

## شناسایی سایه مبتنی بر ترکیب فضای رنگی HSV و تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی در ویدئوهای نظارتی

محمد کاظم مقیمی<sup>۱</sup>، حسین پورقاسم<sup>۲</sup>

۱ دانش آموخته کارشناس ارشد دانشکده مهندسی برق، واحد نجفآباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجفآباد، اصفهان، ایران

۲ دانشیار دانشکده مهندسی برق، واحد نجفآباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجفآباد، اصفهان، ایران h\_pourghasem@iaun.ac.ir

تاریخ دریافت: ۹۳/۶/۱۰ تاریخ پذیرش: ۹۴/۱۰/۱۴

### چکیده

به منظور شناسایی اجسام متحرک با استفاده از الگوریتم تفاضل پس زمینه، سایه اجسام نیز به عنوان شیء متحرک استخراج می‌شود که عامل بروز مشکل و خطا در شناسایی اجسام متحرک است. بنابراین در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند، شناسایی و حذف سایه خودروها یک چالش مهم است. در این مقاله روشی کارآمد براساس ترکیب فضای رنگ HSV و تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی ارائه شده است. در ابتدا، بعد از شناسایی اجسام متحرک توسط روش تفاضل پس زمینه، با استفاده از فضای رنگ HSV مناطق احتمالی سایه متحرک استخراج می‌گردد. در نهایت به منظور تصحیح عمل شناسایی در مرحله قبل (به عنوان نمونه حذف قسمتهایی از خودرو که به عنوان سایه شناسایی شده‌اند)، از الگوریتم تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی بهره گرفته می‌شود. با این الگوریتم، هر خودرو بوسیله بردارهای ویژه خودروهای پایگاه داده آموزشی مدل می‌گردد تا بدین وسیله هر خودروی ناشناخته ورودی براساس این مدل تایید یا رد گردد. روش پیشنهادی بر روی ویدئوهای واقعی اخذ شده توسط سیستم‌های حمل و نقل هوشمند در شرایط واقعی و عملیاتی ارزیابی گردیده است. نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی بیانگر عملکرد قابل قبول و مؤثر روش پیشنهادی در کاربردهای سیستم‌های حمل و نقل هوشمند است.

### کلیدواژه

تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی، شناسایی اجسام متحرک، شناسایی سایه، فضای رنگ HSV، سیستم‌های حمل و نقل هوشمند.

### مقدمه

سایه در بسیاری از کاربردهای سیستم‌های هوشمند نظارتی، یک عامل مزاحم است و باعث بروز مشکلاتی از قبیل شناسایی و ردیابی اشتباه اشیاء متحرک، اختلال در قطعه بندی اشیاء متحرک، تغییر شکل و اندازه اشیاء متحرک و بروز اتفاقات ناخواسته همچون اعوجاج شیء و ادغام اشیاء با یکدیگر و از دست رفتن اشیاء می‌گردد. بنابراین شناسایی و حذف سایه در سیستم‌های هوشمند امری ضروری و مهم به نظر می‌رسد [۳].

بر اساس تقسیم‌بندی‌های موجود در مطالعات انجام شده در این زمینه می‌توان سایه را از نظر فضایی<sup>۱</sup> به دو قسمت سایه جسم ثابت و سایه جسم متحرک تقسیم بندی کرد. با توجه به اینکه سایه جسم ثابت نیز مانند خود جسم، ثابت است و به عنوان جزئی از پیش زمینه شناسایی نمی‌گردد در تصاویر نظارتی مشکل عمده-ای ایجاد نمی‌کند و شناسایی آن اهمیت زیادی ندارد [۴]. اما

با رشد سریع سخت‌افزارهای کامپیوتری و تکنولوژی‌های چندرسانه‌ای، استفاده از سیستم‌های هوشمند نظارتی به خصوص سیستم‌های حمل و نقل هوشمند در بین کاربران محبوب‌تر و فراگیرتر شده است. در بسیاری از سیستم‌های نظارتی، اغلب دوربین ثابت است و برای ضبط و نمایش تصاویر استفاده می‌گردد. وقتی که تصاویر ویدئویی توسط دوربین‌های ثابت ضبط می‌شود، شناسایی اشیاء متحرک در سیستم‌های نظارتی، اهمیت پیدا می‌کند. در این سیستم‌ها، چونکه پس‌زمینه ثابت است، شناسایی اشیاء متحرک براساس تغییر پس‌زمینه صورت می‌گیرد [۱]. با توجه به برخی از ویژگی‌های مخرب سایه شامل قرار گرفتن در کنار اشیاء متحرک و حرکت مشابه شیء، ممکن است با شیء متحرک اشتباه گرفته شود و نتایج شناسایی اشیاء متحرک را تحت تأثیر خود قرار دهد [۲].

1 Spatial

- روش‌هایی مبتنی بر ویژگی (مانند بافت، رنگ، ساختار، گرادیان) [۱]، [۲]، [۷]، [۹].

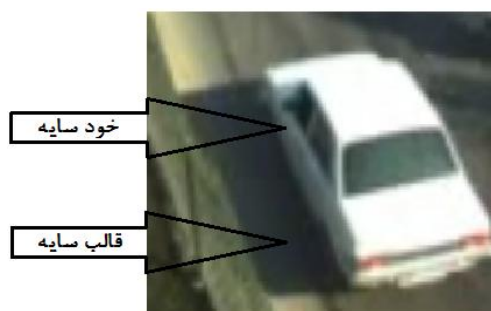
در روش‌های مبتنی بر مدل، با استفاده از مدل شیء یا مدل سایه، شناسایی و حذف سایه متحرک انجام می‌شود. به عبارت دیگر، این روش‌ها نیازمند اطلاعات قبلی از صحنه و نوع شیء و شرایط نورپردازی جهت شناسایی موقعیت سایه هستند [۷]. این روش‌ها در شناسایی و حذف سایه متحرک، دقت بسیار خوبی نسبت به روش‌های دیگر دارند و نتایج شناسایی سایه آن بهتر از الگوریتم‌های دیگر است [۸]. اما از معایب این روش‌ها هزینه محاسباتی زیاد در تصاویر پیچیده است [۱۰].

در روش‌های مبتنی بر ویژگی، با توجه به ویژگی‌های سایه مانند ساختار ظاهری، روشنایی کم، رنگ سایه، تغییر ندادن بافت پس زمینه و استفاده از ابزارهایی همچون فضاهای رنگ مختلف، گرادیان، تبدیلات متعامد، سایه‌ها شناسایی و حذف می‌گردند [۱]، [۹]. در این روش‌ها، در فرآیند شناسایی سایه دوربین ثابت فرض می‌شود و به طبع آن موقعیت پس‌زمینه نیز ثابت است و فقط با تغییرات نورپردازی مانند ابری شدن هوا در تصاویر بیرونی و روشن و خاموش شدن نور محیط در تصاویر داخلی و تغییر حالات اشیاء از حالت ساکن به متحرک و بالعکس، پس‌زمینه تغییر می‌کند. علاوه بر این، قطعه‌بندی مناطق سایه از جسم به صورت مستقل از مدل جسم و سایه صورت می‌پذیرد [۱۱].

