

یک الگوریتم ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی با استفاده از گروه‌بندی سلسله‌مراتبی ادغام و تقسیم

حسین پورقاسم

دانشکده مهندسی برق، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، اصفهان، ایران

چکیده

ردیابی خودرو یکی از چالش‌های مهم در سیستم‌های حمل و نقل هوشمند جهت تخمین موقعیت خودرو در قاب بعدی از یک دنباله متوالی تصاویر از ویدئوهای نظارتی است. در این مقاله، یک الگوریتم ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی با استفاده از الگوریتم تخمین‌زننده ویژگی تصاویر (KLT) Kanade-Lucas-Tomasi گسترش یافته است. در این الگوریتم، برای جایگزینی خودروها با ویژگی‌های ردیابی‌شده، یک الگوریتم گروه‌بندی دومرحله‌ای سلسله‌مراتبی ادغام و تقسیم پیشنهاد می‌شود. در الگوریتم گروه‌بندی پیشنهادی با تعریف معیارهایی همچون معیارهای فاصله، گستردگی و همچنین آنالیز حساب نتایج گروه‌بندی اولیه حاصل شده از الگوریتم خوشه‌بندی K-means اصلاح می‌شود. علاوه بر این، جهت تصحیح عملکرد الگوریتم تخمین‌زننده ویژگی KLT و همچنین استفاده مناسب‌تر از نتایج گروه‌بندی الگوریتم پیشنهادی، یک الگوریتم کارآمد تطبیق گروه‌های ویژگی بر اساس نقشه ادغام و تقسیم جهت تطبیق گروه ویژگی‌های ردیابی‌شده از یک قاب به قاب بعد پیشنهاد می‌شود. در این الگوریتم تطبیق سعی شده است که با استفاده از ویژگی‌های منطبق‌شده بین دو قاب، خودروهای متناظر در آن دو قاب به درستی تطبیق داده شوند. الگوریتم ردیابی پیشنهادی بر روی ویدئوهای آزمایشی متفاوتی با شرایط نورپردازی متفاوت همچون روز، شب و وجود سایه ارزیابی می‌شود. نتایج حاصل نشان می‌دهد که الگوریتم ردیابی پیشنهادی اکثر چالش‌های مهم ردیابی خودرو در کاربردهای عملیاتی سامانه‌های حمل و نقل هوشمند را پوشش می‌دهد.

واژگان کلیدی: الگوریتم گروه‌بندی دومرحله‌ای سلسله‌مراتبی ادغام و تقسیم، الگوریتم تطبیق گروه‌ها مبتنی بر نقشه ادغام و تقسیم، الگوریتم ردیابی مبتنی بر ویژگی، سامانه حمل و نقل هوشمند.

۱- مقدمه

شناسایی و ردیابی خودرو یکی از مهم‌ترین نیازها و چالش‌های اساسی در کاربردهای بینایی رایانه، نظارت و کنترل حمل و نقل درون‌شهری و برون‌شهری به حساب می‌آید. ردیابی خودرو در فریم‌های متوالی ویدئو در دو مرحله اساسی انجام می‌گیرد: شناسایی خودرو و ردیابی خودرو در قاب بعد (Ahmed et al, 2008). به عبارت دیگر، عمل ردیابی به صورت تخمین یا پیش‌بینی مسیر حرکت خودروی متحرک در قاب‌های متوالی ویدئو تعریف می‌شود. الگوریتم‌های شناسایی خودرو به طور معمول از دو استراتژی برای تعیین موقعیت خودرو در هر قاب استفاده می‌کنند. اگر

شدت روشنایی پس‌زمینه صحنه مورد نظر به طور تقریبی ثابت باشد، خودرو با یک عمل ساده تفاضل‌گیری قاب حاضر از قاب قبلی، شناسایی می‌گردد؛ اما اگر شدت روشنایی پس‌زمینه صحنه مورد نظر ثابت نباشد، یک معیار شباهت می‌تواند عمل شناسایی را انجام دهد. معیار شباهت بر اساس ویژگی‌های لبه یا گوشه، شکل یا شدت روشنایی پیکسل‌های خودرو انتخاب می‌شود (Asgarizadeh et al, 2015). چالش‌های مختلفی همچون انسداد^۱، وجود سایه خودرو، تغییرات روشنایی و مقیاس، برخط‌بودن سامانه ردیابی و نیاز به عملیاتی‌بودن سامانه ردیابی در شرایط ۲۴ ساعته در

^۱ Occlusion

ردیابی خودرو باعث شده است که کارآمدی و کارایی الگوریتم‌های ردیابی خودرو براساس میزان عملکرد الگوریتم‌ها در مواجهه با این چالش‌ها ارزیابی شود.

با توجه به کاربرد وسیع ردیابی خودرو، الگوریتم‌های مختلفی با مزایا و معایب مختلفی در کاربردهای مختلفی ارائه شده است. با وجود این، به دلیل این‌که هر یک از آنها با در نظر گرفتن برخی فرض‌ها طراحی شده‌اند و فقط در یک شرایط خاص عمل می‌کنند، یک راه حل اساسی و کلی برای حل تمام مشکلات و چالش‌های ردیابی خودرو وجود ندارد. برای مثال، تقریباً تمام الگوریتم‌های ارائه‌شده در شرایط نورپردازی شب به‌خوبی کار نمی‌کنند (Ahmed et al, 2008, Chien et al, Loza et al, 2007, Kanhere et al, 2008). با بررسی کارهای صورت‌گرفته در این زمینه می‌توان الگوریتم‌های ردیابی خودرو را در چهار دسته مهم طبقه‌بندی کرد: (۱) ردیابی مبتنی بر ناحیه (Asgarizadeh et al, 2015, Loza et al, 2007, Chien et al, 2000, Ahmed et al, 2008)، (۲) ردیابی مبتنی بر کانتور فعال (Ahmed et al, 2008)، (۳) ردیابی مبتنی بر ویژگی (Lowe et al, Kanhere et al, 2008)، (۴) ردیابی مبتنی بر مدل (Tian et al, Wu et al, 2014, Shi et al, 1994, 2004, Tomasi et al, 1991, 2014) و (۵) ردیابی مبتنی بر مدل (Koller et al, Tan et al, 1998, Gardner et al, 1996, Kalal et al, 2010, Prioletti et al, 2013, 1993).

در ردیابی مبتنی بر ناحیه، پنجره هدف در کل تصویر حرکت می‌کند و معیار شباهت در هر مکان تصویر محاسبه می‌شود. نقطه‌ای در تصویر که دارای بیشترین مقدار شباهت با پنجره هدف است به‌عنوان موقعیت جدید هدف در نظر گرفته می‌شود. اگر مقدار حداکثر شباهت از یک آستانه‌ای کوچک‌تر باشد در آن صورت آن هدف به‌عنوان هدف گم شده تلقی می‌شود در غیر این صورت موقعیت جدید هدف در قاب بعد به‌روز می‌شود (Asgarizadeh et al, 2015). معیار همبستگی^۱ و نسخه‌های اصلاح‌شده آن همچون همبستگی هنجارسازی‌شده^۲ (Ahmed et al, 2008) و همبستگی متقابل هنجارسازی‌شده^۳ (Chien et al, 2000) غالباً در روش‌های مبتنی بر تطبیق الگو به‌عنوان معیار شباهت به‌کار گرفته شده‌اند (Mazrouei et al, 2012).

در الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر کانتور، کانتور شیء با حداقل کردن انرژی تعریف‌شده کانتور استخراج می‌شود

(Yilmaz et al, 2004). این الگوریتم‌ها نسبت به تغییر مقیاس و چرخش شیء غیرحساس‌اند. اما، در مورد اشیای غیرصلب یا یک شیء با شکل هندسی پیچیده، این الگوریتم‌ها عملکرد خوبی فراهم نمی‌کنند.

در الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر مدل، شیء با تطبیق مدل‌های نگاشت‌شده شیء بر روی تصویر ردیابی می‌شود. مدل‌های شیء نیز با اطلاع‌های قبلی مبتنی بر اندازه‌گیری‌های دستی یا روش‌های بینایی رایانه در حالت برون‌خط^۴ شکل می‌گیرد (Hu et al, 2004). برای مثال، گروه Karlsruhe (Koller et al, 1993) یک مدل سه‌بعدی خودرو به‌وسیلهٔ ویژگی لبه تولید کردند. مقدار اولیه برای پارامترهای ظاهر خودرو از روی تناظرهای بین قسمت‌های یک تصویر و مدل نگاشت‌شده آن فراهم می‌شد. این تناظر نیز با استفاده از محدودیت‌های سازگار نقطه‌ای خودرو و قواعد خوشه‌بندی محاسبه می‌شد. براساس تخمین MAP^۵ موقعیت خودرو با استفاده از روش بهینه‌سازی Levenberg-Marquardt به‌دست می‌آمد. عملکرد این الگوریتم وابستگی زیادی با صحت شناسایی لبه دارد.

الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر ویژگی برای ردیابی در شرایط تغییر مقیاس و چرخش شیء بیش‌تر از بقیه روش‌ها مناسب هستند (Lowe et al, 2004, Kanhere et al, 2008, Shi et al, 1994, Tomasi et al, 1991). این الگوریتم‌ها نمی‌توانند نقاط ویژگی را در تصاویر نوفه‌ای و مات پیدا کنند. با توجه به روش استخراج ویژگی مورد استفاده و همچنین الگوریتم تشریح آنها، پیچیدگی محاسباتی این الگوریتم‌ها تغییر می‌کند. برای مثال، مؤلفان در (Kanhere et al, 2008)، یک روش برای ناحیه‌بندی و ردیابی خودروها در ویدئو ارائه کردند. در این روش، با یک فرآیند کالیبراسیون، یک نگاشت کامل بین سه بعد به دو بعد از سامانهٔ مختصات جهانی به صفحه تصویر جهت تخمین مختصات سه‌بعدی ویژگی‌های خودرو مبتنی بر نگاشت خط عمودی فراهم می‌شود؛ سپس این ویژگی‌ها به دو دسته ویژگی‌های پایدار و ناپایدار مبتنی بر ارتفاع ویژگی‌ها در سامانهٔ مختصات جهانی و موقعیت ویژگی‌ها بر روی خودرو دسته‌بندی می‌شود. در این دسته‌بندی، ویژگی‌هایی که بر روی جلوی خودرو و نزدیک سطح جاده قرار دارند، ویژگی‌های پایدار نامیده می‌شوند و بقیه ویژگی‌ها، ویژگی‌های ناپایدار در نظر گرفته می‌شوند. در ادامه نیز از

⁴ off line

⁵ Maximum A Posterior

¹ Correlation

² Normalized Correlation

³ Normalized Cross Correlation

استفاده کردند تا تعداد زیادی از مسیرهای حرکت خودرو را تولید کنند و بدین‌وسیله نتایج گروه‌بندی اصلاح شود. در (Yang et al, 2009)، مسأله گروه‌بندی ویژگی‌ها برای شناسایی و ردیابی خودرو به‌صورت یک مسأله MAP فرموله شده است. در ادامه با نمونه‌برداری MCMC²، مسأله MAP حل می‌شود.

همان‌گونه که در قبل نیز اشاره شد، وجود سایه خودروها، تغییر مقیاس و نورپردازی، کاربردهای برخی شبانه‌روزی ردیابی از چالش‌های مهم در ردیابی خودرو هستند. برای غلبه بر این مشکلات، ما یک الگوریتم ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی را پیشنهاد می‌دهیم. در این الگوریتم، برای مدیریت مشکلات گروه‌بندی در الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر ویژگی، یک الگوریتم گروه‌بندی دو مرحله‌ای سلسله‌مراتبی بر اساس یک خوشه‌بندی اولیه و یک مجموعه از عملیات‌های پس‌پردازش مبتنی بر فشرده‌گی و گسترده‌گی خوشه‌ها و همچنین موقعیت خودروها در صحنه پیشنهاد می‌شود. برای جایگزینی خودروها از ویژگی‌های گوشه Harris استفاده می‌شود و همچنین ردیاب و تخمین زننده KLT³ (Shi et al, 1994) جهت ردیابی ویژگی‌ها در فریم‌های متوالی ویدئو بکار گرفته می‌شود. علاوه بر این، یک الگوریتم کارآمد و جدید تطبیق گروه‌ها جهت انتقال گروه‌های ردیابی شده از یک فریم به فریم بعد پیشنهاد می‌شود تا عملکرد ردیاب ویژگی KLT و همچنین نتایج حاصل از الگوریتم گروه‌بندی پیشنهادی نیز بهبود یابد.

بقیه مقاله به‌صورت زیر سازماندهی شده است: بخش دو الگوریتم پیشنهادی ردیابی خودرو را با جزئیات تشریح می‌کند. در این قسمت جزئیات تخمین پس‌زمینه، استخراج ویژگی گوشه، ردیاب KLT، الگوریتم‌های پیشنهادی گروه‌بندی ویژگی‌ها و تطبیق گروه‌ها تشریح می‌شود. نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی در بخش سه آورده شده است. بخش چهار نیز یک جمع‌بندی روی این کار ارائه می‌کند.

۲- الگوریتم ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی

شکل (۱-۲)، روندنمای الگوریتم پیشنهادی ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی را نشان می‌دهد. در این روندنما، فریم‌های متوالی ویدئو وارد الگوریتم می‌شوند و موقعیت هر خودرو در هر فریم مشخص می‌شود. فرآیند ردیابی در یک ناحیه‌ای (ROI) که کاربر مشخص می‌کند، انجام می‌گیرد. ROI به دو

این ویژگی‌ها جهت گروه‌بندی خودروها و شمارش خودروها استفاده می‌شود. این الگوریتم یک روش کالیبراسیون دقیق برای استخراج پارامترهای کالیبراسیون دوربین نیاز دارد و همچنین این الگوریتم‌ها و فرآیندها باید برای هر جاده به‌صورت جداگانه انجام پذیرد (یعنی الگوریتم وابسته به کاربرد است). علاوه بر این، معیار دوم تعیین ویژگی‌های پایدار یعنی معیار موقعیت ویژگی بر روی خودرو، در مورد جاده‌هایی که در امتداد شرق به غرب کشیده شده‌اند و همچنین در شرایطی که یک خودرو توسط خودروی دیگر پوشیده شده باشد، دچار مشکل اساسی می‌شود. در یک کار دیگر، در (Choi et al, 2007)، یک الگوریتم ردیابی با ناحیه‌بندی quad-tree و تبدیل ویژگی نامتغیر با مقیاس¹ برای استخراج پارامترهای ترافیکی ارائه شده است. در (Kim, 2008)، یک الگوریتم شناسایی و ردیابی خودرو مبتنی بر ترکیب نفاضل پس‌زمینه و ردیابی ویژگی و الگوریتم‌های گروه‌بندی چندسطحی پیشنهاد شده بود. برای گروه‌بندی کارآمد ویژگی‌ها یک الگوریتم گروه‌بندی چندسطحی استفاده شد که در ابتدا ویژگی‌های گوشه به خوشه‌های کوچک با الگوریتم Normalized-Cut گروه‌بندی می‌شد. سپس این خوشه‌های کوچک به ویژگی‌هایی در سطح شیء گروه‌بندی می‌شود.

بیش‌ترین چالش‌ها در الگوریتم‌های ردیابی مبتنی بر ویژگی، گروه‌بندی ویژگی‌های ردیابی شده برای شکل‌گیری یک خودرو است. الگوریتم‌های گروه‌بندی اغلب به اشتباه، خودروهای نزدیک به هم را در یک گروه دسته‌بندی می‌کنند یا یک خودروی بزرگ را به دو خودرو دسته‌بندی می‌کنند. این عملکرد ضعیف به دلیل توزیع غیریکنواخت ویژگی‌ها در سرتاسر خودرو در بسیاری از موارد پدیدار می‌شود. علاوه بر این، به دلیل وجود اثر پرسپکتیو، فاصله بین خودروها در سراسر ناحیه مورد نظر ردیابی تغییر می‌کند که این امر عملکرد الگوریتم‌های کلاسیک خوشه‌بندی را تنزل می‌دهد. تلاش‌های زیادی برای حل این مسأله انجام شده است. برای مثال آقای Kanhere و همکارانش (Kanhere et al, 2008)، با استفاده از تخمین ارتفاع ویژگی در سامانه مختصات جهانی و موقعیت ویژگی بر روی خودرو، ویژگی‌های مناسب را برای گروه‌بندی انتخاب می‌کنند. در یک کار دیگر، برای غلبه بر این مشکل، یک روش گروه‌بندی چندسطحی را به کار می‌گیرند (Kim, 2008). آقایان Kim و Malik (Kim et al, 2003)، یک الگوریتم شناسایی خودرو مبتنی بر مدل

