

آشکارسازی خودرو در تصویر مبتنی بر استخراج ویژگی های شبه هار توسعه یافته

الهه امامی^۱

^۱ شرکت کنترل ترافیک تهران، کارشناس بخش الکترونیکال، ElahEmami@gmail.com

چکیده

در این مقاله، یک روش آشکارسازی و تشخیص خودرو با سرعت بالا و قابل اجرا در تصاویر ارائه شده است. در این شیوه تشخیص خودرو علاوه بر سرعت قابل ملاحظه ای که دارد، دقت آن بسیار بالا بوده و از تشخیص های تکراری نیز اجتناب شده است. این مقاله در که محیط MATLAB پیاده سازی و با سایر روش ها مقایسه گردیده، آشکارسازی توسط ویژگی های شبه هار بر اساس فیلترهای مستطیلی شکل جدید و طراحی ویژگی های جدید می باشد. فیلترهای جدید انعطاف پذیری بیشتری داشته و قابلیت تطابق بیشتری بر نواحی خودرو در تصویر دارد. آزمایشات و تحقیقات انجام گرفته نشان می دهد که سیستم پیشنهادی با اعمال فیلتر با ویژگی های جدید بر نمونه های آموزشی داده شده با استفاده از الگوریتم Viola – Jones کارایی بالاتر، سرعت بهتر و دقتی برتر نسبت به سایر روش های مورد استفاده دارد.

کلمات کلیدی

تشخیص و آشکارسازی خودرو، ویژگی مستطیلی، طبقه بندی آبشاری، نمونه آموزشی و آموزش به سیستم

۱- مقدمه

برای آشکارسازی خودرو روشهای مختلفی ارائه گردیده است که میتوان آنها را بطور عمده در پنج گروه کلاس بندی نمود. این روشها عبارتند از

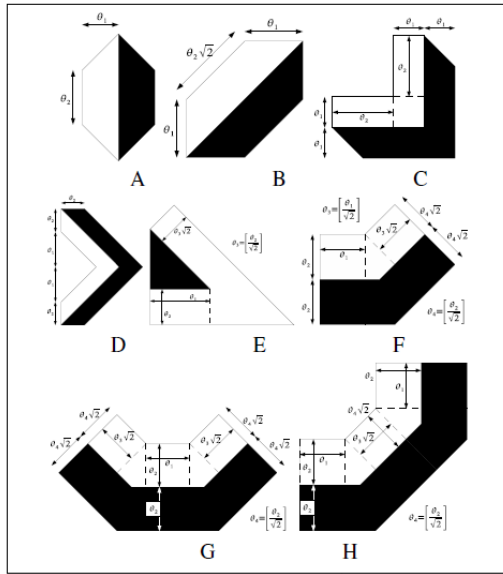
۱. روش های مبتنی بر مدل (Model-based)
۲. روش های مبتنی بر یادگیری ماشین (Machine Learning)
۳. روش های مبتنی بر ناحیه (Region-based)
۴. روش های مبتنی بر مدل های شکل پذیر (Deformable Models) مانند پیرامون فعال و مش فعال
۵. روش های مبتنی بر ویژگی (Feature-based)

۱-۱- روش های ارائه شده پیشین

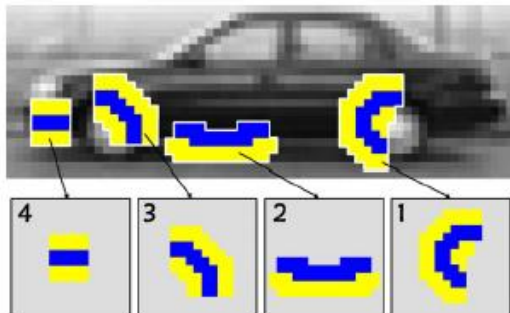
الگوریتم ارائه شده توسط Viola – Jones در سال ۲۰۰۴ [۱] جهت آشکارسازی خودرو در تصویر مبتنی بر استخراج ویژگی های شبه هار و طبقه بندی کننده به همراه آموزش به سیستم است. این الگوریتم مبتنی بر ۳ قسمت اصلی است که شامل:

۱. ساخت یک طبقه بند قوی از ترکیب بوستینگ طبقه بندهای ضعیف مبتنی بر ویژگی های شبه هار

آشکارسازی و ردیابی مبتنی بر بینایی یکی از موضوع های مورد علاقه در بسیاری از سامانه های موجود درطیف مرئی مانند سامانه های کنترل و نظارت هوشمند عبور و مرور شهری و حمل و نقل جاده ای ITS و همچنین شناسایی پلاک خودروها و احصاء تخلف در عبور از چراغ قرمز راهنمایی و رانندگی می باشد. در سامانه های نظارتی با آشکارسازی هوشمند خودرو بجای جستجو در تمام توالی و فریم های ویدئویی، میتوان تنها بر روی هدف آشکار شده تمرکز داشت. هدف از آشکارسازی و تشخیص خودرو (Vehicle & Diagnostic Detection) پیدا کردن نواحی از یک تصویر که شامل خودرو در آن ناحیه باشد. از مهم ترین چالش هائی که در زمینه آشکارسازی مبتنی بر بینایی خودرو مطرح است، می توان به نوع دوربین، ثابت یا متحرک بودن دوربین، نوع تصویر برداری و حسگرهای دوربین، شرایط گوناگون جوی، شرایط محیطی و نوری در طول شبانه روز، تنوع انواع خودرو، هم پوشانی خودروها به ویژه در ترافیک سنگین، داشتن سرعت های متفاوت، حرکت در جهت های مختلف خودرو اشاره نمود.



