

الحمد لله رب العالمين



دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات
رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد

تشخیص کلاه ایمنی برای موتورسواران با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر

نگارنده: راضیه بداغی شیمنی

استاد راهنما

دکتر حمید حسن پور

استاد مشاور

دکتر طایفه عسکری جواران

شهریور ۱۳۹۷

نام بعضی نفرات رزق روح شده است، برآتم میخشد، روشنم میدارد...

تقدیم به آنان که آموختند مرا، تالیاموزم

استاد عزیزم جناب آقای دکتر حسن پور و استاد مهربانم سرکار خانم دکتر عسکری

تقدیم به آنان که وجودم بزر حدیه وجودشان نیست

پدر و مادر عزیزم

و تقدیم به خواهران و برادران بهتراز جانم.

از یک کلام جان فزا، صد مرده احیای کنی

هنگام تعلیم سخن، کار میحای کنی

هر دم که می گوئی سخن، جان می دهی ما را به تن

در جان دمیدن در بدن، اعجاز صبی می کنی

با دانش خود هر زمان، بخشی حیات جاودان

خضری و آب زندگی، در ساغرهای کنی

دست چو شد از کج سپید، آمدید صیقل پدید

یعنی به هنگام غل، اعجاز موسی می کنی

از استاد با کمالات و شایسته؛ جناب آقای دکتر حمید حسن پور که در کمال سه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از هیچ کجی در این عرصه بر من دریغ

نمودند و زحمت راهنمایی این پایان نامه را بر عهده گرفتند؛

از استاد صبور، باتقوا و خوش اخلاق، سرکار خانم دکتر طحیه عسکری جواران، که زحمت مشاوره این پایان نامه را در حالی منتهی شدند که

بدون مساعدت ایشان، این پروژه به نتیجه مطلوب نمی رسید؛ کمال تشکر و قدردانی را دارم.

تعهد نامه

اینجانب راضیه بداغی شیمینی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته هوش مصنوعی دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه تشخیص کلاه ایمنی برای موتورسواران با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر تحت راهنمایی جناب آقای دکتر حمید حسن پور متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

امضای دانشجو

تاریخ

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

کلاه ایمنی یک وسیله ضروری برای موتورسواران است که می‌تواند تا حد زیادی صدمه‌های وارد شده به ناحیه سر را هنگام تصادف کاهش دهد؛ اما برخی موتورسواران گاهی به دلایل مختلفی از آن استفاده نمی‌کنند. برای این منظور در بیشتر کشورها، قانون استفاده از کلاه ایمنی برای موتورسواران وضع شده است. استفاده از نیروی انسانی برای بررسی نقض‌کنندگان این قانون، کاری مداوم، خسته‌کننده و همراه با خطا است. بنابراین نیاز به سیستم‌های هوشمندی است که بتواند موارد تخلف را شناسایی کند.

در طی چند سال گذشته پژوهش‌هایی با استفاده از راهکارهای پردازش تصویر برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی ارائه شده است. در این روش‌ها، برای شناسایی کلاه ایمنی از ویژگی‌های سطح پایین (رنگ، شکل و بافت) یا سطح بالا (ویژگی‌های معنایی) استفاده شده است. بیشتر تحقیق‌های انجام شده در استخراج ویژگی‌های سطح پایین از ناحیه سر موتورسوار، از چندین توصیفگر استفاده کرده‌اند. استفاده از چندین توصیفگر، محاسبات و زمان زیادی می‌خواهد. همچنین سیستمی که از ویژگی‌های سطح بالا استفاده می‌کند، به داده‌های زیادی برای آموزش نیاز دارد.

در این پایان‌نامه روشی برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی ارائه شده است که بر اساس راهکارهای پردازش تصویر، ویژگی‌های سطح پایین را از تصاویر موتورسواران (ناحیه سر) استخراج می‌کند. روش ارائه شده، از مفهوم بافت در پردازش تصویر برای استخراج ویژگی جهت تشخیص کلاه ایمنی استفاده می‌کند. با بررسی تصویر سر و تحلیل بافت آن به خوبی می‌توان موتورسوار بدون کلاه ایمنی را شناسایی کرد. برای بهبود دقت این روش، علاوه بر مفهوم بافت از ویژگی شکل هندسی (شیب ناحیه‌های محلی تصویر) نیز برای شناسایی کلاه ایمنی استفاده می‌شود.

برای ارزیابی عملکرد، روش ارائه شده روی پایگاه داده‌ای حاوی ۲۵۵ تصویر موتورسوار دارای کلاه ایمنی و بدون کلاه ایمنی اعمال شد. بهترین دقت حاصل از روش به کارگیری بافت و روش به کارگیری بافت به همراه شکل هندسی، به ترتیب برابر با ۹۵/۶۸ و ۹۸/۰۳ است. همچنین این روش از نظر دقت و سرعت با یک روش موجود روی یک پایگاه داده یکسان مقایسه شد، و نتایج نشان دهنده برتری روش ارائه شده در پایان نامه است. **کلمات کلیدی:** موتورسوار، ناحیه سر، کلاه ایمنی، ویژگی‌های سطح پایین، توصیفگر، بافت، شکل هندسی.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

- [1] Badaghei, R., Hassanpour, H. and Askari Javaran, T. "Helmet Detection on Motorcyclists Using Image Processing Techniques", ***International Journal of Semantic Computing (IJSC)***, Submitted on Aug 01, 2018 (*Under Review*).
- [2] Badaghei, R., Hassanpour, H. and Askari Javaran, T. "Detection of Motorcyclists Without Helmet Using Image Texture and Shape Analyze", ***Journal of Computer Science and Technology (JCST)***, (*Under Prepration*).
- [۳] بداغی شیمنی ر، حسن پور ح، و عسکری جواران ط، (۱۳۹۷) "تشخیص کلاه ایمنی برای موتورسواران با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر" اولین کنگره و نمایشگاه بین‌المللی علوم و تکنولوژی‌های نوین، ۱۴ شهریور ۱۳۹۷.

فهرست مطالب

فصل اول: مقدمه

۱-۱- پیشگفتار.....	۲
۱-۲- شناسایی کلاه ایمنی به کمک پردازش تصویر.....	۲
۱-۳- تعریف مسأله.....	۴
۱-۴- هدف پایان نامه.....	۴
۱-۵- نوآوری پایان نامه.....	۵
۱-۶- ساختار پایان نامه.....	۶
۱-۷- جمع بندی.....	۶

فصل دوم: مروری بر کارهای گذشته

۲-۱- مقدمه.....	۸
۲-۲- ادبیات موضوع.....	۸
۲-۲-۱- ویژگی های سطح پایین.....	۸
۲-۲-۲- ویژگی های سطح بالا.....	۲۰
۲-۳- روش های موجود مبتنی بر استفاده از ویژگی های سطح پایین.....	۲۱
۲-۴- روش های موجود مبتنی بر ویژگی های سطح بالا.....	۳۱
۲-۵- جمع بندی.....	۳۲

فصل سوم: روش پیشنهادی

۳-۱- مقدمه.....	۳۴
۳-۲- روش پیشنهادی با استفاده از بافت تصویر.....	۳۵
۳-۳- روش پیشنهادی با استفاده از بافت همراه با شکل هندسی.....	۴۹
۳-۴- جمع‌بندی.....	۵۵

فصل چهارم: ارزیابی روش پیشنهادی و بررسی نتایج

۴-۱- مقدمه.....	۵۸
۴-۲- پایگاه داده مورد استفاده.....	۵۸
۴-۳- معیارهای ارزیابی روش پیشنهادی.....	۵۹
۴-۴- بررسی نتایج روش پیشنهادی در استفاده از ویژگی بافت.....	۶۱
۴-۵- بررسی نتایج روش استفاده از ویژگی‌های بافت و شکل هندسی.....	۶۶
۴-۶- مقایسه روش پیشنهادی با روش موجود.....	۶۷
۴-۷- جمع‌بندی.....	۶۹

فصل پنجم: جمع‌بندی

۵-۱- جمع‌بندی.....	۷۲
۵-۲- کارهای آینده.....	۷۳
منابع.....	۷۵

فهرست اشکال

- شکل (۱-۱): ناحیه کاندید (ناحیه داخل جعبه قرمز رنگ) در تصویر موتورسوار [۳]..... ۳
- شکل (۲-۱): نمونه‌هایی از تصاویر ترافیکی تهیه شده..... ۵
- شکل (۱-۲): عملکرد عملگر *LBP*..... ۱۰
- شکل (۲-۲): نمونه‌ای از تشکیل ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری..... ۱۱
- شکل (۳-۲): اعمال تبدیل موجک به تصویر الف) نمای شماتیک زیرباندهای تصویر ب) زیرباندهای حاصل از تبدیل موجک روی یک تصویر..... ۱۶
- شکل (۴-۲): الف) ماسک سوپل ب) ماسک رابرتز..... ۱۷
- شکل (۵-۲): استخراج ویژگی‌های سلسله مراتبی از تصویر..... ۲۰
- شکل (۶-۲): تعیین ناحیه شامل سر موتورسوار الف) ناحیه کاندید؛ ب) تصویر سطح خاکستری حاصل از الف، پ) تصویر باینری حاصل از ب، ت) لبه تصویر پ، ث) بهترین دایره ج) تصویر زیر پنجره محاسبه شده..... ۲۶
- شکل (۷-۲): تعیین رنگ زرد با آستانه گذاری؛ الف) تصویر اصلی؛ ب) تصویر باینری استخراج شده با استفاده از آستانه گذاری با رنگ قرمز؛ پ) تصویر باینری استخراج شده با استفاده از آستانه گذاری با رنگ سبز؛ ت) ناحیه مشترک تصاویر ب و پ؛ ث) ناحیه دارای رنگ زرد..... ۲۸
- شکل (۸-۲): بلوک دیاگرام تشخیص کلاه ایمنی در [۲۱]..... ۲۹
- شکل (۹-۲): ناحیه کاندید در مرجع [۲۶]..... ۳۱
- شکل (۱-۳): بلوک دیاگرام روش پیشنهادی..... ۳۵
- شکل (۲-۳): چند نمونه از تصاویر (سطر بالا) و نمایش وجود نویز نمک و فلفل در هیستوگرام آن‌ها (سطر پایین)..... ۳۶
- شکل (۳-۳): تابع چگالی احتمال نویز ضربه..... ۳۸
- شکل (۴-۳): چند نمونه از تصاویر استفاده شده در این تحقیق..... ۳۹

- شکل (۳-۵): عملگر *LBP* با شعاع ها و تعداد همسایه‌های مختلف..... ۴۱
- شکل (۳-۶): الگوی دودویی یکنواخت در عملگر *LBP* با شعاع یک و تعداد همسایگی هشت..... ۴۲
- شکل (۳-۷): مثال‌هایی از مفهوم ریزالگوها در *LBP*..... ۴۲
- شکل (۳-۸): تاثیر چرخش ۹۰ درجه‌ای یک همسایگی بر *LBP*؛ الف) قبل از چرخش، ب) بعد از چرخش .. ۴۵
- شکل (۳-۹): بردار ویژگی حاصل از پنجره بندی تصویر ۴۶
- شکل (۳-۱۰): تاثیر اعمال عملگر *ULBP* روی تصویر *LV*؛ الف و چ) تصاویر بدون کلاه ایمنی، ب و ح) تصاویر دارای کلاه ایمنی، پ و ث) به ترتیب هیستوگرام *ULBP* حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر *LV*، الف)، ت) و ج) به ترتیب هیستوگرام *ULBP* حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر *LV*، ب)، خ) و ذ) به ترتیب هیستوگرام *ULBP* حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر *LV*، چ)، د) و ر) به ترتیب هیستوگرام *ULBP* حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر *LV* ح)..... ۴۸
- شکل (۳-۱۱): مختصات نه نقطه از تصویر در یک پنجره 3×3 ۵۲
- شکل (۳-۱۲): چند نمونه از تصاویر با جهت شیب ناحیه‌های محلی درون آن‌ها با استفاده از هیستوگرام مبتنی بر گرادیان..... ۵۴
- شکل (۴-۱): چند نمونه از تصاویر استفاده شده در روش پیشنهادی..... ۵۹
- شکل (۴-۲): تصویر واریانس (سطر دوم) چند نمونه از تصاویر (سطر اول)..... ۶۱
- شکل (۴-۳): چند نمونه تصویر برای بررسی عملکرد عملگر *ULBP*..... ۶۳

فهرست جداول

جدول (۱-۲): نتایج به دست آمده در مرجع [۳].....	۲۴
جدول (۲-۲): بهترین نتیجه به دست آمده برای تشخیص کلاه ایمنی در [۴].....	۲۶
جدول (۳-۲): نتایج به دست آمده برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی در مرجع [۱۹].....	۲۷
جدول (۴-۲): نتایج به دست آمده برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی [۶].....	۳۰
جدول (۱-۴): بررسی عملکرد عملگر <i>ULBP</i> روی تصاویر شکل (۳-۴).....	۶۳
جدول (۲-۴): بررسی عملکرد عملگر <i>ULBP</i> روی تصاویر شکل (۳-۴).....	۶۴
جدول (۳-۴): بررسی عملکرد طبقه‌بندها قبل و بعد از عمل هموار کردن.....	۶۴
جدول (۴-۴): جدول درهم ریختگی طبقه‌بند <i>RF</i>	۶۵
جدول (۵-۴): جدول درهم ریختگی طبقه‌بند <i>SVM</i>	۶۵
جدول (۶-۴): جدول درهم ریختگی طبقه‌بند <i>RF</i>	۶۶
جدول (۷-۴): جدول درهم ریختگی طبقه‌بند <i>SVM</i>	۶۶
جدول (۸-۴): مقایسه روش پیشنهادی با روش مرجع [۴] از نظر دقت طبقه‌بندی.....	۶۷
جدول (۹-۴): مقایسه زمانی روش [۴] با روش پیشنهادی.....	۶۸

واژه‌نامه فارسی به انگلیسی

K-Fold Cross Validation	اعتبارسنجی چند مرحله
Bin	انبارک
Feature Extraction	استخراج ویژگی
Local Binary Pattern	الگوی دودویی محلی
Entropy	آنترپی
Texture	بافت
Feature Vector	بردار ویژگی
Pre-processing	پیش پردازش
Convolution	پیچش
Hybrid Descriptor	توصیفگر ترکیبی
Detection	تشخیص
Circle Hough Transform	تبدیل هاف دایره‌ای
Wavelet Transform	تبدیل موجک
Random Forest	جنگل تصادفی
Convolution Neural Network	شبکه عصبی کانولوشن
Helmet	کلاه ایمنی
Motorcycle	موتورسیکلت
Support Vector Machine	ماشین بردار پشتیبان
Confusion Matrix	ماتریس درهم‌ریختگی
Matrix Gray Level Co-Occurrence	ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری
Overlap	هم‌پوشانی
Correlation	همبستگی
Histogram of Oriented Gradient	هیستوگرام مبتنی بر گرادیان
Low- Level Features	ویژگی‌های سطح پایین
Local Variance	واریانس محلی

واژه‌نامه انگلیسی به فارسی

Bin	انبارک
Circle Hough Transform	تبدیل هاف دایره‌ای
Correlation	همبستگی
Convolution	پیچش
Confusion Matrix	ماتریس درهم ریختگی
Convolution Neural Network	شبکه عصبی کانولوشن
Detection	تشخیص
Entropy	آنتروپی
Feature Vector	بردار ویژگی
Feature Extraction	استخراج ویژگی
Matrix Gray Level Co-Occurrence	ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری
Hybrid Descriptor	توصیفگر ترکیبی
Helmet	کلاه ایمنی
Histogram of Oriented Gradient	هیستوگرام مبتنی بر گرادیان
K-Fold Cross Validation	اعتبارسنجی چند مرحله
Low- Level Features	ویژگی‌های سطح پایین
Local Binary Pattern	الگوی دودویی محلی
Local Variance	واریانس محلی
Motorcycle	موتورسیکلت
Overlap	هم‌پوشانی
Pre-processing	پیش‌پردازش
Random Forest	جنگل تصادفی
Support Vector Machine	ماشین بردار پشتیبان
Texture	بافت
Wavelet Transform	تبدیل موجک

فصل اول

مقدمه

۱-۱- پیشگفتار

امروزه تصادفات جاده‌ای یکی از مهم‌ترین دلایل مرگ‌ومیر انسان‌ها در جوامع مختلف از جمله ایران است. موتورسیکلت، یکی از وسایل نقلیه پرطرفدار در بین جامعه مردمی به‌خصوص در میان قشر کم درآمد یا با درآمد پایین است. اکثر آسیب‌های وارد شده به موتورسواران در حین رانندگی از ناحیه سر آن‌ها است که در بیشتر مواقع باعث آسیب جدی به آن‌ها می‌شود.

کلاه ایمنی یک وسیله ضروری برای موتورسواران است که باعث کاهش صدمه‌های وارد شده به ناحیه سر آن‌ها می‌شود. در حالی که پوشیدن کلاه ایمنی برای موتورسواران در بیشتر کشورها از جمله ایران به صورت یک قانون درآمده است، برخی موتورسواران به دلایل مختلف از پوشیدن آن امتناع می‌ورزند [۱]. با توجه به این مسائل، دوربین‌های نظارتی برای ضبط تصاویر وسایل نقلیه در سطح شهرها و جاده‌ها نصب شده است. استفاده از عوامل انسانی برای نظارت بر فیلم‌های ضبط شده توسط این دوربین‌ها، خستگی و بی‌حوصلگی نیروی انسانی را به همراه دارد؛ که این موارد منجر به بالا رفتن نرخ خطا در تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی می‌شود. یکی دیگر از مشکل‌های استفاده از نیروی انسانی برای تشخیص موارد تخلف این است که، نظارت بر این تصاویر کاری مداوم است که هم نیاز به نیروی انسانی زیاد دارد و هم هزینه و زمان زیادی را صرف می‌کند. با توجه به این موارد، نیاز به سیستم‌های هوشمندی است تا موتورسواران متخلفی را که از پوشیدن کلاه ایمنی سر باز می‌زنند، شناسایی کنند [۲].

۱-۲- شناسایی کلاه ایمنی به کمک پردازش تصویر

شناسایی موتورسیکلت از دیگر وسایل نقلیه و تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی طی چند سال گذشته یکی از موضوع‌هایی است که مورد توجه محققین در زمینه پردازش تصویر و بینایی ماشین قرار گرفته است. در تحقیق‌های انجام شده، شناسایی کلاه ایمنی شامل سه گام اساسی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. با توجه به این که سر، قسمت بالایی تصویر موتورسوار را به خود

¹ Damage

اختصاص می‌دهد، اغلب این روش‌ها در گام پیش‌پردازش خود از یک-چهارم یا یک-پنجم قسمت بالای تصویر موتورسوار برای جست‌وجوی کلاه ایمنی استفاده می‌کنند [۳-۶]. با تعیین این ناحیه که ناحیه مورد علاقه^۱ (ROI) یا ناحیه کاندید^۲ نیز گفته می‌شود، هزینه محاسباتی که برای جست‌وجوی کلاه ایمنی انجام می‌شود، کاهش می‌یابد. شکل (۱-۱) نمونه‌ای از از ناحیه کاندید را نشان می‌دهد.



شکل (۱-۱): ناحیه کاندید (ناحیه داخل مستطیل قرمز رنگ) در تصویر موتورسوار [۳].