² Markov Chain Monte Carlo

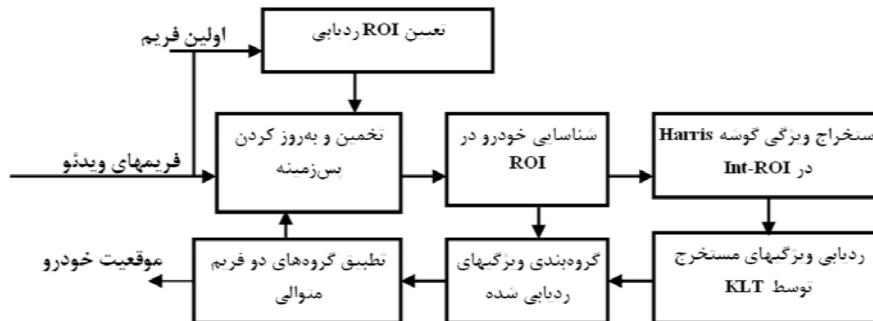
³ Kanade-Lucas-Tomasi

¹ Shift Invariant Feature Transform



می‌شود. در نهایت، ویژگی‌های مستخرج ردیابی شده از خودروها گروه‌بندی می‌شود و تطابق بین گروه‌های دو قاب متوالی انجام می‌گیرد تا اینکه موقعیت هر خودرو مشخص شود. در ادامه، جزئیات الگوریتم پیشنهادی ردیابی خودرو تشریح می‌شود.

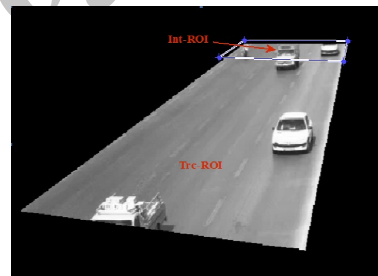
ناحیه ROI اولیه (Int-ROI) برای شناسایی خودروها و استخراج ویژگی از خودروهای شناسایی شده و ناحیه ROI ردیابی (Trc-ROI)، برای ردیابی خودروهای شناسایی شده در Int-ROI تقسیم می‌شود. این دو ناحیه به وسیله کاربر در اولین فریم از ویدئو تعیین می‌شود. شکل (۲-۲) این دو ناحیه را بر روی اولین قاب ویدئو نشان می‌دهد. برای اولین بار، تخمین پس‌زمینه از روی یک‌کصد قاب اولی ویدئو انجام می‌شود و در ادامه پس‌زمینه در هر قاب از ویدئو به‌روز



(شکل-۲-۱): روندنمای الگوریتم پیشنهادی ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی

۲-۱- تخمین و به‌روزرسانی پس‌زمینه

جهت شناسایی اشیای متحرک در قاب‌های متوالی ویدئو، پس‌زمینه تخمین زده می‌شود تا این‌که خودروهای متحرک با تفاضل‌گیری هر قاب از قاب پس‌زمینه شناسایی شود. پس‌زمینه نیز با میانگین‌گیری بر روی یک‌کصد قاب از آخرین قاب‌های ویدئو تخمین زده می‌شود. شکل (۲-۳) پس‌زمینه تخمین زده شده از روی یک‌کصد قاب آخری را نشان می‌دهد (Moghimi et al, 2014).



(شکل-۲-۲): دو ناحیه Int-ROI و Trc-ROI بر روی اولین قاب

۲-۲- شناسایی خودرو

حباب‌های^{۱۰} پیکسل‌های متحرک با تفاضل‌گیری قاب حاضر از تصویر پس‌زمینه تخمین زده شده، مشخص می‌شود. جهت یک‌پارچه‌کردن پیکسل‌های متحرک و ساختن خودروهای متحرک، عمل‌گرهای ریخت‌شناسی همچون بستن، بازکردن و ضخیم‌سازی بر روی تصویر پیش‌زمینه به کار گرفته می‌شود (Majidi et al, 2012, Moghimi et al, 2015). شکل (۲-۴) یک قاب پیش‌زمینه قبل و بعد از اعمال عمل‌گرهای ریخت‌شناسی را نشان می‌دهد.

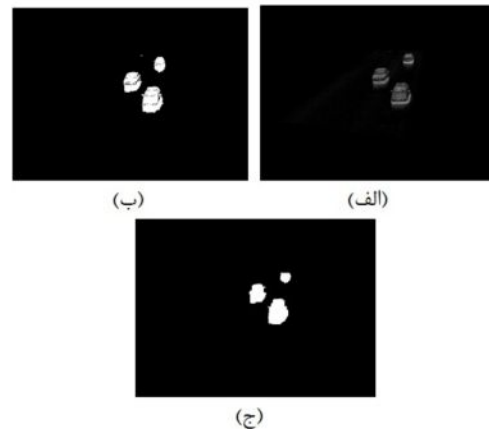


(شکل-۲-۳): پس‌زمینه تخمین زده شده از روی یک‌کصد قاب اولی ویدئو

¹⁰ blob

۲-۳- استخراج ویژگی گوشه Harris

ویژگی گوشه، نقاطی در تصویر هستند که بیان گر تغییرات شدیدی از سطح خاکستری در یک همسایگی هستند. بنابراین این نقاط نسبت به بقیه نقاط همسایگی دارای برجستگی هستند. عمل گره های شناسایی گوشه در دو بخش تقسیم می شوند: (۱) مبتنی بر منحنی و (۲) مبتنی بر شدت روشنایی. عمل شناسایی گوشه مبتنی بر منحنی براساس شناسایی حداکثر انحنای انجام می گیرد؛ اما در روش مبتنی بر شدت روشنایی، وجود یک گوشه به وسیله سطح خاکستری تخمین زده می شود (Kitchen et al, 1982). در این مقاله، یک روش استخراج گوشه مبتنی بر شدت روشنایی (روش Harris) جهت استخراج ویژگی های خودرو استفاده شده است. ویژگی های گوشه خودروهای متحرک به عنوان ویژگی های نامتغیر به چرخش، مقیاس و انتقال که در هر فریم تکرار می شوند، در نظر گرفته می شوند. این ویژگی ها برای ردیابی خودرو در قاب های متوالی ویدیو مناسب هستند. عمل گر استخراج گوشه Harris تحت عنوان عملگر Plessey شناخته می شود (Moravec, Harris et al, 1988). این عملگر می تواند موقعیت یک پیکسل را شناسایی کند؛ به صورتی که این پیکسل بر روی لبه قرار دارد، بر روی گوشه قرار دارد یا این که یک نقطه از یک ناحیه پس زمینه است.



(شکل ۲-۴): نتایج شناسایی خودرو، (الف) تصویر سطح خاکستری پیش زمینه، (ب) تصویر باینری پیش زمینه، (ج) حساب خودروها بعد از عملیات ریخت شناسی.

ممان دوم است که به طور معمول برای نمایش گرادیان تصویر در پردازش تصویر استفاده می شود.

$$X = I(x, y) * (-1, 0, 1) = \frac{\partial I}{\partial x} \quad (1)$$

$$Y = I(x, y) * (-1, 0, 1)^T = \frac{\partial I}{\partial y} \quad (2)$$

که $X, Y, I(x, y)$ به ترتیب تصویر اصلی و تصاویر گرادیان در جهت های افقی و عمودی هستند. عملگر * نیز عمل گر کانولوشن است. ماتریس Harris، M نیز به صورت زیر محاسبه می شود:

$$M = \begin{bmatrix} A_{X,Y} & C_{X,Y} \\ C_{X,Y} & B_{X,Y} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$A_{X,Y} = X^2 * \omega \quad (4)$$

$$B_{X,Y} = Y^2 * \omega \quad (5)$$

$$C_{X,Y} = (XY) * \omega \quad (6)$$

که ω ، یک تابع هموارسازی گوسین دوبعدی است که به صورت زیر تعریف می شود:

$$\omega = \exp(-(x^2 + y^2) / 2\sigma^2) \quad (7)$$

دترمینان و تریس ماتریس ممان مرتبه دوم M نیز به صورت زیر محاسبه می شود:

$$Det(M) = A_{X,Y}B_{X,Y} - C_{X,Y}^2 \quad (8)$$

$$Trace(M) = A_{X,Y} + B_{X,Y} \quad (9)$$

نهایتاً، پاسخ Harris براساس رابطه زیر محاسبه می شود:

$$R_H = Det(M) - kTrace^2(M) \quad (10)$$

که k یک عدد ثابت است (به طور معمول 0.4 تا 0.6). مقادیر پاسخ Harris، نوع هر پیکسل (x, y) را مشخص می کند. اگر R_H مثبت باشد، پیکسل گوشه خواهد بود؛ اما اگر R_H منفی یا کوچک باشد، پیکسل یا بر روی لبه یا بر روی پس زمینه قرار دارد (Manoochchri et al, 2012). پس از استخراج ویژگی گوشه از قاب پس زمینه، ویژگی های استخراج شده از پس زمینه و ویژگی های خارج از ناحیه ردیابی (ROI) حذف می شود. تنها ویژگی های گوشه ای که بر روی خودروهای متحرک واقع شده اند، باقی خواهند ماند.

