

شناسایی و دسته‌بندی رفتارها به منظور آشکارسازی رفتارهای غیر معمول با استفاده از مدل مارکوف مخفی

اصغر فیضی^۱، علی آقاگل‌زاده^{۲*}، میرهادی سیدعربی^۳

۱- دانشجوی دکتری مهندسی برق - مخابرات، دانشگاه تبریز، asfeizi@tabrizu.ac.ir

۲* - نویسنده مسئول: دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، aghagol@nit.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تبریز، seyedarabi@tabrizu.ac.ir

چکیده- این مقاله یک رهیافت برای مدل کردن رفتارهای معمول و آشکارسازی رفتارهای غیر معمول ارائه می‌دهد. این رهیافت از چند بخش اصلی تشکیل شده است. ابتدا با استفاده از یک روش آشکارسازی، ناحیه‌های متحرک و پیش‌زمینه جداسازی می‌شوند. در مرحله بعدی نرخ‌های اشغال- ساکن (Busy-Idle) به‌عنوان ویژگی‌های رفتاری تعریف می‌شوند و بر اساس این ویژگی‌ها، برای هر بلوک از پیکسل‌ها یک مدل رفتاری استخراج می‌شود. به شرط یک مجموعه از داده‌های معمول، از روش دسته‌بندی طیفی برای دسته‌بندی رفتارهای معمول استفاده می‌شود. در این دسته‌بندی، بلوک‌های پیکسل‌هایی که رفتارهای مشابه دارند، در یک دسته قرار می‌گیرند. سپس برای بلوک‌هایی که در یک دسته قرار گرفته و رفتار مشابه دارند، یک مدل رفتاری برای آن دسته تعریف می‌گردد. مدل رفتاری پیشنهادی در این مقاله یک مدل مارکوف مخفی (HMM) می‌باشد. نتایج دسته‌بندی و رفتارهای معمول به دست آمده برای آشکارسازی رفتارهای غیر معمول استفاده می‌گردد. به این ترتیب که با توجه به مدل‌های رفتاری معمول هر دسته، اگر برای یک بلوک پیکسل نمونه، احتمال آرایه‌ی مشاهده شده به شرط مدل‌های معمول، از یک حد آستانه کمتر باشد، آن بلوک به‌عنوان محلی که در آن رفتار غیر معمول اتفاق افتاده شناخته می‌شود. نتایج آزمایش روی داده‌های ویدیویی، کارآمد بودن، دقیق بودن و سرعت رهیافت پیشنهادی را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: نظارت بینایی، رفتار معمول، دسته بندی طیفی، مدل مارکوف مخفی، آشکارسازی رفتارهای غیر معمول.

۱- مقدمه

سیستم‌ها این است که بتوان به‌طور خودکار رفتارهای انسان را تفسیر کرد و رفتارهای غیر معمول^۲ را که می‌توانند تهدیدی برای امنیت جامعه باشند را آشکار کرد [۱]. نصب گسترده‌ی دوربین‌ها در محل‌های عمومی، حجم زیادی از داده‌های ویدیویی ضبط شده را تولید کرده است. نظارت این ویدئوها توسط انسان یک فرایند زمان‌بر و پرهزینه می‌باشد. لذا نیاز مبرم به سیستم‌هایی که بتوانند به صورت خودکار این داده‌های ویدیویی را آنالیز کنند، احساس می‌شود. هدف در این مقاله، ارائه‌ی یک ساختار کلی و پیشنهاداتی برای بهبود عملکرد سیستم‌های نظارتی در زمینه‌ی شناسایی الگوهای رفتاری و آشکارسازی رفتارهای غیر معمول می‌باشد. در بسیاری از روش‌های نظارت بینایی که تاکنون مطرح شده‌اند، نمایش فعالیت‌ها بر اساس هدف می‌باشند. در این روش‌ها ابتدا هدف‌های متحرک آشکار می‌شوند. سپس هدف‌های متحرک

چشم‌انسان ابزار کارآمدی برای اسکن داده‌های بینایی سطح پایین و ارسال اطلاعات منتخب به مغز، برای تفسیر سطح بالا و به دست آوردن اطلاعات وضعیت و مکانی می‌باشند. در چند دهه‌ی گذشته، جامعه‌ی بینایی ماشین تلاش‌هایی را در جهت ایجاد این تفسیر و درک مشابه، توسط حسگرهای بینایی مصنوعی، انجام داده است. توسعه‌های اخیر در تکنولوژی‌های ویدیویی باعث ایجاد حجم زیادی از داده‌های ویدیویی شده است. آنالیز داده‌های ویدیویی یک موضوع تحقیقاتی مهم در حوزه‌ی بینایی ماشین می‌باشد، به طوری که کاربردهای زیادی در مسایل نظارت، ورزش، سرگرمی و تعامل بین انسان و کامپیوتر دارد. یکی از کاربردهای عمده‌ی آنالیز ویدئو، نظارت هوشمند^۱ می‌باشد. هدف این

² Abnormal Behavior

¹ Intelligent Surveillance

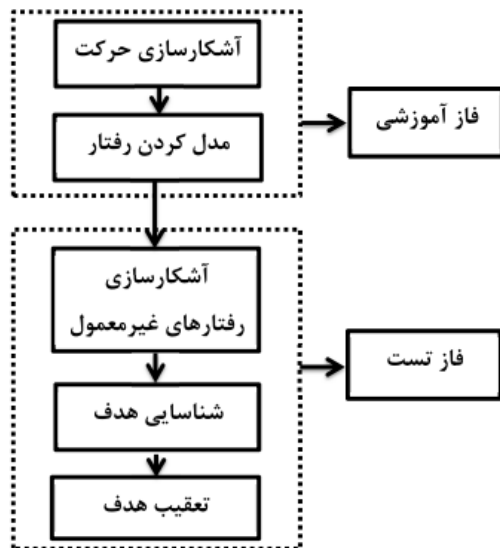
مرجع، ازدحام به‌عنوان دو یا چند انسان در یک ناحیه‌ی کوچک مکانی، تعریف می‌شود. ابتدا، شار نوری با استفاده از روش LK ارایه شده در مرجع [۶] به‌دست می‌آید. سپس یک روش دسته‌بندی سلسله مراتبی دومارحله‌ای، برای دسته‌بندی کردن شارهای نوری در ازدحام‌ها، استفاده می‌شود و سپس روش forcefield برای تخمین رفتار ازدحام‌ها اعمال می‌شود. بعد از تخمین اطلاعات جهت و ویژگی هر ازدحام، یک ازدحام به‌عنوان غیر معمول در نظر گرفته می‌شود اگر جهت آن ازدحام به‌طور ناگهانی تغییر کند و یا بعد از فعل و انفعالات میان ازدحام‌ها، جهت آن مشابه با جهت تخمین زده شده نباشد. مرجع [۷] یک روش جدید برای یادگیری و مدل کردن فعالیت‌های صحنه، ارایه می‌دهد. در این مرجع روشی ارایه می‌شود که در آن الگوهای ترافیکی، یاد گرفته می‌شوند و در شکل یک تابع چگالی احتمال غیر پارامتریک چند متغیره، بیان می‌شوند. این تابع چگالی احتمال به متغیرهای مکان و زمان شامل، محل هدف‌های هدف آشکار شده و زمان انتقال هدف از یک نقطه به نقطه‌ی دیگر، بستگی دارد. در مرجع [۸] سه تقسیم‌بندی ویژگی‌های بینایی سطح پایین، فعالیت‌های تجزیه‌ناپذیر ساده و فعل و انفعالات، در نظر گرفته می‌شود. این مرجع به‌دلیل استفاده از حرکتهای محلی به‌عنوان ویژگی، از تعقیب هدف‌ها اجتناب می‌کند. این مرجع سه مدل احتمالاتی جدید تحت عنوان، مدل ترکیبی LDA، مدل ترکیبی HDP و مدل Dual-HDP را ارایه می‌دهد. این سه روش جدید حالت توسعه‌یافته‌تری از روش‌های LDA و HDP بیان شده در مرجع‌های [۹، ۱۰] می‌باشند. بعد از به‌دست آمدن مدل‌ها، ابتدا احتمال هر رفتار مشاهده شده تحت این مدل‌های به‌دست آمده، ارزیابی می‌شود و اگر این احتمال به‌دست آمده از یک مقدار آستانه^۴ کمتر باشد، آن رفتار به عنوان رفتار غیر معمول در نظر گرفته می‌شود. هدف اصلی مراجع [۱۱-۱۳]، پیدا کردن تناظرها در شبکه‌های دوربین توزیع شده که حوزه‌ی دید مشترک دارند می‌باشد. پیشنهاد اصلی مرجع [۱۱]، پیدا کردن تناظرها بر اساس یک ویژگی رفتاری جدید می‌باشد که بر خلاف ویژگی‌های فوتومتریک، دارای خاصیت استقلال هندسی می‌باشد. به این معنی که تحت شرایط معین، یک ناحیه‌ی ویژه در میان دوربین‌های توزیع‌پذیر در یک شبکه، در تمام نماهای دوربین، یک ویژگی رفتاری^۵ یکسان تولید می‌کند. روش پیشنهادی [۱۱] نسبت به جهت، روشنایی و اثرات هندسی مقاوم می‌باشد و نیازی به کالیبراسیون دوربین‌ها ندارد. در مرجع [۱۱] اطلاعات با استفاده از چند دوربین جمع‌آوری می‌شود، سپس این اطلاعات با یکدیگر ترکیب می‌شوند و برای

