

## شناسایی محدوده جاده مبتنی بر بینایی ماشین

مریم مست ظهوری<sup>۱</sup>، راضیه عدالت حق<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دکتری ریاضی، دانشگاه گیلان؛ Maryam\_zohouri@yahoo.com

<sup>۲</sup>دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت؛ sara\_h\_e@yahoo.com

### چکیده

#### کلمات کلیدی

شناسایی محدوده جاده؛ بینایی ماشین؛ دوربین مونوکیولار.

شناسایی محدوده جاده یکی از اساسی ترین موضوعات مطرح در سیستم های رانندگی مستقل (ADAS) می باشد. اطلاعات مربوط به جاده در یک محیط شهری شامل سطح جاده، خطوط عابر پیاده، چراغ راهنمایی، خطوط رنگی و علائم مختلف است که مهمترین عامل، اطلاعات خط نمایش داده شده در جاده است. شایع ترین روش هایی که برای شناسایی وجود دارند، استفاده از تکنیک های مبتنی بر یادگیری عمیق مثل تقسیم بندی معنایی می باشند که مزایای بسیاری دارند. اما بدلیل بالا بودن حجم محاسبات، از سرعت که یکی از عوامل مهم شناسایی است کاسته می شود. در این مقاله، از دوربین مونوکیولار (واحد) که مبتنی بر بینایی ماشین است، جهت شناسایی جاده که نیازهای فوق را برآورده کند، استفاده شده است. در ابتدا تصاویر دریافتی از یک محیط شهری Caltech توسط دوربین مونوکیولار به عنوان ورودی دریافت و با دید چشم پرنده مورد بررسی قرار گرفته است. سپس با استفاده از تئوری بیزین، تصویر مورد نظر را بر اساس احتمالات تقسیم بندی کرده و خطوط را بر اساس مدل پارابولیک شناسایی و جهت بهبود دقت در شناسایی خطوط از الگوریتم RANSAC استفاده شده است. در نتایج بدست آمده مشخص شد با به کارگیری این روش در سیستم های ADAS علاوه بر مزیت افزایش دقت و سرعت در لحظه، ایمنی خودرو نیز بهبود می یابد.

### ۱- مقدمه

هر ساله بسیاری از مردم در تصادفات جاده ای به علت عدم توجه راننده جان خود را از دست می دهند. سیستم کمک راننده پیشرفته<sup>۱</sup> (ADAS) در افزایش ایمنی به رانندگان جهت کاهش تصادفات نقش بسزایی دارد. این سیستم با هشدار دادن به راننده یا انجام اقدامات اصلاحی موجب جلوگیری از تصادفات در شرایط خطرناک می شود. تشخیص دقیق خطوط جاده یک مسئله مهم در سیستم های هشدار خروج خط و سیستم های کمک به راننده است. خطوط مرزی همیشه به وضوح قابل مشاهده نیستند. به عنوان مثال، شرایط بد جاده، کم رنگ بودن خطوط علامت گذاری شده، اثرات محیطی مثل سایه های ناشی از اشیاء، درختان، وسایل نقلیه دیگر یا شرایط روشنایی مثل چراغ های خیابان، شرایط روز و شب یا مه باعث می شوند که پردازش یک تصویر دریافتی از جاده با مشکل روبرو شود و خطا رخ دهد. همچنین اکثر روش ها هنگام تشخیص خطوط جاده بین خطوط ممتد و غیرممتد تفاوتی قائل نیستند. با شناسایی خطوط ممتد و غیرممتد، خودرو قادر به تصمیم گیری جهت هشدار دادن به راننده مثلاً برای سبقت غیر مجاز و ... می باشد. روش های مختلفی برای این شناسایی وجود دارند. از جمله این روش ها می توان به روش تقسیم بندی

