

ارائه یک الگوریتم آشناری برای بهبود سرعت و دقت یک سیستم شناسایی نوع و مدل خودرو

محسن بیگلری، سیدعلی سلیمانی و حمید حسن پور

برون خط یا برخط) باید دارای زمان اجرای مشخصی باشد. برای مثال سیستم‌های تشخیص پلاک خودرو که بر روی دوربین‌های مداربسته در بزرگراه‌ها نصب می‌شوند، برای عملکرد ایده‌آل باید دارای زمان پردازش بهتر از ۲۰ فریم بر ثانیه باشند. زمان پردازش مورد نیاز برای یک سیستم شناسایی شیء متغیر بوده و بستگی به تعداد کلاس‌هایی دارد که سیستم قادر به شناسایی آنها است و طبیعتاً هرچه تعداد کلاس‌ها بیشتر باشد زمان پردازش هر فریم یا تصویر بالاتر خواهد رفت. در چنین سیستم‌هایی معمولاً یک تقابل بین دقت و سرعت وجود دارد به طوری که با افزایش دقت، سرعت کاهش و با کاهش دقت، سرعت افزایش می‌یابد. برای نمونه، یکی از ابزارهای بسیار قدرتمند دهه اخیر، شبکه‌های عصبی عمیق^۳ هستند که در اغلب حوزه‌ها بهترین نتایج ممکن را حاصل کرده‌اند [۱] و [۲]. مهم‌ترین ضعف این روش‌ها سرعت آنها است [۳] و به همین دلیل اغلب از یک مرحله پیش‌پردازش در این سیستم‌ها استفاده می‌شود تا از پردازش کل تصویر توسط شبکه عصبی عمیق جلوگیری به عمل آید، مانند الگوریتم‌های پیشنهاد ناحیه^۴ که تعدادی بخش نامزد را استخراج کرده و تنها همان بخش‌ها برای شبکه عصبی ارسال می‌شود [۴]. معمولاً از موازی‌سازی برای بهبود سرعت چنین سیستم‌هایی استفاده می‌شود. بهبود حاصل از موازی‌سازی توسط CPU محدود به تعداد هسته‌های پردازنده بوده و کافی نیست. موازی‌سازی توسط GPU به سادگی صورت نمی‌گیرد و هزینه پیاده‌سازی و آزمایش بالایی دارد. با این حال، بسیاری از کتابخانه‌های ارائه‌شده برای شبکه عصبی عمیق بر روی GPU نیز پیاده‌سازی شده‌اند [۵] تا [۸].

روش‌های متنوعی برای ترکیب طبقه‌بندها ارائه گشته و هدف در اغلب این روش‌ها، بهبود دقت سیستم است که غالباً منجر به کاهش سرعت می‌گردد، از جمله الگوریتم‌های بگینگ^۵ و بوستینگ^۶ و روش‌های فراوانی که زیرمجموعه این دو الگوریتم هستند [۹]. این الگوریتم‌ها سعی می‌کنند با ترکیب تعداد زیادی طبقه‌بند یک مسئله دشوار را حل کنند. فرایند ترکیب طبقه‌بندها می‌تواند در مرحله آموزش و یا پس از آن اتفاق بیفتد. الگوریتم‌هایی نیز برای تبدیل این ترکیب‌ها به یک ساختار آشناری به منظور بهبود سرعت ارائه شده‌اند [۱۰] تا [۱۲]. برای مثال [۱۱] یک آشنار با تعدادی مرحله ایجاد کرده و ترکیبی از طبقه‌بندها را در هر مرحله قرار می‌دهد. مراحل ابتدایی آشنار از تعداد کمتری طبقه‌بند تشکیل شده و با حرکت به سوی انتهای آشنار، تعداد طبقه‌بندها نیز افزایش می‌یابد. به این ترتیب می‌توان کل تصویر را توسط مراحل اولیه به سرعت پردازش کرد و فقط ناحیه‌های نامزد را برای مراحل پایانی آشنار ارسال کرد. انواع دیگری از روش‌ها نیز ارائه شده‌اند که خود طبقه‌بندها را ترکیب نمی‌کنند بلکه از

چکیده: در دهه اخیر، مطالعات بسیاری بر روی طبقه‌بندی دانه‌ریز اشیا صورت گرفته است. در این نوع طبقه‌بندی گروه کلی شیء مشخص بوده و هدف تعیین زیرگروه دقیق آن است و شناسایی نوع و مدل وسیله نقلیه (VMMR) نیز در این حوزه قرار می‌گیرد. این مسئله به دلیل وجود تعداد کلاس‌های زیاد، تفاوت درون کلاسی بسیار و تفاوت بین کلاسی کم از مسایل طبقه‌بندی دشوار به شمار می‌رود. علاوه بر این معمولاً سرعت سیستم‌های شناسایی اشیا با افزایش دقت، کاهش می‌یابد و چنان که می‌بینیم یکی از چالش‌های مهم در شبکه‌های عصبی عمیق به عنوان یک ابزار قدرتمند بینایی ماشین، سرعت پردازش است. در این مقاله ابتدا روشی مبتنی بر بخش برای شناسایی نوع و مدل خودرو مختصراً معرفی می‌گردد و سپس یک الگوریتم آشناری برای بهبود توأمان سرعت و دقت این سیستم ارائه می‌شود. الگوریتم آشناری پیشنهادی، طبقه‌بندهای موجود در سیستم را به صورت ترتیبی به تصویر ورودی اعمال کرده تا از حجم پردازش بکاهد. چند معیار مناسب برای رسیدن به یک ترتیب کارا از طبقه‌بندها معرفی شده و در نهایت ترکیبی از آنها در الگوریتم پیشنهادی به کار گرفته شده است. نتیجه آزمایشات انجام‌شده بر روی مجموعه داده کاملاً متفاوت BVMMR و CompCars، نشان از دقت بالای سیستم شناسایی نوع و مدل خودرو دارد. پس از اعمال الگوریتم آشناری به سیستم مورد بحث، سرعت پردازش تا ۸۰٪ افزایش یافته است در حالی که دقت سیستم تنها کاهش جزئی داشته است.

کلیدواژه: شناسایی دانه‌ریز اشیا، شناسایی نوع و مدل وسیله نقلیه، VMMR، پردازش آشناری، الگوریتم آشناری.

۱- مقدمه

شناسایی نوع و مدل خودرو (VMMR)^۱ و به طور کلی شناسایی دانه‌ریز^۲ اشیا از موضوعات داغ در دهه اخیر است. در این نوع از شناسایی اشیا، دسته کلی شیء مشخص بوده و هدف شناسایی زیردسته شیء می‌باشد. وجود تعداد کلاس‌های زیاد، تفاوت درون کلاسی بسیار و تفاوت بین کلاسی کم این مسایل را نسبت به مسایل شناسایی عمومی یا دانه درشت، دشوارتر می‌گرداند.

یکی از چالش‌هایی که اغلب سیستم‌های تشخیص و شناسایی اشیا همیشه با آن مواجه بوده‌اند، سرعت پردازش است. هر سیستم پردازش تصویری بسته به نوع آن (تشخیص یا شناسایی) و یا شکل عملکرد آن

این مقاله در تاریخ ۱۱ اسفند ماه ۱۳۹۵ دریافت و در تاریخ ۲۸ تیر ماه ۱۳۹۶ بازنگری شد.

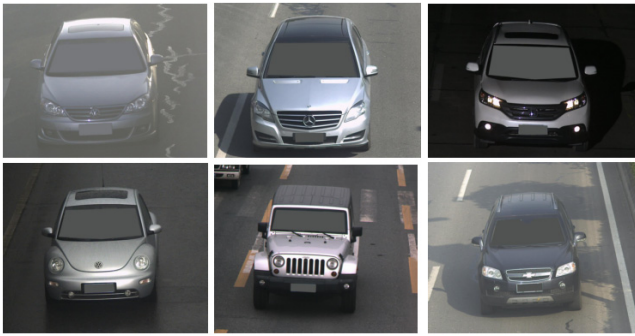
محسن بیگلری، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، (email: biglari@shahroodut.ac.ir).

سیدعلی سلیمانی، دانشکده برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، (email: solimani_ali@shahroodut.ac.ir).

حمید حسن پور، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، (email: h.hassanpour@shahroodut.ac.ir).

1. Vehicle Make and Model Recognition
2. Fine-Grained Recognition

3. Deep Neural Network
4. Region Proposal
5. Bagging
6. Boosting



شکل ۲: چند نمونه تصویر از مجموعه داده CompCars.

است. پارامترهای مناسب برای الگوریتم آشناری در بخش پنجم محاسبه شده‌اند. نتیجه ارزیابی‌های صورت گرفته بر روی دقت و سرعت سیستم در بخش ششم ارائه شده و بخش پایانی نیز شامل نتیجه‌گیری و جمع‌بندی مباحث صورت گرفته در مقاله می‌باشد.

۲- مجموعه داده

از آنجا که در بخش‌های آتی، آزمایش‌های زیادی بر روی دو مجموعه داده BVMMR و CompCars صورت گرفته، ابتدا به معرفی اجمالی این دو مجموعه داده پرداخته شده است. پیش از این، مجموعه داده‌ای در این حوزه به اشتراک گذاشته نشده تا این که اخیراً دو مجموعه داده ارائه شده است [۱۴] و [۱۵]. مجموعه داده نخست دارای حاشیه‌نویسی نبوده و در نتیجه قابلیت استفاده به صورت خودکار را ندارد [۱۵]. مجموعه داده دوم که CompCars نام دارد به تازگی ارائه گشته و نتایج محدودی روی آن گزارش شده [۱۴] و با این حال نتایج سیستم ارائه شده در این مقاله را روی این مجموعه داده نیز گزارش کرده و با سایر روش‌های ممکن مقایسه کرده‌ایم.

۲-۱ مجموعه داده BVMMR

مجموعه داده BVMMR شامل ۵۹۹۱ خودرو از ۲۸ نوع و مدل مختلف می‌باشد [۱۳]. تصاویر دارای تغییرات روشنایی بسیار زیاد و وضوح متفاوت هستند که نمونه‌ای از آنها در شکل ۱ قابل مشاهده است. برای اساس استاندارد ارائه شده در [۱۳] نیمی از تصاویر برای آموزش و نیمی دیگر برای آزمایش در نظر گرفته شده‌اند. سیستم پیشنهادی در صورت عدم شناسایی یک نمونه ورودی، آن را در کلاس "سایر" طبقه‌بندی خواهد کرد.

