سامانهٔ هوشمندی نوین برای تشخیص خودکار وسایل نقلیهٔ‌متخلف به کمک پردازش خودکار تصاویر دوربین‌های نظارت تصویری

محمد علی علویان مهر* دانشجوی دکتری مهندسی برق- الکترونیک و مشاور شهردار شیراز در امور فناوری اطلاعات و ارتباطات

علیرضا پاک فطرت شهردار شیراز و دانشجوی دکتری جغرافیا و برنامه‌ریزی شهری دانشگاه اصفهان

امیر سوداگران کارشناسی‌ارشد فناوری اطلاعات و مدیر مرکز کنترل ترافیک شهرداری شیراز

چکیده

امروزه سامانه‌های هوشمند کنترل ترافیک آن‌چنان اهمیت دارند که برای بهبود روند عبور و مرور وسایل نقلیه در کلان شهرهای بزرگ دنیا از آن‌ها استفاده می‌شود. در همین راستا، پردازش تصویر به عنوان شیوه‌ای نوین برای تجزیه و تحلیل تصاویر ویدیویی دوربین‌های نظارت ترافیکی معرفی شده‌اند. در مقالهٔ حاضر، یک روش جدید برای استخراج اطلاعاتی مانند سرعت و مسیر از وسایل نقلیه در حال حرکت ارائه شده است تا مشاهده شود که آیا قوانین ترافیکی را نقض کرده‌اند یا خیر. به این منظور برای اولین بار مجموعه‌ای از فریم‌های ویدئویی استخراج شده‌اند تا مقداردهی اولیه پیش زمینه برای تفکیک پس زمینه بر اساس استراتژی مدل مخلوط گاوسی انجام پذیرد. پس از آن اشیاء متحرک در بقیه فریم‌های جریان‌های ویدئویی با توجه به تشخیص مربوط به همان جسم در طول زمان شناسایی می‌شوند. در همین راستا از الگوریتم مونک[1] که نسخهٔ بهبود یافتهٔ الگوریتم مجارستانی[2] است، استفاده شده تا پیش‌بینی‌های ردیابی برای شناسایی اشیاء در حال حرکت انجام شود. پس از استخراج اطلاعاتی هم‌چون مسیر و سرعت اجسام در حال حرکت، این اطلاعات تجزیه و تحلیل شده و موارد نقض قوانین ترافیکی به شکل خودکار شناسایی و استخراج می‌شوند.نتایج مربوط به اجرای نسخهٔ آزمایشی روش ارائه شده، نشان دهندهٔ کیفیت بالا و امکان سنجی آن حتی برای تصاویر ویدیویی برخط

---

* نویسنده مسئول Alavianmehr@gmail.com

1. Munkres

2. Hungarian

از دوربین‌های کنترل ترافیک استاتیک با کالیبراسیون دقیق و ثابت است.
واژگان کلیدی: مدل مخلوط گوسی، فیلتر کالمن، الگوریتم مجارستانی، سیستم هوشمند حمل و نقل، الگوریتم مونک.

۱. مقدمه

افزایش روزافزون شبکه‌های جاده‌ای شهری و ملی در طول سه دههٔ گذشته باعث نیاز به نظارت کارآمد و مدیریت ترافیک جاده‌ها شده است. محدودیت‌های محیطی و هم‌چنین مشکل‌های اقتصادی و اجتماعی درارتباط با این افزایش حجم ترافیک که خود ناشی از ازدحام طولانی مدت و کم کردن میانگین سرعت مجاز در بزرگراه‌ها می‌باشد از مشکل‌های اصلی جوامع شهری امروزی است. یک راه حل برای مقابله با این مشکل، افزایش ظرفیت شبکه و راه حل دیگر افزایش بهره‌وری با سرمایه‌گذاری در سیستم‌های هوشمند حمل و نقل فن‌آوری[1] است. سیستم حمل و نقل هوشمند، برنامه‌های کاربردی فن آوری‌های جدید اطلاعات و ارتباطات[2] برای وسایل نقلیه و جاده‌ها به منظور نظارت بر شرایط ترافیک، کاهش احتقان و افزایش میزان تحرک باعث بهبود استفاده از زیرساخت‌های حمل و نقل و افزایش امنیت می‌شود. این موضوع‌ها امری مهم برای پیش‌بینی ترافیک و تعیین بهترین زمان خروج در مناطق مختلف و مسیرهای جایگزین برای جاده‌هاست. هم‌چنین، این ملاحظه‌ها کاربران جاده‌ها را از زمان واقعی در حین سفر مطلع می‌کند و آن‌ها را از بهترین مسیرها با توجه به مقصد، آگاه می‌سازند. فن‌آوری‌های مورد استفاده در سیستم حمل و نقل هوشمند شامل سیستم‌های مدیریت عمومی مانند تابلوهای متغیر خبری[3]، رادار خودکار و یا نظارت تصویری با استفاده از یک برنامه پیشرفته‌تر است که داده‌ها را در زمان واقعی با بازخورد از منابعی مانند اطلاعات آب و هوایی، جاسازی سیستم‌های ناوبری اطلاع‌رسانی زمان سفر در زمان واقعی یکپارچه می‌سازد.

به تازگی پژوهش‌هایی بر روی نظارت تصویری در بزرگ‌راه‌ها انجام شده است، اما این‌گونه نظارت‌ها هنوز هم موضوع داغ و چالش بزرگی در علوم تکنولوژی

1. ITS 2. ICT 3. VMS

اطلاعات است. این برنامه‌های کاربردی نیاز به استخراج اشیاء، سایه‌هایی که باعث تحریف شکل می‌شوند و اتصال‌های دخیل در عملکرد الگوریتم‌های سطح بالا دارد. حذف سایه‌ها باعث تمیز اشیا در ویدیو می‌شودو قدرت طبقه‌بندی و ردیابی را بالا می‌برد. از سوی دیگر، این کار برای تعیین نوع وسایل نقلیه شناسایی به منظور پیگیری قابل اعتماد و برآورد دقیق پارامترهای ترافیک امری حیاتی می‌باشد.پراکنده شدن پس زمینه، روشی برای حذف اجزای غیرمتحرک یک قاب‌های ویدئویی است. فرض اصلی برای استفاده از آن این است که دوربین‌ها غیرمتحرک هستند. اصل اساسی این است که چارچوب مرجعی از اجزای ثابت در قاب وجود داشته باشد و سپس هر پیکسل از نمونه‌های اولیه با نقشه رنگی فریم واقعی مقایسه شود. اگر تفاوت رنگ فراتر از یک مقدار آستانه از پیش تعریف شده باشد، فرض بر این است که این پیکسل بخشی از قاب پیش زمینه است. چالش‌های متعددی وجود دارد که یک مدل پس زمینه باید به درستی حل شود؛ چنین تغییرهای نور، تغییر در هندسه پس زمینه (پارک، وسایل نقلیه آهسته و ثابت و ...) و حرکت‌های تکراری از اشیاء متنی در صحنه (برگ درختان ...). با توجه به این چالش‌ها، مدل پس زمینه باید تصویر پس زمینه را با تغییر روشنایی و هندسه پس زمینه و حرکت‌های تکراری انطباق بخشد.