معنایی<sup>۲</sup> اشاره کرد. در این روش که مبتنی بر یادگیری عمیق<sup>۳</sup> است، عمل شناسایی توسط برجسب گذاری تمام اشیاء انجام می‌شود. همچنین می‌توانیم از جعبه ابزار Automated Ground Truth Labeler برای تقسیم بندی معنایی استفاده کنیم. این روش در واقع از یادگیری عمیق استفاده می‌کند اما فقط اشیاء با وزن بیشتر در آن برجسب گذاری می‌شوند. لذا واقعی‌تر از روش قبل است اما دقت و سرعت آن نسبت به روش قبل پایین‌تر است. هر دو روش فوق از یک شبکه عصبی از پیش آموزش دیده شده به نام SegNet استفاده می‌کنند. معماری رمزگذاری آنها نیز بر اساس VGG16<sup>۴</sup> است اما در پایگاه داده استفاده شده متفاوت هستند. اولی بر اساس پایگاه داده CamVid و دومی بر اساس پایگاه داده Caltech می‌باشد. روش سوم برای شناسایی خطوط و محدوده جاده، روش بینایی ماشین با استفاده از دوربین مونوکیولار است که هدف اصلی ما در این تحقیق می‌باشد. این روش، با دید چشم پرنده<sup>۵</sup> (BEV) مثل پرنده از بالا به جاده نگاه می‌کند و در هر الگوریتمی قرار بگیرد، شناسایی خطوط بهتر انجام می‌شود. در این روش برای شناسایی خطوط جاده از مدل خط پارابولیک استفاده می‌شود و برای بهبود شناسایی از الگوریتم RANSAC<sup>۶</sup> استفاده می‌شود. RANSAC یک روش تکراری برای برآورد پارامترهای یک مدل ریاضی از یک مجموعه داده مشاهده شده است که شامل داده‌های خارج از محدوده است. لذا می‌تواند به عنوان روش تشخیص خارج از محدوده هم تفسیر شود. در ادامه این روش، از تابع SegNetLayer جهت تقسیم بندی خطوط استفاده می‌شود که بر اساس تقسیم بیزین کار می‌کند. البته روش بینایی ماشین با استفاده از دید استریو، لیدار و رادار نیز ممکن است که همگی از نظر برد بیشتر و تشخیص خوب در شب از مونوکیولار بهتر می‌باشند. اما به دلیل پاره‌ای از مشکلات مثل قیمت بالا، محاسبات پیچیده، ناپایداری در شرایط مختلف روشنایی، آب و هوای بارانی و غیره در این تحقیق از آنها صرف نظر کردیم. البته ناگفته نماند که ضعف دوربین مونوکیولار در تشخیص و شناسایی در شب هنوز برطرف نشده است. با این حال، این دوربین به علت سرعت و دقت خوبی که در تشخیص جزئیات جاده دارد برای ما مطلوب است.

## ۲- شناسایی محدوده جاده مبتنی بر بینایی ماشین

### ۱.۲- درک بینایی با استفاده از دوربین مونوکیولار

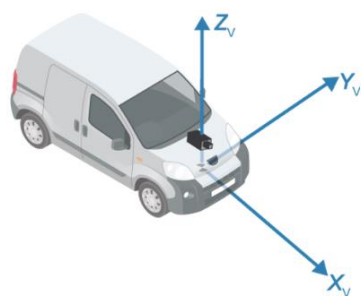
دوربین مونوکیولار قابلیت بسیار خوبی در تشخیص خطوط ممتد و غیر ممتد و خطوط عابر پیاده داشته و همچنین هزینه محاسباتی آن مناسب می‌باشد. اندازه دوربین نسبت به سایر دوربین‌ها کوچکتر و بنابراین محل نصب دوربین آزادتر می‌باشد. این دوربین همچنین دارای کالیبراسیون راحت‌تری می‌باشد که در وب سایت Caltech کالیبراسیون دوربین مورد استفاده در مطلب ارائه شده است. علاوه بر آن با استفاده از BEV که دید دو بعدی می‌باشد و اعمال تابعی که مبتنی بر کنتراست پیکسل‌ها می‌باشد خطوط را شناسایی می‌کند و از آشکارساز ACF<sup>۷</sup> که بر اساس یادگیری عمیق کار می‌کند و از قبل آموزش دیده است، جهت شناسایی خودرو استفاده می‌کند که باعث بهبود عملکرد آن می‌شود. ادغام این دو با هم منجر به شناسایی سریع و دقیق شده است. بنابراین خودرو می‌تواند درست و به موقع تصمیم گیری کند.

