

تشخیص زاویه قرارگیری شخص در تصویر با استفاده از اطلاعات کانتوری

علی سبطی و حمید حسن پور

یافته است. تعامل انسان با کامپیوتر^۱ از جمله کاربردهای اصلی در بینایی ماشین است که تشخیص حالت شخص از وظایف اصلی در آن به شمار می‌آید. از مشکلاتی که در بسیاری از کاربردهای بینایی ماشین از جمله کاربردهای نظارتی وجود دارد می‌توان به کیفیت پایین دوربین‌های نظارتی، وجود انواع نویز و پس‌زمینه‌های شلوغ اشاره نمود که عملیات شناسایی و تشخیص را دشوار می‌سازد. در نتیجه طراحی کلاس‌بند و ویژگی‌های استخراجی که در برابر این مشکلات مقاوم باشند حایز اهمیت می‌باشد.

مقالات گوناگونی در زمینه تشخیص زاویه شخص و به طور کلی حالت بدن ارائه شده است. روش‌های تشخیص حالت کلی بدن که شامل تعیین موقعیت دقیق مفاصل می‌شوند، بیشتر از مدل‌های مولد^۲ بهره می‌گیرند. به طور خاص مسئله تشخیص زاویه می‌تواند به صورت یک مسئله طبقه‌بندی چندکلاسه (به تعداد زوایا) در نظر گرفته شود. همانند هر مسئله کلاس‌بندی مقالات این حوزه نیز بر دو جنبه تمرکز نموده‌اند: اول انتخاب و طراحی ویژگی مناسب و دوم استفاده از کلاس‌بند مناسب در سیستم.

از منظر انتخاب ویژگی مناسب می‌توان به ویژگی‌هایی مختلفی اشاره نمود. به عنوان مثال ویژگی عمق که اطلاعات افزونی علاوه بر رنگ در اختیار ما قرار می‌دهد [۳]، هیستوگرام گرادیان‌های جهتی که اطلاعات نهفته در لبه‌های تصویر را بازنمایی می‌کند [۴]، ویژگی‌های سطح بالا به نام پوزلت که نواحی پرتکرار تصویر را مدل می‌کنند [۵] و توصیفگر کوارینانس که به نوعی بیانگر خصوصیات بافتی تصویر است [۶]. در مرحله انتخاب مدل یادگیر نیز می‌توان به ماشین بردار پشتیبان [۴] و [۵]، جنگل تصادفی [۳] و [۷]، مدل‌های مولد مبتنی بر گراف [۸] و مدل‌های سلسله‌مراتبی [۵]، [۹] و [۱۰] اشاره نمود.

یکی از نقاط ضعف در بسیاری از روش‌های یادگیری ماشین و از جمله مقالات مرورشده در این تحقیق، کمبود داده‌های آموزشی است. به عنوان مثال در مسئله کلاس‌بندی هرچه نمونه‌های آموزشی بیشتری در اختیار باشد دقت و جامعیت مدل یادگیر بیشتر می‌گردد. یکی از راه‌حل‌های مرسوم در جبران این نقطه ضعف استفاده از دانش پیشین^۳ و به کارگیری آن در مدل یادگیر است. این دانش پیشین توسط یک خبره مدل می‌گردد. به عنوان مثال در یک سیستم تشخیص زاویه، شیء مورد بررسی یک انسان است. این دانش پیشین نسبت به مسئله می‌تواند به ما در طراحی ویژگی بهتر و کارآمدتر کمک کند. در واقع روش‌هایی که بیشترین بهره را از این فرضیات ببرند، مدل‌های دقیق‌تر و جامع‌تری هستند.

در تحقیقات مرورشده در این مقاله ویژگی‌های گوناگونی مورد استفاده قرار گرفته که اغلب آنها کاربردی همه‌منظوره دارند و مختص تصویر

چکیده: در بسیاری از کاربردها از جمله کاربردهای نظارتی، حالت و زاویه قرارگیری شخص نسبت به دوربین از اطلاعات مهم می‌باشد. این اطلاعات می‌تواند در ارزیابی رفتاری شخص مورد استفاده قرار گیرد. از دشواری‌های این تشخیص می‌توان به کیفیت پایین دوربین‌های نظارتی، نویز و پس‌زمینه‌های پیچیده در تصویر اشاره نمود. در روش‌های موجود برای تشخیص زاویه از ویژگی‌هایی نظیر هیستوگرام گرادیان‌های جهتی استفاده می‌شود. در این توصیف‌گر محاسبه هیستوگرام‌ها بر اساس نواحی محلی انجام می‌گیرد که دارای نقاط وضعی در تشخیص زاویه می‌باشد. یکی از اطلاعات مفید که می‌تواند در تشخیص زاویه مورد استفاده قرار گیرد لبه‌های احاطه‌کننده یک شیء در تصویر است که بدان کانتور شیء اطلاق می‌گردد. در این مقاله تعمیمی از کانتور ارائه می‌شود که به کمک آن می‌توان به صورت سلسله‌مراتبی تخمینی از کانتور محاط‌شده به تصویر شخص را ارائه داد. این کانتورها از روی یک مدل سه‌بعدی انسان تولید می‌شوند. کانتور تخمین زده شده همانند یک ویژگی سطح بالا در کنار ویژگی‌های سطح پایین نظیر هیستوگرام گرادیان‌های جهتی به عنوان ویژگی نهایی در نظر گرفته می‌شود. در تولید این ویژگی از ترکیب خطی چندین نوع کانتور مربوط به بخش‌های مختلف بدن استفاده شده است. به منظور نشان دادن تأثیر ویژگی جدید در تشخیص زاویه، کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان با استفاده از ترکیب دو ویژگی بالا آموزش داده شده و سپس بر روی مجموعه داده‌های VIPeR مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج آزمایشات انجام‌شده نشان می‌دهد که استفاده از ویژگی ارائه‌شده، دقت تشخیص زاویه را حدود ۴٪ بهبود می‌بخشد.

کلیدواژه: اطلاعات کانتوری شخص، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، سیستم‌های نظارتی.

۱- مقدمه

گروه عمده‌ای از کاربردهای مطرح در بینایی ماشین در ارتباط با اعمال و رفتار انسان می‌باشد. از این قبیل کاربردها می‌توان به ردیابی، بازشناسی و تحلیل رفتاری انسان اشاره نمود. از ویژگی‌هایی که در بسیاری از این کاربردها مورد استفاده می‌باشد می‌توان به حالت قرارگیری شخص در تصویر اشاره نمود. برای مثال در یک سیستم نظارتی زاویه قرارگیری شخص در مقابل دوربین یا زاویه سر شخص نسبت به دوربین جهت توجه فرد را در محیط می‌تواند مشخص کند [۱]. دانستن جهت توجه می‌تواند در تحلیل رفتاری شخص مورد استفاده قرار گیرد. در [۲] با تشخیص و محاسبه زاویه قرارگیری شخص نسبت به دوربین، دقت بازشناسی افزایش

این مقاله در تاریخ ۱۵ آذر ماه ۱۳۹۴ دریافت و در تاریخ ۲۹ شهریور ماه ۱۳۹۵ بازنگری شد.

علی سبطی، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی شاهرود، (email: ali.sebti@shahroodut.ac.ir).

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

1. Human Computer Interaction
2. Generative Models
3. Prior Knowledge

تشخیص زاویه و حالت شخص در تصویر خواهیم داشت. در بخش سوم روش پیشنهادی به تفصیل مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش چهارم نحوه ترکیب ویژگی پیشنهادی با ویژگی هستوگرام گرادیان‌های جهتی تشریح می‌شود. در بخش پنجم داده‌های مورد استفاده در آموزش و تست معرفی می‌گردد و همچنین به پیش‌پردازش‌های لازم اشاره می‌شود. در بخش ششم به بررسی آزمایش‌های صورت گرفته و نتایج حاصل می‌پردازیم و در نهایت در بخش هفتم نتیجه‌گیری مقاله ارائه می‌گردد.

۲- مروری بر کارهای پیشین

در زمینه تشخیص زاویه، مقالات متعددی ارائه شده است. گروهی از این مقالات سعی در تشخیص جهت سر و گروهی نیز جهت قرارگیری کل بدن را مورد توجه قرار داده‌اند. در روش‌های موجود اغلب چهار زاویه اصلی (شمال، جنوب، شرق و غرب) مورد بررسی قرار می‌گیرد. هدف این مقاله استخراج دقیق‌تری از زاویه قرارگیری شخص است و بدین منظور هشت جهت و زاویه تخمین زده می‌شود.

در زمینه تشخیص جهت و زاویه، گروهی از مقالات بر روی ناحیه سر تمرکز نموده‌اند [۳] و [۱۷]. این گروه از روش‌ها نیازمند تصاویر با کیفیتی می‌باشند. در [۳] با استفاده از دوربین عمقی اطلاعات دقیقی از تصویر ناحیه سر به دست می‌آید و سپس با استفاده از آموزش جنگل تصادفی رگرسیون، تخمین دقیقی از موقعیت و زوایای سه‌بعدی ناحیه صورت ارائه می‌دهد. در [۱۷] با استفاده از روش یادگیری زیرفضای محلی به صورت بانظارت، معایب روش‌های مرسوم تقلیل می‌یابد. این روش‌ها اکثراً بر پایه رگرسیون غیر خطی بین ویژگی‌های استخراج شده از تصویر و زوایای سه‌بعدی به عنوان خروجی هستند. همچنین روش ارائه شده در این مقاله زمانی که داده‌های آموزشی در زوایای مختلف به صورت یکنواخت وجود نداشته باشد به خوبی عمل می‌کند. در زمینه تشخیص موقعیت قرارگیری سر، مقاله مروری [۱۸] بررسی جامعی در این خصوص انجام داده است.

در ارتباط با تشخیص حالت کل بدن نیز مقالات متعددی ارائه شده است. در این زمینه نیز اغلب روش‌های موجود بر روی تصاویر با کیفیت بالا تمرکز دارند. برای مثال در [۸] اجزای بدن، متناظر با استخوان‌بندی استخراج می‌گردد که در نتیجه جزئیات دقیق‌تری از حالت قرارگیری بدن به دست می‌آید. در این مقاله مدلی مولد بر اساس خصوصیات ظاهری بخش‌های بدن به همراه مدل سینماتیکی استخوان‌بندی انسان ایجاد شده است. دو مدل فوق در یک مدل احتمالی گرافی ترکیب می‌شوند. استنتاج صورت گرفته بر روی مدل نهایی با استفاده از روش انتشار باور^۷ بهترین تشخیص را تولید می‌کند.