۲-۴- ردیابی ویژگی های مستخرج با استفاده از

KLT

در این مقاله، جهت تخمین موقعیت خودروها در هر قاب از قاب های متوالی از ردیاب ویژگی KLT (Shi et al, 1994)

این عمل گر، ماتریس Harris، M را برای هر پیکسل در تصویر محاسبه می کند. ماتریس Harris یک ماتریس

که $0 \leq 2x \leq n_x^{L-1} - 1$ و $0 \leq 2y \leq n_y^{L-1} - 1$ است. اندازه تصویر هرمی در سطح L مبتنی بر اندازه تصویر در سطح $L-1$ به صورت زیر است:

$$n_x^L \leq \frac{n_x^{L-1} + 1}{2}, n_y^L \leq \frac{n_y^{L-1} + 1}{2} \quad (13)$$

برای مثال، برای یک تصویر I با اندازه 640×480 ، تصویر I^1, I^2, I^3, I^4 به ترتیب دارای اندازه‌های $320 \times 240, 160 \times 120, 80 \times 60, 40 \times 30$ می‌باشند. برای $L = 0, \dots, L_m$ ، مختصات متناظر نقطه $u^L = [u_x^L, u_y^L]^T$ بر روی تصویر هرمی (I^L) را نشان می‌دهد. بردارهای u^L به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$u^L = \frac{u}{2^L} \quad (14)$$

فرض کنید که یک گمان اولیه برای شار نوری در سطح L ، به صورت $g^L = [g_x^L, g_y^L]^T$ در دسترس است. که از محاسبات سطح L تا $L-1$ به دست می‌آید. الگوریتم در ابتدا با یک تخمین اولیه برای سطح L_m تا صفر به صورت $g^{L_m} = [0, 0]^T$ در نظر گرفته می‌شود. راه حل شار نوری نهایی d بعد از محاسبه کوچک‌ترین شار نوری به صورت زیر در دسترس خواهد بود:

$$d = g^0 + d^0 = \sum_{L=0}^{L_m} 2^L d^L \quad (15)$$

در نهایت، می‌توان فرآیند محاسبه هرمی شار نوری در سطح L_m را به صورت زیر خلاصه کرد: برای $L = L_m$ تا صفر با گام (-1)

موقعیت نقطه u بر روی تصویر I^L :

$$u^L = [p_x, p_y]^T = u / 2^L$$

مشتق I^L نسبت به x :

$$I_x(x, y) = \frac{I^L(x+1, y) - I^L(x-1, y)}{2}$$

مشتق I^L نسبت به y :

$$I_y(x, y) = \frac{I^L(x, y+1) - I^L(x, y-1)}{2}$$

ماتریس گرادیان مکانی به صورت زیر:

$$G = \sum_{x=p_x-w_x}^{p_x+w_x} \sum_{y=p_y-w_y}^{p_y+w_y} \begin{bmatrix} I_x^2(x, y) & I_x(x, y)I_y(x, y) \\ I_x(x, y)I_y(x, y) & I_y^2(x, y) \end{bmatrix}$$

مقداردهی اولیه برای محاسبه شار نوری:

$$\bar{v}^0 = [0, 0]^T$$

استفاده می‌شود. این روش معیاری از تطبیق بین پنجره‌های ویژگی اندازه ثابت در قاب‌های قبلی و جاری به صورت مجموع مربع‌های تفاضل‌های شدت روشنایی پیکسل‌ها بر روی پنجره‌ها تعریف می‌کند. جابه‌جایی با حداقل‌سازی این مجموع تعریف می‌شود. برای حرکت‌های کوچک، خطی‌سازی شدت روشنایی تصویر به سمت حداقل‌سازی نیوتن-رافسون سوق پیدا می‌کند. برای پیاده‌سازی این ردیاب، یک جایگزینی هرمی تصویر برای محاسبه شار نوری¹¹ استفاده می‌شود. در ادامه این الگوریتم با جزئیات تشریح می‌شود.

پیکسل $u = [u_x, u_y]^T$ بر روی تصویر اول I با اندازه $n_x \times n_y$ را در نظر بگیرید. هدف ردیابی ویژگی، پیدا کردن موقعیت J به صورتی که $I(u)$ و $J(v)$ مشابه باشند، است. بردار $d = [d_x, d_y]^T$ بردار جابه‌جایی ویژگی در راستای افقی و عمودی است. بردار جابه‌جایی ویژگی d به صورتی تعریف می‌شود که این بردار، تابع باقی‌مانده را که به صورت زیر بیان می‌شود حداقل کند (Shi et al, 1994):

$$\varepsilon(d) = \varepsilon(d_x, d_y) = \sum_{x=u_x-w_x}^{u_x+w_x} \sum_{y=u_y-w_y}^{u_y+w_y} (I(x, y) - J(x+d_x, y+d_y))^2 \quad (11)$$

که $(2w_x + 1) \times (2w_y + 1)$ یک همسایگی از تصویر است که جابه‌جایی ویژگی d در آن محاسبه می‌شود. برای w_x و w_y به طور معمول مقادیر ۲، ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ انتخاب می‌شود.

در یک جایگزینی هرمی از تصویر فرض کنید که $I^0 = I$ تصویر سطح صفر با طول و عرض $n_x^0 = n_x$ و $n_y^0 = n_y$ است. در این جایگزینی، I^1 از روی I^0 و I^2 از روی I^1 و به همین ترتیب الی آخر محاسبه می‌شود. تصویر I^{L-1} به صورت زیر تعریف می‌شود (Shi et al, 1994):

$$I^L(x, y) = \frac{1}{4} I^{L-1}(2x, 2y) + \frac{1}{8} (I^{L-1}(2x-1, 2y) + I^{L-1}(2x+1, 2y) + I^{L-1}(2x, 2y-1) + I^{L-1}(2x, 2y+1)) + \frac{1}{16} (I^{L-1}(2x-1, 2y-1) + I^{L-1}(2x+1, 2y+1) + I^{L-1}(2x-1, 2y+1) + I^{L-1}(2x+1, 2y-1)) \quad (12)$$

¹¹ Optical Flow

موقعیت نقطه روی تصویر $J: v = u + d$.

با کمک الگوریتم ردیابی KLT، موقعیت هر ویژگی مستخرج از خودروهای متحرک تخمین زده می‌شود. شکل (۲-۵-الف) برخی ویژگی‌های مستخرج از خودروهای متحرک در یک قاب به همراه موقعیت تخمین زده شده این ویژگی‌ها در قاب بعدی را نشان می‌دهد.

۲-۵- الگوریتم پیشنهادی گروه‌بندی دو مرحله‌ای

بعد از ردیابی ویژگی‌های خودروهای متحرک در هر قاب، باید مشخص شود که هر ویژگی ردیابی شده متعلق به کدام خودرو در هر قاب است. برای این منظور، ویژگی‌های ردیابی شده در هر قاب با یک الگوریتم خوشه‌بندی گروه‌بندی می‌شود. در این مقاله، یک نقشه گروه‌بندی شامل خوشه‌بندی اولیه با استفاده از الگوریتم K-means و مجموعه از پس پردازش‌های تقسیم و ترکیب بر روی نتایج خوشه‌بندی اولیه مبتنی بر معیارهای فاصله و گستردگی و برجسب‌های پیش‌زمینه طراحی شده و به کار گرفته می‌شود. شکل (۲-۶) روندنمای الگوریتم پیشنهادی گروه‌بندی را نشان می‌دهد. در ادامه، جزئیات این الگوریتم تشریح می‌شود.

۲-۵-۱- خوشه‌بندی اولیه با استفاده از الگوریتم K-means

الگوریتم K-means یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی است. در این الگوریتم، فرض می‌شود که تعداد خوشه‌ها K مشخص است. این الگوریتم یک الگوریتم تکراری است که در هر تکرار مراکز خوشه‌ها به‌روز می‌شود.