آشکار شده دسته‌بندی می‌شوند و در طول چند فریم تصویر، تعقیب می‌شوند. سپس مسیرهای به‌دست آمده در فرایند تعقیب، برای تشخیص هدف‌های معمول از هدف‌های غیر معمول مورد استفاده قرار می‌گیرند. مرجع [۲] یک الگوریتم دسته‌بندی خط سیر هدف بر اساس چند ویژگی ارایه می‌دهد. الگوریتم پیشنهادی بر اساس چهار مرحله‌ی اصلی می‌باشد. مرحله‌ی اول استخراج چندین ویژگی و استفاده از چند فضا برای نمایش خط سیر^۳ می‌باشد. مرحله‌ی بعدی دسته‌بندی غیر پارامتریک می‌باشد که بعد از تبدیل خط سیر به فضای ویژگی، الگوریتم انتقال میانگین برای تعیین تعداد مدها و دسته‌های متناظر، استفاده می‌شود. سپس از یک روش ترکیب برای پالایش این دسته‌ها و ترکیب دسته‌های مشابه و نزدیک به هم استفاده می‌شود. در مرحله‌ی آخر، الگوها و دسته‌های نهایی، با ترکیب نتایج دسته‌بندی در همه‌ی فضاها، به وجود می‌آیند. سپس دسته‌ها با تعداد کوچکی از عناصر و همچنین خط سیرهایی که از مرکز دسته‌ها دور هستند به‌عنوان رفتار غیر معمول در نظر گرفته می‌شوند. یکی از راه‌های آشکارسازی رفتارهای غیر معمول در محیط‌های پیچیده، تجزیه یک عمل به یک سری زیر عمل‌ها می‌باشد. مرجع [۳] برای تجزیه و مدل کردن رفتارهای پیچیده از تجزیه بر اساس رفتار، استفاده می‌کند. یک رفتار معمول، از یک سری ترتیبی از زیر رفتارها با مدت زمانی معین، تشکیل می‌شود. در این مرجع انحراف از یکی یا هر دو مشخصات زمانی (ترتیب زیر رفتارها و مدت زمان آن‌ها)، به عنوان غیر معمول شناخته می‌شود. این مرجع ابتدا رفتارهای پیچیده را با توجه به بعد مکانی آن‌ها تجزیه می‌کند، سپس برای مدل کردن بعد زمانی رفتارهای تجزیه شده، شبکه احتمالاتی دینامیکی سلسله مراتبی (casDBN) را اعمال می‌کند. با توجه به این تجزیه رفتاری و مدل ساختاری، روش این مرجع به رفتارهای غیر معمول ظریف و مبهم (دسته‌ی دوم و سوم) که آشکارسازی آن‌ها مشکل است، حساس می‌باشد. مرجع [۴] به جای این‌که فقط به خط سیر هدف‌ها استناد کند، یک رهیافت استخراج داده‌ی سلسله مراتبی ارایه می‌دهد که بر اساس محتوای مکانی و زمانی، رخدادهای ویدئویی را در سه سطح متفاوت، رخدادهای تجزیه‌ناپذیر، رخدادهای آرایه‌ای و رخدادهای با وقوع همزمان، تقسیم‌بندی می‌کند. سپس در هر سطح، برای کشف قوانین منظم از طریق رفتارهای معمول، یک آنالیز بر اساس فرکانس انجام می‌دهد. رخدادهایی که از این قوانین شناسایی شده منحرف شده باشند، به عنوان رخدادهای غیر معمول در نظر گرفته می‌شوند. هدف مرجع [۵] آنالیز رفتاری ازدحام انسانی می‌باشد. در این

⁴ Threshold

⁵ Activity Feature

³ Trajectory



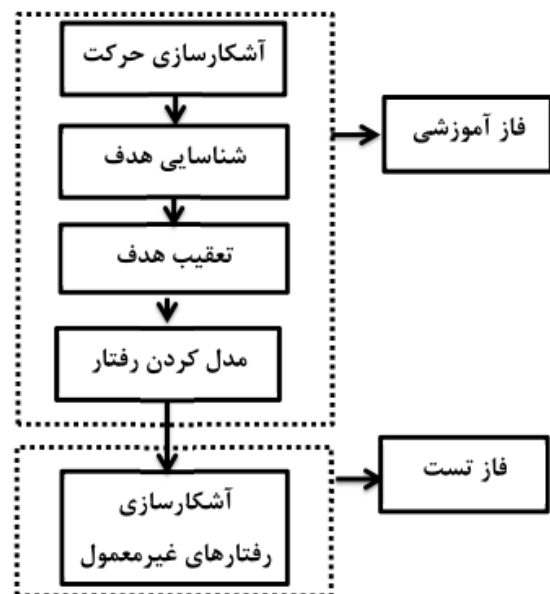
شکل ۲: بلوک دیاگرام روش‌های آشکارسازی رفتارهای غیر معمول بر اساس محل؛ این رهیافت تعداد هدف‌هایی که لازم است شناسایی و تعقیب شوند را کاهش می‌دهد.

