

مدل تعاملی برای تعیین عادی بودن رفتار انفرادی راننده

هادی صدوقی یزدی^۱، مجتبی لطفی زاد^{۲*}، احسان اله کبیر^۳، محمود فتحی^۴

۱- استادیار مهندسی برق، دانشگاه تربیت معلم سبزوار

۲- استادیار مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس

۳- استاد مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس

۴- دانشیار مهندسی کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران

* تهران: صندوق پستی ۴۸۳۸-۱۴۱۵۵

lotfizad@modares.ac.ir

(دریافت مقاله: اسفند ۱۳۸۲، پذیرش مقاله: شهریور ۱۳۸۵)

چکیده - در این مقاله مدلی تعاملی برای بررسی رفتار عادی انفرادی رانندگان ارائه می شود که تأثیر متقابل وسایل نقلیه در آن به کار رفته است. از ویژگیهای زمانی حاصل از ردگیری هر یک از وسایل نقلیه و تاریخچه حرکت آن وسایل، در ایجاد مدلی از رفتار عادی استفاده می شود. به دلیل غیرایستاد بودن رفتار، از مدل مخفی مارکف برای ساخت مدل تعاملی استفاده شده است. مدل مورد استفاده دارای سه بخش اصلی است. بخش اول تاریخچه مسیر حرکت پیشینان، که به این منظور یک ماتریس گذر مراکز (CTM) پیشنهاد شده که نوعی پایگاه داده اطلاعات مکانی - زمانی از حرکات دیده شده در فریمهای پیشین است. بخش دوم ویژگیهای زبانی یا شناسایی نوع حرکت وسایل نقلیه است، این حرکات عبارت است از مستقیم، گردش به راست و به چپ، انحراف به راست و به چپ، تغییر باند به راست و به چپ. بخش سوم ویژگیهای سطح پایین شامل سرعت و فاصله تا شیء مجاور است. همچنین CTM در جستجوی تکه های مشابه، کارآمد است و می تواند شعاع و موقعیت جستجو را تعیین کند. این فیدبک بالا به پایین، باعث افزایش کارایی ردیاب RLS و جستجوی شیء شد. در سیستم ارائه شده، مقدار متوسط تعلق درست به مدل مخفی مارکف $81/2\%$ برای رفتار عادی به دست آمد. همچنین نوع حرکت با مدل مخفی مارکف با نرخ $82/7\%$ روی داده های آزمون شناسایی شد و با استفاده از فیدبک CTM خطای پیش بینی روی تعداد زیادی از وسایل نقلیه حداقل 80% کاهش یافت.

کلید واژگان: بینایی ماشین، مدل تعاملی، مدل مخفی مارکف، رفتار عادی، ماتریس گذر مراکز، تشخیص نوع حرکت، ردیابی چندشیئی، پیش بین RLS.

۱- مقدمه

براساس فنون بینایی ماشین اشاره کرد. اگر چه کنترل ترافیک براساس جریان کلی ترافیک است، با وجود این بررسی رفتار هر وسیله نقلیه کاربردهای فراوان دارد.

تحقیقات زیادی درباره سیستمهای حمل و نقل هوشمند انجام شده از جمله می توان به نظارت بر جریان ترافیک

شناسایی عادی بودن رفتار هر وسیله و شناسایی متخلفان رانندگی از آن جمله است. تحلیل رفتار هر وسیله نقلیه با استفاده از مسیر حرکت به دست آمده از ردگیری آن وسیله و پارامترهایی مانند سرعت و شتاب حرکت ممکن می شود و به کمک آنها می توان رفتار عادی یا غیرعادی وسیله نقلیه را تشخیص داد. مسیر حرکت وسیله نقلیه، ویژگی مهمی در شناسایی رفتار آن است، بنابراین در بسیاری از تحقیقات انجام شده ردگیری وسایل نقلیه با وجود مشکلاتی مانند رویهم افتادگی^۱ وسایل، بررسی شده است [۱، ۷]. مسیرهای ردگیری شده به کمک سیستم شناسایی که قابلیت پردازش روی اطلاعات مکانی-زمانی را داشته باشند، باید پردازش شوند. این نوع سیستمها که توصیفی کمی یا کیفی از صحنه را به دست می دهند عبارتند از: شبکه های عصبی تأخیر زمانی [۸] تا [۱۱]، مدل های مخفی مارکف [۱۲] تا [۱۶]، شبکه های بیزین [۱۷] تا [۲۱]، منطق فازی و فازی-زمانی [۲۲] تا [۲۵].

توصیف کیفی صحنه با توجه به دیدگاه مسأله، شکلهای گوناگونی می تواند داشته باشد:

الف- بیان افعال حرکتی شامل ارائه گزارشی که وضعیت صحنه یا رفتار اشیای درون صحنه را با متغیرهای زبانی بیان کند. افعال حرکتی متفاوتی مانند گردش به راست و به چپ در مورد وسیله نقلیه و قدم زدن^۲ و خرامیدن^۳ در مورد حیوانات ارائه شده است [۲۶، ۲۷].

ب- توصیف نمادین صحنه که ارتباطهای پویای بین افعال حرکتی در آن مدلسازی می شود. به عنوان مثال وقتی که خودرویی در صحنه متوقف می شود، تصور وقوع حادثه برای آن وسیله در ابتدا کم است. اما با گذر زمان و توقف بیش از حد آن، احتمال وقوع حادثه قوت می گیرد [۲۸].

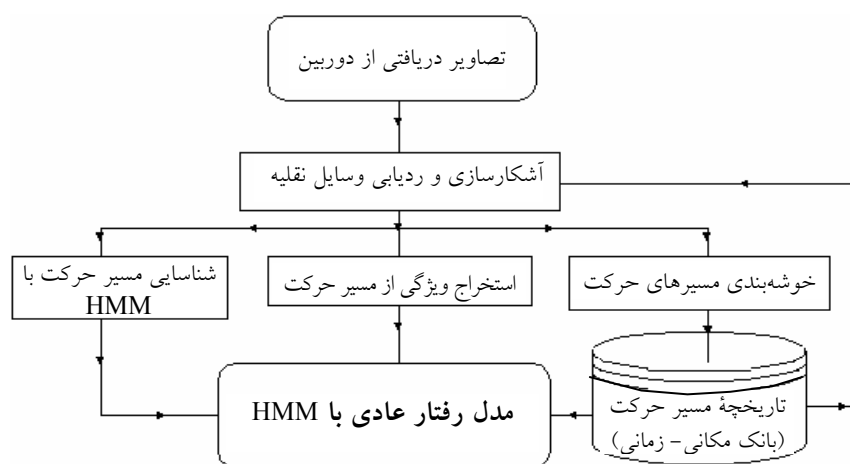
ج- تعامل بین اشیای متحرک در صحنه که شامل فعالیتهای مکانی و زمانی ناشی از رفتار متقابل آنها است [۲۹]. برای مثال ارتباط نزدیک بین بازیکن و توپ، تعامل بین آنها را تداعی می کند، لذا که ردگیری توپ و ردگیری بازیکن به هم وابسته اند. این مثالها تعامل بین دو شیء را در هر دو فضای مکان و زمان نشان می دهد.

توصیف کیفی صحنه ترافیک از هر دو دیدگاه (الف) و (ب) بسیار بررسی شده و در کاربرد تشخیص حادثه برای پیدا کردن مجرم اصلی و کنترل بهتر ترافیک مورد توجه محققان علم ترافیک بوده است. این نوع توصیف صحنه از دید رفتار انفرادی عادی و غیرعادی رانندگان یا وسایل نقلیه، بیشتر به شناسایی حادثه توجه دارد. حادثه را می توان در سه دسته مربوط به خود شیء، مربوط به جاده و محل و مربوط به شیء دیگر طبقه بندی کرد [۳۰].

وقایع مربوط به خود شیء مانند وقایع مربوط به سرعت مانند رانندگی آرام، مربوط به جهت مانند حرکت مستقیم، انشعابی مانند گردش به راست، شتابدار مانند ترمز، پایانی مانند توقف و اتمام رانندگی. وقایع مربوط به جاده و محل به وضعیت جاده مربوط می شود و وقایع مربوط به شیء دیگر از نوع توصیف کیفی از دیدگاه (ج) است. به دلیل عوامل متعدد مؤثر بر رخداد حادثه و تنوع بیش از حد انواع حادثه، مدلسازی حوادث مشکل است، اما می توان حرکت های عادی را با توجه به ویژگیهایی مانند مسیر حرکت و سرعت مدلسازی کرد. یعنی به جای مدلسازی انواع متفاوت حادثه به مدلسازی رفتار عادی می پردازیم.

