Archive of SID

مقاله پژوهشی

آشکارسازی الگوهای ترافیکی در نظارت تصویری با استفاده از الگوریتم شار نوری و مدل موضوعی

امین مرادی، اسدالله شاه‌بهرامی و علیرضا آکوشیده

چکیده: نیاز روزافزون به نظارت، کنترل و مدیریت هوشمند باعث پیشرفت تحقیقات در حوزه سامانه‌های نظارت تصویری برای مثال در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند شده است. با توجه به مقدار زیاد داده‌های این سامانه‌ها، استخراج الگوها و برچسب‌گذاری خودکار آنها از چالش‌های پیش رو است. در این مقاله به منظور آشکارسازی و استخراج الگوهای ترافیکی در تقاطع‌ها از مدل موضوعی استفاده گردید به طوری که الگوهای بصری به کلمات بصری تبدیل می‌شوند. ابتدا ویدئوی ورودی به کلیپ‌ها تقسیم می‌شوند. سپس ویژگی‌های شار نوری کلیپ‌ها که مبتنی بر اطلاعات فراوان بردار حرکات محلی هستند، با استفاده از الگوریتم شار نوری محاسبه و به کلمات بصری تبدیل می‌شوند. بعد از آن، با یک مدل موضوعی غیر احتمالی به روش کدگذاری موضوعی تُنُک گروهی، الگوهای ترافیکی به سیستم طراحی‌شده آموزش داده می‌شود. این الگوها، نشان‌دهنده حرکت قابل مشاهده هستند که می‌تواند برای توصیف یک صحنه، با پاسخ به سؤال رفتاری مانند "یک وسیله نقلیه به کجا می‌رود؟" مورد استفاده قرار بگیرند. نتایج پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی بانک داده ویدئویی QMUL نشان داد که روش پیشنهادی می‌تواند الگوهای معنادار ترافیکی مانند گردش به چپ، گردش به راست و گذر از چهارراه را به درستی آشکار سازد و نمایش دهد.

کلیدواژه: **الگوهای ترافیکی، مدل موضوعی (TM)، شار نوری، کدگذاری موضوعی تُنُک گروهی (GSTC).**

۱- مقدمه

برای افزایش سطح امنیت و بهبود مدیریت مکان‌های عمومی، استفاده از دوربین‌های نظارتی یکی از روش‌های مرسوم است. این دوربین‌ها تقریباً در اکثر مکان‌های عمومی و همچنین در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند در حال استفاده هستند [۱]. در نظارت تصویری، این دوربین‌ها نقش تعیین‌کننده‌ای دارند، زیرا آنها می‌توانند تمامی اطلاعات و اتفاقات صحنه تحت نظارت را در اختیار تصمیم‌گیران قرار دهند. برای مثال در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند، با استفاده از این دوربین‌ها می‌توان تعداد ترددها و نوع خوردها، تخلف‌های خودروها، الگوهای ترافیکی موجود در تقاطع‌ها و چهارراه‌ها را تحت نظارت و کنترل قرار داد. از یک طرف استفاده از این دوربین‌های نظارت تصویری بسیار رایج شده و از طرف دیگر با گسترش استفاده از این دوربین‌ها، داده‌های بزرگی از چندرسانه‌ای به وجود آمدند که عملاً کار نظارت توسط انسان را غیر ممکن می‌کند و نیاز به یک سیستم خودکار جهت آشکارسازی و استخراج الگوها و نظارت هوشمند کاملاً محسوس است [۲].

از تحقیقات موجود در تجزیه و تحلیل صحنه‌های ترافیکی می‌توان به دو دسته اشاره کرد: الف) پژوهش‌هایی که مبتنی به مسیر[1] نام دارد. مسیرها در مدت طولانی مشاهده می‌شوند و این مشاهدات به صورت یک مجموعه داده آموزشی برای یادگیری ماشین استفاده می‌شوند [۳] و [۴]. البته در شرایط دشوار، به دلیل کمبود الگوریتم‌های ردیابی چندمنظوره قابل اعتماد و پایدار، چنین تحلیلی هنوز غیر قابل اعتماد است [۵]. علاوه بر این، سازگاری سریع با تغییرات ناگهانی در ترافیک اغلب باعث مشکلات تحلیل می‌شود [۶]. ب) تحقیقاتی که به طور مستقیم بر اساس بردار حرکتی سطح پایین است و از ردیابی اجتناب می‌کند. متداول‌ترین روش که حاوی اطلاعات فراوان حرکات محلی است، شار نوری[2] نام دارد [۷]. با استفاده از چنین ویژگی حرکتی سطح پایین، مدل‌های پیچیده‌تر مانند مدل‌های موضوعی (TM) توسعه یافتند [۸] که هدف آنها تجزیه و تحلیل صحنه‌های ترافیکی پیچیده است [۲] و [۹] تا [۱۳]. مدل‌های موضوعی احتمالی (PTMs)[3] مانند PLSA[4] [۱۴] آنالیز پنهان مفهومی احتمالی، تخصیص پنهان دیریکله LDA[5] [۱۵] و فرایند دیریکله سلسله‌مراتبی HDP[6] [۱۶]، در ابتدا برای به دست آوردن عناوین مخفی در یک مجموعه بزرگ از اسناد متنی طراحی شده بود و سپس توسط محققان برای تجزیه و تحلیل ویدئو مورد استفاده قرار گرفت. در [۱۷] مدل موضوعی (TM)[7] کاملاً تُنُک (FSTM)[8] پیشنهاد شده که یک نوع ساده LDA و PLSA است. تحقیق [۱۸]، یک مدل موضوع غیر احتمالی (NPTM)[9] به عنوان رمزگذاری موضوعی تُنُک (STC)[10] برای یادگیری نمایش‌های پنهان سلسله‌مراتبی مجموعه‌ای از داده‌های بزرگ است. در [۱۹] یک مدل جدید موضوعی غیر احتمالی برای یادگیری نمایش‌های تُنُک پنهان مجموعه‌های بزرگ از اسناد متنی، به نام کدگذاری موضوعی

1. Learning Behavior with Trajectories
2. Optical Flow
3. Probabilistic Topic Model
4. Probabilistic Latent Semantic Analysis
5. Latent Dirichlet Allocation
6. Hierarchical Dirichlet Process
7. Topic Model
8. Fully Sparse Topic Models
9. Non Probabilistic Topic Model
10. Sparse Topical Coding

این مقاله در تاریخ ۲۸ اردیبهشت ماه ۱۳۹۸ دریافت و در تاریخ ۴ اردیبهشت ماه ۱۳۹۹ بازنگری شد.

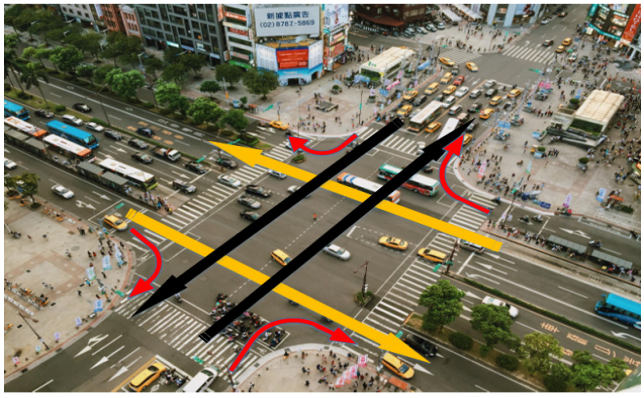
امین مرادی، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران، (email: amin.moradimlp@gmail.com).

اسدالله شاه‌بهرامی (نویسنده مسئول)، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران، (email: shahbahrami@guilan.ac.ir).

علیرضا آکوشیده، گروه برق و الکترونیک، دانشکده شهید چمران، دانشگاه فنی و حرفه‌ای استان گیلان، رشت، ایران، (email: akushide@tvu.ac.ir).

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱: یک صحنه ترافیک یک چهارراه با الگوهای ترافیکی عادی از قبیل گردش به چپ، گردش به راست و گذر از چهارراه.