در این روش‌ها اگر بتوان فقط محلی که در آن رفتار غیر معمول اتفاق افتاده را شناسایی کرد، می‌توان در آن ناحیه هدفی که این رفتار غیر معمول را ایجاد کرده را شناسایی کرد و سپس فقط همان هدف را تعقیب کرد. روند رهیافت‌های بر اساس محل در شکل (۲) نشان داده شده است. برتری و تفاوت روش پیشنهادی نسبت به روش‌های بر اساس هدف نیز در همین موضوع می‌باشد. زیرا در روش پیشنهادی، بر اساس ویژگی‌های استخراج شده برای محل‌های معین، ابتدا مدل‌های رفتاری برای هر محل تولید می‌شوند، سپس رفتارهای غیر معمول در الگوهای رفتاری نمایان شده در محل‌های متفاوت، آشکار می‌شوند. بعد از آشکارسازی رفتارهای غیر معمول، فقط هدف‌هایی که این الگوهای رفتاری غیر معمول را تولید می‌کنند، شناسایی و تعقیب می‌شوند. با این روش دیگر نیازی به تعقیب تمام هدف‌ها وجود ندارد و لذا تعداد هدف‌هایی که لازم است شناسایی و تعقیب شوند را کاهش می‌دهد.

در روش پیشنهادی این مقاله، به جای جمع‌آوری ویژگی‌هایی که به هدف‌های معینی وابسته می‌باشند، می‌توان داده‌هایی را بررسی کرد که نشان‌دهنده الگوهای رفتاری مشاهده شده در یک محل خاص می‌باشند. یعنی در روش پیشنهادی این مقاله، ویژگی‌های استخراج شده مربوط به هدف‌های خاص نمی‌باشند؛ بلکه مربوط به محل‌های معین (در سطح بلوکی از پیکسل‌ها) می‌باشند. در این روش بر اساس ویژگی‌های استخراج شده برای محل‌های معین، ابتدا مدل‌های رفتاری برای هر محل تولید می‌شوند. سپس از

بعضی کاربردها مثل تناظر و آشکارسازی رفتارهای غیر معمول با استفاده از چند دوربین، استفاده می‌گردند.

در تمام روش‌هایی که تا به حال بیان شده، ویژگی‌های موردنظر به هدف‌های معین وابسته هستند. در این روش‌ها فاز آموزشی شامل وظایف پیچیده‌ای مثل شناسایی و تعقیب هدف و نیز مدل کردن رفتار می‌باشد. لذا این روش‌ها به خطای آشکارسازی و تعقیب بسیار حساس می‌باشند. دلیل اصلی استفاده از روش پیشنهادی یعنی استفاده از روش‌های بر اساس محل به جای روش‌های بر اساس هدف این است که بتوان مراحل تعقیب هدف و شناسایی هدف را از فاز آموزشی روش‌ها حذف کرد. مراحل اصلی یک روش بر اساس هدف در شکل (۱) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود این مرحله شامل دو فاز آموزشی و فاز تست می‌باشد. در روش‌های بر اساس هدف باید در فاز آموزشی ابتدا تمام هدف‌ها در یک صحنه آشکار شوند و سپس تمام این هدف‌ها شناسایی و تعقیب شوند. انجام این کار در فاز آموزشی دارای محاسبات بسیار پیچیده و بالایی می‌باشد. همچنین وقتی صحنه شلوغ باشد و یا تعداد هدف‌ها زیاد باشد عملاً امکان پذیر نمی‌باشد. لذا در روش پیشنهادی به جای این که رفتارها برای هدف تعریف شوند، رفتارها برای محل‌ها تعریف می‌شوند.



شکل ۱: بلوک دیاگرام روش‌های آشکارسازی رفتارهای غیر معمول بر اساس هدف؛ فاز آموزشی وظایف پیچیده‌ای مثل، شناسایی و تعقیب هدف و نیز مدل کردن رفتار نیاز دارد، و این موجب می‌شود که به خطای آشکارسازی و تعقیب هدف، حساس باشد.

۲- آشکارسازی پیکسل‌های پیش‌زمینه

شیوایی در روش‌های نمایش بر اساس پیکسل، ویژگی‌های استخراج شده مربوط به محل خاص و در سطح پیکسل می‌باشند و بر خلاف روش‌های نمایش بر اساس هدف، ویژگی‌های استخراج شده به هدف‌های خاص نسبت داده نمی‌شوند. مهم‌ترین روش نمایش بر اساس پیکسل، تخمین پیکسل‌های پیش‌زمینه با استفاده از روش اختلاف پس‌زمینه است. یک روش ساده برای استخراج پیکسل‌های پیش‌زمینه، اختلاف فریم فعلی از تصویر پس‌زمینه می‌باشد [۱۳]. اما این روش به تغییرات شدت روشنایی در دوربین‌های نظارتی، حساس می‌باشد و باعث ایجاد نویز و اثرات نامطلوب در روند مدل کردن رفتارها می‌شود. برای حذف این مشکل یک روش مدل کردن پس‌زمینه‌ی قوی‌تر ارائه می‌گردد. هدف این مدل این است که اطلاعات اخیر در مورد آرایه‌ای از تصاویر را داشته باشد و این اطلاعات را با تغییرات سریع در صحنه‌ی پس‌زمینه، به‌روز کند. فرض کنید x_1, x_2, \dots, x_N ، نمونه‌ی اخیر از مقادیر روشنایی یک پیکسل باشند. با استفاده از این نمونه‌ها، تابع چگالی احتمالی که این پیکسل دارای مقدار روشنایی x_t در زمان t باشد، به‌صورت غیر پارامتری با استفاده از تخمین‌زن کرنل k ، با رابطه‌ی (۱) تخمین زده می‌شود.

$$pr(x_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^N k(x_t - x_i) \quad (1)$$

اگر تابع تخمین‌زن کرنل k ، به‌صورت تابع نرمال (\cdot, Σ) ، که پهنای باند (کواریانس) تابع کرنل را نمایش می‌دهد، انتخاب شود، در این صورت چگالی احتمال با رابطه‌ی (۲) به‌دست می‌آید.

$$pr(x_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{(2\pi)^2 \left| \sum \frac{1}{d} \right|} e^{-\frac{1}{2}(x_t - x_i)^T \Sigma^{-1} (x_t - x_i)} \quad (2)$$

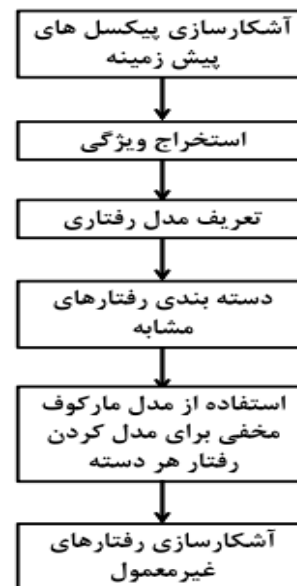
با استفاده از این تخمین احتمالاتی، اگر رابطه‌ی $pr(x_t) \leq th$ ، برقرار باشد که th یک آستانه می‌باشد، پیکسل x_t ، به‌عنوان پیکسل پیش‌زمینه در نظر گرفته می‌شود.