شکل ۱، نوع ویژگی چند وجهی بکار گرفته شده برای الگوریتم ویولا جونز مقاله ارائه شده توسط Wei Zheng, Luhong Liang [۶] از ویژگی های جدید شبه هار منطبق بر تصویر^۲ استفاده کرده است. طبق شکل ۲، ویژگی های استخراج شده منتج از ویژگی های مبتنی بر ظاهر تصویر بوده و بصورت فیلتر جدید معرفی شده است.



شکل ۲، ویژگی های انتخاب شده از شبه هار منطبق بر تصویر برای شناسایی خودرو

مقاله ارائه شده توسط Fernando Amat, Philipp J. Keller [۷] از ویژگی های جدید بیضوی^۴ شبه هار سه بعدی برای شناسایی و طبقه بندی اشیاء (خودرو) در تصویر پیشنهاد داده است. برای هر سکتور پایه در شکل بیضوی، ویژگی شبه هار جدید بصورت بردار تک بعدی تعریف شده است.

یکی از مشکلات سیستم های آشکارسازی اشیاء مبتنی بر ویژگی شبه هار، استفاده از دو مقدار ثابت برای بخش های مستطیلی شکل ویژگی ها و تاکید بر مستطیلی بودن ویژگی هاست که انعطاف پذیری و کارایی این ویژگی ها را کاهش می دهد.

در این مقاله روشی برای طراحی فیلترهای شبه هار و کاربرد آن در بهبود الگوریتم های آشکارسازی خودرو مبتنی بر استخراج ویژگی های جدید فیلتر شبه هار ارائه شده است. در واقع روشی برای طراحی فیلترهای جدید شبه هار شکل پذیر و کاربرد آن در بهبود الگوریتم های آشکارسازی اشیاء مبتنی بر فیلترهای شبه هار است. این فیلترها

۲. استفاده از تصویر تجمعی برای محاسبه ساده تر و سریع تر مقادیر ویژگی ها

۳. بهبود سرعت آشکارسازی و نتایج طبقه بندی با بکارگیری الگوریتم Cascade بر اساس ساختار آبشاری.

در روش ویولا-جونز برای اولین بار از شبه هار برای کاهش ابعاد ورودی طبقه بندی کننده استفاده گردید. Viola - Jones برای هر ویژگی از یک طبقه بندی کننده ی ضعیف برای جدا سازی خودرو و غیرخودرو استفاده می کنند که از یک مدل آبشاری برای پشت سرهم قرار دادن این طبقه بندی کننده ها استفاده میکنند که دارای سرعت خوبی بوده و قابلیت استفاده در کاربردهای حوزه زمان را دارد.

الگوریتم ارائه شده توسط Lienhart and Maydt [۲] درسال ۲۰۰۲، از مجموعه فیلترهای مثلثی شکل توسعه یافته جدید استفاده کرد. آنها فیلترهای چرخانده شده تحت زاویه های $\pm 45^\circ$ را ارائه کردند که قابل محاسبه با تصویر تجمعی بود.

الگوریتم ارائه شده توسط Julien and Vlad [۳] از فیلترهای گوسی جدید برای آشکارسازی استفاده می کند. این سیستم جهت افزایش سرعت و دقت الگوریتم از ترکیب چندین سیستم آشکارسازی استفاده می کند. با استفاده از زیرمجموعه های مختلفی از مجموعه داده آموزشی، چندین سیستم آشکارسازی تولید و نتایج با هم موازی ترکیب می شوند.

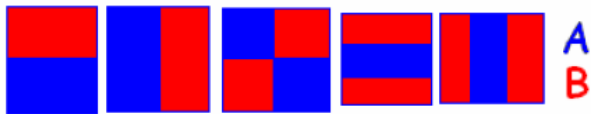
مقاله ارائه شده توسط Peng Yang, Qingshan Liu [۴] ویژگی های جدید متحرک شبه هار^۱ و کدینگ آن معرفی نمود که بر اساس هر ویژگی شبه هار یک ویژگی شبه هار جدید متحرک ساخته می شود که در دامنه محدودی قرار می گیرد. خروجی نهائی از کتاب کد فراخوانی می شود.