در [۵] با استفاده از تعریف مفهوم جدیدی با نام پوزلت^۸ موقعیت و اجزای بدن در تصویر استخراج می‌شود. یک پوزلت ناحیه‌ای از تصویر است که به دفعات در تصاویر دیگر رؤیت شده باشد. مدل ارائه شده در این مقاله یک مدل دولایه است که لایه اول حاوی کلاس‌بندهایی است که پوزلت‌ها را تشخیص می‌دهند و در لایه دوم با استفاده از اطلاعات لایه اول و ارتباط سه‌بعدی این اجزاء، عمل تشخیص اندام‌های بدن انجام می‌گیرد.

در [۱۹] نیز با استفاده از یک مدل تمام نسبی و با استفاده از انطباق آن بر یک ساختار درختی که ارتباطات بین اندام‌های انسان را نشان می‌دهد، به تشخیص موقعیت و نحوه قرارگیری اندام واقع شده در بالاتنه می‌پردازد.

انسان نیستند. به عنوان مثال ویژگی HOG^۱ به صورت محلی، فراوانی گرادیان‌های تصویر را در جهات مختلف محاسبه می‌کند. این ویژگی همبستگی بخش‌های مختلف تصویر یک انسان را در نظر نمی‌گیرد. توصیفگرهای دیگر از قبیل الگوهای باینری محلی و توصیفگر کواریانس نیز چنین مشکلی را دارا می‌باشند.

روش پیشنهادی در این مقاله سعی در رفع مشکلات بالا دارد. در این روش با استفاده از یک مدل سه‌بعدی از انسان، تصاویر متنوعی از یک عابر در حال راه رفتن به صورت مصنوعی تولید می‌گردد. بدین ترتیب محدودیتی در تولید نمونه‌های آموزشی وجود نخواهد داشت. طراحی و استفاده از مدل سه‌بعدی انسان، در واقع بهره‌گیری حداکثری از دانش پیشین ما در ارتباط با شیء هدف می‌باشد. ویژگی استخراج شده از تصاویر مصنوعی تولید شده، کانتور شیء در تصویر می‌باشد. منظور از کانتور، منحنی بسته‌ای در اطراف شیء است که بر روی لبه‌های بیرونی شیء قرار می‌گیرد. در واقع استفاده از کانتور، دید یکپارچه‌تری از تصویر شیء هدف و ساختار آن نسبت به توصیفگرهای محلی فراهم می‌کند. بنابراین هدف یافتن کانتوری است که بیشترین انطباق را با تصویر ورودی داشته باشد و این انطباق از طریق پیمایش یک درخت صورت می‌گیرد. این درخت از خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی کانتورهای تولید شده ایجاد می‌گردد. در خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی به معیار شباهتی در فضای ویژگی‌ها نیازمندیم. معیار شباهت استفاده شده برای دو کانتور، تبدیل فاصله^۲ می‌باشد. در روش پیشنهادی از تبدیل فاصله چه در مرحله ساخت و چه در مرحله پیمایش درخت استفاده شده است. همچنین در این درخت تعریف جدیدی با نام ابرکانتور به عنوان یک کانتور کلی که شامل تعداد زیادی کانتور است معرفی شده است. در نهایت با پیمایش درخت خوشه‌بندی به ابرکانتوری می‌رسیم که حاوی اطلاعاتی از نحوه قرارگیری شخص در تصویر می‌باشد. خروجی روش پیشنهادی بردار ویژگی است که در ترکیب با ویژگی پرکاربرد و مرسوم HOG، تخمین دقیق‌تری از زاویه شخص ارائه می‌کند.

یکی از مراحل که قبل از تشخیص زاویه انجام می‌شود تشخیص ناحیه شخص در تصویر است. مقالات مختلفی در زمینه استخراج موقعیت شخص در تصویر و همچنین حالت قرارگیری شخص در تصویر ارائه شده است. برای تشخیص موقعیت شخص ویژگی‌های مختلفی معرفی شده که می‌توان به هستوگرام گرادیان‌های جهتی، الگوهای باینری محلی^۳ [۱۱]، توصیفگر کواریانس^۴ [۱۲] و ویژگی‌های شبه‌هار^۵ [۱۳] اشاره نمود. در مرحله آموزش نیز از کلاس‌بندهای متنوعی چون بوستینگ^۶ و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است [۱۴] و [۱۵]. به عنوان مثال در [۱۳] و [۱۵] با استفاده از ویژگی شبه‌هار و کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان عمل موقعیت‌یابی انسان در تصویر انجام می‌شود. اکثر روش‌های ارائه شده نیازمند به تصاویر با کیفیت بالا می‌باشند، لذا در کاربردهایی که تصاویر ثبت شده کیفیت پایینی دارند از دقت خوبی برخوردار نمی‌باشند. تمرکز این مقاله بر روی تصاویر به دست آمده از دوربین‌های نظارتی است که اغلب کیفیت پایینی دارند [۱۶].

در ادامه این مقاله در بخش دوم مروری بر کارهای پیشین در زمینه

1. Histogram of Oriented Gradients
2. Distance Transform
3. Local Binary Pattern
4. Covariance Descriptor
5. Haar-Like Feature
6. Boosting

7. Belief Propagation

8. Poslet

همچنین نحوه ساخت این کانتورهاست. در روش پیشنهادی ما، کانتورها به صورت خودکار و با استفاده از مدل سه بعدی تولید می‌شوند. همچنین استفاده از مدل سه بعدی امکان ایجاد کانتورهای خاصی بر اساس بخش‌های مختلف را ممکن می‌سازد. در روش پیشنهادی ما گره‌های میانی به صورت ابرکانتور می‌باشند که بدین ترتیب تنها به یک درخت نیازمندیم. تفاوت دیگر، حرکت در راستای عمودی و افقی در هنگام پیمایش درخت می‌باشد که به تطبیق دقیق تری منجر می‌گردد.

۳- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی این مقاله مبتنی بر استفاده از اطلاعات کانتوری برای تشخیص زاویه فرد است که این اطلاعات کانتوری مربوط به بخش‌های مختلف بدن می‌باشد. کانتورهای ناحیه‌ای، این امکان را فراهم می‌سازند که تطبیق دقیق تری به تصویر ورودی حاصل گردد. برای مثال ممکن است که به دلیل وجود نویز یا وجود پس‌زمینه شلوغ، ناحیه پایین‌تنه از وضوح بیشتر و لبه‌های مشخص تری برخوردار باشد و در نتیجه کانتور مربوط به پایین‌تنه انطباق بهتری نسبت به کانتور کلی ایجاد نماید. لذا در روش پیشنهادی ترکیبی از کانتورهای بخش‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است. تهیه کانتورهای مجزا با استفاده از روش‌های موجود بسیار دشوار می‌باشد. تولید داده‌های کانتور برای کل بدن به دو روش ممکن است. در روش اول مجموعه‌ای از تصاویر انسان که از زوایای مختلف تهیه شده است به صورت دستی علامت‌گذاری می‌شود و محل کانتور دور فرد استخراج می‌گردد. در روش دوم می‌توان با استفاده از تصاویر ویدئویی و با استفاده از تکنیک‌های جداسازی شیء از پس‌زمینه، کانتور محاط‌شده از فرد را استخراج نمود که نسبت به روش اول به عملیات دستی کمتری نیاز دارد. در این روش دقت کانتورهای به دست آمده وابسته به دقت الگوریتم‌های جداسازی پیش‌زمینه از پس‌زمینه است. علاوه بر مشکلاتی که دو روش فوق در تولید کانتورهای کلی دارند، در تولید کانتورهای مجزا نیز ناتوان یا با دشواری بسیاری همراه می‌باشند. بدین منظور در روش پیشنهادی از یک مدل سه بعدی انسان استفاده می‌شود. استفاده از مدل سه بعدی امکان ایجاد حالت‌های گوناگون از انسان را ممکن می‌سازد. همچنین از آنجایی که موقعیت اندام این مدل مشخص می‌باشد می‌توان به کمک رنگ‌آمیزی، نواحی مختلف بدن را استخراج نمود. همچنین استفاده از مدل سه بعدی، امکان ایجاد حالات مختلف بدن، انواع نورپردازی، انواع رزولوشن و بسیاری موارد دیگر را فراهم می‌سازد.

مدل سه بعدی پیشنهادی در نرم‌افزار طراحی سه بعدی Blender ایجاد شده که در این مدل، استخوان‌بندی مشابه با استخوان‌بندی انسان ایجاد گردیده است. این استخوان‌بندی امکان جابه‌جایی هر یک از مفاصل را در اختیار ما قرار می‌دهد. مدل سه بعدی طراحی شده با استفاده از موتور سه بعدی Ogre3D در یک صحنه فرضی با نورپردازی خاصی بارگذاری گردیده و از این موتور گرافیکی در محیط برنامه‌سازی ++C استفاده شده است. این موتور گرافیکی امکان ایجاد تغییرات در کلیه مفاصل را فراهم می‌سازد. سپس انواع حالاتی که یک انسان در هنگام راه رفتن امکان دارد به خود بگیرد را روی این مدل مصنوعی اعمال نمودیم که در مجموع ۳۰ حالت در نظر گرفته شده است [۲۲]. در مرحله بعد برای هر حالت ۷۲ زاویه قرارگیری نسبت به دوربین و سه زاویه نسبت به افق در نظر گرفته می‌شود که در مجموع $30 \times 72 \times 3 = 6480$ تصویر به عنوان مجموعه داده به دست آمده است. شکل ۱ تعدادی از این حالات را به همراه مدل استخوان‌بندی نشان می‌دهد.