این مقاله علاوه بر توصیف حرکت به ارائه مدلی برای رفتار عادی با توجه به قابهای مشاهده شده از حرکت های عادی می پردازد، نمودار جعبه ای سیستم پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است. مطابق شکل ۱ پس از دریافت دنباله تصاویر، با آشکارسازی و ردیابی اشیای متحرک در صحنه، مسیر حرکت آنها

1. Occlusion
2. Walk
3. Strut



شکل ۱ سیستم پیشنهادی برای درک رفتار عادی

ثابت، شتاب ثابت و گردش وسیله با استفاده از ردیابی وسیله مشخص می‌شود و سپس این الگوریتم، تخمین گر کالمن با معادلات حالت متناسب با نوع حرکت آشکار شده را، در ردیابی به کار می‌گیرد. در واقع با استفاده از اطلاعات به دست آمده از ردیابی اولیه وسایل نقلیه، نوع حرکت شناسایی و سپس عمل ردیابی با مدل حرکت دقیق‌تری انجام می‌شود. این، نوعی اعمال اطلاعات سطح بالا، برای ردیابی بهتر است. سیستم پیشنهادی شکل ۱ به موارد مذکور توجه دارد و سیستمی برای تشخیص رفتار عادی با توجه به پایگاه داده مناسب از اطلاعات مکانی زمانی مشاهده شده تاکنون، و عملکرد متقابل اشیای مجاور ارائه می‌کند و فیدبکی نیز از تاریخچه مسیر وسایل نقلیه به سیستم ردگیر دارد [۳۳].

تأثیر متقابل بین وسایل نقلیه و رانندگان آنها و همچنین بین خود وسایل نقلیه، فرایندی بسیار پیچیده است؛ در واقع رفتار وسیله نقلیه، به وسیله سایر وسایل نقلیه دیگر در جریان ترافیک به او تحمیل می‌شود [۳۴]. رفتار، بیشتر در مورد انسان مطرح می‌شود [۳۵] تا [۴۱]، اما برای اشیاء نیز مطرح است. در علم رباتیک رفتار به معنای حرکت اجزا و ارتباط بین آنها است. به بیان دیگر رفتار، چگونگی حرکت اجزا و تعامل بین آنها برای رسیدن به کار دلخواه

به دست می‌آید. مسیر حرکت فرایندی غیرایستاد مانند سیگنال صحبت و نویزهای متغیر با زمان، سیگنالهای شنیداری و بیومدیکال است، بنابراین به مدلی نیاز است که بتواند رشته مشاهده شده از مسیر حرکت را به خوبی توصیف کند. مدل مخفی مارکوف این توانایی را دارد [۳۱، ۳۲].

در ادامه تاریخچه کارهای انجام شده در هر بخش از سیستم پیشنهادی بررسی می‌شوند تا کارایی آن بیشتر روشن شود.

۱-۱- تاریخچه کارهای انجام شده در سیستم درک رفتار در صحنه ترافیک

در کارهای گذشته از تعامل بین اشیاء در شناسایی رخداد در سیستمهای شناسایی به خوبی استفاده نشده است. همچنین اثر تاریخچه عملکرد وسایل نقلیه در صحنه در استنتاج نهایی به صورت پایگاه داده مناسب شامل اطلاعات مکانی-زمانی، اعمال نشده است. اعمال فیدبک مناسب از مرحله شناسایی به مرحله ردگیری، یکی دیگر از مباحثی است که توجه محققان را به خود جلب کرده اما هنوز تحقیقات چندانی درباره آن انجام نشده است. در [۲] با تعیین نوع حرکت، نتیجه ردیابی بهتری به دست آمده است. در این کار مدلهای حرکت سرعت

شده می‌پردازیم. بخش ششم به معرفی فیدبکی از مرحله تشخیص رفتار به مرحله ردیابی اختصاص دارد و نتایج در بخش نهایی ارائه می‌شود.

۲- ردیابی چندشیئی^۲

ردیابی وسایل نقلیه در جاده‌ها، در تحلیل صحنه ترافیک جایگاه ویژه‌ای دارد. معمولاً در ردیابی، نقاط ویژه^۳، ناحیه‌ها یا مدل‌ها در قاب‌های متوالی دنبال می‌شوند. برای افزایش دقت ردگیری، کاهش اندازه پنجره جستجو در تصویر، جلوگیری از گم شدن وسیله بر اثر وجود اشیای مشابه در اطراف آن، از پیشگویی مسیر حرکت نیز استفاده می‌شود. در ردیابی نقاط ویژه [۴۵، ۴۶] نقاط خاصی که مربوط به شیء باشند پیدا می‌شوند و در ردیابی ناحیه، تکه‌هایی که زمینه نباشند و دارای حرکت باشند بررسی می‌شوند [۴۷]. در ردیابی مبتنی بر مدل [۴۸، ۴۹] مدل دو یا سه‌بعدی برای شیء متحرک به‌دست آمده و در قاب‌های بعدی جستجو می‌شود.

الگوریتم ردیابی چند شیء متحرک که در شکل ۱ نشان داده شده در شکل ۲ به‌طور دقیق‌تری آورده شده است. الگوریتم به‌کار رفته در ردیابی اشیای درون صحنه، الگوریتمی مبتنی بر پیش‌بینی است که مشکل ردیابی وسایل نقلیه نزدیک به هم را حل می‌کند. همانطور که در شکل ۲ آورده شده، پس از آشکارسازی وسایل نقلیه، تکه‌های مشابه در دو قاب متوالی که در موقعیت مکانی نزدیک به هم هستند، پیدا شده و شبیه‌ترین تکه‌ها به یک وسیله نسبت داده می‌شوند. این مکانها به پیشگوی RLS [۵۰] نیز اعمال می‌شوند تا پس از همگرایی پیشگو برای هر تکه، در انتساب تکه‌ها مشابه کمک کند، پیشگوی RLS^۴ انتساب نامناسب تکه‌ها بر اثر تشابه آنها را تصحیح می‌کند. به این ترتیب پس از

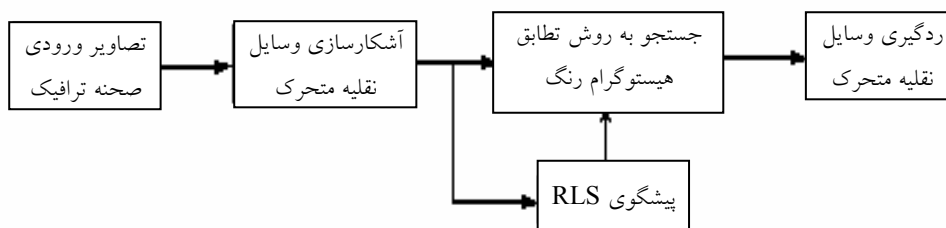
است [۴۲]. برای مدل‌سازی تعامل در رفتار بین انسانها با استفاده از بینایی ماشین، حرکات اجزای بدن ردیابی شده و سپس با توجه به مسیر حرکت این اجزا با مدل مخفی مارکف، تعامل بین این اجزا مدل‌سازی می‌شود [۴۳]. رشته‌ای از موقعیتهای کنترلی که از کانتور تصویر بدن به‌دست می‌آید به‌عنوان ورودی به مدل استفاده می‌شود. در اینجا تعامل در تشخیص حادثه مورد توجه است و با توجه به جهت‌های نسبی بین دو وسیله، حادثه تشخیص داده شده است [۴۴]. در کار حاضر نیز مدل تعاملی با HMM^۱ برای رفتار عادی وسایل نقلیه در شکل ۱ پیشنهاد شده است.

به‌طور خلاصه نکات برجسته و جدید در این مقاله عبارتند از:

- ارائه مدلی برای رفتار انفرادی عادی رانندگان
- ارائه مدلی تعاملی برای نشان دادن تأثیر متقابل بین وسایل نقلیه
- تاریخچه حرکت‌های گذشته در پایگاه داده مکانی-زمانی جدید ثبت شده و به‌مرور به هنگام‌سازی می‌شود.
- اعمال فیدبک از لایه شناسایی به لایه ردگیری در جستجوی تکه‌های مشابه (ارتباطی از نوع بالا به پایین).
- در بخش دوم مقاله، به ارائه سیستم ردیابی چند شیئی برای به‌دست آوردن مسیرهای حرکت و به‌دست آوردن ویژگیهای مناسب در یادگیری رفتار عادی می‌پردازیم. در بخش سوم، ماتریس گذر مراکز که به نوعی پایگاه داده مناسبی از اطلاعات مکانی-زمانی را در خود دارد، ارائه شده و به استخراج ویژگیهای رفتاری از آن می‌پردازیم. در بخش چهارم نوع حرکت را با استفاده از مدل مخفی مارکف پیوسته با مدل مشاهده گوسی مخلوط شناسایی کرده و در بخش پنجم با استفاده از مدل مخفی مارکف به تشخیص رفتار عادی با استفاده از ویژگیهای استخراج