مقاله ارائه شده توسط Minh-Tri Pham, Tat-Jen Cham [۵] در سال ۲۰۱۰ از مجموعه ای از فیلترهای چند وجهی^۲ جدید، طبق شکل ۱ برای بسط الگوریتم ویولا - جونز در استخراج ویژگی های آن استفاده کرد. ویژگیهای جدید علاوه بر خواص ویژگی های موجود در الگوریتم ویولا - جونز، پارامترهای جدید جهت آشکارسازی همچون: Translation, Rotate, Mirror, Scale را نیز شامل می شود. برای استخراج ویژگی های جدید، محاسبات تصویر انتگرالی چند وجهی نیز صورت می گیرد. ناحیه مربوط به شیء مورد نظر باید مشخص گردد. در واقع انتگرال فقط در ناحیه امکان حضور خودرو صورت می گیرد. طبق این تحقیق، آشکارسازی اشیاء از تصاویر با دقت بسیار بالاتری نسبت به ویژگی های پایه موجود در الگوریتم اصلی است. انتگرال سریع چند وجهی به وضوح تصویر بستگی دارد.

معمول (پایه) مانند شکل ۳، برای آشکارسازی اشیاء طبق الگوریتم Viola Jones تعریف شده است. به هنگام اعمال این فیلترها و ماسک ها به تصویر، برای هر فیلتر رابطه (۱) محاسبه می شود:

$$f = \sum_{i=1}^n w^i \cdot \mu_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

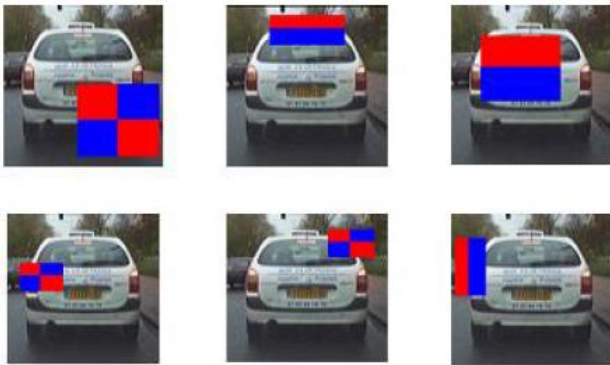
که در آن، i ناحیه مستطیلی شکل فیلتر است، w^i وزن هر ناحیه مستطیلی شکل را بیان می کند و μ_i بیانگر میانگین شدت روشنایی پیکسل های داخل ناحیه مستطیلی i ام است. به هر ناحیه مستطیلی شکل در فیلترهای شبه هار ورزنی اختصاص داده شده به گونه ای که $\sum_{i=1}^n w^i = 0$ باشد. ضرائب w معمولاً برابر +۱ یا -۱ خواهد بود. در این ماسک ها قسمت تیره با ضرب -۱ و قسمت روشن با ضرب +۱ تعیین می شوند.



شکل ۳، نمونه ای از ویژگی مستطیلی استاندارد پایه شبه هار بکار گرفته شده در الگوریتم ویولا - جونز [۹]

روش محاسبه طبق رابطه (۲) با قدر مطلق تفاوت بین مجموع مقادیر Pixel ها در ناحیه قرمز و در ناحیه آبی صورت می گیرد. قبل از انتخاب و پذیرفتن اعمال این ویژگی ها، نواحی قرمز و آبی باید بوسیله واریانس تفاضلی پیکسل ها از انتگرال مربعی تصویر نرمالیزه شوند. [۱۰]

(۲)



شکل ۴، تصویر ورودی، به همراه تصاویر بدست آمده از فیلتر شبه هار بر اساس الگوریتم اصلی ویولا-جونز بصورت عمودی و افقی، بردار ویژگی شامل تعداد ۸۱۵۱ ویژگی برای پنجره ناحیه خودرو ۳۲*۳۲ پیکسل بدست آمده است برای افزایش دقت الگوریتم های فوق می توان از ترکیب های مختلف این روش ها استفاده کرد. حالت های مختلفی برای ترکیب طبقه بندیها وجود دارند که از جمله ها آنها می توان به روش Boosting, Bagging اشاره کرد.

دارای قابلیت بیشتری در تطبیق بر نواحی خودرو مورد نظر (یا هر شیء دیگر) بوده و در نتیجه دارای قابلیت تمایز و تشخیص برتر نواحی خودرو و غیر خودرو نسبت به فیلترهای شبه هار قبلی هستند. نتایج تجربی بیانگر بهبود عملکرد الگوریتم های آشکارسازی خودرو مبتنی بر فیلترهای شبه هار با استفاده از الگوریتم پیشنهادی است.

در بخش دوم از مقاله، روش پیشنهادی توضیح داده شده و نتایج آزمایشات صورت گرفته در بخش سوم ارائه و نتیجه گیری شده است.

۲- الگوریتم سیستم پیشنهادی

روش ارائه شده، نسخه ی توسعه یافته ای از روش الگوریتم اصلی ویولا جونز بر اساس ویژگی جدید نقاط کنترلی و پیکسل بهم پیوسته می باشد. [۸]

ویژگی های شبه هار قابلیت هائی همچون سرعت بالا، مقاوم بودن در برابر نویز و تغییرات شدت روشنایی و همچنین مقاوم بودن در برابر دوران در زوایای خاص را دارند.