۲-۲ مجموعه داده CompCars

این مجموعه داده بسیار بزرگ از بیش از ۵۰ هزار تصاویر از ۲۸۱ مدل متفاوت از خودروها تشکیل شده و این مجموعه خود دارای دو زیرمجموعه است. خودروهای زیرمجموعه اول که از اینترنت جمع‌آوری شده‌اند از تمامی زاویه‌ها هستند، در حالی که زیرمجموعه دوم از دوربین‌های مداربسته جمع‌آوری گشته و با کارکرد سیستم شناسایی مدل ارائه شده در این مقاله مطابقت دارد. این زیرمجموعه از تقریباً ۱۳ هزار تصویر از ۲۸۱ مدل متفاوت از خودروها تشکیل شده است (شکل ۲). بر اساس نظر تهیه‌کنندگان این مجموعه، تقریباً ۷۰٪ تصاویر برای آموزش و سایر تصاویر برای آزمایش تعیین شده‌اند و ما نیز از همین تقسیم‌بندی در آزمایش‌ها بهره برده‌ایم.



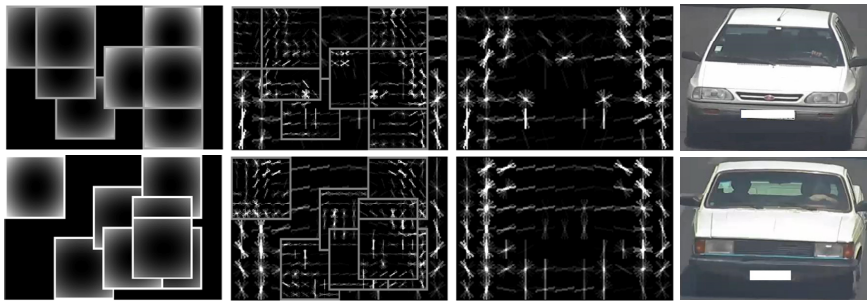
شکل ۱: چند نمونه از شکل‌های متفاوت یک مدل یکسان در مجموعه داده BVMMR [۱۳].

روشی از خروجی طبقه‌بندها برای بهبود دقت سیستم بهره می‌برند. برای مثال در روش رأی‌گیری اکثریت، کلاسی برنده می‌شود که طبقه‌بندهای بیشتری به آن رأی داده باشند.

در این مقاله، الگوریتمی برای افزایش سرعت یک سیستم پیشنهاد شده است. این الگوریتم آشناری علاوه بر افزایش سرعت سیستم، پتانسیل بهبود دقت را نیز دارد. قبل از ارائه الگوریتم آشناری، یک سیستم کارا برای شناسایی نوع و مدل خودرو مختصراً معرفی گشته [۱۳] و دقت و سرعت سیستم مورد بحث با استفاده از دو مجموعه داده BVMMR [۱۳] و CompCars [۱۴] سنجیده شده است. مجموعه داده BVMMR متشکل از ۵۹۹۱ خودرو با ۲۸ مدل متفاوت است که از جاده‌های داخل کشور جمع‌آوری شده است. مجموعه داده CompCars نیز شامل بیش از ۲۰۰ مدل متفاوت از خودروها است که به تازگی منتشر شده است. عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر روی دو مجموعه داده کاملاً متفاوت سنجیده شده تا کارایی آن نشان داده شود. الگوریتم آشناری پیشنهادی یک ترکیب خطی از طبقه‌بندها را تشکیل داده و تصویر ورودی را به ترتیب از ابتدای آشناری برای طبقه‌بندها ارسال می‌کند. به محض شناسایی تصویر توسط یک طبقه‌بند، پردازش متوقف شده و تصویر برای مراحل بعدی آشناری ارسال نمی‌شود. برای محاسبه ترتیب قرارگیری کارایی طبقه‌بندها در الگوریتم آشناری مورد بحث، دو معیار اطمینان و فراوانی پیشنهاد شده و علاوه بر این، چند روش برای تخمین این معیارها نیز پیشنهاد گشته است.

توسط این الگوریتم آشناری می‌توان یک تعادل مناسب بین سرعت و دقت سیستم برقرار کرد به شکلی که سرعت سیستم را تا ۳۰٪ افزایش داد و توأمان دقت را نیز به صورت جزئی بهبود بخشید و یا سرعت سیستم را تا ۸۰٪ افزایش داد و کاهش جزئی دقت سیستم را نادیده گرفت. سریع‌ترین نسخه سیستم پیشنهادی می‌تواند هر تصویر از مجموعه داده BVMMR را در زمان ۲۰۰ میلی‌ثانیه پردازش کند و در عین حال دقتی در حدود ۹۸٪ برای شناسایی مدل خودروها به دست دهد.

در ادامه مقاله، ابتدا به معرفی اجمالی دو مجموعه داده مورد استفاده پرداخته شده است زیرا در بخش‌های بعد، از این مجموعه داده‌ها استفاده می‌شود. آن گاه در بخش سوم، یک سیستم کارا برای شناسایی نوع و مدل خودرو به صورت خلاصه معرفی شده است. سپس در بخش چهارم، الگوریتم آشناری پیشنهادی برای افزایش سرعت سیستم شرح گشته



شکل ۳: طبقه‌بندهای آموزش دیده برای مدل‌های «پراید ۱۳۱» و «پیکان ۸۰». به ترتیب از سمت راست، فیلتر ریشه، فیلتر بخش‌ها و خطای جابه‌جایی هر بخش نمایش داده شده و رنگ روشن‌تر به معنی خطای بیشتر است.

خطایی جابجایی هر بخش بهره می‌برد. این فیلترها و ضرایب با استفاده از مجموعه داده‌های آموزشی، آموزش داده شده و تعیین می‌شود. بنابراین در پایان مرحله آموزش به تعداد مدل‌های خودرو، طبقه‌بند خواهیم داشت که هر یک از آنها قادرند تنها یک مدل از خودروها را شناسایی کنند. استخراج ویژگی توسط الگوریتم هستوگرام گرادینان‌های جهت‌دار^۳ و آموزش توسط ماشین بردار پشتیبان مخفی^۴ صورت می‌گیرد. شکل ۳ دو نمونه طبقه‌بند آموزش دیده شده برای دو مدل از خودروهای مجموعه داده BVMMR را نمایش داده است.

پس از به دست آوردن طبقه‌بندهای نهایی، برای ترکیب آنها از روش رأی‌گیری با مقدار بیشینه^۵ استفاده شده است. یعنی تصویر ورودی برای همه طبقه‌بندها ارسال شده و طبقه‌بندی که بیشترین امتیاز را به تصویر می‌دهد، کلاس خروجی را تعیین می‌کند. از آنجا که طبقه‌بندها مستقل از هم آموزش دیده‌اند، حد آستانه و محدوده خروجی تولید شده توسط آنها بر هم منطبق نیست. برای رفع این مشکل و اصطلاحاً کالیبره کردن طبقه‌بندها از روش مقیاس‌گذاری پلت^۶ بهره برده‌ایم [۲۲]. در این روش، یک تابع نمایی به صورت نشان داده شده در (۱) به خروجی هر طبقه‌بند $(f(x))$ برازش^۷ داده می‌شود. ضرایب A و B با استفاده از مجموعه نمونه‌های آموزشی تعیین می‌شوند

$$P(y=1|x) = \frac{1}{1 + e^{Af(x)+B}} \quad (1)$$

$P(x)$ خروجی طبقه‌بند کالیبره شده برای نمونه ورودی x است. پلت در [۲۲] پیشنهاد داده که به جای استفاده از مقادیر ۱ و -۱ به عنوان برچسب خروجی نمونه‌های مثبت و منفی، از دو مقدار زیر استفاده شود. ثابت‌های N_+ و N_- بیانگر تعداد نمونه‌های مثبت و منفی هستند

$$y_+ = \frac{N_+ + 1}{N_+ + 2}, \quad y_- = \frac{1}{N_- + 2}$$

به منظور آموزش طبقه‌بندها بر روی دو مجموعه داده معرفی شده، ۲۱ کلاس از مجموعه BVMMR که دارای بیش از ۲۰ نمونه تصویر بوده‌اند و ۱۸۰ کلاس از مجموعه CompCars که دارای بیش از ۱۰۰ تصویر بوده‌اند را انتخاب کرده‌ایم. با انتخاب این کلاس‌ها، دو مجموعه داده مورد آزمون از نظر ساختاری متفاوت خواهند بود. علاوه بر این، تفاوت در تعداد کلاس‌های این دو مجموعه داده منجر به آزمون جامع سیستم شناسایی مدل و الگوریتم آشناری خواهد شد. بنابراین در پایان این بخش، سیستمی

۳- سیستم شناسایی نوع و مدل خودرو

روش‌های تشخیص و شناسایی اشیای روزآمد^۱، گرایشی نسبی به سمت روش‌های جزئی‌نگر پیدا کرده‌اند [۱۶] تا [۱۸] و حتی مشاهده می‌شود که شبکه‌های عصبی عمیق که در حال حاضر، یکی از قدرتمندترین ابزارهای یادگیری ماشین هستند، با شکستن اشیای پیچیده به بخش‌های کوچک‌تر و ساده‌تر به یادگیری آنها می‌پردازند [۱۹]. روش‌های جزئی‌نگر با استخراج بخش‌هایی (متمایزکننده) از تصویر به تشخیص و شناسایی آن اقدام می‌کنند. علت این گرایش، پیچیدگی مسایل شناسایی اشیاء است. برای مثال در تشخیص موفق انسان، حالت‌های مختلف و چالش‌برانگیزی را باید پوشش داد که تغییرات نور، زاویه‌های متفاوت، انسداد بخشی از بدن توسط اشیای گوناگون چند نمونه از این حالت‌ها است. روش‌های پیشین که عموماً کلی‌نگر^۲ بوده‌اند در تصاویر پیچیده، دچار مشکل می‌شوند. برای نمونه تا چند سال قبل، روش‌های تشخیص شیء ارائه شده در مسابقه شناخته شده پاسکال، قادر به گذر از دقت مشخصی نبودند [۲۰] تا این که در سال ۲۰۰۸ و با ارائه یک روش مبتنی بر بخش، دقت‌ها بهبود پیدا کرد و این روش پایه‌گذار روش‌های موفق دیگر شد [۲۱].