استخراج ویژگی یکی از مراحل مهم در فرایند تشخیص کلاه ایمنی است. برای استخراج ویژگی، معمولاً از ویژگی‌های سطح پایین (شکل، رنگ و بافت) یا ویژگی‌های سطح بالا که به عبارتی ویژگی‌های معنایی^۳ تصویر نیز نامیده می‌شوند، استفاده می‌شود [۷]. روش‌های موجود از هر دو مورد (ویژگی‌های سطح بالا و پایین) استفاده نموده‌اند، هرچند بیشتر آن‌ها از ویژگی‌های سطح پایین استفاده می‌کنند. ویژگی‌های به دست آمده از این توصیفگرها یک بردار ویژگی مؤثر اما با طول زیاد تشکیل می‌دهند. به دلیل پیچیدگی محاسباتی بردار ویژگی به دست آمده، عمل طبقه‌بندی سخت می‌شود.

² Candidate area
³ Semantic

^۱ Reigon of interested

۳-۱- تعریف مسأله

پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی سه قسمت اصلی در فرایند تشخیص کلاه ایمنی هستند [۶-۳]. در این روش‌ها، یک پیش‌پردازش روی تصاویر اولیه انجام می‌شود تا کار را برای مرحله بعدی آسان نماید. گام بعدی که مهم‌ترین گام نیز هست، گام استخراج ویژگی است. در این گام کلاه ایمنی را از منظر بافت، رنگ و شکل مورد بررسی و تحلیل قرار می‌دهند. توصیفگرهای مختلفی جهت استخراج ویژگی از تصاویر ترافیکی مورد استفاده قرار می‌گیرند که از مهم‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها، می‌توان به الگوی دودویی محلی (*LBP*) و هیستوگرام مبتنی بر گرادیان (*HOG*) اشاره کرد [۳-۵]. دقت گام طبقه‌بندی تصاویر تحت تأثیر ویژگی‌های به دست آمده از این مرحله است.

۴-۱- هدف پایان‌نامه

هدف این پایان‌نامه، تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی است. تصاویر ترافیکی تحت شرایط نوری مختلف و با دوربین‌های با کیفیت پایین ضبط می‌شوند، از این رو دارای کیفیت پایینی هستند. شکل (۱-۲) نمونه‌هایی از این تصاویر را نشان می‌دهد. استفاده از توصیفگرهایی که بتوانند بر روی این تصاویر عمل کرده و اطلاعات مناسب و مفید را دریافت کنند، دقت طبقه‌بندی را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

برای تحقق این هدف، در این پایان‌نامه یک روش برای استخراج اطلاعات از تصاویر ناحیه سر موتورسواران پیشنهاد شده است. در ابتدا به وسیله یک پیش‌پردازش مناسب، تنها با استفاده از یک توصیفگر به استخراج اطلاعات بافت تصویر می‌پردازیم. سپس جهت افزایش عملکرد این روش، از ویژگی شکل هندسی در کنار ویژگی‌های استخراج شده از بافت تصویر برای تفکیک نمونه‌های دو کلاس از هم استفاده می‌شود.



شکل (۱-۲): نمونه هایی از تصاویر ترافیکی تهیه شده.

۱-۵- نوآوری پایان نامه

این تحقیق نسبت به کارهایی که قبلاً در زمینه تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی انجام شده است، دارای دقت بیشتری است. همچنین این روش، تنها با استفاده از یک توصیفگر برای تحلیل بافت تصویر به دقت خوبی رسیده است، در حالی که اغلب روش‌های موجود از چندین توصیفگر برای این کار استفاده نموده‌اند. استفاده از تنها یک توصیفگر در گام استخراج ویژگی نسبت به استفاده از چندین توصیفگر، ویژگی‌های کمتری استخراج می‌کند. تعداد ویژگی‌های کم مشکل پیچیدگی محاسباتی در گام استخراج ویژگی و همچنین محاسبات زمانی برای طبقه‌بندی را کاهش می‌دهد. در ادامه برای بهبود دقت روش ارائه شده، از تصویر واریانس به عنوان یک توصیفگر بافت در کنار توصیفگر *LBP* و همچنین ویژگی شکل هندسی استفاده شده است. استفاده از تصویر واریانس به عنوان یک توصیفگر برای شناسایی کلاه ایمنی، موضوعی است که در پژوهش‌های قبلی نسبت به آن توجهی نشده است.

در تشخیص کلاه ایمنی علاوه بر نرخ تشخیص درست، سرعت انجام این کار نیز مهم است. به طور مثال در این سیستم‌ها علاوه بر این که باید موارد تشخیص داده شده تا حد امکان درست باشند، سرعت انجام این کار نیز مهم است. بنابراین سرعت تشخیص کلاه ایمنی یک پارامتر مهم در سیستم‌های تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی به شمار می‌آید. در این تحقیق سعی شده است تا حد ممکن از روشی استفاده شود که پیچیدگی محاسباتی کم در کنار دقت تشخیص صحیح بالا داشته باشد.

ویژگی اصلی ما با توجه به مفهوم بافت تصویر تعریف می‌شود. از آنجایی که بافت بر اساس همسایگی پیکسل‌ها تعریف می‌شود، از مفهوم بافت به صورت محلی برای استخراج ویژگی استفاده می‌کنیم. بدین منظور از یک پنجره استفاده می‌کنیم و این پنجره را روی کل تصویر حرکت داده و ویژگی‌های بافتی را با توجه به مقدار پیکسل‌های همسایه به دست می‌آوریم. در نهایت از این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌کنیم. برای بهبود این روش از ویژگی شکل هندسی به همراه بافت تصویر استفاده می‌نماییم.

۱-۶- ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه در پنج فصل تدوین شده است. در ادامه، فصل دوم به بررسی کارهای مرتبط موجود می‌پردازد. در فصل سوم، روش پیشنهادی برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی از موتورسواران با کلاه ایمنی ارائه می‌شود. در فصل چهارم، پایگاه داده استفاده شده برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی معرفی می‌گردد و نتایج حاصل از این روش پیشنهادی روی پایگاه داده معرفی شده، مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند. در نهایت در فصل پنجم، به جمع‌بندی کارهای انجام شده پرداخته شده و پیشنهادهایی هم برای کارهای آینده ارائه می‌شود.

۱-۷- جمع‌بندی

با توجه به هدف این پایان‌نامه که تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی است، در این فصل گام‌های مورد نیاز برای این کار و همچنین پرکاربردترین توصیفگرهای استفاده شده جهت استخراج ویژگی معرفی شدند. همان‌طور که اشاره شد، استفاده از چند توصیفگر در گام استخراج ویژگی، ویژگی‌های زیادی تولید می‌کند که گاهی همه آن‌ها مفید نیستند. به علاوه این که وجود ویژگی زیاد، به محاسبات زیاد نیاز دارد و طبقه‌بندی داده‌ها را مشکل می‌کند. بنابراین با توجه به اهمیت و ضرورت این مسأله، نیاز به استفاده از تعداد توصیفگر کمتر در گام استخراج ویژگی است که در این پایان‌نامه هدف بر این است که با استفاده از یک توصیفگر، این مسائل را کاهش داده و روشی با دقت خوب ارائه دهیم. در ادامه نوآوری کار بیان شد و در نهایت ساختار اصلی پایان‌نامه معرفی گردید.

فصل دوم

مروری بر کارهای گذشته

۲-۱-مقدمه

در این فصل کارهای انجام شده در زمینه تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی مرور می‌شود. برای منظم تر شدن کار، مرور در چندین بخش انجام می‌شود. یکی از نوآوری‌های کار، ویژگی مورد استفاده در تشخیص کلاه ایمنی بود. همان‌طور که اشاره شد، هیچ کدام از کارهای انجام شده در این زمینه از ویژگی واریانس به عنوان یک توصیفگر بافت استفاده ننموده‌اند. بنابراین چون ویژگی‌های استخراج شده در این تحقیق جزء ویژگی‌های سطح پایین هستند؛ هم‌چنین برای انجام این کار از دو دسته ویژگی‌های سطح پایین یا سطح بالا استفاده می‌کنند، ابتدا مروری بر این ویژگی‌ها داریم سپس به بررسی چند مورد از پژوهش‌های انجام شده در زمینه تشخیص کلاه ایمنی می‌پردازیم.

۲-۲-ادبیات موضوع

ویژگی جسم، ویژگی یا خصوصیتی از آن جسم است که مشخصه‌های بصری موردنظر را از تصویر استخراج کند. این ویژگی ممکن است از کل تصویر یا به صورت محلی از اشیاء و ناحیه‌های مختلف موجود در آن تصویر به دست آمده باشد.

۲-۲-۱-ویژگی‌های سطح پایین

در استفاده از ویژگی‌های سطح پایین برای تشخیص شیء در صحنه معمولاً از سه مؤلفه رنگ، شکل ظاهری و بافت استفاده می‌شود [۸]، بنابراین برای نظم بخشیدن به این بخش، این مفاهیم در ادامه تشریح می‌شوند.

۱- بافت تصویر

بافت یک تصویر، توصیفی از خواص یک ناحیه از تصویر است که درکی از صافی، زبری، باقاعده یا بی‌قاعده بودن تغییرات آن ناحیه، ریزی و درشتی اجزای تصویر و مانند آن را در بیننده القا می‌کند. آنالیز بافت شاخه مهمی از پردازش تصویر است که در مواردی مانند سنجش از راه دور، بازرسی‌های خودکار، پردازش تصاویر پزشکی و تشخیص هویت مورد استفاده قرار می‌گیرد [۹]. ویژگی بافت با

پیکسل‌های مجاور معنا پیدا می‌کند، در نتیجه استخراج آن جزء عملیات همسایگی^۱ محسوب می‌شود [۱۰]. برخی از روش‌هایی که روی تحلیل بافت تصویر کار می‌کنند عبارتند از: الگوی دودویی محلی (LBP)، ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری ($GLCM$)، تبدیل موجک گابور^۲. این روش‌های استخراج ویژگی بافت در ادامه شرح داده می‌شوند.

الف-الگوی دودویی محلی

الگوی دودویی محلی یا LBP ، یک توصیفگر قدرتمند برای تحلیل بافت تصویر است [۳]. این عملگر^۳ برای هر پیکسل در همسایگی 3×3 ، با توجه به مقدار پیکسل‌های همسایه، یک عدد دهمی تولید می‌کند. در این روش، مقدار پیکسل مرکزی به عنوان حد‌آستانه در نظر گرفته می‌شود. اگر مقدار پیکسل‌های همسایه از مقدار پیکسل مرکزی کوچک‌تر باشد، به آن‌ها برچسب صفر تعلق می‌گیرد، در غیر این صورت با مقدار یک (برچسب یک) جای‌گذاری می‌شود. رابطه (۱-۲) این مطلب را نشان می‌دهد.

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{P-1} S(g_i - g_c) 2^i \quad (1-2)$$

در رابطه (۲-۱) تابع S ، تابع علامت است که در رابطه (۲-۲) نشان داده شده است. P تعداد همسایه‌ها، g_c و g_i به ترتیب نشان دهنده مقدار پیکسل‌های همسایه و پیکسل مورد بررسی (مرکزی) هستند.

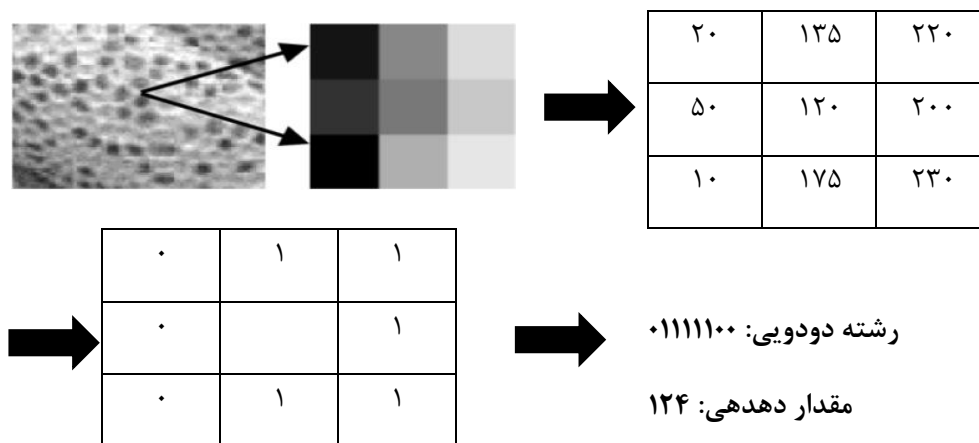
$$S(x) = \begin{cases} 0; & x < 0 \\ 1; & x \geq 0 \end{cases} \quad (2-2)$$

سپس از قرار گرفتن این برچسب‌ها به صورت ساعت‌گرد در کنار هم، یک رشته هشت بیتی تولید می‌شود. مقدار دهمی معادل این رشته بیتی در پیکسل مرکزی قرار می‌گیرد. نحوه عملکرد این الگو در شکل (۱-۲) آورده شده است.

^۳ Operator

^۱ Neighborhood

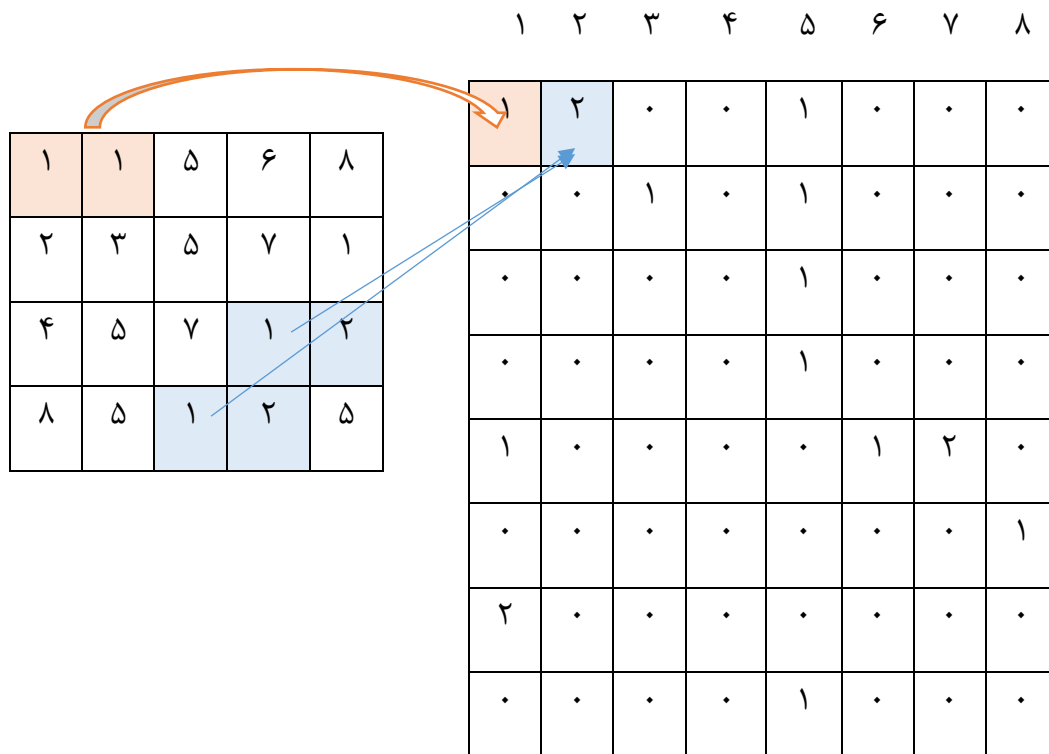
^۲ Gabor Wavelet Transform



شکل (۲-۱): عملکرد عملگر *LBP*

ب- ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری

GLCM از یک تصویر، در مقیاس خاکستری و با توجه به مفهوم همسایگی در تصویر ایجاد می‌شود. فرض کنید که یک پیکسل با سطح خاکستری i به صورت افقی، عمودی یا مورب با پیکسل‌های مجاور با ارزش j رخ می‌دهد. تعداد این رخدادها توسط GLCM محاسبه می‌شود. برای محاسبه این ماتریس، فاصله همسایگی می‌تواند مقادیر یک، دو، سه، چهار و پنج داشته باشد. این فاصله با d مشخص می‌شود. همچنین جهت محاسبه این ماتریس (جهت همسایگی) نیز با θ مشخص می‌شود. θ می‌تواند مقادیر صفر درجه (افقی)، ۹۰ درجه (عمودی)، ۴۵ و ۱۳۵ درجه (مورب) داشته باشد [۸ و ۱۱]. یک نمونه از ماتریس GLCM در شکل (۲-۲) نشان داده شده است، در این ماتریس زاویه بین پیکسل‌ها صفر و فاصله بین آن‌ها یک است. برای مثال، تعداد رخداد دو پیکسل با مقادیر یک و دو به صورت هم‌زمان، با زاویه صفر یعنی در جهت افقی و با فاصله یک، برابر با دو است؛ در سطرهای سه و چهار این دو مورد مشاهده می‌شوند. این مقدار که تعداد رخداد این دو پیکسل به صورت هم‌زمان را نشان می‌دهد در خانه (۲ و ۱) ماتریس هم‌رخداد قرار می‌گیرد.



شکل (۲-۲): نمونه‌ای از تشکیل ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری.

پایه کار استخراج ویژگی بافت، استفاده از یک پنجره متحرک^۱ با ابعاد مشخص، حرکت روی پیکسل‌های تصویر و در نتیجه انجام محاسبات درون پیکسل‌ها است. روش‌های آماری با توجه به تعداد پیکسل مورد استفاده (تعداد همسایگی) و نحوه استفاده، به روش‌های آماری مرتبه اول (تک پیکسل)، مرتبه دوم (زوج پیکسل) و مرتبه‌های بالاتر دسته‌بندی می‌شوند. همان‌طور که گفته شد، اساس بافت بر همسایگی است؛ بنابراین از ویژگی‌های آماری مرتبه دوم برای استخراج بافت از GLCM استفاده می‌شود. چند خواص بافت آماری مانند کنتراست^۲، هم‌بستگی، انرژی^۳، آنتروپی و همگنی^۴ می‌توانند از GLCM مشتق شوند. رابطه‌های (۲-۴) تا (۲-۸) این خواص آماری را نشان می‌دهند. برای درک بهتر این معیارها، فرض کنید اگر G ماتریسی با المان‌های $g(i, j)$ و عملگری که نشان‌دهنده مکان نسبی دو پیکسل در تصویر $f(x, y)$ است، باشد و اگر تعداد دفعاتی که زوج پیکسل‌های با مقادیر شدت Z_i و

³ Energy

⁴ Homogeneity

¹ Moving window

² Contrast

Z_j در نتیجه اعمال O به f رخ می‌دهند در $g(i, j)$ ریخته شود، ماتریس G ایجاد شده را ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری می‌نامند. اگر تعداد کل زوج نقاطی که شرط O را برآورده می‌کنند برابر n باشد، احتمال این که زوج نقاطی که شرط O را برآورده می‌کنند دارای مقدارهای (z_i, z_j) باشند برابر معادله (۳-۲) است. در رابطه‌های زیر، μ_i, μ_j, σ_i و σ_j به ترتیب میانگین و انحراف معیار در راستای سطرها و ستون‌های ماتریس است [۱۲].

$$p(i, j) = \frac{g(i, j)}{n} \quad (۳-۲)$$

۱. کنتراست

$$Contrast = \sum_i \sum_j |i - j|^2 p(i, j) \quad (۴-۲)$$

کنتراست معیاری برای تشخیص تفاوت بین تیره‌ترین سیاه و روشن‌ترین سفید است به گونه‌ای که شفافیت و وضوح تصویر را تعیین می‌کند. به عبارت دیگر، تنوع شدت سطوح خاکستری را نشان می‌دهد. زمانی که پیکسل‌های در یک همسایگی تفاوت درجه خاکستری بالایی دارند، اندازه کنتراست بالا خواهد بود؛ که به نوبه خود نشان دهنده غیر یکنواخت بودن بافت تصویر است.