علت انتخاب این روش به عنوان پایه ی روش پیشنهادی، دقت، کمتر بودن میزان خطای خروجی سیستم و سرعت بسیار بالای محاسبات آن بوده است. علاوه براین، به دلیل ساختار خاص ویژگی های مورد استفاده در روش مذکور نیازی به تغییر اندازه تصاویر ورودی در زمان اجرا نمی باشد. درضمن، با استفاده از تصویر انتگرال، امکان محاسبه بسیار سریع ویژگی ها در زمان اجرا وجود دارد. در بخش های بعدی الگوریتم پیشنهادی اجرائی برای محاسبات هر ۳ قسمت اصلی نمایش داده شده است.

۲-۱- فیلتر شبه هار و استخراج ویژگی

استخراج ویژگی های شبه هار فرض کنید مجموعه آموزشی زیر داده شده است:

$$(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l \subset R^n \times (-1, +1)$$

که تحت یک تابع توزیع احتمال $P(x, y)$ تولید شده اند. در فرمول فوق x_i بیانگر تصویر ورودی و y_i نیز بیانگر خروجی مطلوب به ازای ورودی x_i می باشد، که به ازای تصاویر خودرو دارای مقدار +۱ و برای تصاویر غیرخودرو دارای مقدار -۱ است. هدف پیدا کردن تابع f_{α}

(تابعی از پارامتر α) به گونه ای که احتمال خطای طبقه بندی برای ورودی های جدید را کمینه کند. لذا مسئله می تواند به عنوان یک مسئله بهینه سازی نیز مطرح شود که در آن α^* :

$$\arg \min_{\alpha} R(f_{\alpha}) = \arg \min_{\alpha} \int I(y, f_{\alpha}(x)) dP(x, y)$$

و در آن R یک تابع ریسک می باشد. تاکنون روش های مختلفی برای تخمین تابع f_{α} ارائه شده است. الگوریتم بیزین که بر اساس توابع احتمالاتی تابع فوق را تخمین میزند، شبکه های عصبی نیز قادر به تخمین تابع فوق است. فیلتر شبه هار یا فیلتر با ویژگی مستطیلی

۲-۱-۱- ویژگی جدید



شکل ۶، استخراج ویژگی های جدید بر اساس ۸ نقطه و پیکسل کنترلی متصل بهم را برای شناسایی خودرو استخراج میشود.

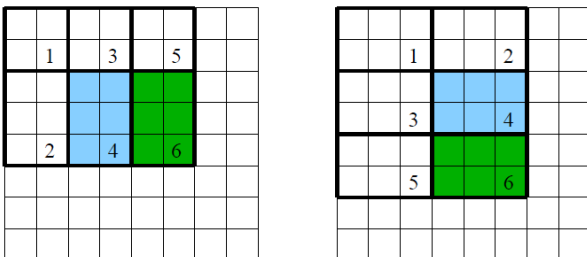
یکی از معایب فیلترهای شبه هار پایه مستطیلی با وجود شکل پذیری آنها، شکل کلی فیلتر در نهایت مستطیلی شده که قابلیت انطباق فیلتر در برخی از الگوهای خودرو در تصویر را کاهش می دهد. ویژگی جدید بکار رفته در سیستم پیشنهادی، ویژگی های جدید توسعه یافته از ویژگی های اصلی فیلتر شبه هار است. در این قسمت روشی برای طراحی فیلترهای شبه هار ارائه میگردد که با وجود مستطیلی شکل بودن کل فیلتر، نواحی داخلی آن دارای ساختار غیرمستطیلی و پیچیده تری برای انطباق بهتر با الگوهای محلی خودرو مورد نظر هستند.

فیلتر جدید بر اساس دو ویژگی نقاط و پیکسل کنترلی و نقاط کنترلی بهم پیوسته معرفی شده اند. این نقاط کنترلی باید کاملا در ناحیه حضور خودرو در پنجره ای به ابعاد $W \times H \text{ pixel}^2$ قرار می گیرد.

۲-۲- تصویر انتگرالی از تصویر ورودی

الگوریتم تصویر انتگرالی اولین بار توسط کرو در زمینه گرافیک کامپیوتری معرفی شد که برای محاسبه سریع و کارای مجموع مقادیر در زیر مجموعه های مستطیلی است. انتگرال تصویر می تواند میانگین شدت روشنایی یک تصویر را محاسبه کند که ویژگی های تصویر را در زمان ثابت استخراج می شود. ویژگی های شبه هار تصویر انتگرالی یک ماتریس به اندازه تصویر اصلی است که مقدار هر عنصر برابر مجموع تجمعی سطوح خاکستری پیکسل های قبل از آن می باشد. [۱۱] به عنوان مثال طبق شکل ۷، بردار ویژگی محاسبه شده برای ویژگی شبه هار از فریم ورودی شامل تصویر خودرو با ابعاد $3232 \text{ pixel}^2 \times$ با مقدار وزن دهی ۶ بصورت رابطه (۳) محاسبه و از تصویر ورودی حاوی خودرو استخراج می شود.

$$f_{\text{feature}} = -S(x_1, y_1) + S(x_2, y_2) + 2S(x_3, y_3) - 2S(x_4, y_4) - S(x_5, y_5) + S(x_6, y_6) \quad (3)$$



شکل ۷، استخراج ویژگی با استفاده از تصویر انتگرالی

در واقع، با استفاده از تصویر انتگرال میتوان ویژگی استخراج شده توسط کانولوشن تصویر و فیلتر تنها با چند عمل تفریق و جمع محاسبه کرد.