روش پیاده‌سازی شده که در دسته روش‌های جزئی‌نگر قرار می‌گیرد رویکردی جدید برای شناسایی نوع و مدل وسیله نقلیه ارائه می‌دهد. جزئیات کامل رویکرد مورد استفاده در [۱۳] آورده شده است. از آنجا که همه خودروها دارای بخش‌های مشابه و مشخصی هستند، ایده اصلی این رویکرد، تمرکز بر روی بخش‌های متمایزکننده آنها و رابطه هندسی بین آنها است. برای مثال با در نظر گرفتن تنها چراغ‌های جلوی خودروها می‌توان تعداد مدل‌های بسیاری را از هم تفکیک کرد، هر چند چراغ‌ها به تنهایی کافی نیستند. با اضافه کردن رابطه هندسی بین بخش‌ها می‌توان خودروهایی که دارای بخش‌های مشابه ولی چیدمان بخش‌های متفاوت هستند را نیز تمیز داد. علاوه بر این در صورتی که در مرحله انطباق بخش‌ها، امکان جابجایی بخش‌ها نیز فراهم شود می‌توان مقاومت به تغییرات زاویه را افزایش داد و برای مثال برای جابجاشدن هر بخش از مکان ایده‌آل، خطای مشخصی در نظر گرفت.

به منظور پرداخت بیشتر به الگوریتم آشناری، از توضیح بیشتر در مورد سیستم شناسایی نوع و مدل وسیله نقلیه صرف نظر کرده و خوانندگان را برای مطالعه بیشتر به [۱۳] ارجاع می‌دهیم. سیستم مورد بحث برای هر مدل از خودروها یک طبقه‌بند آموزش می‌دهد و هر طبقه‌بند از یک فیلتر ریشه، تعدادی فیلتر بخش و ضرایب یک تابع درجه دوم برای محاسبه

3. Histogram of Oriented Gradients

4. Latent SVM

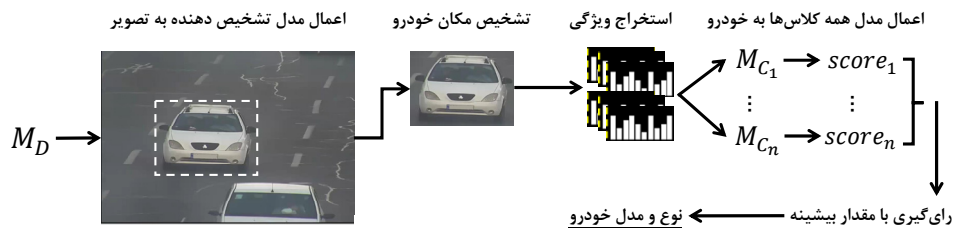
5. Max-Voting

6. Platt Scaling

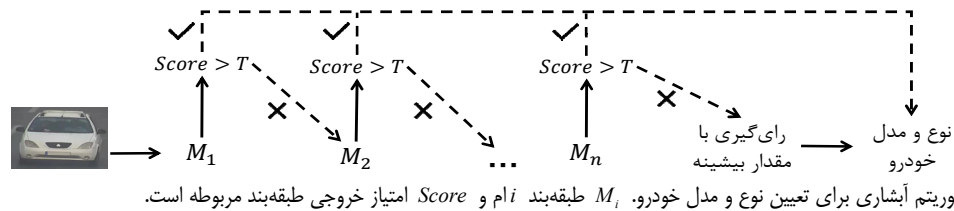
7. Fit

1. State-of-the-Art

2. Holistic



شکل ۴: مراحل کلی شناسایی نوع و مدل خودرو توسط سیستم غیر آشناری [۱۳]. M_{C_i} طبقه بند i ام و $score_i$ امتیاز خروجی آن است.



شکل ۵: نحوه عملکرد الگوریتم آشناری برای تعیین نوع و مدل خودرو. M_i طبقه بند i ام و $Score$ امتیاز خروجی طبقه بند مربوطه است.

آموزشی انتخاب شده و بر روی مجموعه داده‌های متفاوت آزمایشی مورد آزمون قرار می‌گیرند.

۴-۱ آشناری از طبقه‌بندها

هر وسیله نقلیه دارای یک نوع و مدل مشخص است و بنابراین تنها یک طبقه‌بند از مجموعه طبقه‌بندها گزینه صحیح است. اگر اطلاعاتی در رابطه با نوع و مدل تصویر ورودی وجود داشت، می‌توانستیم طبقه‌بند صحیح را پیش‌بینی کرده و ابتدا آن را به تصویر اعمال کنیم و یا حداقل آن را زودتر از قبل به تصویر اعمال کنیم. الگوریتم پیشنهادی به جای اعمال موازی طبقه‌بندها، یک ترتیب خطی از آنها (آشناری از طبقه‌بندها) و یک حد آستانه سراسری T را در نظر می‌گیرد. طبقه‌بند اول در این صف، ابتدا به تصویر اعمال می‌شود. اگر امتیاز خروجی این طبقه‌بند بزرگ‌تر از T باشد، نوع و مدل وسیله نقلیه تعیین شده و فرایند شناسایی متوقف گردیده و در نتیجه تصویر برای سایر طبقه‌بندها ارسال نمی‌شود. در صورتی که امتیاز خروجی طبقه‌بند اول کوچک‌تر از T باشد تصویر برای طبقه‌بند دوم و به همین ترتیب تا آخرین طبقه‌بند در صف ارسال خواهد شد. در حالتی که امتیاز خروجی هیچ طبقه‌بندی بزرگ‌تر از T نباشد از الگوریتم رأی‌گیری با مقدار بیشینه استفاده خواهد شد (شکل ۵). برای استفاده از حد آستانه سراسری، کالیبره‌بودن طبقه‌بندها یک نکته ضروری است که در بخش قبل در رابطه با آن توضیحاتی ارائه شد.

سرعت و دقت دو عامل حائز اهمیت در هر سیستم پردازش تصویری هستند و نمی‌توان از کنار هیچ یک از آنها به سادگی عبور کرد. چه طور می‌توان ترتیبی از طبقه‌بندها ارائه کرد که سرعت را افزایش دهد و در عین حال کاهش زیادی به دقت اعمال نکند و یا حتی دقت را بهبود بخشد. در ادامه دو معیار برای به دست آوردن یک ترتیب کارا پیشنهاد شده است.

۴-۱-۱ اطمینان

مجموعه داده‌های مورد استفاده در مسایل طبقه‌بندی چندکلاس معمولاً نامتوازن هستند به ویژه در مسایلی مانند VMMR و این عدم توازن منجر به آموزش طبقه‌بندهایی با قدرت تمایز متفاوت می‌گردد. برای مثال، طبقه‌بندی که برای مدل «پراید ۱۳۱» با بیشترین فراوانی در داده‌های کشور آموزش داده می‌شود، یک طبقه‌بند قدرتمند است. این طبقه‌بند با تعداد تصاویر بسیار زیاد که دارای انواع رنگ‌ها و حالت‌ها بوده‌اند آموزش دیده است (شکل ۱). از طرفی این امر موجب می‌شود درصد اشتباه این طبقه‌بند برای مدل‌های شبیه به «پراید ۱۳۱» افزایش

با ۲۱ طبقه‌بند برای مجموعه BVMMR و سیستمی با ۱۸۰ طبقه‌بند برای مجموعه CompCars خواهیم داشت که به روش رأی‌گیری با مقدار بیشینه به شناسایی مدل خودرو می‌پردازند.

۴-۲ الگوریتم آشناری پیشنهادی

سیستم پیشنهادی برای شناسایی نوع و مدل تصویر ورودی، وسیله نقلیه موجود در تصویر را برای همه n طبقه‌بند $\{M_{C_1} \dots M_{C_n}\}$ ارسال کرده و از بین امتیازهای خروجی، امتیاز بزرگ‌تر را برمی‌گزیند (رأی‌گیری با مقدار بیشینه). اگر همه امتیازها از یک حد آستانه مشخص کمتر باشند کلاس «سایر» به عنوان خروجی تعیین می‌گردد. شکل ۴ مراحل کلی سیستم از تشخیص تا شناسایی را نمایش داده است. هرچند که اعمال طبقه‌بند به تصویر به صورت موازی قابل انجام است (توسط CPU) ولی با این حال، زمان اجرای سیستم برای پردازش یک تصویر بالا است. برای نمونه، زمان پردازش یک تصویر از مجموعه داده BVMMR به صورت میانگین در حدود ۱۱ ثانیه است. اعمال موازی طبقه‌بندها توسط یک کامپیوتر چهار هسته‌ای در حالت ایده‌آل، این زمان را به یک‌چهارم آن کاهش خواهد داد که باز هم کافی نیست.

در مسئله تشخیص نوع و مدل وسیله نقلیه، وجود تعداد کلاس‌های زیاد (بیش از ۵۰) محتمل است. روش‌هایی برای ترکیب طبقه‌بندهای مستقل وجود دارند که اغلب آنها مانند شکل ۴، همه طبقه‌بندها را به تصویر اعمال می‌کنند [۹]. علت این امر در هدف چنین الگوریتم‌هایی نهفته است که افزایش دقت طبقه‌بند نهایی می‌باشد. به همین دلیل، زمان پردازش طبقه‌بندهای ترکیبی نه تنها کاهش نمی‌یابد بلکه افزایش چندبرابری خواهد داشت. در مسئله جاری، تمرکز اصلی روی سرعت است، البته با حفظ دقت فعلی سیستم و یا کاهش جزئی در آن و برای این منظور، یک الگوریتم آشناری ارائه شده است. این الگوریتم دارای دو بخش است که هر یک در ادامه توضیح داده شده‌اند و سپس با ترکیب آنها به سیستم نهایی دست پیدا خواهیم کرد.