### ۲.۲- روش‌های مبتنی بر بینایی ماشین

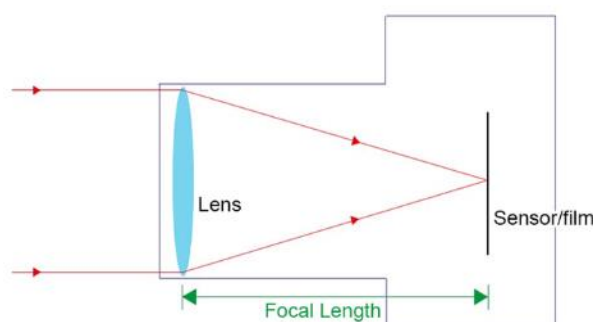
در این روش، شناسایی خودکار شیء و ردیابی آن توسط جعبه ابزار بینایی کامپیوتر<sup>۸</sup> و جعبه ابزار خودکار رانندگی<sup>۹</sup> ایجاد می‌شود. در اینجا، از مجموعه داده‌های Caltech که شامل تصاویری از محیط خیابان‌های شهر می‌باشد استفاده شده است. نتایج حاصل از این مجموعه داده‌ها عملکرد بهتری در استخراج خطوط مرزی در شرایط مختلف محیطی مثل زمانی که سایه‌ها منجر به تغییرات روشنایی در جاده‌ها می‌شوند، نسبت به روش‌های معمول نشان می‌دهد. وسایل نقلیه خودران می‌توانند محیط را با استفاده از رادار (Radar)، لیدار (Lidar)، جی پی اس

<sup>۲</sup> Semantic Segmentation  
<sup>۳</sup> Deep Learning  
<sup>۴</sup> Visual Geometry Group  
<sup>۵</sup> Eye Bird's View  
<sup>۶</sup> RANdom Sample Consensus  
<sup>۷</sup> Aggregare Chanle Feature  
<sup>۸</sup> Computer Vision Toolbox  
<sup>۹</sup> Automated Driving Toolbox

(GPS) و دوربین تشخیص دهند. هر نوع سنسور اطلاعات مختلفی را بر اساس ردیابی مسیر ارائه می‌دهد. دقت سنسور نیز در شرایط مختلف آب و هوایی متفاوت می‌باشد. روش‌های مبتنی بر بینایی به دو دسته تقسیم می‌شوند. روش‌های مبتنی بر مدل که یک مدل ریاضی از ساختار جاده را با بهره‌گیری از مختصات هندسی دوربین و جاده به‌عنوان پارامترهای ورودی استفاده می‌کند و روش‌های مبتنی بر ویژگی که می‌تواند خطوط مارک شده را از مناطق غیر خطوط با استفاده از ویژگی‌های جاده مانند رنگ، شیب، هیستوگرام یا لبه شناسایی کند. با وجود این روش‌ها موقعیت خطوط به‌طور دقیق شناسایی نمی‌شوند. بنابراین تحقیقات اخیر، تمرکز خود را بر توسعه راه‌حل‌های مبتنی بر بینایی و استفاده از سنسورهای اضافی برای بهبود نتایج قرار داده‌اند [1,2]. اولین مرحله در این روش، تعریف پیکربندی یک سنسور دوربین یکپارچه یا مونوکیولار است. اطلاعات پیکربندی دوربین شامل پارامترهای ذاتی (طول کانونی و مرکز نوری دوربین) و پارامترهای بیرونی (جهت گیری (Pitch, Yaw, Roll)) و موقعیت دوربین است که در شکل (الف) ۲-۲ نشان داده شده است، می‌باشد. در این مطالعه دوربین در بالای وسیله نقلیه در ارتفاع ۱.۵ متر از سطح زمین و pitch به اندازه ۱ درجه به سمت زمین نصب شده است و در شکل (ب) ۲-۲ نشان داده شده است. سپس این اطلاعات برای ایجاد پارامترهای دیگر که مبتنی بر پارامترهای دوربین است تعیین می‌شود و موقعیت سیستم مختصات دوربین را با توجه به سیستم مختصات خودرو مشخص می‌کند.



