقل فاصله Mahalanobis (آرسپید و سالگادو و نیتو و ژارگوزر، ۲۰۰۸) و (آلونسو و سالگادو و نیتون، ۲۰۰۷)، تشخیص وسایل نقلیه با استفاده از ترکیب گراف And-Or و یک استنتاج پائین به بالا (لی و لی و تیان و یاو، ۲۰۰۷) عملکرد قابل قبولی را ارائه دادند. در مقاله انگوین و همکاران یک روش ترکیبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و تشخیص حرکت برای شناسایی وسایل نقلیه ارائه شده است (انگوین و انگوین و لی و ژئون، ۲۰۱۳). مقاله (تیان و لی و لی و ون، ۲۰۱۴) از قسمت‌های برجسته نمای پشت مانند پلاک و چراغ‌ها برای تشخیص استفاده کرده است که برای استخراج این بخش‌ها از ویژگی‌هایی مانند بافت تصویر، ویژگی‌های ناحیه‌ای و تحلیل رنگ بهره برده است. در روش‌های مبتنی بر حرکت، هر شی متحرک به عنوان وسیله نقلیه شناخته می‌شود و وسیله نقلیه ساکن تشخیص داده نمی‌شود. از طرف دیگر، بیشتر این روش‌ها نیازمند ساخت مدل پس‌زمینه هستند، که برای این کار تعدادی از فریم‌های اولیه را استفاده می‌کنند. روش‌های مبتنی بر تحلیل فضا رنگ (وو و ژانگ، ۲۰۱۲) ممکن است در بعضی شرایط که وسیله نقلیه مشکلی در زیر سایه قرار گرفته را تشخیص ندهد. به همین دلیل برای رفع مشکلات مذکور، در این مقاله یک روش

مبتنی بر فزارنگ به همراه بررسی اطلاعات حرکتی برای افزایش میزان تشخیص و کاهش خطای سیستم ارائه شده است.

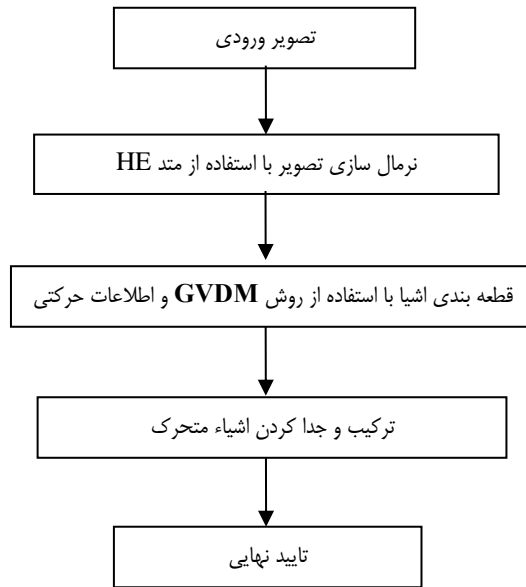
در ادامه ابتدا به بررسی اجمالی سیستم پیشنهادی پرداخته می‌شود. سپس به نحوه قطعه‌بندی کردن تصویر پرداخته و پس از این که ناحیه‌های مشکوک کشف شد، در بخشی جداگانه به نحوه تأیید این ناحیه‌ها پرداخته می‌شود.

روش‌شناسی پژوهش

شکل ۱ نشان‌دهنده شمای کلی سیستم پیشنهادی است که از چند مرحله تشکیل شده است. سیستم پیشنهادی از دو مرحله کشف نواحی مشکوک به وجود وسایل نقلیه و تأیید این نواحی تشکیل شده است. ابتدا فریم‌ها با استفاده از HE (وو و ژانگ، ۲۰۱۲) نرمال‌سازی می‌شود. سپس برای قطعه‌بندی کردن تصاویر از روش محاسبه مقدار حاصل از مشتق خاکستری^۱ GDVM (وو و ژانگ، ۲۰۱۲) استفاده می‌شود. با بررسی نتایج این قسمت مشخص شد که روش مذکور برای مواردی که شرایط نوری یا موقعیت وسایل نقلیه دچار تغییر می‌شود کارایی خود را از دست می‌دهد. در شکل ۳ چند نمونه از این تغییرات نشان داده شده است. برای رفع این مشکل از اطلاعات حرکتی استفاده شده است که نسبت به این تغییرات مقاوم است. در پایان برای تأیید نواحی تشخیص داده شده از الگوریتم HOG^۲ استفاده شده است. که در ادامه به جزئیات هر یک از این بخش‌ها خواهیم پرداخت.