(۱) اعمال خطی طبقه‌بندها به تصویر با یک ترتیب از پیش تعیین شده (آشناری از طبقه‌بندها)

(۲) جایگزین کردن هر طبقه‌بند با معادل آشناری آن (طبقه‌بندهای آشناری)

پس از ارائه بخش‌های مورد نیاز برای الگوریتم آشناری، در بخش ۵ به انتخاب پارامترهای مناسب برای هر یک از این بخش‌ها پرداخته شده است. پارامترهای الگوریتم آشناری یک مرتبه و با استفاده از مجموعه داده

M_i امتیاز خروجی طبقه بند i ام و E_i درصد اطمینان این طبقه بند است و برای محاسبه سه تعریف بالا از نمونه‌های آموزشی استفاده می‌شود. تعداد نمونه‌های آموزشی و x_j یک نمونه آموزشی است. مجموعه $Pos(x)$ شامل نمونه‌های آموزشی مثبت و $Neg(x)$ شامل نمونه‌های آموزشی منفی است و با افزایش هر سه مقدار E_i ، MS_i و $PNSD_i$ ، درصد اطمینان طبقه بند i ام افزایش می‌یابد.

۴-۱-۲ فراوانی

توزیع نمونه‌های هر کلاس در اغلب مسایل طبقه‌بندی اشیاء، متفاوت است. برای نمونه در مسئله شناسایی مدل خودرو، توزیع مدل‌های مختلف وسایل نقلیه در خیابان‌های هر کشور متفاوت است و معمولاً فراوانی مدل‌هایی که دارای بازه قیمتی پایین تا متوسط هستند بیشتر از سایر مدل‌ها است. با فرض مشابه بودن توزیع نمونه‌ها در مجموعه داده و دنیای واقعی، می‌توان با در نظر گرفتن توزیع نمونه‌ها در مجموعه آموزشی، یک تخمین مناسب از فراوانی کلاس‌ها به دست آورد. با قراردادن طبقه‌بند‌های مربوط به کلاس‌هایی که دارای فراوانی بیشتری هستند در ابتدای آبشار، می‌توان سرعت الگوریتم آبشاری را افزایش داد. مفهوم فراوانی محدود به کاربرد جاری نبوده و قابل اعمال به سایر مسایل مشابه نیز هست. برای مثال در مسئله دسته‌بندی حیوانات نیز چنین رویکردی قابل استفاده است زیرا برخی از حیوانات دارای فراوانی بیشتری نسبت به سایرین هستند.

۴-۱-۳ ترکیب اطمینان و فراوانی

برای ترکیب دو معیار معرفی‌شده، دو تابع E_i و F_i را مقدار محاسبه‌شده برای اطمینان و فراوانی طبقه بند i فرض می‌کنیم و خروجی این دو تابع در بازه $[0-1]$ نرمال شده‌اند. فرمول (۵) یک معیار ترکیبی را برای ترتیب قرارگیری طبقه‌بند‌ها در آبشار ارائه کرده است

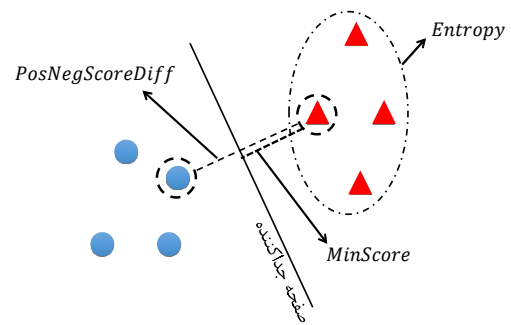
$$C_i = \alpha E_i + (1 - \alpha) F_i \quad (5)$$

با تغییر مقدار ثابت α در بازه $[0-1]$ می‌توان تأثیر هر یک از دو معیار در ترتیب خروجی را تعیین کرد. در بخش بعد، مقداری مناسب برای این ثابت محاسبه خواهیم کرد و سپس نشان خواهیم داد که یک مقدار مشخص برای ثابت α می‌تواند نتایج مناسبی بر روی مجموعه داده‌های متفاوت به دست دهد.

۴-۱-۴ پنجره لغزان

در الگوریتم آبشاری ارائه‌شده در بخش قبل، عملکرد سیستم از مقدارهای کوچک حد آستانه سراسری به صورت مستقیم تأثیر می‌پذیرد. وقتی یک طبقه‌بند، امتیاز کوچکی را برای یک تصویر گزارش می‌کند، یعنی اطمینان کمی در رابطه با تصویر مربوطه دارد. حد آستانه سراسری کوچک، چنین امتیاز کمی را نیز پذیرفته و ادامه روند آبشار را متوقف می‌سازد. برای کاهش این تأثیر ناخوشایند، نسخه عمومی‌تری از الگوریتم آبشاری پیشنهاد گردیده که نسخه غیر آبشاری و آبشاری ارائه‌شده در بخش‌های قبل یک حالت خاص از آن می‌شوند. این نسخه را آبشاری از طبقه‌بند‌ها با پنجره لغزان نامیده‌ایم.

الگوریتم آبشاری بخش قبل را در نظر بگیرید. در هر مرحله از آن الگوریتم، یک طبقه‌بند به تصویر اعمال شده و با توجه به امتیاز خروجی آن، در مورد ادامه یا توقف روند آبشار تصمیم‌گیری می‌شود. در نسخه پنجره لغزان، یک پنجره با طول ℓ در ابتدای آبشار قرار داده می‌شود. در مرحله آغازین آبشار، ℓ طبقه‌بند اول به تصویر ورودی اعمال می‌شوند و اگر امتیاز خروجی یک یا چند طبقه‌بند موجود در پنجره بیشتر از حد آستانه



شکل ۶: سه معیار پیشنهادشده برای تخمین اطمینان یک طبقه‌بند دودویی.

باید. در نقطه مقابل، طبقه‌بندی که برای مدل «رانا» با تعداد تصاویر کم آموزش داده شده، به قدرتمندی مدل «پراید ۱۳۱» نیست ولی درصد اشتباه کمتری دارد زیرا نمونه‌های کمتر با تنوع کمتری دیده و در نتیجه، سخت‌گیری بیشتری دارد. ما طبقه‌بند اول را طبقه‌بندی با اطمینان کمتر و طبقه‌بند دوم را طبقه‌بند مطمئن‌تر در نظر می‌گیریم. وقتی امتیاز همه طبقه‌بند‌ها برای یک تصویر ورودی درخواست می‌شود، احتمال گزارش اشتباه یک امتیاز بالا توسط یک طبقه‌بند با اطمینان کم بیشتر از یک طبقه‌بند با اطمینان بالا است.

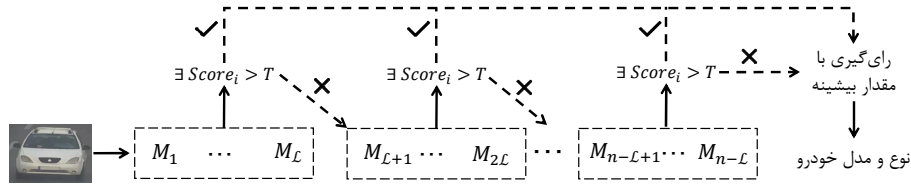
برای کاهش تأثیر این عامل بر دقت سیستم می‌توان طبقه‌بندی که دارای اطمینان بیشتری است را در ابتدای آبشار قرار داد. طبقه‌بندی را مطمئن خطاب می‌کنیم که نمونه‌های مثبت را با امتیاز بالا پذیرفته و نمونه‌های منفی را با امتیاز پایین رد کند. با اعمال چنین ترتیبی، حتی امکان بهبود دقت سیستم نیز وجود دارد. علاوه بر این به دلیل اعمال خطی طبقه‌بند‌ها، سرعت پردازش نسبت به حالت غیر آبشاری (و غیر موازی) افزایش پیدا خواهد کرد. برای تخمین درصد اطمینان یک طبقه‌بند، سه معیار زیر را ارائه کرده‌ایم که این سه معیار در شکل ۶ به تصویر کشیده شده‌اند.

- بی‌نظمی: طبقه‌بندی که دارای بی‌نظمی کمتری باشد، دارای اطمینان بیشتری است. برای محاسبه اطمینان به این روش از (۲) استفاده شده است.
- کمترین امتیاز یک نمونه مثبت (MinScore): طبقه‌بندی که یک نمونه مثبت را با امتیاز پایین (نزدیک به صفر) می‌پذیرد، اطمینان کمی دارد و برای محاسبه اطمینان به این روش از (۳) استفاده شده است.
- اختلاف کمترین امتیاز یک نمونه مثبت و بیشترین امتیاز یک نمونه منفی (PosNegScoreDiff): طبقه‌بندی که اختلاف بین کمترین امتیازی که برای یک نمونه مثبت به دست می‌دهد و بیشترین امتیازی که برای یک نمونه منفی به دست می‌دهد زیاد باشد، طبقه‌بند مطمئنی است. برای محاسبه اطمینان به این روش از (۴) استفاده شده است

$$E_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^K M_i(x_j) \log(M_i(x_j))} \quad (2)$$

$$MS_i = \min_{x \in Pos(x)} M_i(x) \quad (3)$$

$$PNSD_i = \min_{x \in Pos(x)} M_i(x) - \max_{x \in Neg(x)} M_i(x) \quad (4)$$



شکل ۷: نحوه عملکرد الگوریتم آشناری با پنجره لغزان برای تعیین نوع و مدل خودرو.

می‌گیرد. برای توضیحات بیشتر در مورد نحوه تبدیل یک طبقه‌بند مبتنی بر بخش به نسخه آشناری به [۱۰] مراجعه کنید.