شکل (الف) ۲-۲: مکان قرار گیری دوربین در خودرو

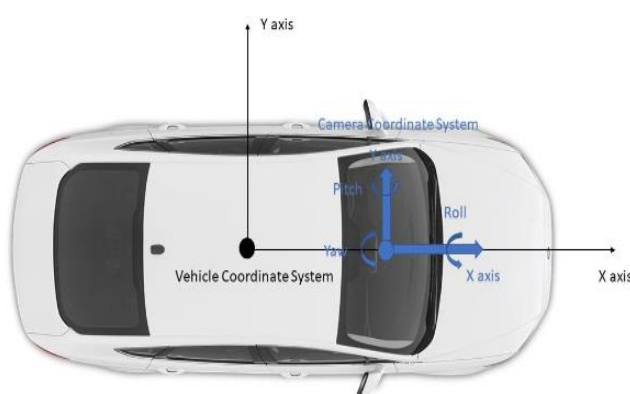


شکل (ب) ۲-۲: توصیف طول کانونی

## ۳.۲- پیکربندی دوربین

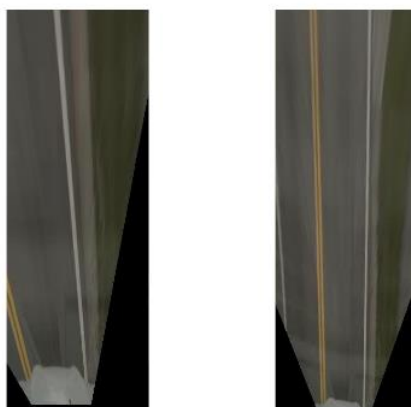
عملیات کالیبره به چند دلیل انجام می‌شود. تقریباً همه لنزهایی که در پردازش تصویر و بینایی ماشین استفاده می‌گردند، دارای انحناء می‌باشند که موجب انحناء در تصویر می‌گردد. همچنین خطای پرسپکتیو نیز از طریق کالیبره حل می‌گردد. از طرفی، عدم کالیبراسیون صحیح سنسور و درجه آزادی در محل نصب سنسور باعث کاهش کیفیت تصاویر شده که منجر به شناسایی اشتباه خطوط و رانندگی در محدوده جاده که خود می‌تواند عامل تصادفات باشد. دوربین‌ها براساس مکان قرارگیری‌شان در خودرو برای عملکردهای مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرند. کالیبراسیون سنسورهای مورد استفاده در سیستم بینایی نیز متناسب با نوع سنسور و مسیر مورد نظر متفاوت می‌باشد. کالیبراسیون دوربین شامل تخمین پارامترهای ذاتی و بیرونی دوربین می‌باشد. پارامترهای ذاتی شامل طول کانونی، مرکز نوری دوربین و اندازه تصویر است. پارامترهای بیرونی شامل Pitch, Yaw, Roll است که می‌تواند یک ماتریس چرخش R و بردار انتقال را نیز ایجاد کند. پارامترهای داخلی برای تعیین رابطه بین