¹ gray-level differential value method

² Histogram of oriented gradients



شکل ۱. فرایند روش پیشنهادی

نرمال سازی با HE

در این بخش برای این که سیستم بتواند در شرایط مختلف جوی پایداری قابل قبولی داشته باشد، روی هر یک از کانل‌های RGB هیستوگرام محاسبه شده و میانگین سطح خاکستری هر فریم توسط رابطه (۱) محاسبه می‌شود (وو و ژانگ، ۲۰۱۲).

$$M = \frac{\sum_{i=1}^{256} i * s(i)}{\sum_{i=1}^{256} s(i)} \quad \text{رابطه ۱}$$

سپس توسط رابطه (۲) پارامترهای شیف‌ت چپ (آلفا) و راست (بتا) حاصل می‌شود. در نهایت مقادیر هیستوگرام با توجه به این که در ناحیه چپ است یا راست، در یکی از این پارامترهای شیف‌ت ضرب می‌شود و مقادیر جدید هیستوگرام حاصل می‌شود (وو و ژانگ، ۲۰۱۲).

$$\alpha = \frac{128}{M}$$

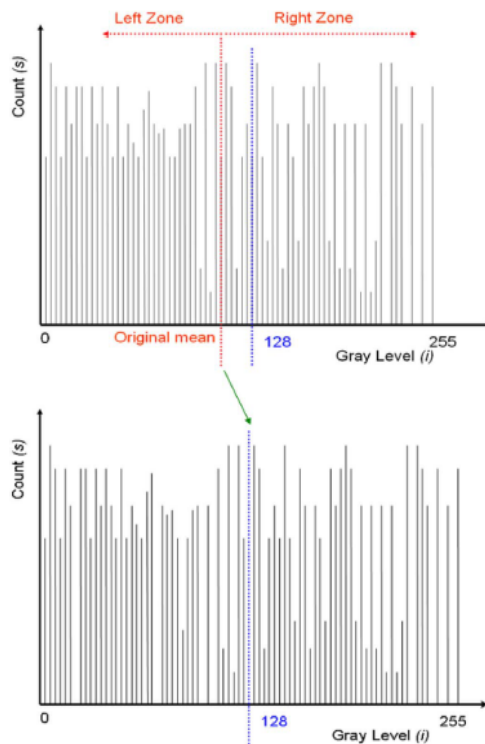
$$\beta = \frac{128}{255 - M}$$

$$NL = IL * \alpha$$

$$NR = IR * \beta$$

رابطه ۲

در ادامه ناحیه خاکستری سمت چپ در بازه ۰-۱۲۸ ناحیه چپ در بازه ۱۲۸-۲۵۶ نرمال می‌شود و NR و NL به ترتیب مربوط به مقادیر جدید سمت چپ و راست است در شکل ۲ جزئیات مربوطه نشان داده شده است.



شکل ۲. استخراج هیستوگرام (وو و ژانگ، ۲۰۱۲)

برای ارزیابی تأثیر نرمال‌سازی هیستوگرام از میانگین مربعات خطا استفاده شده است به این صورت که خطای میانگین مربعات بین تصویر اصلی و نرمال شده، با استفاده از رابطه (۳) محاسبه می‌کنیم.

$$E_f = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f_1(x, y) - f_2(x, y)]^2} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در رابطه (۳)، M و N به ترتیب نشان دهنده طول و عرض تصویر است. در شکل ۳ نتایج تصاویری از اعمال HE در شرایط جوی مختلف را نشان می‌دهد.