تُنُک گروهی[1] (GSTC) پیشنهاد شده است. در [۲۰] تلاش شده که رفتارهای ناهنجار و غیر عادی مانند ایجاد وقفه در جریان عادی ترافیک به وسیله ماشین آتش‌نشانی آشکارسازی گردد. بدین منظور از کدگذاری موضوعی تُنُک گروهی بهبود داده شده و همچنین استخراج الگوهای حرکتی با استفاده از الگوریتم شار نوری تنک استفاده شده است. با در نظر گرفتن کارهای مشابه انجام‌شده، تفاوت کار ما با بقیه کارهای دیگر عبارت است از این که در این مقاله از شار نوری متراکم برای استخراج ویژگی‌های الگوهای حرکتی و از کدگذاری موضوعی گروهی تنک اصلی استفاده شده است. گرچه استفاده از شار نوری متراکم حجم محاسبات بیشتری نسبت به تنک دارد ولی الگوهای حرکتی بیشتری استخراج می‌گردد. با استفاده از الگوریتم‌های به کار برده شده، الگوهای حرکتی عادی ترافیکی بصری موجود در مجموعه داده، به کلمات توصیفی تبدیل شدند و نهایتاً هشت الگوی ترافیکی معنادار استخراج گردید که عبارتند از: ۱) گذر از چهارراه از ضلع شرقی به غربی، ۲) گذر از چهارراه از ضلع جنوبی به شمالی، ۳) گردش به راست از ضلع شرقی به شمالی، ۴) گردش به چپ از ضلع غربی به شمالی، ۵) گذر از چهارراه از ضلع غربی به شرقی، ۶) گردش به راست از ضلع جنوبی به شرقی، ۷) گذر از چهارراه از ضلع شمالی به جنوبی و ۸) گردش به راست از ضلع غربی به جنوبی.

آشکارسازی الگوهای ترافیکی مستقیماً منجر به یک مدل معنادار از صحنه می‌شود و کار تجزیه و تحلیل صحنه را تسهیل می‌کند. اگر چه تحقیق‌های متعددی در این حوزه صورت گرفته است، اما این موضوع همچنان به عنوان یک مسئله چالش برانگیز در سیستم‌های بینایی ماشین مطرح است. در این مقاله برای آشکارسازی خودکار الگوهای ترافیکی، از چارچوب کدگذاری موضوعی تُنُک گروهی (GSTC) استفاده شده است. ابتدا ویدئوی اخذشده از دوربین‌های نظارتی، به یک دنباله از کلیپ‌های بدون هم‌پوشان تقسیم می‌شوند. سپس ویژگی‌های شار نوری از هر جفت فریم‌های متوالی در کلیپ‌ها استخراج می‌شوند و به کلمات جریان بصری گسسته تبدیل می‌شوند. بعد از آن، هر کلیپ ویدئویی به عنوان یک سند و کلمات جریان بصری به عنوان کلمات درون سند تفسیر می‌شوند. به عبارت دیگر ویژگی‌های بصری به کلمات بصری تبدیل می‌گردند. نهایتاً روش GSTC برای کشف الگوهای پنهان که نشان‌دهنده توزیع حرکت مشترک در صحنه است، اعمال می‌شود. الگوریتم ارائه‌شده بر روی ویدئوهای واقعی پیاده‌سازی گردید و نتایج نشان می‌دهد که الگوهای ترافیکی معناداری از تقاطع‌ها مانند گردش به چپ، گردش به راست و گذر از چهارراه قابل استخراج هستند.

در ادامه در بخش ۲، پژوهش‌های مرتبط مرور می‌شوند. در بخش ۳، پیش‌زمینه تئوری تشخیص جریان و الگوهای ترافیکی ارائه می‌گردد. در بخش ۴، مجموعه دادگان ترافیکی، روش پیاده‌سازی را تشریح کرده و نتایج عملی به دست آمده مورد بحث قرار می‌گیرد. در بخش ۵ نتیجه‌گیری و تحقیقات پیشنهادی آینده مطرح می‌شود.

۲- پیش‌زمینه و کارهای مرتبط

۲-۱ آشکارسازی الگوهای ترافیکی

شکل ۱، مثالی از سناریوهای نظارت ترافیکی در یک چهارراه را که با استفاده از دوربین نظارتی از بالای تقاطع اخذ شده است نشان می‌دهد. سناریوهای ترافیکی همانند «عبور مستقیم» و «گردش به راست» که به طور مرتب ودوره‌ای اتفاق می‌افتند، الگوهای حرکتی ترافیک نامیده می‌شوند. بسیاری از این صحنه‌ها پیچیده هستند به طوری که فناوری‌ها و الگوریتم‌های تشخیص و شناسایی، ردیابی و دسته‌بندی شیء به شدت دچار افت می‌شوند. در این گونه موارد می‌توان از مدل‌های موضوعی، برای تشخیص و آشکارسازی الگوها به نحوی استفاده نمود که کلمات، اسناد و موضوعات را بتوان به برخی مفاهیم خاص در زمینه تشخیص الگوها نگاشت کرد.

۲-۲ کدگذاری موضوعی تُنُک گروهی

فرض کنید مجموعه‌ای از اسناد $D=\{w_1,\ldots,w_D\}$ شامل N کلمه از مجموعه واژگان V باشد. یک سند به سادگی به عنوان یک بردار $w=\{w_1,\ldots,w_{|I|}\}$، در سند ظاهر می‌شود که I مجموعه‌ای از شاخص‌های کلمات است. مدخل nام $(n\in I)$ در w_n، نشان‌دهنده تعداد وقوع کلمه مورد نظر در سند خاص است. پارامتر $\beta\in\mathbb{R}^{K\times N}$ را به عنوان یک دیکشنری با تعداد K پایگاه که هر پایگاه به عنوان مبنای موضوع (یک توزیع تک‌واحد[2] در V) فرض می‌شود، در نظر می‌گیریم.

برای سند dام (w_d)، روش GSTC آن را به یک فضای معنایی اختصاص داده شده توسط مجموعه‌ای از عناوین β که به صورت خودکار آموخته شده است، نگاشت می‌کند و به طور مستقیم کد کلمه غیر نرمال $s_{d,n}\in\mathbb{R}^K$ را برای هر کلمه خاص در سند w_d تعیین می‌کند. سپس نسبت مخلوط کل سند w می‌تواند از کد کلمه $s=\{s_1,\ldots,s_{|I|}\}$ و عناوین β مشتق شود. روش GSTC، مسئله بهینه‌سازی را مطابق (۱) حل می‌کند. قسمت اول (۱)، تفاضل غیر نرمال KL بین کلمه مشاهده‌شده $w_{d,n}$ و بازسازی آنها $s_{d,n}^T\beta_n$ است. قسمت دوم اجرای روش LASSO[3] با ایجاد یک مخلوط از نُرم ℓ_1/ℓ_2 برای ماتریس ضرایب بازسازی است و منجر به کدگذاری تُنُک متناسب در سطح سند می‌شود. جدول ۱، علایم مورد استفاده در (۱) را تعریف می‌کند. لازم به ذکر است که نسبت مخلوط سطح سند می‌تواند از کدهای کلمه مشتق شود. متغیر θ_k نشان‌دهنده بردار سهم عنوان kام در سند w هست که در (۲) آورده شده است [۱۹].

1. Group Sparse Topical Coding

2. Unigram Distribution

3. Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۱: تعریف علایم و متغیرهای مورد استفاده در (۱)، بهینه‌سازی روش GSTC.