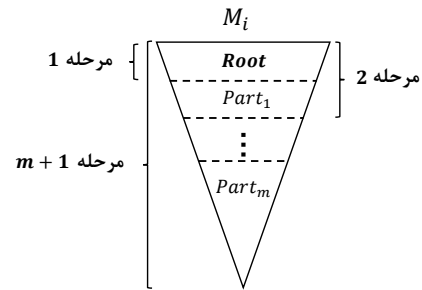
برای مقایسه افزایش سرعت حاصل شده، نسخه پایه سیستم (شکل ۴) را در نظر گرفته و هر طبقه‌بند را با نسخه آشناری آن جایگزین کردیم. در آزمایش انجام شده بر روی نسخه پایه، ۲۱ طبقه‌بند از مجموعه BVMMR و ۲۸۱ طبقه‌بند از مجموعه CompCars که هر یک دارای ۹ بخش (۱ ریشه و ۸ بخش) هستند را به تصاویر آموزشی اعمال کردیم. بنابراین به هر تصویر ورودی از مجموعه BVMMR، $21 \times 9 = 189$ فیلتر و به هر تصویر از مجموعه CompCars، $281 \times 9 = 2529$ فیلتر اعمال می‌شود. نتیجه آزمایش بیانگر صرفه‌جویی ۸۰ درصدی در اعمال فیلترها به تصاویر مجموعه داده BVMMR می‌باشد. این مقدار برای مجموعه CompCars، صرفه‌جویی ۷۱ درصدی را نشان می‌دهد. این مقدار صرفه‌جویی با احتساب زمان برتر بودن اعمال فیلتر ریشه نسبت به فیلتر بخش‌ها، افزایش سرعت حداقل ۵۰ درصدی را تضمین خواهد کرد.

۴-۳ آشناری از طبقه‌بندهای آشناری

الگوریتم‌های «آشناری از طبقه‌بندها» و «طبقه‌بندهای آشناری» در بخش‌های قبل تشریح شدند. برای افزایش هرچه بیشتر سرعت سیستم، این دو الگوریتم را در هم ادغام می‌کنیم. با تشکیل آشناری از طبقه‌بندهای آشناری می‌توان در دو سطح به صرفه‌جویی در حجم محاسبات انجام شده پرداخت. در سطح اول، هر طبقه‌بند آشناری، مقدار زیادی از محاسباتش را در اغلب مکان‌های تصویر ورودی اعمال نمی‌نماید. در سطح دوم، آشناری تشکیل شده از این طبقه‌بندها تنها کسری از کل طبقه‌بندها را به تصویر ورودی اعمال می‌کند. انتظار نداریم که پس از ترکیب این دو الگوریتم، افزایش سرعتی به اندازه مجموع افزایش سرعت‌های منفرد این دو به دست آوریم زیرا در آشناری از طبقه‌بندها، تنها زیرمجموعه‌ای از کل طبقه‌بندها به تصویر اعمال شده و در نتیجه افزایش سرعت حاصل از طبقه‌بندهای آشناری تنها در این زیرمجموعه اثرگذار خواهد بود.

سیستم پایه به صورت موازی عمل می‌کند یعنی طبقه‌بندها به صورت موازی به تصویر ورودی اعمال می‌شوند. به منظور آزمایش عادلانه سرعت نسخه آشناری و غیر آشناری سیستم، یک روال برای موازی‌سازی نسخه آشناری ارائه می‌کنیم.

الگوریتم به کار گرفته شده برای موازی‌سازی نسخه آشناری در شکل ۹ نمایش داده شده است. در این الگوریتم، پنجره‌ای به طول ترجیحاً تعداد هسته‌های پردازنده (C) بر روی C طبقه‌بند ابتدای آشناری قرار داده می‌شود. پس از اجرای موازی این پنجره، در صورتی که تصویر به مراحل بعدی آشناری راه پیدا کرده باشد پنجره اجرای موازی بر روی C طبقه‌بند بعدی قرار داده می‌شود. به صورت کلی، نسخه موازی سیستم آشناری کارایی برابری نسبت به نسخه موازی سیستم غیر آشناری نخواهد داشت و به دلیل ماهیت تریبی آشناری، نمی‌توان حداکثر کارایی حاصل از موازی‌سازی را با چنین الگوریتم ساده‌ای و یا سایر الگوریتم‌های مشابه به دست آورد.



شکل ۸: ساختار یک طبقه‌بند آشناری با $m+1$ بخش.

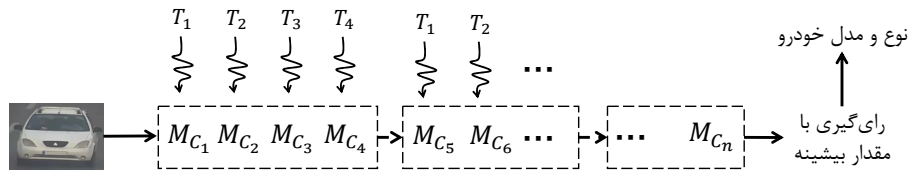
سراسری T باشد، طبقه‌بندی که امتیاز بزرگ‌تری دارد برنده خواهد بود و در غیر این صورت، پنجره روی l طبقه‌بند بعدی قرار داده می‌شود (شکل ۷).

در صورتی که $l = 1$ قرار داده شود، الگوریتم آشناری بخش قبل را به عنوان یک حالت خاص خواهیم داشت و در صورتی که $l = n$ قرار داده شود، الگوریتم غیر آشناری را به دست خواهیم آورد. پنجره‌های لغزان غیر هم‌پوشان هستند و اندازه پنجره، تعادلی بین سرعت و دقت برقرار خواهد کرد. هرچه اندازه پنجره بزرگ‌تر باشد، دقت بیشتر، سرعت کمتر و وابستگی به ترتیب در حد آستانه‌های کوچک، کمتر خواهد شد.

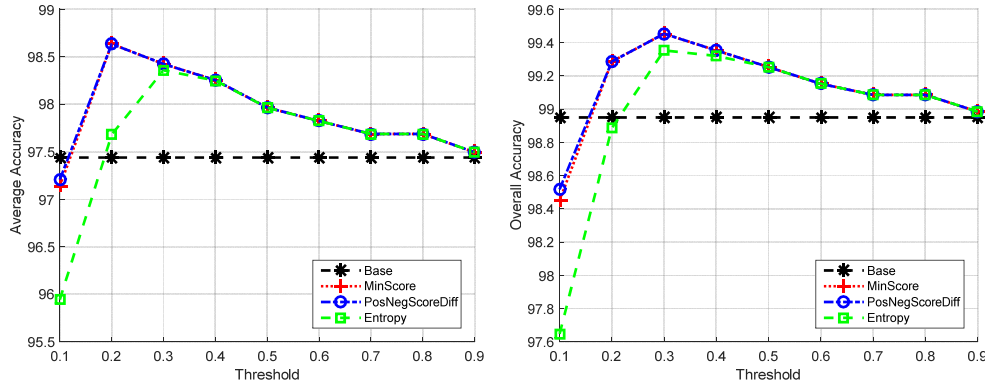
۴-۲ طبقه‌بندهای آشناری

برای اعمال یک طبقه‌بند به تصویر، پنجره‌های زیادی در اندازه و مکان‌های متفاوت تصویر قرار گرفته و امتیاز طبقه‌بند به هر پنجره محاسبه می‌شود. پنجره‌هایی که امتیاز مناسبی کسب کنند به عنوان تشخیص‌های درست طبقه‌بند گزارش خواهند شد. هر طبقه‌بند از یک فیلتر ریشه و چند فیلتر بخش تشکیل شده و برای محاسبه امتیاز یک پنجره، این فیلترها به صورت هم‌زمان به تصویر اعمال شده و نتایج آنها با هم ترکیب می‌شود. این روال دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی است و به زمان پردازش زیادی نیاز دارد. از طرفی می‌دانیم که در یک تصویر ورودی که به روش پنجره لغزان پیمایش می‌گردد، تعداد پنجره‌هایی که منجر به یک شناسایی درست می‌شوند و یا حتی در آنها یک خودرو وجود دارد بسیار کم است. در صورتی که بتوان تعداد زیادی از این پنجره‌ها را با پردازش کم کنار گذاشت، افزایش سرعت چندبرابری را در پی خواهد داشت.

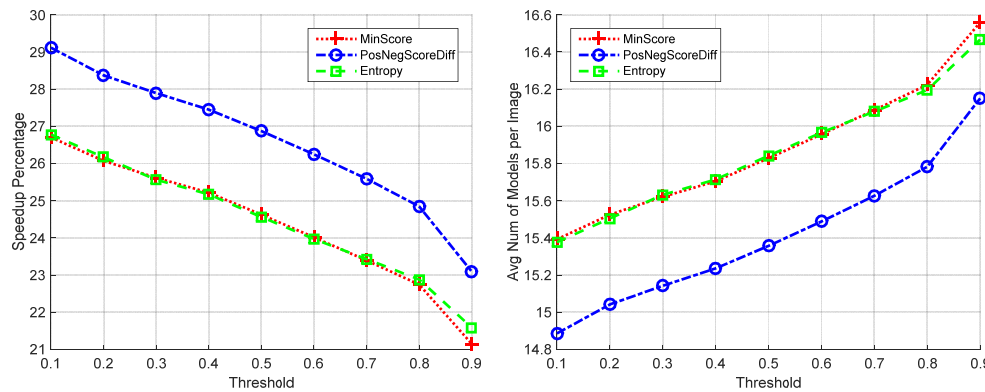
به صورت کلی هر طبقه‌بند دودویی را می‌توان با الگوریتم مناسب آن به نسخه آشناری تبدیل کرد [۱۰] تا [۱۲]. به عنوان نمونه، روشی مناسب برای تبدیل یک طبقه‌بند مبتنی بر بخش به یک طبقه‌بند آشناری در [۱۰] ارائه شده است. این مرجع به جای اعمال هم‌زمان فیلتر ریشه و بخش‌ها، ابتدا فیلتر ریشه را با هزینه بسیار کمتر به کل تصویر ورودی اعمال کرده و نواحی نامزد را استخراج و سپس فیلتر بخش‌ها را به ترتیب به این نواحی نامزد اعمال می‌کند. بنابراین برای یک طبقه‌بند با یک فیلتر ریشه و n فیلتر بخش، آشناری با $n+1$ مرحله خواهیم داشت. ساختار یک طبقه‌بند آشناری به صورتی ساده در شکل ۸ نمایش داده شده است. برای هر مرحله از آشناری یک حد آستانه میانی محاسبه می‌گردد و محاسبه حد آستانه‌های میانی با استفاده از مجموعه داده‌های آموزشی صورت



شکل ۹: الگوریتم موازی سازی سیستم آشناری. طول پنجره C برابر با چهار فرض شده است.



شکل ۱۰: مقایسه دقت میانگین و دقت مجموع برای معیارهای مختلف پیشنهادی و حد آستانه های متفاوت.