Rainy day



Rainy day



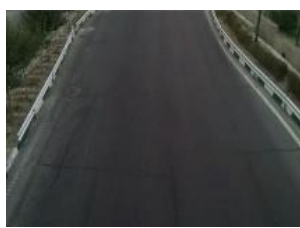
Noon



Noon



Sundown



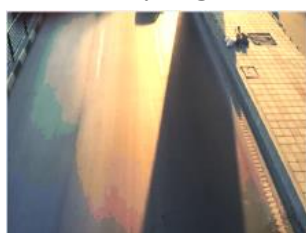
Sundown



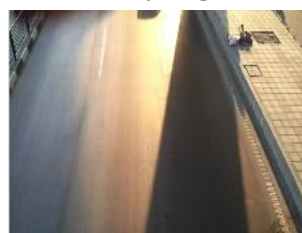
Rainy Night



Rainy Night



Afternoon



Afternoon

شکل ۳. نتایج HE در شرایط جوی مختلف. تصاویر سمت راست تصاویر اصلی و تصاویر سمت چپ نتایج بعد از اعمال HE

قطعه‌بندی تصویر

در این بخش تصاویر نرمال شده به وسیله GDVM قطعه‌بندی می‌شود. در مقاله وو و ژانگ، (۲۰۱۲) از این روش برای قطعه‌بندی استفاده شده است ولی فرایند انجام شده روی بخشی از تصویر انجام می‌شود و نیمی از تصویر که مربوط به نقاط دور است حذف شده است. در این صورت کارایی روش به دلیل حذف پاره‌ای از اطلاعات دچار کاهش محسوس می‌گردد. در ضمن اگر بخواهیم کل تصویر را با این روش قطعه‌بندی کنیم نتیجه یک تصویر کاملاً سفید یا سیاه رنگ می‌شود. با بررسی روش پیشنهادی در مقاله وو و ژانگ، (۲۰۱۲) به روی ویدئوهای پیچیده و با شرایط نوری و جوی مختلف مشخص شد که استفاده از این روش در شرایطی که جاده دارای نور پردازی‌های مختلف است یا وقتی ماشین زیر سایه درخت یا پلی قرار می‌گیرد، دقت به شدت افت می‌کند. در روش پیشنهادی با استفاده از قالب‌گذاری مناسب، کل تصویر قطعه‌بندی شده و برای غلبه بر مشکل دوم نیز از اطلاعات حرکتی که وابستگی کمتری نسبت به تغییرات جوی و نوری دارند استفاده شده است.

در روش GDVM سطح خاکستری جاده و همچنین خطوط و علائم سفید و زرد رنگ جاده از مفروضات این روش است و غیر از این موارد هر چیزی در سطح جاده وجود داشته باشد به عنوان اشیاء در حال حرکت شناسایی می‌شود. برای تشخیص سطح خاکستری و خطوط و علائم سفید و زرد رنگ جاده به ترتیب ΔRG ، ΔRB و ΔGB در رابطه (۴) محاسبه شده‌اند که یک مقدار کوچک دارند (وو و ژانگ، ۲۰۱۲).

$$MO(x, y) = \begin{cases} 1 & \begin{aligned} & \Delta RG(x, y) > TH_{RG} \text{ and} \\ & \Delta RB(x, y) > TH_{RB} \text{ and} \\ & \Delta GB(x, y) > TH_{GB} \text{ or} \\ & (TH_{low} \geq G(x, y)) \text{ or} \\ & G(x, y) \geq TH_{high} \end{aligned} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{رابطه (۴)}$$