تشخیص اشیاء متحرک و ردیابی مبتنی بر حرکت اجزای مهم بسیاری از برنامه‌های کاربردی بینایی کامپیوتر از جمله به رسمیت شناختن فعالیت، نظارت بر ترافیک و ایمنی خودرو می باشد. مشکل مبتنی بر حرکت ردیابی شی را می‌توان به دو بخش تقسیم نمود:

۱- تشخیص حرکت اشیاء در هر فریم.

۲- ارتباط شناسایی مربوط به همان جسم در طول زمان.

۱-۱ مبانی نظری و آثار مربوط:

تجزیه و تحلیلو درک درستی از ویدئو، یک زمینهٔ پژوهشی فعال است. کاربردهای بسیاری در این زمینه پژوهشی (نظارت تصویری) (چنگ[1]، ۲۰۰۵ و تیان و دیگران[2]،

1. Cheung 2. Tian, et al.

۲۰۱۲)، ضبط حرکت‌های نوری (باف[1]، ۲۰۰۷)، نرم افزار چند رسانه‌ای (کررنزات و دیگران[2]، ۲۰۰۳) وجود دارد که در وهلهٔ اول، باید اشیاء متحرک در صحنه را شناسایی کرد؛ بنابراین عملیات اساسی مورد نیاز تفکیکاجسام در حال حرکت موسوم به «پیش زمینه» از اطلاعات استاتیک موسوم به «پس زمینه» است. روندی که به شکل معمول استفاده می‌شود تفریق پس زمینه از کل تصویر است و بررسی‌های اخیر در این مورد را می توان در (الهابین و دیگران[3]، ۲۰۰۸ و بوومانس و دیگران[4]، ۲۰۱۰) یافت. ساده‌ترین راه برای مدل‌سازی پس زمینه، به دست آوردن یک تصویر پس زمینه است که هیچ جسم در حال حرکتی را شامل نمی‌شود. در برخی از محیط‌ها پس زمینه در دسترس نیست و همیشه تحت شرایط بحرانی مانند تغییرهای نور، ورود اجسام به صحنه یا حذف آن‌ها از صحنه، پس زمینه نیز تغییر می‌کند؛ بنابراین مدل بازنمایی پس زمینه باید قوی‌تر و سازگارتر باشد.

تکنیک اساسی در این کار مدل‌سازی هر پیکسل در یک قاب ویدئویی با یک توزیع گاوسی است (مندلُس و دیگران[5]، ۲۰۱۱). این مدل به خوبی می‌تواند در محیط طبیعی پویا که پس زمینه آن مولتی مدل است کار کند. یک روش بسیار محبوب برای این کار، ترکیبی از مدل مخلوط گوسی (GMM) است. این مدل برای مدل‌سازی پس زمینه‌های پیچیده و کاربردی برای مشکل نظارت بر ترافیک استفاده می‌شود. GMM یکی از الگوریتم‌های پایه برای مدل‌سازی پس زمینه با توجه به اثربخشی و کارایی آن برای تشخیص حرکت ویدئو است. در (علویان‌مهر و دیگران[6]، ۲۰۱۵)، ما یک مدل بهبود یافته GMM ارائه داده‌ایم. در این الگوریتم ما برای برآورد وضعیت ترافیک و محاسبهٔ سرعت، تصاویر را از طریق دوربین‌های نظارت تصویری دریافت و از GMM برای هر فریم استفاده می‌کنیم تا تصویر دقیقی از پس زمینه به دست آوریم. این فرایند تا زمانی ادامه خواهد داشت تا تصاویر دقیق تکراری در پس زمینه را به دست آوریم. این مرحله را مرحلهٔ آموزش می‌نامیم. در مرحلهٔ دوم تصاویر به دست آمده در مدت زمانی طولانی‌تر و همراه با تصاویر آموزش دیده برای استخراج وسایل نقلیه

1. El Baf
2. Carranzat, et al.
3. Elhabian, et al.
4. Bouwmans, et al.
5. Mandellos, et al.
6. Alavianmehr, et al.

(اجسام در حال حرکت) مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند. هم‌چنین یک خط سبز دور هر وسیله نقلیه‌ای که ما قادر به شمارش آن هستیم رسم خواهد شد. آموزش‌های نادرست تصاویر پس زمینه و یا سایه وسایل نقلیه در حال حرکت می‌تواند مشکل‌های در تشخیص وسایل نقلیه در حال حرکت در مرحله دوم ایجاد کند. برای حل این مشکل‌ها ما الگوریتم‌های مورد استفاده را با هم ادغام می‌کنیم. در (الگامل و دیگران[1]، ۲۰۰۲)، نویسندگان این‌گونه استدلال می‌کنند که GMM برای صحنه‌های فضای باز مؤثر نیست. آن‌ها نشان دادند که در صحنه‌های فضای باز، توزیع شدت پیکسل طی یک دوره طولانی می‌تواند طیف گسترده‌ای از میزان شدت‌های مختلف را پوشش داده و تابع چگالی احتمال (PDF) را با استفاده از روش برآورد چگالی مبتنی بر هسته به جای GMM به دست آورد. با این حال هزینهٔ محاسبه مسیر کرنل که در هر پیکسل محاسبه می‌شود، نسبت به حافظه و زمان مورد نیاز بسیار بالاست. یکی دیگر از روش‌های کارآمد مدل کدبوک ارائه شده در (کیم و دیگران[2]، ۲۰۰۵) است که در آن نویسنده هر پیکسل را با یک کد بوک متشکل از یک یا چند کلمه کدگذاری شده، مدل‌سازی می‌کند. نویسندگان این گونه استدلال می‌کنند که روش GMM و روش هسته‌ای، نمی‌توانند مقادیر پیکسل نادر پس زمینه را کنترل کنند. برای حل این مشکل آن‌ها پیشنهاد می‌کنند تا از یک مرحله آموزش مدل‌سازی برای مقدار پیکسل نادر و مقدار پیکسل در طول مرحله آموزش که باید یک آزمون زمانی را انتقال دهد، استفاده کنند. اگر یک مقدار پیکسل از آزمون با موفقیت عبور کند، این مقدار پیکسل به عنوان پس‌زمینه در نظر گرفته می‌شود. الگوریتم جدید دیگری مشابه الگوریتم قبلی در (مندلُس و دیگران، ۲۰۱۱) ارائه شده است، این الگوریتم با تمرکز بر روی قالب پس زمینه آن را محاسبه و بر اساس سطح پیکسل پراکنده در شکل‌گیری به دست آمده از یک سری از قاب‌های تصویر متوالی، بازسازی می‌کند.این نظریه مبتنی بر این مفهوم است که یک مکان خاص برای مدت زمانی کوتاه از زمانی که آن فضا خالی باقی می‌ماند، تحت اشغال اشیاء در حال حرکت قرار می‌گیرد. نویسندگان از فرکانس‌های

1. Elgammal, et al.
2. Kim, et al.

هیستوگرام استفاده می‌کنند تا پیکسل پس زمینه مربوط به مقادیر بالای نمودار هیستوگرام جانبی را انتخاب کنند. با این حال، این رویکرد زمان موقتی شکل‌گیری که برای مدل ایده اصلی آن جالب و مورد نیاز است را نادیده می‌گیرد. دیگران کارهایی را پیشنهاد کرده‌اند که مدل پس زمینه ارائه شده را ارتقاء می بخشند. تصویر پس زمینه به صورت مستمر در حال به روزرسانی متوسط (لو و ولستین، ۲۰۰۰) و یا میانه (کوچیارا[1]، ۲۰۰۳) n قاب قبلی می‌باشد.