۲. همبستگی

همبستگی، وابستگی خطی میان سطوح خاکستری در تصویر را اندازه‌گیری می‌کند. شاخصی از میزان وابستگی سطح خاکستری یک پیکسل با پیکسل‌های همسایه‌اش در کل تصویر است. دامنه این معیار بین -۱ تا ۱ است که به ترتیب بیانگر همبستگی کامل منفی و مثبت است. برای واریانس صفر این ویژگی تعریف نشده است [۱۳].

$$Correlation = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (۵-۲)$$

۳. انرژی

انرژی، میزان صافی بافت تصویر را نشان می‌دهد به طوری که کاهش صافی، این ویژگی را کاهش می‌دهد. دامنه معیار انرژی [۱۰-۱] است. هر چه مقدار انرژی تصویر بیشتر باشد، این مقدار به یک نزدیک‌تر می‌شود و برعکس. مقدار بیشینه زمانی رخ می‌دهد که تصویر کاملاً یکنواخت باشد [۱۴ و ۱۵].

$$Energy = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (۶-۲)$$

۴. همگنی

همگنی، معیاری برای اندازه‌گیری نرمی^۱ است که تعداد جفت پیکسل‌های تکراری را نشان می‌دهد. در حالت یکنواختی کامل، مقدار آن یک و در جایی که عدم یکنواختی کامل داریم، این مقدار بسیار نزدیک به صفر است. همگنی، یکنواختی محلی یک جفت پیکسل را اندازه‌گیری می‌کند، که در صورت مشابه بودن درجات خاکستری یک جفت پیکسل، بزرگ است. کنتراست و همگنی کاملاً عکس هم هستند. همگنی کاهش می‌یابد در صورتی که کنتراست افزایش یابد؛ درحالی که انرژی ثابت نگه داشته می‌شود.

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)^2}{1 + |i - j|} \quad (۷-۲)$$

۵. بی‌نظمی

بی‌نظمی، میزان تصادفی بودن توزیع درجات خاکستری پیکسل‌ها یا پیچیدگی تصویر را نشان می‌دهد. هر اندازه بی‌نظمی بیشتر باشد، توزیع درجات خاکستری تصادفی‌تر یا ناهمگن‌تر است. بنابراین بی‌نظمی بالا نشان دهنده بافت ناهمگن تصویر و بی‌نظمی پایین، نشان دهنده بافت همگن است [۱۴ و ۱۵]. بی‌نظمی دقیقاً مخالف معیار انرژی است.

$$Entropy = \sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j) \quad (۸-۲)$$

^۱ Smoothness

پ-تبدیل گابور

خاصیت تفکیک پذیری خوب و چندگانه فیلترهای گابور در حوزه‌های مکان و فرکانس، آن را به یکی از ابزارهای قدرتمند در تحلیل بافت تصویر تبدیل کرده است [۷]. برای هر تصویر $I(x, y)$ با اندازه $p * p$ ، تبدیل موجک گابورگسسته به صورت معادله (۹-۲) به دست می‌آید.

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi jWx\right] \quad (9-2)$$

W فرکانس نوسان است که پهنای باند فرکانسی فیلتر گابور را نشان می‌دهد، σ_x و σ_y به ترتیب انحراف معیار تابع پوش گوسی در راستای محورهای x و y هستند. پس از انتخاب یک موجک برای فیلتر، موجک در مقیاس‌های متفاوت و با زاویه‌های مختلف با تصویر پیچش می‌شود، این مقادیر برای استخراج ویژگی استفاده می‌شوند. این روش استخراج بافت، یک نوع فیلتر بالاگذر^۱ محسوب شده و از حاصل ضرب یک تابع گوسین در یک تابع مختلط سینوسی ساخته می‌شود و به طور کلی لبه‌های تصویر را استخراج می‌کند [۱۶].

ت-تبدیل موجک

یک سیگنال را می‌توان به صورت حاصل جمع تعدادی از توابع سینوسی و کسینوسی با دامنه و فرکانس‌های مختلف نمایش داد که به این عمل تبدیل فوریه می‌گویند. در برخی از کاربردها، نمایش سیگنال‌های پیچیده به صورت مجموع این توابع مطلوب نیست؛ زیرا تبدیل فوریه هیچ اطلاعات زمانی در رابطه با مولفه‌های فرکانسی مختلف موجود، نمی‌دهد. برای حل این مشکل روش پنجره‌گذاری روی سیگنال معرفی شد. پنجره روی سیگنال موردنظر حرکت داده شده و در هر پنجره، تبدیل فوریه گرفته می‌شود. با این عمل، یک سیگنال به یک تابع دو بعدی از زمان و فرکانس نگاشت می‌یابد. به دلیل انعطاف بسیاری از سیگنال‌ها، نیاز به پنجره‌ای با طول متغیر است؛ تبدیل موجک (WT) با این ایده ارائه

^۱ High pass

شده است. اندازه پنجره در تبدیل موجک برای نواحی مختلف یک سیگنال، متغیر است. برای نواحی با فرکانس بالا از پنجره‌هایی با اندازه کوچک و برای نواحی فرکانس پایین از پنجره‌هایی با اندازه بزرگ استفاده می‌کند. در تبدیل موجک، یک موجک مادر با شکل موجی با بازه زمانی محدود و میانگین صفر در نظر گرفته می‌شود. مطابق این موجک مادر، سیگنال اصلی را می‌توان به نسخه‌های انتقال یافته و مقیاس‌های مختلف از آن موجک مادر، تجزیه کرد. در تبدیل موجک گسسته برای جلوگیری از تولید مقادیر زیاد داده، تنها یک سری از مکان‌ها و مقیاس‌ها در نظر گرفته می‌شوند و محاسبات در آن موقعیت‌ها انجام می‌شود. معمولاً این روش، با استفاده از فیلترها انجام می‌شود. با اعمال فیلتر پایین‌گذر به سیگنال، کلیات تصویر که تقریباً^۱ نیز نامیده می‌شود به دست می‌آید و با اعمال فیلتر بالاگذر به سیگنال، اطلاعات فرکانس بالا یا جزئیات به دست می‌آیند.

تبدیل موجک گسسته دوبعدی، با دو بار اعمال تبدیل موجک گسسته یک بعدی به تصویر به دست می‌آید. ابتدا تبدیل موجک گسسته یک بعدی به هر یک از سطرهای تصویر اعمال می‌شود تا دو زیرباند فرکانس بالا و فرکانس پایین برای هر سطر به دست آید، سپس تبدیل موجک به هر یک از ستون‌های تصویر حاصل اعمال می‌شود تا هر یک از این ستون‌ها به دو زیرباند فرکانس بالا و پایین تقسیم شود. از این رو ضرایب موجک به چهار زیرباند LL، LH، HL و HH تقسیم می‌شوند. زیرباندهای LL، LH و HH به ترتیب در بردارنده‌ی جزئیات و ساختارهای افقی، عمودی و قطری هستند که زیرباندهای جزئیات نامیده می‌شوند. زیرباند LL، شامل اطلاعات فرکانس پایین تصویر است که زیرباند تقریب نامیده می‌شود. یک نمونه از این تبدیل در شکل (۲-۳) نشان داده شده است [۱۷].

۲- شکل جسم

اغلب می‌توان با استفاده از ویژگی‌های ظاهری مثل شکل یک جسم، آن شیء را از بقیه اشیاء تمیز داد. دو مورد از روش‌های استخراج شکل جسم در ادامه شرح داده می‌شوند:

^۱ Approximation

LL	HL
LH	HH



الف

ب

شکل (۳-۲) : اعمال تبدیل موجک به تصویر الف) نمای شماتیک زیرباند های تصویر؛ ب) زیرباند های حاصل از تبدیل موجک روی یک تصویر.

الف-تبدیل هاف دایره ای

تبدیل هاف، روشی برای استخراج ویژگی در آنالیز تصاویر، بینایی ماشین و پردازش تصویر دیجیتال است که اولین بار برای یافتن خطوط در یک صحنه به کار رفت [۱۸]. این الگوریتم، نمونه هایی از یک الگو در تصویر را پیدا می کند. این نمونه ها ممکن است کامل نباشند و هم چنین تا حدی دچار اعوجاج شده باشند. به عنوان مثال برای تشخیص وجود دایره در یک تصویر از تبدیل هاف دایره ای (CHT) استفاده می شود. برای پیدا کردن یک شکل در تصویر، باید آن شکل دارای فرم پارامتری مشخصی مانند دایره، خط و سهمی باشد. تبدیل هاف، تبدیل یک نقطه از لبه شکل در صفحه x به فضای پارامتری مخصوص آن شکل است. دایره در مختصات کارتزین به صورت زیر بیان می شود:

$$r^2 = (x - a)^2 + (y - b)^2 \quad (۱۰-۲)$$

در رابطه (۱۰-۲)، a و b مختصات مرکز دایره در راستای محورهای x و y است؛ r شعاع دایره است. نمایش پارامتری این رابطه به صورت زیر است:

$$x = a + r \cdot \cos \theta \quad (۱۱-۲)$$

را می‌توان از روی زاویه لبه‌های به دست آمده تعیین نمود. جهت‌های لبه به دست آمده به چند انبارک، چندی‌سازی می‌شوند. فراوانی این مقادیر، هیستوگرام جهت لبه را تشکیل می‌دهند. از جمله روش‌های تشخیص لبه می‌توان به هیستوگرام مبتنی بر گرادیان (HOG) اشاره نمود که در ادامه آمده است.

پ-هیستوگرام مبتنی بر گرادیان

ایده‌ی اصلی در این روش این است که توزیع شیب‌های محلی^۱ یا جهت‌های لبه، به خوبی می‌تواند شکل را توصیف کند؛ حتی اگر اطلاعاتی از موقعیت دقیق گرادیان یا جهت لبه متناظر وجود نداشته باشد. این ویژگی، جهت گرادیان‌های تصویر را در یک همسایگی محلی نشان می‌دهد. روش محاسبه HOG به صورت زیر است:

۱. ابتدا تصویر با استفاده از ماسک‌های رابطه (۲-۱۳) در جهت x و y فیلتر می‌شود تا گرادیان

تصویر در راستای x و y به دست آید.

$$D_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad D_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (۲-۱۳)$$

$$G_x = I * D_x \quad (۲-۱۴)$$

$$G_y = I * D_y \quad (۲-۱۵)$$

G_x و G_y مشتق تصویر در راستای x و y ، I تصویر اصلی D_x ، و D_y هسته‌های معرفی شده در رابطه (۲-۱۳) هستند. علامت * به معنای عمل کانولوشن است. اندازه و جهت گرادیان در هر پیکسل به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$|G(i, j)| = \sqrt{(G_x(i, j))^2 + (G_y(i, j))^2} \quad (۲-۱۶)$$

^۱ Local gradient distribution

$$\theta_G(i, j) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y(i, j)}{G_x(i, j)} \right) \quad (17-2)$$

$|G|$ ، اندازه گرادیان، θ_G جهت گرادیان، i و j شماره سطر و ستون تصویر هستند. بزرگ‌ترین مقدار گرادیان برای هر پیکسل، به عنوان بردار گرادیان آن پیکسل انتخاب می‌شود.

۲. محاسبه هیستوگرام گرادیان برای هر سلول که به صورت زیر است. گرادیان هر سلول را می‌توان در دو محدوده $0-180$ درجه و $0-360$ درجه حساب کرد، محدوده $0-360$ را می‌توان طبق رابطه (۱۸-۲) به بازه $0-180$ درجه محدود کرد. این محدوده به n انبارک مساوی که همان کانال‌های هیستوگرام هستند تقسیم می‌شود. دلیل استفاده از این محدوده به جای محدوده بزرگ‌تر این است که، محدوده بزرگ‌تر به تعداد انبارک‌های بیشتری برای استخراج اطلاعات نیاز دارد. این مسأله باعث صرف زمان بیشتری برای استخراج اطلاعات می‌شود؛ ضمن این که ویژگی‌های حاصل از آن، خیلی متفاوت از محدوده کوچک‌تر نیستند.

$$\theta'_G = \begin{cases} \theta_G & 0 < \theta_G < 180 \\ \theta_G - 180 & 180 < \theta_G < 360 \end{cases} \quad (18-2)$$

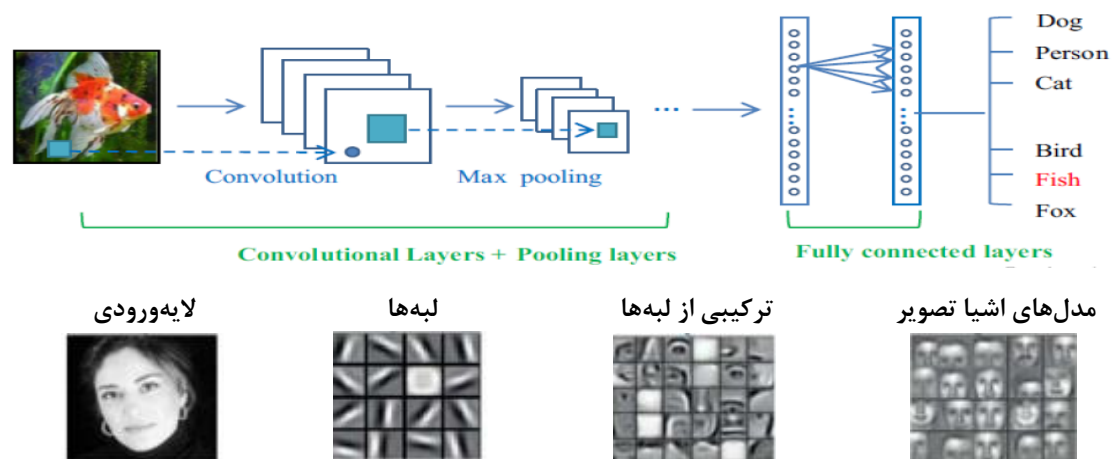
زاویه گرادیان هر پیکسل، معیاری برای انتخاب یک کانال هیستوگرام می‌باشد. در این روش از رأی‌گیری^۱ زاویه گرادیان پیکسل‌های درون هر سلول، برای تعیین کانال هیستوگرام آن سلول استفاده می‌شود. در آخر از کنار هم قرار دادن هیستوگرام‌های به دست آمده، یک بردار ویژگی به دست می‌آید و به عنوان توصیفگر مورد استفاده قرار می‌گیرد [۸، ۱۹ و ۲۰].

¹ Voting

۲-۲-۲ ویژگی‌های سطح بالا

ویژگی‌های سطح بالا، همان ویژگی‌های معنایی تصویر هستند که ارتباط بین اشیاء مختلف در تصویر را نشان می‌دهند. در ادامه شبکه عصبی کانولوشن که روشی برای استخراج این ویژگی‌ها است، شرح داده می‌شود.

شبکه عصبی کانولوشن (*CNN*)، یک نوع از شبکه‌های عصبی پیشرو^۱ با استفاده از الگوریتم انتشار به عقب است. این شبکه، ویژگی‌های سطح بالا را از داده‌های مکانی مثل تصویر یاد می‌گیرد. *CNN* از معروف‌ترین و موفق‌ترین معماری‌های یادگیری عمیق در حوزه آنالیز تصاویر بوده، و لایه کانولوشن، اصلی‌ترین لایه تشکیل دهنده این شبکه است. وظیفه اصلی این لایه‌ها، استخراج ویژگی‌های غیرخطی متفاوت به صورت سلسله مراتبی از تصاویر است. ویژگی‌های استخراج شده خاصیت سلسله مراتبی دارند؛ به این معنی که در لایه‌های ابتدایی، به‌طور مثال گوشه‌ها، خط‌ها و لبه‌ها، یادگرفته می‌شوند و در لایه‌های عمیق‌تر، به ترتیب ویژگی‌هایی با سطوح بالاتر، همانند اشیاء درون تصویر، استخراج می‌شوند.



شکل (۲-۵): استخراج ویژگی‌های سلسله مراتبی از تصویر.

شکل (۲-۵) نمونه‌ای از این شبکه را نشان می‌دهد. جز لایه کانولوشن، لایه‌ی ادغام و لایه تماماً متصل (*FC*)، دیگر لایه‌های تشکیل‌دهنده این شبکه هستند. کارکرد لایه ادغام، کاهش اندازه عرض و

^۱ Feed forward

ارتفاع تصویر ورودی در جهت کاهش تعداد پارامترها و محاسبات در داخل شبکه و بنابراین کنترل بیش برآزش است. همانند شبکه‌های عصبی معمولی، در لایه FC نرون‌هایی که در یک لایه قرار دارند، با تمام نرون‌های موجود در لایه قبلی ارتباط دارند. تنها تفاوت بین لایه FC و کانولوشن این است که، نرون‌ها در هر لایه کانولوشن تنها به ناحیه‌ای محلی از نرون‌های لایه قبل متصل هستند آخرین لایه شبکه، لایه خروجی یا لایه سافت‌مکس^۱ است [۲۱و۲۲].

۲-۳- روش‌های موجود مبتنی بر استفاده از ویژگی‌های سطح پایین

در مرجع [۳] برای اعمال روش پیشنهادیشان از یک فیلم ضبط شده توسط دوربین‌های نظارتی استفاده کردند. در این مرجع ابتدا موتورسواران از دیگر وسایل نقلیه شناسایی می‌شوند. سپس از تصاویر موتورسواران برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی استفاده می‌شود. فرایند روش تشخیص کلاه ایمنی به سه مرحله تقسیم شده است که عبارتند از: الف-پیش‌پردازش ب- استخراج ویژگی پ- طبقه‌بندی تصاویر. قبل از استخراج ویژگی از ناحیه کاندید، پیش‌پردازش‌هایی روی تصویر انجام می‌گیرد تا مراحل بعدی کار را آسان نماید. پیش‌پردازش‌های انجام شده شامل: الف-به دست آوردن تصویر سطح خاکستری با استفاده از فاصله اقلیدسی بین باندهای قرمز و سبز در فضای رنگی RGB ب- استفاده از فیلتر میانه با همسایگی 5×5 پیکسل برای کاهش نویز تصاویر. پ- به دست آوردن تصویر باینری با استفاده از روش آستانه‌گذاری آتسو. ت- یافتن لبه‌ها با استفاده از الگوریتم لبه‌یاب سوبل و تکنیک‌های مورفولوژی^۲ برای زدودن^۳ ناحیه‌های کوچک و نویزهای احتمالی. پس از پیش‌پردازش تصاویر، در گام استخراج ویژگی در این روش، از سه توصیفگر CHT ، HOG و LBP استفاده شده است. CHT تکنیکی برای پیدا کردن شکل‌های هندسی از جمله دایره در تصویر است. در این تحقیق با استفاده از CHT ، در ناحیه کاندید تشخیص داده شده به دنبال اشکال دایره‌ای می‌گردد. دلیل این کار این است که کلاه ایمنی دارای شکل دایره‌ای است؛ به این منظور ۱۰ تا از بهترین دایره‌ها را انتخاب

³ Eliminate

¹ Soft max

² Morphology

می‌کند. از توصیفگرهای LBP و HOG برای استخراج ویژگی در این ناحیه‌های دایره‌ای استفاده می‌شود. LBP با پنجره‌ای با همسایگی 3×3 پیکسل روی تصویر اعمال شده و پیکسل‌های تصویر را برچسب می‌زند. مقدار این برچسب‌ها بین ۰ تا ۲۵۵ است چرا که از تصویر سطح خاکستری استفاده شده است. HOG با نه انبارک مورد استفاده قرار می‌گیرد و یک بردار ویژگی از این هیستوگرام‌ها می‌سازد. بردار ویژگی نهایی که ورودی طبقه‌بند است، از کنار هم قرار گرفتن بردار ویژگی‌های به دست آمده از این دو توصیفگر است. از آنجایی که هدف در این مسأله تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی از با کلاه ایمنی می‌باشد، در نهایت دو کلاس به عنوان خروجی می‌دهد. معیارهای استفاده شده در جدول (۲-۱) در ادامه آمده است.