در [۹] با استفاده از فرایندی سه مرحله‌ای، تخمینی از حالت سه بعدی شخص ارائه می‌شود. بدین ترتیب که در مرحله اول حالت و زاویه قرارگیری شخص در یک فریم مشخص می‌شود و در مرحله دوم اطلاعات استخراج‌شده برای هر شخص در تصویر را برای چند فریم متوالی یکپارچه نموده و اطلاعات دقیق تری از حالت دوبعدی فرد استخراج می‌شود. در مرحله سوم با استفاده از اطلاعات استخراج‌شده در مرحله قبل، تخمین دقیق تری از حالت سه بعدی شخص ارائه می‌شود.

در [۲۰] در یک ساختار احتمالاتی بیزی، تشخیص تصویر انسان و تخمین زاویه در چهار جهت، به صورت یکپارچه و توأمان انجام می‌شود. این در حالی است که در اغلب روش‌ها، تشخیص تصویر انسان و تخمین زاویه به صورت مجزا انجام می‌شود. در [۷] نیز مشابه مقاله قبل تخمین زاویه و تشخیص تصویر انسان به صورت یکپارچه با استفاده از یک کلاس‌بند جنگل تصمیم تصادفی^۱ در چهار زاویه انجام شده است.

در [۶] با استفاده از توصیفگر کواریانس تخمین زاویه در ناحیه سر و کل بدن انجام می‌گیرد. نحوه عملکرد به این صورت است که ابتدا تصویر انسان را به نواحی کوچک تری جدول‌بندی کرده و سپس برای هر ناحیه، توصیفگر کواریانس محاسبه می‌شود. از لحاظ ریاضی ماتریس کواریانس در فضای ریمانی قرار دارد. بنابراین برای محاسبه شباهت یا فاصله دو ماتریس کواریانس، نمی‌توان از فاصله اقلیدسی استفاده نمود. تعاریف زیادی برای محاسبه این فاصله ارائه شده است [۲۱]. در این مقاله از معیار متفاوتی نسبت به کارهای پیشین برای محاسبه فاصله استفاده شده است. در این مقاله ادعا شده که استفاده از این معیار در این کاربرد، منجر به بهبود دقت تشخیص زاویه می‌شود. بدین ترتیب فاصله تمامی ماتریس‌های کواریانس برای نواحی متناظر، محاسبه شده و با استفاده از این فواصل و کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان، نواحی‌ای که بیشترین تأثیر را در کلاس‌بندی زوایا دارند مشخص می‌شوند. در ادامه، ترکیب این کلاس‌بندها برای نواحی مختلف تصویر، کلاس زاویه را برای تصویر فرد مشخص می‌کند. در این مقاله چهار زاویه قرارگیری مورد تخمین قرار می‌گیرد. یکی از ایرادات مهمی که به این مقاله وارد است نحوه انتخاب مجموعه آموزشی و تست می‌باشد. تصاویر انتخاب‌شده برای مجموعه تست از تصاویر همان افرادی است که در مجموعه آموزشی دیده شده‌اند. همچنین تصاویر مربوط به یک فرد خاص (با پوشش خاص) زاویه مشابهی نسبت به دوربین در دو مجموعه آموزشی و تست دارند. چنین انتخابی برای مجموعه‌های آموزش و تست باعث می‌شود که الگوریتم بر روی خصوصیت رنگ بایاس شده و دقت بالایی را نشان دهد. بدین ترتیب زمانی که خصوصیت رنگ را از الگوریتم حذف می‌کنیم دقت به میزان بسیار زیادی کاهش می‌یابد. مشهود است که رنگ نمی‌تواند خصوصیت مهمی در تشخیص زاویه باشد.

در [۱۰] برای استخراج موقعیت و حالت انسان، تعدادی کلاس‌بند برای چند حالت کلی از انسان آموزش داده شده که این حالات کلی می‌تواند مربوط به چند زاویه مشخص باشد. زمانی که یک تصویر ورودی به سیستم داده می‌شود ابتدا با استفاده از کلاس‌بندها، حالت کلی یا زاویه مشخص می‌شود و سپس برای زاویه مورد نظر از یک ساختار درختی برای تطبیق کانتوری استفاده می‌شود. کانتور تطبیق‌یافته حالت دقیق تری از فرد را نشان می‌دهد.

در روش پیشنهادی ما نیز از ساختار درختی مشابهی استفاده می‌شود. تفاوت کار این مقاله و روش پیشنهادی ما در گره‌های میانی این درخت و



(الف)



(ب)

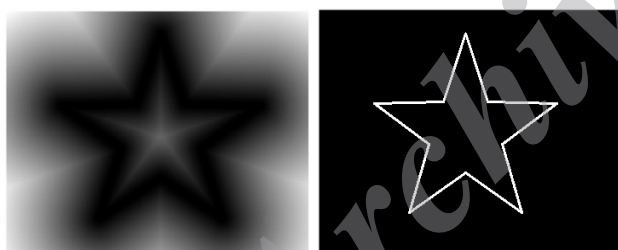


(ج)



(د)

شکل ۳: نمونه‌ای از کانتورهای استخراج شده از مدل سه بعدی برای بخش‌های مختلف بدن، (الف) کانتور از کل بدن بدون جزئیات، (ب) کانتور از کل بدن با جزئیات، (ج) کانتور از پایین تنه بدون جزئیات و (د) کانتور از پایین تنه با جزئیات.



(ب)

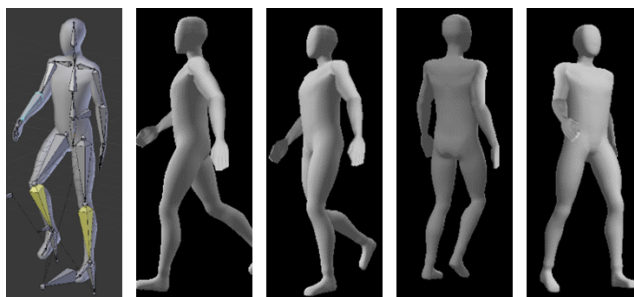
(الف)

شکل ۴: (الف) تصویر لبه و (ب) تبدیل فاصله متناظر با تصویر سمت راست.

خوشه‌بندی بر روی کانتورها انجام می‌شود. انجام خوشه‌بندی تعداد مقایسات را به مقدار قابل توجهی کاهش می‌دهد. همچنین عمل پیمایش درخت به نحوی انجام می‌شود که مشکل جابه‌جایی تصویر ورودی تا حدی رفع می‌گردد. در زیربخش ۳-۲ به تشریح نحوه این خوشه‌بندی پرداخته می‌شود.

تبدیل فاصله

تبدیل فاصله یکی از ابزارهای مهم و پرکاربرد در بینایی ماشین، پردازش تصویر و شناسایی الگو می‌باشد. تبدیل فاصله برای یک تصویر باینری، ماتریسی هم‌بعد با تصویر باینری ورودی است. این تصویر باینری معمولاً یک تصویر لبه (برای مثال خروجی یک الگوریتم لبه‌یاب) می‌باشد. درایه‌های این ماتریس بیانگر فاصله هر نقطه از تصویر تا نزدیک‌ترین نقطه روشن در تصویر باینری است [۲۳]. شکل ۴ یک نمونه تصویر لبه و تبدیل فاصله متناظر را نشان می‌دهد.



شکل ۱: مدل سه بعدی طراحی شده از انسان در زوایا و حالت‌های مختلف راه رفتن.



شکل ۲: رنگ‌آمیزی مدل سه بعدی به منظور تشخیص اندام.

در گام بعد به منظور استخراج کانتور از تصاویر به دست آمده، مدل سه بعدی رنگ‌آمیزی می‌شود. رنگ‌آمیزی صورت گرفته، استخراج کانتورهای مربوط به بخش‌های مختلف بدن را ممکن می‌سازد. شکل ۲ نمونه‌ای از این رنگ‌آمیزی را نشان می‌دهد.

در انتخاب این رنگ‌ها سعی می‌شود که مقادیر سه مؤلفه رنگی متفاوت باشند تا در مرحله بعد با پردازشی بسیار ساده بتوان کانتورهای مورد نظر را استخراج نمود. در گام بعد با عملیات لبه‌یابی در تصاویر رنگی کانتورهای متنوعی استخراج می‌شود. برای مثال مجموعه‌ای از کانتورهای پایین‌تنه، بالاتنه، کانتور کلی و کانتورهایی با جزئیات تهیه شده است.

استفاده از تکنیک پیشنهادی در این پژوهش، این امکان را در اختیار ما قرار می‌دهد که کانتورهایی با جزئیات را نیز استخراج نماییم. تولید این چنین کانتورهایی با استفاده از روش جداسازی پس‌زمینه امکان‌پذیر نمی‌باشد. کانتورهای با جزئیات در برخی موارد انطباق‌های بسیار بهتری را در تصویر ایجاد می‌کنند که در بخش‌های بعد به آن اشاره خواهیم نمود. شکل ۳ چند نمونه از کانتورهای به دست آمده را نشان می‌دهد.

همان طور که در شکل‌های بالا مشاهده می‌کنید در حالت با جزئیات، خطوطی از کانتور ظاهر می‌شود (با رنگ قرمز مشخص شده است) که می‌تواند در تشخیص جهت فرد مفید باشد. همچنین در کاربردهای دیگری نظیر استخراج اعضای بدن می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

۱-۳ انطباق و تشخیص نزدیک‌ترین کانتور

به منظور انطباق بهترین کانتور به تصویر ورودی، ابتدا لبه‌های تصویر استخراج و در مرحله بعد فاصله بین تصویر باینری لبه و کانتورها محاسبه می‌شود. طریقه محاسبه این فاصله با استفاده از تبدیل فاصله برای دو تصویر باینری است که در ادامه شرح داده شده است.

یافتن شبیه‌ترین و نزدیک‌ترین کانتور به تصویر لبه می‌تواند به صورت یک جستجوی خطی صورت گیرد. در این حالت پیچیدگی محاسباتی بسیار بالا می‌باشد. همچنین اگر در تصویر ورودی جابه‌جایی رخ داده باشد ممکن است کانتور مناسبی استخراج نگردد. در روش پیشنهادی ابتدا عمل

در این رابطه $Dt()$ تبدیل فاصله و عملگر \circ مجموع ضرب درایه‌های متناظر دو ماتریس می‌باشد. به عنوان مثال فرض کنید که می‌خواهیم تعیین کنیم که از بین دو چندضلعی سطر الف در شکل ۵ کدام به چندضلعی در شکل ۴ شبیه‌تر است.