فرض کنید که $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^p$ یک مجموعه داده باشد که باید به K خوشه، خوشه‌بندی شود. Z_i^k نیز i امین مرکز خوشه است، در تکرار k ام و همچنین S_j^k ، j امین خوشه در تکرار k ام است. این الگوریتم به‌صورت زیر خلاصه می‌شود:

۱- مراکز خوشه‌های اولیه $Z^1 = \{z_1^1, z_2^1, \dots, z_K^1\}$ انتخاب می‌شود.

۲- در تکرار k ام، نمونه‌های X در K خوشه با رابطه زیر توزیع می‌شود:

$$x_i \in S_j^k \text{ if } \|x_i - z_j^k\| < \|x_i - z_l^k\| \quad \forall l = 1, 2, \dots, K \quad (16)$$

۳- مراکز خوشه‌ها با رابطه زیر محاسبه می‌شود:

برای $k=1$ تا K با گام یک (یا تا این که $\|\bar{\eta}^k\|$ کوچک‌تر از یک آستانه‌ای) تفاضل تصویر:

$$\delta I_k(x, y) = I^L(x, y) -$$

$$J^L(x + g_x^L + v_x^{k-1}, y + g_y^L + v_y^{k-1})$$

بردار عدم تطبیق تصویر:

$$\bar{b}_k = \sum_{x=p_x-w_x}^{p_x+w_x} \sum_{y=p_y-w_y}^{p_y+w_y} \begin{bmatrix} \delta I_k(x, y) I_x(x, y) \\ \delta I_k(x, y) I_y(x, y) \end{bmatrix}$$

شار نوری: $\bar{\eta}^k = G^{-1} \bar{b}_k$

گمان برای تکرار بعدی:

$$\bar{v}^k = \bar{v}^{k-1} + \bar{\eta}^k$$

پایان حلقه k .

بردار شارنوری نهایی در سطح L :

$$d^L = \bar{v}^K$$

گمان برای سطح بعدی $L-1$:

$$g^{L-1} = [g_x^{L-1}, g_y^{L-1}]^T = 2(g^L + d^L)$$

پایان حلقه L .

بردار شارنوری نهایی: $d = g^0 + d^0$



(ب)



(الف)



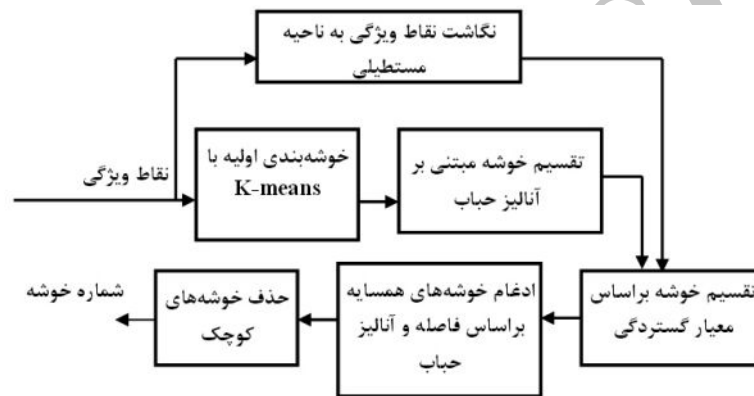
(ج)

(شکل ۲-۵): نتایج پردازش ویژگی، (الف) ویژگی‌های ردیابی و استخراج شده در دو قاب متوالی، نقاط قرمز و آبی به ترتیب نقاط ویژگی Harris در فریم جاری و نقاط ردیابی شده در فریم بعدی با KLT، (ب) ویژگی‌های نگاشت شده نقاط قرمز در (الف) در فضای نگاشت شده و (ج) نتایج گروه‌بندی نقاط قرمز در (الف) با الگوریتم پیشنهادی

$$z_j^{k+1} = \frac{1}{|S_j^k|} \sum_{x \in S_j^k} x \quad (17)$$

۴- اگر جابه‌جایی مراکز خوشه‌ها
 $(\frac{1}{K} \sum_j \|z_j^k - z_j^{k+1}\| < th)$ کمتر از یک حد آستانه‌ای
 بود، در آن صورت الگوریتم همگرا شده است؛ در غیر
 این صورت برو به گام ۲.
 در کاربرد ما، $x_i, i=1,2,\dots,n$ بردارهای دوبعدی
 به صورت $x_i = [col, row]$ است که col و row
 موقعیت خوشه‌ها در جهت‌های x و y صفحه تصویر هستند.
 برای خوشه‌بندی اولیه ویژگی‌های ردیابی شده با الگوریتم K-
 means یک تخمین اولیه از تعداد خودروهای متحرک (K)
 در هر قاب در ناحیه Trc-ROI نیاز است. برای این منظور،

تعداد خودروهای متحرک از روی تصویر پیش‌زمینه
 برچسب‌خورده محاسبه می‌شود. توجه کنید که اشیای با
 مساحت کمتر از ۵۰ پیکسل کنار گذاشته می‌شوند و اشیای
 با پهنای بیشتر از ۱/۵ برابر پهنای باند (فاصله بین دو خط
 موازی در جاده باند تعریف می‌شود. جاده‌هایی که در
 آزمایش‌ها به کار گرفته شده‌اند دو یا سه باند دارند. به‌طور
 نمونه جاده در شکل (۲-۵) دارای ۳ باند است که در شکل
 (۲-۵-ب) با دو خط‌چین موازی مشخص شده است.) نیز
 به‌عنوان دو خودرو (به‌دلیل چسبیدن دو خودروی مجاور در
 تصاویر پیش‌زمینه) تلقی می‌شوند. درنهایت، با الگوریتم K-
 means ویژگی‌های گوشه ردیابی شده گروه‌بندی شده و به
 یک خوشه نسبت داده می‌شوند.



(شکل ۲-۶): روندنمای الگوریتم گروه‌بندی پیشنهادی

ویژگی‌های ردیابی شده از نقشه تصویر به یک ناحیه
 مستطیلی نگاشت می‌شود تا اینکه اثر پرسپکتیو بر روی
 ویژگی‌ها از بین برود. برای نگاشت ویژگی‌ها، یک تبدیل
 پروجکتیو^۱ دوبعدی (Nejati et al, 2014, Norollah et al,
 2012) جهت نگاشت ویژگی‌ها به یک ناحیه مستطیلی به کار
 گرفته می‌شود. شکل (۲-۵-ب) یک مجموعه ویژگی در پلان
 تصویر و ویژگی‌های نگاشت شده در فضای نگاشت را برای
 حذف اثر پرسپکتیو نشان می‌دهد.

بعد از نگاشت ویژگی‌ها به فضای نگاشت شده،
 گستردگی خوشه‌ها در دو جهت افقی و عمودی محاسبه
 می‌شود. برای این منظور گستردگی خوشه i در راستای
 افقی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Spread_x(C_i) = \max(y_j) - \min(y_j); \quad \forall j \in C_i \quad (18)$$

^۱ Projective

۲-۵-۲- تقسیم خوشه مبتنی بر آنالیز حباب
 بعد از نسبت‌دادن برچسب خوشه‌ها به ویژگی‌های
 ردیابی شده با الگوریتم K-means، این خوشه‌بندی اولیه با
 چندین نقشه ادغام و تقسیم اصلاح می‌شود. در اولین گام،
 هر خوشه که نقاط ویژگی درون آن خوشه بر روی دو حباب
 مجزا در تصویر پیش‌زمینه قرار دارد به دو خوشه براساس
 برچسب تصویر پیش‌زمینه تقسیم می‌شود.

۲-۵-۳- تقسیم خوشه براساس معیار گستردگی
 در دومین گام از پس‌پردازش بر روی خوشه‌بندی اولیه،
 خوشه‌ها براساس معیار گستردگی تقسیم می‌شوند. در این
 مقاله، گستردگی ویژگی‌ها در فضای نگاشت شده به‌عنوان
 معیار گستردگی در نظر گرفته می‌شود. برای
 هنجارسازی کردن فواصل بین خوشه‌ها و همچنین ویژگی‌ها،

۲-۶- تطبیق گروه‌ها

پس از انجام عمل خوشه‌بندی ویژگی‌ها، برچسب تعلق هر ویژگی به یک خودرو مشخص می‌شود. برای آن‌که عمل ردیابی یا به‌عبارتی انتقال اطلاعات هر خودرو شامل موقعیت آن خودرو از یک قاب به قاب بعدی صورت گیرد از یک الگوریتمی تحت عنوان تطبیق ویژگی‌ها استفاده می‌شود. این الگوریتم کمک می‌کند که بتوان به یک خودروی شناسایی‌شده در ابتدای ناحیه Int-ROI، یک شماره اختصاص داد و سپس این شماره را در قاب‌های بعدی دنبال کرد. همچنین باید مشخص کرد که آیا این خودرو با این شماره از دست رفته است یا از ناحیه Trc-ROI خارج شده است یا نه؟ این الگوریتم به این صورت عمل می‌کند که به هر خودرویی که ویژگی‌هایش در ناحیه Int-ROI استخراج و در ناحیه Trc-ROI ردیابی شد و توسط الگوریتم خوشه‌بندی به‌عنوان ویژگی‌های یک خودرو شناسایی شد، یک شماره اختصاص داده می‌شود. در ادامه در قاب‌های بعدی، ویژگی‌های همین خودرو در ناحیه Trc-ROI ردیابی می‌شود و همین شماره دوباره اختصاص داده می‌شود تا این‌که خودرو از ناحیه Trc-ROI خارج شود. در جریان فرآیند تطبیق، هر خوشه از ویژگی‌ها می‌تواند مربوط به خودرویی باشد که در قاب‌های قبلی وجود داشته است یا به‌عنوان خودروی جدید شناخته شود. الگوریتم تطبیق خوشه‌ها به‌صورت زیر تشریح می‌شود.