الف- مثبت حقیقی^۱ (TP) - نمونه‌هایی که در کلاس یک هستند و به درستی در آن کلاس قرار گرفته‌اند.

ب- منفی حقیقی^۲ (TN) - نمونه‌هایی که در کلاس صفر هستند و به درستی در آن کلاس قرار گرفته‌اند.

پ- مثبت کاذب^۳ (FP) - نمونه‌هایی که در کلاس صفر قرار دارند ولی به اشتباه جزء کلاس یک تشخیص داده شده‌اند.

ت- منفی کاذب^۴ (FN) - نمونه‌هایی که در کلاس یک قرار دارند ولی به اشتباه جزء کلاس صفر تشخیص داده شده‌اند.

۱. حساسیت

توانایی یک طبقه‌بند برای پیدا کردن موارد کلاس مثبت را حساسیت می‌گویند. به عبارت دیگر، نسبت موارد مثبت حقیقی به مجموع موارد مثبت حقیقی و منفی کاذب را "حساسیت" گویند. رابطه (۲-۱۹) گویای این مورد است.

^۳ False Positive

^۴ False Negative

^۱ True Positive

^۲ True Negative

$$Sensitivity \text{ or } Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (۱۹-۲)$$

۲. تشخیص

توانایی یک طبقه‌بند برای پیدا کردن نمونه‌های کلاس منفی را تشخیص می‌گویند. به عبارت دیگر نسبت نمونه‌های منفی حقیقی به مجموع موارد منفی حقیقی و مثبت کاذب را "تشخیص" گویند. این موضوع در رابطه (۲۰-۲) نشان داده شده است.

$$specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (۲۰-۲)$$

۳. ارزش اخباری مثبت

نسبتی از نمونه‌هایی که طبقه‌بند جزء کلاس یک تشخیص داده و واقعاً جزء آن کلاس هستند به عنوان ارزش/اخباری مثبت شناخته می‌شود. به عبارت دیگر، این ویژگی گویای این مطلب است که اگر یک نمونه تصویر بدون کلاه ایمنی تشخیص داده شد، چقدر احتمال دارد که این نمونه واقعاً بدون کلاه ایمنی باشد. یعنی نسبت نمونه‌های مثبت حقیقی، به مجموع مثبت حقیقی و مثبت کاذب (نمونه‌هایی که به اشتباه با کلاه تشخیص داده شده‌اند) "ارزش/اخباری مثبت" تعریف می‌شود. رابطه (۲۱-۲) این مطلب را نشان می‌دهد.

$$PPV \text{ or } Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (۲۱-۲)$$

۴. ارزش اخباری منفی

"ارزش/اخباری منفی" نسبتی است که طبقه‌بند جزء کلاس صفر تشخیص داده ولی در واقعیت در دسته یک قرار دارند. این موارد شامل کسانی می‌شود که بدون کلاه ایمنی هستند ولی به اشتباه در دسته موتورسواران با کلاه ایمنی قرار گرفته‌اند. این ویژگی قادر به پیشگویی این نکته است که اگر یک موتورسوار بدون کلاه ایمنی تشخیص داده شد، چقدر احتمال دارد که دارای کلاه ایمنی باشد. رابطه (۲۲-۲) این مطلب را نشان می‌دهد.

$$NPV = \frac{TN}{TN+FN} \quad (22-2)$$

۵. F – Measure

معیاری است که با استفاده از *Precision* و *Recall* به دست می‌آید. در رابطه (۲۳-۲) تعریف این معیار آمده است.

$$F - Measure = 2 \times \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (23-2)$$

جدول (۱-۲): نتایج به دست آمده در مرجع [۳]

	S	SP	PPV	NPV	A
بیز ساده	۹۴/۷۸	۷۷/۹۴	۹۶/۰۳	۷۲/۶۰	۹۲/۲۴
جنگل تصادفی	۹۷/۹۱	۷۳/۵۳	۹۵/۴۲	۸۶/۲۱	۹۴/۲۳
ماشین بردار پشتیبان	۹۷/۶۵	۴۱/۱۷	۹۰/۳۴	۷۵/۶۷	۸۹/۱۳

۶. دقت

توانایی یک طبقه‌بند در دسته‌بندی صحیح نمونه‌های دو کلاس مثبت و منفی را دقت می‌گویند. به عبارت دیگر، نسبت موارد مثبت حقیقی و منفی حقیقی به کل نمونه‌های مورد ارزیابی "دقت" است. رابطه (۲۴-۲) محاسبه این معیار را نشان می‌دهد.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (24-2)$$

روش استفاده شده برای تقسیم تصاویر برای آموزش و آزمون روش اعتبار سنجی متقابل با مقدار دسته برابر ۱۰ است. نتایج به دست آمده برای این روش در جدول (۱-۲) آمده است. در این مرجع، از تکنیک‌های خوبی برای تشخیص کلاه ایمنی استفاده کرده بود؛ اما مشکل آن، استفاده از تبدیل هاف برای پیدا کردن ۱۰ تا از بهترین دایره‌های پیدا شده در هر تصویر است که فرایند زمان‌بری است.

در مرجع [۴] یک روشی برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی ارائه شد که در واقع بهبودی روی روش مرجع [۳] است. در این مرجع پس از پیش پردازش‌های گفته شده در مرجع [۳]، با استفاده از CHT بهترین دایره پیدا شده در ناحیه کاندید را تشخیص می‌دهد (دایره‌ای که بیشترین نقطه از آن عبور کرده است، در واقع بیشترین نقاط را در فضای انباره داشته است). یک ناحیه مربعی که این دایره درون آن جای می‌گیرد را از ناحیه کاندید جدا کرده و به عنوان ناحیه سر موتورسوار معرفی کرده است. این ناحیه، دیگر شامل حاشیه‌های اطراف ناحیه کاندید که در شکل (۱-۱) نشان داده شده است، نیست. فرایند تعیین این ناحیه روی یک مثال در شکل (۲-۶) آمده است. درگام استخراج ویژگی این روش از WT و توصیفگرهای به کار رفته در [۳] (HOG و LBP) استفاده شده است. در این مرجع از اطلاعات فرکانس پایین یا زیرباند تقریب تصویر به عنوان توصیفگر ویژگی استفاده نموده است. این زیر باند در شکل (۲-۳) در قسمت بالا-سمت چپ نشان داده شده است. از اعمال ترکیب‌های مختلف سه توصیفگر WT ، HOG ، LBP و $(WT + LBP)$ ، $(HOG + LBP)$ ، $(WT + HOG)$ و $(WT + HOG + LBP)$ روی تصویر بهترین نتیجه به عنوان نتیجه نهایی در نظر گرفته شده است.

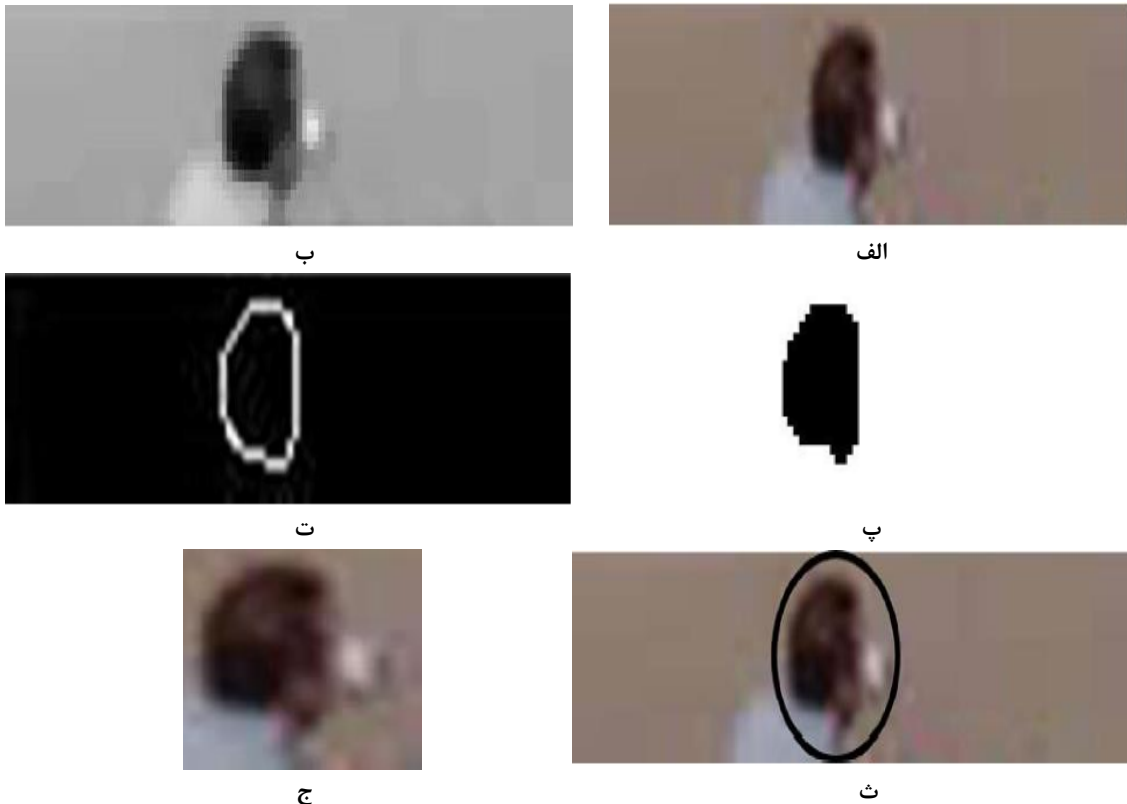
برای ارزیابی نتایج، از طبقه‌بندهای SVM ، RF ، پرسپترون چندلایه^۱ (MLP)، شبکه پایه شعاعی^۲ ($RBFN$)، بیز ساده (NB) و K -نزدیکترین همسایه^۳ (KNN) استفاده شده است. بهترین نتیجه به دست آمده با استفاده از توصیفگر HOG و MLP بوده است که نتایج آن در جدول (۲-۲) قابل مشاهده است. این روش مانند [۳] دارای پیچیدگی محاسباتی است، ضمن این که روش [۴]، علاوه بر فرایند به کار برده شده در [۳]، یک گام محاسبه زیر پنجره^۴ در ناحیه کاندید را نیز به فرایند تشخیص کلاه ایمنی اضافه کرده است.

³ K-nearest neighbor

⁴ Sub-window

^۱ Multi layer perceptron

^۲ Radial base function network



شکل (۲-۶): تعیین ناحیه شامل سر موتورسوار (الف) ناحیه کاندید؛ (ب) تصویر سطح خاکستری حاصل از (الف؛ پ) تصویر باینری حاصل از (ب؛ ت) لبه تصویر؛ (ث) بهترین دایره (ج) تصویر زیر پنجره محاسبه شده.

جدول (۲-۲): بهترین نتیجه به دست آمده برای تشخیص کلاه ایمنی در [۴].

E	VPN	P	R	FM	K	A
۸۷/۵۰	۹۱/۰۰	۹۱/۶۱	۹۲/۰۴	۹۲/۸۱	۸۲/۰۳	۹۱/۳۷

در [۲۳] یک روش بسیار ساده برای تشخیص کلاه ایمنی ارائه شده است. تکنیک به کار برده شده برای تشخیص کلاه ایمنی، استفاده از *CHT* است. این روش از ناحیه کاندید که قسمت بالای تصویر موتورسوار است، استفاده نموده است. در این مرجع، *CHT* به کل تصویر موتورسوار اعمال می‌شود که خود فرایند زمان‌بری است. این روش تشخیص، دو اشکال دارد: الف- باید در کل تصویر به دنبال همه دایره‌های ممکن بگردد و سربار محاسباتی زیادی دارد. ب- به دلیل آن که تنها از توصیفگر *CHT* برای تشخیص سر بدون کلاه ایمنی و دارای کلاه ایمنی استفاده می‌کند دارای عملکرد ضعیفی است. دلیل این عملکرد ضعیف ناشی از این است که، کلاه ایمنی و سر بدون کلاه ایمنی تقریباً دایره‌ای شکل هستند. شباهت

بین سر و کلاه ایمنی زمانی بیشتر مشخص است که، عکس موتورسوار از پشت ضبط شده باشد یا سر موتورسوار بدون مو باشد. دقت ارائه شده توسط این مرجع، دقت پایینی است که در جدول (۲-۳) گزارش شده است.

در تحقیقی دیگر [۵]، یک روش برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی ارائه شده است.

جدول (۲-۳): نتایج به دست آمده برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی در مرجع [۱۹].

دقت	تشخیص درست	تعداد نمونه	موتورسوار
۷۷/۰۰	۶	۷	با کلاه
	۴	۶	بدون کلاه

در این روش، از یک راهکار جدید برای تشخیص ناحیه سر موتورسوار به جای استفاده از *CHT* که در روش‌های پیشین به کار گرفته شده بود، استفاده شده است. تکنیک استفاده شده، نسبت به *CHT* دارای پیچیدگی محاسباتی کمتری است. این راهکار به این گونه است که، یک-چهارم قسمت بالایی تصویر موتورسوار را در نظر گرفته، همان ناحیه را در تصویر باینری موتورسوار نیز در نظر گرفته، با اشتراک‌گیری از این دو ناحیه، ناحیه شامل سر موتورسوار به دست می‌آید. مقدار پیکسل‌های این ناحیه برابر یک است که ناحیه سر موتورسوار است. از سه توصیفگر *SIFT*، *LBP* و *HOG* برای استخراج ویژگی در ناحیه تعیین شده، استفاده شده است.

در مرجع [۲۴] روشی برای تشخیص کارگران ساختمانی بدون کلاه ایمنی ارائه شده است. هرچند هدف این کار، متفاوت از پژوهش ما است ولی توصیفگرهای استفاده شده در مرحله تشخیص کلاه ایمنی می‌توانند در ارائه یک راهکار جدید، مفید واقع شوند. چون بیشتر کلاه‌های ایمنی کارگران در رنگ‌های زرد، سفید، آبی و قرمز هستند، از ویژگی رنگ برای استخراج ویژگی استفاده شده است. در گام استخراج ویژگی بر حسب رنگ، ابتدا بر اساس آستانه‌گذاری با رنگ، رنگ‌های نام‌برده شده در تصویر را تشخیص می‌دهد. در مرحله بعدی، با استفاده از *CHT* به دنبال اشیای دایره‌ای با آن رنگ‌های خاص می‌گردد.



الف



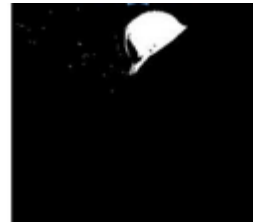
پ



ب



ث



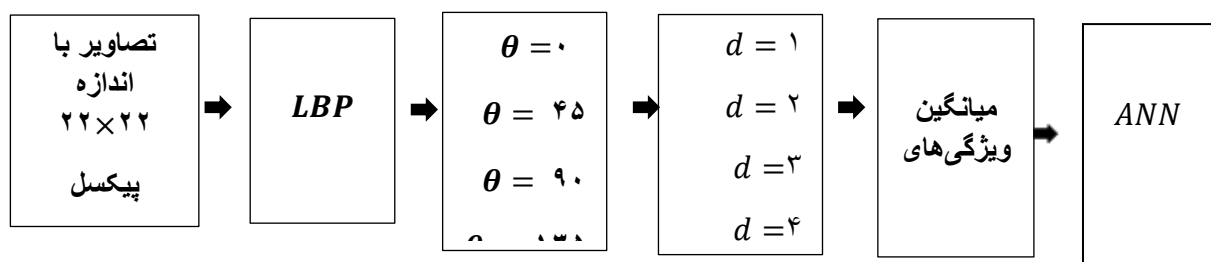
ت

شکل (۷-۲): تعیین رنگ زرد با آستانه گذاری؛ (الف) تصویر اصلی؛ (ب) تصویر باینری استخراج شده با استفاده از آستانه گذاری با رنگ قرمز؛ (پ) تصویر باینری استخراج شده با استفاده از آستانه گذاری با رنگ سبز؛ (ت) ناحیه مشترک تصاویر (ب و پ)؛ (ث) ناحیه دارای رنگ زرد.

برای تشخیص کلاه با رنگ‌های آبی و قرمز، حد آستانه‌ها تنها رنگ‌های آبی و قرمز هستند؛ ولی برای تشخیص کلاه با رنگ زرد، به آستانه‌های با رنگ‌های قرمز و سبز نیاز است. تصاویر باینری، از هر دو نقشه رنگ آبی و قرمز تولید می‌شوند، سپس ناحیه‌های مشترک این دو نقشه رنگ که رنگ زرد را تشکیل می‌دهند، را پیدا کرده و با *CHT* به دنبال ناحیه‌های دایره‌ای می‌گردد. شکل (۷-۲) آستانه گذاری برای پیدا کردن کلاه زرد رنگ را نشان می‌دهد. اگرچه روش نوینی در تشخیص کلاه ایمنی ارائه داده است، اما این روش دارای محاسبات زیادی است. دلیل محاسبات زیاد این است که، در هر تصویر همه رنگ‌ها را جست‌وجو کرده و در صورت وجود رنگ دلخواه، به دنبال کلاه می‌گردد. از دیگر مشکلات این روش این است که، رنگ یک ویژگی ثابت در کلاه ایمنی نیست؛ کلاه‌های ایمنی در رنگ‌های دیگر نیز

وجود دارند. هم‌چنین استفاده از *CHT* برای پیدا کردن کلاه ایمنی، مشکلات گفته شده در [۲۳] را نیز داراست. وجود این موارد باعث بالا رفتن نرخ تشخیص نادرست در مرحله طبقه‌بندی می‌شود.

در [۶]، یک روش برای تشخیص کارگران بدون کلاه ایمنی روی تصاویر با وضوح پایین، در سایت‌های ساختمانی^۱ ارائه کرده است. بلوک دیاگرام این روش در شکل (۲-۸) نشان داده شده است. ابتدا ناحیه کاندید تعیین می‌شود، سپس پیش‌پردازشی روی این ناحیه صورت می‌گیرد. پیش‌پردازش انجام شده در این روش شامل: الف-تغییر اندازه تصاویر به 22×22 پیکسل، ب- اعمال *LBP* روی تصاویر.



شکل (۲-۸): بلوک دیاگرام تشخیص کلاه ایمنی در [۶].

برای استخراج ویژگی با استفاده از *GLCM*، ابتدا تصویر *LBP* محاسبه می‌شود. این ماتریس در جهت‌ها و فاصله‌های مختلف همسایگی روی تصویر اعمال می‌شود و در نهایت بهترین فاصله و زاویه بین دو پیکسل انتخاب می‌شود. در واقع ماتریس هم‌رخداد، تعداد دفعاتی که دو پیکسل با یک سطح خاکستری با هم رخ می‌دهند (با توجه به جهت و فاصله بین پیکسل‌ها) را نشان می‌دهد. نمونه‌ای از نحوه محاسبه این ماتریس در شکل (۲-۲) نشان داده شده است.