بیشتر ماشین‌های غیر خاکستری که شامل خودروهای سیاه و سفید هستند توسط رابطه (۴) قطعه‌بندی می‌شود. برای استخراج ماشین‌های شبه خاکستری همان ماشین‌های سفید رنگی که روشنایی آن بیشتر و ماشین‌های مشکی رنگی که روشنایی آن کمتر از روشنایی سطح جاده است، روشنایی سطح جاده بین دو مقدار آستانه است. سهم مقدار G از فضای رنگ RGB در روشنایی حدود ۶۰ درصد است. بنابراین با تطبیق مقدار G هم می‌توان بار محاسباتی را کاهش داد و هم این که می‌توان ماشین‌های شبه خاکستری را قطعه‌بندی کرد. در رابطه (۴) TH_{RG} ، TH_{RB} و TH_{GB} به ترتیب برای ΔRG ، ΔRB و ΔGB و مقدار TH_{high} و TH_{low} برای $G(x, y)$ به صورت جداگانه برای هر فریم محاسبه می‌شود. در ادامه برای مثال TH_{RG} محاسبه شده است. در رابطه (۵) هنگامی که $\Delta RG(x, y) = n$ هست یک انتساب داده است. سپس یک فیلتر در رابطه (۷) که توسط رابطه (۶) محاسبه می‌شود. در رابطه (۷)، $2p + 1$ مرتبه فیلتر و در رابطه (۹) TH_{RG} بوسیله محاسبه لاپلاسین در رابطه (۸) بدست می‌آید.

$$f_{RG}(x, y, n) = \begin{cases} 1, & \Delta RG(x, y) = n \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$D_{RG}(n) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f_{RG}(x, y, n) \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$FD_{RG}(n) = \frac{\sum_{i=n-p}^{n+p} D_{RG}(i)}{2p+1} \quad \text{رابطه (۷)}$$

$$\nabla^2 FD_{RG}(n) = FD_{RG}(n+1) - 2FD_{RG}(n) + FD_{RG}(n-1) \quad \text{رابطه (۸)}$$

$$TH_{RG} = \min_n (\arg(\nabla^2 FD_{RG}(n) = 0)) \quad \text{رابطه (۹)}$$

مقادیر آستانه‌های باقیمانده نیز به همین صورت محاسبه می‌شود. در شکل (۴) نتایجی از قطعه‌بندی‌های انجام شده بوسیله روش GVDM نشان داده شده است.

شکل ۴ نشان‌دهنده عملکرد خوب GDVM است. اما در تصاویر (ب) و (ج) به ترتیب به دلایل نورپردازی متفاوت و همچنین سایه پل GDVM عملکرد خوبی نداشته است. برای حل این مشکل از الگوریتم LK (لوکاس و کائاد، ۱۹۸۱) یا همان جریان نوری استفاده می‌کنیم.



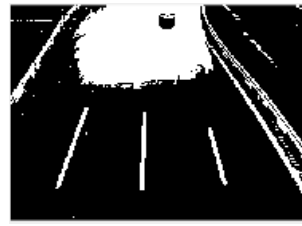
(الف)



Segment of (الف)



(ب)



Segment of (ب)



(ج)



Segment of(ج)



(د)



Segment of(د)

شکل ۴. تایچ قطعه‌بندی با GDVM

با این الگوریتم می‌توان فاصله جابجا شده یک پیکسل بین فریم قبلی و فریم کنونی را بدست آورد. سپس پیکسل‌هایی که حرکت داشتند را بعنوان وسایل نقلیه قطعه‌بندی کرد. نتایج اجرای الگوریتم روی تصاویر مشکل‌دار شکل ۴ در شکل ۵ ارائه شده است.



(الف)



Segment of(الف)



(ب) Segment of (ب)

شکل ۵. تصاویر قطعه‌بندی شده LK

تشخیص نهایی

از بین ناحیه‌هایی که مشکوک به وجود وسایل نقلیه هستند و محدوده آن‌ها نیز مشخص شده فقط آن محدوده‌هایی که در حالت حرکت هستند را به عنوان وسایل نقلیه و بقیه را بعنوان خطوط و علائم جاده تعیین می‌کنیم. شایان ذکر است که در روش پیشنهادی حرکت دوربین کارایی الگوریتم را پایین می‌آورد. اما باید در نظر داشت که به صورت عملیاتی، دوربین معمولاً ثابت است و حرکتی ندارد.