فرض کنید شکل (۲-۷) گرافی است که اطلاعات موجود در قاب جاری و ارتباط بین این خوشه‌ها با خوشه‌های قاب قبل را نشان می‌دهد؛ در این گراف دایره‌های سمت چپ مشخص‌کننده خودروهای شماره‌شده هستند و دایره‌های سمت راست، نشان دهنده هر خوشه از ویژگی‌ها در قاب جاری هستند. اتصال بین خوشه‌های قاب قبلی (قاب $i-1$) و قاب جاری (قاب i) با خطوطی به‌همراه اعدادی بر روی آن‌ها مشخص شده است. این اعداد نشان دهنده تعداد ویژگی‌هایی است که از خودروی مفروض در قاب قبلی به خوشه مذکور در فریم جاری منتقل شده است. به‌عنوان مثال در شکل (۲-۷)، در قاب ($i-1$) سه خودرو با شماره‌های ۱۰۱، ۱۰۲ و ۱۰۳ وجود دارد که هر کدام تعدادی ویژگی دارند که در مرحله خوشه‌بندی به یک خودرو در قاب جاری متعلق شده‌اند. در این شکل در قاب (i)، سه خودرو با شماره‌های ۱، ۲ و ۳ وجود دارد که خودروی یک، به‌ترتیب ۵ و ۶ ویژگی از خودروهای ۱۰۳ و ۱۰۲ از قاب قبلی در خود دارد و

که j مختصات ویژگی j ام در راستای افقی از خوشه i ام است. به‌طور مشابه نیز گستردگی خوشه i در راستای عمودی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{Spread}_x(C_i) = \max(x_j) - \min(x_j); \quad \forall j \in C_i \quad (19)$$

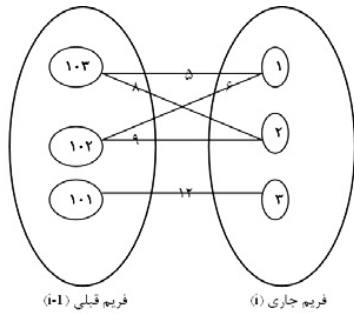
که x_j مختصات ویژگی j ام در راستای عمودی از خوشه i ام است. اگر گستردگی یک خوشه در جهت افقی یا عمودی بیشتر از یک آستانه از پیش تعریف شده باشد، آن خوشه دوباره در دو خوشه با الگوریتم K-means خوشه‌بندی می‌شود. آستانه از پیش تعریف برای جهت افقی، $\frac{1}{3}$ پهناى فضای نگاشت‌شده متناسب با پهناى یک باند از جاده در نظر گرفته شده است. این آستانه برای جهت عمودی در نصف بالا و پایین فضای نگاشت‌شده متفاوت انتخاب می‌شود. چون ویژگی‌های خودروها در نصف بالای فضای نگاشت‌شده به هم نزدیک هستند و در نصف پایین فضای نگاشت‌شده از یکدیگر دورترند، آستانه تقسیم خوشه‌ها در نصف بالا و پایین فضای نگاشت‌شده به‌ترتیب $\frac{1}{4}$ و $\frac{1}{3}$ ارتفاع فضای نگاشت‌شده در نظر گرفته می‌شود.

۲-۵-۴- ادغام خوشه‌های مجاور مبتنی بر فاصله و آنالیز حباب

در سومین گام از فرآیند پس‌پردازش بر روی نتایج خوشه‌بندی اولیه، هر دو یا چند خوشه که ویژگی‌های آنها بر روی یک حباب در تصویر پیش‌زمینه برچسب‌خورده قرار بگیرند، در یک خوشه ادغام می‌شوند. علاوه‌براین، خوشه‌هایی که فاصله بین مراکز آنها کمتر از یک آستانه از پیش تعریف شده است در یک خوشه ادغام می‌شود. آستانه از پیش تعریف‌شده مبتنی بر $0/8$ پهناى باند جاده در فضای نگاشت‌شده است. پهناى باند نیز به‌صورت $\frac{1}{3}$ پهناى نگاشت‌شده در نظر گرفته می‌شود.

۲-۵-۵- حذف خوشه‌های کوچک

در آخرین گام از فرآیند پس‌پردازش بر روی نتایج خوشه‌بندی اولیه، خوشه‌ها شامل سه ویژگی و کمتر به‌عنوان خوشه‌های بی‌اهمیت در نظر گرفته شده و حذف می‌شوند. شکل (۲-۵-ج) نتایج گروه‌بندی الگوریتم پیشنهادی را بر روی یک قاب با چندین خودرو نشان می‌دهد.



(شکل ۲-۷): گراف تطبیق مربوط به خودروهای دو قاب متوالی



(ب)

(الف)



(د)

(ج)

(شکل ۳-۱): یک نمونه قاب از چهار ویدئوی آزمایشی را نشان می‌دهد. (الف) روز طبیعی، (ب) روز با سایه، (ج) غروب و (د) شب

۳- نتایج پیاده‌سازی‌ها

برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی ردیابی، ما چهار ویدئوی مختلف با شرایط نوری و آب و هوایی مختلف شامل ویدئوهای روز طبیعی، روز با وجود سایه، موقع غروب آفتاب و شب را استفاده می‌کنیم. شکل (۳-۱)، یک نمونه قاب از این ویدئوها را نشان می‌دهد. این ویدئوها با رزولوشن ۶۴۰×۴۸۰ و ۱۵ قاب بر ثانیه تصویربرداری شده است. برای پیاده‌سازی الگوریتم‌ها، از نرم‌افزار مطلب بر روی یک رایانه شخصی (2.6 GHz Intel CPU and 1 Gb RAM) استفاده شده است. علاوه‌براین، الگوریتم‌ها در زبان برنامه‌نویسی Visual C پیاده‌سازی شده تا بتواند از آنها در کاربرد برخط ردیابی استفاده کرد. زمان پردازش هر قاب بر روی یک سامانه صنعتی کمتر از ۴۰ میلی ثانیه به‌دست آمده است.

خودروی دو، به‌ترتیب ۸ و ۹ ویژگی از خودروهای ۱۰۳ و ۱۰۲ از قاب قبلی در خود دارد و خودروی سه، فقط ۱۲ ویژگی از خودروی ۱۰۱ از قاب قبلی را در خود دارد. فرآیند تطبیق خوشه‌ها در دو فریم متوالی در سه مرحله انجام می‌شود:

الف- خوشه‌هایی که دارای فقط یک اتصال هستند.

در این حالت به‌راحتی شماره خوشه در قاب

قبلی به خوشه متناظر در قاب جاری منتقل

می‌شود. در شکل (۲-۷)، خوشه شماره ۳ دارای

این شرط است و شماره ۱۰۱ را به خود

می‌گیرد.

ب- خوشه‌هایی که دارای چند اتصال از خوشه‌های

قاب قبلی هستند: در این حالت برای

تصمیم‌گیری در مورد شماره هر خوشه دو

مرحله تحت عنوان تقسیم و ادغام به‌ترتیب بر

روی گراف اعمال می‌شود.

۱- تقسیم: تقسیم یعنی این‌که بر روی هر خوشه از قاب

قبلی، خوشه‌ای از قاب جاری که اتصالش بیش‌ترین مقدار را

دارد، انتخاب می‌شود. این انتخاب به‌صورت موقتی بوده تا در

مرحله بعد این انتخاب نهایی شود. به‌عنوان مثال در شکل

(۲-۷)، برای خوشه ۱۰۳ در قاب قبلی حداکثر مقدار اتصال

مربوط به خوشه دو از قاب جاری است. برای خوشه ۱۰۲ در

قاب قبلی نیز حداکثر مقدار اتصال مربوط به خوشه دو از

قاب جاری است.