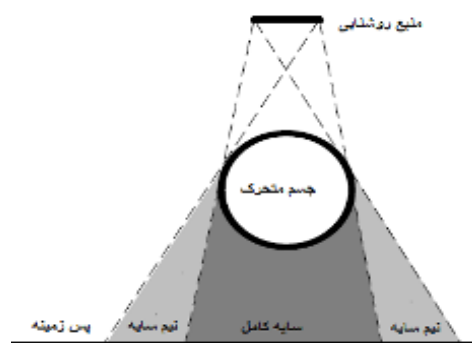
بر طبق روش‌های مبتنی بر ویژگی و براساس یکی از خواص گرادیان که بیانگر تغییرات اندک اطلاعات گرادیان سایه نسبت به اشیاء دیگر است، مؤلفین در [۱] اقدام به شناسایی سایه متحرک کردند. در این روش، ابتدا پیکسل‌های متحرک براساس مدل ترکیبی گوسی<sup>۶</sup> استخراج می‌گردد که شامل پیکسل‌های اشیاء متحرک و سایه است. در مرحله بعد، توسط خواص رنگی سایه در فضای رنگ HSV<sup>۷</sup> و با استفاده از ویژگی گرادیان، سایه‌های موجود در پیکسل‌های متحرک شناسایی می‌شود. در نهایت جهت بازگردانی بعضی از قسمت‌های اشیاء متحرک که به عنوان سایه شناسایی شده بود، از توابع ریخت‌شناسی<sup>۸</sup> استفاده می‌شود. در یک کار دیگر، براساس ویژگی بافت سایه، مؤلفین در [۱۲] اثبات کردند که بر اساس تجزیه و تحلیل مدل فیزیکی سایه متحرک، توزیع نسبت لبه در نورپردازی‌ها ثابت است.

نسبت لبه، بصورت نسبت شدت روشنایی یک پیکسل به پیکسل‌های همسایه تعریف می‌شود و جهت دسته‌بندی پیکسل‌های متحرک به دو دسته سایه و جسم به کار گرفته می‌شود. با توجه به اینکه در تصاویر، اطلاعات لبه با وجود سایه در شرایط نورپردازی مختلف تغییری نمی‌کند از این روش بهره گرفته شده

شناسایی سایه جسم متحرک که مانند خود جسم به عنوان جزء از پیش زمینه شناسایی می‌شود برای ما اهمیت زیادی دارد. علاوه بر این، سایه اجسام متحرک به دو دسته تقسیم می‌شود. یکی سایه‌ای که بر روی قسمت‌هایی از خود جسم متحرک می‌افتد و به خود سایه<sup>۲</sup> معروف است و دیگری سایه جسمی که بر روی پس زمینه قرار می‌گیرد و به قالب سایه<sup>۳</sup> معروف است. قالب سایه نیز به دو دسته نیم سایه<sup>۴</sup> و سایه کامل<sup>۵</sup> تقسیم می‌شود. نیم‌سایه به ناحیه‌ای از پس زمینه گفته می‌شود که در آن کمی نور از منبع روشنایی وجود داشته باشد و سایه کامل ناحیه‌ای است که هیچ نوری در آن ناحیه وجود نداشته باشد [۵] (شکل ۱).



(الف)



(ب)

شکل ۱. الف) قالب سایه، خودسایه. ب) سایه کامل، نیم سایه و موقعیت آن‌ها [۵].

با توجه به مطالعات فراوانی که در این زمینه انجام گرفته است، می‌توان گفت دسته‌بندی‌های متفاوتی در مورد کارهای انجام شده در شناسایی سایه در تصاویر ویدئویی وجود دارد. به عنوان مثال در [۶]، با توجه به ویژگی‌های سایه یک تقسیم‌بندی براساس شدت، رنگ‌تابی (اطلاعات رنگی سایه)، فیزیک و هندسه، بافت و ویژگی زمانی سایه انجام شده است. در این مقاله شناسایی سایه به دسته‌های کلی زیر که عمومیت بیشتری دارند، دسته‌بندی شده اند:

- روش‌های مبتنی بر مدل [۱]، [۲]، [۷] - [۹].

6 Gaussian Mixture Model (GMM)  
7 Hue Saturation Value  
8 Morphological

2 Self shadow  
3 Cast shadow  
4 Penumbra  
5 Umbra

الگوریتم تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی، به عنوان ابزاری برای مدل خودرو و اجزای آن استفاده می‌گردد تا نواحی شامل خودرو از نواحی پس‌زمینه و سایه تفکیک گردد.

در ادامه این مقاله، در بخش دوم روش پیشنهادی شناسایی سایه متحرک شامل استخراج پیکسل‌های متحرک، فضای رنگ HSV و تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی تشریح می‌گردد. در بخش سوم نیز نتایج آزمایش‌ها، به همراه تحلیل و بحث روی نتایج بدست آمده و همچنین مقایسه نتایج حاصل با دیگر الگوریتم‌ها آورده می‌شود. نهایتاً در بخش چهارم به نتیجه‌گیری کلی مقاله پرداخته خواهد شد.

### روش پیشنهادی شناسایی سایه متحرک

در این مقاله به منظور حذف سایه‌های متحرک، روش ترکیبی جدیدی براساس ترکیب فضای رنگ HSV و تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی در تصاویر نظارتی ارائه گردیده است. روندنمای الگوریتم پیشنهادی در شکل ۳ نشان داده شده است.

در این روندنما، بعد از اخذ تصاویر ویدئویی از دوربین، تخمین پس‌زمینه با یک روش ترکیبی میانگین‌گیری و وقتی انجام می‌شود. با داشتن پس‌زمینه می‌توان به استخراج اشیاء متحرک پرداخت که در این مرحله سایه اجسام نیز به عنوان جسم متحرک شناسایی می‌شود. در مرحله بعد، تمام پیکسل‌های متحرک و پیکسل‌های متناظرشان در پس‌زمینه از فضای رنگ RGB به فضای رنگی HSV منتقل می‌شوند و با تحلیل و پردازش سه مؤلفه فضای رنگ HSV این پیکسل‌ها، نواحی احتمالی سایه‌های متحرک استخراج می‌گردد. در این مرحله ممکن است قسمتهایی از خودرو نیز به عنوان سایه شناسایی گردد. در مرحله نهایی قسمت‌هایی از خودروها که به اشتباه به عنوان سایه شناسایی شده است به وسیله تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی تصحیح می‌گردد.



شکل ۲. شناسایی سایه توسط توابع متعامد.

است. همچنین براساس ویژگی بافت سایه، مؤلفین در [۳]، اثبات کردند که می‌توان از ضرایب نرمال شده تبدیلات متعامد<sup>۹</sup> به منظور شناسایی و دسته‌بندی سایه متحرک و شیء استفاده کرد. مؤلفین بعد از استخراج نواحی متحرک، این نواحی و پس‌زمینه را به بلوک‌های چند پیکسلی تبدیل کردند. سپس با اعمال پنج نوع تابع متعامد مانند تبدیلات گسسته کسینوسی<sup>۱۰</sup> و فوریه<sup>۱۱</sup>، تجزیه مقادیر منفرد<sup>۱۲</sup>، تبدیل Haar و Hadamard بر روی این بلوک‌ها و پس‌زمینه متناظر آن‌ها، تفاضل بلوک نواحی متحرک با پس‌زمینه متناظر آن محاسبه شدند. در ادامه با محاسبه مجموع بلوک حاصل، نواحی سایه و اشیاء متحرک توسط آستانه‌گذاری، تفکیک شدند. نتیجه شناسایی سایه به روش ضرایب نرمال شده تبدیلات متعامد، در شکل ۲ نمایش داده شده است. این تبدیلات با در نظر گرفتن دو فرض اساسی یعنی اولاً سایه فقط روشنایی پس‌زمینه را تغییر می‌دهد و بافت پس‌زمینه مثلاً ماهیت آسفالت کف جاده را تغییر نمی‌دهد و ثانیاً اشیاء متحرک تغییرات زیادی در پس‌زمینه ایجاد می‌کنند، سعی می‌کنند که نواحی سایه از شیء متحرک را از یکدیگر تشخیص دهند.