۳- ویژگی‌های رفتاری

برای بعد از به‌دست آوردن پیکسل‌های پیش‌زمینه توسط روش آرایه شده در بخش قبل، مرحله‌ی بعدی تعریف ویژگی رفتاری برای هر محل (بلوکی از پیکسل‌ها) می‌باشد. در مورد تعریف رفتار برای محل باید اشاره کرد که این رفتارهایی که برای محل تعریف می‌شوند در حقیقت رفتارهایی هستند که توسط هدف‌ها در این محل‌ها اتفاق افتاده‌اند. برای مثال در یک خط از بزرگ‌راه، به‌طور معمول تمام اتومبیل‌ها در یک جهت و با سرعت تقریباً

الگوریتم دسته‌بندی طیفی^۶ برای دسته‌بندی رفتارهای مشابه استفاده می‌گردد. بعد از این که رفتارهای مشابه در یک دسته قرار گرفتند، با استفاده از مدل مارکوف مخفی^۷، برای هر دسته یک مدل رفتاری تعریف می‌شود. سپس در فاز آزمایش، آرایه‌های مشاهده شده برای بلوکی از پیکسل‌ها با این مدل رفتاری مقایسه می‌شوند و اگر احتمال این آرایه به شرط مدل‌های معمول، از یک مقدار آستانه کمتر باشد، این آرایه به‌عنوان رفتار غیر معمول شناخته می‌شود و بلوکی که در آن این آرایه مشاهده شده است به‌عنوان محلی که رفتار غیر معمول اتفاق افتاده در نظر گرفته می‌شود. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی به‌صورت شکل (۳) می‌باشد.

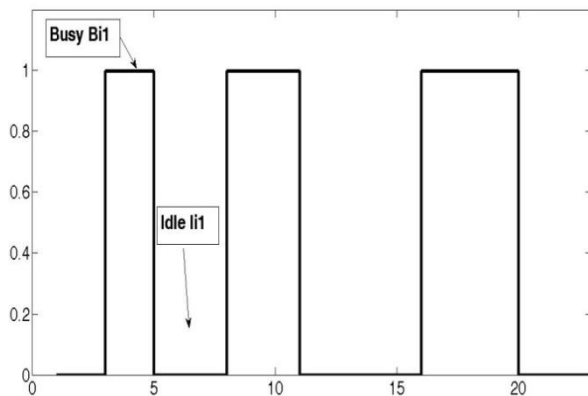
سازمان‌دهی مقاله به این صورت است که پس از این مقدمه و در بخش دوم، روش استفاده شده برای آشکارسازی پیکسل‌های پیش‌زمینه بیان می‌شود. در بخش سوم، ویژگی رفتاری مورد استفاده در این مقاله معرفی می‌گردد. بخش چهارم به معرفی الگوریتم دسته‌بندی رفتارهای مشابه، می‌پردازد. سپس در بخش پنجم یک معرفی کوتاه از مدل مارکوف مخفی ارائه می‌شود. نحوه‌ی آشکارسازی رفتارهای غیر معمول در بخش ششم توضیح داده می‌شود و در خاتمه نتایج آزمایشی و نتیجه‌گیری در بخش آخر ارائه می‌گردد.



شکل ۳: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی.

⁶ Spectral Clustering

⁷ Hidden Markov Model



شکل ۴: رفتار به دست آمده برای بلوک i.

۴- دسته بندی رفتارهای مشابه

قبل از این که بتوان طی فاز آموزشی مدل های رفتاری در یک صحنه را به دست آورد، باید بلوک های پیکسلی که رفتار مشابه دارند، در یک دسته قرار بگیرند. برای انجام این کار از روش دسته بندی طیفی استفاده می شود. برای تشخیص رفتارهای غیر معمول ابتدا باید رفتارهای معمول تعریف شوند و سپس از طریق این رفتارهای معمول، رفتارهای غیر معمول شناسایی گردند. برای به دست آوردن رفتارهای معمول در فاز آموزشی، از فریم ها و ویدیوهایی استفاده می شود که در آنها فقط رفتارهای معمول اتفاق می افتد. بعد از استخراج ویژگی برای هر پیکسل یا بلوکی از پیکسل ها بر اساس این ویدیوهای آموزشی، باید یک مدل رفتاری معمول برای هر پیکسل یادگیری شود. اما یادگیری این تعداد مدل رفتاری دارای محاسبات بسیار بالایی می باشد و همچنین اصلا نیازی به یادگیری رفتارهای تک تک پیکسل ها نیست. زیرا بسیاری از پیکسل ها یا بلوکی از پیکسل ها در هر فریم دارای رفتارهای مشابه می باشند، برای مثال پیکسل هایی که در یک خط از بزرگراه قرار دارند دارای رفتار مشابه می باشند و یا به عبارت دیگر رفتارهای مشابه در این پیکسل ها توسط اتومبیل ها اتفاق می افتد. به همین دلیل کاری که در این مقاله انجام می شود این است که ابتدا با استفاده از روش های دسته بندی، پیکسل هایی که دارای رفتار مشابه هستند در یک دسته قرار می گیرند و سپس فقط برای این دسته ها مدل رفتاری تعریف می شود و نه برای تمام پیکسل ها. این دسته بندی در حقیقت تعداد مدل هایی که باید یاد گرفته شوند را کاهش می دهد. برای مثال در یک صحنه یا تصویر 300×200 با تعداد فرضی ۱۰ رفتار، می توان به جای یادگیری ۶۰۰۰۰ مدل رفتاری، ۱۰ مدل را یاد گرفت. اما دلیل استفاده از دسته بندی طیفی این است که برخلاف روش های معمول مثل K-means،

یکسان حرکت می کنند. لذا می توان این گونه تفسیر کرد که، در تمام پیکسل هایی که در این خط از بزرگراه قرار دارند، حرکت هایی در یک جهت و با سرعت یکسان اتفاق می افتد. این حرکت ها با یک جهت و سرعت یکسان که توسط اتومبیل ها انجام می شود، به عنوان رفتار برای این پیکسل ها تعریف می گردد. لذا رفتار پیکسل ها در حقیقت رفتارهای عادی و تکراری یکسان هستند که توسط هدف های متفاوت در این پیکسل ها اتفاق می افتند. در این مقاله از ایده ای استفاده شده در مرجع [۱۱]، برای تعریف ویژگی استفاده می گردد. اما ویژگی ارایه شده در [۱۱]، برای هر پیکسل می باشد که این کار به خطای آشکار سازی حساس می باشد و دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی می باشد. لذا در این مقاله به دلیل مشکلات ذکر شده، ویژگی استخراجی برای هر بلوک از پیکسل ها ارایه می گردد.

۳-۱- تعریف ویژگی

برای هر بلوک از پیکسل ها، مدت زمان اشغال بلوکی از پیکسل ها توسط هدف های پیش زمینه، به عنوان ویژگی تعریف می گردد. در هر فریم از آرایی آموزشی، اگر بلوک پیکسل ها به عنوان بلوک پیش زمینه شناخته شود، مقدار یک و اگر آن بلوک به عنوان پس زمینه شناخته شود، مقدار صفر به آن نسبت داده می شود. این روند در یک آرایی ویدیویی آموزشی انجام می شود و در نهایت برای هر بلوک از پیکسل ها یک آرایی باینری $V(-, \bullet)$ وجود خواهد داشت که $V(i, r)$ مقدار باینری بلوک i در فریم r را مشخص می کند. اگر بیش از نیمی از پیکسل های بلوک i در فریم r دارای حرکت باشند و به عنوان پیش زمینه شناخته شده باشند، آن گاه $V(i, r) = 1$ و در غیر این صورت $V(i, r) = 0$ خواهد بود. برای بلوک پیکسل های i در یک ویدئوی باینری با طول T ، آرایی $V^i = (V(i, 1), V(i, 2), \dots, V(i, T))$ ، به عنوان ویژگی رفتاری در این مقاله، استفاده می گردد.