در شکل ۵ فاصله دو تصویر چندضلعی با تصویر شکل ۴ بر اساس (۴) محاسبه شده است. بر این اساس تصویری که مقدار فاصله کمتری دارد به عنوان تصویر شبیه‌تر انتخاب می‌گردد که در مثال بالا تصویر سمت راست خواهد بود. در واقع تصویر سمت راست همان تصویر شکل ۴ با مقداری جابه‌جایی است. کلیه تصاویر در ابعاد یکسان می‌باشند.

۳-۲ خوشه‌بندی کانتورها

همان طور که در بخش‌های قبل اشاره شد فاصله دو تصویر باینری بر پایه تبدیل فاصله، معیاری غیر اقلیدسی می‌باشد و با توجه به این موضوع خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی^۱ مناسب است. در خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی ابتدا فاصله هر زوج از نمونه داده‌ها محاسبه می‌شود و حاصل آن در ماتریسی به نام ماتریس فاصله ذخیره می‌گردد. به صورت مشابه در این مقاله ماتریس فاصله‌ای به ابعاد 6480×6480 برای کلیه کانتورها محاسبه می‌شود. مقدار عددی درایه‌های این ماتریس، بیانگر فاصله هر زوج کانتور (به روش تبدیل فاصله) می‌باشد. در پژوهش صورت‌گرفته از پیوند میانگین^۲ برای خوشه‌بندی استفاده شده است [۲۵]. نتیجه خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، درختی است که گره‌های میانی نمایانگر خوشه‌ها هستند. بدین ترتیب بر اساس تعداد خوشه‌های مورد نیاز می‌توان از ریشه تا سطح دلخواه از درخت را پیمود. بدین ترتیب در بالاترین سطح، کلیه داده‌ها در یک خوشه قرار می‌گیرند. برای مثال ممکن است در یک گره میانی، تعداد ۱۰۰۰ کانتور درون یک خوشه قرار گیرند. در پژوهش صورت‌گرفته به گره‌های میانی درخت خوشه‌بندی، کلمه ابرکانتور اطلاق می‌شود، بدین معنی که این گره مجموعه‌ای از کانتورها را درون خود دارد.

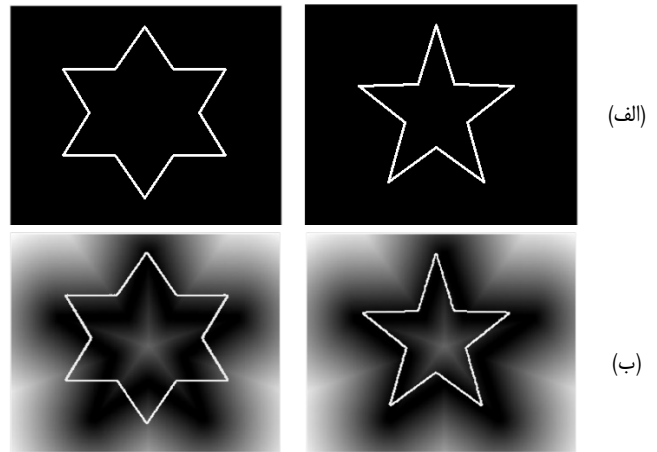
نحوه ساخت یک ابرکانتور بدین صورت است که فرض کنید لبه‌ها در کانتور مقدار ۱ و زمینه مقدار ۰ را داشته باشد. یک ابرکانتور از مجموع پیکسل‌های نظیر به نظیر یک کانتور با کانتور دیگر حاصل می‌شود. در نهایت، مجموع به دست آمده بر تعداد تصاویر تقسیم می‌گردد. رابطه (۵) نحوه محاسبه یک ابرکانتور با استفاده از چندین کانتور دیگر را نشان می‌دهد

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (5)$$

در این رابطه C_i نمایانگر کانتورها و C نمایانگر ابرکانتور می‌باشد. در شکل ۶ قسمتی از درخت حاصل از خوشه‌بندی یکی از انواع کانتورهای به دست آمده و ابرکانتورهای متناظر با هر گره نمایش داده شده است. در این شکل اعداد بالای هر گره نمایانگر تعداد کانتورهای تشکیل‌دهنده آن ابرکانتور می‌باشد.

۳-۳ پیمایش خوشه‌بندی

از آنجایی که کانتورهای ساخته‌شده دارای ابعاد ۱۲۸ در ۴۸ پیکسل می‌باشند، تصویر ورودی نیز به این ابعاد تغییر داده می‌شود. سپس با استفاده از الگوریتم‌های لبه‌یابی، لبه‌های تصویر استخراج می‌گردد. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم لبه‌یابی canny عمل لبه‌یابی انجام شده



$$Dist(I, I') = 9981652$$

$$Dist(I, I') = 1819759$$

شکل ۵: محاسبه شباهت تصویر دو چندضلعی و شکل ۴ بر اساس تبدیل فاصله، (الف) تصاویر دو چندضلعی و (ب) انطباق تصاویر متناظر با سطر الف بر روی تبدیل فاصله شکل ۴.

در شکل ۴ تصویر سمت چپ یک ماتریس تبدیل فاصله را نشان می‌دهد. در این تصویر مقادیر کاملاً تیره بیانگر نقاطی در تصویر اصلی است که روی لبه قرار گرفته‌اند و در واقع فاصله این نقاط تا پیکسل‌های لبه صفر است و بالعکس نقاط روشن بیانگر مکان‌هایی هستند که از لبه‌ها فاصله دارند. هرچه از لبه‌ها فاصله می‌گیریم تبدیل فاصله مقدار عددی بزرگ‌تری به خود می‌گیرد، همان گونه که در تصویر چپ این شکل مقدار روشن‌تری به آنها اختصاص یافته است.

یکی از کاربردهای تبدیل فاصله تعیین شباهت بین دو مجموعه پیکسل می‌باشد. این دو مجموعه پیکسل می‌تواند دو تصویر باینری باشد که پیکسل‌های غیر صفر اعضای مجموعه هستند. فرض کنید برای دو تک‌نقطه a و b ، معیار فاصله $d()$ به صورت فاصله اقلیدسی باشد. بدین ترتیب به صورت (۱) داریم

$$d(a, b) = \|a - b\| \quad (1)$$

همچنین فاصله بین تک‌نقطه a و مجموعه نقاط $B = \{b_1, \dots, b_{N_b}\}$ به صورت (۲) تعریف شود

$$d(a, B) = \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (2)$$

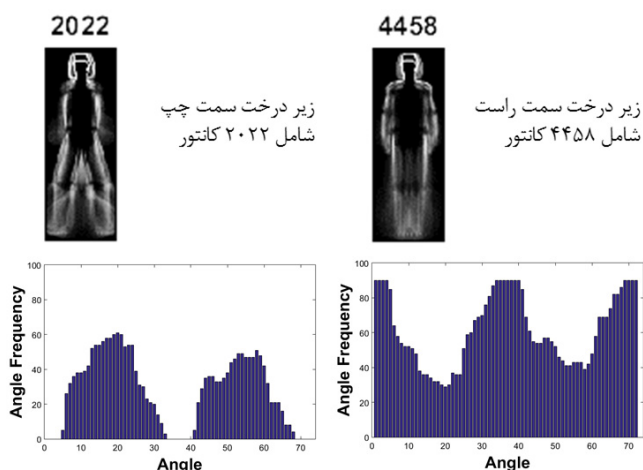
برای محاسبه فاصله بین دو مجموعه از نقاط، روابط متفاوتی قابل تعریف می‌باشد. در این مقاله از (۳) برای محاسبه این فاصله استفاده نموده‌ایم [۲۴]. یکی از ویژگی‌های این رابطه، مقاوم‌بودن به مجموعه‌های حاوی نویز می‌باشد و بدین ترتیب فاصله دو مجموعه نقاط B و $A = \{a_1, \dots, a_{N_a}\}$ صورت رابطه زیر محاسبه می‌شود

$$d(A, B) = \frac{1}{N_a} \sum_{a \in A} d(a, B) \quad (3)$$

حال فرض کنید دو تصویر لبه داریم و قصد داریم فاصله دو تصویر را محاسبه کنیم. هر یک از دو تصویر لبه را می‌توان مجموعه‌ای از نقاط در نظر گرفت و با این فرض می‌توانیم از (۳) برای محاسبه فاصله استفاده کنیم. تبدیل فاصله ماتریسی از مجموعه B فراهم می‌کند که ما را از محاسبه‌های چندباره (۲) بی‌نیاز می‌سازد. در واقع برای هر نقطه از تصویر، مینیمم فاصله تا پیکسل لبه محاسبه شده است. با این فرضیات فاصله دو تصویر باینری I و I' به صورت (۴) خواهد بود

$$Dist(I, I') = Dt(I) \circ I' \quad (4)$$

1. Hierarchical Clustering
2. Average Linkage



شکل ۷: هیستوگرام زاویه‌ای برای دو گره از درخت شکل ۶

می‌شود این توزیع از حالت یکنواخت خارج گردیده و به سمت تمرکز بر روی یک زاویه خاص پیش می‌رود. بدین ترتیب برای هر گره از درخت هیستوگرامی ذخیره می‌شود که شامل فراوانی در ۷۲ زاویه می‌باشد. برای مثال برای دو زیرگره از گره ریشه در شکل ۶ هیستوگرام زاویه‌ای به صورت شکل ۷ خواهد بود.