2. Multi Object Tracking
3. Feature Points
4. Recursive Least Square

1. Hidden Markov Model



شکل ۲. بلوک دیاگرام ردیابی چند شیء متحرک

در این مقاله آشکارسازی اهداف متحرک با دو روش استفاده از زمینه و تغییر بین دو فریم انجام می‌شود. زمینه رنگی با استفاده از تصاویر RGB^۳ اخذ شده از صحنه، استخراج می‌شود. هر ناحیه بین دو فریم که تغییر یا حرکتی در آن مشاهده نشود در ناحیه نظیر در قاب زمینه جایگزین می‌شود، اگر این ناحیه یا جزئی از آن قبلاً در فریم زمینه باشد، متوسط آن قسمت از فریم زمینه و تکه به‌دست آمده از فریم ورودی، جایگزین در فریم زمینه می‌شود. به این ترتیب، زمینه وفقی در طول اجرای الگوریتم به‌دست می‌آید که نمونه‌ای از آن در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳. زمینه وفقی به‌دست آمده پس از ۵۰ فریم

اکنون می‌توان اشیای درون صحنه را با محاسبه تفاضل فریم ورودی و زمینه به‌دست آورد. همچنین اشیای متحرک با تفاضل دو فریم متوالی اشیای درون صحنه به‌دست می‌آیند روابط (۱) و (۲).

ورود هر وسیله نقلیه متحرک به صحنه، به آن برچسب زده شده و در ناحیه مورد توجه درون صحنه ردگیری می‌شود. در ادامه، بخشهای مختلف شکل ۲ بیشتر توضیح داده می‌شود.

خاطر نشان می‌شود که عملیات ردگیری و آموزش رفتار عادی در سیستم پیشنهادی شکل ۱ روی مجموعه فیلمهای ترافیک برگرفته از بزرگراههای شهر تهران و مشهد انجام شده است.

۲-۱- آشکارسازی وسایل نقلیه متحرک

یکی از روشهای آشکارسازی حرکت، روش آشکارسازی تغییر^۱ و استفاده از پس‌زمینه است. آشکارسازی تغییر یکی از روشهایی است که به‌دلیل سادگی در بسیاری از کاربردها استفاده می‌شود. تغییر روشنایی نقاط صحنه در فریمهای متوالی بر اثر حرکت اشیای صحنه به‌وجود می‌آید. روشهای مختلفی برای آشکارسازی تغییرات وجود دارد مانند: روش تفاضل قاب‌ها، روش اختلاف تجمعی قاب‌ها و روش آشکارسازی لبه‌های متحرک. یکی دیگر از روشهای آشکارسازی، تفاضل تصویر اصلی و پس‌زمینه است که حاصل آن، تصویر اشیای داخل صحنه است. در این روش زمینه از تصاویر ورودی ساخته و به‌مرور به‌هنگام سازی^۲ می‌شود.

1. Change Detection
2. Update

3. Red-Green-Blue

در شکل، سطوح خاکستری یا رنگ یا تلفیقی از آنها باشد. در کار حاضر، شباهت رنگ مدنظر است. از هیستوگرام رنگ در حوزه HSV^۱ استفاده می‌شود [۴۹]. فاصله اقلیدسی هیستوگرام رنگ یک تکه در فریم $k+1$ با تکه‌های متحرک که در شعاع همسایگی d رابطه (۳) قرار دارند، به دست آمده و تکه نظیر با فاصله اقلیدسی کمتر انتخاب می‌شود. هیستوگرام رنگ هر تکه، به ابعاد تصویر نرمالیزه می‌شود:

$$d(y) = d.\alpha(y) \quad (۳)$$

d_o شعاع همسایگی به ازای $y=0$ است. ضریب $\alpha(y)$ نماینده عمق تصویر است. $\alpha(y)$ در جلوی تصویر برابر ۱ و در انتهای تصویر برابر $1/6$ می‌شود.

به دلیل تشابه رنگ بسیاری از وسایل نقلیه، تأکید بر تشابه رنگ برای ردیابی کافی نیست، زیرا بسیاری از وسایل نقلیه متحرک در درون صحنه ممکن است از یک نوع و یک رنگ باشند یا از انواع متفاوتی باشند که رنگ بسیار مشابهی دارند. بنابراین در مسأله ردگیری، اطلاعات مسیر هر تکه در تعلق یک تکه متحرک در فریم $k+1$ به یکی از تکه‌های متحرک در فریم k مورد نیاز است.

۲-۳- ردگیری به کمک پیشگوی RLS^۲

موقعیت مرکزی هر دو تکه مشابه به دست آمده در دو فریم متوالی، به پیشگوی RLS داده می‌شود تا موقعیت بعدی را پیشگویی کند. به مرور الگوریتم RLS برای هر شیء به طور مجزا همگرا می‌شود و هنگامی که مجموع خطای پیش‌بینی در جهت x و y از β رابطه (۴) کمتر شود موقعیت بعدی را RLS پیش‌بینی می‌کند:

$$\beta = \beta.\alpha \quad (۴)$$

β در جلوی تصویر (یعنی $\alpha=1$) برابر ۲۰ است.

$$O_k = I_k - B_k \quad (۱)$$

$$MO_{k+1}^{(i,j)} = \begin{cases} 1 & (O_{k+1}^{(i,j)} - O_k^{(i,j)}) > \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۲)$$

در رابطه ۱، B_k زمینه به دست آمده تا قاب k ام، I_k تصویر ورودی و O_k تصویر اشیا در فریم k ام است. در رابطه ۲ اشیا متحرک، MO ها، با استفاده از دو فریم متوالی از اشیا O_{k+1} و O_k که از آستانه τ (در اینجا ۵۰ از ۲۵۶ سطح خاکستری) بیشتر باشند - یک می‌شوند که این آستانه در شرایط معمولی نور و روی مجموعه فیلمهای جمع‌آوری شده، به دست آمده است. با توجه به نواحی از MO که یک است، تصویر رنگی اشیا متحرک در فریم ورودی مشخص می‌شود. همانطور که در شکل ۴ ملاحظه می‌شود، سه تکه متحرک آشکار شده است که در عملیات ردیابی، این سه تکه ردیابی می‌شوند.



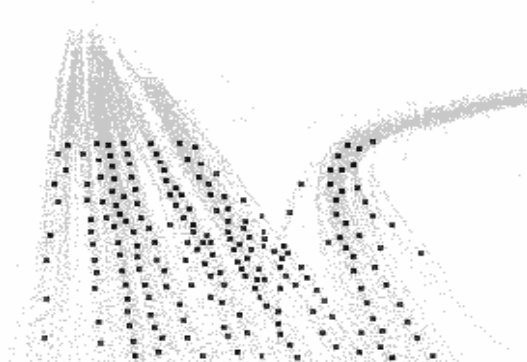
شکل ۴ اشیا متحرک استخراج شده

۲-۲- شباهت تکه‌های متحرک

در عملیات ردیابی چند شیء، استفاده از تابع شباهت ضرورت دارد. انتساب تکه‌های متحرک به یکدیگر در دو فریم، با تابع شباهت امکان‌پذیر می‌شود. شباهت ممکن است

1. Hue-Saturation-Value
2. Recursive Least Squares

میانگین فازی ۲۰۰ خوشه می‌شوند. از مراکز به‌دست آمده، یک ماتریس 200×200 ساخته می‌شود که آن را ماتریس گذر مراکز CTM می‌نامیم که شامل تاریخچه مسیرهای عبور است. عنصر ij این ماتریس بیان‌کننده آن است که شیئی در دو فریم متوالی از مرکز i به مرکز j گذر کرده است. برای تکمیل عناصر این ماتریس روی ۹۰۰۰ فریم ردیابی چند شیء بر طبق روش پیشنهادی بخش ۲ انجام شده و ماتریس گذر مراکز تکمیل می‌شود. جزئی از ماتریس شامل گذر از یک مرکز به مراکز مجاور که گذر به آنها دیده شده، در شکل ۷ آورده شده است. از CTM در پیش‌بینی مسیر حرکت می‌توان استفاده کرد. همانطور که در شکل ۷ دیده می‌شود از مرکز C_1 به C_2 و C_1 به C_3 در طی مشاهدات اولیه به ترتیب احتمال گذر $0.79/5$ ، $0.20/5$ دیده شد. این احتمالات از روی تعداد خودروهای گذر کرده از مرکز C_1 به مراکز بعدی به‌دست می‌آید. بنابراین اگر تکه‌ای در نزدیکی مرکز C_1 قرار گیرد، به این مرکز نسبت داده می‌شود و به احتمال $0.79/5$ به مرکز C_2 می‌تواند گذر کند و با احتمال $0.20/5$ به مرکز C_3 می‌رود. یعنی اگر بدانیم که حرکت عادی است، احتمال مسیر C_1 به C_2 انتخاب می‌شود و موقعیت بعدی آن قابل پیش‌بینی خواهد بود. این بحث در بخش ۶ بیشتر بررسی می‌شود.