ویژگی‌های آماری مرتبه دومی که در این مرجع از *GLCM* استخراج می‌شوند، عبارتند از: (۱) آن‌تروپی (۲) کنتراست (۳) همبستگی (۴) انرژی و (۵) همگنی. این ویژگی‌ها، ورودی شبکه عصبی مصنوعی هستند. این شبکه، دارای پنج نود در لایه ورودی، ۳۰ الی ۴۰ نود در لایه پنهان و دو نود در لایه آخر برای تعیین نوع کلاس است. در این مرجع از ۲۷۸ تصویر برای ارزیابی روش ارائه شده، استفاده شده است. در مرحله طبقه‌بندی، این تصاویر را به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم می‌کنند و نتیجه طبقه‌بندی را به

^۱ Building Sites

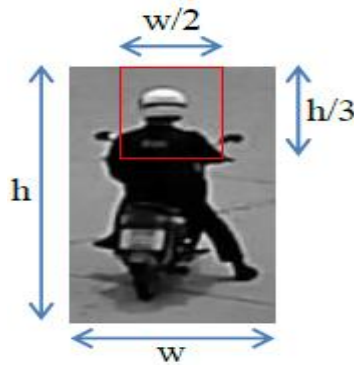
دست می‌آورند. تقسیم‌بندی تصاویر آموزش و آزمون سه بار انجام می‌شود که هر بار، درصد تصاویر اختصاص داده شده به بخش آموزش و آزمون متفاوت است. جدول (۲-۴) نتایج به دست آمده از این تحقیق را نشان می‌دهد. محاسبه ویژگی‌های آماری در هر تصویر فرایندی زمان‌بر است؛ ولی دقت روش ارائه شده روی تصاویر با وضوح پایین رضایت‌بخش است.

جدول (۲-۴): نتایج به دست آمده برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی [۶].

دقت طبقه‌بندی	تشخیص درست طبقه‌بندی	مجموعه آزمون	مجموعه آموزش	درصد تصاویر اختصاص داده شده به فرایند آموزش-آزمون
۸۵/۵۰	۱۵۹	۱۹۵	۸۳	٪۳۰-٪۷۰
۸۹/۹۰	۱۲۵	۱۳۹	۱۳۹	٪۵۰-٪۵۰
۹۴/۰۰	۷۸	۸۳	۱۹۵	٪۷۰-٪۳۰

در مرجع [۲۵] یک روش برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی در جاده‌های عمومی ارائه شده است. در این مرجع از سه توصیفگر *LBP*، *CHT* و *HOG* برای تشخیص کلاه ایمنی استفاده شده است. ابتدا با استفاده از تکنیک *CHT* ناحیه دایره‌ای در *ROI* را پیدا کرده، سپس تصویر را به چند قسمت کوچکتر تقسیم کرده و با استفاده از *LBP* از هر ناحیه ویژگی استخراج می‌کند و آن‌ها را در یک هیستوگرام کنار هم قرار می‌دهد. برای افزایش عملکرد روش، توصیفگر *HOG* را برای تعیین جهت شیب شکل‌های محلی در *ROI* به کار برده است.

در مرجع [۲۶] سیستمی برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی ارائه داده است. در این روش یک-سوم از ارتفاع و یک-دوم از عرض قسمت بالای تصویر موتورسوار را به ناحیه کاندید اختصاص داده است شکل (۲-۹) این ناحیه را نشان می‌دهد. سپس از الگوریتم هار برای تشخیص کلاه ایمنی استفاده نموده است. در این روش هم‌زمان موتورسواران بدون کلاه ایمنی را به صورت دستی نیز تشخیص داده و با نتیجه این روش مقایسه می‌کند، دقت این روش ۷۴٪ است.



شکل (۲-۹): ناحیه کاندید در مرجع [۲۶].

۲-۴- روش‌های موجود مبتنی بر ویژگی‌های سطح بالا

در مرجع [۲۷] تحقیقی متفاوت از تحقیق‌های انجام شده در سال‌های قبل از آن انجام گرفته است. در این روش به جای استفاده از توصیفگرهای پایه برای استخراج ویژگی از ناحیه سر موتورسوار، از *CNN* استفاده شده است. در این تحقیق پس از تشخیص موتورسواران با استفاده از یک *CNN*، از شبکه دیگری برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی استفاده شد. در لایه‌های اولیه، اطلاعات لبه را با استفاده از بعضی الگوریتم‌های لبه‌یاب به دست آورده، ولی در لایه‌های آخر به دنبال اطلاعات بافت و لبه است که برای طبقه‌بندی مفید و حساس هستند. این روش عملکرد خوبی را نتیجه داده است.

در مرجع [۲۸] با استفاده از یادگیری عمیق موتورسواران بدون کلاه ایمنی را تشخیص می‌دهد. در این مرجع ابتدا تصاویر ناحیه سر (یک-سوم بالایی عکس موتورسوار) را به صورت دستی به دو مجموعه بدون کلاه و با کلاه ایمنی دسته‌بندی کرده، سپس با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه عصبی عمیق با پارامترهای مختلف (۵ آزمایش) مدل‌ها را آموزش داده و دقت مدل‌ها را با استفاده از داده‌های تست به دست آورده است. مدلی که بهترین دقت را داشته است به عنوان مدل نهایی سیستم انتخاب کرده است. این مدل دارای دقت قابل قبولی است.

۲-۵- جمع بندی

در این فصل به بررسی کارهای انجام شده در زمینه تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی پرداخته شد. اکثر روش های استفاده شده در این زمینه، از ویژگی های سطح پایین برای استخراج ویژگی استفاده نموده اند. *LBP* و *HOG*، دو توصیفگر هستند که در بیشتر این روش ها مورد استفاده قرار گرفتند. این روش ها از یک توصیفگر ترکیبی برای استخراج ویژگی استفاده کردند که باعث تولید یک بردار ویژگی با طول زیاد می شد. این بردار ویژگی با طول زیاد، باعث کاهش سرعت طبقه بندی می شود؛ به علاوه در برخی موارد ویژگی های اضافی و غیرمفید باعث کاهش سرعت می شود. سرعت یک بحث مهم در شناسایی و تشخیص شیء است. بنابراین در این پایان نامه به دنبال روشی برای افزایش دقت و سرعت طبقه بندی هستیم.

فصل سوم

روش پیشنهادی

۳-۱- مقدمه

همان‌طور که در فصل قبل بیان شد، یکی از مهم‌ترین چالش‌ها در حوزه شناسایی موتورسواران بدون کلاه ایمنی، وجود محاسبات زیاد در اثر استفاده از چندین توصیفگر است. برخی از این تحقیق‌ها در فصل قبل معرفی شدند. در بعضی از این روش‌ها از ویژگی‌های سطح پایین به صورت ترکیبی و در بعضی دیگر از شبکه‌های کانولوشن^۱ استفاده شده است [۳-۶] [۲۷] [۲۸].

در این تحقیق روشی پیشنهاد می‌شود که از ویژگی‌های سطح پایین استفاده می‌کند. ما در این پژوهش به دنبال روشی برای تشخیص کلاه ایمنی در موتورسواران هستیم که اهداف زیر را برآورده کند:

- روش پیشنهادی از نظر محاسباتی تا حد ممکن پرهزینه و زمان‌بر نباشد، به گونه‌ای که بتواند با دقت خوبی کار تشخیص را انجام دهد.
- از ویژگی‌های سطح پایین استفاده کند.
- امکان شناسایی کلاه ایمنی حتی در تصاویر با وضوح پایین وجود داشته باشد.

در این تحقیق، ابتدا با استفاده از مفهوم بافت تصویر روشی جهت تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی پیشنهاد می‌شود. سپس برای افزایش دقت این روش از ویژگی شکل هندسی به همراه بافت تصویر استفاده می‌شود. از دستاوردهای اصلی روش پیشنهادی، بهبود تصویر قبل از فرایند استخراج ویژگی و استفاده از واریانس تصویر در کنار الگوی دودویی محلی یکنواخت^۲ (ULBP) در فرایند استخراج ویژگی است. واریانس تصویر، ویژگی‌های مفیدی را استخراج می‌کند که در پژوهش‌های قبلی نسبت به آن توجهی نشده است. در ادامه این روش تشریح می‌شود.

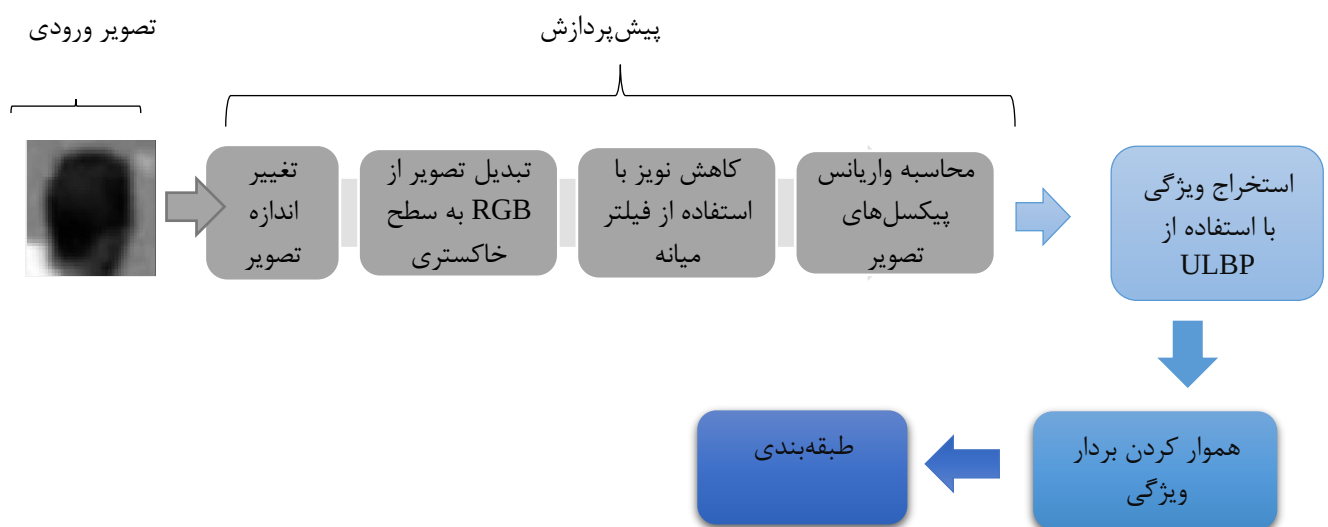
^۲ Uniform Local Binary Pattern

^۱ Convolutional network

۳-۲- روش پیشنهادی با استفاده از بافت تصویر

روش پیشنهادی جهت تشخیص کلاه ایمنی برای موتورسواران شامل سه مرحله اصلی است. الف-پیش پردازش ب-استخراج ویژگی پ-طبقه‌بندی.

بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل (۳-۱) آورده شده است. برای این که بتوانیم ویژگی‌های مفیدی با استفاده از تعداد کمتری توصیفگر از تصویر استخراج کنیم، پیش‌پردازش‌هایی روی تصاویر اعمال می‌شود تا کار مراحل بعدی (استخراج ویژگی و طبقه‌بندی) آسان شود. در مرحله استخراج ویژگی، با استفاده از تنها توصیفگر *ULBP*، به تحلیل بافت تصویر پرداخته می‌شود. با کمک این توصیفگر، ویژگی‌های مفیدی از تصویر استخراج می‌گردد. در نهایت در مرحله سوم، عمل طبقه‌بندی انجام می‌شود.

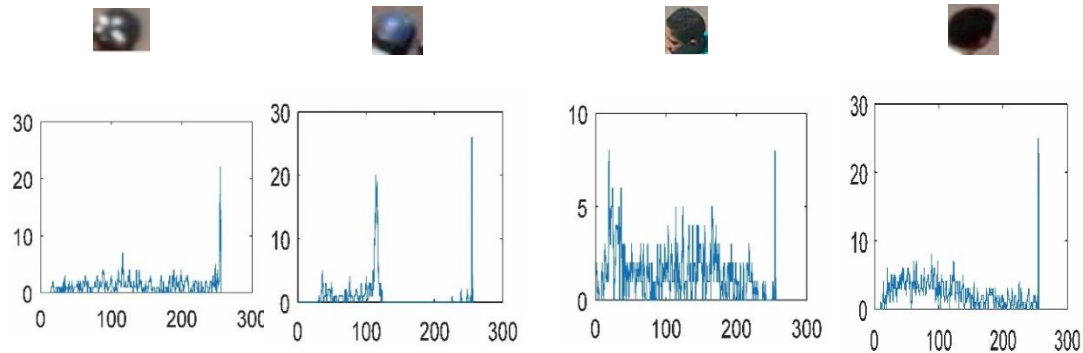


شکل (۳-۱): بلوک دیاگرام روش پیشنهادی.

الف- پیش‌پردازش

در ابتدا تصاویر را به 40×40 پیکسل تغییر اندازه می‌دهیم. به دلیل این که توصیفگر استفاده شده برای استخراج ویژگی مستقل از فضای رنگی است، تصاویر را از فضای رنگی *RGB* به سطح خاکستری تبدیل کرده‌ایم. تصاویر گرفته شده از دوربین‌های نظارتی در شرایط مختلف آب و هوایی و تحت شرایط نوری

متفاوتی ضبط می‌شوند. از آنجایی که برای تهیه این تصاویر معمولاً از دوربین‌های با کیفیت پایین که در فاصله دورتری از صحنه نصب می‌شوند، استفاده می‌شود، این تصاویر دارای کیفیت پایین هستند.



شکل (۳-۲): وجود نویز نمک و فلفل در تصاویر پایگاه داده.

کیفیت پایین تصاویر خود مشکلاتی را به وجود می‌آورد که انجام فرایندهای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی را با مشکل مواجه می‌کند. یکی از عمده مشکلات ایجاد شده ناشی از کیفیت پایین تصویر، ایجاد نویز در تصویر است. بیشترین نویزی که به دلیل کیفیت پایین تصویر ایجاد می‌شود، نویز نمک و فلفل^۱ است. شکل (۳-۲) مثال‌هایی از وجود نویز نمک و فلفل در تصاویر موتورسواران و تأثیر آن بر هیستوگرام تصویر را نشان می‌دهد. نویز در تصاویر در اثر تغییر ناگهانی و تصادفی شدت روشنایی پیکسل‌ها به وجود می‌آید، این تغییرات بیشتر در حین ضبط با دستگاه‌های تصویربرداری رخ می‌دهد [۲۹]. نویز باعث تغییر مقادیر پیکسل‌های تصویر و در نتیجه اختلال در ویژگی‌های استخراج شده می‌شود.

نویز نمک و فلفل - نویز نمک و فلفل که نویز تک ضربه یا نویز باینری نیز شناخته می‌شود، یک نمونه نویز ضربه‌ای است. این نوع نویز بیشتر در اثر تغییرات سریع و یک‌باره در تصویر رخ می‌دهد [۲۸]. تابع چگالی احتمال^۲ (PDF) نویز ضربه به صورت رابطه (۳-۱) تعریف می‌شود:

^۲ Probability Density Function

^۱ Salt and pepper noise

$$p(z) = \begin{cases} P_a & \text{for } z = a \\ P_b & \text{for } z = b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۱-۳)$$

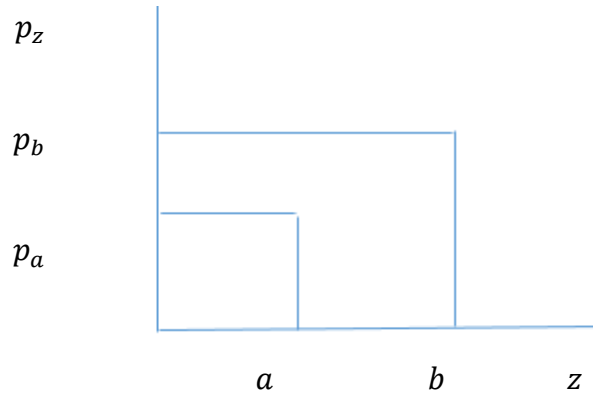
در این رابطه، z ، شدت روشنایی (سطح خاکستری)، $p(z)$ احتمال سطح خاکستری z ، a و b دو سطح خاکستری، P_a و P_b احتمال سطح خاکستری a و b هستند. PDF نویز ضربه در شکل (۳-۳) نشان داده شده است.

همان‌طور که در شکل (۳-۳) مشاهده می‌شود، دو سطح خاکستری a و b در نویز ضربه‌ای وجود دارند و احتمال حضور سایر سطوح خاکستری نسبتاً کم است. اگر احتمال حضور یکی از این دو سطح خاکستری در PDF نویز صفر باشد، به آن نویز تک قطبی می‌گویند. ولی اگر مقدار این دو سطح خاکستری در PDF غیر صفر باشد، به آن نویز دو قطبی یا نویز نمک و فلفل می‌گویند [۱۷]. همان‌طور که در شکل (۲-۳) نشان داده شده است، در هیستوگرام تصاویر حضور دو قله^۱ به روشنی مشاهده می‌شود که نشان از وجود نویز نمک و فلفل در تصاویر است. برای کاهش اثر نویز نمک و فلفل، از فیلتر میانه استفاده می‌کنیم که می‌تواند تا حد خوبی اثر این نویز را کاهش دهد. برای اعمال این فیلتر، از یک پنجره 3×3 استفاده می‌شود.

یکی دیگر از پیش‌پردازش‌هایی که در این گام صورت گرفته است، به دست آوردن واریانس تصویر است. پس از اعمال فیلتر میانه به تصویر و قبل از گام استخراج ویژگی، واریانس محلی^۲ (LV) تصویر را با استفاده از پنجره‌ای به اندازه سه به سه دست می‌آوریم. این پنجره روی کل پیکسل‌های تصویر حرکت کرده و واریانس پیکسل مرکزی هر پنجره از روی پیکسل‌های همسایه محاسبه می‌شود. خروجی نهایی این فیلتر یک تصویر با اندازه تصویر اصلی است.

^۲ Local Variance

^۱ Peak



شکل (۳-۳): تابع چگالی احتمال نويز ضربه.