در تاشک و همکاران[2] (۲۰۱۲) سیستم‌های کنترل ترافیک اتوماتیکی ارائه داده‌اند که مبتنی بر معماری نرم افزار است. در معماری ارائه شده، ورق ماشین خودکار به رسمیت شناخته شده و درایور آن بر اساس اثر انگشت بیومتریک که با یکدیگر ترکیب شده‌اند، تایید می‌شود که کاراکترهای فارسی را برای تشخیص پلاک شناسایی می‌کند. کاراکترهای فارسی توسط یک همبستگی نرمال بسیار ساده به رسمیت شناخته می‌شود که بسیار شبیه به معیار فاصله اقلیدسی است. برای بهبود عملکرد این پلت فرم، برخی از پردازش‌های تصویر دیجیتال به صورت خاص و ابتکاری انجام می‌شود که حتی در شرایط کم نور هم قادر به ارائه و تشخیص پلاک اتومبیل‌ها و کاراکترهای مرتبط با آن است. سیستم تشخیص اثر انگشت نیز به سیستم کنترل ترافیک پیشنهادی افزوده شد تا از اقتدار راننده خودرو با حفظ حریم خصوصی و محدودیت‌های امنیتی اطمینان حاصل شود. در (تاشک، ۲۰۱۲)، نویسندگان یک الگوریتم مجارستان پویا ارائه داده‌اند که برای بهینه‌سازی حل مسئله انتساب در شرایط، با تغییر هزینه‌های لبه و یا وزن قابل اعمال است. این مشکل مربوط به زمینه‌هایی مانند دامنه‌ای حمل و نقلی است که در آن مسدودشدن‌های غیر منتظره یک جاده به صورت هزینه‌های حمل و نقل تغییریافته، تعبیر می‌شود. هنگامی که چنین تغییرهای هزینه‌ای پس از انتساب‌های اولیه رخ می‌دهد، مشکل جدید را مانند مشکل اصلی می‌توان با استفاده از الگوریتم شناخته شده مجارستان حل نمود. با این حال، نسخه پویای الگوریتم که ما ارائه می‌دهیم، مشکل جدید را با بازسازی راه حل به دست آمده قبل از تغییرهای هزینه اولیه، به گونه‌ای

1. Cucchiara
2. Tashk, et al.

کارآمدتر حل می‌نماید.

۱-۲. الگوریتم تخصیص Munkres

C را یک ماتریس m × n به نمایندگی از هزینه‌های هر یک از nکارگری که مشغول به کار m می باشند، فرض می‌کنیم. مشکل انتساب، واگذاری یک شغل به کارگران به نحوی است که هزینه‌های کل را به حداقل برساند. از آن‌جا که هر کارگر تنها یک کار می‌تواند انجام دهد و هر کار را می‌توان تنها به یک کارگر اختصاص داد، این اختصاص‌ها مجموعه‌ای مستقل از C را تشکیل می‌دهند.

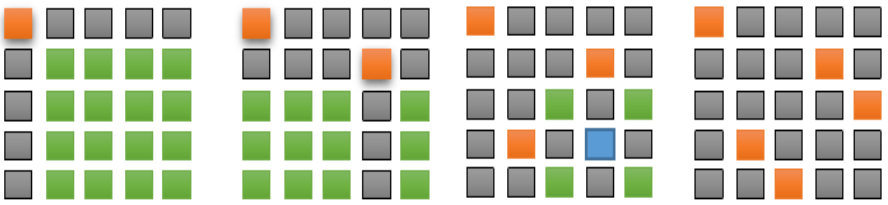
$$C(i,j) = \begin{matrix} \\ a \\ b \\ c \\ d \end{matrix} \begin{matrix} [p(q)(r)s] \\ \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 4 & 6 & 8 \\ 3 & 6 & 9 & 12 \\ 4 & 8 & 12 & 16 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

یک ماتریس انتساب دلخواه در بالا نشان داده شده است که در آنکارگرa به شغل qو کارگر b به شغل s و ... اختصاص داده می‌شود. کل هزینه این انتساب ۲۳ است. یک الگوریتم brute-force برای حل مشکل انتساب شامل تولید تمام مجموعه‌های مستقل از ماتریس C، در محاسبه کل هزینه‌های هر شغل و جستجوی تمام انتساب‌ها برای یافتن یک مجموعه مستقل با حداقل مجموع کل، استفاده می‌شود. پیچیدگی این روش ناشی از تعداد کارهای مستقلی است که ممکن است در یک ماتریس n × n وجود داشته باشد. N عدد انتخاب برای اولین واگذاری، N-1 انتخاب برای واگذاری دوم و به همین ترتیب، تا N! مجموعه واگذاری امکان‌پذیر است؛ بنابراین این رویکرد، حداقل دارای پیچیدگی زمان اجرا نمایی است.

الگوریتم ٦ مرحله‌ای زیر فرم اصلاح شده از الگوریتم اصلی انتساب Munkres است. این الگوریتم به توصیف دستکاری دستی یک ماتریس دو بعدی با صفرهای ستاره‌دار شده و دارای اولویت و با پوشاندن و نپوشاندن سطرها و ستون‌ها می‌پردازد.

مرحله ۰:

یک ماتریس m × n به نام ماتریس هزینه که در آن هر عنصر نشان دهندهٔ هزینه اختصاص یکی از شغل‌های به کارگر N ایجاد می‌کنیم. چرخش ماتریس به شکل تعداد ستون‌ها به تعداد ردیف‌ها است(K = MIN (N, M .



شکل ۱: الگوریتم مجارستانی

مرحله ۱: برای هر سطر از ماتریس کوچک‌ترین عنصر رایافته و آن را از هر عنصر در همان ردیف تفریق می‌کنیم. برو به مرحله ۲.

مرحله ۲: یک صفر (Z) در ماتریس حاصل بیابید. اگر صفر ستاره‌داری در همان ردیف یا ستون وجود ندارد، Z را ستاره‌دار کنید. این کار را برای هر عنصر در ماتریس تکرار کنید. برو به گام ۳.