شکل ۶ مسیر حرکت وسایل نقلیه در صفحه $X-Y$ و مراکز ۲۰۰ خوشه به‌دست آمده با خوشه‌بندی فازی

در این حال اگر تکه‌ای در فریم $k+1$ با تکه‌ای در فریم k مشابه باشد و پیش‌بینی مسیر تکه نظیر در فریم k با موقعیت تکه در فریم $k+1$ اختلاف کمتر از β داشته باشد، موقعیت تکه در فریم $k+1$ به پیشینه مسیر تکه در فریم k اضافه می‌شود، اما اگر تکه در فریم $k+1$ با پیش‌بینی تکه مشابه در فریم k یکی نباشد، مشابه‌ترین تکه که پیش‌بینی آن با موقعیت تکه در فریم $k+1$ یکی باشد، پیدا می‌شود و موقعیت این تکه در تاریخچه تکه پیدا شده قرار می‌گیرد. نمونه‌ای از تصحیح مسیر با پیش‌بینی در شکل ۴ آورده شده است.

شکل ۵ مثالی از نزدیک شدن خودروها و اشتباه در جستجوی تکه‌های مشابه است. تکه‌های ۱، ۲ و ۳ به دلیل نزدیکی، به اشتباه به هم اختصاص داده می‌شوند. به این ترتیب تکه ۱ در ادامه تکه ۲ تصور می‌شود. در این مثال اضافه کردن پیش‌بین RLS این مشکل را حل کرده است.

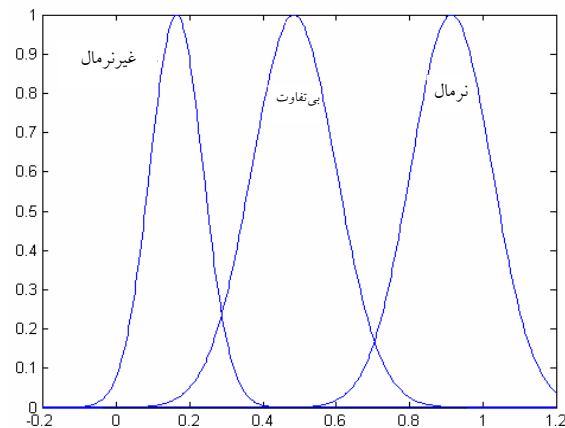


شکل ۵ اضافه کردن اطلاعات پیش‌بینی مسیر حرکت در ردیابی

۳- تاریخچه مسیر حرکت یا پایگاه داده مکانی - زمانی با ماتریس CTM

از مسیرهای به‌دست آمده در شکل ۱ تاریخچه مسیر حرکت استخراج می‌شود به این منظور، در طی حدود ۸۰۰۰ قاب، مختصات مسیر حرکت وسایل نقلیه در صفحه $X-Y$ مطابق شکل ۶ ذخیره می‌شوند. این مسیرها با استفاده از الگوریتم k

به دست می آید. برای حرکت عادی، غیرعادی و بی تفاوت به ترتیب سه تابع توزیع حاصل شده است (شکل ۸).



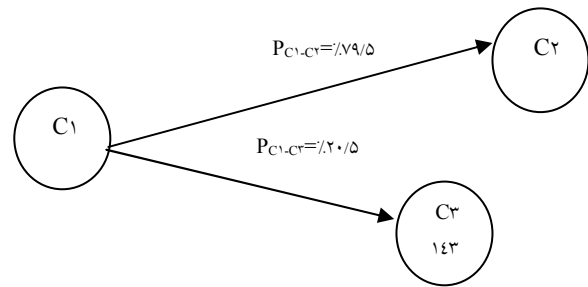
شکل ۸ توابع توزیع به دست آمده برای سه نوع حرکت عادی، غیرعادی، بی تفاوت

اکنون احتمال حرکت بین دو مرکز با توجه به ماتریس CTM قابل محاسبه است که با توجه به توابع توزیع (شکل ۸) میزان تعلق به هر یک از سه نوع حرکت تعیین می شود. مسیر حرکت هر وسیله نقلیه به تعدادی مراکز تعلق می یابد بنابراین هر حرکت شامل k زیر- حرکت است که احتمال این رشته از زیر حرکتها با شرط استقلال هر حرکت از سایر حرکتها، از رابطه (۶) به دست می آید. به این ترتیب سه ویژگی رفتاری (حرکت عادی، غیرعادی و بی تفاوت) با توجه به ماتریس CTM - که اطلاعات مکانی- زمانی مسیرهای گذشته یا پایگاه داده مکانی- زمانی را دارد - به دست می آید:

$$P(T|S) = P(t_1, \dots, t_k | S) = \prod_{i=1}^k P(t_i | S) \quad (6)$$

$$S = \{\text{Normal}, \text{Unormal}, \text{Amphoteretic}\}$$

$T = \{t_1, \dots, t_k\}$ رشته حرکتها، مربوط به یک مسیر حرکت است و S نوع حرکت. $P(T|S)$ تعلق رشته حرکتها



شکل ۷ جزئی از ماتریس گذر مراکز CTM

۳-۱- استخراج ویژگیهای رفتاری از CTM

با توجه به مقدار گذر وسایل نقلیه از مراکز تعیین شده، احتمال گذر به دست می آید. فرض کنید که در طی هزاران فریم از مرکز m به p مرکز دیگر، گذر وسایل نقلیه مشاهده شده است. n_i تعداد گذر مشاهده شده برای هر یک از p مرکز است. بنابراین احتمال گذر از مرکز m به مرکز k برابر است با:

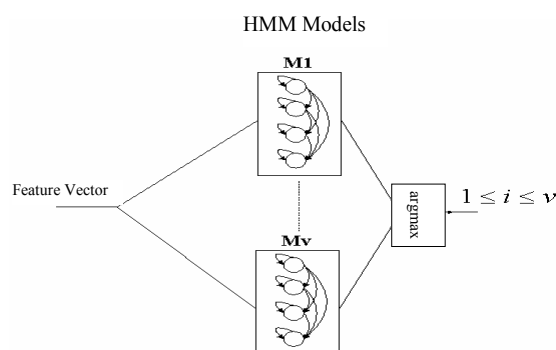
$$P(t_{mk}) = \frac{n_k}{\sum_{i=1}^p n_i} \quad (5)$$

$P(t_{mk})$ احتمال گذر از مرکز m به مرکز k است. احتمالهای به دست آمده در سه گروه خوشه بندی می شوند که عبارتند از:

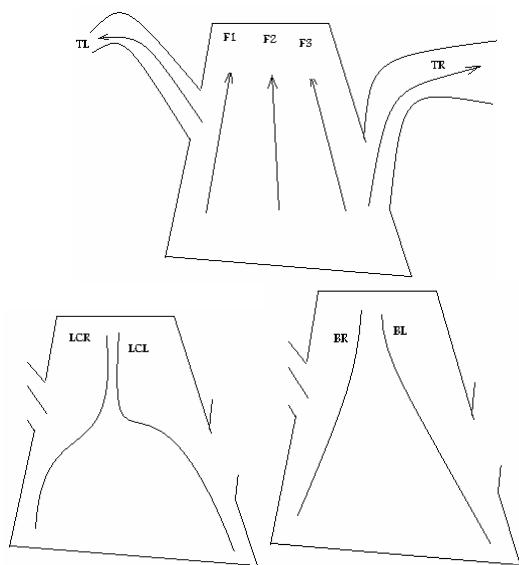
- احتمال کم مربوط به حرکتهای غیرمعمول که به ندرت اتفاق افتاده اند.
- احتمال زیاد مربوط به حرکات معمولی که به فراوانی مشاهده شده اند.

- احتمال نزدیک ۵۰٪ (حرکات با برچسب بی تفاوت) که این نوع حرکات بیشتر در پیچها دیده می شود و به نحوی نشانگر وجود چنین گذرگاههایی است.
- بنابراین ماتریس CTM به سه خوشه با خوشه بندی سه میانگین تقسیم شده و سه تابع توزیع گوسی برای آنها

از راست به چپ، دو نوع حرکت گردش به راست و به چپ، دو نوع حرکت متمایل به راست و متمایل به چپ، در شکل ۱۰ این حرکات برای وضوح بیشتر نشان داده شده است. تقسیم حرکات مستقیم به سه گروه باعث افزایش نرخ شناسایی شد. در مجموعه شامل ۱۵ نمونه از هر حرکت نه نمونه آموزش و شش نمونه آزمون انتخاب شد که در مجموعه آزمون نرخ شناسایی برابر ۸۲٪ به دست آمد.