معمولاً استخراج مدل سایه در روش‌های مبتنی بر مدل بسیار پرهزینه است. به عنوان نمونه، مؤلفین در [۱۳]، روشی جهت شناسایی سایه متحرک براساس مدل سایه پیشنهاد دادند که می‌تواند موقعیت منبع نور را در فضا استخراج کند. مؤلفین در [۱۴]، با در نظر گرفتن این موضوع که سایه‌ها غالباً در اطراف اشیاء متحرک ظاهر می‌شوند، با استخراج لبه‌های متحرک براساس فیلترهای ریخت‌شناسی و استفاده از اطلاعات محیط اطراف، سایه‌های متحرک را شناسایی کردند.

اکثر روش‌ها و الگوریتم‌های ارائه شده به منظور شناسایی سایه متحرک دارای چالش و مشکل مشترکی هستند که به خوبی نمی‌توانند تفاوتی بین ناحیه سایه و ناحیه‌ای از شیء متحرک مانند شیشه‌های جلو خودرو و یا نواحی تیره رنگ خودرو که از لحاظ بافت، رنگ و ساختار شبیه ناحیه سایه است، قائل شوند. بنابراین اکثر الگوریتم‌ها، قسمتهایی از شیء متحرک را نیز به عنوان سایه شناسایی می‌کنند.

بنابراین نویسندگان در این مقاله به دنبال رفع این مشکل و شناسایی سایه متحرک با کمترین خطا، روشی پیشنهاد می‌کنند تا با استفاده از فضای رنگ HSV، نواحی احتمالی سایه متحرک (که بعضاً شامل موارد خطا مانند شیشه‌های تیره جلو خودرو می‌شود) شناسایی شود و سپس به دنبال آن با بکارگیری مناسب از الگوریتم تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی<sup>۱۳</sup> عملکرد شناسایی نواحی غیرسایه در مرحله قبل تصحیح و جبران گردد. در این روش،

- 9 Orthogonal
- 10 Discrete Cosine Transform (DCT)
- 11 Discrete Fourier Transform (DFT)
- 12 Singular Value Decomposition (SVD)
- 13 Principal Component Analysis (PCA)

به عنوان نرخ آموزش، به فریم جاری وابسته گردد و تغییرات فریم جاری در پس زمینه لحاظ شود.

در شکل ۴، تصویر (الف)، تصویر پس‌زمینه یک ویدئو را بدون به‌روز رسانی و تصویر (ب)، تصویر پس‌زمینه به‌روز رسانی شده همان ویدئو را نشان می‌دهد. همانطور که در تصویر (الف) مشخص است خودرو علامت گذاری شده به عنوان جزئی از پس‌زمینه محاسبه شده است اما پس از به‌روز رسانی پس‌زمینه در تصویر (ب) این خودرو دیگر جزئی از پس‌زمینه محسوب نشده است. جهت به‌روز رسانی مداوم تصویر پس‌زمینه به همراه در نظر گرفتن نرخ اثرگذاری تصویرهای فریم‌های متوالی از یک رابطه ترکیبی خطی بصورت زیر استفاده می‌گردد:

$$\text{Background}_{k+1} = (1 - \alpha) \cdot \text{Background}_k + \alpha \cdot I \quad (2)$$

در این رابطه،  $\alpha$  نرخ آموزش پس‌زمینه و  $I$  فریم جاری در ویدئو نظارتی است. شکل ۵ نتایج شناسایی پس‌زمینه با تعداد فریم و نرخ آموزش متفاوت را نشان می‌دهد.



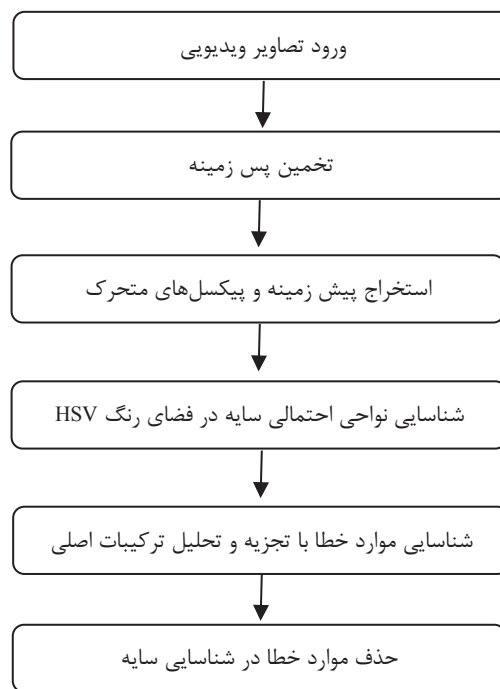
شکل ۴. (الف) پس‌زمینه اولیه، (ب) پس‌زمینه به‌روز شده.



شکل ۵. (الف) تصویر پس زمینه با پارامترهای  $n=300$  و  $\alpha=0.01$ . (ب) تصویر پس زمینه با پارامترهای  $n=100$  و  $\alpha=0.01$ . (ج) تصویر پس زمینه با پارامترهای  $n=50$  و  $\alpha=0.01$ . (د) تصویر پس زمینه با پارامترهای  $n=20$  و  $\alpha=0.02$ .



(ب) (الف)



شکل ۳. روندنمای روش پیشنهادی.

### استخراج پس زمینه

در این مقاله به منظور شناسایی پس‌زمینه، از تلفیق دو روش میانگین‌گیری جهت استخراج پس‌زمینه اولیه و روش وقفی<sup>۱۴</sup> جهت به‌روز رسانی پس زمینه استفاده شده است. در ابتدا به منظور تهیه پس‌زمینه اولیه، میانگین چند فریم از فریم‌های اولیه ویدئو محاسبه می‌گردد. در نتیجه پیکسل‌هایی که در اکثر فریم‌ها ثابت هستند، شدت روشنایی آنها تغییری نمی‌کند و در مقابل پیکسل‌هایی که متغیر هستند، مقدار جدید شدت روشنایی آنها برابر میانگین شدت روشنایی‌های آن پیکسل در فریم‌های متوالی در نظر گرفته می‌شود. بنابراین تصویر پس‌زمینه بصورت زیر محاسبه می‌گردد:

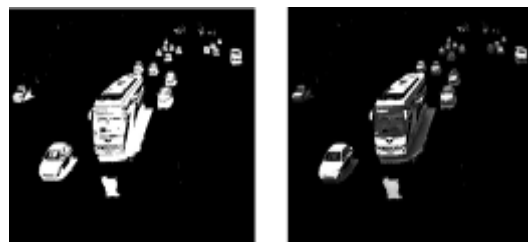
$$\text{Background}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i \quad (1)$$

در اینجا  $\text{Background}_k$ ، تصویر پس زمینه،  $I_i$  تصویر فریم  $i$ ام و  $n$  تعداد فریم‌هایی است که میانگین آن‌ها محاسبه شده است. با توجه به اینکه ممکن است در فریم‌های بعدی شرایط نورپردازی تغییر کند، مثلاً از صبح تا ظهر تغییری حاصل شود و یا یک خودروی در کنار خیابان پارک کند یا از پارک بیرون آید، این پس‌زمینه بدست آمده بصورت مداوم به‌روز رسانی می‌گردد. به منظور به‌روز رسانی پس زمینه، پس‌زمینه اولیه باید با یک ضریبی

$$\begin{aligned}
 A: & \left| I_i^H(x, y) - \text{Background}^H(x, y) \right| < T_1 \\
 B: & \left| I_i^S(x, y) - \text{Background}^S(x, y) \right| < T_2 \\
 C: & T_3 < I_i^V(x, y) / \text{Background}^V(x, y) < T_4 \quad (4) \\
 \text{Shadow} = & \begin{cases} 1 & \text{if } A \cap B \cap C \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}
 \end{aligned}$$