مرحله ۳: هر ستون حاوی یک صفر ستاره‌دار را تحت پوشش درآورید. اگر ستون K تحت پوشش در آمد، صفر ستاره‌دار یک مجموعه کامل از وظایف منحصر به فرد را توصیف می‌کند. در این مورد برو به DONE، در غیر این صورت، به مرحله ٤.

مرحله ٤: صفر تحت پوشش را بیابید و آن را اولویت ببخشید. اگر هیچ کدام از ردیف‌های حاوی صفر ستاره‌دار حاوی صفر اولویت‌دار شده‌ای نباشد، برو به مرحله ٥. در غیراین‌صورت این ردیف را پوشش داده و ستون حاوی صفر ستاره‌دار را کشف کنید. این روش را تا زمانی ادامه دهید که هیچ صفر کشف نشده‌ای باقی نماند. کوچک‌ترین مقدار کشف را ذخیره کنید و به مرحله ٦ بروید.

مرحله ٥: یک سری متناوب از اولویت‌ها و صفرهای ستاره‌دار را به شرح زیر ایجاد کنید.Z0 نشان دهندهٔ اولین صفرهای اولویت‌دار یافت شده در مرحله ٤ است.Z1 نشان دهندهٔ صفر ستاره‌دار در ستون Z0 (در صورت وجود) است. Z2 نشان دهندهٔ

اولین صفر در ردیف Z1 است (همیشه یکی خواهد بود). این کار را تا وقتی ادامه دهید که این سری با یک صفر اولویت یافته خاتمه یابد که در آن همهٔ صفرهای اولویت یافته را ستاره‌دار کنید، همهٔ اولویت‌دارها را پاک کنید و هر خط را در این ماتریس از پوشش در آورید. به مرحله ۳ بازگردید.

مرحله ٦: مقداری برای هر عنصر از هر سطر تحت پوشش یافته در مرحله ٤ اضافه کنید و آن را از هر عنصر و هر ستون کشف شده تفریق کنید. بدون تغییر هیچ صفر ستاره‌دار، اعداد اول و یا خطوط پوشیده شدهبه مرحله ٤ بازگردید.

جفت انتساب، توسط مواضع صفر ستاره‌دار در ماتریس هزینه نشان داده شده است. اگر C (I, J) یک صفر ستاره‌دار شده است، پس عنصر مرتبط با سطر iرا به عنصر مرتبط به ستون j اختصاص دهید. برخی از این توصیف‌ها مستلزم تفسیر دقیقی هستند. در مرحله ٤، به عنوان مثال، شرایط امکان‌پذیر آن است که هیچ صفر تحت پوششی دارای اولویت نشود و اگر هیچ صفر ستاره‌داری در ردیف آن وجود نداشته باشد به مرحله ۵ بروید. راه ممکن دیگری که از مرحله ٤ می‌گذرد آن است که اصلا هیچ صفر ستاره‌داری وجود ندارد که در این صورت برنامه به مرحله ٦ می‌رود.

۱-۳. تعریف الگوریتم مجارستانی

روش مجارستانی یک الگوریتم، بهینه‌سازی ترکیبی است که مشکل انتساب در زمان چند جمله‌ای را حل می‌کند و روش‌های اولیه دوگانه را پیش‌بینی می‌کند. این روش در سال ۱۹۵۵ توسط هارولد و کوهن توسعه داده شد که به نام «روش مجارستانی» معروف می‌باشد. دلیل این شهرت تا حد زیادی بستگی به کارهای قبلی دو ریاضیدان مجارستانی (هارولد و کوهن[1]، ۱۹۵۵ و ۱۹۵٦) داشت.

جیمز مانکرز الگوریتم را در سال ۱۹۵۷ بررسی و مشاهده کرد که آن (به شدت) چند جمله‌ای است. پیچیدگی زمانی الگوریتم اصلی برابر با O(n4) بود، اما تامیزاوا به صورت مستقل و ادموندز و کارپ متوجه شدند که این الگوریتم را می توان برای

1. Harold and Kuhn

رسیدن به$O(n3)$ اصلاح کرد که باعث بازگشت زمان اجرا می شود. فورد و فالکرسون روش را توسعه دادند تا مشکل‌هایکلی حمل و نقل را در برگیرد.

الگوریتم مجارستان مشکل انتساب در زمان $O(n3)$ را حل می‌کند که در آن n اندازهٔ یک پارتیشن از گراف دو بخشی است. این الگوریتم و دیگر الگوریتم‌های موجود برای حل مشکل انتساب فرض وجود پیشینی یک ماتریس وزن لبه، wi,j و یا هزینه‌های Ci,j را بررسی می‌کند و این مشکل با توجه به این مقدارها حل می‌شود. در بسیاری از حوزه‌ها با این حال، همه چیز پویا است و (با توجه به راه حل بهینه برای یک مشکل انتساب) مشکل ممکن به خودی خود در حین اجرای محاسبه و یا قبل از آن تغییر کند: وزن لبه ممکن است تغییر کند، گره‌های جدید ممکن است به نمودار اضافه شوند و یا گره‌ها ممکن است حذف شوند. به عنوان مثال، در مشکلی که در آن گره‌های یک نمودار نمایندهٔ کارگران و اشتغال به کار این کارگران است و لبهٔآن نشان دهندهٔ هزینه‌های حمل و نقل بین مکان‌های کارگر و محل کار است.

در این حوزه جاده‌ای فرضی ممکن است به شکل غیر منتظره بسته باشدیا به طور قابل توجهی هزینه‌های برخی از مشاغل از سوی برخی از کارگران افزایش یابد. در حالی که راه حل بهینه برای مشکل جدید را می تواناز ابتدا با استفاده از الگوریتم مجارستان به دست آورد، یک سربار محاسبه‌ای قابل توجهی ایجاد خواهد شدکه این تغییرها به ویژه در مسائل بزرگ، اغلب به وزن لبه منتهی خواهند شد. در این مقاله یک مدل پویا از الگوریتم مجارستان ارائه شده است که با توجه به یک راه حل بهینهٔ اولیه برای یک مشکل انتساب به تعمیرهای کارآمد انتساب زمانی می‌پردازد که برخی از وزن لبه‌ها را تغییر می‌دهد. با تعمیم الگوریتم تخصیص افزایشی (ترُسلو و اُلوک[1]، ۲۰۰۷)، الگوریتم جدید شاید درست و مطلوب عمل کند دارای پیچیدگی محاسبه‌ای $O(kn2)$ است که در آن k از تعدادی از تغییرهای هزینه به دست می‌آید. همان گونه که در بخش نتایج نشان داده شده است، الگوریتم ارائه شده می‌تواند ترتیب اصلاح شده مشکل را با استفاده از الگوریتم مجارستانی اصل حل کند.

1. Toroslu and Oluk

الگوریتم مجارستانی اجازه می‌دهد تا یک «حداقل تطبیق» یافت شود. این را می‌توان در مواردی استفاده کرد که نقل قول‌های متعددی برای یک گروه از فعالیت‌ها وجود داشته باشد و هر فعالیت باید توسط یک فرد متفاوت انجام شود تا حداقل هزینه برای تکمیل تمام فعالیت‌ها یافت شود.