اگر در یک ناحیه دو ماشین تشخیص داده شده باشند برای جدا کردن آن‌ها از اطلاعات رنگی ماشین‌ها استفاده می‌کنیم و اگر در ناحیه‌ای یک ماشین به صورت تکه‌های کوچک تشخیص داده شده باشند از ترکیب ناحیه‌هایی که با هم اشتراک دارند استفاده می‌کنیم و در نهایت محدوده نهایی را تعیین می‌کنیم. که این نتایج در شکل ۶ نشان داده شده است.



(الف)

(ب)

شکل ۶. (الف) تصویر اصلی و (ب) ناحیه‌های تعیین شده بعنوان وسایل نقلیه و علائم جاده است

جستجوی ناحیه‌ها

ناحیه‌های مشکوک به وجود وسایل نقلیه و علائم و خطوط استخراج شده است. حال برای جدا کردن این ناحیه‌ها و جستجوی آن‌ها از توصیف‌گر HOG (شکل ۷) و از دسته‌بند SVM استفاده می‌کنیم. HOG از تمامی پیکسل‌ها گرادیان گرفته و بردارهای گرادیان را نرمال‌سازی کرده و بردارهای ویژگی را می‌سازد. SVM خطی توسط بردارهای ویژگی آموزش دیده می‌شود. هدف در این بخش تأیید یا رد ناحیه‌های مشکوک است.



شکل ۷. (الف) تصویر اصلی و (ب) HOG

یافته‌های پژوهش

در روش پیشنهادی برای غلبه بر شرایط جوی مختلف ابتدا نرمال‌سازی هیستوگرام صورت گرفته سپس با استفاده از روش GDVM و جریان نوری تصویر قطعه‌بندی شده و در نهایت پردازش‌هایی مانند ترکیب ناحیه‌هایی که باهم اشتراک دارند بعنوان ناحیه‌ای که در آن وسیله نقلیه وجود دارد صورت گرفته است. این روش روی داده‌های VDTD تست شده است. این داده‌ها در آزمایشگاه بینایی دانشگاه امیرکبیر تولید شده و شامل شرایط زمانی و جوی بعد از ظهر، شب، روز، روز بارانی، شب بارانی و غروب را پوشش می‌دهد. نتایج اعلام شده در جدول (۱) روی ۲۰ فریم اول هر یک از ویدئوها است.

جدول ۱. نتایج حاصل از روش پیشنهادی و روش GDVM (وو و ژانگ، ۲۰۱۲) با استفاده از پایگاه داده‌ی دانشگاه امیرکبیر

نوع ویدئو (بر حسب شرایط جوی)	دقت تشخیص روش پیشنهادی	دقت تشخیص روش GDVM
بعد از ظهر	۹۴	۶۵/۴
شب	۹۸/۵	۸۳/۳۲
ظهر	۹۶/۶۴	۶۷/۶
روز(بارانی)	۹۷	۸۱/۶۵
شب(بارانی)	۹۶/۵	۸۶/۳
غروب	۹۵	۵۴/۲

نتایج بر اساس خطوط، علائم و وسایل نقلیه تشخیص داده شده است. جدول (۱) نشان می‌دهد که در شب بیشترین دقت به علت وجود جریان نوری مطلوب و در بعد از ظهر به علت ترکیب سایه و نورپردازی، کمترین دقت حاصل شده است. یکی از دلایل اختلاف نتایج چشمگیر بین روش پیشنهادی و GDVM پایدار بودن روش پیشنهادی در شرایط روشنایی مختلف و دیگر این که حذف کردن یک سوم تصویر در روش GDVM است که باعث می‌شود اطلاعات زیادی از بین برود.