شکل ۹ شناسایی مسیر حرکت با HMM



شکل ۱۰ F1 و F2 و F3 سه نوع حرکت مستقیم و TR، TL به ترتیب گردش به چپ و به راست، LCR، LCL تغییر باند به چپ و به راست و BR، BL متمایل به چپ و به راست است.

را به هر یک از سه نوع حرکت عادی، غیرعادی و بی تفاوت نشان می دهد.

۳-۲- به هنگام سازی ماتریس CTM

ماتریس گذر مراکز در جریان کار سیستم به تدریج تغییر می کند و این کار اجازه می دهد که تغییرات صحنه و تغییر مسیر وسایل نقلیه در بعضی از مکانها به دلایل متفاوت در نظر گرفته شود و چون توابع توزیع نیز به هنگام سازی می شوند، بنابراین توابع توزیع به صورت پویا تغییر می کنند.

۴- شناسایی نوع حرکت با مدل مخفی مارکوف

بخشی از نمودار جعبه ای (شکل ۱) شناسایی نوع حرکت است، نوع حرکت معمولاً با استفاده از متغیرهای زبانی توصیف می شود و با این گونه توصیف از رفتار عادی یا غیرعادی وسیله نقلیه، نظر داده می شود. در کار حاضر برای هر یک از انواع حرکات، یک مدل آماری غیرایستاد ایجاد می شود، که پس از اعمال مسیر حرکت مورد نظر به این مدلها، هر یک که امتیاز بیشتری داشته باشند، بیانگر نوع حرکت خواهند بود. هر مسیر حرکت را می توان، به صورت رشته ای از T مشاهده $O = o_1, \dots, o_T$ در نظر گرفت. در مدل مارکوف هر الگوی مرجع با یک مدل آماری حالت محدود^۱، نشان داده می شود. هر مدل شامل N حالت است $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$. شناسایی، اتخاذ یک تصمیم است، به طوری که بهترین مدل با الگوی ورودی منطبق شود. فرایند تطبیق شامل محاسبه ترکیب احتمالات مشاهده و گذر است. بنابراین هر رشته مشاهده O ممکن است به یکی از مدل های M_i تعلق پیدا کند [۵۲] تا [۵۵]

$$P = \Pr(O | M_i) \quad 1 \leq i \leq v \quad (\text{شکل ۹}).$$

نه مدل برای شناسایی نه نوع حرکت در نظر گرفته شده که سه نوع حرکت مستقیم، دو نوع تغییر باند از چپ به راست و

1. Finit State

۴-۱ استخراج ویژگی برای شناسایی نوع حرکت

ویژگیهای مناسب برای شناسایی مسیر حرکت از مختصات نرمالیزه شده حرکت شیء پیدا می‌شود. برای آنکه تمامی مسیرهای حرکت آشکار شده در صحنه در یک دستگاه مختصات به دست آیند، مختصات مسیر حرکت از نقطه اولیه کم می‌شوند. از این مختصات سرعت و زاویه حرکت نیز استخراج می‌شوند (بر طبق روابط ۷). سپس رشته‌ای از مختصات، سرعت و زاویه حرکت برای شناسایی به بخش طبقه‌بندی داده می‌شود.

در روابط ۷، $\hat{x}, \hat{y}$ مختصات نرمالیزه شده حرکت وسیله است. مختصات اولیه دیده شده از شیء X_0 و Y_0 و $\Delta\hat{x}$ سرعت حرکت شیء متحرک است، زیرا نرخ اخذ تصویر و پردازش بین فریمها ثابت فرض می‌شود. θ نیز زاویه حرکت بین هر دو نقطه دیده شده از شیء است.

$$\text{Feature Vector} = \{\hat{x}, \hat{y}, \Delta\hat{x}, \Delta\hat{y}, \theta, \Delta\theta\} \quad (1-7)$$

$$\hat{x} = \text{normalize}(x), \hat{y} = \text{normalize}(y) \quad (2-7)$$

$$\text{normalize}(x) = x_i - x_0 \quad i = 1, \dots, n \quad (3-7)$$

$$\text{normalize}(y) = y_i - y_0 \quad i = 1, \dots, n \quad (4-7)$$

$$\Delta\hat{x} = \hat{x}_i - \hat{x}_{i-1} \quad i = 1, \dots, n \quad (5-7)$$

$$\Delta\hat{y} = \hat{y}_i - \hat{y}_{i-1} \quad i = 1, \dots, n \quad (6-7)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta\hat{y}}{\Delta\hat{x}}\right) \quad (7-7)$$

۵- سیستم درک رفتار

انسان، وسیله نقلیه و محیط به عنوان سه عنصر اصلی حمل و نقل شناخته شده‌اند. رفتار وسیله نقلیه به هر سه عامل انسان، وسیله نقلیه و محیط یا صحنه رانندگی وابسته است و راننده نسبت به وضعیت رانندگی از خود واکنش نشان می‌دهد. در شرایط معمولی جلوگیری از تصادف و رسیدن مطمئن به مقصد، مراقبت از خودرو و رسیدن سریعتر به مقصد از عوامل مؤثر بر نوع واکنش راننده

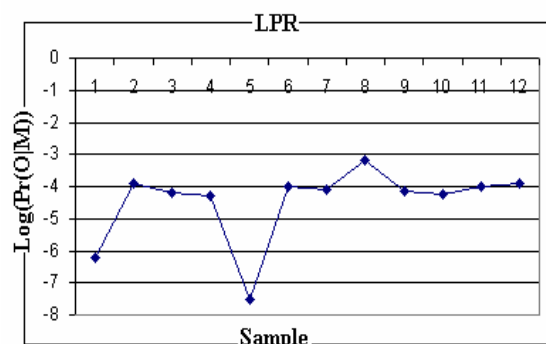
است. فرایند استخراج اطلاعات از محیط توسط شخص، درک یا تشخیص نام دارد. گاهی اتفاقات به قدری سریع رخ می‌دهند که فرصت کافی برای تصمیم‌گیری برای راننده وجود ندارد. این مسأله موجب سردرگمی و اضطراب و بروز تصادف و حادثه می‌شود. مدلسازی ارتباط بین اعمال برای هر حادثه ناممکن به نظر می‌رسد، بنابراین با مدلسازی مناسب رفتار عادی، می‌توان رفتار غیرعادی را به عنوان حادثه شناسایی کرد.

۵-۱ یادگیری حرکتهای عادی

تعامل بین وسایل نقلیه در حرکتهای عادی آنها بسیار مشهود است، برای مثال تغییر خط وسیله نقلیه بر عملکرد سایر وسایل تأثیر می‌گذارد، یا حرکت کند در باند سریع منجر به حوادثی برای سایر وسایل خواهد شد. به بیان دیگر در صورت وجود چند شیء در صحنه برای مدلسازی رفتار عادی هر یک از وسایل نقلیه، باید اثر شیء مجاور آن نیز در نظر گرفته می‌شود. با توجه به جایگاه ایجاد مدل برای رفتار، سیستم ارائه شده در شکل ۱۱ نشان داده شده است.

در این سیستم، از مسیر حرکت وسایل نقلیه سه دسته ویژگی استخراج می‌شود. دسته اول تاریخچه مسیر حرکت و رفتار پیشین است که به مسیر حرکت با توجه به CTM، برچسب عادی، غیرعادی و بی تفاوت زده می‌شود. دسته دوم ویژگیهای زبانی از نوع حرکت وسایل نقلیه است، شامل: مستقیم، گردش به راست و به چپ، تمایل به راست و به چپ، تغییر خط به راست و به چپ. دسته سوم ویژگیهای سطح پایین شامل سرعت و فاصله تا شیء مجاور است که از مسیر حرکت در هر لحظه به دست می‌آید. دو مدل رفتار انفرادی عادی در دو حالت وجود وسایل مجاور و نبود آنها توسط سیستم (شکل ۱۱) یاد گرفته می‌شود. اگر در مجاورت وسیله نقلیه، شیء متحرک دیگری وجود داشته باشد، سوئیچ، اطلاعات داده‌های آموزش را به مدل رفتار عادی دو شیئی می‌دهد، اگر شیئی در مجاورت وسیله نقلیه وجود نداشت، این

دو خوشه تقسیم شده و خوشه کوچکتر به عنوان نویز حذف می‌شود. در مورد شکل ۱۱ نمونه‌های ۶،۲- و ۷،۵- حذف می‌شوند و پارامترهای تابع توزیع گوسی برحسب سایر نمونه‌ها محاسبه می‌شوند. حذف نویز با فیلتر، پارامترهای بهتری را برای تابع توزیع نتیجه می‌دهد و میزان خطا را برای نمونه‌های آزمون به ۱۱٪ کاهش می‌دهد.