۲- ادغام: ادغام یعنی این‌که پس از انجام مرحله تقسیم، بر

روی هر خوشه از قاب جاری، خوشه‌ای از قاب قبلی که

اتصالش دارای بیشترین مقدار باشد، انتخاب می‌گردد؛ اگر در

این مرحله، دو خوشه متفاوت از فریم قبلی، دارای بیشترین

اتصال به یک خوشه در فریم جاری باشند. آن خوشه از فریم

قبلی به‌عنوان نامزد نهایی انتخاب می‌شود که دارای بیشترین

مقدار در بین این دو اتصال باشد. به‌عنوان مثال در شکل

(۲-۷)، خوشه شماره ۲ از قاب جاری دارای دو اتصال با

بیشترین مقدار (۸ و ۹) است که از خوشه‌های ۱۰۲ و ۱۰۳

از قاب قبلی وارد شده است. بنابر صحبت گفته‌شده، حداکثر

مقدار اتصال مربوط به خوشه ۲ (مقدار ۹) از قاب جاری

مربوط به خوشه ۱۰۲ در قاب قبلی است. بنابراین شماره

۱۰۲ به خوشه ۲ نسبت داده می‌شود.

۳-۱- نتایج ردیابی و بحث

برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، نتایج الگوریتم روی چهار ویدئوی مختلف با شرایط نوری مختلف از جلو و عقب خودرو فراهم شده است. جدول (۳-۱) این نتایج را یکجا کنار هم آورده است. در این جدول، تعداد خودروهای شناسایی شده، تعداد موارد پذیرش اشتباه خودروها و تعداد موارد رد اشتباه خودروها بر روی چهار ویدئوی مختلف نشان داده شده است. نتایج ردیابی نشان می‌دهد که خودروها حتی در شرایط نوری شب‌هنگام، با کم‌ترین تعداد مورد از دست‌رفته شناسایی شده‌اند. در حالی که الگوریتم پیشنهادی، بیشترین تعداد پذیرش اشتباه را داشته است. برای مثال در ویدئوی آزمایشی روز با وجود سایه، الگوریتم پیشنهادی، ۵۴ خودرو را به اشتباه شناسایی و ردیابی کرده است. این موارد اشتباه، مواقعی اتفاق می‌افتد که یک خودرو در فرآیند گروه‌بندی ویژگی‌ها به دو یا سه خودرو تقسیم می‌شود. این دسته خطاها، مشکلی در سامانه‌های ITS ایجاد نمی‌کند. به دلیل این که این موارد پذیرش اشتباه خودروها همگی دارای شماره پلاک‌های یکسان هستند و در نرم‌افزارهای گزارش‌گیری این سامانه‌ها با یکدیگر ادغام خواهند شد. در بسیاری از موارد، الگوریتم پیشنهادی گروه‌بندی، این موارد خطا را اصلاح و جبران می‌کند؛ ولی در مقابل اگر تعداد خودروها در ابتدای ورود به محدوده ردیابی در الگوریتم خوشه‌بندی اولیه کمتر از تعداد واقعی تخمین زده شود، این احتمال وجود دارد که در قاب‌های بعدی به دلیل سرعت متفاوت دو خودرو و یا فاصله گرفتن آن دو به هر دلیلی، این تعداد تصحیح شود. در غیر این صورت، اگر این اتفاق نیفتد، یکی از خودروها به عنوان خودروی از دست رفته در نتایج به حساب می‌آید. اگر ما فقط یک الگوریتم خوشه‌بندی اولیه

بدون عملیات‌های پس‌پردازش داشته باشیم، نتایج ردیابی به شدت تنزل پیدا خواهد کرد. برای مثال، در ویدئوی آزمایشی روز با وجود سایه، موارد پذیرش اشتباه خودروها به ۹۸ مورد افزایش می‌یابد. نتایج ردیابی الگوریتم ما، هنگامی که فقط یک الگوریتم خوشه‌بندی اولیه در الگوریتم پیشنهادی گروه‌بندی استفاده شود، در جدول (۳-۱) آورده شده است.

شکل (۳-۲)، مسیر ردیابی خودروها در صفحه جاده را در ۲۰۰۰ قاب اولی ویدئوی روز طبیعی به همراه یک تصویر نمونه از نتایج ردیابی را نشان می‌دهد. در شکل (۳-۲-الف)، محورهای افقی و عمودی به ترتیب عرض و طول ناحیه ردیابی هستند. این ROI به طول ۴۸۰۰ سانتی‌متر و عرض ۱۰۸۰ سانتی‌متر انتخاب شده است. تعداد خودروهای شناسایی شده در خط سه (خط سرعت) بیشتر از دو خط دیگر بوده است. در شکل (۳-۲-ب) خطوط سبز رنگ نقطه چین و خط قرمز رنگ ممتد به ترتیب ناحیه ROI ردیابی و موقعیت تصویربرداری پلاک را تعیین می‌کند. هنگامی که یک خودرو از خط قرمز رنگ رد شد، یک هشدار از بخش ردیابی به بخش شناسایی پلاک ارسال می‌شود تا تصویربرداری توسط دوربین دیگری انجام گیرد. در این حالت، ما این خودرو را به عنوان یک خودروی ردیابی و رد شده در نظر می‌گیریم. گوشه بالا سمت چپ تصویر شکل (۳-۲-ب)، برخی از نتایج ردیابی همچون شماره قاب (در این تصویر قاب ۲۱۸)، خودروی رد شده، شماره خطی که خودرو از آن عبور کرده و تعداد خودروهای رد شده در سه خط به صورت مجزا فراهم شده است.

جدول (۳-۱): نتایج ردیابی الگوریتم پیشنهادی بر روی چهار ویدئوی آزمایشی

ویدئوهای آزمایشی	تعداد خودروها	تعداد خودروهای شناسایی شده		تعداد پذیرش اشتباه		تعداد خودرو از دست رفته	
		با گروه‌بندی اولیه	با گروه‌بندی پیشنهادی	با گروه‌بندی اولیه	با گروه‌بندی پیشنهادی	با گروه‌بندی اولیه	با گروه‌بندی پیشنهادی
روز طبیعی	۱۲۸	۱۲۷	۱۲۷	۲۹	۱۴	۱	۱
روز با وجود سایه	۱۵۶	۱۵۰	۱۵۴	۸۱	۵۴	۶	۲
موقع غروب آفتاب	۲۴۱	۲۲۳	۲۲۸	۳۱	۲۹	۱۸	۱۳
شب	۳۰۰	۲۹۶	۲۹۸	۱۴	۸	۴	۲

مختلف، وجود سایه، انسداد و برخط بودن الگوریتم) خودرو در کاربردهای سامانه‌های حمل و نقل هوشمند غلبه کرده است.

تشکر و قدردانی

این مقاله مستخرج از طرح پژوهشی مصوب دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد است.

مراجع

Ahmed J., Jafri M. N., Shah M., Akbar M., 2008, "Real-Time Edge-Enhanced Dynamic Correlation and Predictive Open-Loop Car Following Control for Robust Tracking", Machine Vision and Applications Journal, Vol. 19, No. 1, pp. 1-25.

Asgarizadeh M., Pourghassem H., 2015, "A Robust Object Tracking Synthetic Structure Using Regional Mutual Information and Edge Correlation-based Tracking Algorithm in Aerial Surveillance Application", Signal, Image and Video Processing, Vol. 8, No. 1, pp. 175-189.

Chien S. I., Sung S. H., 2000, "Adaptive window method with sizing vectors for reliable correlation-based target tracking", Pattern Recognition, Vol. 33, No. 2, pp. 237-249.

Choi J.Y., Sung K.S., Yang Y.K., 2007, "Multiple Vehicle Detection and tracking based on Scale-Invariant Feature Transform", IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pp. 528-533.

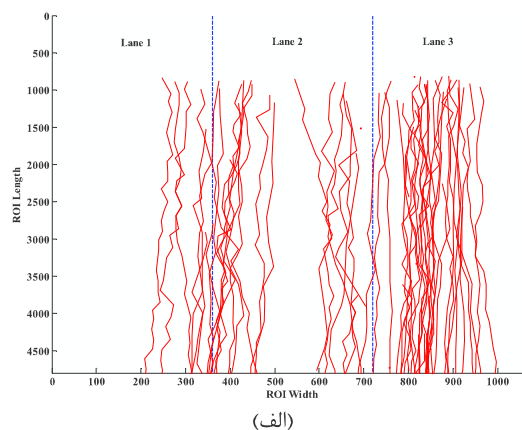
Gardner W. F., Lawton D.T., 1996, "Interactive model-based vehicle tracking," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No. 11, pp. 1115-1121.