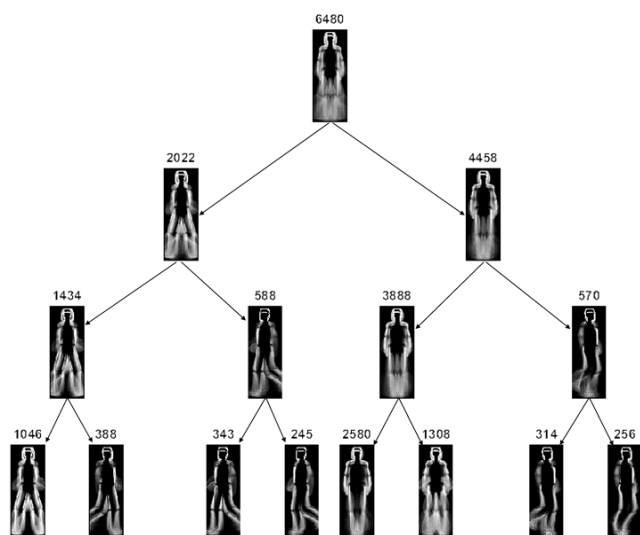
همان طور که در شکل ۷ مشاهده می‌شود مجموع دو هیستوگرام برای گره‌های فرزند ریشه برابر فراوانی گره والد خواهد بود که یک توزیع یکنواخت است و نکته‌ای که باید بدان اشاره کرد نقطه اتمام پیمایش درخت می‌باشد. به منظور جلوگیری از overfit شدن پیمایش، زمانی که گره‌ای با تعداد کانتور ۲۰۰ ملاقات می‌شود عمل پیمایش خاتمه یافته و هیستوگرام زاویه‌ای مربوط به آن گره به عنوان تخمینی از زاویه قرارگیری فرد نسبت به دوربین در نظر گرفته می‌شود. نحوه انتخاب مقدار حد آستانه در بخش ۶-۱ تشریح شده است.

۳-۴ محاسبه زاویه قرارگیری شخص به کمک ترکیبی از درخت‌های کانتوری

همان طور که در بخش‌های قبل اشاره شد با کمک جداسازی قسمت‌های مختلف بدن، کانتورهایی برای هر بخش از بدن تهیه شده است. در مرحله بعد و با کمک خوشه‌بندی برای هر گروه از کانتورها درخت مجزایی ساخته می‌شود. در مرحله تعیین زاویه قرارگیری شخص در تصویر، تصویر ورودی به چندین نوع درخت داده می‌شود. خروجی هر یک از این درخت‌ها، هیستوگرام زاویه‌ای می‌باشد. در مرحله بعد هیستوگرام‌های به دست آمده از طریق (۶) با هم ترکیب شده و در نهایت یک هیستوگرام زاویه‌ای خواهیم داشت که قسمتی از بردار ویژگی نهایی را تشکیل می‌دهد

$$\mathbb{H}(i) = \sum_{k \in \text{treeTypes}} (H^k(i) \times |C^k|_{\otimes} \times (1 - \frac{D^k}{\sum_{j=k} D^j})) \quad (6)$$

رابطه (۶) ترکیب خطی هیستوگرام‌های زاویه‌ای به دست آمده از پیمایش درخت‌ها را نشان می‌دهد. عبارت $\mathbb{H}(i)$ مؤلفه i ام از هیستوگرام ترکیبی نهایی و عبارت $H^k(i)$ مؤلفه i ام از هیستوگرام خروجی مربوط به درخت k ام می‌باشد. عملگر $| \cdot |_{\otimes}$ مجموع پیکسل‌های یک ابرکانتور را محاسبه می‌کند. بدین ترتیب هیستوگرام زاویه‌ای که متعلق به ابرکانتوری با لبه‌ها و مساحت بیشتر باشد، وزن بیشتری را در هیستوگرام نهایی خواهد داشت. همان طور که در بخش ۳-۳ عنوان شد، تصویر ورودی با



شکل ۶: خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی کانتورها و تشکیل ابرکانتورها.

است و سپس تبدیل فاصله برای تصویر لبه محاسبه می‌شود. در هر مرحله از پیمایش، فاصله بین ابرکانتور و تصویر تبدیل‌یافته بر اساس (۴) محاسبه می‌گردد. گره فرزندی که فاصله کمتری دارد برای پیمایش بعدی انتخاب می‌شود. یکی از مشکلاتی که می‌تواند منجر به انطباق نادرست گردد جابه‌جایی در تصویر ورودی است. برای رفع این مشکل مکانیزمی طراحی گردیده که با پایین‌رفتن در درخت این موقعیت به مرور اصلاح می‌شود و در نتیجه کانتوری که کمترین فاصله را با تصویر لبه دارد استخراج می‌شود. گام‌های الگوریتم پیمایش درخت به صورت زیر می‌باشد:

- ۱) محاسبه تبدیل فاصله برای لبه‌های تصویر ورودی.
- ۲) تخصیص بردار جابه‌جایی به صورت $[x=0, y=0]$.
- ۳) انتخاب ریشه درخت خوشه‌بندی به عنوان گره root.
- ۴) محاسبه چهار مقدار فاصله برای هر یک از دو گره فرزند (ابرکانتور) پیش رو که عبارتند از:

- a. ابرکانتور جابه‌جاشده به اندازه $+1$ پیکسل در راستای x .
- b. ابرکانتور جابه‌جاشده به اندازه -1 پیکسل در راستای x .
- c. ابرکانتور جابه‌جاشده به اندازه $+1$ پیکسل در راستای y .
- d. ابرکانتور جابه‌جاشده به اندازه -1 پیکسل در راستای y .
- ۵) انتخاب کمترین فاصله در مرحله ۴ و تخصیص آن به عنوان فاصله فرزند مورد نظر.
- ۶) انتخاب فرزند با فاصله کمتر و تخصیص آن به عنوان مقدار جدید root.
- ۷) به روز رسانی بردار جابه‌جایی کل بر اساس مقدار جابه‌جایی به دست آمده در گام ۴.
- ۸) رفتن به قدم ۱۰ در صورتی که تعداد کانتورهای موجود در گره منتخب، کمتر از یک مقدار آستانه باشد.
- ۹) رفتن به قدم ۴.
- ۱۰) اتمام.

ساختمان داده مورد استفاده برای ذخیره‌سازی این ابرکانتورها درخت می‌باشد. یکی از اطلاعات مفیدی که در ادامه مورد استفاده قرار می‌گیرد اطلاعات زاویه‌ای در هر گره از درخت می‌باشد. همان طور که قبلاً گفته شد ۶۴۸۰ کانتوری که در گره ریشه درخت قرار گرفته شامل ۷۲ زاویه مختلف می‌باشند. بدین ترتیب اگر فراوانی زاویه را برای گره ریشه محاسبه کنیم به صورت یک توزیع یکنواخت بوده که برای هر زاویه ۹۰ کانتور را شامل می‌شود $(90 \times 72 = 6480)$. به تدریج که درخت پیمایش

نتیجه تأثیرات منفی تغییرات کنتراست در تصویر حذف می‌شود. یکی از کاربردهای این توصیفگر که بسیار مورد توجه قرار گرفته است، تشخیص انسان در تصویر می‌باشد [۱۵]. این توصیفگر بیشتر در مواقعی کاربرد دارد که شیء هدف، تغییرات ظاهری قابل توجهی به خود می‌گیرد. در شکل ۸ هیستوگرام گرادیان‌های جهتی برای دو تصویر انسان محاسبه گردیده و نمایش داده شده است.

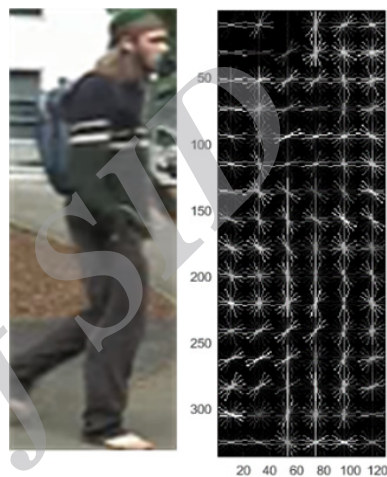
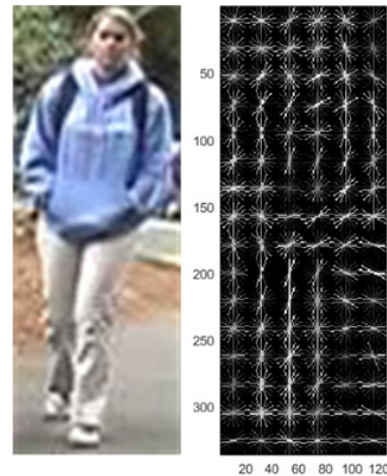
در [۴] ابتدا تصویر ورودی به ابعاد ۱۹۲ در ۶۴ تغییر می‌یابد. اندازه بلاک‌های جدول، ۸ پیکسل در ۸ پیکسل انتخاب شده و تعداد زاویه‌ها در محاسبه فراوانی، ۹ در نظر گرفته شده است. هیستوگرام گرادیان‌های جهتی برای سه اندازه از تصویر (به ترتیب با مقیاس ۱، ۰/۵ و ۰/۲۵) محاسبه و ضرایب HOG این سه مقیاس در کنار هم قرار داده شده که برداری با ۲۲۶۸ مؤلفه می‌باشد.

در گام بعد اطلاعات کانتوری پیشنهادی در بخش ۳ به بردار ویژگی ارائه شده در [۴] اضافه می‌گردد. همان طور که در بخش ۳ بررسی شد پیمایش چهار نوع درخت کانتور و ترکیب هیستوگرام‌های زاویه‌ای حاصله با استفاده از (۶)، برداری هشت مؤلفه‌ای تولید می‌کند. سپس این هشت مؤلفه در کنار ۲۲۶۸ مؤلفه ذکر شده در بالا قرار می‌گیرد. در نتیجه برای هر تصویر، بردار ویژگی ۲۲۷۶ مؤلفه‌ای خواهیم داشت. همان طور که در بخش ۳-۴ عنوان شد در تولید بردار هشت مؤلفه‌ای، نرمال‌سازی صورت می‌گیرد. این نرمال‌سازی بزرگی بردار تولید شده را در مقایسه با بردار پایه (۲۲۶۸ مؤلفه‌ای) بیشتر نموده و منجر به تأثیرگذاری در نتایج و در نهایت بهبود می‌گردد. به عنوان مثال در بردار نرمال شده همیشه مؤلفه‌ای با مقدار ۱ داریم و به عبارتی این نرمال‌سازی بخشی از نحوه ترکیب دو بردار ویژگی است. البته به منظور ترکیب دو روش می‌توان از روش‌های دیگر ترکیب نیز استفاده نمود. در این مقاله سعی شده از ساده‌ترین طریقه ترکیب استفاده شود و تمرکز اصلی بر روی رویکرد تولید ویژگی پیشنهادی باشد. با استفاده از این بردار، ماشین بردار پشتیبان آموزش داده می‌شود. به منظور کاهش بار محاسباتی با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی، بردار ۲۲۷۶ بعدی به ۱۰۰ بعد کاهش داده می‌شود. آزمایش‌های صورت گرفته کلیه حالات ذکر شده را در بر دارد.