شکل ۱۲ LPRهای به‌دست آمده از HMM دو شیء برای ۱۲ نمونه یادگیری پارامترهای تابع توزیع

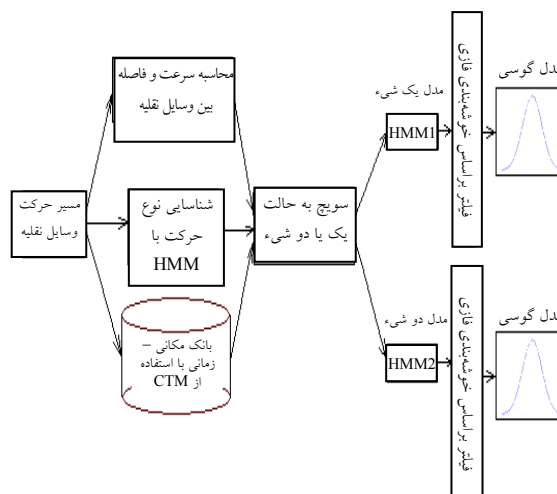
پارامترهای تابع توزیع روی هر دو مدل مارکف تک شیئی و دو شیئی به‌دست می‌آید. سیستم به‌کار رفته برای آزمون مانند شکل ۱۰ بدون فیلتر است. آزمون روی ۱۷ نمونه شامل شش حرکت یک شیئی و ۱۱ حرکت چند شیئی انجام شد. مقدار متوسط تعلق نمونه‌ها به توابع توزیع به‌دست آمده از رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$Mf = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K f(LPR) \quad \text{that} \quad (1-8)$$

$$f(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - \mu_j}{\sigma_j}\right)^2\right) \quad \forall j = 1, 2 \quad (2-8)$$

μ_j, σ_j پارامترهای تابع گوسی مدل عادی برای دو حالت یک شیئی و دو شیئی و K تعداد نمونه‌های آزمون است. تعلق متوسط نمونه‌های عادی به حرکت عادی با تعریف رابطه (۸) برابر $81/2\%$ می‌شود که نشان‌دهنده آن است که وضعیت عادی را تا حد خوبی شناسایی می‌کند.

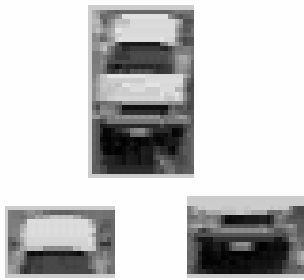
داده‌ها به مدل شیئی داده می‌شود. مدل مارکف با توجه به داده‌های آموزش همگرا می‌شود. از ۳۶ نمونه آموزش برای حرکت‌های عادی، از ۲۴ نمونه برای یادگیری مارکف و از ۱۲ نمونه برای ایجاد توزیع گوسی روی خروجی مارکف استفاده شد. خروجی مارکف $LPR = \log(\Pr(O|M))$ و O رشته مشاهده و M_i مدل است. برای ۲۴ نمونه آموزش، LPR مقادیر تقریباً یکسانی دارد. روی ۱۲ نمونه دیگر مقدار متوسط و انحراف معیار LPR به‌دست آمده که یک تابع گوسی ساخته می‌شود. هر رشته مشاهده به مدل یک LPR دارد که این مقدار یک میزان تعلق به تابع گوسی داشته و بیانگر میزان عضویت در مدل عادی است.



شکل ۱۱ سیستم ارائه شده براساس مدل‌سازی رفتار عادی انفرادی رانندگان

برای آموزش از داده‌های صحتهایی استفاده شد که در آن رفتار عادی رانندگان مشاهده شده است. LPR های به‌دست آمده از HMM دو شیء دارای مقادیر نشان داده شده در شکل ۱۲ است.

برای تولید توزیع گوسی مناسب باید مقادیری نویزی از LPR با فیلتر فازی حذف شوند. به این ترتیب که LPR ها به



شکل ۱۳ آشکارسازی اجزای وسیله یا خود وسیله نقلیه (ممکن است وجه بالا، پایین یا جلو یا تمام آن آشکار شود)

بنابراین باید راه‌حلی برای حل این مشکل یافت که موارد زیر را ملحوظ کند:

الف- در صورت واگرایی الگوریتم RLS و زندهای مناسبی را به فیلتر پیشگو بدهد تا به سرعت همگرا شود و در نتیجه خطای پیشگویی کاهش یابد.

ب- در پیدا کردن تکه‌های مشابه، موقعیتهایی جستجو شود که احتمال حضور شیء در آنها بیشتر است یا شباهت تکه‌ای در فریم k با تکه‌ای در فریم $k+1$ که انتظار می‌رود در آن موقعیت باشد، اندازه‌گیری شود. این باعث افزایش سرعت الگوریتم می‌شود.

راه‌حل ارائه شده، یادگیری مسیر حرکت در حوزه مکان - زمان است که با ارائه ماتریس گذر مراکز CTM این کار انجام شده است.

۶-۲- استفاده از CTM در جستجوی بهتر تکه‌های مشابه

عملیات جستجو شامل جستجوی تکه‌های مشابه در دو فریم متوالی می‌شود که از نظر مکانی نزدیک هستند. تکه دیده شده به یکی از مراکز در ماتریس CTM نسبت داده می‌شود که فاصله آن نزدیکتر باشد؛ سپس می‌توان وضعیت (مرکز) بعدی را پیش‌بینی کرد و در حوالی مرکز پیش‌بینی شده، در جستجوی تکه مشابه در فریم بعدی بود. به این ترتیب جستجوی تکه‌های مشابه نزدیک، بهتر انجام می‌شود.

۶- فیدبک از تشخیص رفتار به ردگیر

پیش‌بینی مسیر حرکت در ردیابی درست شیء متحرک مورد نیاز است. از جمله روشهای پیش‌بینی، فیلترهای وفقی هستند [۵۰] و [۱] که با پیش‌بینی مسیر حرکت یا تخمین مسیر از داده‌های مسیر حرکت در ردیابی کمک می‌کنند. این الگوریتمها از اطلاعات یادگیری مسیر در ردیابی بهره نمی‌برند، بلکه با توجه به اطلاعات مسیر وسیله نقلیه یا مدل حرکت خاص از پیش تعیین شده، عمل می‌کنند. این بخش از مقاله به ارائه یک روش بالا به پایین برای جستجو و ردیابی بهتر اختصاص دارد. در سیستم ارائه شده در شکل ۱ یک ارتباط بالا به پایین از تاریخچه مسیر حرکت به آشکارسازی و ردیابی شیء متحرک اعمال شده که در زیر به تفصیل آن را شرح می‌دهیم.

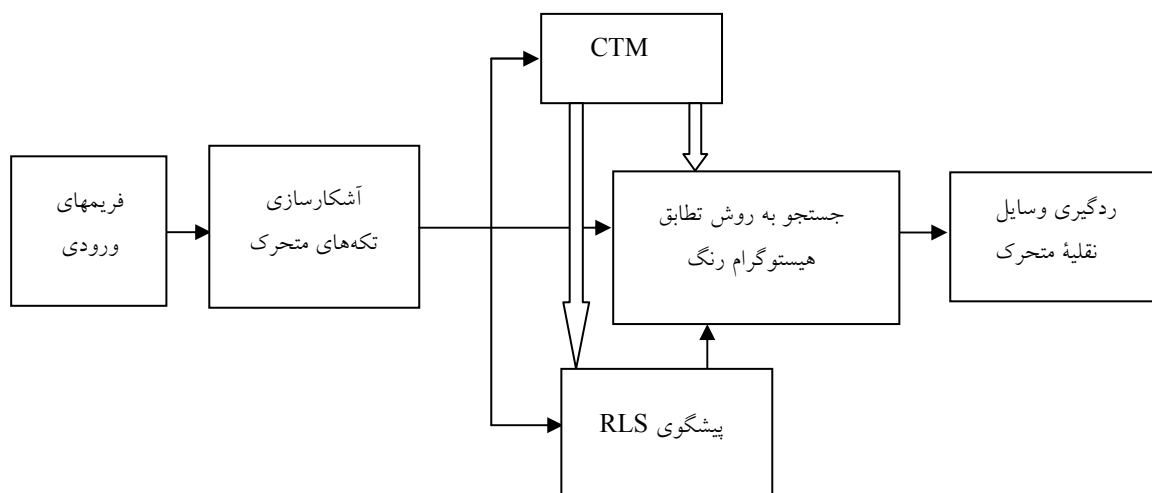
۶-۱- مشکلات ردیابی و جستجو در الگوریتم

ردیابی چند شیء

در الگوریتم ردیابی بخش ۲ از شباهت هیستوگرام رنگ استفاده شد، اما اختلاف بین چند وسیله نقلیه با رنگ یکسان در قاب‌های متوالی با این روش ممکن نیست و چنانچه وسایل نقلیه خیلی نزدیک هم حرکت کنند، به اشتباه به جای هم اختصاص داده می‌شوند. استفاده از پیش‌بینی مسیر حرکت این مشکلات را کم می‌کند اما کاملاً برطرف نمی‌شوند. برخی از مشکلات پیش‌بینی عبارتند از:

الف- در ابتدای مسیر هر وسیله نقلیه، پیش‌بین RLS آن دارای خطای زیادی است و چندین فریم نیاز دارد تا همگرا شود.