۳-۲- تعریف رفتار

اگر نرخ اشغال B_n^i ، طول n امین مجموعه از یک های پشت سرهم در بلوک پیکسل i ام و نرخ ساکن I_n^i ، طول n امین مجموعه از صفرهای پشت سرهم بلوک پیکسل i ام در ویژگی V^i باشند، آن گاه برای هر بلوکی از پیکسل های i ، دوتایی های (B_n^i, I_n^i) ، نمونه هایی از یک توزیع دوبعدی هستند. این توزیع (در این مقاله نرمال در نظر گرفته می شود) به عنوان رفتار بلوک پیکسل های i ، در نظر گرفته می شود. دوتایی های اشغال- ساکن برای بلوک i در شکل (۴) نشان داده شده است.

۵- تشکیل ماتریس Y از X با نرمالیزه کردن هر کدام از سطرها

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij}}{(\sum_j X_{ij}^2)^{1/2}}$$

X برای داشتن طول واحد

۶- در نظر گرفتن هر سطر Y به عنوان یک نقطه و دسته‌بندی آن‌ها

به K دسته با روش K -means

۷- نسبت دادن دوتایی‌های BI^i به دسته‌ی z ، اگر و فقط اگر سطر i از ماتریس Y به دسته‌ی z نسبت داده شده باشد.

۵- مدل کردن رفتارها

در بخش قبل یک رهیافت برای دسته‌بندی بلوک‌های پیکسل‌ها به دسته‌های متفاوت، ارائه شد. بعد از انجام این مرحله لازم است که برای هر دسته یک مدل رفتاری تعریف شود. در این مقاله برای مدل کردن رفتار هر دسته، از مدل‌های مارکوف مخفی استفاده می‌شود.

۵-۱- مدل مارکوف مخفی

مدل مارکوف مخفی [۱۷، ۱۸] یک مدل آماری است که در آن سیستم مدل شده به عنوان فرایند مارکوف با پارامترهای مشاهده نشده در نظر گرفته می‌شود. در این مدل سعی بر این است که با استفاده از یک سری پارامترهای مشاهده شده^۹، پارامترهای مخفی تخمین زده شوند. مدل مارکوف مخفی از یک مجموعه از حالت‌ها تشکیل شده است که هر کدام از حالت‌ها با یک توزیع آماری مرتبط می‌باشند. انتقال از یک حالت به حالت دیگر توسط یک سری احتمالات تحت عنوان ماتریس انتقال توصیف می‌شود.

یک مدل مارکوف مخفی به صورت زیر مشخص می‌شود.

N ، تعداد حالت‌ها در مدل می‌باشد. حالت‌ها تحت عنوان $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ و حالت در زمان t با q_t نمایش داده می‌شود. M ، تعداد سمبل‌های قابل مشاهده و یا خروجی سیستم مدل شده می‌باشد. سمبل‌های قابل مشاهده با $O = \{o_1, o_2, \dots, o_M\}$ نمایش داده می‌شوند.

$A = \{a_{ij}\}$ ماتریس احتمالاتی انتقال حالت می‌باشد که

$$a_{ij} = p[q_{t+1} = s_j | q_t = s_i], \quad 1 \leq i, j \leq N$$

$B = \{b_j(k)\}$ ، توزیع احتمال سمبل‌های مشاهده شده در حالت j

$$b_j(k) = p[o_k | q_t = s_j], \quad 1 \leq j \leq N$$

دیگر نیازی به تعیین دستی تعداد دسته‌ها نیست و در حقیقت تعداد دسته‌ها به طور اتوماتیک تعیین می‌شود.

۴-۱- ماتریس تشابه^۸

به شرط مجموعه‌ی $BI = \{BI^1, BI^2, \dots, BI^N\}$ که BI^i ها، دوتایی‌های اشغال - ساکن برای بلوک i می‌باشند، ماتریس تشابه A به صورت رابطه‌ی (۳) تشکیل می‌شود. در این ماتریس * نشان دهنده‌ی مقادیر متقارن است.

$$A = \begin{bmatrix} A(1,1) & A(1,2) & \dots & A(1,N) \\ * & A(2,2) & \dots & A(2,N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ * & * & \dots & A(N,N) \end{bmatrix} \quad (3)$$

این ماتریس یک ماتریس $N \times N$ است که هر درایه از آن به صورت رابطه‌ی (۴) محاسبه می‌گردد.

$$A(i, j) = e^{-\max\{d(BI^i, BI^j), d(BI^j, BI^i)\} / 2\sigma^2} \quad (4)$$

به دلیل آن که ممکن است طول دوتایی‌های BI^i در بلوک‌ها متفاوت باشد، لذا برای محاسبه‌ی فاصله‌ی BI^i از فاصله‌ی Hausdorff استفاده می‌شود. فاصله‌ی Hausdorff طبق رابطه‌ی (۵) تعریف می‌گردد.

$$d(BI^i, BI^j) = \max_{a \in BI^i} \min_{b \in BI^j} \|a - b\| \quad (5)$$

۴-۲- دسته‌بندی طیفی

بعد از ساخت ماتریس تشابه، از روش دسته‌بندی طیفی برای دسته‌بندی رفتارهای مشابه استفاده می‌شود [۱۵، ۱۶]. مراحل روش دسته‌بندی طیفی به شکل زیر می‌باشد.

۱- محاسبه‌ی ماتریس تشابه A

۲- تعریف ماتریس قطری D که عناصر $(i-i)$ آن به صورت جمع سطر i ام از ماتریس A می‌باشد $d_{ii} = \sum_j A(i, j)$

۳- تشکیل ماتریس $L = D^{-1} A D^{-1}$

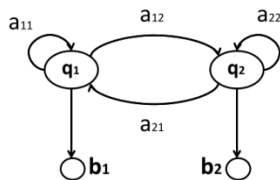
۴- پیدا کردن K تا از بزرگترین بردارهای ویژه‌ی L و تشکیل

ماتریس $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$

⁹ Observation Sequence

⁸ Affinity Matrix

در این مقاله، مدل مارکوف مخفی یک مدل با دو حالت است که مدل رفتاری بلوک‌های پیکسل، یعنی دوتایی‌های اشغال-ساکن (B^i, I^i) به‌عنوان دنباله‌ی مشاهدات برای استفاده در مدل مارکوف مخفی در نظر گرفته می‌شوند (شکل ۵). توزیع آماری هر مشاهده به صورت توزیع نرمال در نظر گرفته می‌شود.



شکل (۵): مدل مارکوف مخفی.

۶- آشکارسازی رفتارهای غیر معمول

در مرحله‌ی قبل طی فاز آموزشی برای هر دسته از بلوک‌ها که دارای رفتار مشابه بودند، یک مدل رفتاری توسط مدل مارکوف مخفی آرایه شد. داده‌هایی که در فاز آموزشی استفاده می‌شوند، داده‌هایی هستند که در آن‌ها رفتارهای معمول اتفاق می‌افتد، لذا مدل‌های رفتاری به‌دست آمده در این مرحله، مدل‌های رفتاری معمول هستند. حال در فاز آزمایش، هدف تشخیص رفتارهای غیر معمول با استفاده از مدل‌های رفتاری معمول می‌باشد. روش تشخیص این‌گونه است که برای یک آرایه‌ی قابل مشاهده o_1, o_2, \dots, o_t که در فاز آزمایش به‌دست آمده است، احتمال آرایه به‌شرط مدل‌های معمول به‌دست آمده در فاز آموزشی محاسبه می‌گردد. یعنی برای هر مدل معمول با ساختار λ_i ، احتمال $p(o_1 o_2 \dots o_t | \lambda_i)$ محاسبه می‌گردد و اگر این احتمال از یک مقدار آستانه کم‌تر باشد، به این معنی است که این آرایه به هیچ‌کدام از مدل‌های معمول به‌دست آمده در فاز آموزشی متعلق نیست، لذا به‌عنوان یک رفتار غیر معمول در نظر گرفته می‌شود. مشکلی که این روش ممکن است با آن مواجه شود طول متغیر آرایه‌های مشاهده شده می‌باشد. همان‌طور که در [۱۷] نشان داده شده است، هرچه طول آرایه بیشتر باشد احتمال آن به شرط مدل کمتر می‌گردد و در نتیجه ممکن است یک آرایه‌ی معمول با طول زیاد به عنوان یک آرایه غیر معمول شناخته شود. برای حل این مشکل از روش مقیاس‌بندی آرایه شده در مرجع [۱۷] استفاده می‌گردد.