مختصات دوربین و مختصات پیکسل هستند. پارامترهای بیرونی برای تعیین رابطه بین مختصات تصویر دوربین و مختصات دنیای واقعی است. برنامه کالیبراسیون دوربین توسط پردازش تصویر و جعبه ابزار بینایی کامپیوتر در نرم افزار متلب جهت تعیین پارامترهای ذاتی استفاده می‌شود. در برنامه Camera Calibrator از دوربین با یک میدان دید 95 (FOV) درجه استفاده شده است یعنی زاویه‌ها کمتر از ۹۵ درجه می‌باشند. سائز مربع در الگوی شطرنجی ۲۹ میلی متر به عنوان هدف کالیبراسیون ارائه شده است. برای نتیجه مطلوب، نیاز به جمع آوری تعدادی عکس می‌باشد که در اینجا از ده عکس استفاده شده است. پارامترهای بیرونی دوربین در طی تمام آزمایشات متناسب با مکان نصب سنسور در وسیله نقلیه شامل ارتفاع نصب، Pitch، Roll و Yaw نصب می‌باشند که در شکل (الف) ۲-۳ نمایش داده شده است.



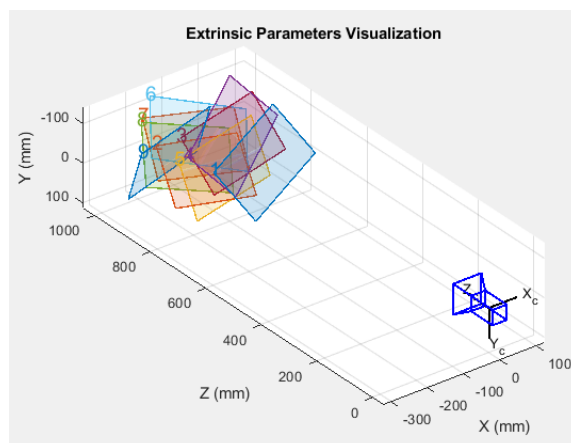
شکل (الف) ۲-۳: سیستم مختصات دوربین و خودرو

ارتفاع نصب دوربین مستقیماً نسبت به زمین سنجیده می‌شود، اما زوایای دیگر نیاز به چرخش دستی براساس تصویر BEV دارند. شکل (ب) ۲-۳ پارامترهای بیرونی مورد نظر BEV را نشان می‌دهد. جاده و خطوط باید در دید صحیح BEV موازی با چرخش صحیح و زاویه نصب درست باشد.



شکل (ب) ۲-۳: دید BEV قبل (چپ) و بعد (راست) از نصب دوربین با زاویه درست

برنامه کالیبراسیون دوربین<sup>۱۰</sup> پارامترهای بیرونی دوربین را استخراج می‌کند و همان‌طور که شکل (ج) ۲-۳ نشان می‌دهد، پارامترهای بیرونی برنامه ماتریس نگاشت شده بین مختصات تصویر و مختصات دوربین می‌باشند. پارامترهای بیرونی مورد نیاز ماتریس انتقال بین مختصات خودرو و دوربین در شکل (الف) ۲-۳ نشان داده شده است.



شکل (ج) ۲-۳: برنامه‌های بیرونی توسط برنامه‌ها بر اساس مختصات تصویر و مختصات جهانی