علایم	توصیف
$d = ۱,\ldots,D$	شاخص اسناد
$k = ۱,\ldots,K$	شاخص عناوین
$n = ۱,\ldots,N$	شاخص کلمات
I_d	مجموعه شاخص کلماتی که در سند d ام اتفاق می‌افتد
$w_{d,n}$	تعداد وقوع کلمه n ام در سند d ام
β	دیکشنری عناوین
θ_d	سهم سند d ام از عناوین
$s_{d,n}$	سهم کلمه n ام در سند d ام

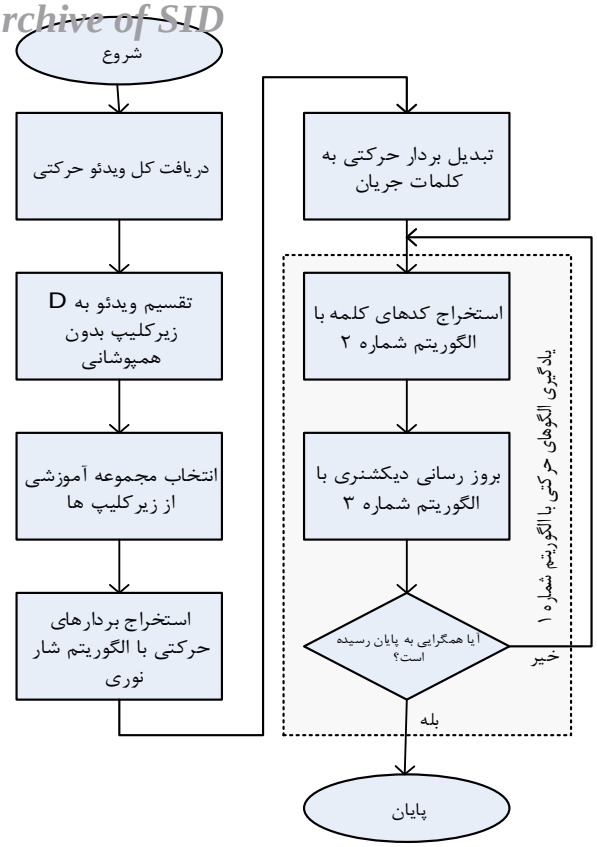
$$\min \sum_{d=۱}^{D}\sum_{n=۱}^{|I_d|}(\sum_{k=۱}^{K} s_{d,kn}\beta_{kn} - w_{d,n}\ln(\sum_{k=۱}^{K} s_{d,kn}\beta_{kn})) + \lambda\sum_{d=۱}^{D}\sum_{k=۱}^{K}\left\|s_{d,k.}\right\|_{۲} + C$$
$$\text{s.t. } s_{d,.n} \geq ۰ \;\; \forall d,n$$
$$\sum_{k=۱}^{K}\beta_{kn} = ۱ \;\; , \;\; \forall k \qquad (۱)$$

$$\theta_k = \frac{\sum_{n=۱}^{|I|} s_{kn}\beta_{kn}}{\sum_{n=۱}^{|I|}\sum_{l=۱}^{K} s_{ln}\beta_{ln}} \qquad (۲)$$

۲-۳ کارهای مرتبط

بیشتر روش‌های موجود برای تحلیل ترافیک را می‌توان به دو دسته تقسیم کرد. در دسته اول، شیء مورد نظر مانند نقلیه و یا عابر پیاده آشکار شده و سپس مورد ردیابی قرار گرفته و نهایتاً مسیرهای به دست آمده برای تحلیل بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرند. البته خوشه‌بندی ردیابی‌ها یک روش ساده است که اجازه می‌دهد ناهنجاری‌ها به عنوان یک استثنا تشخیص داده شود [۲۱]. به هر حال، کیفیت و میزان قابلیت اطمینان این روش‌ها به شدت به روش‌های تشخیص و ردیابی که با توجه به نویز، تغییر شرایط نوری، تغییر آب و هوا و انسداد، دچار خطا می‌شوند متکی است. علاوه بر این، خوشه‌بندی مسیرها نیاز به مقایسه شباهت بین تمام نمونه‌ها را دارد که از نظر محاسباتی می‌تواند سنگین باشد [۲۲]. در دسته دوم، ویژگی‌های حرکتی و ظاهری از فریم‌های ویدئو بدون روش‌های تشخیص و ردیابی استخراج می‌شود. سپس مستقیماً از این ویژگی‌های استخراج‌شده برای ساخت یک مدل از حرکت‌ها و فعالیت‌ها استفاده می‌گردد که این روش در این مقاله استفاده شده است [۸] و [۲۲].

اخیراً تعداد قابل توجهی از کارهای تحقیقاتی بر روی استفاده از مدل‌های موضوعی (TM) تمرکز کرده‌اند. به عنوان مثال در [۲۳]، تشخیص ناهنجاری و قطعه‌بندی صحنه مبتنی بر حرکت با استفاده از آنالیز پنهان مفهومی احتمالی (PLSA) انجام شده است. در [۲۴] برای تشخیص فعالیت‌های عادی و غیر عادی از فرایند دیریکله[1] (DP) مرتبه‌ای دوسطحی استفاده شده است. در [۲۵] با استفاده از یک مدل موضوعی دوسطحی LDA برای تشخیص ناهنجاری‌ها و یادگیری رفتار استفاده شده است. در [۱]، روش کدگذاری موضوعی تُنُک (STC)



شکل ۲: روندنمای کلی روش پیشنهادی تشخیص الگوهای ترافیکی عادی وسایل نقلیه.

برای نمایش مؤثر کلیپ‌ها با یک مجموعه پراکنده از الگوهای حرکتی استفاده گردیده و سپس در استخراج قوانین و شناسایی ناهنجاری‌ها اعمال شده است. در [۲۰] یک روش غیر نظارتی برای تشخیص ناهنجاری‌ها ارائه شده که برای یادگیری الگوهای حرکتی از چارچوب کدگذاری گروهی موضوعی تُنُک (GSTC) استفاده شده است.

۳- روش پیشنهادی برای تشخیص الگوهای ترافیکی

۱-۳ روندنمای روش پیشنهادی

روندنمای کلی و جزئی روش پیشنهادی که از مدل موضوعی استفاده می‌کند در شکل‌های ۲ و ۳ نشان داده شده است.

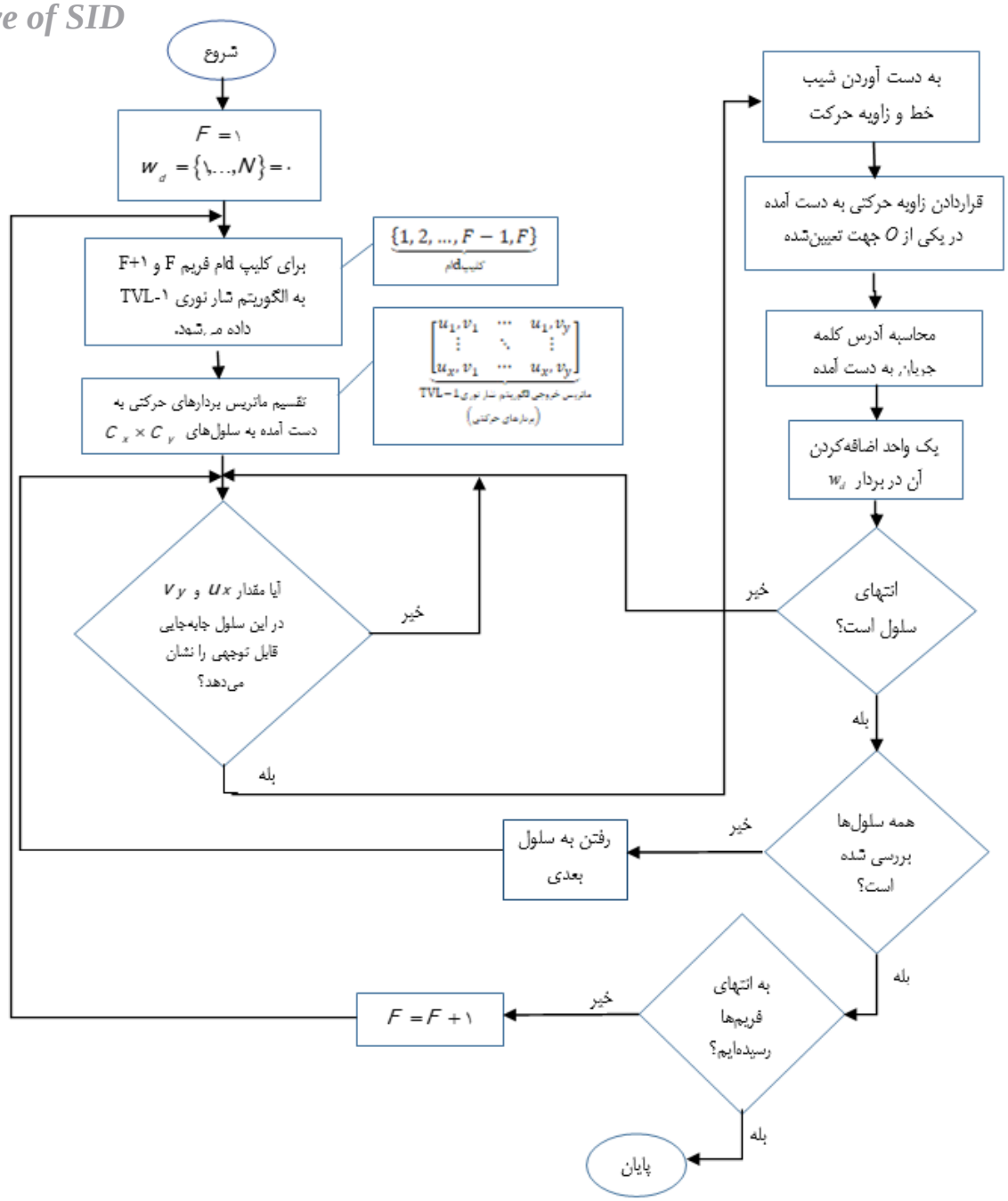
با در نظر گرفتن یک ویدئوی ورودی، ابتدا به طور موقت ویدئو به تعداد D کلیپ بدون هم‌پوشانی تقسیم می‌گردد و هر کلیپ به عنوان یک سند w_d در نظر گرفته می‌شود. برای ایجاد کلمات جریان[2]، ابتدا صحنه به سلول‌های مربعی $C_x \times C_y$ که هر کدام از آنها $p \times p$ پیکسل را پوشش می‌دهد، تقسیم می‌گردد. سپس با استفاده از الگوریتم شار نوری به ازای هر جفت فریم متوالی، بردارهای حرکتی استخراج می‌شوند. یک آستانه t بر روی بردارهای حرکتی جهت حذف نویز و حفظ جریان‌های قابل اعتماد اعمال می‌شود. برای تولید کلمات جریان، از بردارهای حرکتی باقیمانده $s_i = (x, y, u, v)$ که موقعیت (x, y) آن در یک شبکه با فاصله p پیکسل تنظیم شده است، نمونه‌برداری می‌کنیم. سپس بردارهای حرکتی نمونه‌برداری شده به ترتیب به تعداد O جهت بر حسب جابه‌جایی آنها (u, v) تقسیم می‌شوند. در نهایت یک مجموعه از واژگان ثابت $V = \{۱,\ldots,N\}$ و $N = C_x \times C_y \times O$ تشکیل می‌شود که هر