برای محاسبه واریانس ابتدا میانگین پیکسل‌های درون همسایگی را به دست آورده، سپس مقدار هر پیکسل را از میانگین کم کرده و این اختلاف را به توان دو رسانده و در نهایت مجموع این اختلاف‌ها را حساب می‌کنیم.

$$V = \frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^N |A_i - \mu|^2 \quad (۲-۳)$$

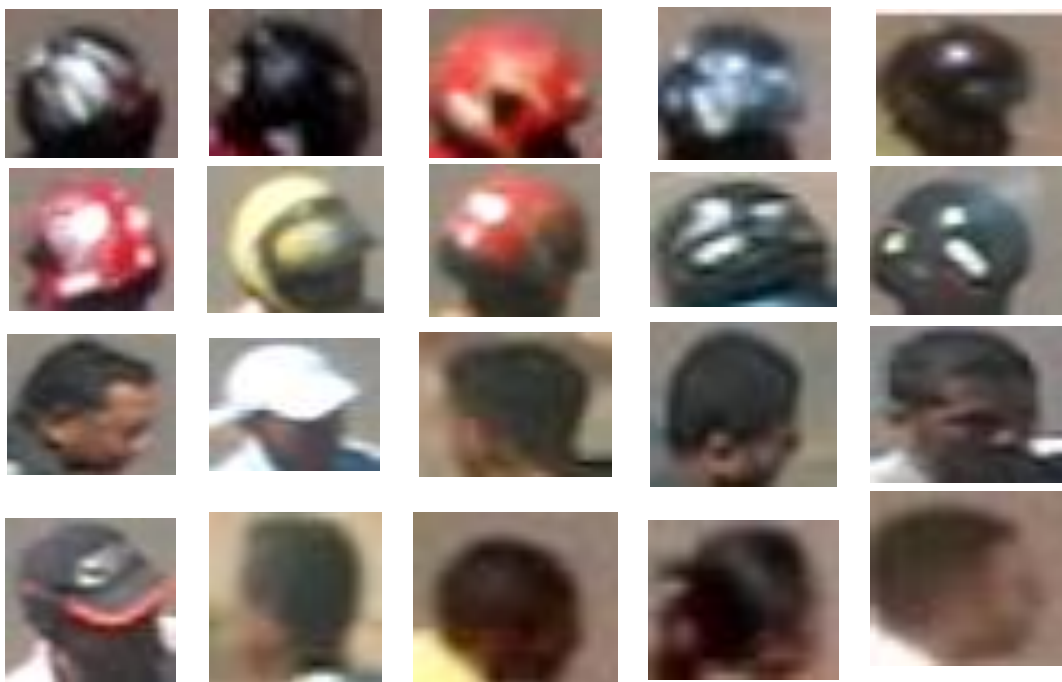
$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \quad (۳-۳)$$

در رابطه (۳-۲)، A یک پنجره (بردار) با اندازه سه است. برای محاسبه واریانس یک پیکسل درون این پنجره، از مقدار پیکسل‌های موجود در آن همسایگی استفاده می‌شود. μ میانگین پیکسل‌های درون همسایگی است. محاسبه میانگین به صورت رابطه (۳-۳) است. برای محاسبه میانگین، مقادیر تمام پیکسل‌های درون همسایگی را با هم جمع و بر تعدادشان تقسیم می‌کنیم. با حرکت این پنجره روی کل پیکسل‌های تصویر، واریانس تصویر را به دست می‌آوریم. همان‌طور که از رابطه (۲-۳) مشخص است، LV میزان پراکندگی مقادیر پیکسل‌های درون همسایگی تصویر را نشان می‌دهد در صورتی که $ULBP$ میزان همسانی این داده‌ها را نشان می‌دهد.

ب- استخراج ویژگی

تصاویر استفاده شده در این پایان نامه، تصاویر ترافیکی شامل ناحیه سر موتورسواران است، چند نمونه از این تصاویر در شکل (۳-۴) نشان داده شده است.

معمولاً برای کارهای تشخیص و شناسایی اجسام از سه پارامتر رنگ، شکل و بافت جسم استفاده می‌شود. در ادامه به بررسی این پارامترها و دلیل انتخاب یا رد آن‌ها می‌پردازیم.



شکل (۳-۴): چند نمونه از تصاویر استفاده شده در این تحقیق.

۱. رنگ

رنگ یکی از متداول‌ترین ویژگی‌هایی است که نسبت به تغییرات مربوط به اندازه، جهت و دورنمایی تصویر پایدار است [۳۰]. هر چند بیشتر رنگ‌های به کار رفته در کلاه‌های ایمنی، قرمز، زرد، آبی و سفید هستند، وجود کلاه در رنگ‌های دیگر، نرخ تشخیص درست را کاهش می‌دهد. از جمله موارد دیگر برای صرف‌نظر کردن از این مؤلفه به عنوان یک ویژگی کارآمد در این روش این است که، رنگ مو می‌تواند مشابه رنگ کلاه ایمنی باشد که باعث می‌شود نتوان به درستی کلاه ایمنی را از سر بدون کلاه تشخیص

داد. مورد آخر برای رد این پارامتر، به موتورسوارانی برمی گردد که از کلاه های معمولی مانند کلاه لبه دار با رنگ های مختلف استفاده می کنند. همه این موارد باعث می شود تا نتوان رنگ را به عنوان یک ویژگی مناسب و ثابت در این پژوهش در نظر گرفت.

۲. شکل

کلاه ایمنی یک جسم تقریباً دایره ای شکل است. استفاده از الگوریتم هایی که بتوانند شکل جسم را تشخیص دهند از جمله الگوریتم *CHT*، می تواند مفید واقع شود. اما در مورد تشخیص کلاه ایمنی باید این نکته را در نظر داشت که کلاه ایمنی باید با سر بدون کلاه ایمنی مقایسه شود. با توجه به نمونه های موجود در شکل (۳-۴)، مشاهده می شود سر بدون کلاه ایمنی و دارای کلاه ایمنی هر دو تقریباً دایره ای شکل هستند. این موضوع زمانی نمود پیدا می کند که تصویر موتورسوار از دور و از پشت سر ضبط شده باشد، یا این که سر موتورسوار بدون مو باشد. بنابراین با توجه به این موارد نمی توان تنها از این ویژگی که شکل کلاه ایمنی دایره ای است، استفاده نمود.

۳. بافت

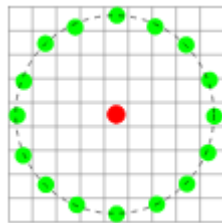
از دیگر مؤلفه هایی که می توان با استفاده از آن تصویر جسم را تحلیل و به وسیله آن شیء مورد نظر را از دیگر اشیاء موجود در صحنه شناسایی کرد، بافت تصویر است. کلاه ایمنی، یک جسم از جنس شیشه فشرده شده^۱ یا فلز^۲ است. جنس کلاه ایمنی باعث می شود تا تصویر آن بافتی یکنواخت داشته باشد. وجود بافت یکنواخت در کلاه ایمنی، باعث بروز الگوهای همگن در نواحی مختلف جسم می شود. این الگوهای همگن، باعث تمایز کلاه ایمنی از سر بدون کلاه ایمنی می شود که به نسبت دارای الگوهای غیرهمگن بیشتری است. از این رو در این روش از ویژگی بافت تصویر برای تحلیل تصویر و متمایز کردن موتورسوار با و بدون پوشش کلاه ایمنی استفاده شده است. یکی از مهم ترین عملگرهایی که به خوبی می تواند الگوهای بافتی یک جسم را استخراج کند، *LBP* است.

² Metal

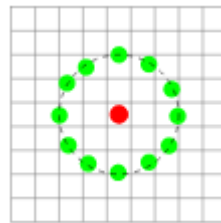
¹ Fiber glass

همان‌طور که در بخش (۲-۲) توصیفگر LBP معرفی شد، این توصیفگر یک الگوریتم کارآمد و قدرتمند جهت توصیف بافت تصویر است. این عملگر حتی زمانی که تصاویر دارای کیفیت پایینی باشند، کارایی خوبی از خود نشان می‌دهد. الگوریتم‌های دیگری نیز جهت استخراج و تحلیل بافت تصویر ارائه شده‌اند که در بخش (۲-۲) به آن‌ها پرداخته شده است. اگرچه این الگوریتم‌ها نیز دارای عملکرد خوبی در تحلیل بافت تصویر هستند، اما سادگی محاسبات و کارآمد بودن LBP روی تصاویر با وضوح کم، باعث کاربردی شدن و مورد توجه قرار گرفتن این الگوریتم شده است. عملگر LBP پایه، اولین بار توسط *Ojala* و همکاران برای توصیف بافت تصویر معرفی شد [۳۱]. این عملگر به ازای هر پیکسل و با برچسب زدن پیکسل‌های موجود در یک همسایگی 3×3 یک کد دهمی تولید می‌کند و به جای مقدار پیکسل مرکز قرار می‌دهد. روش کار بدین صورت است که، مقدار پیکسل مرکزی درون یک همسایگی از تصویر را به عنوان حدآستانه برای آن پنجره در نظر می‌گیرد. برای پیکسل‌های درون همسایگی، اگر مقدارشان بزرگ‌تر یا مساوی مقدار پیکسل مرکزی باشد، برچسب یک؛ در غیر این صورت برچسب صفر قرار می‌دهد. با قرار دادن این برچسب‌ها به صورت ساعت‌گرد در کنار هم و به دست آوردن مقدار دهمی معادل آن، این مقدار جایگزین مقدار پیکسل مرکزی می‌شود. این کار برای تمام پیکسل‌های تصویر انجام می‌شود که در نهایت یک تصویر LBP با اندازه تصویر اولیه به ما می‌دهد. هیستوگرام به دست آمده از این الگوهای محلی به عنوان توصیفگر استفاده می‌شود. لازم به ذکر است که این عملگر روی تصویر سطح خاکستری اعمال می‌شود.

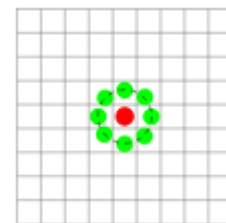
محدودیت این عملگر کوچک بودن شعاع همسایگی است که نمی‌تواند در تصاویر با مقیاس بزرگ خوب عمل کند [۳۲]. برای برطرف کردن مسأله کوچک بودن همسایگی به کار گرفته شده توسط این عملگر، توسعه‌هایی روی آن صورت گرفته است که در ادامه دو مورد از آن‌ها را بررسی می‌کنیم. همسایگی‌ها در الگوی دودویی توسعه‌یافته به صورت دایره‌ای هستند که می‌توانند شعاع‌های بزرگ‌تری را نیز شامل شوند. نمونه‌هایی از این همسایگی‌ها در شکل (۳-۵) مشاهده می‌شوند. P تعداد همسایه‌ها و R شعاع همسایگی است؛ این عملگر به صورت $LBP_{P,R}$ نشان داده می‌شود.



ج) $(P = 16, R = 3)$



ب) $(P = 12, R = 2)$



الف) $(P = 8, R = 1)$

شکل (۳-۵): عملگر LBP با شعاع ها و تعداد همسایه های مختلف.

این عملگر می تواند 2^P مقدار مختلف تولید کند. برای مثال برای شکل (۳-۵ الف)، ۲۵۶ مقدار مختلف تولید می کند. از آن جایی که این عملگر به صورت محلی عمل می کند، تولید این تعداد مقدار برای هر همسایگی زیاد است.

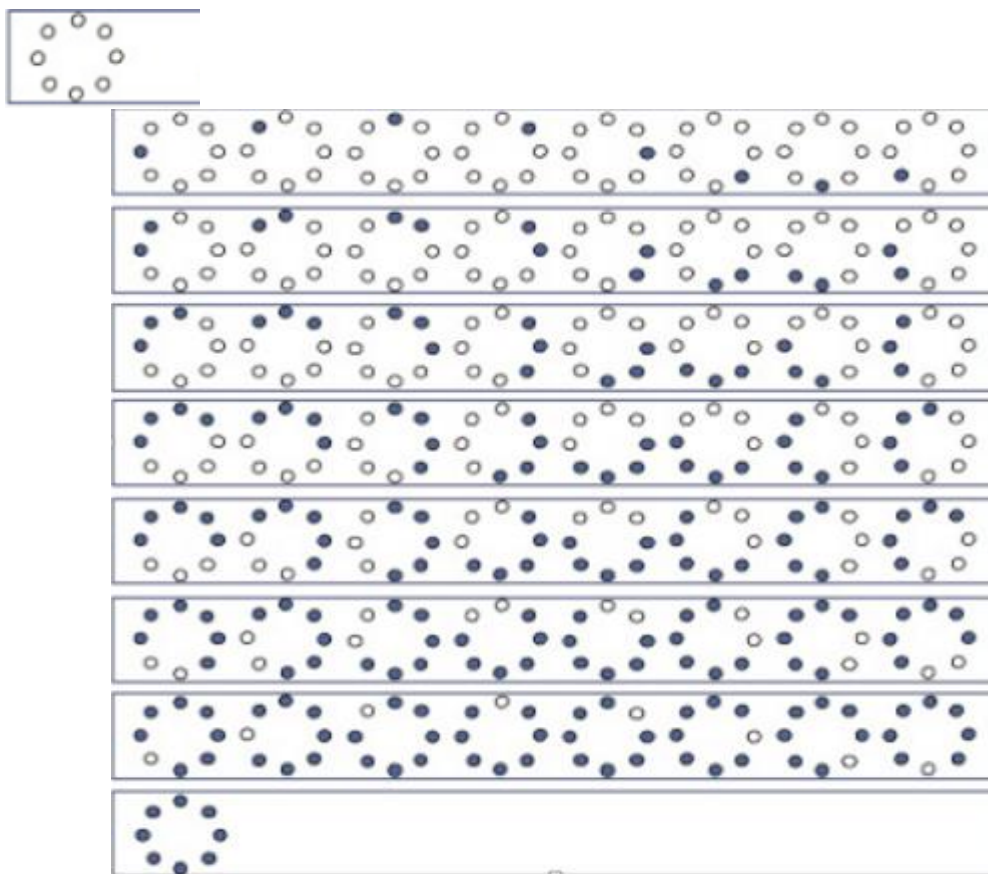
الف) الگوی دودویی محلی یکنواخت

الگوی دودویی محلی یکنواخت یا $ULBP$ یکی از توسعه های LBP پایه است که اساس کار آن با LBP پایه یکی است. این عملگر به صورت $LBP_{P,R}^{u2}$ نیز نشان داده می شود. الگوی یکنواخت نامیده می شود که حداکثر دارای دو تغییر بیت در رشته بیتی مورد نظر باشد [۳۳]. برای مثال الگوهای ۰۰۰۰۱۰۰۰، ۱۱۰۰۱۱۱۱ و ۱۰۱۱۱۱۱۱ در دسته الگوهای همگن قرار می گیرند زیرا حداکثر دو انتقال بیت^۱ از صفر به یک و برعکس دارند. در مقابل الگوهای ۰۰۱۱۰۰۰۱، ۱۱۰۰۱۰۱۰ و ۰۰۰۰۱۱۰۱ در دسته الگوهای ناهمگن قرار می گیرند، چرا که بیشتر از دو انتقال بیتی در آن ها وجود دارد. به عنوان مثال برای $LBP_{8,1}^{u2}$ تعداد ۵۸ الگوی همگن وجود دارد که این الگوها برای سطوح خاکستری با مقدارهای ۰، ۱، ۳، ۴، ۶، ۷، ۸، ۱۲، ۱۴، ۱۵، ۱۶، ۲۴، ۲۸، ۳۱، ۳۲، ۴۸، ۵۶، ۶۰، ۶۲، ۶۳، ۶۴، ۹۶، ۱۱۲، ۱۲۰، ۱۲۴، ۱۲۶، ۱۲۷، ۱۲۸، ۱۲۹، ۱۳۱، ۱۳۵، ۱۴۳، ۱۵۹، ۱۹۱، ۱۹۲، ۱۹۳، ۱۹۵، ۱۹۹، ۲۰۷، ۲۲۳، ۲۲۴، ۲۲۵، ۲۲۷، ۲۳۱، ۲۳۹، ۲۴۰، ۲۴۱، ۲۴۳، ۲۴۷، ۲۴۸، ۲۴۹، ۲۵۱، ۲۵۲، ۲۵۳، ۲۵۴، ۲۵۵ هستند، که ۵۸ انبارک اول هیستوگرام را تشکیل می دهند.

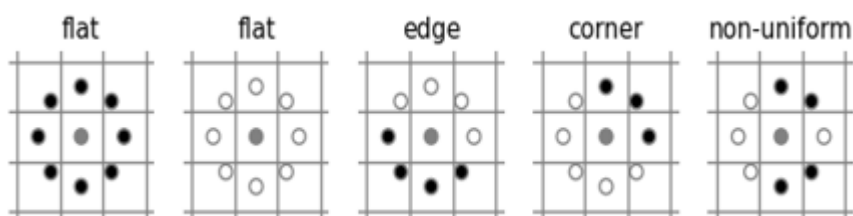
^۱ Bit transition

این عملگر می‌تواند در همسایگی‌های مختلف روی تصویر اعمال شود. $ULBP$ بیشتر زمانی کاربرد دارد که تصویر دارای بافت یکنواختی باشد [۳۴]. از آن‌جا که تصویر کلاه ایمنی نیز دارای این خصوصیت است، این عملگر می‌تواند به خوبی بافت تصویر را تحلیل کند. در تصویر با بافت یکنواخت، الگوهای همگن دارای فراوانی زیادی هستند؛ در مقابل تعداد الگوهای ناهمگن در این تصاویر خیلی زیاد، ولی دارای فراوانی کم هستند. برای جلوگیری از ذخیره یک انبارک برای هر کدام از این الگوهای ناهمگن که دارای فراوانی کمی نیز هستند، این ایده مطرح شد که به ازای تمام الگوهای ناهمگن تنها یک انبارک در نظر گرفته شود و مجموع فراوانی این الگوها به عنوان فراوانی آن انبارک در نظر گرفته شود. هر کدام از الگوهای همگن در یک انبارک مجزا ذخیره می‌شوند. با توجه به این که تعداد الگوهای ناهمگن خیلی بیشتر از تعداد الگوهای همگن در تصویر است، بنابراین از ذخیره تعداد زیادی از ویژگی‌هایی که اطلاعات مفیدی در اختیار ما قرار نمی‌دهند، خودداری می‌شود. برای مثال در این عملگر برای همسایگی 3×3 از ۲۵۵ ویژگی، تنها ۵۸ الگوی همگن وجود دارد و بقیه آن‌ها الگوهای ناهمگن را تشکیل می‌دهند. تعداد الگوهایی که این عملگر به ازای همسایگی‌های مختلف تولید می‌کند برابر با $P \times (P - 1) + 3$ است. در مورد همسایگی با تعداد هشت، این مقدار، ۵۹ و برای همسایگی با مقدار ۱۶ برابر با ۲۴۳ است. این مقادیر در حالت استفاده از الگوی پایه به ترتیب برابر با ۲۵۶ و ۶۵۵۳۶ هستند. شکل (۳-۶) تعداد ۵۸ الگوی همگن را نشان می‌دهد، دایره‌های مشکی نشان دهنده مقدار صفر و دایره‌های سفید دارای مقدار یک هستند. هیستوگرام به دست‌آمده از $LBP_{P,R}^{u2}$ شامل ریزالگوهای محلی از جمله لبه، نواحی صاف^۱ و نقطه از تصویر است؛ تعدادی از ریزالگوها در شکل (۳-۷) آورده شده است. بنابراین به کمک این عملگر، بافت تصویر که از چین و چروک‌های تصویر حاصل می‌شود، توصیف می‌شود.

^۱ Flat



شکل (۳-۶): الگوی دودویی یکنواخت در عملگر LBP با شعاع یک و تعداد همسایگی هشت.



شکل (۳-۷): مثال‌هایی از مفهوم ریزالگوها در LBP .

همان‌طور که در شکل (۳-۵-الف) می‌بینیم، پیکسل‌های همسایه موجود در عملگر LBP پایه دارای یک مقدار مشخص هستند. در $ULBP$ که از همسایگی دایره‌ای استفاده می‌کند، بعضی از همسایه‌ها که دقیقاً داخل مرکز پیکسل قرار نگرفته‌اند، یک مقدار مشخص ندارند. برای این پیکسل‌ها باید از درون‌یابی^۱ استفاده کنیم تا مقدار آن‌ها مشخص شود. در این‌جا ما از درون‌یابی خطی برای تعیین مقدار پیکسلی

^۱ Interpolation

که مقدارش نامشخص است، استفاده می‌کنیم. این عملگر بر خلاف عملگر LBP نسبت به چرخش تصویر حساس نیست. اگر یک تصویر در صفحه بچرخد، همسایه‌های آن پیکسل نیز در یک جهت حول پیکسل مرکزی خواهند چرخید [۳۵].