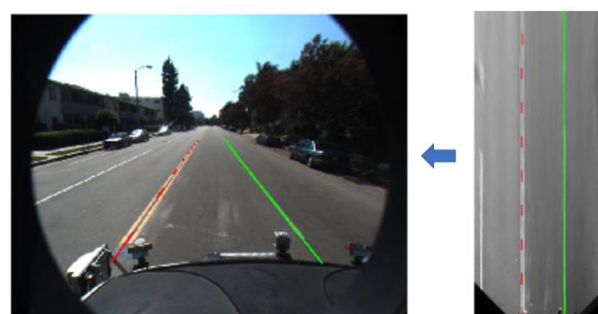
## ۴.۲- شناسایی و ردیابی خطوط مرزی

در مرحله قبل، محدوده بینایی مورد نظر تعریف شد. این منطقه برای تبدیل تصاویر ورودی به تصاویر با دید BEV معرفی می‌شود، طوری که یک نمای مناسب و کافی از ناحیه جلوی خودرو و یک نمای جانبی برای دیدن خطوط جهت پیش بینی جاده میسر باشد. نتیجه در شکل (الف) ۲-۴ نمایش داده شده است. تصویر با دید BEV به توابع اجازه می‌دهد که ویژگی و مدل خطوط استخراج شوند. استخراج ویژگی خطوط شامل شناسایی پیکسل‌هایی است که به خط سفید جاده تعلق دارند و به همراه حذف پیکسل‌های مربوط به غیر خطوط، در تصاویر با دید BEV که از مرحله قبل استخراج شده است. شناسایی پیکسل‌های مربوطه با استفاده از رویکردی که مبتنی بر مشاهدات کنتراست پیکسل‌ها در مقایسه بین خطوط مارک شده و کف جاده می‌باشد، انجام می‌گیرد. هدف اصلی این روش تشخیص لبه در یک تصویر می‌باشد. این تکنیک به این جهت تشخیص لبه انتخاب شده است که ساده و اثر بخش می‌باشد و مبتنی بر میدان تنش از مشتقات مرتبه اول ساخته شده است و قادر است پاسخی از جهت‌های گرادینان را دریافت کند که باعث می‌شود مقادیر غیر عادی مربوط به جهت‌های منحرف شده از جهت خط مورد انتظار را به آسانی حذف کند. از طرفی جهت بهبود تقسیم بندی ویژگی خطوط باید تصاویر با دید BEV از رنگی به سطح خاکستری تبدیل شوند (شکل (الف) ۲-۴). جعبه ابزار سیستم رانندگی خودکار تابعی با عنوان SegmentLaneMarkerRidge را فراهم می‌کند که از یک آشکارساز لبه، جهت استخراج ویژگی خطوط استفاده می‌کند. این تابع همچنین قابلیت دریافت یک آرگومان ورودی اضافی، حساسیت خط، یک فاکتور مقیاس غیر منفی را دارد که اجازه می‌دهد تعریف شود آیا یک مقدار نیاز به حفظ دارد یا خیر. این مقدار باعث بهبود در شناسایی و استخراج ویژگی‌ها می‌شود. در خروجی تابع یک تصویر باینری را با پیکسل‌های درست که اطلاعات مربوط به ویژگی‌های خط را نشان می‌دهد باز می‌گرداند که در شکل (الف) ۲-۴ نشان داده شده است.