1. Dirichlet Process

2. Flow Words

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۳: روندنمای جزئی روش پیشنهادی، نمایش ویدئو با مدل موضوع در تشخیص الگوهای ترافیکی عادی وسایل نقلیه در تقاطع‌ها.

جدول ۲: علایم و متغیرهای استفاده‌شده و معادل آن در ویدئو.

علایم	معادل آن در ویدئو
$d=1,\ldots,D$	شاخص کلیپ‌ها
$k=1,\ldots,K$	شاخص الگوهای حرکتی
$n=1,\ldots,N$	شاخص کلمات جریان
I_d	مجموعه شاخص کلمات جریان اتفاق‌افتاده در کلیپ d ام
$w_{d,n}$	تعداد وقوع کلمه جریان n ام در کلیپ d ام
β	دیکشنری الگوهای حرکتی
θ_d	سهم کلیپ d ام از الگوها
$s_{d,n}$	سهم کلمه جریان n ام در کلیپ d ام

کلمه شامل دو جنبه محتوایی «اطلاعات موقعیت» و «اطلاعات جهت» حرکت است. کلمات جریان کلیپ‌های ویدئویی در سرتاسر فریم‌ها جمع‌آوری می‌شوند. سپس یک کلیپ ویدئویی به عنوان یک بردار $w=(\omega_1,\ldots,\omega_N)$ نمایش داده می‌شود که ω_n، تعداد تکرار کلمه n ام در کلیپ را مشخص می‌کند. جدول ۲ علایم و معادل آنها را در ویدئو نشان می‌دهد.

۳-۲ یادگیری الگوهای ترافیکی با استفاده از GSTC

فرمول تقریبی GSTC اصلی به صورت خلاصه در (۳) نشان داده شده است. در این معادله، برخلاف فرمول GSTC در [۱۹] که بر اساس کمینه‌کردن واگرایی KL است، نُرم $\ell 2$ خطای بازسازی‌ها[1] را به حداقل می‌رساند. به حداقل رساندن نرم $\ell 2$، منجر به یک راه حل ساده‌تر از مشکل بهینه‌سازی می‌شود [۲۰]. تابع هدف در (۳) دوکوژ[2] است، بدین معنی که حول $\{s_d\}_{d=1}^{D}$ یا β محدب می‌باشد، زمانی که دیگری ثابت

1. Reconstructions Error
2. Biconvex

www.SID.ir

Archive of SID

Algorithm 1

Input: training video clips $\{w_d\}_{d=1}^{D}$, the number of topics, the hyper-parameter λ

Output: dictionary β, word codes s

Initialize $\beta \in \mathbb{R}^{K\times N}$ to a random matrix with positive elements

Initialize $\{s_d\}_{d=1}^{D} \in \mathbb{R}^{D\times K\times N}$ to random matrices with positive elements

t^{old} = calculate cost function as in formula (3)

repeat

for d = 1:D

calculate s_d with Algorithm 2

end for

update the dictionary β with Algorithm 3

t = Calculate cost function as in formula (3)

If $(t - t^{old} < \varepsilon)$ then

Break

Else

$t = t^{old}$

until convergence or meeting termination condition.

شکل ۴: الگوریتم یادگیری الگوهای ترافیکی عادی وسایل نقلیه در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند.

است. یک راه حل معمول، الگوریتم CDA[۱] [۲۶] است که به طور متناوب بهینه‌سازی را بر روی $\{s_d\}_{d=1}^{D}$ و β انجام می‌دهد و در شکل ۴ (الگوریتم ۱) نشان داده شده است

$$\min_{\{s_d\}_{d=1}^{D},\beta} \sum_{d=1}^{D}\left(\left\|w_d - diag(s_d^T\beta)\right\|_2^2 + \lambda\left\|s_d\right\|_{2,1}\right) \quad \text{s.t. } s_d \geq 0 \ \forall d, \beta_k \geq 0, \left\|\beta_{k.}\right\|_1 = 1, \forall k \qquad (۳)$$

که در آن $s_d \in \mathbb{R}^{K\times N}$ و پارامتر λ، یک پارامتر غیر منفی جهت کنترل تُنُکی هست.

۳-۳ استخراج کدهای کلمه با استفاده از الگوریتم کدگذاری تُنک

در ادامه، کدهای کلمه $\{s_d\}_{d=1}^{D}$ با فرض دیکشنری ثابت β از طریق بهینه‌سازی، مطابق (۴) به دست خواهد آمد

$$\min_{\{s_d\}_{d=1}^{D},\beta} \sum_{d=1}^{D}\left(\left\|w_d - diag(s_d^T\beta)\right\|_2^2 + \lambda\left\|s_d\right\|_{2,1}\right) = \sum_{d=1}^{D}\left(\sum_{n=1}^{N}(w_{d.n} - s_{d,.n}^T\beta_{.n})^2 + \lambda\sum_{k=1}^{K}\left\|s_{d,k.}\right\|_2\right) \quad \text{s.t. } s_d \geq 0 \ , \ \forall d \qquad (۴)$$

به دلیل استقلال شرطی، می‌توان این مرحله را به صورت جداگانه برای هر سند با حل مسئله بهینه‌سازی انجام داد. از آنجا که کدهای کلمه در عناوین گروه‌بندی می‌شوند و هر گروه جدا هست، روش BCD[۲] برای این بهینه‌سازی با حل مشکل برای هر یک از s_{kn}ها اعمال شده است. این روش در نهایت منجر به مسئله یافتن ریشه‌های یک معادله درجه چهار پیچیده می‌شود. به جای محاسبه هر s_{kn} به طور جداگانه، می‌توان به سادگی با نوشتن مسئله بهینه‌سازی، مطابق (۵) و (۶)، کل ماتریس s را به دست آورد [۲۰]

1. Coordinate Descent Algorithm
2. Block Coordinate Decent

Algorithm 2

$P = diag(w_{d,1},\ldots,w_{d,N})$

t^{old} = calculate cost function as in formula (5)

Repeat

$R = diag(\frac{1}{\left\|s_{d,1.}\right\|_2 + \varepsilon},\ldots,\frac{1}{\left\|s_{d,K.}\right\|_2 + \varepsilon})$

$s_d = (\beta\beta^T + \lambda R)^{-1}\beta P$

t = Calculate cost function as in formula (5)

If $(t - t^{old} < \varepsilon)$ then

Break

Else

$t = t^{old}$

Until convergence or meeting termination condition.