۵- داده‌های مورد استفاده و آموزش

مجموعه داده‌های مورد استفاده جهت آموزش از مجموعه داده‌های [۹] می‌باشد. این مجموعه داده شامل تصاویری از افراد در جهت‌های مختلف است. تفاوت دو زاویه مجاور ۴۵ درجه می‌باشد که بدین ترتیب هشت کلاس مختلف خواهیم داشت. پراکندگی داده‌ها در این هشت کلاس تقریباً یکسان بوده و در حدود ۶۰۰ تصویر برای هر کلاس می‌باشد. اندازه تصاویر در برخی موارد با هم متفاوت بوده و همچنین برخی از تصاویر رنگی هستند. لذا قبل از آموزش، پیش‌پردازشی جهت یکسان‌سازی تصاویر صورت گرفته است. پیش‌پردازشی که بر روی این داده‌ها صورت گرفته شامل برش ناحیه شخص در تصویر می‌باشد. این مجموعه داده‌ها شامل فایل‌ها با فرمت xml بوده که برچسب تصویر و همچنین موقعیت قرارگیری شخص در آن مشخص شده است. شکل ۹ تعدادی از این تصاویر برای هشت زاویه مختلف را نشان می‌دهد.

به منظور ارزیابی دقت کلاس‌بند، مجموعه داده‌های VIPeR مورد استفاده قرار گرفته است. این مجموعه داده شامل ۱۲۶۴ تصویر رنگی است که اشخاصی در جهت‌های مختلف را در بر می‌گیرد [۲۶].

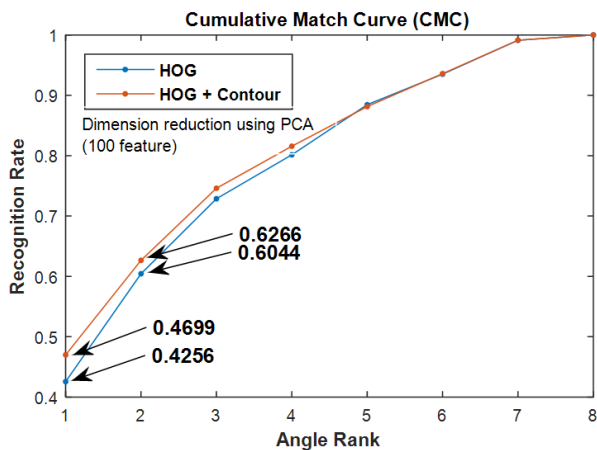


شکل ۸: هیستوگرام گرادیان‌های جهتی برای دو نمونه تصویر بعد از تبدیل به تصویر سطح خاکستری.

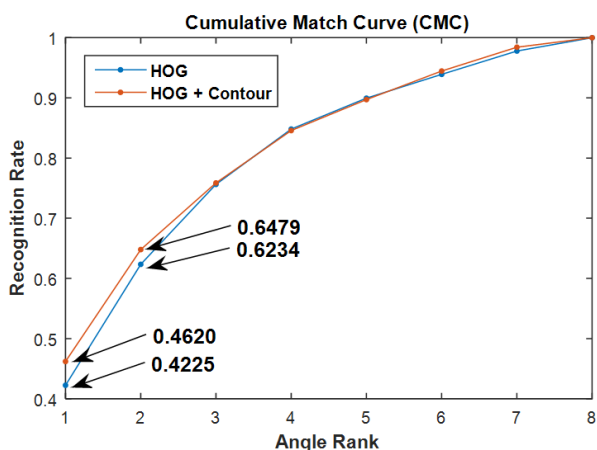
استفاده از تبدیل فاصله در درخت خوشه‌بندی (برای مثال نوع k) که شامل ابرکانتورها است پیمایش شده و در نهایت به یک گره برگ ختم می‌گردد. در رابطه فوق فاصله تصویر ورودی و گره برگ یافت شده با نماد D^k نشان داده شده است. در نتیجه عبارت انتهایی (۶) نشان می‌دهد ابرکانتوری که فاصله کمتری تا تصویر ورودی دارد وزن بیشتری در هیستوگرام نهایی خواهد داشت. در نهایت نرمال‌سازی بر روی هیستوگرام نهایی انجام می‌شود. در این نرمال‌سازی کلیه مقادیر مؤلفه‌های هیستوگرام بر مقدار ماکسیمم تقسیم می‌گردد که به دلیل پرهیز از پیچیدگی در (۶) لحاظ نشده است. علت این نرمال‌سازی در بخش ۴ مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۴- ترکیب هیستوگرام زاویه‌ای و HOG به عنوان ویژگی نهایی

در این پژوهش ترکیبی از هیستوگرام زاویه‌ای به دست آمده در بخش قبل به همراه ویژگی ارائه شده در [۴] استفاده شده است. ویژگی اصلی مورد استفاده در مقاله مذکور، هیستوگرام گرادیان‌های جهتی است. هیستوگرام گرادیان‌های جهتی (HOG) توصیفگری است که در بینایی ماشین و پردازش تصویر به منظور تشخیص اشیا مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این توصیفگر ابتدا تصویر ورودی جدول‌بندی شده و سپس برای هر سلول از این جدول، فراوانی (هیستوگرام) هر یک از گرادیان‌های تصویر در جهات مختلف محاسبه می‌شود. همچنین برای هر سلول از این جدول بر اساس سلول‌های مجاور نرمال‌سازی صورت می‌گیرد که در



شکل ۹: تصاویر مجموعه داده مورد استفاده جهت آموزش.



شکل ۱۰: تصاویر نمونه از مجموعه داده‌های استفاده شده در تست.



این مجموعه داده مشابه با مجموعه آموزشی به صورت گسترده در هشت جهت می‌باشد. شرایط نوری گوناگون، کیفیت پایین و وجود نویز از ویژگی‌های این مجموعه داده می‌باشد. در مرحله تست این مجموعه تصاویر به صورت سطح خاکستری تبدیل شده‌اند. دلیل انتخاب این مجموعه تصاویر، دشواری تشخیص زاویه و استفاده از این مجموعه در کاربردهای دیگر از جمله بازشناسی می‌باشد. در این مجموعه داده پراکندگی تصاویر در زوایای مختلف یکسان نیست. شکل ۱۰ تعدادی از این تصاویر را نشان می‌دهد.

شکل ۱۱: نتایج به دست آمده از کلاس‌بندی نهایی با استفاده از ویژگی پیشنهادی بر روی نمودار CMC.

بیشترین مقدار در خروجی کلاس‌بند برای حالت پایه دارای دقت ۴۲٪ و برای حالتی که ویژگی پیشنهادی به ویژگی HOG اضافه گردیده دارای دقت ۴۶٪ می‌باشد. همین نمودار نشان می‌دهد احتمال وقوع برچسب درست در دو بزرگ‌ترین مقدار خروجی کلاس‌بند، برای حالت پایه ۶۲٪ و برای حالت پیشنهادی ۶۴٪ می‌باشد.

شکل ۱۲ ماتریس در هم ریختگی را برای نتایج به دست آمده در دو حالت نشان می‌دهد. در حالت اول تنها از ویژگی HOG در کلاس‌بند SVM استفاده گردیده (حالت پایه) و در حالت دوم ویژگی HOG به همراه ویژگی پیشنهادی که مبتنی بر اطلاعات کانتوری است در کلاس‌بند SVM استفاده شده است.

همان طور که مشاهده می‌شود در ماتریس در هم ریختگی، برای کلیه کلاس‌ها دقت بیشتری نسبت به حالت پایه به دست آمده است که این نشان‌دهنده وجود اطلاعات مفید در ویژگی پیشنهادی است. همچنین با توجه به نمودار شکل ۱۱، ترکیب ویژگی پیشنهادی با ویژگی HOG در مقایسه با ویژگی حالت پایه از دقت تشخیص بالاتری برخوردار است. میزان این بهبود در رتبه‌های یک و دو (Rank ۱, Rank ۲) تقریباً ۴٪ می‌باشد. در تشریح بهبود کلاس‌بندی با استفاده از ویژگی پیشنهادی می‌توان گفت که بر خلاف هیستوگرام گرادیان جهتی که برگرفته از اطلاعات گرادیانی در نواحی محلی در تصویر می‌باشد، ویژگی پیشنهادی مبتنی بر اطلاعات کانتور تصویر است که دیدی یکپارچه نسبت به تصویر دارد. اطلاعات به دست آمده از ابرکانتور تطبیق‌یافته با تصویر ورودی، اطلاعات تکمیلی و متفاوتی نسبت به توصیفگر HOG در اختیار ما می‌گذارد. در نتیجه ترکیب ویژگی حاصله در روش پیشنهادی با روش

۶- آزمایش‌ها و نتایج

آزمایش‌های صورت‌گرفته در چهار حالت انجام شده است. در حالت اول تنها با استفاده از ویژگی هیستوگرام گرادیان‌های جهتی و بدون کاهش بعد و با استفاده از کلاس‌بند SVM، داده‌های تست کلاس‌بندی شده‌اند. حالت اول مشابه با [۴] و [۹] می‌باشد و در حالت دوم ویژگی پیشنهادی که برگرفته از اطلاعات کانتوری است به ویژگی HOG اضافه گردیده و بدون کاهش بعد با استفاده از کلاس‌بند SVM، کلاس‌بندی انجام شده است. در دو حالت دیگر با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی، بردارهای آموزشی ورودی، کاهش بعد (۱۰۰ ویژگی) می‌یابند. در دو حالت اخیر به دلیل کاهش قابل توجه تعداد ویژگی‌ها سرعت اجرای الگوریتم در مرحله آموزش و در مرحله تست به صورت قابل توجهی افزایش می‌یابد. نتایج آزمایشات در قالب دو نمودار نشان داده شده است. در این پژوهش از کلاس‌بند SVM با مقدار خروجی احتمالاتی برای هر کلاس استفاده شده است. بدین ترتیب بر روی مقادیر احتمالاتی به دست آمده، عمل مرتب‌سازی صورت گرفته که بیشترین مقدار، برچسب کلاس خروجی است. مقدار دوم در مقادیر مرتب‌سازی شده کاندید دوم برای برچسب نمونه تستی می‌باشد. با استفاده از این اطلاعات، نمودار CMC^۱ به دست آمده که اطلاعات دقیقی از رفتار کلاس‌بند نهایی را در اختیار قرار می‌دهد. همچنین با استفاده از ماتریس در هم ریختگی مقایسه‌ای بین روش پایه و روش پیشنهادی انجام شده است.