شکل ۱۱: مقایسه درصد افزایش سرعت و میانگین تعداد طبقه بندی های اعمال شده به هر تصویر برای معیارهای مختلف پیشنهادی و حد آستانه های متفاوت.

$$Overall Accuracy = \frac{P}{N} \quad (7)$$

۵-۱ اطمینان

در بخش قبل، سه معیار برای تخمین اطمینان یک طبقه بندی پیشنهادی شد. برای آزمون عملکرد این سه معیار و انتخاب معیار بهتر، یک آزمایش انجام شده است. در این آزمایش، ۲۱ طبقه بندی از قبل آموزش داده شده را در نظر گرفته ایم. با استفاده از سه ترتیب مورد نظر، آشناری از طبقه بندی ها تشکیل داده و عملکرد سیستم را به ازای حد آستانه های سراسری متفاوت در بازه [۰.۹-۰.۱] مورد بررسی قرار داده ایم. در این بررسی چهار معیار دقت میانگین، دقت مجموع، افزایش سرعت (درصد) و میانگین تعداد طبقه بندی اعمال شده به هر تصویر ورودی، در نظر گرفته شده و گزارش شده اند (شکل های ۱۰ و ۱۱).

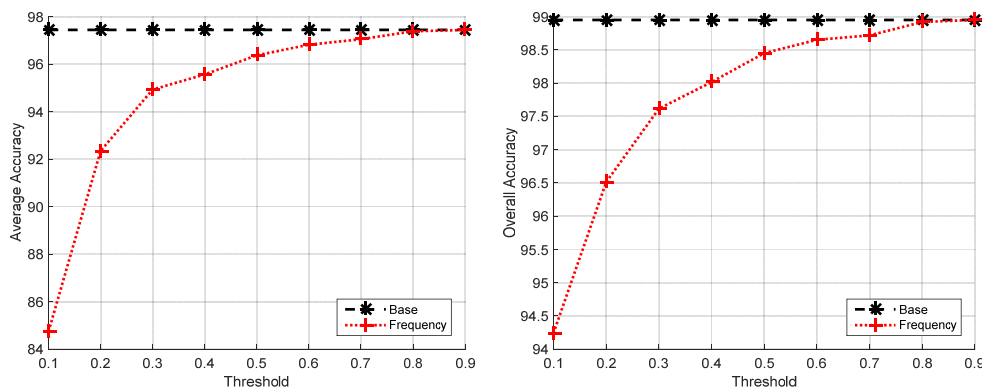
در آزمایش بالا ۲۱ طبقه بندی وجود دارد و بنابراین نسخه غیر آشناری از سیستم، همه این ۲۱ طبقه بندی را به هر تصویر ورودی اعمال خواهد کرد. نسخه غیر آشناری در شکل ۱۰ با عبارت Base مشخص شده است. از نتایج به دست آمده می توان نتیجه گرفت که هر سه روش، ترتیب مناسبی به ویژه برای حد آستانه های بزرگ تر از ۰.۳ به دست می دهند. استفاده از حد آستانه کوچک تر از ۰.۳ در سیستم آشناری پیشنهادی توصیه نمی شود زیرا وابستگی سیستم به ترتیب طبقه بندی ها را به شکلی

۵- محاسبه پارامترهای سیستم آشناری

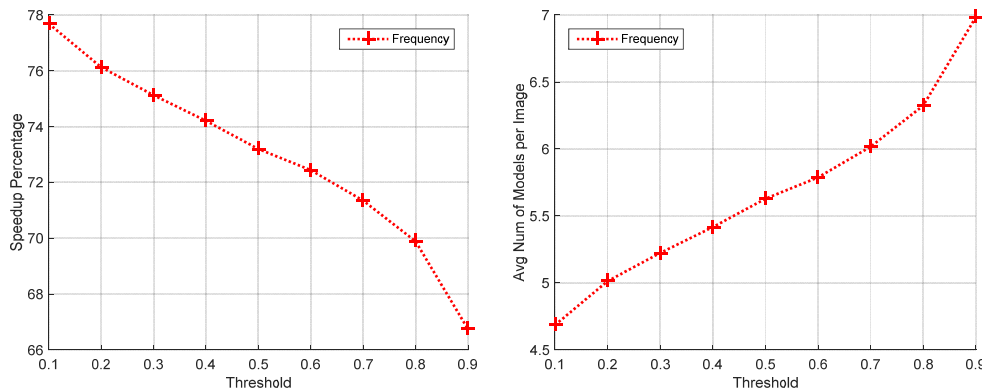
همان طور که پیشتر اشاره شد، الگوریتم آشناری پیشنهادی دارای دو پارامتر است: ضریب α و حد آستانه سراسری T . با تعیین مقادیر مناسب برای این دو پارامتر می توان یک ترتیب کارا از طبقه بندی ها به دست آورد و آشناری از طبقه بندی ها را تشکیل داد. برای محاسبه مقادیر مناسب، آزمایش هایی را بر روی زیرمجموعه آموزشی از مجموعه داده BVMMR انجام داده ایم. آن گاه مقادیر به دست آمده را به زیرمجموعه آزمایشی از دو مجموعه داده BVMMR و CompCars اعمال کرده و نتایج را گزارش کرده ایم. به این ترتیب نشان داده ایم که نیازی به محاسبه مجدد پارامترهای آشناری برای هر مجموعه داده نیست.

برای ارزیابی عملکرد سیستم از دو معیار دقت میانگین و دقت مجموع به فرم ارائه شده در (۶) و (۷) بهره برده ایم. دقت میانگین با میانگین گیری از دقت تک تک کلاس ها به دست می آید و دقت مجموع نیز برابر است با نسبت تعداد نمونه های درست طبقه بندی شده (p) به کل نمونه ها (N). p_i بیانگر تعداد نمونه های درست طبقه بندی شده کلاس i و n_i تعداد نمونه های کلاس i می باشد

$$Average Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{p_i}{n_i}}{N} \quad (6)$$



شکل ۱۲: مقایسه دقت میانگین و دقت مجموع برای ترتیب حاصل از فراوانی به ازای حد آستانه‌های متفاوت.



شکل ۱۳: مقایسه درصد افزایش سرعت و میانگین تعداد طبقه‌بندهای اعمال شده به هر تصویر برای ترتیب حاصل از فراوانی به ازای حد آستانه‌های متفاوت.

آمده وابستگی بیشتری به فراوانی دارد و در نتیجه، یک حد آستانه کوچک موجب افت دقت خواهد شد. دو مقدار مناسب برای α و حد آستانه برابر است با $\alpha = 0.8$ و $T = 0.7$ که منجر به افزایش چند دهم درصدی دقت سیستم و افزایش ۳۰ درصدی سرعت سیستم بر روی زیرمجموعه آموزشی از مجموعه BVMMR شده است.

نسخه پنجره لغزان برای مقادیر کوچک از حد آستانه سراسری کاربرد دارد. از آنجا که حد آستانه سراسری انتخاب شده کوچک نیست از اندازه پنجره یک برای افزایش هر چه بیشتر سرعت در آزمایش‌ها بهره برده‌ایم. البته برای محاسبه دقت سیستم در حالت سه رتبه اول^۱ و پنج رتبه اول در بخش نتیجه آزمایش‌ها به ترتیب از پنجره لغزان با اندازه سه و پنج استفاده شده است.

۶- نتیجه آزمایش‌ها

آزمایش‌ها روی کامپیوتری با پردازنده Corei7-4710HQ 2.5 GHz و ۸ گیگ حافظه RAM انجام شده و بنابراین حداکثر افزایش سرعت حاصل از موازی‌سازی سیستم غیر آشناری در حالت ایده‌آل برابر با چهار است (توسط CPU).

در اولین آزمایش، دقت میانگین و مجموع سیستم آشناری و غیر آشناری را بر روی دو مجموعه داده BVMMR و CompCars مقایسه کرده‌ایم. جداول ۱ و ۲ نتایج مقایسه را به ترتیب برای مجموعه داده BVMMR و CompCars ارائه کرده‌اند. نتایج با در نظر گرفتن رتبه اول، سه رتبه اول و پنج رتبه اول محاسبه شده‌اند. نسخه آشناری مورد استفاده در این آزمایش و سایر آزمایش‌های این بخش، در واقع سیستم آشناری با طبقه‌بندهای آشناری است که ثابت α در آن برابر با ۰٫۸ و حد

غیر منطقی افزایش می‌دهد. با در نظر گرفتن توأمان سرعت و دقت، معیار PosNegScoreDiff بهتر از دو معیار دیگر عمل کرده است. این معیار در حد آستانه ۰٫۵ موجب افزایش چند دهم درصدی دقت میانگین و مجموع و افزایش سرعت ۲۷ درصدی سیستم گشته است. به همین دلیل، این معیار را از بین سه معیار برگزیدیم.

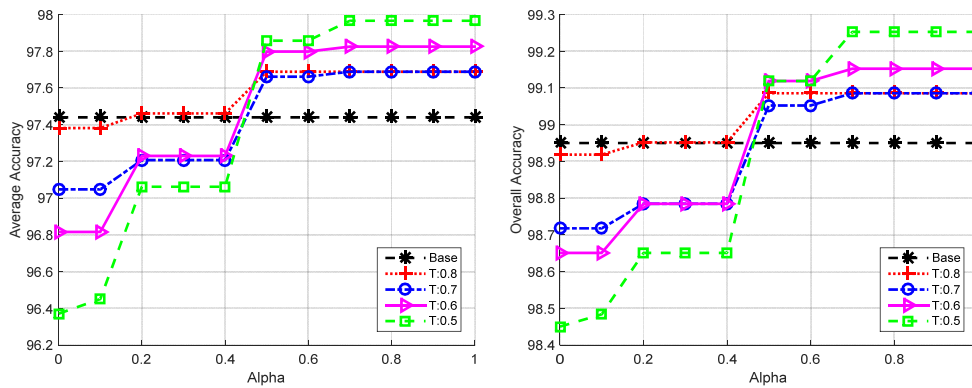
۵-۲ فراوانی

شکل‌های ۱۲ و ۱۳، چهار معیار بررسی شده در آزمایش قبل را برای ترتیب حاصل از فراوانی نمایش داده‌اند. نتیجه این آزمایش، افزایش سرعت ۶۵ الی ۸۰ درصدی سیستم را نشان می‌دهد، هر چند با افزایش هر چه بیشتر سرعت، دقت نیز کاهش پیدا کرده است.