۱-٤. نحوه استفاده از الگوریتم مجارستانی

گام ۱: اطلاعات را در یک ماتریس مرتب کرده و «حالت‌ها»را در سمت چپ و «مسئولیت‌ها»را دربالا و «هزینه»را برای هر دو در وسط قرار دهید. فرمول ماتریس هزینه معادل است با:

ماتریس هزینه→{Cij}NxN

که طبق فرمول فوق Cij معادل هزینه حالت iام برای مسئولیت jام است. فرمول ماتریس تصمیم‌گیری باینری نیز معادل است با:

{xij}NxN (۱)

که طبق فرمول فوق xijمعادل آن است که اگر و تنها اگر حالت iام به مسئولیت jام تخصیص داده شود.این ماتریس دارای ویژگی‌های زیر می‌باشد:

$$\sum_{j=1}^{N} x_{ij} = 1, \qquad \forall i \in \overline{1, N} \tag{۲}$$

که معادل اختصاص یک حالت به یک مسئولیت می‌باشد. هم‌چنین ماتریس باینری فوق دارای ویژگی زیر نیز می‌باشد:

$$\sum_{i=1}^{N} x_{ij} = 1, \qquad \forall j \in \overline{1, N} \tag{۳}$$

که معادل اختصاص یک مسئولیت به یک حالت می‌باشد. حال هدف اصلی آن است تا ماتریس هزینه کل به قرار زیر حداقل گردد:

$$\min \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} c_{ij} x_{ij} \rightarrow \tag{٤}$$

گام ۲: اطمینان حاصل کنید که ماتریس با افزودن ساختگی سطر / ستون در

صورت لزوم مربع می‌شود. هم‌چنان کـه مرسـوم اسـت هـر عنصـر در ردیـف / سـتون ساختگی دارای بیش‌ترین تعداد در ماتریس است.

مرحله ۱: ردیف را با کم کردن حداقل مقدار از هر ردیف از آن کاهش دهید.

گام ۳: اگر ستونی بدون صفر وجود دارد، ستون را با کم کردن حداقل مقـدار هـر ستون از آن ستون کاهش دهید.

مرحله ۲: عناصـر صـفر را بـا حـداقل تعـداد خطـوط ممکـن تحـت پوشـش در آورید. (اگر تعداد خطوط با تعداد ردیف برابر است، به مرحله ۱۰ بروید).

مرحله ۳: حداقل عنصر کشف را برای هر عنصر پوشـیده شـده بیابیـد. اگـر یـک عنصر دو بار تحت پوشش درآید، حداقل عنصر را دو بار به آن بیافزایید.

مرحله ٤: حداقل عنصر را از هر عنصر ماتریس تفریق کنید.

گام ٤: عناصر صفر را دوباره پوشش دهید. اگر تعداد خطوط پوشش عناصر برابـر با صفر با تعداد ردیف برابر نیست، به مرحله ۷ بازگردید.

گام ۵: یک تطابق با انتخاب مجموعه‌ای از صفرها انتخاب کنید تـا هـر ردیـف یـا ستون تنها دارای یک انتخاب باشد.

مرحله ۵: ماتریس اصلی را بی‌توجه به ردیف سـاختگی، تطبیـق دهیـد. ایـن کـار نشان می‌دهد که باید آن فعالیت را انجام دهید و هزینه را به کل حداقل هزینه بیافزایید.

در کل میزان پیچیدگی محاسبه‌ای روش حاضر برای الگوریتم مجارستانی برابر بـا $O(N^4)$ است.

بقیه این مقاله به شرح زیر است. در بخش بعدی روند کلی روش‌هـای پیشـنهادی به صورت دقیق توضیح داده می‌شـود. در بخـش ۳، گـزارش نتـایج تجربـی و ارزیـابی مقایسه‌های انجام شـده ارائـه شـده اسـت. در نهایـت بخـش ٤ ایـن مقالـه نیـز شـامل نتیجه‌گیری می باشد.

۲. الگوریتم روش پیشنهاد شده

پس از دریافت تصاویر از طریق دوربین‌های نظـارت تصـویری در مرحلـهٔ اول از

GMM برای هر فریم استفاده می‌کنیم تا به یک تصویر دقیق پس زمینه دست یابیم. این فرایند تا زمانی ادامه می‌یابد که ما تصاویر دقیق پس زمینه را به صورت تکرار شده به دست آوریم. این مرحله را به نام مرحلهٔ آموزش می‌شناسیم. در مرحلهٔ دوم تصاویر دریافتی در زمانی طولانی به همراه تصاویر آموزش دیده شد برای استخراج وسایل نقلیه (اجسام در حال حرکت) مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. همان گونه که در بالا اشاره گردید؛ اگر تصاویر پس زمینهٔ آموزش دیدهٔ دقیق‌تری داشته باشیم، می‌توانیم وسایل نقلیهٔ دقیق‌تری را استخراج نمایم.

در مرحلهٔ سوم عملیات مورفولوژیکی برای ماسک پیش زمینه به دست آمده اعمال می‌شود تا نویزها از بین بروند. در نهایت، تجزیه و تحلیل لکه‌های گروه‌های پیکسل به یکدیگر وصل شده، تا بتواند حرکت اجسام را تشخیص دهد. برای تشخیص اشیاء در حال حرکت از یک الگوریتم تفریق پس زمینه بر اساس مدل مخلوط گوسی استفاده می‌کنیم. ارتباط تشخیص‌ها با همان جسم است تنها مبتنی بر حرکت است؛ حرکت هر مسیرتوسط یک فیلتر کالمن برآورد شده است. این فیلتر برای پیش بینی محل مسیر در هر فریم و تعیین احتمال تشخیص هر مسیر اختصاص داده شده، استفاده می‌شود. تعمیر و نگهداری مسیر از جنبه‌های مهم استراتژی تشخیص حرکت پیشنهادی است. در هر قاب داده‌ها، برخی از تشخیص‌ها ممکن است به مسیرها اختصاص داده شود؛ در حالی که تشخیص‌ها و مسیرهای اختصاص داده نشدهٔ دیگری نیز هم‌چنان باقی می‌ماند. مسیرهای اختصاص داده شده با استفاده از تشخیص مربوطه به روز شد و مسیرهای اختصاص داده نشده نامرئی می باشند. تشخیص اختصاص داده نشده یک مسیر جدید را آغاز می‌کند.

هر مسیر حاوی تعدادی از فریم‌های متوالی است که در آن هم‌چنان اختصاص داده نشده باقی می‌ماند، اگر تعداد از یک حد آستانه خاص فراتر رودایـن روش فرض می‌کند که جسم ازمیدان دید خارج شده و آن مسیر را حذف می‌کند.

شروع:

الف) موضوع‌های سیستم مورد استفاده برای خواندن ویدئو، تشخیص

موضوع‌های در حال حرکت و نمایش نتایج را ایجاد کنید.