در این رابطه نمادهای  $H, S, V$  به ترتیب بیانگر سه مؤلفه رنگ، درجه اشباع رنگ و درجه شدت روشنایی فضای رنگ HSV و  $I_i(x, y)$  دامنه این سه مؤلفه در مختصات  $x$  و  $y$  فریم  $i$ ام است. طبق رابطه (۴) پیکسل‌های پیش‌زمینه در صورتی به عنوان سایه شناسایی می‌شوند که دارای سه شرط باشند. شرط اول و دوم این است که تفاوت دو پارامتر  $H$  و  $S$  بین پس‌زمینه و پیش‌زمینه محدود و کمتر از آستانه‌های  $T_1$  و  $T_2$  باشد و شرط سوم نسبت پارامتر  $V$  که بیانگر شدت روشنایی است در پس‌زمینه و پیش‌زمینه بین دو مقدار  $T_3$  و  $T_4$  باشد. آستانه  $T_3$  مربوط به مقدار تیرگی سایه است و با تعیین این آستانه می‌توانیم تا حدودی از شناسایی نشدن اجسام سیاه رنگ به عنوان سایه جلوگیری کرد. آستانه  $T_4$  به منظور جلوگیری از شناسایی شبه و نویز موجود در پیش‌زمینه به عنوان سایه استفاده می‌گردد. علت اصلی به کار گرفتن این شروط برگرفته از این ایده است که افتادن سایه بر روی پس‌زمینه، تأثیر قابل محسوسی بر روی اطلاعات رنگ و رنگ‌تابی پس‌زمینه ایجاد نمی‌کند. ولی درجه روشنایی پس‌زمینه را تغییر اساسی می‌دهد. مقادیر آستانه‌های  $T_1, T_2, T_3, T_4$  به صورت تجربی و طی آزمایش‌های زیاد تعیین می‌گردد که با انتخاب این مقادیر، پیکسل‌های پیش‌زمینه به دو دسته اشیاء متحرک و مناطق احتمالی سایه دار تقسیم می‌شود [۱۰]، [۱۵].

شکل ۷ شناسایی سایه متحرک خودروها در سطح آستانه‌های مختلف را نشان می‌دهد. همانطور که مشخص است با انتخاب سطح آستانه نامناسب مقادیر زیادی از سایه‌ها به خوبی شناسایی نمی‌شود. همانطور که در شکل ۷ تصویر (و) مشخص است، با استفاده از پردازش پیکسل‌های متحرک در سه مؤلفه فضای رنگ HSV، نواحی سایه به خوبی شناسایی شده است. اما قسمت‌هایی از خودرو که از لحاظ ساختار، بافت و روشنایی شبیه به سایه است نیز به عنوان سایه شناسایی گردیده است. این موضوع باعث می‌شود تا در مراحل بعدی الگوریتم، قسمت‌هایی از شیء متحرک به عنوان سایه حذف گردد. بنابراین در کنار شناسایی سایه متحرک باید نواحی مربوط به خودروها نیز استخراج گردد. در این مقاله به منظور شناسایی خودروها و حذف مناطق خطا از مناطق سایه، از تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی استفاده شده است.



(د)

(ج)

شکل ۶ الف) تصویر جاری، ب) پس‌زمینه استخراج شده با پارامترهای  $n=100$  و  $\alpha=0.01$ ، ج) استخراج پیش‌زمینه، د) استخراج پیکسل‌های متحرک به صورت دودویی.

با داشتن پس‌زمینه مناسب و استفاده از روش تفاضل پس‌زمینه از فریم جاری، اجسام متحرک در تصاویر نظارتی بصورت زیر استخراج می‌شوند:

$$\text{Foreground} = |\text{Background}_{k+1} - I| \quad (3)$$

در اینجا، Foreground پیش‌زمینه استخراج شده است که شامل اجسام متحرک می‌باشد. شکل ۶ تصاویر پس‌زمینه و پیش‌زمینه حاصل از روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. در تصویر پیش‌زمینه شکل ۶ مشاهده می‌شود که سایه خودروها نیز به عنوان شیء متحرک شناسایی شده است. این سایه‌ها باعث بروز مشکلاتی در ادامه فرآیند پردازش ویدئو در تصاویر نظارتی مانند شناسایی و ردیابی خودروها خواهد شد. در ادامه از ویژگی سایه‌ها در فضای رنگی HSV جهت شناسایی سایه استفاده می‌شود.

### فضای رنگ HSV

فضای رنگی HSV یکی از سیستم‌های رنگی سازگار با سیستم بینایی انسان است که در درک مناسب رنگ توانایی بالایی دارد. به این معنی که فاصله عددی بین رنگ‌ها در این فضای رنگ متناسب با تمایزات ادراکی انسان است که درخشندگی و تنوع رنگ را بهتر می‌توان احساس کرد. به این دلایل فضای رنگی HSV به منظور تمیز دادن درجه روشنایی ( $V$ )، از رنگ‌تابی ( $H$  و  $S$ ) انتخاب شده است.

با توجه به اینکه سایه فقط درخشندگی و روشنایی پس‌زمینه را تغییر می‌دهد و تغییر محسوسی بر روی رنگ‌تابی ندارد، می‌توان از ویژگی فضای رنگی HSV در تمیز دادن روشنایی از رنگ‌تابی جهت شناسایی سایه استفاده کرد و کاراکترهای سایه را در رنگ و درجه اشباع و روشنایی به خوبی بازتاب داد [۱]. در این مقاله با استفاده از ویژگی سایه در فضای رنگ HSV، نواحی سایه‌دار از نواحی غیر سایه بصورت زیر تفکیک داده می‌شوند:



بیان و تشریح می‌باشد. برای استخراج المانهای اساسی نمای جلوی خودرو از بردارهای ویژه متعامد مجموعه تصاویر پایگاه داده آموزشی استفاده می‌گردد. از بین این بردارها، بردارهایی انتخاب می‌گردند که بیشترین تمرکز انرژی را دارا هستند. معیار انتخاب بردارهای پر انرژی متعامد، مقادیر ویژه حاصل از ماتریس کواریانس مجموعه تصاویر پایگاه داده آموزشی می‌باشد [۱۷].

بنابراین با توجه به مطالب فوق، اولین گام جهت مدل کردن نمای جلوی خودرو، تشکیل پایگاه داده تصاویر آموزشی می‌باشد. برای این منظور، نمای جلوی خودروها در کلاس‌های مختلف شامل خودروهای وانت، سواری، کامیونت، اتوبوس و ون از ویدئوهای نظارتی انتخاب و برش می‌خورند. از آنجایی که اندازه نمای جلوی خودرو برای خودروهای مختلف و فواصل مختلف از دوربین متفاوت است، اندازه تمام این تصاویر یکسان می‌گردد.

در این مقاله پایگاه داده استفاده شده شامل ۵۷۶ تصویر سیاه و سفید است که از ویدئوهای واقعی با شرایط نورپردازی مختلف تهیه گردیده است. تمامی این تصاویر دارای اندازه‌های یکسان



شکل ۸. نمونه‌هایی از تصاویر پایگاه داده.



شکل ۹. تصویر میانگین پایگاه داده بدست آمده.

$l = 70$  و  $w = 50$  پیکسل می‌باشد. نمونه‌هایی از تصاویر پایگاه داده در شکل ۸ نمایش داده شده است.

جهت مدل کردن خودرو بوسیله الگوریتم تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی، ابتدا باید هر تصویر پایگاه داده به صورت یک ماتریس ستونی با ابعاد  $(l \times w \times I)$  تبدیل شود. سپس تمام این ماتریس‌های ستونی در یک ماتریسی به اندازه  $(l \times w \times n)$  در کنار یکدیگر قرار گیرند تا ماتریس پایگاه داده آموزشی شکل گیرد. به منظور حذف اثرات منفی نورپردازی، میانگین تمام تصاویر پایگاه داده محاسبه می‌گردد و از تصاویر موجود در پایگاه داده تفریق می‌گردد. بنابراین میانگین تمام تصاویر موجود در پایگاه داده بصورت زیر محاسبه می‌گردد:



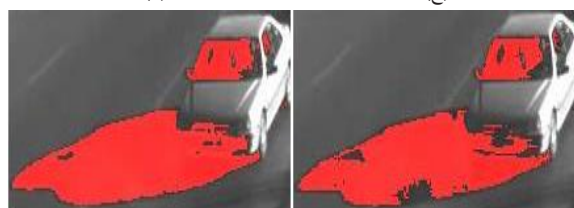
(ب)

(الف)



(د)

(ج)



(و)

(ه)

شکل ۱۰. شناسایی سایه در فضای رنگ HSV با سطح آستانه‌های مختلف.

### تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی

در قسمت شناسایی سایه توسط HSV، قسمت‌هایی از خودرو به اشتباه به عنوان سایه شناسایی می‌شوند. بنابراین برای آنکه یک الگوریتم کارآمد شناسایی سایه داشته باشیم، باید نواحی متعلق به خودرو شناسایی و حذف گردد. از آنجایی که ظاهر و نمای کلی خودروها با هم یکسان نیستند، حتما باید از یک مدلی برای شناسایی اجزای خودرو استفاده گردد. برای این منظور در این مقاله از روش تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی برای مدل کردن خودرو استفاده می‌شود. روش تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی، یک روش رایج و پرکاربرد در زمینه شناسایی الگو در بینایی ماشین محسوب می‌گردد. اصولاً از این روش به منظور کاهش بعد و فشرده‌سازی اطلاعات تصویری استفاده می‌شود. معمولاً این کاهش بعد در راستایی که واریانس اطلاعات در آن راستا، دارای بیشترین مقدار باشد، انجام می‌پذیرد. برای این منظور، اطلاعات با واریانس بیشتر به وسیله یک تبدیل خطی متعامد، به یک فضای جدید منتقل می‌گردد. اطلاعات در این فضای جدید علاوه بر اینکه دارای بیشترین تمرکز انرژی هستند، بطور متعامد قرار گرفته‌اند. با این روش، نه تنها اطلاعات به یک فضای با ابعاد کوچکتر منتقل می‌شوند بلکه انرژی آنها نیز حول چندین راستای مشخص اطلاعات متمرکزتر می‌گردند [۱۶].

اما در این مقاله از روش تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی جهت مدل کردن خودرو استفاده می‌گردد. برای این منظور فرض می‌شود که نمای جلوی هر خودرو به چندین المان اساسی تقسیم می‌گردد و هر خودرویی بصورت ترکیب خطی از این المانهای اساسی قابل

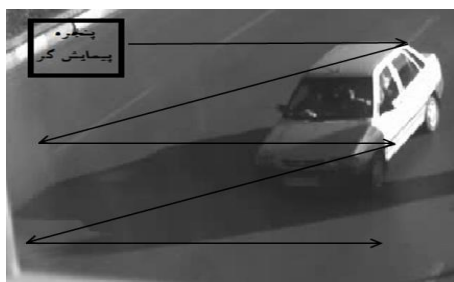
به منظور شناسایی خودرو در پیش‌زمینه استخراج شده، با استفاده از یک پنجره هم اندازه با تصاویر موجود در پایگاه داده  $(l, w)$ ، کل پیش‌زمینه استخراج شده پیمایش می‌شود (شکل ۱۰). برای تشخیص اینکه آیا این پنجره پیمایشگر شامل خودرو هست یا نه، این پنجره نیز مانند تصاویر پایگاه داده به یک ماتریس ستونی با اندازه  $(l, w \times l)$  تبدیل می‌شود و به منظور یکسان سازی شرایط نورپردازی در پایگاه داده و ویدئوهای آزمایش، میانگین  $(\mu)$  حاصل شده در (۵) از این ماتریس بصورت زیر کسر می‌گردد:

$$i = I - \mu \quad (8)$$

در اینجا،  $I$  پنجره پیمایشگر درون پیش‌زمینه است که به صورت یک ماتریس ستونی درآمده و  $i$  پنجره پیمایشگر درون پیش‌زمینه است که نرمالیزه شده است. سپس نگاشت<sup>۱۵</sup> این تصویر (ماتریس) بر روی ماتریس ترکیبات اصلی، بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$P = PC^T \cdot i \quad (9)$$

در این رابطه،  $PC$  ماتریس ترکیبات اصلی است و  $P$  نگاشت حاصل از پنجره پیمایشگر درون پیش‌زمینه بر روی ماتریس ترکیبات



شکل ۱۰. پیمایش توسط پنجره پیمایشگر.

اصلی است. با ضرب داخلی ماتریس ترکیبات اصلی و ماتریس نگاشت حاصل از پنجره پیمایشگر و اضافه کردن ماتریس میانگین پایگاه داده  $(\mu)$ ، تصویر بازسازی<sup>۱۶</sup> شده پنجره پیمایشگر بصورت زیر حاصل می‌گردد:

$$RecI = PC \cdot P + \mu \quad (10)$$

در اینجا،  $RecI$  تصویر بازسازی شده پنجره جدید توسط ترکیبات اصلی پایگاه داده است که با مقایسه تصویر بازسازی شده با تصویر اصلی درون پنجره پیمایشگر، می‌توان در مورد محتوای این پنجره تصمیم‌گیری کرد. برای این منظور، در این مقاله، از اختلاف تصویر

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} d_{i1} \\ d_{i2} \\ \vdots \\ d_{il,w} \end{bmatrix} \quad (5)$$

در اینجا،  $d_i$  ماتریس ستونی هر تصویر پایگاه داده با اندازه  $(l, w \times l)$  و  $n$  تعداد تصاویر موجود در پایگاه داده است که برابر ۵۷۶ می‌باشد. شکل ۹ تصویر میانگین بدست آمده را نمایش می‌دهد. در ادامه جهت حذف نورپردازی غیر یکنواخت بر روی تصاویر پایگاه داده، با کسر بردار میانگین تصاویر از تک‌تک تصاویر پایگاه داده، تصاویر پایگاه داده بصورت زیر نرمالیزه می‌شوند:

$$A = \sum_{i=1}^n (d_i - \mu) = [d_1 - \mu \quad d_2 - \mu \quad \dots \quad d_n - \mu] \quad (6)$$

در این رابطه،  $A$  ماتریسی با اندازه  $(l, w \times n)$  است. این ماتریس شامل تمامی تصاویر پایگاه داده که نرمالیزه شده و میانگین بدست آمده در (۵) از آن‌ها کاسته شده است.

در ادامه، ماتریس کوواریانس تصاویر پایگاه داده بصورت زیر محاسبه می‌شوند:

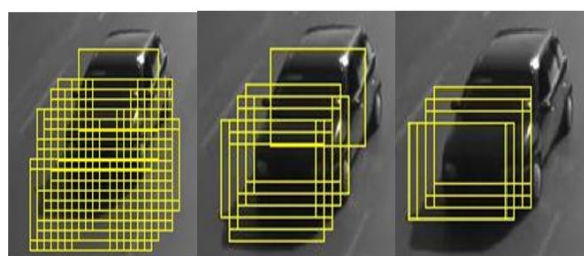
$$COV = AA^T = [d_1 - \mu \quad d_2 - \mu \quad \dots \quad d_n - \mu] \begin{bmatrix} (d_1 - \mu)^T \\ (d_2 - \mu)^T \\ \vdots \\ (d_n - \mu)^T \end{bmatrix} \quad (7)$$

اما با توجه به اینکه محاسبه  $AA^T$  با ابعاد  $(l, w \times l, w)$  غیرممکن است و هزینه محاسباتی بسیار زیادی دارد و همچنین تعداد نمونه مورد نیاز جهت همگرایی ماتریس کوواریانس در دسترس نیست، از  $A^T A$  با ابعاد  $(n \times n)$  به جای  $AA^T$  برای محاسبه مقادیر و بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس استفاده می‌شود. در عمل مقادیر و بردار ویژه این دو ماتریس با هم برابرند. جهت محاسبه ماتریس ترکیبات اصلی، بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس حاصل شده در رابطه (۷) محاسبه می‌شود. اما با توجه به تغییر ماتریس کوواریانس از  $AA^T$  به  $A^T A$ ، بردارهای ویژه ماتریس  $A^T A$  در ماتریس  $A$  ضرب می‌گردد تا بردارهای ویژه  $AA^T$  حاصل شود.