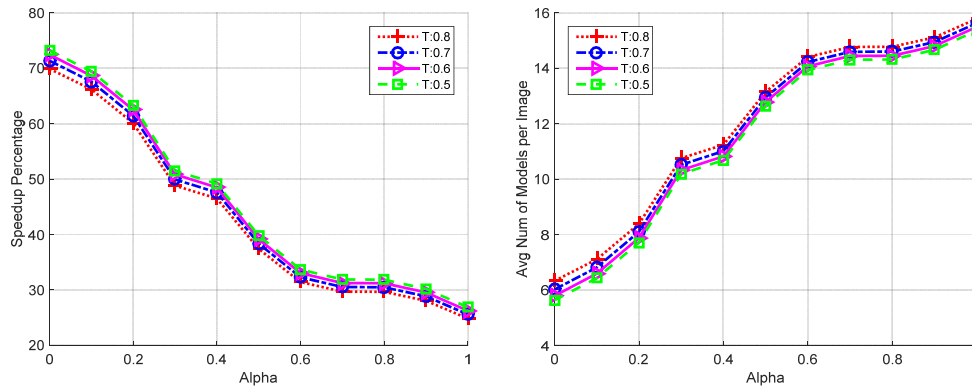
۵-۳ ترکیب اطمینان و فراوانی

پس از ترکیب دو معیار اطمینان و فراوانی، دقت و سرعت سیستم به ازای مقادیر مختلف α و T محاسبه شده و نتایج آن در شکل‌های ۱۴ و ۱۵ نمایش داده شده است. برای انتخاب حد آستانه سراسری باید کاملاً سخت‌گیرانه عمل کرد زیرا انتخاب یک حد آستانه کوچک به معنی احتمال پذیرفته‌شدن اشتباه تصویر ورودی در مراحل اولیه آشناری است که دقت سیستم را به شدت کاهش می‌دهد. در طرف مقابل، مقادیر بزرگ حد آستانه منجر به کاهش کارایی آشناری شده و عملکرد سیستم آشناری را بسیار نزدیک به سیستم غیر آشناری می‌گرداند. به همین دلیل تنها مقادیر حد آستانه در بازه $[0.5 - 0.8]$ مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

در دو شکل ۱۴ و ۱۵ با حرکت از سمت چپ به راست نمودارها، تأثیر فراوانی روی ترتیب نهایی کم شده و تأثیر اطمینان بیشتر می‌شود. نکته مهمی که در شکل ۱۴ دیده می‌شود نوسان بیشتر دقت سیستم در حد آستانه‌های کوچک‌تر از ۰٫۷ است. وقتی $\alpha < 0.5$ است ترتیب به دست



شکل ۱۴: مقایسه دقت میانگین و دقت مجموع به ازای مقادیر مختلف α و حد آستانه سراسری T .



شکل ۱۵: مقایسه درصد افزایش سرعت و میانگین تعداد طبقه‌بندهای اعمال شده به هر تصویر به ازای مقادیر مختلف α و حد آستانه سراسری T .

جدول ۱: مقایسه دقت مجموع و میانگین نسخه آشناری و غیر آشناری سیستم بر روی مجموعه داده BVMMR.

دقت میانگین (%)			دقت مجموع (%)			نسخه
رتبه اول	رتبه ۳	رتبه ۵	رتبه اول	رتبه ۳	رتبه ۵	
۹۹,۳۴	۹۸,۴۱	۹۶,۸۲	۹۹,۸۶	۹۹,۷۳	۹۸,۶۶	غیر آشناری
۹۷,۳۰	۹۵,۴۱	۹۲,۱۵	۹۹,۶۳	۹۹,۱۰	۹۷,۸۳	آشناری

جدول ۲: مقایسه دقت مجموع و میانگین نسخه آشناری و غیر آشناری سیستم بر روی مجموعه داده COMPCARS.

دقت میانگین (%)			دقت مجموع (%)			نسخه
رتبه اول	رتبه ۳	رتبه ۵	رتبه اول	رتبه ۳	رتبه ۵	
۹۸,۵۵	۹۸,۲۶	۹۶,۱۸	۹۹,۰۸	۹۸,۷۳	۹۶,۷۲	غیر آشناری
۹۷,۵۰	۹۷,۲۸	۹۵,۶۳	۹۷,۸۸	۹۷,۶۱	۹۵,۹۳	آشناری
-	-	۵۱,۷۰	-	-	-	مرجع* [۲۳]
-	-	۸۳,۷۸	-	-	-	مرجع* [۱۲]
-	-	۹۰,۷۸	-	-	-	مرجع [۲۴]- روش اول
-	-	۹۸,۲۹	-	-	۹۸,۶۳	مرجع [۲۴]- روش دوم

* این روش‌ها توسط [۲۴] پیاده‌سازی شده‌اند.

گرفته و نتایج این آزمایش در جداول ۳ و ۴ ارائه شده است. زمان‌های گزارش شده، میانگین زمان پردازش هر تصویر توسط سیستم است. از آنجا که برخی تصاویر شامل بیش از یک خودرو بوده‌اند برای قابل قیاس بودن زمان‌ها، زمان کل به دست آمده نسبت به تعداد کل خودروها، میانگین‌گیری شده است. علاوه بر این برای نسخه آشناری سیستم، دو مقدار α آزمایش شده تا تأثیر ترتیب طبقه‌بندها روی سرعت و دقت سیستم بهتر دیده شود.

در هر دو جدول ۳ و ۴، بهترین دقت توسط نسخه شماره پنج از سیستم حاصل شده است. این نسخه با استفاده از الگوریتم آشناری دقت میانگین را بر روی هر دو مجموعه داده به صورت جزئی بهبود بخشیده و

آستانه سراسری برابر با ۰٫۷ قرار داده شده است. در جداول ۱ و ۲ مشاهده می‌شود که دقت‌های کسب شده توسط هر دو نسخه از سیستم بسیار به هم نزدیک هستند در صورتی که سرعت نسخه آشناری سه برابر بیشتر از نسخه غیر آشناری است. هر دو روش ارائه شده توسط [۲۴] از شبکه عصبی عمیق بهره می‌برد با این وجود می‌بینیم که دقت کسب شده توسط سیستم پیشنهادی بهتر از یکی از این روش‌ها و بسیار نزدیک به روش دوم است. این مرجع زمان پردازش یک تصویر را گزارش نکرده است.

در ادامه برای مشاهده بهتر تأثیر الگوریتم آشناری بر روی دقت و سرعت سیستم، آزمایشی بر روی نسخه‌های متفاوتی از سیستم انجام

جدول ۳: مقایسه دقت و سرعت نسخه‌های مختلف سیستم بر روی مجموعه داده BVMMR.

شماره	سیستم	α	زمان (ثانیه)	دقت میانگین (%)	دقت مجموع (%)
۱	غیر آشناری - غیر موازی	-	۱۱	۹۶٫۸۲	۹۸٫۶۶
۲	غیر آشناری - موازی	-	۳٫۱	۹۶٫۸۲	۹۸٫۶۶
۳	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - غیر موازی	۰٫۸	۵٫۸	۹۷٫۰۱	۹۸٫۸۰
۴	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - غیر موازی	۰	۱٫۷	۹۶٫۴۲	۹۸٫۶۶
۵	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - موازی	۰٫۸	۲٫۶	۹۷٫۰۱	۹۸٫۸۰
۶	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - موازی	۰	۰٫۸	۹۶٫۴۲	۹۸٫۶۶
۷	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - غیر موازی	۰٫۸	۳٫۵	۹۲٫۱۵	۹۷٫۸۳
۸	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - غیر موازی	۰	۰٫۸	۹۱٫۴۶	۹۷٫۷۰
۹	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - موازی	۰٫۸	۱٫۲	۹۲٫۱۵	۹۷٫۸۳
۱۰	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - موازی	۰	۰٫۲	۹۱٫۴۶	۹۷٫۷۰

جدول ۴: مقایسه دقت و سرعت نسخه‌های مختلف سیستم بر روی مجموعه داده COMPCARS.

شماره	سیستم	α	زمان (ثانیه)	دقت میانگین (%)	دقت مجموع (%)
۱	غیر آشناری - غیر موازی	-	۳۰۰	۹۶٫۷۲	۹۶٫۷۲
۲	غیر آشناری - موازی	-	۹۰	۹۶٫۷۲	۹۶٫۷۲
۳	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - غیر موازی	۰٫۸	۱۴۵	۹۶٫۷۴	۹۶٫۷۱
۴	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - غیر موازی	۰	۱۳۵	۹۶٫۵۴	۹۶٫۵۶
۵	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - موازی	۰٫۸	۶۰	۹۶٫۷۴	۹۶٫۷۱
۶	آشناری با طبقه‌بندهای غیر آشناری - موازی	۰	۵۰	۹۶٫۵۴	۹۶٫۵۶
۷	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - غیر موازی	۰٫۸	۹۵	۹۶٫۶۳	۹۵٫۹۳
۸	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - غیر موازی	۰	۸۵	۹۵٫۵۲	۹۵٫۷۷
۹	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - موازی	۰٫۸	۲۵	۹۶٫۶۳	۹۵٫۹۳
۱۰	آشناری با طبقه‌بندهای آشناری - موازی	۰	۱۵	۹۵٫۵۲	۹۵٫۷۷

دقت سیستم شناسایی نوع و مدل خودرو ارائه شد. قبل از ارائه الگوریتم آشناری به معرفی یک سیستم متشکل از چند طبقه‌بند مجزا برای شناسایی مدل خودرو پرداخته شد. این روش برای هر کلاس از خودروها یک طبقه‌بند منحصر به فرد یاد می‌گیرد. این طبقه‌بند به صورت خودکار، بخش‌های متمایزکننده کلاس مربوطه را تشخیص داده و با استفاده از آنها، نوع و مدل خودرو را تعیین می‌کند. طبقه‌بندها بعد از اتمام آموزش، کالیبره می‌شوند تا حد آستانه و محدوده امتیاز خروجی آنها همگام‌سازی شود. این امر برای استفاده از الگوریتم آشناری پیشنهادی ضروری است و آن گاه برای تعیین کلاس خروجی از رأی‌گیری با بیشترین امتیاز استفاده می‌گردد.