ب) اجسام در حال حرکت را شناسایی کنید و آن‌ها را در سراسر فریم‌های ویدئویی پیگیری کنید.

ج) موضوع‌های سیستم مورد استفاده برای خواندن فریم‌های ویدئویی، تشخیص موضوع‌های پیش زمینه و نمایش نتایج را ایجاد کنید.

د) مقداردهی اولیه ویدئوی O/I: موضوع‌هایی برای خواندن یک ویدیو از یک فایل، رسم موضوع‌های ردیابی در هر فریم و بازی‌های ویدئویی ایجاد کنید.

ه) موضوع‌های سیستمی برای تشخیص پیش زمینه و تجزیه و تحلیل لکه ایجاد کنید: آشکارساز پیش زمینه را برای بخش اجسام در حال حرکت پس زمینه استفاده کنید. این خروجی یک ماسک باینری است که در آن ارزش پیکسل ۱ مربوط به پیش زمینه و مقدار ۰ مربوط به پس زمینه است.

ج) گروه متصل پیکسل پیش زمینه به احتمال زیاد مربوط به حرکت اجسام است. لکه های اشیاء سیستم برای پیدا کردن چنین گروهی تجزیه و تحلیل شده است (به نام «حباب» یا «اجزای متصل») و ویژگی‌های آن مانند منطقه، مرکز و جعبه گره محاسبه شده است.

د) مقداردهی اولیه مسیرها: مقداردهی اولیه تابع مسیر نشان داده از مسیر انجام می‌پذیرد که در آن هر یک از مسیرهای یک ساختار به نمایندگی از یک جسم در حال حرکت در این ویدئو ایجاد می‌شود. هدف از این ساختار، حفظ حالت یک شی می‌باشد. حالت شامل اطلاعات مورد استفاده برای تشخیص برای پیگیری انتساب، ختم مسیر و صفحه نمایش است.ساختار شامل زمینه‌های زیر است:

| ID|: شناسه عدد صحیح مسیر

| BBOX |: کادر فعلی شی؛ مورد استفاده برای صفحه نمایش

| فیلتر کالمن |: یک شی فیلتر کالمن مورد استفاده برای ردیابی مبتنی بر حرکت

| سن |: تعداد فریم تشخیص داده شده مسیر اول

| تعداد کل قابل مشاهده |: تعداد کل فریم که در آن مسیر تشخیص داده شد (قابل

مشاهده)

| تعداد متوالی نامرئی |: تعداد فریم متوالی که در مسیر تشخیص داده نشده است (نامرئی).

تشخیص‌های پر سر و صدا، تمایل به مسیرهای کوتاه مدت است. به همین دلیل مثال تنها یک شی را بعد از آن نشان می‌دهد که برخی از فریم‌ها به‌دست آید. این اتفاق زمانی رخ می‌دهد که | تعداد کل قابل مشاهده | از یک آستانه مشخص شده فراتر رود. زمانی که هیچ تشخیصی با مسیر چند فریم متوالی مرتبط نباشد، مثال فرض می‌کند که اشیاء در میدان دید باقی مانده و مسیر را ترک می‌کند. این زمانی اتفاق می‌افتد که | تعداد متوالی‌های نامرئی | فراتر از یک آستانه مشخص می‌باشد. یک مسیر را نیز در صورتی مانند سر و صدا حذف می‌کنند که برای یک زمان کوتاه مدت دنبال شود و برای بسیاری از فریم‌های نامرئی مشخص شود.

H) تشخیص اشیاء: تابع تشخیص شی، خطوط و کادرهای محیطی اشیاء شناسایی شده را در برمی‌گیرد. هم‌چنین ماسک باینری را برمی‌گرداند که دارای همان اندازه از قاب ورودی می‌باشد. پیکسل‌های دارای مقدار ۱ مربوط به پس زمینه با پیکسل دارای مقدار۰ مربوط به پیش زمینه مطابقت دارد.

تابع تقسیم بندی حرکت را با استفاده از آشکارساز پیش زمینه انجام می‌دهد. پس از آن، عملیات مورفولوژیکی در نتیجه ماسک باینری انجام می‌دهد که منجر به حذف پیکسل پر سر و صدا و پر کردن سوراخ در حباب باقی مانده می‌شود.

I) پیش‌بینی مکان‌های جدید مسیرهای موجود: با استفاده از فیلتر کالمن برای پیش بینی مرکز هر مسیر در قاب فعلی و به روز رسانی جعبه محدودکننده به این روال انجام می‌گردد:

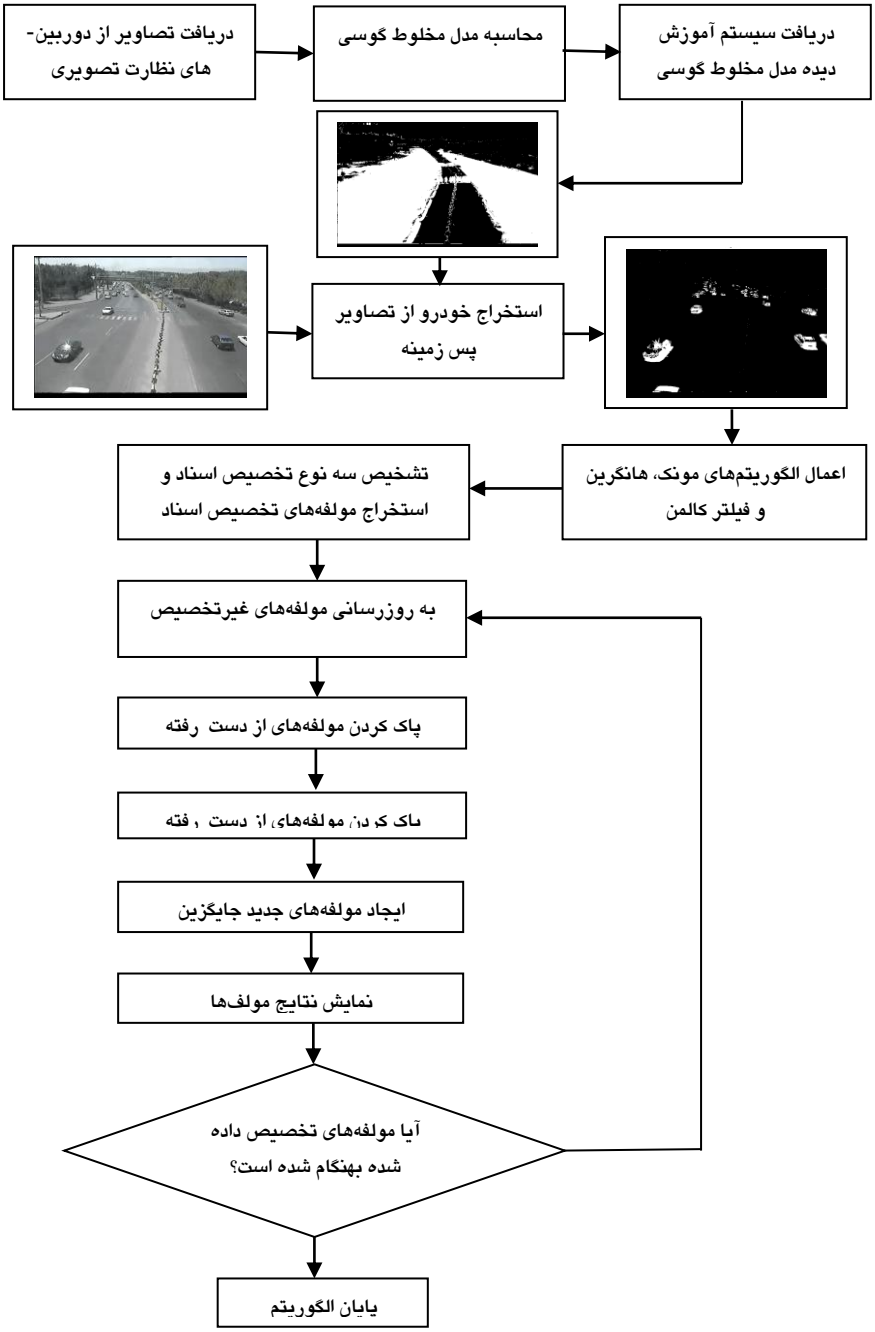
- پیش بینی مکان فعلی مسیر
- تغییر کادر محدودکننده به شکلی که مرکز آن در محل پیش بینی قرار گیرد.