۲-۳- طبقه بندی کننده آدابوست

مهمترین مشکل بعد از استخراج ویژگی های شبه هار، تعداد بسیار زیاد این ویژگی هاست. همانطور که قبلا اشاره شد، اندازه فیلترها بسیار متنوع است، بنابراین تعداد ویژگی های استخراج شده از تصویر با اعمال



شکل ۵، طبقه بند آدابوست ویژگی های جدید بر اساس نقاط کنترلی را برای شناسایی خودرو استخراج میکند.

طبق شکل ۵، استخراج ویژگی بر اساس نقاط کنترلی با درجه ۲ تا ۱۲ نقطه، فضای جستجوی خودرو در تصویر به 10^{36} حالت انجام می شود. همچنین ویژگی های نقاط کنترلی معرفی شده در خودروها بر اساس سایزهای پنجره شناسگر دلخواه با وضوح (رزولوشن) کامل، یک، نیم و یک چهارم در نظر گرفته می شوند. طبق شکل ۶، نمایانگر ویژگی نقاط و پیکسل بهم پیوسته برگرفته از ویژگی نقاط اصلی و فرآیند آموزش آدابوست بر تصویر خودرو بوده که شامل درجه ۲ تا ۱۲ نقطه از فرم ۸ پیکسل بهم پیوسته است. خودرو بعنوان یک جسم یکپارچه و پوسته واحد فرض می شود که ویژگی آن مبتنی بر پیکسل ها و نقاط کنترلی آن استخراج می شود. در این حالت، سرعت محاسبات افزایش و فضای جستجو برای خودرو در تصویر کمتر می شود. با فرض ۸ نقطه بهم پیوسته فضای جستجوی خودرو به 3×10^{15} حالت ترکیبی کاهش می یابد.

اندازه‌های مختلف این فیلترها، معمولاً از تعداد پیکسل‌های تصویر بیشتر می‌شود. به دلیل تعداد زیاد ویژگی‌ها و همچنین اهمیت ناچیز بسیاری از آنها، بهتر است فقط تعدادی از ویژگی‌های موثر انتخاب و مورد استفاده قرار گیرد. به این ترتیب برای تعیین اهمیت هر ویژگی، ابتدا یک طبقه‌بندی کننده ساده با استفاده از تک ویژگی مورد نظر ساخته و FPR و FNR آن را بر روی تصاویر نمونه آموزش داده (نمونه‌ها شامل تصاویر مثبت و منفی هستند) محاسبه می‌کنیم. این طبقه‌بندی کننده ساده، اعمال یک حد آستانه بر روی مقدار ویژگی است. به این ترتیب FNR و FPR هر ویژگی مشخص خواهد شد. پس از تعیین این دو مقدار، تعداد محدودی از ویژگی‌ها برای تشکیل یک طبقه‌بندی کننده قوی انتخاب می‌گردد. ویژگی‌های انتخاب شده نهایی به صورت خودکار استخراج می‌شوند و کاربر در انتخاب آنها دخالتی ندارد.

در واقع آدابوست، یک روش تقویتی است که به منظور افزایش میزان صحت الگوریتم کلاس بندی، یک ساختار آموزش یافته ضعیف را چندین بار بر روی اطلاعات متفاوت آموزشی اجرا می‌نماید و نتایج بدست آمده را تحت یک فرضیه نهایی بیان می‌نماید.

طبقه بند آدابوست طبق دو الگوریتم خاص بصورت طبقه بند آدابوست همراه با انتخاب ویژگی و یا بدون انتخاب ویژگی عملکرد دارد.

در شکل ۸، نمودار الگوریتم طبقه‌بندی کننده قوی بر اساس ویژگی نقاط کنترلی و پیکسل بهم پیوسته نشان داده شده است.

۱- نمونه تصاویر x_1, x_2, \dots, x_N مفروض‌اند. y_i متناظر با هر x_i به این گونه تعریف می‌شود که اگر x_i جزو تصاویر مثبت (خودرو) باشد، y_i یک و در غیر این صورت صفر است. تعداد تصاویر مثبت (خودرو) l و تعداد تصاویر منفی m است.