در شکل ۱۱ نمودار CMC برای دو حالت با استفاده از روش پیشنهادی و حالت پایه نشان داده شده است. این نمودار نشان می‌دهد که

1. Cumulative Match Curve

همچنین واریانس این قله نیز متناسب با اندازه چند زاویه مجاور باشد. بررسی‌های صورت گرفته نشان می‌دهد که مقدار بهینه این حد آستانه با در نظر گرفتن فرض بالا، مقداری در حدود ۲۰۰ کانتور در برگ‌ها می‌باشد. انتخاب تابع کرنل مناسب در کلاس‌بند SVM از اهمیت خاصی برخوردار است و این انتخاب به جنس داده‌های آموزشی بستگی دارد. به عبارتی معیار شباهت بین داده‌ها می‌تواند ما را در انتخاب کرنل مناسب راهنمایی کند. در اکثر کاربردها معیار شباهت اقلیدسی معیار مناسبی می‌باشد و در چنین حالتی کرنل گاوسی که تابعی از فاصله اقلیدسی است مناسب است. در مواردی که معیار شباهت بین داده‌ها کسینوسی است کرنل‌های خطی و چندجمله‌ای مناسب می‌باشند. همان طور که در بخش‌های قبل اشاره شد جنس مؤلفه‌های بردار ویژگی نهایی ترکیبی در این مقاله از جنس مؤلفه‌های هیستوگرام هستند. مجموعه این هیستوگرام‌ها به نوعی بافت کلی تصویر را مشخص می‌کنند و همچنین به دلیل وجود شرایط نوری متفاوت در تصاویر، تناسب و همبستگی مؤلفه‌های بردار ویژگی بیش از اختلاف اندازه این مؤلفه‌ها اهمیت دارند. لذا از بین انواع معیارهای ارائه شده برای محاسبه شباهت دو هیستوگرام یا دو توزیع احتمالاتی، معیارهایی نظیر باتچریا^۱، کسینوسی و فیدلیتی^۲ که همگی بر پایه ضرب داخلی می‌باشند، انتخاب‌های مناسب‌تری خواهند بود [۲۷]. بر این اساس کرنل‌هایی از قبیل خطی و چندجمله‌ای مناسب می‌باشند. در پیاده‌سازی‌های انجام شده با بررسی داده‌های آموزشی و تست، از کرنل چندجمله‌ای با پارامتر درجه ۳ به عنوان کرنل ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. کلاس‌بند SVM مورد استفاده در این مقاله برگرفته از بسته نرم‌افزاری LibSvm می‌باشد [۲۸].

۶-۲ آنالیز پیچیدگی زمانی

این بخش شامل آنالیز پیچیدگی زمانی الگوریتم پیشنهادی است و همچنین تأثیر پارامترهای مختلف الگوریتم پیشنهادی را بر پیچیدگی زمانی بررسی خواهیم نمود. در نهایت مقایسه‌ای بین ویژگی پیشنهادی و هیستوگرام گرادین‌های جهت‌ی به عنوان ویژگی پایه از نقطه نظر پیچیدگی محاسباتی خواهیم داشت. همان طور که در بخش ۳ آمده است محاسبه ویژگی پیشنهادی نیازمند چهار قدم اصلی می‌باشد:

(۱) استخراج لبه و گرادین (مشترک با HOG)

(۲) محاسبه تبدیل فاصله

(۳) پیمایش درخت

(۴) استفاده از کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان (مشترک با HOG)

در [۲۹] پیچیدگی محاسباتی تبدیل فاصله از مرتبه $M \times N \times 2$ عنوان شده که در آن M و N طول و عرض تصویر در واحد پیکسل می‌باشد. پیمایش درخت خوشه‌بندی در روش پیشنهادی با حد آستانه بهینه به طور متوسط تا عمق $d = 6, 5$ انجام خواهد گرفت. تعداد عملیات جابه‌جایی در راستای افقی و عمودی با توجه به بخش ۳-۳ مقدار $A = 4$ است و در هر گره این کار برای ریشه‌های دو زیردرخت راست و چپ به منظور یافتن گره برنده انجام می‌شود. در هر مقایسه یک عمل ضرب داخلی بین عناصر غیر صفر ابرکانتور و ماتریس تبدیل فاصله انجام می‌شود. تعداد عناصر غیر صفر ابرکانتورها وابسته به ناحیه‌ای است که ابرکانتور بدان تعلق دارد. آزمایش‌های انجام شده نشان می‌دهد که تعداد درایه‌های غیر صفر ابرکانتورها در انواع درخت‌ها به طور متوسط

Confusion Matrix (HOG + Contour)

Output Class	90	135	180	225	270	315	0	45	
90	185 14.6%	20 1.6%	16 1.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	11 0.9%	39 3.1%	68.3% 31.7%
135	52 4.1%	36 2.8%	10 0.8%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 0.4%	3 0.2%	34.0% 66.0%
180	0 0.0%	9 0.7%	37 2.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	8 0.6%	4 0.3%	63.8% 36.2%
225	1 0.1%	0 0.0%	7 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	4 0.3%	1 0.1%	0.0% 100%
270	55 4.4%	31 2.5%	40 3.2%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	58 4.6%	37 2.9%	0.0% 100%
315	3 0.2%	4 0.3%	7 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	24 1.9%	0 0.0%	0.0% 100%
0	8 0.6%	18 1.4%	76 6.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	265 21.0%	42 3.3%	64.8% 35.2%
45	39 3.1%	4 0.3%	16 1.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	27 2.1%	61 4.8%	41.5% 58.5%
	53.9% 46.1%	29.5% 70.5%	17.7% 82.3%	NaN% NaN%	NaN% NaN%	0.0% 100%	65.9% 34.1%	32.6% 67.4%	46.2% 53.8%
	90	135	180	225	270	315	0	45	

Confusion Matrix (HOG)

Output Class	90	135	180	225	270	315	0	45	
90	164 13.0%	12 0.9%	7 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	11 0.9%	38 3.0%	70.7% 29.3%
135	57 4.5%	32 2.5%	8 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.2%	2 0.2%	31.7% 68.3%
180	0 0.0%	7 0.6%	37 2.9%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	8 0.6%	3 0.2%	67.3% 32.7%
225	2 0.2%	0 0.0%	7 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	1 0.1%	0.0% 100%
270	79 6.3%	48 3.8%	58 4.6%	0 0.0%	0 0.0%	1 0.1%	81 6.4%	53 4.2%	0.0% 100%
315	4 0.3%	4 0.3%	13 1.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	30 2.4%	0 0.0%	0.0% 100%
0	6 0.5%	15 1.2%	72 5.7%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	247 19.5%	36 2.8%	65.7% 34.3%
45	31 2.5%	4 0.3%	7 0.6%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	22 1.7%	54 4.3%	45.8% 54.2%
	47.8% 52.2%	26.2% 73.8%	17.7% 82.3%	NaN% NaN%	NaN% NaN%	0.0% 100%	61.4% 38.6%	28.9% 71.1%	42.2% 57.8%
	90	135	180	225	270	315	0	45	

شکل ۱۲: ماتریس در هم ریختگی برای نتایج کلاس‌بندی نهایی.

پایه، منجر به بهبود در نتایج شده است. در زیربخش‌های پیش رو نحوه تعیین پارامترهای روش پیشنهادی و همچنین مقایسه روش پیشنهادی با روش پایه از منظر پیچیدگی زمانی، بررسی خواهد شد.

۶-۱ تعیین حد آستانه در ساخت و پیمایش درخت

خوشه‌بندی

یکی از پارامترهای روش پیشنهادی، حد آستانه در ساخت و پیمایش درخت خوشه‌بندی می‌باشد. انتخاب درست این پارامتر بر پیچیدگی زمانی و دقت الگوریتم تأثیرگذار خواهد بود. همان طور که در بخش ۳-۳ ذکر شد پیمایش درخت خوشه‌بندی به گره برگی منتهی می‌شود که حاوی هیستوگرام زاویه‌ای از کانتورهای آن گره می‌باشد. مقدار آستانه بهینه در روش پیشنهادی مقدار است که ابرکانتورهای برگ از منظر زاویه نه خیلی خاص و نه خیلی کلی باشند. به عبارتی می‌خواهیم حد آستانه‌ای را پیدا کنیم که هیستوگرام زاویه‌ای متناظر با برگ‌ها، یک توزیع تک‌قله‌ای و

1. Bhattacharyya

2. Fidelity

در نهایت نشان دادیم که با ترکیب اطلاعات کانتوری از چندین بخش و اطلاعات هیستوگرام گرادیان‌های جهتی و استفاده از آن در یک کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان، دقت تخمین زاویه در هشت جهت، بهبود می‌یابد.