برای بهبود سرعت سیستم، الگوریتمی آشناری برای اعمال ترتیبی طبقه‌بندها به تصویر ارائه گشت. این الگوریتم از ترکیب دو معیار پیشنهادی اطمینان و فراوانی برای به دست آوردن ترتیب کارای طبقه‌بندها بهره می‌برد. علاوه بر این، چند روش برای تخمین اطمینان یک طبقه‌بند پیشنهاد گشت. با انجام تعدادی آزمایش بر روی زیرمجموعه آموزشی از مجموعه داده BVMMR، پارامترهای مناسب برای الگوریتم آشناری تعیین شد. همان طور که نتیجه آزمایش‌ها نشان داد این پارامترها نتیجه مناسبی بر روی هر دو مجموعه داده BVMMR و CompCars به دست داد با این که مقادیر یکسانی برای پارامترها در همه آزمایش‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

پس از اعمال الگوریتم آشناری، سرعت سیستم بدون افت دقت، سه برابر افزایش پیدا کرد. در ادامه برای افزایش هرچه بیشتر سرعت و با نادیده گرفتن کاهش جزئی دقت، طبقه‌بندهای موجود در سیستم با طبقه‌بندهای آشناری جایگزین شدند که این تغییر موجب شد تا با تنها

سرعتی بیشتر از حتی نسخه موازی سیستم غیر آشناری دارد. در صورتی که سرعت اولویت بالاتری نسبت به دقت داشته باشد می‌توان با افت جزئی دقت، از نسخه شماره ده استفاده کرد که افزایش سرعتی ۸۰ درصدی برای پردازش هر تصویر به دست می‌دهد.

علت اختلاف زیاد بین دقت میانگین نسخه شماره پنج و ده در جدول ۳، محاسبه ضعیف حد آستانه‌های میانی (برای طبقه‌بندهای آشناری) برای کلاس‌هایی با تعداد نمونه‌های کم آموزشی از مجموعه داده BVMMR بوده است. در ضمن به دلیل کمبود تعداد تصاویر این کلاس‌ها با طبقه‌بندی اشتباه یک تصویر، دقت میانگین کاهش زیادی خواهد داشت. چنانچه می‌بینیم دقت مجموع نسخه شماره پنج و ده اختلاف اندکی با یکدیگر دارند و این مشکل برای مجموعه داده CompCars و در نتیجه در جدول ۴ دیده نمی‌شود. اختلاف زمان پردازش تصاویر مجموعه داده BVMMR نسبت به مجموعه داده CompCars دو دلیل دارد، اول این که ابعاد تصاویر مجموعه CompCars یک و نیم مرتبه بزرگ‌تر از مجموعه BVMMR هستند و علت دوم، تعداد بسیار بیشتر کلاس‌ها در مجموعه داده CompCars است.

عملکرد مناسب الگوریتم آشناری در جدول ۴ حائز اهمیت است زیرا پارامترهای نسخه‌های آشناری با توجه به زیرمجموعه آموزشی مجموعه BVMMR تعیین شده‌اند. با این حال عملکرد کاملاً قابل قبولی را از آنها شاهد هستیم که این خود نشان از نسبی نبودن مقادیر پارامترهای الگوریتم آشناری دارد.

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم آشناری کارا برای بهبود توأمان سرعت و

IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 32, no. 9, pp. 1627-1645, Sept. 2010.

- [18] P. A. Savalle, S. Tsogkas, G. Papandreou, and I. Kokkinos, "Deformable part models with CNN features," in *Proc. European Conf. on Computer Vision, Parts and Attributes Workshop*, 5 pp., Sept. 2014.
- [19] R. Girshick, F. Iandola, T. Darrell, and J. Malik, "Deformable part models are convolutional neural networks," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 437-446, Jun. 2015.
- [20] -, *The PASCAL Visual Object Classes*, 2008, <http://pascal.in.ecs.soton.ac.uk/challenges/VOC/> (Accessed: 10 Mar. 2015).
- [21] P. Felzenszwalb, D. McAllester, and D. Ramanan, "A discriminatively trained, multiscale, deformable part model," in *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 8 pp., Jun. 2008.
- [22] J. Platt, "Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods," *Advances in Large Margin Classifiers*, vol. 10, no. 3, pp. 61-74, Mar. 1999.
- [23] J. W. Hsieh, L. C. Chen, and D. Y. Chen, "Symmetrical SURF and its applications to vehicle detection and vehicle make and model recognition," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, no. 1, pp. 6-20, Feb. 2014.
- [24] J. Fang, Y. Zhou, Y. Yu, and D. Sidan, "Fine-grained vehicle model recognition using a coarse-to-fine convolutional neural network architecture," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol. 18, no. 7, pp. 1782-1792, Jul. 2017.

محسن بیگلری مدرک کارشناسی خود را در گرایش نرم‌افزار از دانشگاه کاشان در سال ۸۹ دریافت کرد. سپس در سال ۹۱ موفق به اخذ مدرک کارشناسی ارشد در گرایش نرم‌افزار از همان دانشگاه گردید. او در حال حاضر فارغ‌التحصیل دکتری از دانشگاه صنعتی شاهرود در گرایش هوش مصنوعی می‌باشد. موضوع پایان‌نامه کارشناسی ارشد ایشان، "تشخیص و شناسایی چهره با استفاده از الگوریتم‌های موازی، توسط کودا" و موضوع پایان‌نامه دکتری او، "شناسایی نوع و مدل خودرو با استفاده از مدل‌های مبتنی بر بخش" می‌باشد. علائق پژوهشی او برنامه‌نویسی موازی و پردازش تصویر هستند.

سیدعلی سلیمانی کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته مهندسی برق-الکترونیک در سال‌های ۱۳۷۳ و ۱۳۷۹ از دانشگاه علم و صنعت ایران دریافت کرد. پروژه کارشناسی ارشد خود را در زمینه پردازش سیگنال با منطق فازی و پروژه دکتری خود را در زمینه کنترل سیستم‌های چند ورودی چند خروجی با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی به انجام رسانید. از سال ۱۳۸۰ ایشان عضو هیأت علمی دانشگاه صنعتی شاهرود بوده و زمینه تحقیقاتی ایشان پردازش سیگنال‌های دیجیتال، شبکه‌های عصبی فازی و الگوریتم‌های تکاملی می‌باشد.

حمید حسن پور استاد تمام دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه شاهرود می‌باشد. ایشان در سال ۱۳۷۲ مدرک کارشناسی مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه علم و صنعت و در سال ۱۳۷۵ مدرک کارشناسی ارشد خود را در گرایش هوش ماشین از دانشگاه صنعتی امیرکبیر دریافت نمود. در سال ۱۳۸۳ موفق به اخذ مدرک دکتری خود از دانشگاه صنعتی کوئینزلند استرالیا در گرایش پردازش سیگنال شد. از سال ۱۳۸۴ الی ۱۳۸۶ به‌عنوان عضو هیأت علمی در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی بابل فعالیت داشت؛ سپس به دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه شاهرود انتقال یافت. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان پردازش سیگنال، پردازش تصویر، داده‌کاوی، و پردازش متن است.

یک درصد کاهش دقت، سرعت سیستم تا ۸۰٪ افزایش یابد.

مراجع

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 1097-1105, 2012.
- [2] P. Sermanet, D. Eigen, X. Zhang, M. Mathieu, R. Fergus, and Y. LeCun, *OverFeat: Integrated Recognition, Localization and Detection Using Convolutional Networks*, arXiv preprint arXiv: 1312.6229, 2013.
- [3] Y. Zhou, L. Liu, L. Shao, and M. Mellor, *DAVE: A Unified Framework for Fast Vehicle Detection and Annotation*, arXiv: 1607.04564v2, 16 pp., 2016.
- [4] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 6, pp. 1137-1149, Jun. 2017.
- [5] Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, J. Long, R. Girshick, S. Guadarrama, and T. Darrell, "Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding," in *Proc. of the 22nd ACM Int. Conf. on Multimedia*, pp. 675-678, Nov. 2014.
- [6] S. Tokui, K. Oono, S. Hido, and J. Clayton, "Chainer: a next-generation open source framework for deep learning," in *Proc. of Workshop on Machine Learning Systems (LearningSys) in the 29th Annual Conf. on Neural Information Processing Systems*, 6 pp., 2015.
- [7] A. Vedaldi and K. Lenc, "Matconvnet: convolutional neural networks for matlab," in *Proc. of the 23rd ACM Int. Conf. on Multimedia*, pp. 689-692, Oct. 2015.
- [8] M. Abadi, et al., "Tensorflow: a system for large-scale machine learning," in *Proc. of the 12th USENIX Conf. on Operating Systems Design and Implementation, OSDI'16*, pp. 265-283, 2-4 Nov. 2016.
- [9] S. Tulyakov, S. Jaeger, V. Govindaraju, and D. Doermann, "Review of classifier combination methods," *Studies in Computational Intelligence*, vol. 90, pp. 361-386, 2008.
- [10] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, and D. McAllester, "Cascade object detection with deformable part models," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2241-2248, Jun. 2010.
- [11] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 511-518, Dec. 2001.
- [12] B. Zhang, "Reliable classification of vehicle types based on cascade classifier ensembles," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, vol. 14, no. 1, pp. 322-332, Mar. 2013.
- [13] M. Biglari, A. Soleimani, and H. Hassanpour, "Part-based recognition of vehicle make and model," *IET Image Processing*, vol. 11, no. 7, pp. 483-491, Mar. 2017.
- [14] L. Yang, P. Luo, C. C. Loy, and X. Tang, "A large-scale car dataset for fine-grained categorization and verification," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 3973-3981, Jun. 2015.
- [15] Multimedia Processing Lab, *NTOU-MMR Dataset*, <http://mmlab.cs.ntou.edu.tw/mmlab/MMR/MMR.html> (Accessed: Oct. 2016).
- [16] J. Krause, H. Jin, J. Yang, and L. Fei-Fei, "Fine-grained recognition without part annotations," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 5546-5555, Jun. 2015.
- [17] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan, "Object detection with discriminatively trained part-based models,"