Harris C., Stephens M., 1988, "A Combined Corner and Edge Detector", Alvey Vision Conference, pp. 147-151.

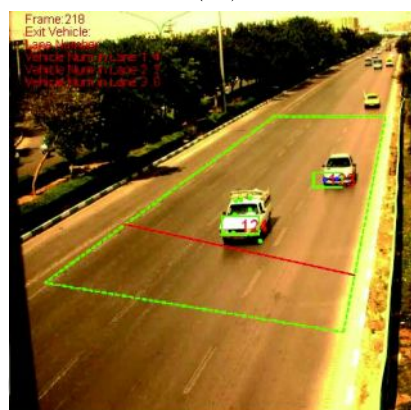
Hu W., Tan T., Wang L., Maybank S., 2004, "A Survey on Visual Surveillance of Object Motion and Behaviors", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, Vol. 34, No. 3.

Kalal Z., Mikolajczyk K., Matas J., 2010, "Tracking-Learning-Detection", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 6, No. 1, pp. 1-14.

Kanhere N. K., Birchfield S.T., 2008, "Real-Time Incremental Segmentation and Tracking of Vehicles at Low Camera Angles Using Stable Features", IEEE Transactions on Intelligence Transportation Systems, Vol. 9, No. 1, pp. 148-160.



(الف)



(ب)

(شکل ۳-۲): نتایج ردیابی الگوریتم پیشنهادی بر روی ویدئوی آزمایشی روز طبیعی. (الف) مسیر ردیابی خودروها در ۲۰۰۰ قاب اول ویدئو در سه خط مختلف، (ب) یک تصویر نمونه از نتایج ردیابی.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک الگوریتم ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی در کاربردهای ITS ارائه شد. در این الگوریتم، برای مدیریت مسئله گروه‌بندی در الگوریتم ردیابی خودرو مبتنی بر ویژگی، یک الگوریتم گروه‌بندی سلسله‌مراتبی مبتنی بر ادغام و ترکیب پیشنهاد شد. در الگوریتم پیشنهادی، خوشه‌بندی اولیه ویژگی‌های ردیابی شده با معیارهای فاصله، گستردگی و همچنین تجزیه و تحلیل حساب، اصلاح و پالایش می‌گردد. علاوه بر این، ویژگی‌های گوشه خودروها با استفاده از الگوریتم ردیاب KLT ردیابی می‌شود. الگوریتم پیشنهادی ردیابی بر روی چهار ویدئوی آزمایشی با شرایط نورپردازی مختلف ارزیابی شد. نتایج ردیابی فراهم شده توسط الگوریتم پیشنهادی نشان می‌دهد که الگوریتم ردیابی ما بر اکثر چالش‌های مهم ردیابی (همچون شرایط نورپردازی

- Moravec H. P., 1977, "Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance", 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 584.
- Nejati M., Pourghassem H., 2014, "Multiresolution Image Registration in Digital X-Ray Angiography with Intensity Variation Modeling", Journal of Medical Systems, Vol. 38, No. 2, pp. 1-10.
- Norollah M., Pourghassem H., Mahdavi-Nasab H., 2012, "Image Registration Using Template Matching and Similarity Measures for Dental Radiograph", Fourth International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN2012), pp.331-335.
- Paragios N., Deriche R., 2000, "Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, No. 3, pp. 266-280.
- Prioletti A., Mogellose A., Grisleri P., Trivedi, M. M., Broggi A., Moeslund, T.B., 2013, "Part-Based Pedestrian Detection and Feature-Based Tracking for Driver Assistance: Real-Time, Robust Algorithms, and Evaluation", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 14, No. 3, pp. 1346-1359.
- Shi J., Tomasi C., 1994, "Good features to track", Proc. IEEE Computer Society Conference Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 593-600.
- Tan T. N., Sullivan G. D., Baker K. D., 1998, "Model-based localization and recognition of road vehicles" International Journal of Computer Vision, Vol. 29, No.1, pp. 22-25.
- Tian B., Li Y., Li B., Wen D., 2014, "Rear-View Vehicle Detection and Tracking by Combining Multiple Parts for Complex Urban Surveillance", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 15, No.2, pp. 597-606.
- Tomasi C., Kanade T., 1991, "Factoring image sequences into shape and motion", Proceedings the IE-EE Workshop on Visual Motion, pp. 21-28.
- Wu B. F., Kao C-C., Jen C-L., Li Y-F., Chen Y-H., 2014, "A Relative-Discriminative-Histogram-of-Oriented-Gradients-Based Particle Filter Approach to Vehicle Occlusion Handling and Tracking", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 61, No.8, pp. 4228-4237.
- Yang J., Wang Y., Ye G., Sowmya A., Zhang B., Xu J., 2009, "FEATURE CLUSTERING FOR VEHICLE DETECTION AND TRACKING IN ROAD TRAFFIC SURVEILLANCE", IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2009), pp. 1145-1148.
- Kim Z. W., 2008, "Real Time Object Tracking based on Dynamic Feature Grouping with Background Subtraction", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2008), pp. 24-26.
- Kim Z., Malik J., 2003, "Fast vehicle detection with probabilistic feature grouping and its application to vehicle tracking", IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 1, pp. 524-531.
- Kitchen L., Rosenfeld A., 1982, "Gray level corner detection", Pattern Recognition Letters, Vol. 2, pp. 95-104.
- Koller D., Daniilidis K., Nagel H.H., 1993, "Model-based object tracking in monocular image sequences of road traffic scenes," International Journal of Computer Vision, Vol. 10, No. 3, pp. 257-281.
- Lowe D. G., 2004, "Distinctive Image Features from Scale-invariant Key points", International Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 7, pp. 91-110.
- Loza A., Mihaylova L., Bull D.R., Canagarajah C.N., 2007, "Structural similarity-based object tracking in multimodality surveillance videos", Machine Vision and Applications Journal, Vol. 20, No.2, pp. 71-83.
- Majidi A., Pourghassem H., Nejati M., 2012 "Vehicle Stop Detection Algorithm Based on Motion Analysis in Access Control System Application", Fourth International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN2012), pp.690-694.
- Manoochehri M., Pourghassem H., 2012, "A Robust Feature-based Digital Image Watermarking Scheme Using Fourier-Mellin Transform", International Journal of Tomography and Statistics, Vol. 21, No. 3, pp. 33-47.
- Mazrouei F., Pourghassem H., 2012, "Vehicle Detection Based on Template Matching in Traffic Surveillance System", International Review on Computers and Software (I.RE.CO.S.), Vol. 7, No. 3, pp. 1114-1121.
- Moghimi M., Pourghassem H., 2014, "Shadow Detection Based on Combinations of HSV Color Space and Orthogonal Transformation in Surveillance Videos", 12th Iranian Conference on Intelligent Systems (ICIS2014), pp. 1-6.
- Moghimi M., Pourghassem H., 2015, "Shadow Detection Based on Combinations of Hessenberg Decomposition and Principal Component Analysis in Surveillance Applications", Institution of Electronics and Telecommunication Engineers (IETE) Journal of Research, Vol. 61, No. 3, pp. 269-284.

Yilmaz A., Li X., Shah M., 2004, "Contour-based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 26, No. 1, pp. 1531-1536.



حسین پورقاسم دانشیار گروه

مهندسی پزشکی دانشکده مهندسی

برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد

نجف‌آباد، دکترای تخصصی برق با

گرایش مهندسی پزشکی را در سال

۱۳۸۷ از دانشگاه تربیت مدرس اخذ

کرده است. وی مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در همین رشته در سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۳ به ترتیب از دانشگاه‌های شاهد و تربیت مدرس دریافت کرده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی شامل زمینه‌های مختلف پردازش تصویر مانند نمایه‌گذاری و بازیابی تصاویر، بیومتریک، ردیابی اشیاء، آنالیز محتوایی تصاویر پزشکی و شناسایی الگو است و در این زمینه‌ها تاکنون بیش از ۱۰۰ مقاله در مجلات و کنفرانس‌های داخلی و خارجی به چاپ رسانیده است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

h_pourghasem@iaun.ac.ir

Archive

فصلنامه



سال ۱۳۹۴ شماره ۱ پیاپی ۲۳

www.SID.ir