۲- مجموعه N بعنوان ورودی بصورت زیر تعریف می‌گردد بطوریکه $y_i \in \{-1, +1\}$ و خروجی سیستم بصورت طبقه بند قوی $H(x)$ خواهد بود.

$$N : X = \{ (x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N) \}$$

۳- برای $t = 1, 2, \dots, T$ دستورات زیر انجام شود: (T تعداد ویژگی‌های استفاده شده برای طبقه‌بندی کننده قوی است)

۱-۳ برای محاسبات اولیه :

$$D_t^i = \frac{1}{N} \text{ for } i = 1, \dots, N$$

۲-۳ انتخاب بهترین طبقه‌بندی کننده ساده بر اساس مجموع وزنی خطا و نامگذاری آن به عنوان $h_t(x)$

$$\epsilon_t = \sum_i I : h_t(x_i) \neq y_i \cdot D_t^i$$

۳-۳ اگر $\epsilon_t = 0$ و یا $\epsilon_t = 0.5$ از برنامه خارج و $T = t - 1$ در غیر اینصورت برای β_t

$$\beta_t = \frac{\epsilon_t}{1 - \epsilon_t}$$

و برای وزن دهی Z_t :

$$Z_t^i = \begin{cases} \beta_t & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ 0 & \text{else} \end{cases} D_t^i : D_{t+1}^i$$

۴-۳ D_{t+1} نرمالیزه شود.

۴- طبقه‌بندی کننده قوی با نام $H(x)$ نامگذاری شده و چنین بدست می‌آید:

$$H(x) = \sum_{t=1}^T \alpha_t \cdot H_t(x)$$

$$\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$$

شکل ۸، الگوریتم طبقه‌بندی کننده قوی بر اساس ویژگی نقاط کنترلی و بکارگیری در ویژگی نقاط کنترلی بهم پیوسته

۲-۴- درخت تصمیم گیری آبشاری تقویت شده

طبقه‌بندی کننده نهایی برای آشکارسازی خودرو از غیرخودرو یک درخت تصمیم شامل چندین طبقه‌بندی کننده قوی است که هر یک از این طبقه‌بندی کننده‌ها به عنوان یک گره از درخت تصمیم می‌باشند. این درخت تصمیم گیری، یک درخت یک طرفه است و از چندین طبقه بندی کننده قوی استفاده شده است. در این درخت، در هر مرحله (گره) یک طبقه‌بندی کننده قوی وجود دارد که با استفاده از تعداد اندکی ویژگی، تعدادی از تصاویر غیرخودرو رد می‌شود و سایر

منفی است که پیکسل های نقاط کنترلی جایگزین شده اند. در شکل ۱۳، نمودار الگوریتم تشکیل یک درخت تصمیم گیری آبخاری خودرو از غیرخودرو نمایش داده شده است.

تصاویر غیرخودرو و تقریباً تمام تصاویر خودرو به مرحله بعد راه می‌یابد. [۱۲]

برای کاهش نرخ آشکارسازی اشتباه الگوریتم آشکارسازی خودرو معمولاً تعداد تصاویر غیرخودرو بیشتر از تصاویر خودرو است (چند یا چند ده برابر). آموزش یکبار سیستم با تمام داده‌های آموزشی نیاز به حافظه بسیار زیاد و زمان زیاد دارد. به همین دلیل معمولاً در آموزش درخت تصمیم، در مرحله ساخت هر یک از گره‌ها، از تمام تصاویر خودرو و تعدادی از تصاویر غیرخودرو استفاده می‌شود. معمولاً تعداد تصاویر غیرخودرو که برای ساخت یک گره از درخت تصمیم استفاده می‌شود، برابر با تعداد تصاویر خودرو است. سایر تصاویر غیرخودرو برای تشکیل گره‌های بعدی درخت مورد استفاده قرار خواهد گرفت. پس از ساخت هر گره، تصاویر غیرخودرو که توسط آن گره به اشتباه خودرو شناخته می‌شوند، به همراه تعداد دیگری از تصاویر غیرخودرو جدید، به عنوان بخشی از تصاویر غیرخودرو آموزشی گره بعد استفاده خواهد شد.

۱- مقادیر f (مقدار بیشینه FPR هر لایه)، d (مقدار کمینه TPR هر لایه) و F_{target} (حداکثر FPR درخت) توسط کاربر تعیین می‌گردد.

۲- P مجموعه نمونه‌های مثبت (خودرو) و N مجموعه نمونه‌های منفی (غیرخودرو) است.

۳- $F_i = 1$ ، $D_i = 0$ و F_i و D_i به ترتیب مقدار FPR و TPR طبقه‌بندی‌کننده چند لایه از لایه اول تا لایه i است.

۴- تا زمانی که $F_i > F_{target}$ می‌باشد، دستورات زیر انجام شود:

$$F_i = F_{i-1} \text{ و } n_i = 0, i = i + 1 \quad 1-4$$

۴-۲- تا زمانی که $F_i > f \times F_{i-1}$ است، دستورات زیر را انجام شود:

$$n_i = n_i + 1 \quad 1-2-4$$

۴-۲-۲- با استفاده از مجموعه‌های P و N یک طبقه‌بندی‌کننده قوی شامل n_i ویژگی آموزش داده شود.

۴-۲-۳- با استفاده از مجموعه آزمایشی، مقدار F_i و D_i طبقه‌بندی‌کننده چند لایه کنونی محاسبه شود.