ب- به دلیل مشکلات آشکارسازی هدف که سبب آشکارسازی جزئی از وسیله نقلیه یا تمام آن می‌شود، ممکن است در هر فریم قسمتی از آن آشکار شود (شکل ۱۳). این موضوع، موقعیت نویری را به پیش‌بین RLS می‌دهد. این موضوع سبب واگرایی RLS در حالت ردیابی آن می‌شود.



شکل ۱۴ نحوه اعمال CTM در جستجو و پیش‌بینی تکه متحرک

شود و قبل از آن باشد، موقعیت بعدی به‌سوی C۱ خواهد بود و اگر پس از مرکز C۱ قرار گیرد با احتمال ۷۹/۵٪ به سمت مرکز C۲ خواهد رفت. بنابراین موقعیت بعدی هدف به سمت مرکز C۲ خواهد بود.

۶-۴- سیستم پیشنهادی برای ردیابی بالا به پایین

سیستم پیشنهادی در شکل ۱۴ نشان داده شده که همان فیدبک از تاریخچه مسیر حرکت به آشکارسازی و ردیابی نشان داده شده در شکل ۱ است که نحوه اعمال CTM را در جستجو و پیش‌بینی تکه متحرک نشان می‌دهد.

خطای پیش‌بینی الگوریتم RLS پس از اعمال CTM روی وسایل نقلیه متحرک در طی ۹۰۰ فریم در تمامی موارد حداقل ۸۰٪ کاهش یافت. این نتیجه کارایی اعمال الگوریتم CTM را روی ردیابی هدف متحرک نشان می‌دهد. منحنی یادگیری الگوریتم پیشگوی RLS قبل و پس از اعمال CTM روی یک وسیله متحرک در شکل ۱۵ آمده است.

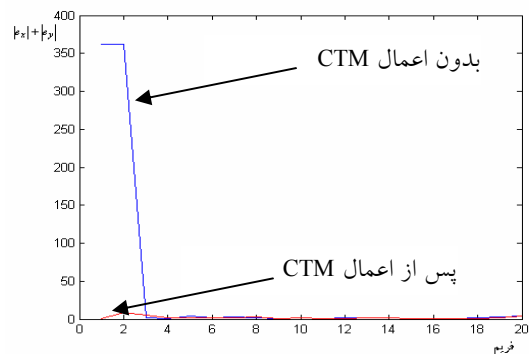
همانطور که در شکل ۱۵ نشان داده شده، اعمال CTM به RLS باعث کاهش محسوس خطای پیش‌بینی می‌شود. $|e_x| + |e_y|$ مجموع قدر مطلق خطای پیش‌بینی در راستای x و y است.

۶-۳- استفاده از CTM در همگرایی RLS و کاهش خطا

الگوریتم RLS استفاده شده، بر روی فیلتر FIR با دو وزن در پیش‌بینی موقعیت x و y به‌طور جداگانه اعمال می‌شود. RLS سرعت همگرایی خوبی دارد، اما همگرایی آن مستلزم دیدن چند نمونه از اطلاعات ورودی است. بعلاوه این الگوریتم در محیط نویزی قابلیت ردیابی خوبی ندارد [۵۱] و خطای پیش‌بینی افزایش می‌یابد. بنابراین لازم است در حالتی که RLS در حال همگرا شدن است میزان خطای پیش‌بینی را کاهش دهیم.

از CTM برای کاهش خطا در حین همگرایی RLS می‌توان استفاده کرد. در ابتدا با دیدن دو نمونه، ورودی لازم برای فیلتر پیشگو آماده می‌شود اما موقعیت بعدی برای پیشگویی وجود ندارد؛ CTM موقعیت بعدی را پیش‌بینی می‌کند. با تعلق تکه متحرکی به یک مرکز می‌توان به روش زیر حدود موقعیت بعدی را به پیش‌بین RLS بدون دیدن فریم بعدی نشان داد. اگر موقعیت تکه آشکار شده قبل از آن مرکز باشد، موقعیت آتی به سمت آن مرکز خواهد بود و اگر بعد از مرکز قرار گیرد موقعیت آتی به سمت مرکزی خواهد بود که احتمال گذر آن در CTM بیشتر است. همانطور که در شکل ۶ دیده می‌شود اگر تکه‌ای در نزدیکی مرکز C۱ دیده

- Scenes”, Pattern Recognition, Vol. 29, No. 8, pp. 1285-1296, 1996.
- [2] L. Zhao, C. Thorpe, “Qualitative and Quantitative Car Tracking from a Range Image Sequence”, Proc. CVPR, Santa Barbara, CA, June 23-25, pp. 496-501, 1998.
- [3] S. Mantri, D. Bullock, “Analysis of Feed forward - Back propagation Neural Networks Used in Vehicle Detection”, Transportation Research C. Vol. 3, No. 3, pp. 161-174, 1995.
- [4] Y. K. Jung, K. W. Lee, Y. S. Ho, “Content-Based Event Retrieval Using Semantic Scene Interpretation for Automated Traffic Surveillance”, IEEE Transaction Intelligent on Transportation System, Vol. 2, No. 3, Sep 2001.
- [5] B. Coifman, D. Beymer, P. McLaunhlan, J. Malik, “A Real-Time Computer System for Vehicle Tracking and Traffic Surveillance”, Transportation Research Part C 6, 271-288, March 1998.
- [6] Badenas, J. M. Sanchiz, F. Pla, “Motion-Based Segmentation and Region Tracking in Image Sequence”, Pattern Recognition 34, pp. 661-670, 2001.
- [7] M. Haag, H. H. Nagel, “Tracking of Complex Driving Maneuvers in Traffic Image Sequences”, Image and Computing 16, pp. 517-527, 1998.



شکل ۱۵ الگوریتم یادگیری پیشگوی RLS قبل از اعمال CTM و پس از اعمال آن

۷- نتیجه گیری و پیشنهادها

هدف این مقاله ارائه مدلی تعاملی برای رفتار عادی وسایط نقلیه بود که در آن تأثیر متقابل بین وسایل نقلیه مدلسازی شد و به این منظور، علاوه بر ویژگیهای سطح پایینی مانند سرعت و شتاب وسایط نقلیه، از ویژگیهای حرکتی مانند گردش به راست و چپ و ویژگی رفتاری به دست آمده از پایگاه داده مکانی- زمانی استفاده شد. با اعمال فیدبک از لایه شناسایی به لایه ردگیری در جستجوی تکه‌های مشابه، یک ارتباط از نوع بالا به پایین ارائه شد که یکی دیگر از ویژگیهای سیستم پیشنهادی بود. نتایج به دست آمده روی فیلمهای برگرفته از صحنه‌های ترافیک در بزرگراهها نشان‌دهنده کارایی روش پیشنهادی در شناسایی افراد خاطی بود.

برای افزایش بیشتر کارایی سیستم، استفاده از الگوریتمهای بهتر تقطیع صحنه و ردگیری بهتر در استخراج مسیر حرکت و همچنین ارائه مدل آماری مناسبتری برای ساخت مدل رفتار پیشنهاد می‌شود.