$\pi = \{\pi_i\}$ ، توزیع احتمال اولیه که $\pi_i = p[q_1 = s_i]$ ، $1 \leq i \leq N$ مجموعه‌ی پارامترهای مدل با $\lambda = (A, B, \pi)$ نمایش داده می‌شود.

در تعیین یک مدل مارکوف مخفی به‌عنوان مدل رفتاری برای هر دسته، به شرط یک آرایه‌ی قابل مشاهده و یک ساختار اولیه مدل $\lambda = (A, B, \pi)$ ، هدف تنظیم و تعیین پارامترهای λ به نحوی است که احتمال آرایه‌ی قابل مشاهده به شرط ساختار مدل $p(O|\lambda)$ را بیشینه کند. در این مقاله برای تخمین پارامترها از روش بام-ولش [۱۹] استفاده می‌گردد. برای استفاده از این روش ابتدا متغیرهای زیر تعریف می‌گردد.

متغیر پیشرو $\alpha_t(i) = p(o_1 o_2 \dots o_t, q_t = s_i | \lambda)$ یعنی احتمال آرایه‌ی قابل مشاهده‌ی جزئی $o_1 o_2 \dots o_t$ و حالت s_i در زمان t به شرط مدل λ متغیر پسرو $\beta_t(i) = p(o_{t+1} o_{t+2} \dots o_T | q_t = s_i, \lambda)$ یعنی احتمال آرایه‌ی قابل مشاهده از زمان $t+1$ تا آخر به شرط حالت s_i در زمان t و مدل λ . یعنی $\xi_t(i, j) = p(q_t = s_i, q_{t+1} = s_j | o_{1:t}, \lambda)$ بودن در حالت s_i در زمان t و حالت s_j در زمان $t+1$ به شرط مدل و آرایه‌ی قابل مشاهده که

$$\xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}$$

در حالت s_i در زمان t به شرط مدل و آرایه‌ی قابل مشاهده که

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i)}$$

با توجه به روابط بالا پارامترهای تخمین زده شده‌ی $\bar{\lambda} = (\bar{A}, \bar{B}, \bar{\pi})$ با روابط (۶) محاسبه می‌گردند.

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i), \quad \bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}, \quad \bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(i)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(i)} \quad (6)$$

حال اگر به‌صورت مرحله به مرحله $\bar{\lambda}$ جایگزین λ شود و عملیات بازتخمین ادامه پیدا کند، می‌توان احتمال تولید مشاهدات به‌وسیله‌ی مدل را بهبود بخشیده تا اینکه نهایتاً به یک نقطه‌ی حدی رسید. این نقطه تخمین احتمال بیشینه‌ی مدل مارکوف مخفی است.

۷- نتایج آزمایشی

دسته‌بندی طیفی و مدل‌های معمول و نتایج آشکارسازی رفتارهای غیر معمول، در شکل (۷) نشان داده شده است. برای مقایسه‌ی روش پیشنهادی با کارهای انجام شده می‌توان اشاره کرد که در مقایسه با روش‌هایی که بر اساس هدف می‌باشند [۲]، [۵] و [۷]، یعنی از الگوریتم‌های تعقیب استفاده می‌کنند، در روش پیشنهادی به‌دلیل عدم استفاده از روش‌های تعقیب، مشکلات شلوغی صحنه و هم‌پوشانی هدف تاثیرگذار نمی‌باشد. لذا روش پیشنهادی بر مشکلات هم‌پوشانی هدف و شلوغی صحنه غلبه کرده و در این زمینه نسبت به روش‌های بر اساس هدف برتری دارد. همچنین روش پیشنهادی به دلیل اینکه از الگوریتم‌های تعقیب استفاده نمی‌کند، بر خلاف روش‌های بر اساس هدف، نیاز به آشکارسازی دقیق هدف‌ها ندارد و دارای پیچیدگی محاسباتی بسیار کمتری می‌باشد. از این‌رو روش پیشنهادی دارای سرعت و دقت بسیار بیشتری نسبت به الگوریتم‌های بر اساس هدف می‌باشد. اما به‌دلیل نبود معیار مقایسه کمی در روش‌های بر اساس محل و نبود پایگاه داده‌ها برای آشکارسازی رفتارهای غیر معمول، نمی‌توان این روش‌های بر اساس محل را با یکدیگر مقایسه کرد. لذا این مقاله، همانند مرجع‌های [۱]، [۴]، [۱۱]- [۱۳] به ارزیابی و عملکرد روش پیشنهادی پرداخته است.

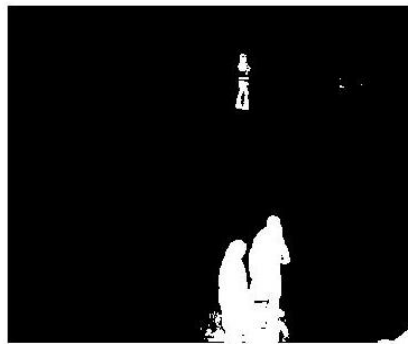
الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های موجود در پایگاه داده‌های PETS2006 آزمایش شده است [۲۰]. ابعاد هر بلوک در روش پیشنهادی 10×10 در نظر گرفته می‌شود. در فاز آموزشی از ۵ ویدیو با ۲۰۰ فریم برای تعریف رفتار معمول استفاده شده است. پایگاه PETS2006 یک پایگاه داده‌ی مشهور می‌باشد که در آن اندازه‌ی فریم‌های تصویر 576×720 پیکسل می‌باشد و دارای نرخ ۲۵ فریم در ثانیه است. در این پایگاه داده‌ها یک محیط بیرونی توسط چند دوربین نظارت می‌شود. در این محیط رفت و آمدهای افراد به‌عنوان رفتارهای معمول در نظر گرفته می‌شود. اما در بعضی فریم‌ها یک شخص وارد صحنه شده و با توقف طولانی در یک محل و سپس قرار دادن کیف روی زمین، محل را ترک می‌کند. این توقف طولانی و قرار دادن کیف روی زمین توسط الگوریتم پیشنهادی در این مقاله، آشکارسازی شده و به‌عنوان رفتار غیر معمول در نظر گرفته می‌شود. جدول (۱) نتایج به‌دست آمده برای بعضی آرایه‌های مشاهده شده در فاز آزمایش را نمایش می‌دهد. برای این پایگاه داده طی فرایند دسته‌بندی، ۳ دسته و ۳ رفتار به-عنوان رفتار معمول در نظر گرفته شده است. سپس این رفتارها با مدل‌های مارکوف مخفی $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ مدل شده‌اند. طی یک روند تکرار و آزمایش آرایه‌های معمول بر روی این ۳ ساختار، مقدار آستانه، ۱۵- (لگاریتم احتمال) در نظر گرفته می‌شود. همان‌طور که در جدول (۱) نشان داده شده است، آرایه‌ی قابل مشاهده‌ی O_3 به‌دلیل احتمال کمتر از مقدار آستانه، در هر سه مدل، به‌عنوان یک رفتار غیر معمول در نظر گرفته شده است. برای این پایگاه داده‌ها، نتایج آشکارسازی در یک فریم نمونه، دسته‌بندی طیفی و مدل‌های معمول و نتایج آشکارسازی رفتارهای غیر معمول، در شکل (۶) نشان داده شده است.