مراجع

- [1] K. Smith, S. O. Ba, J. M. Odobez, and D. Gatica-Perez, "Tracking the visual focus of attention for a varying number of wandering people," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 7, pp. 1212-1229, Jul. 2008.
- [2] ع. سبکی و ح. حسن پور، "بهبود الگوریتم SDALF در بازشناسی انسان با بهره‌گیری از اطلاعات زاویه شخص،" *بیست و سومین کنفرانس مهندسی برق ایران*، صص. ۸۹۴-۸۹۰، اردیبهشت ۱۳۹۴.
- [3] G. Fanelli, J. Gall, and L. Van Gool, "Real time head pose estimation with random regression forests," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'11*, pp. 617-624, Jun. 2011.
- [4] D. Baltieri, R. Vezzani, and R. Cucchiara, "Sarc3d: a new 3d body model for people tracking and re-identification," in *Proc. Int. Conf. on Image Analysis and Processing ICIAP'11*, pp. 197-206, Sept. 2011.
- [5] L. Bourdev and J. Malik, "Poselets: body part detectors trained using 3d human pose annotations," in *Proc. IEEE 12th Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 1365-1372, Sep. 2009.
- [6] D. Tosato, M. Spera, M. Cristani, and V. Murino, "Characterizing humans on riemannian manifolds," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 8, pp. 1972-1984, Aug. 2013.
- [7] J. Tao and R. Klette, "Integrated pedestrian and direction classification using a random decision forest," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision Workshops, ICCVW'13*, pp. 230-237, Dec. 2013.
- [8] M. Andriluka, S. Roth, and B. Schiele, "Pictorial structures revisited: people detection and articulated pose estimation," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'09*, pp. 1014-1021, Jun. 2009.
- [9] M. Andriluka, S. Roth, and B. Schiele, "Monocular 3d pose estimation and tracking by detection," in *Proc., IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'10*, pp. 623-630, Jun. 2010.
- [10] D. M. Gavrila and S. Munder, "Multi-cue pedestrian detection and tracking from a moving vehicle," *International J. of Computer Vision*, vol. 73, no. 1, pp. 41-59, Jun. 2007.
- [11] Y. Mu, S. Yan, Y. Liu, T. Huang, and B. Zhou, "Discriminative local binary patterns for human detection in personal album," in *Proc., IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'08*, 8 pp, 23-28 Jun. 2008.
- [12] O. Tuzel, F. Porikli, and P. Meer, "Pedestrian detection via classification on riemannian manifolds," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, no. 10, pp. 1713-1727, Oct. 2008.
- [13] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan, "Object detection with discriminatively trained part-based models," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, no. 9, pp. 1627-1645, Sept. 2010.
- [14] Q. Zhu, M. C. Yeh, K. T. Cheng, and S. Avidan, "Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'06*, vol. 2, pp. 1491-1498, Jun. 2006.
- [15] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'05*, vol. 1, pp. 886-893, Jun. 2005.
- [16] ع. سبکی و ح. حسن پور، "بازشناسی انسان در سیستم‌های نظارت ویدیویی،" *مجله محاسبات نرم دانشگاه کاشان*، جلد سوم، شماره اول، صص. ۸۱-۶۲، تابستان ۱۳۹۳.
- [17] D. Huang, M. Storer, F. De la Torre, and H. Bischof, "Supervised local subspace learning for continuous head pose estimation," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'11*, pp. 2921-2928, Jun. 2011.
- [18] E. Murphy-Chutorian and M. M. Trivedi, "Head pose estimation in computer vision: a survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 4, pp. 607-626, Apr. 2009.

$\beta = 0.4$ تعداد کل درایه‌ها می‌باشد. همچنین این پیمایش‌ها به تعداد درخت‌های خوشه‌بندی برای بخش‌های مختلف بدن انجام می‌شود که در آزمایشات انجام شده این تعداد $t = 2$ می‌باشد. لذا پیچیدگی زمانی الگوریتم پیشنهادی به صورت رابطه زیر محاسبه می‌شود

$$T = 2 \times N \times M + t \times 2 \times A \times (d-1) \times \beta \times N \times M = 35.2 \times N \times M \quad (7)$$

همان طور که در بخش ۴ بیان شد توصیفگر HOG فراوانی گرادیان‌های تصویر را در ۹ جهت محاسبه می‌کند. محاسبه این فراوانی در بلاک‌های ۸ پیکسل در ۸ پیکسل می‌باشد. با صرف نظر از محاسبات مربوط به این بلاک‌بندی‌ها و نرمال‌سازی‌ها، محاسبات مورد نیاز برای ویژگی HOG دارای سه قدم زیر است:

(۱) استخراج لبه و گرادیان (مشترک با روش پیشنهادی).

(۲) محاسبه فراوانی گرادیان‌های تصویر در ۹ جهت.

(۳) استفاده از کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان (مشترک با روش پیشنهادی).

محاسبه گرادیان‌های تصویر در ۹ جهت دارای پیچیدگی زمانی زیر بر

حسب تعداد عملیات مقایسه می‌باشد

$$T = 9 \times N \times M \quad (8)$$

بردار ویژگی ارائه شده در [۲۵] توصیفگر HOG را در سه مقیاس محاسبه می‌کند. این مقیاس‌ها به ترتیب ۱، ۰/۵ و ۰/۲۵ می‌باشند و بدین ترتیب پیچیدگی زمانی برای الگوریتم پایه به صورت رابطه زیر است

$$T = 9 \times N \times M + \frac{9 \times (N \times M)}{4} + \frac{9 \times (N \times M)}{8} = 12.375 \times (N \times M) \quad (9)$$

با توجه به این که درخت خوشه‌بندی در روش پیشنهادی بر اساس تصاویر با ابعاد ۱۲۸ در ۴۸ پیکسل بوده و ابعاد تصاویر در روش پایه ۱۹۶ در ۶۴ می‌باشد به صورت خلاصه پیچیدگی روش پیشنهادی برابر است با $216000 \approx 12.375 \times 128 \times 48$ و پیچیدگی زمانی روش پایه برابر است با $155000 \approx 12.375 \times 196 \times 64$ عمل مقایسه. نتایج این تحلیل نشان می‌دهد که پیچیدگی زمانی ویژگی پیشنهادی مقدار قابل قبولی بوده و با تنظیم پارامترهای مربوطه می‌توان به دقت و پیچیدگی محاسباتی مطلوبی دست یافت. همچنین کانتور تطبیق‌یافته اطلاعاتی در ارتباط با وضعیت دقیق فرد نیز در اختیار ما قرار می‌دهد.

۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله تخمینی از هشت زاویه برای تصویر شخص ارائه شده است و رویکرد اصلی، استفاده از اطلاعات کانتوری تصویر در کنار ویژگی هیستوگرام گرادیان‌های جهتی می‌باشد. یک کانتور، اطلاعات یکپارچه‌ای از لبه‌های اصلی در اطراف شیء فراهم می‌کند. کانتورهای مورد استفاده در این مقاله از یک مدل سه‌بعدی انسان تولید شده است. استفاده از مدل سه‌بعدی این امکان را فراهم می‌سازد که کانتورهایی برای بخش‌های مختلف بدن در اختیار داشته و همچنین محدودیتی در تولید داده‌های آموزشی نداشته باشیم. در گام بعد بر روی اطلاعات کانتوری، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی انجام می‌گیرد. در این مقاله تعریف جدیدی از ابرکانتور که شامل مجموعه‌ای از کانتورهاست ارائه گردید که این ابرکانتورها در گره‌های میانی درخت خوشه‌بندی قرار می‌گیرند. سپس با در دست داشتن تصویر ورودی، پیمایشی بر روی این درخت انجام می‌گیرد که در حین پایین‌رفتن در درخت، اجازه حرکت افقی و عمودی به کانتور داده می‌شود.

- [28] C. C. Chang, and C. J. Lin, "LIBSVM: a library for support vector machines," *ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology*, vol. 2, no. 3, Article no. 27, Apr. 2011.
- [29] P. Felzenszwalb and D. Huttenlocher, *Distance Transforms of Sampled Functions*, Cornell University, 2004.
- علی سبلی** تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی کامپیوتر در سال ۱۳۸۵ از دانشگاه یزد و مقطع کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی در سال ۱۳۸۸ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر به پایان رسانده است. ایشان در حال حاضر دانشجوی دکتری در گرایش هوش مصنوعی در آزمایشگاه پردازش تصویر و داده کاوی از دانشگاه صنعتی شاهرود می باشند. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش تصویر، پردازش زبان طبیعی و محاسبات تکاملی.
- حمید حسن پور** تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی کامپیوتر در سال ۱۳۷۲ از دانشگاه علم و صنعت ایران و مقطع کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی در سال ۱۳۷۵ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر به پایان رسانده است. ایشان مدرک دکتری خود را از دانشگاه صنعتی کوئینزلند استرالیا در گرایش پردازش سیگنال در سال ۱۳۸۳ اخذ نمودند. ایشان در حال حاضر صاحب کرسی استادی در دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات در دانشگاه صنعتی شاهرود می باشند. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش تصویر، پردازش سیگنال، پردازش و تحلیل زمان-فرکانس سیگنال.
- [19] D. Tran and D. Forsyth, "Improved human parsing with a full relational model," in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'10*, pt. 4, , pp. 227-240, Sep.2010.
- [20] M. Enzweiler and D. M. Gavrila, "Integrated pedestrian classification and orientation estimation," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'10*, pp. 982-989, Jun. 2010.
- [21] I. Chavel, *Riemannian Geometry: A Modern Introduction*, Cambridge University Press, vol. 98, Apr. 2006.
- [22] N. F. Troje, "Decomposing biological motion: A framework for analysis and synthesis of human gait patterns," *Journal of Vision*, vol. 2, no. 5, pp. 371-387, Sep. 2002.
- [23] R. Kimmel, N. Kiryati, and A. M. Bruckstein, "Sub-pixel distance maps and weighted distance transforms," *J. of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 6, no. 2-3, pp. 223-233, Jun. 1996.
- [24] M. P. Dubuisson and A. K. Jain, "A modified Hausdorff distance for object matching," in *Proc. of the 12th IAPR Int. Conf. IEEE Pattern Recognition, Computer Vision & Image Processing*, vol. 1, pp. 566-568, Oct. 1994.
- [25] L. Rokach and O. Maimon, "Clustering methods," in *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, Springer, pp. 321-352, 2005.
- [26] D. Gray, S. Brennan, and H. Tao, "Evaluating appearance models for recognition, reacquisition, and tracking," in *Proc. IEEE International Workshop on Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*, vol. 3, pp. 41-47, Oct. 2007.
- [27] S. H. Cha, "Comprehensive Survey on Distance/Similarity Measures between Probability Density Functions," *Int. J. of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, vol. 1, no. 4, pp. 300-307, 2007.

Archive of SID