برای شکل‌گیری ماتریس ترکیبات اصلی، بردارهای ویژه‌ای از مجموعه بردارهای ویژه انتخاب می‌شوند که مجموع مقادیر ویژه متناظر آنها برابر  $\beta\%$  مجموع کل مقادیر ویژه باشند. بردار ویژه‌هایی که به این روش انتخاب می‌شوند ماتریس ترکیبات اصلی را شکل می‌دهند که با  $PC$  نمایش داده می‌شود. در کاربرد ما، مقدار  $\beta$  برابر ۹۹٪ در نظر گرفته می‌شود.

شناسایی کرده است. جهت ادغام این پنجره‌ها و معرفی یک پنجره به عنوان پنجره محاطی آن خودرو، مختصات  $(x, y)$  یکی از گوشه‌های پنجره‌ها استخراج و فواصل این نقاط از یکدیگر در هر دو بعد  $x$  و  $y$  محاسبه می‌گردد. سپس نقاطی را که در هر دو بعد دارای فاصله کمتری از هم هستند، یا به عبارتی در کنار هم هستند شناسایی می‌شود. در ادامه میانگین این پنجره‌های کنار هم به عنوان پنجره واحد برای هر خودرو معرفی می‌گردد [۱۸] (شکل ۱۲).

همانطور که در شکل ۱۲ قابل مشاهده است، شناسایی نهایی خودروها به خوبی انجام شده است. در نهایت با نتایج حاصل از این مرحله، عملکرد شناسایی سایه توسط الگوریتم فضای رنگ HSV تصحیح و جبران می‌گردد.



شکل ۱۱. نتیجه شناسایی یک خودرو توسط تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی با آستانه‌های: (الف) ۰/۱ (ب) ۰/۳ (ج) ۰/۴.



شکل ۱۲. (الف) و (ب) شناسایی اولیه دو خودرو با آستانه ۰/۱۴، (ج) و (د) نتیجه ادغام پنجره‌ها.

## نتایج آزمایشات

در این مقاله تمامی ویدئوهای مورد استفاده جهت ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، از صحنه‌های واقعی ترافیکی سطح شهر اصفهان در

بازسازی شده و تصویر اصلی به عنوان معیار تصمیم‌گیری استفاده می‌شود. این معیار بصورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\text{Error} = |RecI - I| \quad (11)$$

در اینجا  $Error$ ، میزان خطای تصویر بازسازی شده با تصویر اصلی است. از آنجایی که ماتریس ترکیبات اصلی از پایگاه داده تصاویر خودرو شکل گرفته و به عبارتی این ماتریس بردارهای متعامد پرنرزی این پایگاه داده را در خود جای داده است. بنابراین اگر تصویر بازسازی شده در پنجره پیمایشگر از لحاظ ظاهری شبیه یکی از دسته خودروهای داخل پایگاه داده باشد، خطای بازسازی محاسبه شده در رابطه (۱۱) ناچیز خواهد بود. در مقابل اگر تصویر بازسازی شده در پنجره پیمایشگر شامل خودرو نباشد، در این صورت خطای بازسازی محاسبه شده در رابطه (۱۱) قابل توجه خواهد بود. بنابراین، براساس این حقیقت، وجود یا عدم وجود خودرو در پنجره پیمایشگر بصورت زیر مشخص خواهد شد:

$$\text{Class} = \begin{cases} \text{Vehicle} & \text{if Error} < Th \\ \text{Non-Vehicle} & \text{if Error} > Th \end{cases} \quad (12)$$

که در رابطه بالا، با تعیین مقدار مناسب  $Th$  به عنوان آستانه خطای بازسازی، تصاویر موجود در پنجره پیمایشگر در پیش‌زمینه به دو دسته خودرو و غیرخودرو تقسیم بندی می‌شود.

به منظور دسته‌بندی تمام نواحی پیش‌زمینه و بالا بردن صحت شناسایی خودروها، تمام پیش‌زمینه جهت شناسایی خودرو پیمایش خواهد شد. با توجه به اینکه پنجره پیمایشگر در این مقاله دارای عرض ۵۰ پیکسل است، بعد از تحلیل اولین پنجره اعمالی، پنجره دوم با ۴۴ پیکسل از پنجره اول ادغام می‌شود. به عبارت دیگر، پنجره‌ها با گام‌های ۶ پیکسلی، پیش‌زمینه را جاروب می‌کنند. با این ترفند، احتمال از دست رفتن نواحی پیش‌زمینه که محتوای خودرو دارند، کاهش می‌یابد و در عین حال عملکرد شناسایی خودرو بهبود می‌یابد. بنابراین ممکن است چندین پنجره که با هم تداخل دارند به عنوان یک خودرو شناسایی گردد و برای هر خودرو چند پنجره شناسایی شود. تعداد این پنجره‌ها به مقدار سطح آستانه در رابطه (۱۲) بستگی دارد. هر چقدر مقدار آستانه بیشتر باشد تعداد پنجره‌ها به دور هر خودرو بیشتر خواهد بود. بنابراین باید یک مقدار مناسب و منطقی به عنوان سطح آستانه لحاظ گردد. شکل ۱۱ نتایج شناسایی یک خودرو در سطح آستانه‌های مختلف را نشان می‌دهد. در این مقاله مقدار ۰/۱۴ به عنوان سطح آستانه مناسب انتخاب شده است. با توجه به شکل ۱۱ با استفاده از الگوریتم تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی، خودروها به خوبی شناسایی شده اما دلیل تداخل پنجره‌های پیمایشگر جهت دسته‌بندی نواحی پیش‌زمینه، چند پنجره یک خودرو را



عنوان سایه شناسایی نشده،  $\overline{TP_F}$  تعداد کل پیکسل‌های شیء متحرک منهای تعداد پیکسل‌هایی از شیء متحرک که به عنوان سایه شناسایی شده و  $TP_F + FN_F$  تعداد کل پیکسل‌های شیء متحرک می‌باشد.

بر طبق رابطه (۴) و شکل ۷، با استفاده از سطح آستانه‌های گوناگون مقادیر متفاوتی از سایه خودرو شناسایی می‌گردد که با استفاده از یک سطح آستانه مناسب تقریباً اکثر سایه‌ها شناسایی می‌شود. در نتیجه، معیار صحت شناسایی بهبود می‌یابد. ولی در مقابل، بهبود معیار صحت شناسایی، معیار قدرت تفکیک‌پذیری کاهش پیدا می‌کند که این مشکل توسط تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی مرتفع گردیده است (شکل ۱۳).

در ادامه نتایج حاصله در سه وضعیت نورپردازی ضعیف، متوسط و قوی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در شکل ۱۴ سایه‌های متحرک در شرایطی شناسایی گردیده است که خورشید دارای کمترین زاویه با افق و سایه‌ها دارای بیشترین طول و در یک طرف خودرو هست. تصویر (الف) شکل ۱۴ مربوط به شناسایی سایه کامیونت، تصویر (ب) سایه وانت سفید رنگ را شناسایی کرده و تصویر (ج) مربوط به شناسایی سایه خودرو سواری است. در این شکل، تصاویر سمت راست تصویر قبل از شناسایی سایه و تصویر سمت چپ نتیجه شناسایی سایه با الگوریتم پیشنهادی می‌باشد که نواحی سایه با رنگ قرمز مشخص شده است.