۴-۲-۴- مقدار حداستانه طبقه‌بندی‌کننده قوی لایه i ، تا زمانی که مقدار D_i بیشتر از $d \times D_{i-1}$ شود، کاهش یابد. کاهش مقدار حد آستانه باعث افزایش F_i نیز می‌شود.

۴-۴- اگر $F_i > F_{target}$ است، طبقه‌بندی‌کننده چند لایه فعلی (شامل i لایه) با مجموعه N مورد ارزیابی قرار گیرد، سپس تمام عناصر N به جز عناصری که به اشتباه جزو تصاویر مثبت (خودرو) آشکارسازی شده‌اند، پاک شود.



شکل ۹، نمونه آموزشی مثبت برای شناسایی خودرو از غیرخودرو



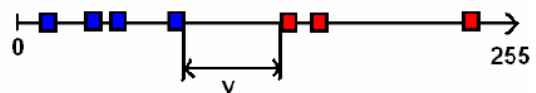
شکل ۱۰، نمونه آموزشی منفی برای شناسایی خودرو از غیرخودرو

شکل ۱۳، الگوریتم تشکیل یک درخت تصمیم گیری آبخاری خودرو از غیرخودرو بر اساس چند طبقه‌بندی‌کننده قوی

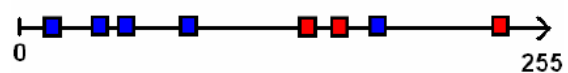
۳- نتیجه آزمایشات و تحقیقات

فیلترهای جدید روش‌های مبتنی بر بوستینگ تا به امروز، موثرترین روش‌ها برای تشخیص چهره‌ی برخط بوده‌اند. ضعف‌های اصلی این روش‌ها، زمان طولانی آموزش و طراحی یک ساختار آبخاری بهینه است. استفاده از ویژگی براساس نقاط و پیکسل کارایی بالاتری نسبت به ویژگی بر اساس شبه‌ها دارد. بنابراین در روش ویژگی براساس نقاط و پیکسل بهم پیوسته نتیجه و قدرت تشخیص و همچنین تعیین حدود و مرزهای ناحیه تصویر بهتر است. در واقع شناسگر ویژگی بر پایه نقاط کنترلی بهم پیوسته قدرت آشکارسازی بالاتر دارد. طبق شکل ۱۴، نمودار ROC-curves مقایسه دقت و میزان خطای سیستم جهت آشکارسازی خودرو در تصویر را مبتنی بر ویژگی‌های جدید نسبت به ویژگی‌های پایه و اصلی نشان می‌دهد. نتیجه اعمال سیستم به مجموعه

برای هر نوع از ویژگی‌های مفروض، به شناسگر آدابوست ۵۰۰ طبقه بند ضعیف آموزش داده شد. آزمایشات شناسایی بر ۵۰۰۰ تصویر که شامل خودروهای دارای موقعیت و سایز مشخص بودند، انجام شد. شکل قبل نمونه آموزشی مثبت و منفی برای شناسایی خودرو از غیرخودرو است. [۱۳]