شکل (الف) ۲-۴: استخراج ویژگی خطوط

در این مرحله امکان ایجاد یک مدل پارامتری از خط شناسایی شده جهت تجسم ویژگی‌های استخراج شده در تصویر فراهم می‌شود. هدف اصلی این مرحله بدست آوردن نمایش سطح بالا و فشرده از مسیر است که می‌تواند برای تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار گیرد. در این روش از تابع FindParabolicLaneBoundaries برای یافتن مدل خط مناسب استفاده می‌شود. این تابع از الگوریتم RANSAC برای یافتن خطوط مرزی استفاده می‌کند. همانطور که از نام تابع پیداست، مدل ایجاد شده مبتنی بر مدل پارابولیکی است که متناسب با مجموعه‌ای از نقاط مرزی و یک عرض تقریبی است. نقاط مرزی منتخب فقط در صورتی که در مرز قرار گیرند، مربوط به فضای داخلی دید می‌باشند. مدل پارابولیک نهایی با استفاده از حداقل مربعات متناسب با نقاط فضای داخلی بدست آمده است. تابع در ورودی، نقاط منتخب را در مختصات وسیله نقلیه از فاز استخراج ویژگی‌ها دریافت می‌کند و آرایه‌ای از اشیاء ArabolicLaneBoundary را برای هر مدل فراهم می‌کند. آرایه برگشتی شامل سه ضریب  $[a \ b \ c]$  از پارابولا مانند معادله چند جمله‌ای درجه دوم  $ax^2 + bx + c$  است. علاوه بر این، دوام خط، نوع خط، حداقل و حداکثر موقعیت نقطه  $x$  مربوط به مرز محاسبه شده را نشان می‌دهد. سه پارامتر آخر برای رد کردن برخی از منحنی‌ها استفاده شده که می‌توانند از اکتشافات نامعتبر استفاده کنند. با محاسبه اختلاف بین حداقل و حداکثر  $x$ ، طول خط محاسبه می‌شود و با مقدار آستانه طول خط تعریف شده، مقایسه می‌شود. در صورت عدم رسیدن به حداقل آستانه مد نظر، خطوط یافت شده رد می‌شوند. همچنین برای رد کردن خطوط ضعیف، اندازه طول خط باید بیشتر از آستانه تعیین شده دیگر باشد. مدل‌های خط موجود در مختصات وسایل نقلیه و تصویر با دید BEV و تصویر اصلی که از دوربین گرفته شده است در شکل (ب) ۲-۴ نشان داده شده است. بنابراین نتایج بهتری از تشخیص خطوط در جاده‌هایی با خطوط مستقیم و نور مناسب یافت شده است در حالی که در جاده‌های متقاطع و جاده‌هایی با انحناء و دور زیاد محدودیت‌های چشمگیری مشاهده شده است.



شکل (ب) ۲-۴: مدل خطوط

### ۳- شناسایی وسایل نقلیه

جعبه ابزار رانندگی خودکار و جعبه ابزار بینایی کامپیوتر، انواع آشکارسازهای از پیش آموزش دیده شامل ACF، GMM، R-CNN، Fast R-CNN و Faster R-CNN را ارائه می‌دهد. سه آشکار ساز آخر مبتنی بر روش‌های یادگیری عمیق هستند که در مقایسه با سایر روش‌ها نیاز به زمان پردازش بیشتری در مرحله آزمون دارند. نتایج حاصل از پیاده‌سازی آشکارساز GMM در مقایسه با آشکارسازهای ACF در نوزده آزمایش

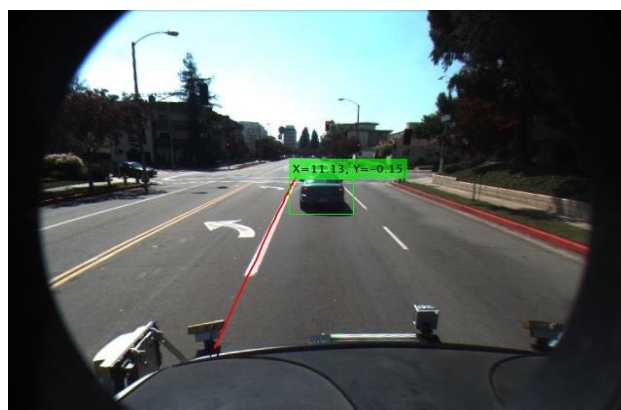


فیلم ترافیک کوتاه توسط آزمایشگاه رانندگی خودکار نشان داده است که دقیق نمی‌باشند. بنابراین ACF آشکارساز اصلی در این روش است. در شکل (الف) ۵-۲ نتایج حاصل از آشکارساز ACF نمایش داده شده است.