شرایط نوری مختلف با اندازه  $640 \times 480$  پیکسل و نرخ ۳۰ و ۱۵ فریم بر ثانیه با فرمت *AVI* تصویربرداری شده است. جهت پیاده‌سازی الگوریتم‌ها و آزمایش‌ها از نرم افزار *MATLAB7.12* تحت ویندوز ۷ استفاده شده است. جهت ارزیابی کامل الگوریتم پیشنهادی در شناسایی سایه‌های متحرک از چندین ویدئو نظارتی در شرایط نوری متفاوت و زمان‌های متفاوت بهره گرفته شده است. جزئیات ویدئوهای مورد استفاده در جدول ۱ آورده شده است.

به منظور ارزیابی نتایج شناسایی سایه از دو معیار صحت شناسایی و قدرت تفکیک‌پذیری استفاده گردیده است. منظور از صحت شناسایی این است که چه مقدار از سایه‌های متحرک موجود در تصاویر، شناسایی شده است. معیار قدرت تفکیک‌پذیری نیز بیانگر قدرت الگوریتم در تفکیک نواحی سایه موجود در اشیاء متحرک با نواحی غیر سایه است. به عبارت دیگر، در این مقاله با معیار صحت شناسایی می‌توان عملکرد روش فضای رنگ *HSV* در شناسایی سایه را ارزیابی کرد و با معیار قدرت تفکیک‌پذیری، می‌توان عملکرد الگوریتم تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی را ارزیابی کرد. این دو معیار بصورت زیر تعریف می‌شوند:

$$Accuracy = \frac{TP_S}{TP_S + FN_S} \quad (13)$$

$$Resolution = \frac{TP_F}{TP_F + FN_F} \quad (14)$$

در اینجا،  $TP_S$  تعداد پیکسل‌هایی از ناحیه سایه که به عنوان سایه شناسایی شده،  $FN_S$  تعداد پیکسل‌هایی از ناحیه سایه‌دار که به

جدول ۱. جزئیات تصاویر ویدئویی مورد استفاده در ارزیابی الگوریتم پیشنهادی.

			برچسب
ویدئو ۳	ویدئو ۲	ویدئو ۱	تعداد فریم‌ها:
۳۴۷۹	۲۱۷۱	۱۱۳۱	اندازه تصاویر:
$640 \times 480$	$640 \times 480$	$640 \times 480$	نرخ فریم:
۱۵	۳۰	۱۵	نوع صحنه:
بیرونی	بیرونی	بیرونی	نوع سطح جاده:
آسفالت	آسفالت روشن	آسفالت	وضعیت نوبز:
متوسط	کم	متوسط	وضعیت نورپردازی:
متوسط	زیاد	کم	اندازه سایه:
متوسط	کم	بزرگ	قدرت سایه:
زیاد	زیاد	زیاد	مسیر سایه:
جلو خودرو	زیر خودرو	افقی / سمت چپ خودرو	



(الف)



(ب)



(ج)



(د)

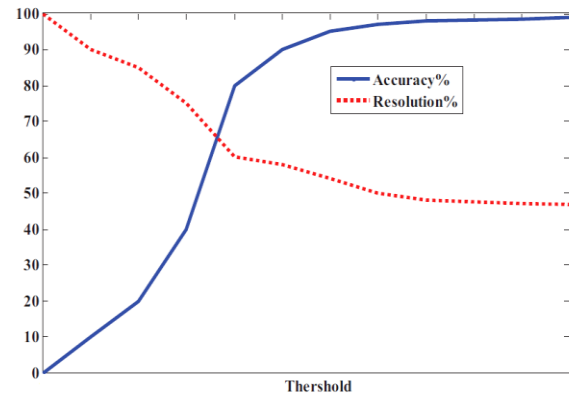


(ه)



(و)

شکل ۱۵. شناسایی سایه انواع خودرو در شرایط نوری متوسط و تشکیل سایه در جلو خودروها.



شکل ۱۳. تغییر معیارهای صحت شناسایی و قدرت تفکیک پذیری با تغییر سطوح آستانه رابطه (۴).

در شکل ۱۵ نتایج الگوریتم پیشنهادی در شناسایی سایه‌های متحرک خودروهای مختلف را در شرایطی نشان می‌دهد که سایه-ها در جلو خودروها تشکیل شده و دارای اندازه تقریباً برابر با خودرو است. شرایط نورپردازی محیط در این ویدئو متوسط است. تصویر (الف) شکل ۱۵ سایه کامیونت در این شرایط نوری با صحت خوبی شناسایی شده و تصاویر (ب،ج) شناسایی سایه دو نوع متفاوت از وانت تیره و روشن را نشان می‌دهد و تصاویر (د،ه،و) سایه‌های انواع خودروهای سواری در شرایطی شناسایی شده که این خودروها دارای رنگ‌های متفاوت و برخی دارای رنگ‌های کاملاً شبیه سایه هست.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۱۴. شناسایی سایه خودرو در شرایط نوری ضعیف.



(و)

شکل ۱۶. شناسایی سایه انواع وسایل نقلیه در شرایط نورپردازی قوی و اندازه سایه کوچک.

با توجه به نتایج بدست آمده در تصاویر شکل‌های ۱۴، ۱۵ و ۱۶ می‌توان گفت که الگوریتم پیشنهادی قادر است سایه‌های انواع خودرو را در تصاویر نظارتی مختلف و تحت شرایط نورپردازی قوی، متوسط و ضعیف به خوبی شناسایی کند. نتایج ارزیابی کلی ویدئوهای جدول ۱ براساس دو معیار قدرت تفکیک‌پذیری و صحت شناسایی به ترتیب در جدول‌های ۲ و ۳ برای انواع مختلف خودروها شامل اتوبوس، مینی‌بوس، کامیونت، سواری و وانت آورده شده است.

نتایج آزمایش‌ها در شرایط نوری و محیط‌های مختلف نشان می‌دهد که به طور متوسط صحت شناسایی سایه و نرخ تفکیک‌پذیری الگوریتم پیشنهادی به ترتیب در حدود ۹۰٪ و ۸۵٪ است. به منظور مقایسه عملکرد همزمان هر دو معیار صحت شناسایی و قدرت تفکیک‌پذیری الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌ها، معیار جدیدی با عنوان شاخص جامع بصورت زیر تعریف می‌گردد.

$$F = \frac{2 \times Accuracy \times Re\ solution}{Accuracy + Re\ solution} \quad (15)$$

جدول ۲. نتایج قدرت تفکیک‌پذیری در انواع نورپردازی‌ها و خودروها.

قدرت تفکیک‌پذیری (%)			نوع خودرو
نورپردازی ضعیف	نورپردازی متوسط	نورپردازی قوی	
۸۳	۸۸	۷۳	اتوبوس
۸۷	۹۰	۷۹	مینی بوس
۸۸	۹۴	۷۹	کامیونت
۹۳	۹۶	۸۸	سواری
۹۲	۹۶	۸۸	وانت

شکل ۱۶ نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی در شرایط نورپردازی قوی و اندازه سایه کم را نشان می‌دهد. تصاویر (الف، ب، ج، د، ه)، بیانگر سایه‌های شناسایی شده انواع خودرو وانت با رنگ‌های متفاوت است، تصویر (ج) مربوط به شناسایی سایه کامیونت، تصویر (د) نتیجه شناسایی سایه اتوبوس و تصاویر (و، ه) نتیجه سایه شناسایی شده دو خودرو سواری است. همانطور که مشخص است الگوریتم پیشنهادی به خوبی توانسته سایه‌ها را در انواع شرایط نورپردازی شناسایی کند.



(الف)



(ب)



(ج)



(د)



(ه)

ادغام نتایج دو معیار صحت شناسایی و قدرت تفکیک پذیری است نیز در کل برتری الگوریتم پیشنهادی را نسبت به بقیه کارهای گزارش شده نشان می‌دهد.