نتیجه گیری و پیشنهادها

در این مقاله روشی ترکیبی و کاربردی جهت تشخیص وسایل نقلیه به ویژه در محیط‌های پیچیده ارائه شده است. در روش مذکور مشکلات روش‌های بر پایه فضا رنگ بررسی شده، سپس اطلاعات حرکتی جهت رفع نقایص روش‌های موجود به کار گرفته شده است. روش ارائه شده می‌تواند در شرایطی که تشخیص می‌باید، در شرایط و موقعیت‌های متفاوت نوری و مکانی صورت گیرد، بسیار کارا باشد. آزمایش‌های صورت گرفته با استفاده از پایگاه داده VDTD صحت عملکرد الگوریتم پیشنهادی را تأیید می‌نماید.

منابع

- Tsai, L. W., Hsieh, J. W., & Fan, K. C. (2007). Vehicle detection using normalized color and edge map. *IEEE transactions on Image Processing*, 16(3), 850-864.
- Zhang, W., Wu, Q. J., Yang, X., & Fang, X. (2008). Multilevel framework to detect and handle vehicle occlusion. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(1), 161-174.
- Kanhere, N. K., & Birchfield, S. T. (2008). Real-time incremental segmentation and tracking of vehicles at low camera angles using stable features. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 9(1), 148-160.
- Vargas, M., Milla, J. M., Toral, S. L., & Barrero, F. (2010). An enhanced background estimation algorithm for vehicle detection in urban traffic scenes. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 59(8), 3694-3709.
- Khairdoost, N., Monadjemi, S. A., & Jamshidi, K. (2013). Front and rear vehicle detection using hypothesis generation and verification. *Signal & Image Processing: An International Journal (SIPIJ) Vol, 4*.
- Li W., Liu P., Wang Y., Ni H., Wen C., and Fan J., "On-board Robust Vehicle Detection Using Knowledge-based Features and Motion Trajectory", *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition Vol. 8, No. 2015*.
- Tsai, Y. M., Huang, K. Y., Tsai, C. C., & Chen, L. G. (2010, September). An exploration of on-road vehicle detection using hierarchical scaling schemes. In *2010 IEEE International Conference on Image Processing* (pp. 3937-3940). IEEE.
- Niknejad, H. T., Takeuchi, A., Mita, S., & McAllester, D. (2012). On-road multivehicle tracking using deformable object model and particle filter with improved likelihood estimation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(2), 748-758.
- Kim, J., Baek, J., Park, Y., & Kim, E. (2015). New vehicle detection method with aspect ratio estimation for hypothesized windows. *Sensors*, 15(12), 30927-30941.
- Sivaraman, S., & Trivedi, M. M. (2010). A general active-learning framework for on-road vehicle recognition and tracking. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(2), 267-276.
- Arróspide, J., Salgado, L., Nieto, M., & Jaureguizar, F. (2008, October). On-board robust vehicle detection and tracking using adaptive quality evaluation. In *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing*. IEEE.
- Alonso, D., Salgado, L., & Nieto, M. (2007, September). Robust vehicle detection through multidimensional classification for on board video based systems. In *2007 IEEE International Conference on Image Processing (Vol. 4, pp. IV-321)*. IEEE.
- Li, Y., Li, B., Tian, B., & Yao, Q. (2013). Vehicle detection based on the and-or graph for congested traffic conditions. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(2), 984-993.
- Nguyen, V. D., Nguyen, T. T., Nguyen, D. D., Lee, S. J., & Jeon, J. W. (2013). A fast evolutionary algorithm for real-time vehicle detection. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(6), 2453-2468.
- Tian, B., Li, Y., Li, B., & Wen, D. (2014). Rear-view vehicle detection and tracking by combining multiple parts for complex urban surveillance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 15(2), 597-606.
- Wu, B. F., & Juang, J. H. (2012). Adaptive vehicle detector approach for complex environments. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(2), 817-827.
- Lucas, B. D., & Kanade, T. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision.

DOI: 10.22091/jemsc.2018.1269

استناد به این مقاله:

ولی‌زاده اصلی، محسن، بادپیما، محمد، خسروانی زاهدانی، سحر. (۱۳۹۷). «تشخیص وسایل نقلیه در محیط‌های ترکیبی». *مدیریت مهندسی و رایانش نرم*، ۶ (۲)، ۲۳۱-۲۱۷.