ب) الگوی دودویی محلی مستقل از چرخش $LBP_{P,R}^i$

۶۹	۶۰	۴۵
۵۰	۵۷	۶۰
۵۹	۵۲	۷۰

۱	۱	۰
۰		۱
۱	۰	۱

$$\left(01101011\right)_2 = 107$$

(الف)

۴۵	۶۰	۷۰
۶۰	۵۷	۵۲
۶۹	۵۰	۵۹

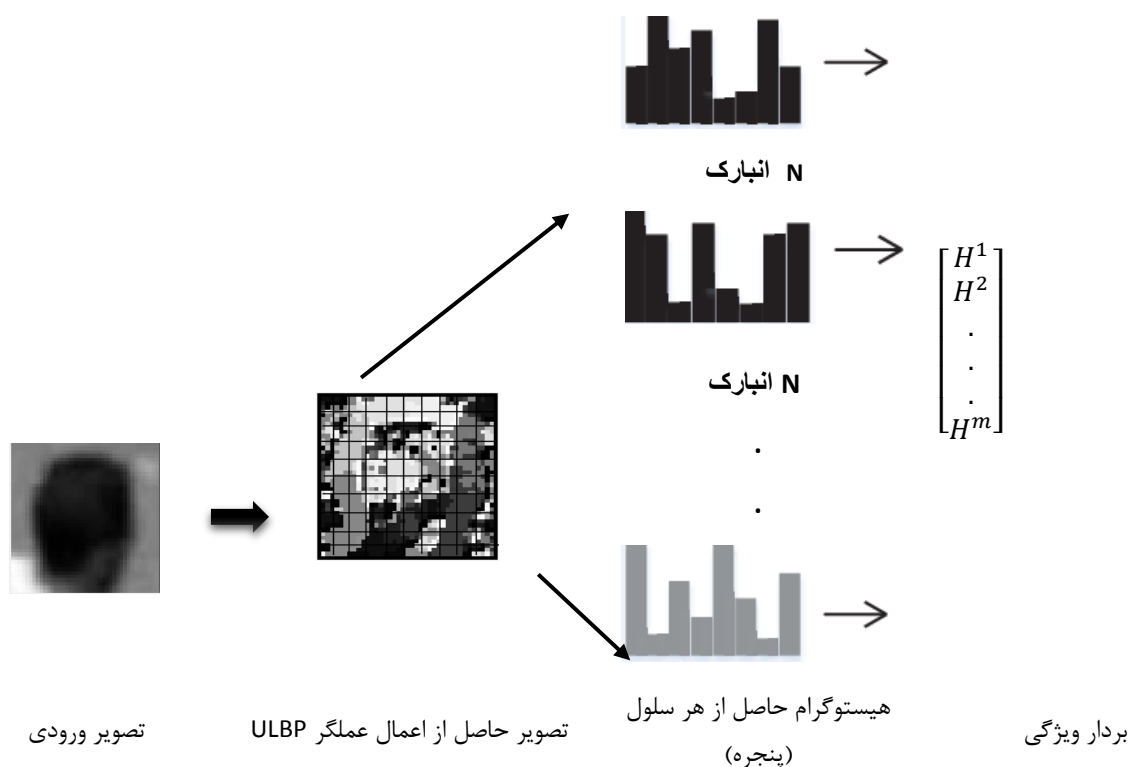
۱	۱	۱
۰		۱
۱	۰	۱

$$\left(11101011\right)_2 = 235$$

(ب)

شکل (۳-۸): تاثیر چرخش ۹۰ درجه‌ای یک همسایگی بر LBP ؛ (الف) قبل از چرخش، (ب) بعد از چرخش

از آن‌جا که مقدار LBP براساس قرار گرفتن پیکسل‌های همسایه در مجاورت یک‌دیگر به دست می‌آید، این چرخش باعث تغییر در LBP می‌شود. برای مثال دو همسایگی نشان داده شده در شکل (۳-۸) را قبل و بعد از چرخش در نظر بگیرید. ابتدا الگوی دودویی حاصل از همسایگی شکل (۳-۸-الف) را به دست آورده، سپس همین پنجره را ۹۰ درجه در جهت ساعتگرد می‌چرخانیم و دوباره الگوی دودویی را به دست می‌آوریم. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوی دودویی به دست آمده قبل از چرخش، شکل (۳-۸-الف) با الگوی دودویی ایجاد شده بعد از چرخش پیکسل‌های درون همسایگی، شکل (۳-۸-ب)، با هم متفاوت هستند. این الگو برای زمانی مناسب است که بخواهیم نمونه عکس‌های مختلف از یک جسم که ممکن است در جهت‌های مختلف باشند را شناسایی کنیم. نمونه‌ای از این کاربرد در تشخیص چهره است.



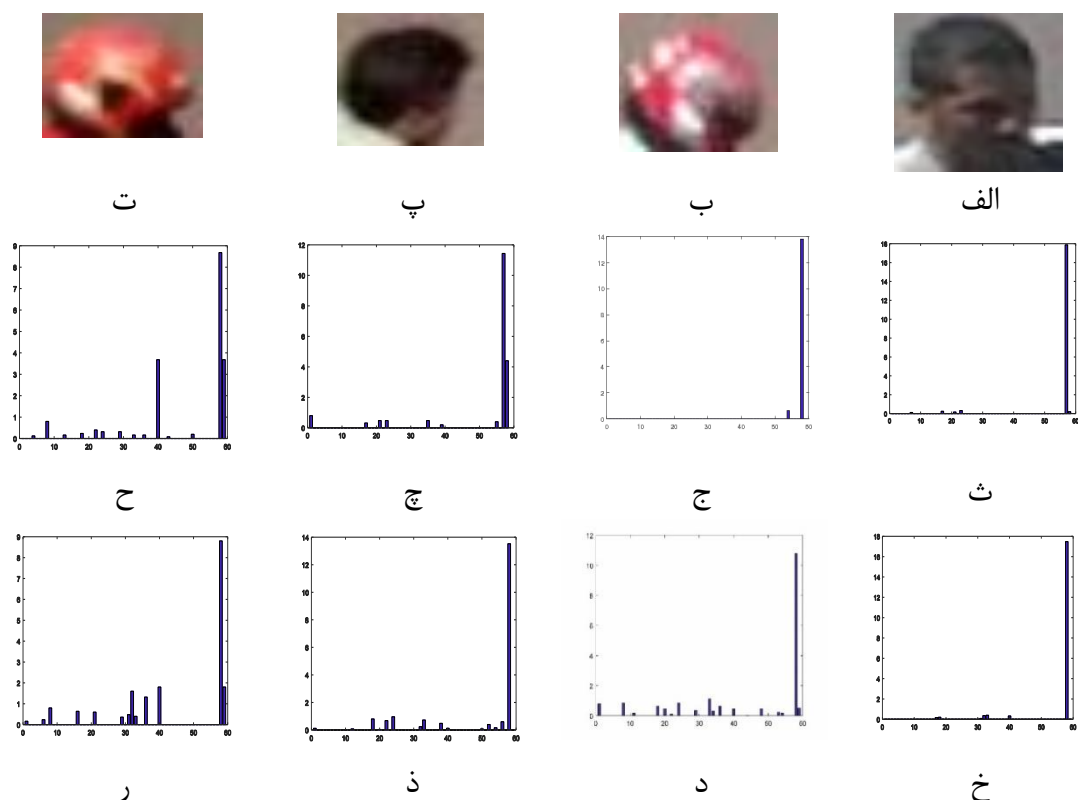
شکل (۳-۹): بردار ویژگی حاصل از پنجره بندی تصویر.

در روش پیشنهادی، پس از پیش پردازش های ذکر شده در بخش (۳-۲)، با استفاده از توصیفگر *ULBP* که در بخش (۳-۲-۱) معرفی شد، به استخراج ویژگی می پردازیم. همسایگی در نظر گرفته شده در این عملگر، یک همسایگی با پنجره ای به اندازه 3×3 است. سپس تصویر کد شده به وسیله *ULBP* به پنجره هایی با اندازه 5×5 تقسیم شده و هیستوگرام درون هر کدام از این پنجره ها محاسبه می شود. بردار ویژگی استخراج شده، از کنار هم قرار دادن هیستوگرام های حاصل از این پنجره ها به دست می آید. شکل (۳-۹) یک نمونه از این فرایند را نشان می دهد.

در شکل (۳-۱۰) هیستوگرام یک پنجره 5×5 از دو نمونه تصویر نشان داده شده است. دلیل استفاده از پنجره بندی تصویر حاصل از اعمال *ULBP* این است که، استفاده از یک هیستوگرام برای کل تصویر ممکن است موجب از دست رفتن جزئیات تصویر شود. اطلاعات مکانی در برخی کاربردها از جمله کارهای شناسایی و تشخیص دارای اهمیت زیادی هستند.

همان‌طور که گفته شد برای تشخیص کلاه ایمنی از سر بدون کلاه ایمنی، با توجه به بافت یکنواخت کلاه ایمنی، *ULBP* می‌تواند تا حد خوبی این دو کلاس را از هم تفکیک کند. در واقع بافت هر شیء موجود در صحنه می‌تواند یک ویژگی متمایز کننده آن از دیگر اشیای موجود در صحنه باشد [۳۵]. اعمال عملگر *ULBP* روی تصاویر اصلی پس از گام پیش‌پردازش، عملکرد خوبی را نشان داد؛ اما با اعمال این عملگر روی تصویر واریانس یا *LV*، نتایج بهتری نسبت به اعمال این عملگر روی تصویر اصلی به دست آمد. استفاده از تصویر واریانس به جای تصویر اصلی، عملگر *ULBP* را در تحلیل بهتر بافت تصویر کمک می‌کند. شکل (۳-۱۰) اعمال این عملگر را روی تصویر اصلی و تصویر *LV* نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل (۳-۱۰-ث) نشان داده شده است، در این هیستوگرام درصد الگوهای همگن تصویر بسیار کم و بیشتر شامل الگوهای ناهمگن است که در انبارک ۵۹ هیستوگرام قرار دارند و الگوهای همگن این ناحیه از تصویر (سلول) را در نظر نگرفته است. در شکل (۳-۱۰-ج) می‌بینیم با توجه به این‌که تصویر دارای کلاه ایمنی است، تعداد کمی الگوی همگن به همراه الگوهای ناهمگن نشان داده شده است. وجود الگوهای همگن در تصویر (۳-۱۰-ج)، باعث متمایز شدن این دو کلاس می‌شود. با اعمال الگوی دودویی محلی روی تصویر واریانس، از هیستوگرام (۳-۱۰-ج)، به هیستوگرام (۳-۱۰-د)، می‌رسیم، این هیستوگرام دارای تعداد بیشتری از الگوهای همگن تصویر است به طوری که تعداد الگوهای ناهمگن موجود در انبارک ۵۹ نسبت به شکل (۳-۱۰-ج) به شدت کاهش یافته است. در مورد تصویر بدون کلاه ایمنی، هیستوگرام *ULBP* روی تصویر اصلی و تصویر *LV* تقریباً یکسان است.

در تصویر (۳-۱۰-ت) می‌بینیم که درصد الگوهای همگن بعد از به دست آوردن واریانس تصویر (۳-۱۰-ر) بیشتر از تصویر (۳-۱۰-ج) که از اعمال *ULBP* روی تصویر اصلی است، می‌باشد. در مورد شکل (۳-۱۰-پ) نیز می‌بینیم که گرچه الگوهای همگن در شکل (۳-۱۰-ذ) نسبت به شکل (۳-۱۰-چ) کمی بیشتر شده است ولی انبارک ۵۹ آن نیز تعداد الگوهای غیر یکنواخت بیشتری را شامل شده است.



شکل (۳-۱۰): تاثیر اعمال عملگر $ULBP$ روی تصویر LV ؛ الف و چ) تصاویر بدون کلاه ایمنی؛ ب و ح) تصاویر دارای کلاه ایمنی؛ پ و ث) به ترتیب هیستوگرام $ULBP$ حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر LV ؛ الف، ت) و ج) به ترتیب هیستوگرام $ULBP$ حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر LV ؛ ب، خ) و ذ) به ترتیب هیستوگرام $ULBP$ حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر LV ؛ چ، د) و ر) به ترتیب هیستوگرام $ULBP$ حاصل از یک سلول از تصویر اصلی و تصویر LV ح).

هیستوگرام‌های نشان داده شده در شکل (۳-۱۰) تنها برای یک پنجره از تصویر هستند. با در نظر گرفتن همین تغییرات در پنجره‌های دیگر تصویر، شاهد عملکرد بهتر استفاده از هیستوگرام‌های مجزا برای هر پنجره از تصویر LV نسبت به تصویر اصلی هستیم. هم‌چنین استفاده از هیستوگرام‌های مجزا برای هر پنجره از تصویر به جای استفاده از تنها یک هیستوگرام برای کل تصویر اطلاعات بیشتری در اختیار ما قرار می‌دهد. بنابراین همان‌طور که نشان داده شده است، با گرفتن واریانس از تصویر و سپس

اعمال *ULBP* روی تصویر *LV*، تفکیک‌پذیری نمونه‌های دو کلاس راحت‌تر صورت می‌گیرد؛ بنابراین ما در این روش، عملگر *ULBP* را روی تصویر *LV* اعمال می‌کنیم. پس از استخراج ویژگی با استفاده از تنها توصیفگر استفاده شده یعنی عملگر *ULBP*، ویژگی‌ها را هموار^۱ کرده‌ایم. دلیل اصلی این کار، بهبود کار طبقه‌بندی و همچنین استخراج ویژگی‌های مناسب‌تر است که بتواند نمونه‌های دو کلاس را بهتر از هم تفکیک کند. روش‌های هموار کردن معمولاً برای ضبط یا دریافت الگوهای مهم از یک مجموعه ویژگی که در یک همسایگی قرار گرفته‌اند، استفاده می‌شوند. این روش‌ها از یک تابع با راه‌حل تقریبی برای این امر استفاده می‌کنند [۳۶]. عمل هموار کردن ممکن است به منظور استخراج اطلاعات مفید یا حذف نویز از داده، برای تحلیل داده به کار رود. معمولاً با اعمال یک تابع تقریبی روی نواحی‌ای که کوچک‌تر از اندازه تصویر هستند و به اصطلاح پنجره گفته می‌شوند، عمل هموار کردن انجام می‌شود. این تابع روی تمام پیکسل‌های تصویر اعمال و در نهایت یک تصویر به اندازه تصویر اصلی به دست می‌آید. توابعی که معمولاً در این مورد به کار گرفته می‌شوند، دو فیلتر میانه و میانگین هستند. اگر تصویر سیاه و سفید باشد، اعمال این دو فیلتر کارا نخواهد بود، تنها در صورتی که تصویر در مقیاس خاکستری باشد می‌توان از این دو فیلتر استفاده نمود [۳۷]. در این تحقیق ما از فیلتر میانگین متحرک با پنجره 3×3 استفاده می‌کنیم، با انجام این کار ویژگی‌های نمونه‌های دو کلاس بهتر می‌توانند توسط طبقه‌بندها از هم تفکیک شوند و دقت طبقه‌بندی افزایش می‌یابد.

۳-۳- روش پیشنهادی با استفاده از بافت همراه با شکل هندسی

جهت افزایش عملکرد روش پیشنهادی، از سه توصیفگر برای استخراج الگوهای بافتی و همچنین تحلیل شکل هندسی جسم استفاده می‌شود. در این روش پس از یک پیش‌پردازش ساده روی تصویر، از واریانس محلی یا *LV* به عنوان یک توصیفگر در کنار *ULBP* استفاده می‌شود. بردار ویژگی استخراج شده از این توصیفگرها، به خوبی می‌تواند نمونه‌های دو کلاس را از هم تفکیک کند؛ چرا که این دو توصیفگر بر

^۱Smooth

اساس مفاهیم الگوهای به کار رفته در کلاه ایمنی و سر بدون کلاه ایمنی انتخاب شده‌اند. استفاده از این دو توصیفگر در کنار هم، کاستی‌های یکدیگر در فرایند استخراج ویژگی را جبران می‌کنند.

برای بهبود روش ارائه شده نیز از همان سه مرحله اصلی جهت تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی در روش پیشنهادی استفاده می‌شود. گام پیش‌پردازش مانند روش پیشنهادی است با این تفاوت که دیگر محاسبه واریانس تصویر را نداریم. قبل از تشریح گام استخراج ویژگی، دو مفهوم هیستوگرام تصویر و ماسک را برای درک بهتر توضیح می‌دهیم.

الف-هیستوگرام تصویر

هیستوگرام هر تصویر، فراوانی هر کدام از پیکسل‌های سطح روشنایی تصویر را نشان می‌دهد. اگر تصویر را به پنج سطح خیلی تاریک، تاریک، متوسط، روشن و خیلی روشن تقسیم‌بندی کنیم، بنابراین هر سطح شامل ۵۰ سطح روشنایی است. در این نمودار هر پیکسل می‌تواند مقداری بین ۰ (خیلی تاریک یا سیاه) تا ۲۵۵ (خیلی روشن یا سفید) داشته باشد.

ب- ماسک

ماسک^۱ پنجره‌ای است که روی تک‌تک پیکسل‌های تصویر حرکت کرده تا مقدار پیکسل مرکزی محاسبه شود. با توجه به مقادیر ضرایب ماسک، تاثیر هر کدام از مقادیر پیکسل‌های همسایه روی مقدار پیکسل مرکزی تعیین می‌شود.

در روش پیشنهادی، مهم‌ترین عملیات در بخش پیش‌پردازش تصویر انجام شد تا بتوان تنها با استفاده از توصیفگر ULBP، ویژگی‌های مناسبی از تصاویر استخراج کرد. اما برای بهبود این روش، با توجه به این که توصیفگرهای LV و ULBP می‌توانند الگوهای بافتی مکمل و مناسب را برای تحلیل خوب بافت تصویر استخراج کنند، نیاز به پیش‌پردازش قوی را از بین می‌برند. اساس استخراج ویژگی این دو

^۱ Mask

توصیفگر، توجه به مفاهیم پایه الگوهای بافتی به کار رفته شده در نمونه‌های دو کلاس است. همچنین این دو توصیفگر الگوهای مکمل همدیگر را از تصویر استخراج می‌کنند، بنابراین با به کار بردن آن‌ها در گام استخراج ویژگی می‌توان به خوبی بافت تصویر را تحلیل کرد. در این گام از سه توصیفگر ULBP، LV و HOG جهت استخراج ویژگی‌های مناسب استفاده کرده‌ایم. از ترکیب ویژگی‌های استخراج شده از این توصیفگرها، برای مرحله تشخیص نمونه‌های دو کلاس استفاده می‌کنیم.

بافت، به ناحیه‌ای گفته می‌شود که پیکسل‌های موجود در یک همسایگی دارای مقادیری نزدیک به هم باشند. بنابراین، اساس تعریف ویژگی بافت بر همسایگی استوار است. ویژگی بافت یک ویژگی خیلی موثر در شناسایی اشیای موجود در صحنه است. *LBP* روشی قدرتمند برای تحلیل و استخراج اطلاعات از بافت تصاویر است. اساس این عملگر، روش آستانه‌گذاری است. همان‌طور که در بخش قبل بیان شد، *LBP* دارای محدودیت‌هایی از جمله شعاع همسایگی کوچک است. با این حال، *LBP* با توجه به محاسبات ساده و توانایی استخراج ویژگی با دقت طبقه‌بندی بالا یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین عملگرها در حوزه تحلیل بافت به شمار می‌رود. در این تحقیق به منظور تشخیص کلاه ایمنی به دلیل بافت خاص آن، ما از *ULBP* استفاده می‌کنیم.