شکل ۵: الگوریتم کدگذاری تُنُک.

$$\min_s \left\|w_d - diag(s_d^T\beta)\right\|_2^2 + \lambda\left\|s_d\right\|_{2,1} \quad \text{s.t. } s > 0 \qquad (۵)$$

$$\min_s trace(PP + s^T\beta\beta^T s - 2Ps^T\beta) + \lambda trace(s^T Rs) \quad \text{s.t. } s > 0 \qquad (۶)$$

که در (۶)، $R = diag(1/\left\|s_{1.}\right\|_2 + \varepsilon,\ldots,1/\left\|s_{k.}\right\|_2 + \varepsilon)$ و $P = diag(w_1,\ldots,w_N)$ هست. مقدار ε را بسیار کوچک‌تر از مقادیر غیر صفر s در نظر می‌گیریم و آن را برای جلوگیری از تقسیم بر صفر به مخرج اضافه می‌کنیم. از آنجا که نُرم l_p برای $p \geq 1$ توابع محدب هستند، مطابق با (۵) و معادل آن، (۶)، مسئله بهینه‌سازی توابع محدب با توجه به ماتریس s است. بنابراین قراردادن شیب صفر می تواند به عنوان یک راه حل فرم-بسته، برای محاسبه ماتریس s مطابق معادله (۷) باشد. شکل ۵ الگوریتم کدگذاری تُنُک را نمایش می‌دهد

$$\beta\beta^T s - \beta P + \lambda Rs = 0 \qquad s = (\beta\beta^T + \lambda R)^{-1}\beta P \qquad (۷)$$

۴-۳ به روز رسانی دیکشنری با استفاده از الگوریتم یادگیری دیکشنری

پس از به دست آوردن تمامی کدهای کلمه پنهان مجموعه، دیکشنری β با حل مسئله بهینه‌سازی (۸) به روز می‌شود. معادله (۸) یک مسئله بهینه‌سازی محدب است که می‌تواند به طور مؤثر با یافتن ریشه شیب حل شود. برای حل مشکل یادگیری دیکشنری به جای محاسبه هر β_{kn} به طور جداگانه، می‌توان یک راه حل کلی برای به دست آوردن کل ماتریس β، با تغییر (۸) به (۹) پیشنهاد نمود

$$\min_\beta \sum_{d=1}^{D}\left(\left\|w_d - diag(s_d^T\beta)\right\|_2^2\right) = \sum_{d=1}^{D}\sum_{n=1}^{N}(w_{d,n} - s_{d,n}^T\beta_{.n})^2 \quad \text{s.t. } \beta \geq 0 \ , \ \sum_{n=1}^{N}\beta_{kn} = 1 \ , \ \forall k \qquad (۸)$$

$$\min_\beta \sum_{d=1}^{D}\left(\left\|w_d - diag(s_d^T\beta)\right\|_2^2\right) = \sum_{d=1}^{D} trace(P^T P + s_d^T\beta\beta^T s_d - 2P^T s_d^T\beta) \qquad (۹)$$

که $P = diag(w_{d,1},\ldots,w_{d,N})$ است. بنابراین مقدار β با صفر قرار دادن شیب مطابق (۱۰) به دست آید

www.SID.ir

Archive of SID

Algorithm 3

$P = diag(w_{d,1},\dots,w_{d,N})$

$\beta = (\sum_{d=1}^{D} s_d s_d^T)^{-1}(\sum_{d=1}^{D} s_d P)$

for $k = 1:K$

  for $n = 1:N$

    $\beta_{kn} = \max(\beta_{kn}, 0)$

  end

end

for $k = 1:K$

$\beta_{k.} = \frac{\beta_{k.}}{\|\beta_{k.}\|_1}$

End

شکل ۶: الگوریتم یادگیری دیکشنری.

شکل ۷: مجموعه داده QMUL که حاوی یک ساعت (۹۰.۰۰۰ فریم) ویدئوی ترافیک پرحجم جمع‌آوری شده در چهارراه هست.

$$\sum_{d=1}^{D}(s_d s_d^T \beta - s_d P) = 0$$
$$\beta = (\sum_{d=1}^{D} s_d s_d^T)^{-1}(\sum_{d=1}^{D} s_d P) \quad (10)$$

شکل ۶ (الگوریتم ۳) یادگیری دیکشنری موجود در شکل ۲ همان روندنمای روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

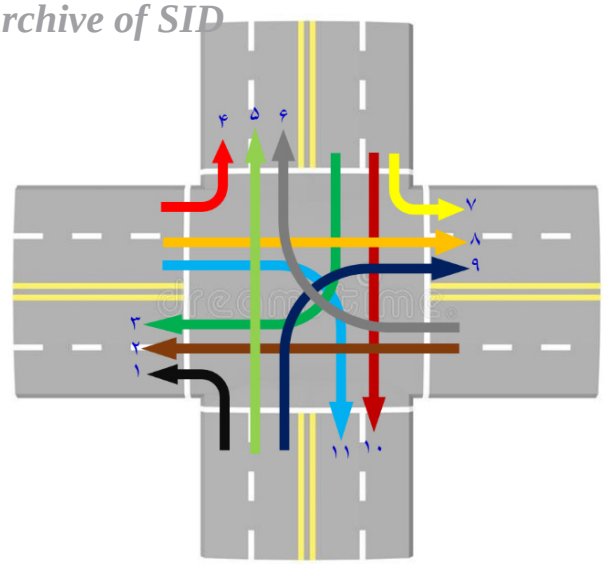
٤- پیاده‌سازی روش پیشنهادی و نتایج

٤-١ محیط پیاده‌سازی

روش پیشنهادی در محیط برنامه‌نویسی Visual Studio C++ پیاده‌سازی شده و از توابع openCV برای به دست آوردن شار نوری کلیپ‌ها استفاده شده است. همچنین کتابخانه جبر خطی C++ armadillo) [۲۷]) برای پیاده‌سازی الگوریتم‌ها به کار گرفته شده و برنامه بر روی یک کامپیوتر با پردازشگر Intel Core i۷ ۴۷۹۰ با حافظه ۱۶ GB اجرا گردید.

٤-٢ مجموع داده‌ها و ویژگی‌های آنها

تصاویر ویدئویی مورد استفاده در این مقاله، مجموعه داده‌های QMUL[1] است که در شکل ۷ یک نمونه نشان داده شده است. این



شکل ۸: الگوهای ترافیکی رایج در مجموعه داده QMUL (شرح و شماره‌گذاری الگوها در جدول ۳ آمده است).

جدول ۳: الگوهای ترافیکی عادی و معمولی موجود در مجموعه داده QUML.

شماره الگوی ترافیکی	نام الگوی حرکتی	قابل تشخیص بودن
۱	گردش‌به‌چپ از ضلع جنوبی به غربی	×
۲	گذر از چهارراه از ضلع شرقی به غربی	✓
۳	گردش‌به‌راست از ضلع شمالی به غربی	✓
۴	گردش‌به‌چپ از ضلع غربی به شمالی	✓
۵	گذر از چهارراه از ضلع جنوبی به شمالی	✓
۶	گردش‌به‌راست از ضلع شرقی به شمالی	✓
۷	گردش‌به‌چپ از ضلع شمالی به شرقی	×
۸	گذر از چهارراه از ضلع غربی به شرقی	✓
۹	گردش‌به‌راست از ضلع جنوبی به شرقی	✓
۱۰	گذر از چهارراه از ضلع شمالی به جنوبی	✓
۱۱	گردش‌به‌راست از ضلع غربی به جنوبی	✓