جدول ۱: احتمال آرایه‌های به‌دست آمده در فاز آزمایش به شرط

مدل‌های رفتاری معمول

نوع رفتار	لگاریتم احتمال آرایه به شرط مدل رفتاری معمول λ_3	لگاریتم احتمال آرایه به شرط مدل رفتاری معمول λ_2	لگاریتم احتمال آرایه به شرط مدل رفتاری معمول λ_1	آرایه‌ی قابل مشاهده به‌دست آمده در فاز آزمایش
معمول	-۳۳,۶۳۲۸	-۲۸,۵۶۸۵	-۱۰,۸۲۱۲	O_1
معمول	-۱۰,۴۶۳۹	-۲۶,۸۱۹۶	-۲۵,۸۵۳۹	O_2
غیر معمول	-۲۹,۷۰۵۸	-۲۹,۴۲۱۳	-۳۳,۰۹۴۴	O_3

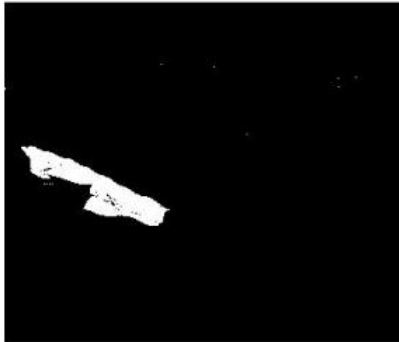
نتایج روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌های به‌دست آمده از مرجع [۱۳] نیز مورد آزمایش قرار گرفته است. در این پایگاه داده اندازه‌ی فریم‌های تصویر 240×320 پیکسل می‌باشد و دارای نرخ ۲۵ فریم در ثانیه است. در ویدیوهایی که در فاز آموزشی این پایگاه داده مورد استفاده قرار می‌گیرد، حرکت وسایل نقلیه از بزرگراه به‌عنوان رفتارهای معمول در نظر گرفته می‌شود. سپس در فاز تست ویدیوهایی استفاده می‌شود که در آن یک قطار در کنار بزرگراه عبور می‌کند. از آنجایی که حرکت قطار در این ویدیو به ندرت اتفاق می‌افتد و در ویدیوهایی که در فاز آموزشی برای تعریف رفتار معمول استفاده شدند، وجود نداشته لذا به‌عنوان یک رفتار غیر معمول در نظر گرفته می‌شود. گرفته شده است. برای این پایگاه داده‌ها، نتایج آشکارسازی در یک فریم نمونه،



(ب)



(الف)



(ث)



(ت)



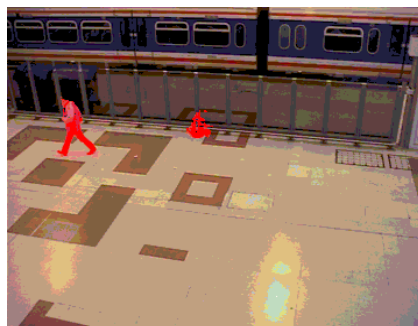
(پ)



(چ)

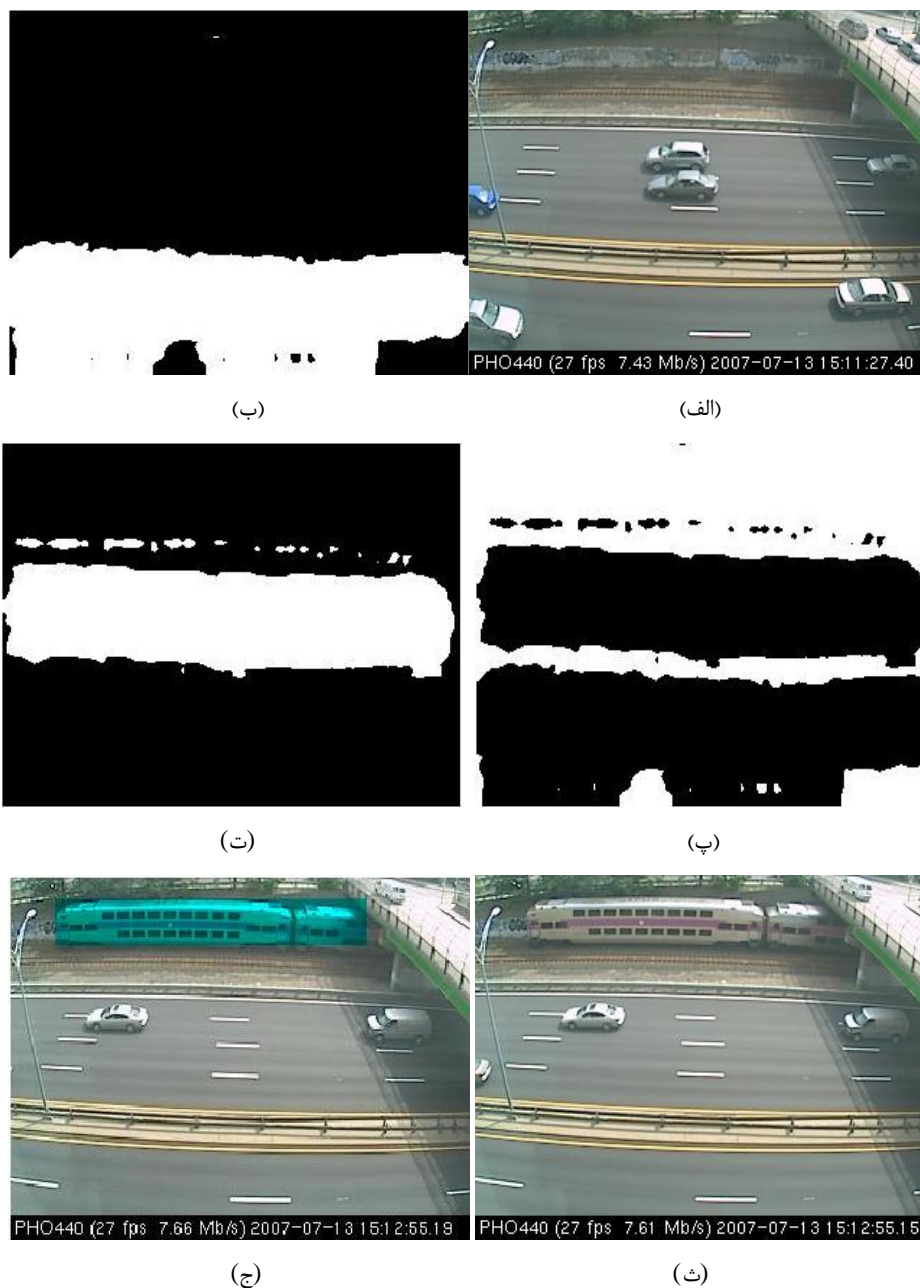


(ج)



(ح)

شکل ۶: پایگاه داده‌های [20]PETS2006. (الف) یک فریم نمونه از پایگاه داده‌ها. (ب) نتایج آشکارسازی نواحی متحرک برای فریم نمونه. (پ)، (ت) و (ث) نتایج دسته‌بندی با روش دسته‌بندی طیفی. (ج) فریم نمونه برای رفتار غیر معمول. (چ) و (ح) نتیجه آشکارسازی رفتار غیر معمول.