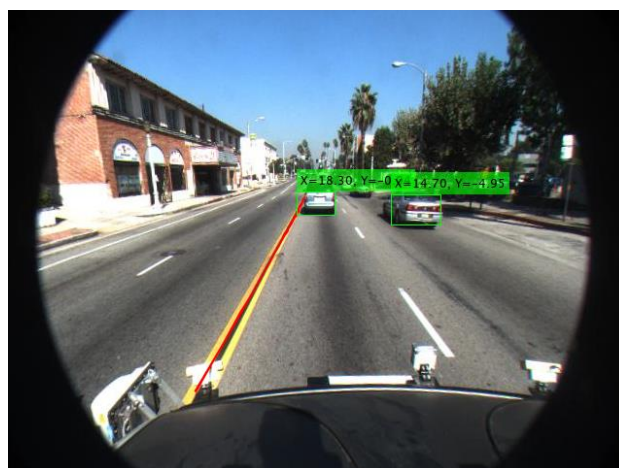


شکل (الف) ۵-۲: شناسایی وسایل نقلیه

هر چند ردیاب ACF در مقایسه با سایر آشکارسازهای از پیش آموزش دیده کار بهتری انجام می‌دهد، اما هنوز مشکلاتی دارد. عملکرد آن به‌صورت پیوسته برای تمامی شرایط و تمامی فریم‌ها نمی‌باشد و برخی از فریم‌ها ممکن است برچسبی نداشته باشند. مشکل اصلی دیگر این است که برچسب مستطیل با اندازه خودرو سازگار نیست و ممکن است اندازه آن در فریم‌های مختلف متفاوت باشد. در نهایت با اعمال این دو آشکارساز به‌صورت همزمان به دو ویدئو متفاوت نتایج نشان داده شده در دو شکل (ب) ۵-۲ و (ج) ۵-۲ مشاهده می‌شود که با سرعت بالا و دقت قابل اطمینان محاسبات را انجام داده است.



شکل (ب) ۵-۲: نتیجه آشکارساز به ویدئو Caltech-cordova



شکل (ج) ۲-۵: نتیجه آشکارساز به ویدئو Caltech-washington

## ۴- نتیجه و جمع‌بندی

از بین سه روش مطرح شده برای شناسایی خطوط و محدوده جاده، با توجه به عدم وجود راه حل دقیق جهت شناسایی جاده به همراه جزئیات آن و با استفاده از روش‌هایی با پارامترهای مختلف، در این تحقیق به روش بینایی ماشین مبتنی بر دوربین مونوکیولار پرداخته شد. در ابتدا با استفاده از برنامه کالبراسیون در متلب، دوربین مونوکیولار کالیبره و سپس با استفاده از دید BEV و نوعی تابع تقسیم‌بند که براساس تقسیم بی‌زین کار می‌کند و همچنین بهره‌گیری از مدل خط پارابولیک، خطوط موجود در سطح جاده شناسایی گردید و در انتها با بکارگیری از آشکارساز ACF خودروها شناسایی گردید. با اعمال این روش جزئیات خطوط مورد نیاز برای رانندگی در سطح جاده شناسایی گردید که موجب کمک به راننده جهت تصمیم‌گیری به موقع و سریع و دقیق می‌شود.

## ۵- مراجع

- [1] Amati N, Tonoli A, Bonfitto A; "Combined lateral and longitudinal control for autonomous driving based on Model Predictive Control", International Journal of Vehicle Mechanics and Mobility, pp 261-279 (2014).
- [2] Niu M; "1 Object Detection and Tracking for Autonomous Driving by MATLAB toolbox", The Ohio State University (2018).
- [3] Chen, Liang-Chieh et al; "Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation", ECCV (2018).
- [4] Brostow, G. J., J. Fauqueur, and R. Cipolla; "Semantic object classes in video: A high-definition ground truth database", Pattern Recognition Letters. Vol. 30, Issue 2, pp 88-97 (2009).
- [5] Brostow, Gabriel J., Julien Fauqueur, and Roberto Cipolla; "Semantic Object Classes in Video: A high-Definition Ground Truth Database." Pattern Recognition Letters (2008).
- [6] Torr, P. H. S., and A. Zisserman; "MLESAC: A New Robust Estimator with Application to Estimating Image Geometry", Computer Vision and Image Understanding. Vol. 18, Issue 1, April, pp. 138-156 (2000).