مجموعه داده ترافیکی مخصوصاً برای تجزیه و تحلیل فعالیت و درک رفتار استفاده می‌شود [۲۸]. این بانک، شامل یک ساعت (۹۰.۰۰۰ فریم) تصاویر ویدئویی چالش‌برانگیز از ترافیک شلوغ با نرخ ۲۵ فریم در ثانیه و ابعاد ۲۸۸×۳۶۰ است. لازم به ذکر است که این بانک تصویر به سرعت تبدیل به یک مجموعه داده مورد علاقه برای مدل موضوعی شده است. یازده الگوی ترافیکی رایج در مجموعه داده QMUL در شکل ۸ و شرح آنها در جدول ۳ نشان داده شده که به ترتیب عبارتند از: الگوی ترافیکی شماره ۱) گردش به چپ از ضلع جنوبی به غربی، الگوی ترافیکی شماره ۲) گذر از چهارراه از ضلع شرقی به غربی، الگوی ترافیکی شماره ۳) گردش به راست از ضلع شمالی به غربی، الگوی ترافیکی شماره ۴) گردش به چپ از ضلع غربی به شمالی، الگوی ترافیکی شماره ۵) گذر از چهارراه از ضلع جنوبی به شمالی، الگوی ترافیکی شماره ۶) گردش به راست از ضلع شرقی به شمالی، الگوی ترافیکی شماره ۷) گردش به چپ از ضلع شمالی به شرقی، الگوی ترافیکی شماره ۸) گذر از چهارراه از ضلع غربی به شرقی، الگوی ترافیکی شماره ۹) گردش به راست از ضلع جنوبی به شرقی، الگوی ترافیکی شماره ۱۰) گذر از چهارراه از ضلع شمالی به جنوبی و الگوی ترافیکی شماره ۱۱) گردش به راست از ضلع غربی به جنوبی. لازم به ذکر است که زاویه دوربین و ارتفاع آن از سطح زمین

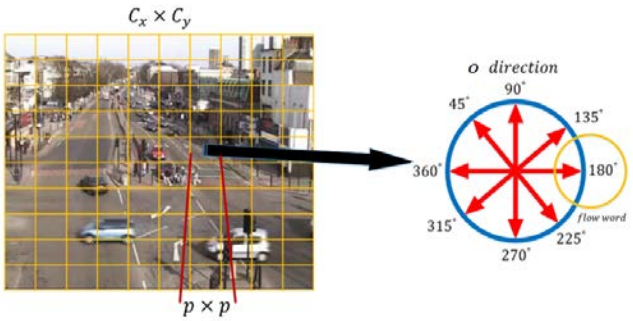
1. QMUL Junction Dataset

www.SID.ir

Archive of SID

(الف) (ب) (ج) (د)

شکل ۹: نمونه‌هایی از الگوهای ترافیکی موجود در بانک تصویر QMUL، (الف) الگوی ۳ و ۹، (ب) الگوی ۵ و ۱۰، (ج) الگوی ۲ و ۶ و (د) الگوی ۴، ۸ و ۱۱.



شکل ۱۰: نحوه ساخت کلمات جریان.

نقش مهمی در درستی تشخیص بردارهای حرکتی الگوریتم شار نوری بازی می‌کند. همچنین شکل ۹ نمونه‌هایی از الگوهای ترافیکی موجود در این مجموعه را نشان می‌دهد.

٤-٣ روند پیاده‌سازی روش پیشنهادی

در پیاده‌سازی روش پیشنهادی، ابتدا ویدئوی ورودی به کلیپ‌های فرعی سه‌ثانیه‌ای تقسیم گردید. سپس ویژگی‌های شار نوری برای هر جفت فریم متوالی در هر کلیپ با استفاده از الگوریتم شار نوری TVL−۱ [۲۹] استخراج شد. بعد از آن، همان طور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است، خروجی الگوریتم شار نوری به سلول‌های ۱۰×۱۰ تقسیم گردید. با توجه به وضوح هر فریم، تعداد ۲۹×۳۶ سلول وجود دارد و هر یک از مقادیر بردارهای حرکتی در هر سلول به یکی از ۸ جهت °۴۵، °۹۰، °۱۳۵، °۱۸۰، °۲۲۵، °۲۷۰، °۳۱۵ و °۳۶۰ اختصاص داده شد. سپس این فرایند برای هر کلیپ تکرار می‌گردد و نهایتاً هر کلیپ با یک بردار به طول $N = ۸ \times ۳۶ \times ۲۹ = ۸۳۵۲$ نمایش داده می‌شود. هر عضو بردار، نشان‌دهنده تعداد تکرار کلمه جریان است. پارامتر λ را به صورت تجربی معادل ۰٫۱ و مقدار K را برابر با ۲۵ قرار دادیم. حداکثر تعداد تکرار برنامه را ۲۰ در نظر گرفته و مقدار ε جهت همگرایی الگوریتم‌ها را ۰٫۰۱ لحاظ کردیم. در این آزمایش، تعداد ۲۰۰ کلیپ جهت آموزش استفاده شد.