ج) تعیین بدافزارهای تشخیص داده شده برایمسیر: تعیین تشخیص شی در فریم فعلی نسبت به مسیرهای موجود برایبه حداقل رساندن هزینه انجام می‌شود. هزینه به

صورت لگاریتم منفی برای درست‌نمایی تشخیص مربوط به یک مسیر تعریف شده است. الگوریتم شامل دو مرحله است:

مرحله ۱: محاسبهٔ هزینه انجام تشخیص هر مسیر با استفاده از | فاصله | روش | چشم اندازفیلتر کالمن | شی سیستم. این هزینه فاصله اقلیدسی بین مرکز پیش بینی مسیر و مرکز ثقل تشخیص را در نظر می‌گیرد و هم‌چنین شامل اطمینان از پیش بینی می‌شود که توسط فیلتر کالمن صورت می‌پذیرد. نتایج به دست آمده در ماتریس M×N نشان داده می‌شود که در آن، M نشان دهندهٔ تعدادی از مسیرهای ذخیره شده و N تعداد تشخیص است.

مرحله ۲: حل مشکل انتساب ارائه شده توسط ماتریس هزینه با استفاده از | اختصاص بدافزارهای تشخیص داده شده به مسیر | تابع انجام می‌پذیرد. تابع ماتریس هزینه و هزینه انجام هر تشخیص بر اساس یک مسیر انجام می‌پذیرد. مقدار برای هزینه انجام تشخیص یک مسیر بستگی به طیف وسیعی از مقادیر برگردانده شده توسط | فاصله | روش | چشم انداز فیلتر کالمن دارد. این مقدار باید به شکل تجربی تنظیم شود. شکل شماره ۲ روش ارائه شده را نشان می‌دهد.



شکل ۲: فلوچارت الگوریتم پیشنهادی برای سامانه آشکارسازی اجسام متحرک به منظور تشخیص خودروهای متخلف

تنظیم آن به صورت بسیار کم، احتمال ایجاد یک مسیر جدید را افزایش می‌دهد، تنظیم آن به صورت بیش از حد بالا نیز می‌تواند منجر به یک مسیر واحد مربوط به یک سری از اشیاء در حال حرکت مجزا شود.

تابع | اختصاص پیکسل‌های تشخیص داده شده به مسیر | از نسخه Munkres الگوریتم مجارستانی برای محاسبه انتسابی استفاده می‌کند که کل هزینه را به حداقل می‌رساند. لازم به ذکر است که پیچیدگی محاسبه‌ای را از $O(N^4)$ به $O(N^3)$ کاهش می‌دهد. این ماتریس2×M حاوی شاخص مربوطه مسیرهای اختصاص داده شده است و تشخیص‌ها را در دو ستون برمی‌گرداند. هم‌چنین شاخص مسیرها و تشخیص‌هایی که اختصاص داده نشده باقی مانده است را برمی‌گرداند.

(K) به روزرسانی مسیرهای واگذاری: | به روزرسانی مسیرهای واگذار شده | تابع به روز رسانی هر مسیر اختصاص داده شده به تشخیص مربوطه. آن نیازمند روش | درست | چشم انداز می‌باشد. فیلتر کالمن | برای اصلاح برآورد محل استفاده می شود. بعد آن جعبه محدودکننده جدید را محاسبه کرده و افزایش سن مسیر و تعداد کل قابل مشاهده‌ها را تا ۱ افزایش می‌دهد. در نهایت تابع تعداد نامرئی را به ۰ بازمی‌گرداند.

L) به روز رسانی مسیر اختصاص داده نشده: هر مسیراختصاص داده نشده را به عنوان مسیر نامرئی علامت بزنید و سن آن را تا ۱ افزایش دهید.

M) به روز رسانی مسیر اختصاص داده نشده: علامت‌گذاری هر مسیر اختصاص داده نشده به عنوان نامرئی و افزایش سن آن تا ۱.

N) ایجاد مسیرهای جدید: ایجاد مسیرهای جدید بر اساس تشخیص‌های اختصاص داده نشده. فرض کنیم که هر تشخیص اختصاص داده نشده شروع یک مسیر جدید است. در عمل شما می‌توانید نشانه‌های دیگری برای از بین بردن موارد شناسایی پر سر و صدا از قبیل اندازه، محل و یا ظاهر استفاده کنید.

O) نمایش نتایج پیگیری‌ها: تابع | نتایج ردیابی ها | کادر محدودکننده و برچسب ID برای هر مسیر بر روی فریم‌های ویدیویی و ماسک پیش زمینه الصاق کنید. سپس

قاب و ماسک را در دستگاه‌های پخش فیلم‌های مربوطه خود نشان دهید.

– توجه داشته باشید که: تشخیص‌های سروصدا تمایل به نتیجه‌های مسیرهای کوتاه مدت دارند. فقط مسیرهایی را نشان دهید که مدت زمانی بیش از حداقل یک تعداد فریم قابل مشاهده بوده است.

– نمایش اشیاء. اگر یک شی در این قاب قابل شناسایی نیست، کادر محدودکننده آن را پیش بینی کنید.

۳. نتایج تجربی

با استفاده از نرم افزار MATLAB، ما فیلم‌های ترافیک به دست آمده از دوربین‌های نظارت تصویری را تجزیه و تحلیل می‌کنیم. شکل شماره۳ نشان می‌دهد که چگونه تشخیص خودکار و ردیابی مبتنی بر اجسام در حال حرکت در یک ویدیو از یک دوربین ترافیک ثابت برای تشخیص نقض قوانین انجام می‌پذیرد.