شکل ۱۱، نمونه ای از طبقه بند مثبت با در نظر گرفتن آستانه

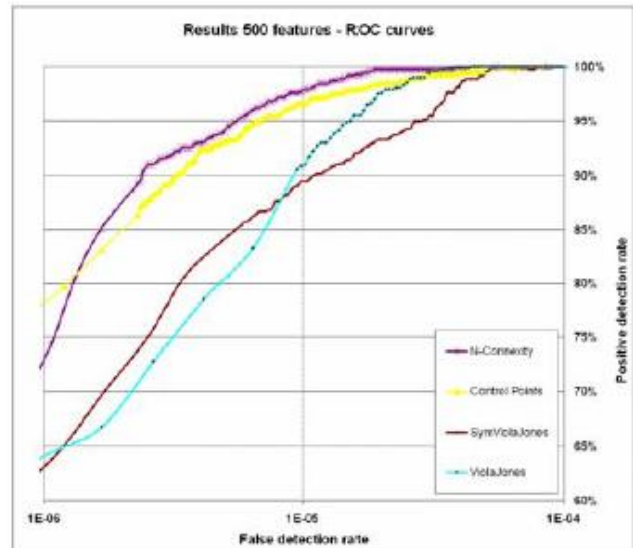


شکل ۱۲، نمونه ای از طبقه بند منفی با در نظر گرفتن آستانه

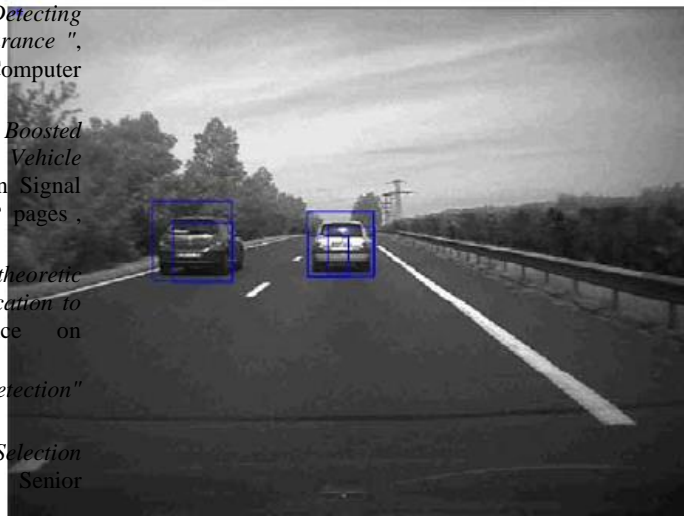
در شکل ۱۱، مقادیر پیکسل‌های خطی نشان داده شده نمونه ای از طبقه بندی‌های نمونه‌های مثبت که با یک آستانه v از یکدیگر متمایز شده‌اند. در شکل ۱۲، مقادیر پیکسل‌ها نمایانگر نمونه‌های

- [۲] Rainer Lienhart, Jochen Maydt, " *An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection* ", Intel Labs, Intel Corporation, Santa Clara, CA ۹۵۰۵۲, USA .
- [۳] Julien M. Vlad P. Jean-Philippe T. " *Mixtures of boosted classifiers for frontal face detection* ". In: Springer Verlag London Limited, pp. ۲۹-۳۸, ۲۰۰۷.
- [۴] P. Yang, Q. Liu, " *Boosting Coded Dynamic Features for Facial Action Units and Facial Expression Recognition*", Computer Science Department, Rutgers University ۱۱۰ Frelinghuysen Road, Piscataway, NJ ۰۸۸۵۴, USA.
- [۵] M. T. Pham, Yang Gao, " *Fast Polygonal Integration and Its Application in Extending HAAR like FEATURES to Improve Object Detection* ", IEEE International Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, ۲۰۱۰.
- [۶] Wei Zheng, Luhong Liang, " *Fast Car Detection Using Image Strip Features*", Key Lab of Intelligent Information Processing, Chinese Academy of Sciences (CAS), Beijing, ۱۰۰۱۹۰, China.
- [۷] F. Amat, Philipp J. Keller, " *2D HAAR-LIKE ELLIPTICAL FEATURES FOR OBJECT CLASSIFICATION IN MICROSCOPY* ", Howard Hughes Medical Institute, Janelia Farm Research Campus, Ashburn, Virginia, USA.
- [۸] Yi-Qing Wang, " *An Analysis of Viola-Jones Face Detection Algorithm* ", Published in Image Processing ISSN ۲۱۰۵-۱۲۳۲, CMLA, ENS Cachan, France, ۲۰۱۳.
- [۹] Paul Viola, Michael J. Jones, Daniel Snow, " *Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance* ", ۲۰۰۳ IEEE International Conference on Computer Vision, pages ۷۳۴-۷۴۱, Nice, France.
- [۱۰] Pablo Negri, Xavier Clady, " *A Cascade of Boosted Generative and Discriminative Classifiers for Vehicle Detection* ", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, VOL ۲۰۰۸, Article ID ۷۸۲۴۳۲, ۱۲ pages, ۲۰۰۸.
- [۱۱] Yoav Freund, Robert E. Schapire, " *A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting* ", ۱۹۹۵ European Conference on Computational Learning Theory.
- [۱۲] Viola, P., Jones, M.J., " *Robust real-time face detection*" Int. J. Computer Vision, ۲۰۰۴.
- [۱۳] Xuezhong Wen, Ling Shao, " *Efficient Feature Selection and Classification for Vehicle Detection* ", Senior Member, IEEE, ۲۰۱۰.

داده نشان داد که دقت این الگوریتم با حالات شکل پذیر دلخواه و پیکسل های متصل بهم در آنها بهتر از فیلترهای شبه هار و شکل پذیر مستطیلی معرفی شده در الگوریتم اصلی ویولا-جونز است.



شکل ۱۴، نمودار ROC - curves برای مقایسه دقت آشکارسازی ویژگی های مختلف اعمال شده به تصویر با الگوریتم اصلی ویولا-جونز



شکل ۱۵، شناسایی خودرو در تصویر مبتنی بر ویژگی جدید نقاط و پیکسل کنترلی متصل بهم پیوسته

طبق شکل ۱۵، آشکارسازی خودرو در تصویر مبتنی بر ویژگی جدید نقاط و پیکسل های کنترلی بهم پیوسته با کیفیت و قدرت تمایز برتر نسبت به الگوریتم اصلی ویولا-جونز نمایش داده شده است.

زیر نویس ها

- ۱ Dynamic Feature and Coding
- ۲ Fast Polygonal Integration
- ۳ Image Strip Feature
- ۴ 2D HAAR like Elliptical Feature
 - ۵ Rigid (Solid)
 - ۶ Search Space
- ۷ False Positive Rate (FPR)
- ۸ False Negative Rate (FNR)

مراجع

- [۱] P. Viola, M. Jones, " *Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features* ", Mitsubishi Electric Research Labs ۲۰۱ Broadway, ۸th FL Cambridge, MA ۰۲۱۳۹.