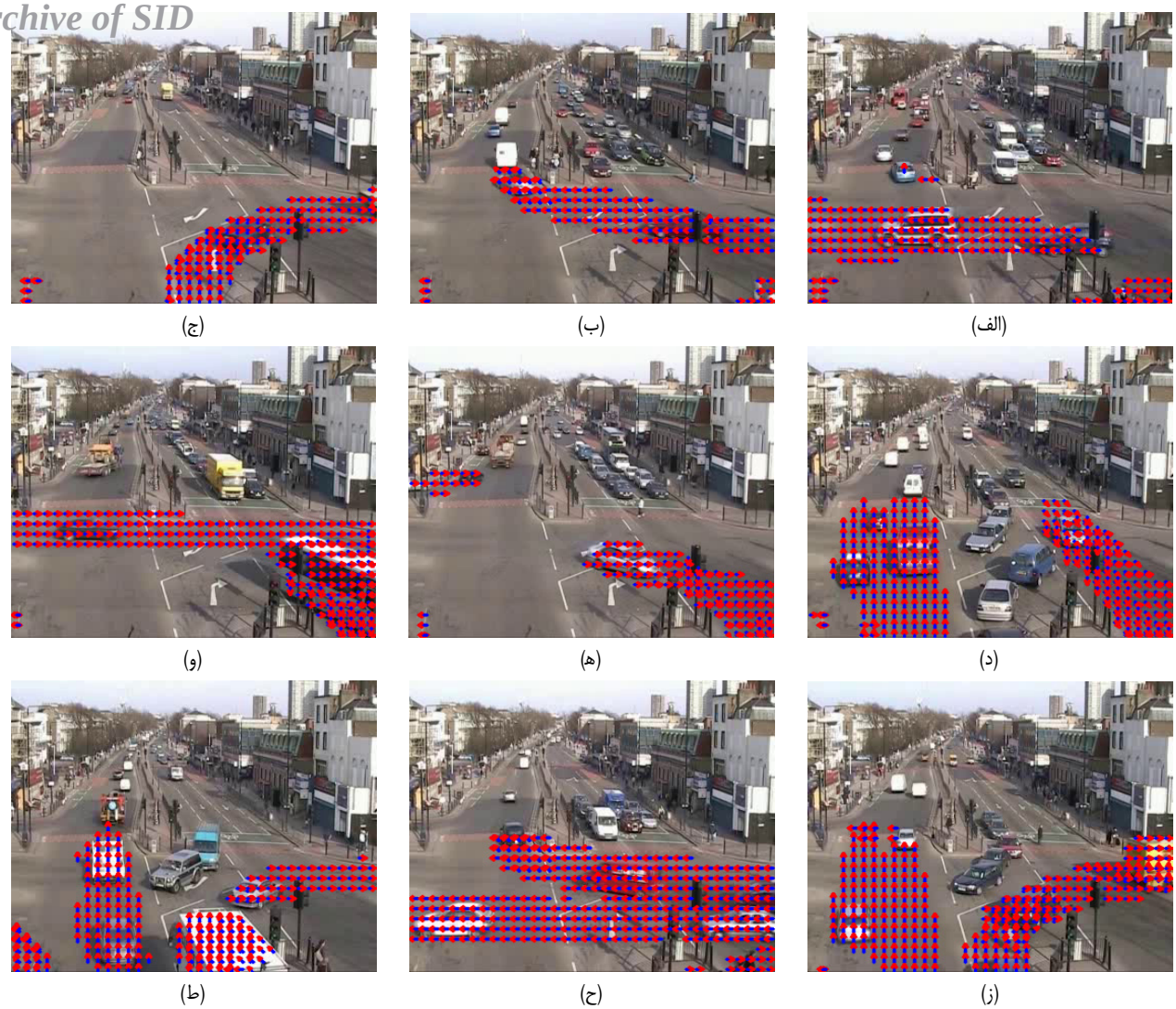
٤-٤ نتایج پیاده‌سازی

پس از اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی بانک QMUL، الگوهای ترافیکی استخراج گردید. همان طور که در شکل ۱۱ مشاهده می‌شود، سه رفتار حرکتی رایج گردش به چپ (شکل ۱۱- الف)، گردش به راست (شکل ۱۱- ب) و گذر از تقاطع (شکل ۱۱- ج) استخراج شده‌اند. همچنین در شکل‌های ۱۱- د تا ۱۱- ط، دو الگوی ترافیکی به طور هم‌زمان استخراج شده‌اند. همان طور که قبلاً نیز به اهمیت موقعیت قرارگیری دوربین در تشخیص الگوهای ترافیکی اشاره شد، الگوهای ترافیکی شماره ۱ و ۷ در بانک QMUL غیر قابل تشخیص هستند که در الگوهای ترافیکی تشخیص داده شده، مشاهده نمی‌شوند. نهایتاً با توجه به تعداد و زمان‌بندی چراغ قرمزها و روال تردد خودروها در این مجموعه داده، روش پیشنهادی توانسته است ۸ جریان و الگوی معنادار را از ۹ الگوی ترافیکی موجود (دقت ۸۸٫۸٪) به درستی استخراج کند.

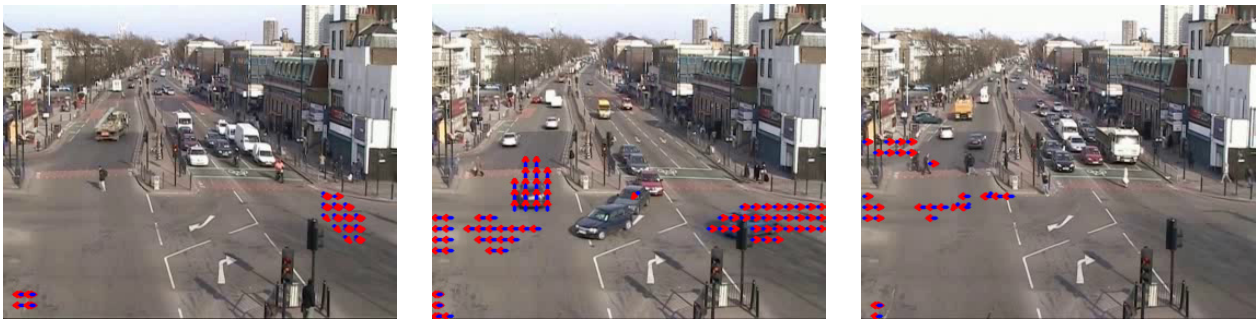
استفاده از حرکات محلی که همان جابه‌جایی پیکسل‌ها بین دو فریم است، به عنوان ویژگی «جهت تشخیص جریان» و «الگوهای حرکتی» امکان تشخیص نادرست را زیاد می‌کند. به عنوان مثال، وجود عابر پیاده یا سایر اجسام متحرک امکان تشخیص الگوهای بی‌معنی را بیشتر می‌کند. البته محققین از این الگوها برای تشخیص نابهنجاری‌ها و حرکات

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱۱: جریان‌ها و الگوهای ترافیکی به دست آمده با روش پیشنهادی، (الف) گذر از چهارراه از ضلع شرقی به غربی، گردش به چپ، (ب) گردش به راست از ضلع شرقی به شمالی، (ج) گردش به راست از ضلع جنوبی به شرقی، (د) گذر از چهارراه از ضلع جنوبی به شمالی و بلعکس، (ه) گردش به چپ از ضلع غربی به شمالی و گردش به راست از ضلع غربی به جنوبی، (و) گذر از چهارراه از ضلع غربی به شرقی و گردش به راست از ضلع غربی به جنوبی، (ز) گذر از چهارراه از ضلع جنوبی به شمالی و گردش به راست از ضلع جنوبی به شرقی، (ح) گذر از چهارراه از ضلع شرقی به غربی و گردش به راست از ضلع شرقی به شمالی و (ط) گذر از چهارراه از ضلع جنوبی به شمالی و گردش به راست از ضلع جنوبی به شرقی.



شکل ۱۲: الگوهای ترافیکی استخراج‌شده از بانک QMUL که معنای مشخصی ندارند.

غیر عادی استفاده نموده‌اند [۱] و [۲۰]. همان طور که در شکل ۱۲ مشاهده می‌شود، تعدادی الگوی ترافیکی در بانک QMUL استخراج شده که معنای خاصی ندارند. بنابراین استفاده از الگوهای به دست آمده از مدل موضوعی، برای درک صحنه، کشف و اعمال قوانین مشکل خواهد بود. با توجه به ماهیت مدل موضوعی که اساساً برای پردازش زبان طبیعی و متن، توسعه یافته و به کار گرفته شده و چالش‌هایی مانند تغییر ناگهانی نور، ابعاد تصویر و زاویه دید دوربین در آن پیش‌بینی نگردیده است، برخی از جریان‌ها و الگوهای ترافیکی استخراج‌شده فاقد معنای خاص هستند.

۵- نتیجه‌گیری

از دوربین‌های نظارتی جهت کنترل و مدیریت مکان‌های عمومی به طور گسترده‌ای استفاده می‌شود و در عبور و مرور شهری، تقاطع‌ها نقش مهمی را ایفا می‌کنند. روش سنتی در نظارت تصویری با توجه به حجم عظیم داده‌های ویدئویی و غیر قابل اطمینان بودن انسان، کارایی خوبی ندارد و نیاز به یک سیستم است که به طور خودکار جریان‌ها و الگوهای ترافیکی را به دست آورد. در این مقاله یک روش غیر نظارتی جهت

www.SID.ir

Archive of SID

تشخیص الگوهای ترافیکی در نظارت تصویری پیشنهاد شد. ابتدا با استفاده از الگوریتم شار نوری جریان‌های ترافیکی در هر فریم محاسبه می‌شود. با توجه به این که در صحنه‌های تحت نظارت دوربین مانند چهارراه، فعالیت‌هایی مانند گردش به چپ، گردش به راست و عبور مستقیم از چهارراه، الگوهای معنادار ترافیکی رایج به حساب می‌آیند، با استفاده از مدل موضوعی این الگوهای ترافیکی به ماشین آموزش داده شد. نتایج پیاده‌سازی نشان داد که روش پیشنهادی توانست هشت الگوی معنادار حرکتی را از نه الگوی ممکن، با توجه به موقعیت دوربین در بانک QMUL به درستی محاسبه نماید.

در صحنه های تحت نظارت ترافیک مانند چهارراه‌ها، فعالیت‌هایی مانند گردش به چپ، گردش به راست و عبور مستقیم به عنوان الگوهای حرکتی قالب، متداول و مجاز از نظر قوانین راهنمایی و رانندگی ترافیک هستند. حال اگر حرکاتی برخلاف این الگوهای مجاز و رایج باشد، می‌توان آنها را ابتدا به عنوان رویدادهای غیر عادی تشخیص داده و سپس تصمیمات مقتضی همچون ثبت تخلف را در نظر گرفت. به عبارتی تشخیص تخلف با لحاظ حرکت غیر معمول می‌تواند موضوع پژوهش آینده قرار بگیرد. ضمن این که مقاوم‌سازی الگوریتم پیشنهادی به عوامل محیطی در تصویر همچون تغییر شدت نور، موقعیت دوربین و چالش‌هایی مانند آنها که در پردازش تصویر وجود دارد، می‌تواند موضوع تحقیقات آینده باشد.

مراجع

[1] W. Fu, J. Wang, H. Lu, and S. Ma, "Dynamic scene understanding by improved sparse topical coding," *Pattern Recogn.*, vol. 46, no. 7, pp. 1841-1850, Jul. 2013.

[2] W. Fu, J. Wang, Z. Li, H. Lu, and S. Ma, "Learning semantic motion patterns for dynamic scenes by improved sparse topical coding," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo*, pp. 296-301, Melbourne, Australia, 9-13 Jul. 2012.