### نتیجه گیری

در روش‌های رایج استخراج پیش‌زمینه، سایه اشیاء متحرک نیز به عنوان یک شیء متحرک شناسایی می‌گردد که باعث بروز مشکلاتی در ادامه فرآیند پردازش و تجزیه و تحلیل اشیاء متحرک می‌شود. بنابراین واضح است که در سیستم‌های نظارتی، شناسایی سایه‌های متحرک و جداسازی آنها از اشیاء متحرک امری ضروری است. در این مقاله الگوریتمی به منظور شناسایی این سایه‌های متحرک بر اساس ویژگی‌های رنگی سایه در فضای HSV و تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی ارائه شده است. این الگوریتم نواحی سایه دار را با استفاده از ویژگی رنگی سایه شناسایی می‌کند و به منظور جلوگیری از شناسایی نشدن قسمت‌هایی از شیء به عنوان سایه، از تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی بهره گرفته و نواحی خودروها را شناسایی کرده است. الگوریتم پیشنهادی در برابر تغییرات نورپردازی مقاوم است و نتایج بدست آمده حاکی از عملکرد خوب و کارآمد بودن الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با بقیه کارهای گزارش شده دارد.

جدول ۳. نتایج صحت شناسایی در انواع نورپردازی‌ها و خودروها.

صحت شناسایی (%)			نوع خودرو
نورپردازی ضعیف	نورپردازی متوسط	نورپردازی قوی	
۹۵	۹۶	۹۶	اتوبوس
۹۷	۹۶	۹۷	مینی بوس
۹۴	۹۸	۹۰	کامیونت
۹۸	۹۸	۹۵	سواری
۹۷	۹۷	۹۴	وانت

خلاصه‌ای از مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی در شناسایی سایه با الگوریتم‌های دیگر براساس سه معیار صحت شناسایی، قدرت تفکیک پذیری و شاخص جامع در جدول ۴ آورده شده است. همانطور که مشخص است الگوریتم پیشنهادی نه تنها توانسته پارامتر صحت شناسایی را بالا نگه دارد بلکه در عین حال خطای کمتری در شناسایی نکردن اشیاء متحرک به عنوان سایه دارد. این امر در نرخ نسبتا خوب و قابل مقایسه قدرت تفکیک پذیری قابل مشاهده است. نرخ قدرت تفکیک پذیری الگوریتم پیشنهادی با بهترین نرخ قدرت تفکیک پذیری بقیه کارها برابری می‌کند. در حالیکه صحت شناسایی الگوریتم پیشنهادی نسبت به همین کارهای بهبود قابل ملاحظه‌ای دارد. علت این امر، استفاده از روش تجزیه و تحلیل ترکیبات اصلی در بهبود عملکرد شناسایی سایه در فضای رنگی HSV می‌باشد. شاخص جامع که بیانگر تلفیق و

جدول ۴. مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های دیگر براساس سه معیار مختلف.

روش‌ها	صحت شناسایی (%)	قدرت تفکیک پذیری (%)	F (%)
سلسله مراتبی نیمه نظارتی و MLP-experts [۸]	۹۵	۶۵	۷۷
تبدیل ارتوگونال [۳]	۹۱	۷۸	۸۴
روش غیرپارامتریک آماری [۲۰]	۸۲	۶۴	۷۲
روش پارامتریک آماری [۲۰]	۶۰	۸۵	۷۰
روش مبتنی بر مدل معین [۲۰]	۷۰	۷۷	۷۳
روش نسبت لبه [۱۲]	۹۰	۶۷	۷۷
ادغام ویژگیهای نگاشت و فضای رنگی HSV [۱۲]	۸۵	۸۰	۸۲
الگوریتم پیشنهادی	۹۰	۸۵	۸۷

[3] M. K. Moghimi and H. Pourghassem "Shadow detection based on combinations of HSV color space and orthogonal transformation in surveillance videos", 12th Iranian Conference on Intelligent Systems (ICIS), vol. 1, pp. 1442-1447, 2014.

[4] S. Nadimi and B. Bhanu, "Physical models for moving shadow and object detection in video," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26, no.8, pp. 1079-1087, 2004.

[5] J. Stauder, R. Mech and J. Ostermann, "Detection of moving cast shadows for object segmentation", IEEE Transactions on Multimedia, vol. 1, no.1, pp.

### مرجع‌ها

[1] Ch. Wang and W. Zhang, "A Robust algorithm for shadow removal of foreground detection in video surveillance", IEEE asia-pacific conference on information processing, vol. 2, pp. 422-425, 2009.

[2] Y. Zhou, L. Sun, and J. Zhang, "A Shadow elimination method based on color and texture", IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS) 2010, vol. 3, pp. 8-11, 2010.



- “Model-Based object tracking in monocular image sequences of road traffic scenes”, *International Journal of computer Vision*, vol. 10, no. 3, pp. 257-281, 1993.
- [14] D. Xu, J. Lid, Z. Liu, and X. Tang, “Indoor shadow detection for video segmentation”, *IEEE Int. Conference. Vol.1*, pp. 41-44, 2005.
- [15] L. Maddalena and A. Petrosino, “A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, no. 7, pp.1168–1177, 2008.
- [16] N. Saadat and H. Pourghassem, “Online Mental Task Classification based on DWT-PCA Features and Probabilistic Neural Network”, *International Journal of Imaging and Robotics*, vol. 7, no. 1, pp.110-118, 2012.
- [17] S. Shahbeig and H. Pourghassem, “A fast and automatic algorithm for optic disc extraction in retinal images using PCA-based pre-processing and Curvelet transform”, *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 30, no. 1, pp. 13-21, January 2013.
- [18] M. K. Moghimi and H. Pourghassem, “Shadow Detection Based on Combinations of Hessenberg Decomposition and Principal Component Analysis in Surveillance Applications”, *IETE- The Journal of Research*, vol. 61, no. 3, pp.269-284, 2015.
- [19] W. Haijun, X. Le, and Ch. Yangzhou, “A shadow elimination algorithm for vehicle detection by merging projection features and HSV color space”, *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, pp. 1711-1716, 2011.
- [20] W. Zhang, Q.M.J. Wu and X. Fang, “moving cast shadow detection”, *vision systems segmentation and pattern recognition*, pp. 546-560, June 2007.
- 100–113, 1999.
- [6] A. Sanin, C. Sanderson and B.C. Lovell, “Shadow detection: a survey and comparative evaluation of recent methods,” *Pattern Recognition*, vol. 45, no. 4, pp. 1684–1695, 2012.
- [7] H. Xia, X. Chen and P. Guo, “A Shadow detection method for remote sensing images using affinity propagation algorithm”, *IEEE International Conference on systems, man, and cybernetics Sanantonio, TX, USA*, pp.3116-3121, october 2009.
- [8] H. Boroujeni, N. Moghadam, and A. Jalilvand, “A robust moving shadow detection algorithm based on semi-supervised hierarchical mixture of MLP-experts”, *IEEE International Conference of soft computing and pattern recognition*, pp. 141-146, 2011.
- [9] Sh. Zhu and L. Ma, “An adaptive shadow elimination algorithm using shadow position and edges attributes”, *IEEE 3rd International Congress on image and signal processing*, vol. 1, pp. 76-80, 2010.
- [10] M. Asgarizadeh, H. Pourghassem, “A Robust object tracking synthetic structure using regional mutual information and edge correlation-based tracking algorithm in aerial surveillance application”, *Signal, Image and Video Processing*, vol. 8, no. 1, pp. 175-189, Jan. 2015.
- [11] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati, “Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no.10, pp. 1337–1342, 2003.
- [12] W. Zhang, X. Z. Fang, X. Yang, and Q. Wu, “Moving cast shadows detection using ratio edge”, *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 9, no. 6, pp. 1202–1214, 2007.
- [13] D. Koller, K. Daniilidis, and H.H. Nagel,