۸- منابع

- [1] S. Gil, R. Milanese, T. Pun, “Comparing Features for Target Tracking in Traffic

- [13] S. Kamijo, Y. Matsushita, K. Ikeuch, M. Sakauchi, "Traffic Monitoring and Accident Detection at Intersections", IEEE Transactions on Intelligent Transportations, Vol. 1, No. 2, pp. 108-118, June 2000.
- [14] M. Matetic, S. Ribaric, "Qualitative Modeling of Object Behavior in the Dynamic Vision System Using Hidden Markov Models", IEEE Melecon, pp. 570-574, May 2002,
- [15] K. H. Fielding, D. W. Ruck, "Spatio-Temporal Pattern Recognition Using Hidden Markov Models", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 31, No. 4, pp. 1292-1300, Oct. 1995.
- [16] M. R. Naphade, T. S. Huang, "Discovering Recurrent Events in Video Using Unsupervised Methods", Int. Conf. on Image Processing, Vol. 2, pp. II-13 -II-16, Sept. 2002.
- [17] J-N. Ilwang, Y. Luo, "Automatic Object-Based Video Analysis and Interpretation: A Step Toward Systematic Video Understanding", International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 4, pp. IV - 4084 -IV-4087, May 2002.
- [18] V. P. Kumar, U. B. Desai, "Image Interpretation Using Bayesian Networks", IEEE Transactions on Pattern Analysis and
- [8] D. F. ruzzone, S. B. Prieto, Serpico "A Neural-Statistical Approach to Multi Temporal and Multi Source Remote-Sensing Image Classification", IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing ,Vol. 37, Issue. 3, pp. 1350-1359, May 1999.
- [9] J. J. Simpson, T. J. McIntire, "A Recurrent Neural Network Classifier for Improved Retrievals of Aerial Extent of Snow Cover", IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing, Vol. 39, Issue. 10, pp. 2135-2147, Oct. 2001.
- [10] G. A. Carpenter, W. D. Ross, "ART EMAP: A Neural Network Architecture for Object Recognition by Evidence Accumulation", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 6, No. 4, pp. 805-818, July 1995.
- [11] D. S. Tang, "Nero Computation of Image Motion", IJCNN Int. Joint Conf. on Neural Networks, Vol. 1, pp. 401-406, June 1990.
- [12] Minh Anh T. Ho, Yoji Yamada, Yoji Umetani, "An HMM-based Temporal Difference Learning with Model-Updating Capability for Visual Tracking of Human Communicational Behaviors", Proceedings of the Fifth IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR.02), 2002.

- Based on Coded Light Projected”, Colloquium on Underwater Applications of Image Processing, No. 27, pp. 7/1-7/6, March 1998.
- [26] B. Neumann, “Natural Language Description of Time-Varying Scenes”, D. L. Walts (E.d.), Semantic Structures: Advanced in Natural Language Processing, Lawrence Erlbaum, Hillsdale, Nj, pp. 167-206, 1980.
- [27] E. Shvit, A. Jepson, “Motion Understanding from Qualitative Visual Dynamics”, IEEE Workshop on Qualitative Vision, pp. 82-88, June 1993.
- [28] J. Malik, S. Russel and et al, “A Machine Vision Based Surveillance System for California Roads”, Path Project MOU-83 Final Report, 1993.
- [29] J. Kittler, J. Matas, M. Bober, L. Nguyen, “Image Interpretation: Exploiting Multiple Cue”, IEE Conf. on Image Processing and Its Applications, No. 410, pp. 1-5, July 1995.
- [30] R. Gerber, H. H. Nagel, “Knowledge Representation for the Generation of Quantified Natural Language Descriptions of Vehicle Traffic in Image Sequences”, Int. Conf. on Image Processing, Vol. 2, pp. 805-808, 1996.
- [31] H. H. Bui, S. Venkatesh, G. West, “Tracking and Surveillance in Wide-Area Spatial Environments Using the Abstract Hidden Markov Model”, Hidden Markov Models: Applications in Computer Vision Machine Intelligence, Vol. 18, No. 1, pp. 74-77, Jan. 1996.
- [19] Z. Kim, R. Nevatia, “Expandable Bayesian Networks for 3D Object Description from Multiple Views and Multiple Mode Inputs”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 25, No. 6, pp. 769-774, June 2003.
- [20] R. J. Howarth, H. Buxton, “Conceptual Descriptions from Monitoring and Watching Image Sequences”, Image and Vision Computing 18, pp. 105–135, 2000.
- [21] T. Huang and S. Russell, “Object Identification: A Bayesian Analysis with Application to Traffic Surveillance”, AI 103, pp. 77–93, 1998.
- [22] R. Yun-Teng, C. P-Y Chen, “A Fuzzy Search Algorithm for the Estimation of Motion Vectors”, IEEE Transactions on Broadcasting, Vol. 46, No. 2, pp. 121-127, June 2000.
- [23] M. K. Hyun, B. Kosko, “Neural Fuzzy Motion Estimation and Compensation”, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 45, Issue. 10, pp. 2515-2532, Oct 1997.
- [24] X. Tang, X. Gao, J. Liu, H. Zhang, “A Spatial-Temporal Approach for Video Caption Detection and Recognition”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 13, No. 4, pp. 961-971, July 2002.
- [25] P. Ridao, J. Salvi, J. Batlle, “Behaviors Implemented Using a Vision System

- [38] A.Colombo, A. D. Bimbo, A. Valli, "Visual Capture and Understanding of Hand Pointing Actions in a 3-D Environment", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part-B, Vol. 33, Issue. 4, pp. 677-689, Aug 2003.
- [39] J. Davis, M. Shah, "Visual Gesture Recognition", IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, Vol. 141, Issue. 2, pp. 101-106, April 1994.
- [40] J. W. Davis, A. F. Bobick, "Recognition of Human Movement Using Temporal Templates", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 23, Issue. 3, pp. 237-267, March 2001.
- [41] J. Ben-Arie, W. Zhiqian, P. Pandit, S. Rajaram, "Human Activity Recognition Using Multidimensional Indexing", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, Issue. 8, pp. 1091-1104, Aug 2002.
- [42] T. Dar, L. Joskowicz, E. Rivlin, "Understanding Mechanisms: From Images to Behaviors", IEEE Int. Conf on Robotics and Automation, Vol. 4, pp. 3552-3558, May 1998.
- [43] N. Johnson, A. Galata, D. Hogg, "The Acquisition Use of Interaction Behavior Models", IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 866-871, 1998.
- (2001) 177-196, World Scientific Publishing Company.
- [32] A.D. Wilson, A. F. Bobick, "Hidden Markov Modeling and Recognizing Gesture under Variation", Hidden Markov Models: Applications in Computer Vision (2001) 123-160, World Scientific Publishing Company.
- [۳۳] ه. صدوقی یزدی، م. لطفی‌زاد، ا. کبیر، م. فتحی، استفاده از یادگیری مسیر حرکت در ردیابی وسایل نقلیه در صحنه ترافیک، کنفرانس کامپیوتر سال ۱۳۸۲.
- [۳۴] سی‌جوتین خیستی، بی‌کنت لال، مترجم محمود صفارزاده، مهندسی ترابری و ترافیک، دفتر نشر آثار علمی، ۱۳۸۱، فصل ۹ و ۱۰.
- [35] C. S. Pinhanez, Representation and Recognition of Action in Interactive Spaces, Ph. D. Thesis, June 1999, Massachusetts Institute of Technology.
- [36] J. Batlle, A. Casas, J. Freixenet, J. Marti, "A Review on Strategies for Recognizing Natural objects in Color Images of outdoor Scenes", "Image and vision Computing 100, pp. 515-530, (2000).
- [37] A. F. Bobick, Y. Ivanov, "Action Recognition Using Probabilistic Parsing", IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 196-202, June 1998.

- [49] J. Nezamabadi-pour, E. Kabir, "Color Spaces", Internal Report, Tarbiat Modares University, May 2002. (Available at <http://www.ee.uk.ac.ir>).
- [50] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, 3rd-ed, Printice Hall, 1996.
- [۵۱] ه. صدوقی یزدی، م. لطفی‌زاد، راهکاری جدید برای ردیابی اهداف با استفاده از تلفیق الگوریتم RLS و MAP، یازدهمین کنفرانس برق ایران، جلد ۳، ص. ۲۵۸-۲۶۶، ۱۳۸۱.
- [52] L. R. Rabiner, B. H. Juang, "An Introduction to Hidden Markov Models", IEEE ASSP Magazine, pp. 4-17, January 1986.
- [53] R. O. Duda, P. E. Hart, D/G. Stork, Pattern Classification, Wiley, NewYork, NY 2000.
- [54] S. V. Vaseghi, Advanced Signal Processing and Digital Noise Reduction, John Wiley 1996.
- [55] Z. Ghahramani, "Hidden Markov Models: Application and Computer Vision (2001)", 9-42, World Scientific Publishing Company.
- [44] J. Fernyhough, A. G. Cohn, D. C. Hogg, "Building Qualitative Event Models Automatically from Visual Input", Sixth International Conference on Computer Vision, pp. 350-355, Jan 1998.
- [45] D. Chetverikov, J. Verestoy, "Feature Point Tracking for Incomplete Trajectories," Digital Image Processing, Vol. 62, pp. 321-338, 1999.
- [46] B. Coifman, D. Beymer, P. McLaunhlan, J. Malik, "A Real-Time Computer System for Vehicle Tracking and Traffic Surveillance", Transportation Research Part C 6, 271-288, March 1998.
- [47] J. Badenas, J. M. Sanchiz, F. Pla, "Motion-Based Segmentation and Region Tracking in Image Sequence", Pattern Recognition 34, pp. 661-670, 2001.
- [48] D. Koller, K. Daniilidis, H.-H. Nagel, "Model-Based Object Tracking in Monocular Image Sequences of Road Traffic Scenes", Similar Version Published in International Journal of Computer Vision 10:3, pp. 257-281, 1993.