[3] A. Basharat, A. Gritai, and M. Shah, "Learning object motion patterns for anomaly detection and improved object detection," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 8 pp., Anchorage, AK, USA, 23-28 Jun. 2008.

[4] H. Weiming, *et al.*, "A system for learning statistical motion patterns," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 9, pp. 1450-1464, Jul. 2006.

[5] D. Lin, E. Grimson, and J. Fisher, "Modeling and estimating persistent motion with geometric flows," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 8 pp., San Francisco, CA, USA, 13-18 Jun. 2010.

[6] M. Enzweiler and D. M. Gavrila, "Integrated pedestrian classification and orientation estimation," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 982-989, San Francisco, CA, USA, 13-18 Jun. 2010.

[7] D. Fortun, P. Bouthemy, and C. Kervrann, "Optical flow modeling and computation: a survey," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 134, no. 1, pp. 1-21, May 2015.

[8] X. Wang, "Action recognition using topic models," *in Visual Analysis of Humans: Looking at People*, T. B. Moeslund, A. Hilton, V. Krüger, and L. Sigal Eds. London: Springer London, pp. 311-332, 2011.

[9] A. Adam, E. Rivlin, I. Shimshoni, and D. Reinitz, "Robust real-time unusual event detection using multiple fixed-location monitors," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 3, pp. 555-560, Jan. 2008.

[10] D. Kuettel, M. D. Breitenstein, L. V. Gool, and V. Ferrari, "What's going on? discovering spatio-temporal dependencies in dynamic scenes," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1951-1958, San Francisco, CA, USA, 13-18 Jun. 2010.

[11] S. Rana, D. Phung, S. Pham, and S. Venkatesh, "Large-scale statistical modeling of motion patterns: a bayesian nonparametric approach," in *Proc. of the 8th Indian Conf. on Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 7, 8 pp., Mumbai, India, Dec. 2012.

[12] L. Song, F. Jiang, Z. Shi, R. Molina, and A. K. Katsaggelos, "Toward dynamic scene understanding by hierarchical motion pattern mining," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, no. 3, pp. 1273-1285, Feb. 2014.

[13] J. Varadarajan, R. Emonet, and J. M. Odobez, "A sequential topic model for mining recurrent activities from long term video logs," *International J. of Computer Vision*, vol. 103, no. 1, pp. 100-126, May 2013.

[14] T. Hofmann, "Probabilistic latent semantic analysis," in *Proc. of the 15th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence, Stockholm, Sweden*, vol. 1, pp. 289-296, Stockholm, Sweden, 30 Jul.-1 Aug. 1999.

[15] D. M. Blei, A. Y. Ng, and M. I. Jordan, "Latent dirichlet allocation," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 3, no. 4, pp. 993-1022, Mar. 2003.

[16] Y. W. Teh, M. I. Jordan, M. J. Beal, and D. M. Blei, "Hierarchical dirichlet processes," *J. of the American Statistical Association*, vol. 101, no. 476, pp. 1566-1581, Jan. 2012..

[17] K. Than and T. B. Ho, "Fully sparse topic models," in *Proc. Joint European Conf. on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, Springer*, pp. 490-505, Bristol, UK, 24-28 Sept. 2012.

[18] J. Zhu and E. P. Xing, "Sparse topical coding," in *Proc. of the 27th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 831-838, Barcelona, Spain, 14-17 Jul. 2011.

[19] L. Bai, J. Guo, Y. Lan, and X. Cheng, "Group sparse topical coding: from code to topic," in *Proc. of the 6th ACM Int. Conf. on Web Search and Data Mining*, pp. 315-324, Rome, Italy, 4-8 Feb.2013.

[20] P. Ahmadi, M. Tabandeh, and I. Gholampour, "Abnormal event detection and localisation in traffic videos based on group sparse topical coding," *IET Image Processing*, vol. 10, no. 3, pp. 235-246, Mar. 2016.

[21] C. Stauffer and W. E. L. Grimson, "Learning patterns of activity using real-time tracking," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 8, pp. 747-757, Aug. 2000.

[22] B. T. Morris and M. J. J. O. E. I. Trivedi, "Understanding vehicular traffic behavior from video: a survey of unsupervised approaches," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 22, no. 4, Article No. 041113, 15 pp., Oct./Dec. 2013.

[23] L. Song, F. Jiang, Z. Shi, and A. K. Katsaggelos, "Understanding dynamic scenes by hierarchical motion pattern mining," in *Proc. IEEE Int. Conf. on, Multimedia and Expo*, 6 pp., Barcelona, Spain, 11-15 Jul. 2011.

[24] X. Wang, X. Ma, and W. E. L. Grimson, "Unsupervised activity perception in crowded and complicated scenes using hierarchical bayesian models," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 3, pp. 539-555, Dec. 2008.

[25] R. Khoshabeh, T. Gandhi, and M. M. Trivedi, "Multi-camera based traffic flow characterization & classification," in *Proc. IEEE Intelligent Transportation Systems Conf.*, pp. 259-264, Seattle, WA, USA, 30 Sept.- 3 Oct. 2007.

[26] S. J. Wright, "Coordinate descent algorithms," *Mathematical Programming*, vol. 151, no. 1, pp. 3-34, Jun. 2015.

[27] J. L. Rodgers and A. W. Nicewander, "Thirteen ways to look at the correlation coefficient," *The American Statistician*, vol. 42, no. 1, pp. 59-66, Feb. 1988.

[28] A. Omidi, E. Nourani, and M. Jalili, "Forecasting stock prices using financial data mining and neural network," in *Proc. 3rd IEEE Int. Conf. on Computer Research and Development*, , vol. 3, pp. 242-246, Mar. 2011.

[29] C. Zach, T. Pock, and H. Bischof, "A duality based approach for realtime TV-L1 optical flow," in *Pattern Recognition, Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg, vol. 4713, pp. 214-223, Sept. 2007.

امین مرادی در سال ۱۳۹۲ مدرک کاردانی کامپیوتر در گرایش نرم‌افزار را از دانشگاه آزاد سماء کرمانشاه، در سال ۱۳۹۵ مدرک کارشناسی مهندسی کامپیوتر نرم–افزار از موسسه آموزش عالی جهاد دانشگاهی کرمانشاه و در سال ۱۳۹۸ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر را از دانشگاه گیلان دریافت نمود. از سال ۱۳۹۹ در شرکت میکروافزار قشم مشغول به کار در زمینه طراحی و پیاده‌سازی نرم‌افزار است. زمینه‌های مورد علاقه وی شامل هوش مصنوعی، بینایی ماشین و یادگیری ماشین، می‌باشد.

اسدالله شاه‌بهرامی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ از دانشگاه علم و صنعت ایران و دانشگاه شیراز و همچنین دکتری خود را در سال ۱۳۸۷ از دانشگاه صنعتی دلفت هلند به پایان رسانده است و هم‌اکنون دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه گیلان است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الگوریتم‌های

www.SID.ir

Archive of SID

موازی، پردازش و برنامه نویسی موازی، پردازش سیستم‌های چندرسانه‌ای و تحلیل داده‌های حجیم است.

علیرضا آکوشیده تحصیلات مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به‌ترتیب از دانشگاه‌های گیلان و صنعتی امیرکبیر در سال‌های ۱۳۷۶ و ۱۳۷۹ در رشته مهندسی برق الکترونیک به پایان رساند. در سال ۱۳۸۰ به عنوان کادر آموزشی در مراکز آموزش فنی و حرفه ای گیلان به تدریس دروس تخصصی الکترونیک، گرایش دیجیتال، و کامپیوتر، گرایش سخت‌افزار، پرداخت. در سال ۱۳۹۰ در مقطع دکتری مهندسی برق گرایش الکترونیک دیجیتال دانشگاه شهید بهشتی پذیرش گردید. در سال ۱۳۹۴ به مدت ۹ ماه، دوره فرصت مطالعاتی خود را در دانشگاه توئنته هلند سپری نمود. پس از اخذ درجه دکتری، به عنوان عضو هیأت علمی فنی در دانشگاه فنی و حرفه ای استان گیلان مشغول به فعالیت گردید. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان، پردازش تصویر سیستم‌های هوشمند ترافیک (ITS)، پردازش موازی مبتنی بر پلتفرم FPGA می‌باشد.

www.SID.ir