(ب) (الف)

(د) (ج)

(ه) (و)

(ز) (ح)

شکل ۳: تشخیص و ردیابی مسیر کامل برای شناسایی نقض قانون ترافیک توسط یک راننده موتور سیکلت رانندگی در حین رانندگی در لاین و جهت اشتباه یک بزرگ‌راه: (الف)، (ج)، (ه) و (ز) فریم‌های ویدئویی نشان دهندهٔ نقض واقعی راننده موتور سیکلت که توسط روش ارائه شده تشخیص داده شده است و (ب)، (د)، (و) و (ح) ماسک باینری تصاویر واقعی

همان گونه که در شکل شماره ۳ نشان داده شده است، تشخیص رانندگی، راننده موتور سیکلت در طرف و جهت اشتباه یک بزرگ‌راه با استفاده از روش پیشنهادی ماممکن است. با توجه به روش ارائه شده، شکل شماره ٤ نشان می‌دهد که ما قادر به تشخیص نقض قانون ترافیک هستیم.

(ب) (الف)

شکل ٤. تصویر کامل از یک راننده موتور سیکلت مجرم در حین نقض قانون ترافیک با استفاده از پردازش خودکار ویدئو ترافیک: (الف) شناسایی راننده مجرم موتور سیکلت در زندگی واقعی و فایل های ویدئویی و (ب) نقشه‌برداری باینری شده مسیر راننده موتور سیکلت در حین مشاهده ترافیک نقض قانون

٤. نتیجه‌گیری

روش ردیابی این روش تنها در حین حرکت و با این فرض اجرا می‌شود که همه اشیاء در یک خط مستقیم و با سرعت ثابت در حال حرکت هستند. زمانی که جسم در حال حرکت به شکل قابل توجهی از این مدل منحرف می‌شود، این روش دچار اشتباه‌هایی در ردیابی می‌شود. چنین اشتباه‌هایی زمانی قابل توجه هستند که اجسام در حال حرکت با هر یک از دیگر اجسام متوقف می‌شوند. احتمال خطا ردیابی را می‌توان با استفاده از مدل حرکت‌های پیچیده‌تری مانند شتاب ثابت و یا با استفاده از فیلتر کالمن برای هر شی کاهش داد. هم‌چنین نشانه‌های دیگر برای تشخیص‌های مرتبط در طول زمان از قبیل اندازه، شکل و رنگ را نیز می‌توان در آن گنجاند. در روش ارائه شده هر نوع از نقض قانون ترافیک را می‌توان شناسایی کرد، به عنوان مثال حتی تغییرهای بین خطوط را نیز می‌توان با استفاده از روش ارائه شده تعیین کرد.

منابع

1. Alavianmehr, M. A. and Tashk, A. (2015). A. Sodagaran. Video Foreground Detection Based on Adaptive Mixture Gaussian Model

for Video Surveillance Systems. *4th International Conference on Traffic and Transportation Engineering (ICTTE 2015)*, Madrid, Spain.

2. Bouwmans, T., El-Baf, F. and Vachon, B. (2010). Statistical background modeling for foreground detection: A survey, in: Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, *World Scientific Publishing*, 4(2), 181-199.
3. Carranza, J., Theobalt, C. Magnor, M. and Seidel, H. (2003). Freeviewpoint video of human actors, *ACM Trans. Graph.* 22(3), 569-577.
4. Cheung, S. and Kamath, C. (2005). Robust background subtraction with foreground validation for urban traffic video, EURASIP J. Appl. Signal Process
5. Cucchiara, R., Grana, C., Piccardi, M. and Prati, A. (2003). Detecting moving objects, ghosts and shadows in video streams, IEEETrans. *Pattern Anal. Mach. Intell.* 25 (10), 1337-1342.
6. El Baf, F. and Bouwmans, T. (2007). Comparison of background subtraction methods for a multimedia learning space, in: *International Conference on Signal Processing and Multimedia*, SIGMAP, July.
7. Elgammal, A., Duraiswami, R., Harwood, D. and Davis, L. (2002). Background and foreground model in using nonparametric kernel density for visual surveillance, *Proc. IEEE90, 7*, 1151-1163.
8. Elhabian, S. El-Sayed, K. and Ahmed, S. (2008). Moving object detection in spatial domain using background removal techniques - state-of-art, *Recent Patents Comput. Sci*. 1 (1), 32-54.
9. Harold W. Kuhn. (1955). The Hungarian Method for the assignment problem, *Naval Research Logistics Quarterly*, Kuhn's original publication, *2*, 83-97.
10. Harold W. Kuhn. (1956). Variants of the Hungarian method for assignment problems, *Naval Research Logistics Quarterly*, *3*, 253-258.
11. Kim, K., Chalidabhongse, T. H., Harwood, D. Davis, L. S. (2005). Real-time foregroundbackground segmentation using codebook model, *Real- Time Imaging*, 11(3), 172-185.
12. Lo, B. P. L. and Velastin, S. A. (2000). Automatic congestion detection system for underground platforms, in: *Proceedings of the International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing*, Hong Kong, China, 158-161.
13. Mandellos, N. A., Keramitsoglou, I. and Kiranoudis, C. T. (2011). A

background subtraction algorithm for detecting and tracking vehicle, *Expert Syst. App, l38*, 1619-1631.
14. Mandellos, N. A., Keramitsoglou, I. and Kiranoudis. C. T. (2011). A background subtraction algorithm for detecting and tracking vehicle, *Expert Syst. Appl*, 38, 1619-1631.
15. Tashk, A. (2012). Student Member, IEEE, and Mohammad Sadegh Helfroush. An Automatic Traffic Control System based on Simultaneous Persian License Plate Recognition and Driver Fingerprint Identification.*20th Telecommunications forum TELFOR*, Serbia, Belgrade, November 20-22.
16. Tian, Y. and Senior, A. and Lu, M. (2012). Robust and efficient foreground analysis in complex surveillance videos, *Mach. Vis. Appl.* 23 (5), 967–983.
17. Toroslu, I. H., and ¨UC¸ Oluk, G. (2007). Incremental assignment problem. *Information Sciences*, 177 (6), 1523-1529.

این منابع در متن آورده نشده

Cristani, M., Farenzena, M., Bloisi, D. and Murino, V. (2010). Background subtraction for automated multisensory surveillance: A comprehensive review, EURASIP *J. Adv. Signal Process*, 24.

G. Ayorkor Mills-Tettey, Anthony Stentz, M. Bernardine Dias. The Dynamic Hungarian Algorithm for the Assignment Problem with Changing Costs. Robotics Institute Carnegie Mellon University, Pittsburgh, Pennsylvania 15213, July 2007.

A. Senior, Y. Tian, M. Lu, Interactive motion analysis for video surveillance and long term scene monitoring, in: Asian Conference on Computer Vision, ACCV 2010, Workshops, 2010, pp. 164–174.

Wren, C., Azerbaijani, A., Darrell, T. (1997). A Pent land, P finder: real-time tracking of the human body, IEEE Trans. *Pattern Anal. Mach. Intell, 19*, 780-785.