شکل ۷: پایگاه داده‌های مرجع [۱۳]. (الف) یک فریم نمونه از پایگاه داده‌ها. (ب) نتایج آشکارسازی نواحی متحرک برای فریم نمونه. (ب)، (پ) و (ت) نتایج دسته‌بندی با روش دسته‌بندی طیفی. (ث) فریم نمونه برای رفتار غیر معمول. (ج) نتیجه آشکارسازی رفتار غیر معمول.

۸- نتیجه گیری

در این مقاله یک رهیافت بر اساس محل برای آشکارسازی رفتارهای غیر معمول ارایه شده است. نرخ‌های اشغال- ساکن به‌عنوان ویژگی‌های رفتاری، مورد استفاده قرار گرفت و از این ویژگی‌ها برای مدل کردن رفتار بلوک‌های پیکسل استفاده شد. طی یک فاز آموزشی و توسط روش دسته‌بندی طیفی، بلوک پیکسل‌هایی که رفتار مشابه دارند، در یک دسته قرار گرفتند و با استفاده از مدل مارکوف مخفی برای هر دسته یک مدل رفتاری تعیین شد. این مدل‌های رفتاری به‌دست آمده در فاز آموزشی، مدل‌های رفتاری معمول نامیده شدند. در فاز آزمایش، برای آرایه قابل مشاهده‌ی به‌دست آمده برای یک محل، احتمال آن آرایه به‌شرط مدل‌های معمول محاسبه شد و اگر این احتمال از یک مقدار آستانه کمتر بود، آن محل به‌عنوان محلی که در آن رفتار غیر معمول اتفاق افتاده شناخته شد و رفتار آن به‌عنوان رفتار غیر معمول در نظر گرفته شد. نتایج آزمایشی سرعت، دقت و کارآمد بودن روش پیشنهادی در آشکارسازی رفتارهای غیر معمول را نشان می‌دهد.

مراجع

- [9] D. M. Blei, A.Y. Ng and M.I. Jordan, "Latent Dirichlet Allocation", Journal of Machine Learning Research, Vol. 3, pp. 993-1022, 2003.
- [10] Y.W. The, M.I. Jordan and M.J. Beal, "Hierarchical Dirichlet Process", Journal of the American Statistical Association, Vol. 101, No. 476, pp. 1566-1581, 2006.
- [11] E. B. Ermis, P. Clarot and P. M. Jodoin, "Activity Based Matching in Distributed Camera Networks", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 19, No. 10, pp. 2595 - 2613, 2010.
- [12] P. Clarot, E. B. Ermis and P. M. Jodoin, "Unsupervised Camera Network Structure Estimation Based on Activity", Third ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras, pp. 1 - 8, 2009.
- [13] P. M. Jodoin, V. Saligrama and J. Konrad, "Behavior Subtraction", Proceedings of SPIE, Vol. 6822, 2009.
- [14] M. Piccardi. "Background subtraction techniques: a review", In IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 4, pp. 3099-3104, 2004.
- [15] L. Z. Manor, and P. Perona, "Self-Tuning Spectral Clustering", in Advances in Neural Information Processing Systems, 2004, pp. 1601-1608.
- [16] U. V. Luxburg, "A tutorial on spectral clustering", Journal Statistics and Computing, Vol. 17, No. 4, pp. 395 - 416, 2007.
- [17] L. R. Rabiner. "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition" In Readings in speech recognition, pp. 267-296. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1990.
- [18] Z. Ghahramani. "An introduction to hidden Markov models and Bayesian networks," In Hidden Markov Models: Application in Computer Vision Series in Machine Perception and Artificial Intelligence, Vol. 45, chapter 2. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2001.
- [19] L. E. Baum, G. Soules, and N. Weiss. "A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains". Ann. Math. Stat., Vol. 41, No. 1, pp. 164- 171, 1970.
- [20] <http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2006/data.html>
- [1] D. Kosmopoulos, A. Voulodimos and T. Varvarigou, "Behavior Recognition from Multiple Views Using Fused Hidden Markov Models", Springer, Artificial Intelligence: Theories, Models and Applications, Vol. 6040, pp. 345-350, 2010.
- [2] N. Anjum and A. Cavallaro, "Multifeature Object Trajectory Clustering for Video Analysis", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 18, No. 11, pp. 1555 - 1564, 2008.
- [3] C. C. Loy, T. Xiang and S. Gong, "Detecting and discriminating behavioural anomalies", Pattern Recognition, Vol. 44, No. 1, pp. 117-132, 2011.
- [4] F. Jiang, J. Yuan, S. A. Tsafaris and A. K. Katsaggelos, "Anomalous video event detection using spatiotemporal context", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 115, No. 3, pp. 323-333, 2011.
- [5] D.Y Chen and P. C Huang, "Motion-based unusual event detection in human crowds", Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol. 22, No. 2, pp. 178-186, 2011.
- [6] B.D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision", Proceedings of the 1981 DARPA Imaging Understanding Workshop, pp. 121-130, 1981.
- [7] I. Saleemi, K. Shafique and M. Shah, "Probabilistic Modeling of Scene Dynamics for Applications in Visual Surveillance", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 31, No. 8, pp. 1472 - 1485, 2009.
- [8] X. Wang, X. Ma and W. L. Grimson, "Unsupervised Activity Perception in Crowded and Complicated Scenes Using Hierarchical Bayesian Models", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 31, No. 3, pp. 539 - 555, 2009.

Identification and classification of behaviors for abnormal behaviors detection using hidden Markov model

Asgar Feizi¹, Ali Aghagolzadeh^{2*}, Hadi Seyedarabi³

1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

2* - Corresponding Author: Faculty of Electrical and Computer Engineering, Babol University of Technology, Babol, Iran

3- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

¹a.feizi@du.ac.ir.com, ^{2*} aghagol@nit.ac.ir, ³ seyedarabi@tabrizu.ac.ir

Abstract- This paper presents a new approach for modeling the normal behaviors and detecting the abnormal behaviors. The approach consists of several main steps. First, using a detection method, the foreground and background regions are separated. Then, the busy-idle rates are defined as the behavioral features and, based on these features, a behavioral model is extracted for each pixel block. In the following, spectral clustering is used to classify the normal behaviors on the condition that a set of normal data is provided. In the classification process, the pixel blocks with similar behaviors are grouped together. A behavioral model is defined for each group of the blocks with similar behaviors. The behavioral model adopted in this paper is Hidden Markov Model. The results of the obtained classification and normal behaviors are used to detect the abnormal behaviors; i.e., based on the normal-behavior model for each cluster, if the observation sequence probability given by the normal-behavior model is lower than the threshold level, the pixel block is identified as the region in which the abnormal behaviors happened. The experimental results obtained from video data confirm the efficiency, accuracy, and speed of the approach adopted in this paper.

Keywords- Keywords- Visual Intelligent, Normal Behavior, Spectral Clustering, Hidden Markov Model, Abnormal Behavior Detection