ULBP چون به روی تصاویر بکنواخت عمل می‌کند، بیشتر به الگوهای همگن توجه می‌کند و کمتر الگوهای ناهمگن را در نظر می‌گیرد. از طرف دیگر، واریانس بیشتر به الگوهای ناهمگن و عدم تشابه آن‌ها توجه می‌کند [۳۵]. با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از این دو عملگر به خوبی می‌توان نمونه‌های دو کلاس را از هم شناسایی کرد. در این مسأله همان‌طور که الگوی دودویی را در هر همسایگی محاسبه می‌کنیم، تصویر واریانس را نیز به صورت محلی محاسبه می‌کنیم تا اطلاعات بیشتری از تصویر استخراج شود. *LV* به این معناست که، واریانس هر پیکسل از تصویر را با توجه به مقادیر پیکسل‌های یک همسایگی محاسبه کرده که در این صورت یک توصیفگر جدید به نام واریانس محلی به وجود

می‌آید [۳۶]. نحوه محاسبه واریانس در رابطه (۳-۲) نشان داده شده است، در این روش برای محاسبه واریانس از یک پنجره با اندازه چهار استفاده شده است.

یکی از ویژگی‌هایی که به طور وسیعی در تشخیص و شناسایی اجسام از همدیگر به کار گرفته می‌شود، شکل هندسی جسم است. در این روش از HOG برای تشخیص کلاه ایمنی استفاده می‌شود. این تکنیک جهت شکل‌های محلی درون یک تصویر را تعیین می‌کند. ایده کلی در این روش این است که از شدت نور تک‌تک پیکسل‌های تصویر، گرادیان گرفته می‌شود و یک بردار ویژگی از این گرادیان‌ها ساخته می‌شود. در ادامه، نحوه کارکرد این الگوریتم شرح داده می‌شود.

ایده اصلی HOG این است که، توزیع گرادیان‌های محلی به خوبی می‌تواند شکل را توصیف کند؛ حتی اگر اطلاع دقیقی از موقعیت لبه‌ها یا گرادیان‌ها نداشته باشیم. ویژگی هیستوگرام گرادیان جهت‌دار به وسیله تقسیم تصویر ورودی به نواحی کوچکتری به نام سلول و محاسبه جهت گرادیان در آن سلول‌ها به دست می‌آید. گرادیان می‌تواند جهت‌دار یا بدون جهت باشد، در صورت جهت دار بودن، محدوده $0-360$ درجه به n قسمت مساوی تقسیم و در صورت بدون جهت بودن، بازه $0-180$ درجه به n قسمت مساوی تقسیم می‌شود.

$I(x-1, y-1)$	$I(x, y-1)$	$I(x+1, y-1)$
$I(x-1, y)$	$I(x, y)$	$I(x+1, y)$
$I(x-1, y+1)$	$I(x, y+1)$	$I(x+1, y+1)$

شکل (۳-۱۱): مختصات نه نقطه از تصویر در یک پنجره 3×3 .

n ، تعداد جهت‌های گرادیان یا همان انبارک‌های هیستوگرام است که هر کدام از این‌ها یک کانال هیستوگرام را تشکیل می‌دهند. بردار ویژگی نهایی از الحاق^۱ هیستوگرام‌های محلی که در هر سلول به

^۱ Concatenation

دست آمده‌اند، به وجود می‌آید. نحوه محاسبه بردار ویژگی استخراج شده توسط HOG به این گونه است که: ابتدا گرادیان در جهت‌های عمودی و افقی تصویر را به دست آورده، سپس جهت و اندازه این گرادیان ها نیز محاسبه می‌شود. برای محاسبه گرادیان شدت روشنایی تصویر، از ماسک‌های رابطه (۳-۴) در جهت افقی و عمودی استفاده می‌کنیم. با حرکت این ماسک‌ها در جهت افقی و عمودی روی کل تصویر، شدت گرادیان به ازای کل پیکسل‌های تصویر به دست می‌آید [۲۰]. در شکل (۳-۱۱) یک همسایگی از تصویر نشان داده شده است.

$$[-1 \ 0 \ 1]^T \text{ و } [-1 \ 0 \ 1] \quad (۳-۴)$$

که داریم:

$$s_x = (-1) \times I(x-1) + 0 \times I(x) + 1 \times I(x+1) \quad (۳-۵)$$

$$s_y = (-1) \times I(y-1) + 0 \times I(y) + 1 \times I(y+1) \quad (۳-۶)$$

رابطه‌های (۳-۵) و (۳-۶) همان مشتق مرتبه اول (گرادیان) در جهت افقی و عمودی هستند. از طرفی اندازه و زاویه هر برداری توسط رابطه‌های (۳-۷) و (۳-۸) قابل محاسبه است.

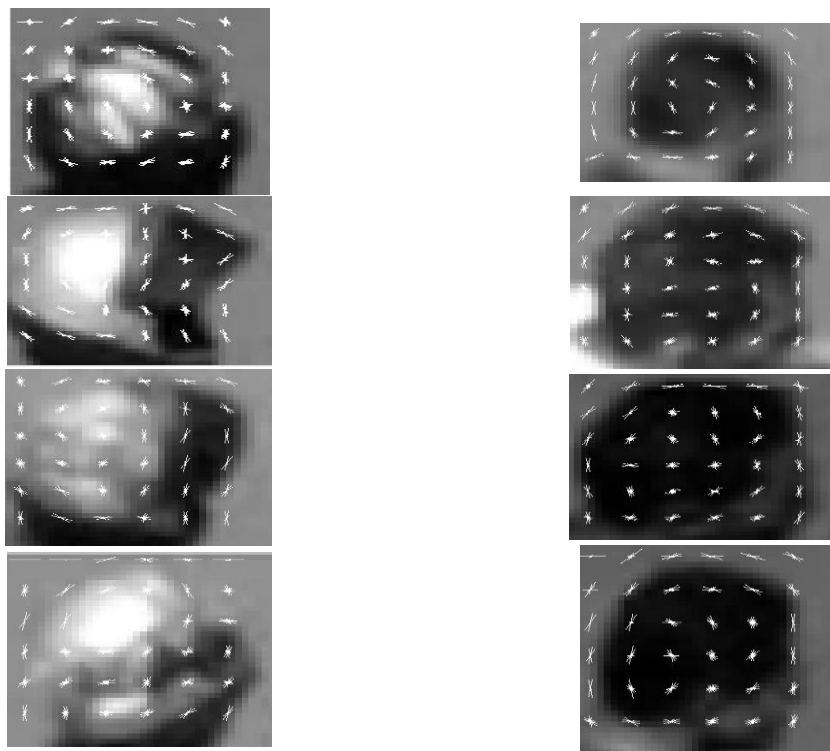
$$S = \sqrt{s_x^2 + s_y^2} \quad (۳-۷)$$

$$\theta = \text{Arctg} \left(\frac{s_y}{s_x} \right) \quad (۳-۸)$$

تصاویری که ما در این جا مورد استفاده قرار می‌دهیم، تصاویری با اندازه 40×40 پیکسل هستند. این تصاویر را به سلول‌هایی با اندازه 8×8 پیکسل تقسیم می‌کنیم و هر چهار سلول را یک بلوک در نظر می‌گیریم که به صورت یک بلوک 2×2 سلولی است. این بلوک‌ها دارای ۵۰ درصد هم‌پوشانی هستند. ممکن است لبه یا قسمت مهمی از تصویر بین دو بلوک قرار بگیرد که بدون هم‌پوشانی نتوان آن را

تشخیص داد؛ به این دلیل از تکنیک هم‌پوشانی استفاده کرده‌ایم تا دقیقاً همه نواحی تصویر را پوشش دهد. در شکل (۳-۱۲) چند نمونه از تصاویری که جهت شیب لبه‌های درون آن‌ها مشخص شده است، نشان داده شده است. همان‌طور که توضیح داده شد برای بهبود روش، پس از یک پیش‌پردازش ساده روی تصاویر وارد گام استخراج ویژگی می‌شویم.

در این گام از سه توصیفگر برای تشخیص کلاه ایمنی استفاده می‌کنیم، دو توصیفگر الگوهای بافت تصویر را تحلیل می‌کنند و توصیفگر سوم شیب ناحیه‌های درون تصویر را به صورت محلی بررسی می‌کند. $ULBP$ و LV بافت تصویر را نشان می‌دهند و HOG ، شیب محلی ناحیه‌های درون تصویر را مشخص می‌کند.



شکل (۳-۱۲): چند نمونه از تصاویر با جهت شیب ناحیه‌های محلی درون آن‌ها با استفاده از هیستوگرام مبتنی بر گرادیان.

ULBP الگوهای تصویر که دارای بافتی همگن هستند را استخراج نموده، در مقابل *LV* الگوهای ناهمگن تصویر را استخراج می‌کند. این دو توصیفگر مکمل‌های خوبی برای همدیگر محسوب می‌شوند، به دلیل این‌که از همه الگوهای بافت تصویر برای تحلیل و مقایسه بافت نمونه‌های دو کلاس استفاده می‌کنند. با ترکیب خروجی این دو توصیفگر تا حد خوبی نمونه‌های دو کلاس قابل تفکیک هستند. برای بهبود دقت و عملکرد این روش، از توصیفگر دیگری به نام *HOG* که توزیع گرادیان‌های محلی را در هر سلول از تصویر مشخص می‌کند، استفاده می‌کنیم. با اعمال این سه توصیفگر به تصاویر دو کلاس، به دقت قابل توجهی در تشخیص کلاه ایمنی از سر بدون کلاه ایمنی رسیدیم.

۳-۴- جمع‌بندی

در این فصل، روش پیشنهادی پایان‌نامه برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی ارائه شد. ابتدا روش پیشنهادی که تنها از توصیفگر *ULBP* در مرحله استخراج ویژگی استفاده می‌کند، شرح داده شد. نکته مهمی که در این روش حائز اهمیت بود، وجود یک پیش‌پردازش قوی است که کار را برای مرحله بعدی یعنی استخراج ویژگی، راحت می‌کند. در گام استخراج ویژگی، از *ULBP* که نسبت به عملکرد *LBP* پایه تعداد ویژگی‌های کمتری استخراج می‌کند، استفاده نمودیم تا بتواند بافت نمونه‌های دو کلاس را از هم تشخیص بدهد. برای بهبود دقت روش ارائه شده، با یک پیش‌پردازش ساده روی تصاویر، روی گام استخراج ویژگی تمرکز کردیم. در مرحله استخراج ویژگی از توصیفگر *ULBP* که در روش ارائه شده نیز استفاده شد به همراه *LV* تصویر که دو تحلیل‌گر مکمل برای بافت تصویر هستند، استفاده شد. *ULBP*، الگوهای همگن تصویر را استخراج می‌کند در مقابل *LV* الگوهای ناهمگن تصویر را تحلیل می‌کند. استفاده از این دو توصیفگر بافت در کنار هم، ویژگی‌هایی استخراج کرده که به خوبی نمونه‌های دو کلاس را از هم تفکیک می‌کند. جهت بالا بردن دقت و عملکرد این روش، از توصیفگر سومی که توزیع گرادیان محلی جسم را توصیف می‌کند، یعنی *HOG* استفاده نمودیم. *HOG* یک توصیفگر قدرتمند است که حتی در صورت مشخص نبودن موقعیت دقیق گرادیان‌های محلی یا جهت لبه‌ها دارای عملکرد خوبی است. با استفاده از این سه توصیفگر ویژگی‌های قوی‌ای به دست آمد که به خوبی نمونه

های دو کلاس را از هم تفکیک کرده و همچنین نرخ تشخیص نادرست طبقه‌بندها نسبت به روش پیشنهادی کاهش یافته است.

فصل چهارم

ارزیابی روش پیشنهادی و بررسی نتایج

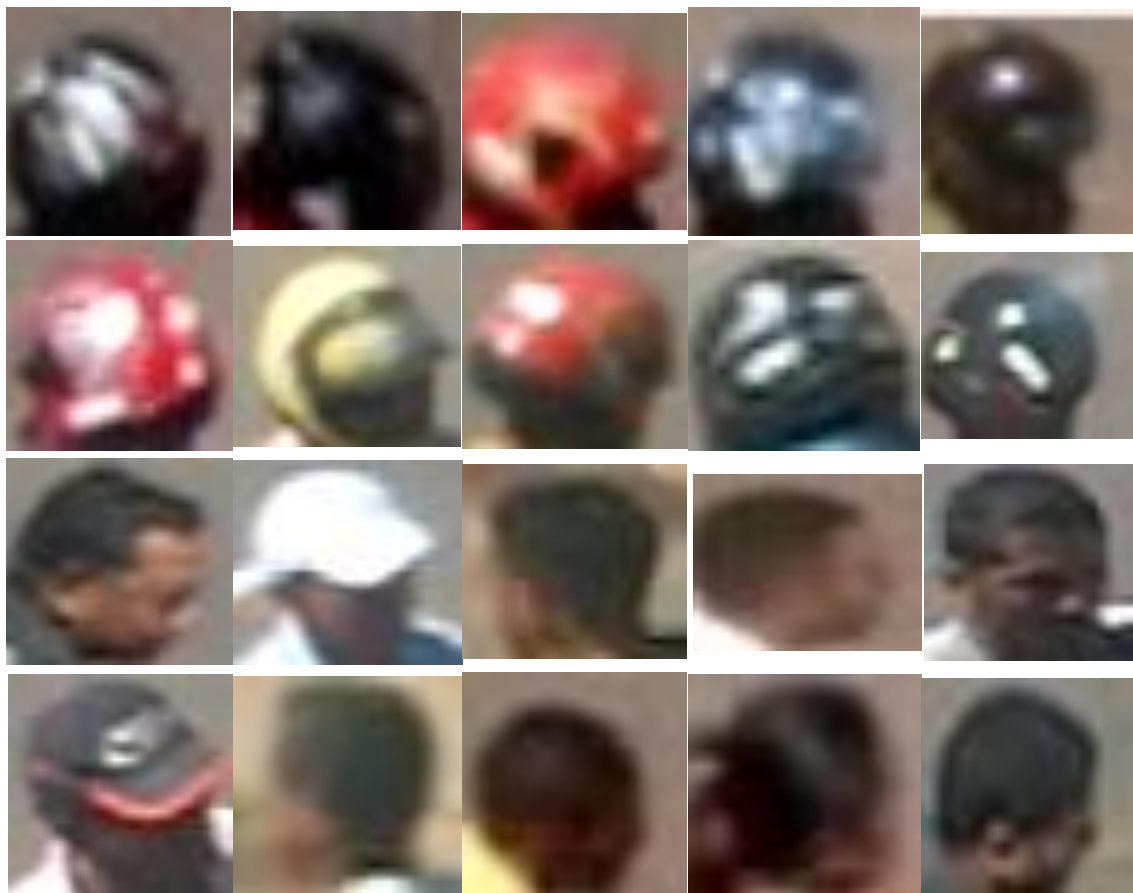
۴-۱-مقدمه

در فصل قبل برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی، روشی بر مبنای تحلیل بافت موجود در کلاه ایمنی پیشنهاد شد. در این فصل به ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی و مقایسه نتایج حاصل از آن با روش ارائه شده در مرجع [۴] می‌پردازیم. برای ارزیابی هر روش نیاز به یک پایگاه داده استاندارد برای ارزیابی عادلانه و درست است. در حوزه تشخیص کلاه ایمنی، تاکنون هیچ پایگاه داده استاندارد در دسترس عموم قرار نگرفته است. از این رو معمولاً هر روشی روی یک پایگاه داده اختصاصی بررسی شده است. در این پایان‌نامه با همکاری آقای *Silva*^۱ یک پایگاه داده از تصاویر موتورسواران در اختیار ما قرار گرفت. بنابراین در ابتدای این فصل به معرفی پایگاه داده مورد استفاده در این پژوهش می‌پردازیم. دقت روش پیشنهادی روی این پایگاه داده مورد بررسی قرار می‌گیرد، سپس برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، روش خود را با روش مرجع [۴] مقایسه می‌کنیم. این روش از نظر زمانی نیز مقایسه می‌شود. در نهایت به جمع‌بندی و آزمایش‌های انجام شده، می‌پردازیم.

۴-۲- پایگاه داده مورد استفاده

در این پایان‌نامه، برای ارزیابی عملکرد روش ارائه شده جهت تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی، از پایگاه داده ای استفاده می‌کنیم که در مرجع [۴] مورد استفاده قرار گرفته است. این پایگاه داده در مجموع شامل ۲۵۵ تصویر از ناحیه سر موتورسواران بدون کلاه ایمنی و با کلاه ایمنی است. تعداد ۱۰۳ تصویر از این مجموعه بدون کلاه ایمنی هستند؛ و ۱۵۲ تصویر دیگر دارای کلاه ایمنی هستند. لازم به ذکر است که تعدادی از تصاویر دارای کلاه معمولی هستند که ما آن‌ها را در دسته تصاویر بدون کلاه ایمنی قرار دادیم. در شکل (۴-۱) چند نمونه از تصاویر این پایگاه داده، نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل می‌بینیم این تصاویر دارای وضوح پایینی هستند. اندازه اولیه تصاویر 48×251 پیکسل است که ما آن‌ها را به 40×40 پیکسل تغییر اندازه دادیم.

^۱ پایگاه داده استفاده شده در این پایان‌نامه با همکاری آقای *Silva* در اختیار ما قرار گرفت. از همکاری آقای *Silva* صمیمانه سپاسگزاریم.



شکل (۴-۱): چند نمونه از تصاویر استفاده شده در روش پیشنهادی.

۴-۳- معیارهای ارزیابی روش پیشنهادی

برای ارزیابی روش پیشنهادی، از معیارهای حساسیت^۱، تشخیص^۲ (S)، ارزش اخباری مثبت^۳ (PPV)،

ارزش

اخباری منفی^۴ (NPV)، $F - Measure$ و دقت^۵ (A)، استفاده شده است [۳۸]. تعریف هر کدام از

این

³ Positive Predictive Values or Precision

⁴ Negative Predictive Values

⁵ Accuracy

^۱ Sensitivity or Recall

² Specificity

مفاهیم در فصل دوم آمده است. لازم به ذکر است که در این پایان نامه، نمونه‌های ما به دو کلاس منفی (دارای کلاه ایمنی) و مثبت (بدون کلاه ایمنی) تقسیم می‌شوند. بنابراین در ادامه هر جایی صحبت از کلاس یک یا مثبت شد، منظور کلاس نمونه‌های بدون کلاه ایمنی است و در موارد دیگر (کلاس منفی یا صفر)، کلاس با کلاه ایمنی است.

برای تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی از دو طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF) استفاده شده است. ما SVM را با هسته‌های مختلف (خطی، چندجمله‌ای و پایه شعاعی) آزمایش کرده‌ایم، بهترین دقت با استفاده از هسته خطی به دست آمد. همین‌طور RF با تعداد درخت‌های مختلف، امتحان شده است، مناسب‌ترین تعداد درخت، ۸۰ به دست آمد. لازم به ذکر است که انتخاب این پارامترها، روی مجموعه اعتبارسنجی صورت گرفته است تا نتایج به دست آمده قابل استنتاج باشند.

روش مورد استفاده برای تقسیم‌بندی داده‌ها به نمونه‌های آموزش و آزمون، بر اساس روش ارزیابی متقابل است. دلیل استفاده از این تکنیک این است که در مرجع [۴] که روش ما را با آن مقایسه کرده‌ایم، از این روش برای تخصیص داده‌ها به فرایند آموزش و آزمون استفاده کرده بود. برای یکسان بودن شرایط، ما هم از این روش برای تقسیم‌بندی تصاویر پایگاه داده استفاده کرده‌ایم. در روش ارزیابی متقابل مجموع کل داده‌ها به n قسمت مساوی (زیرمجموعه) تقسیم می‌شوند، هر بار یک زیرمجموعه به صورت تصادفی برای قسمت آزمون و $n - 1$ قسمت باقی مانده به عنوان مجموعه آموزشی مورد استفاده قرار می‌گیرد. مدل از روی نمونه‌های آموزشی ساخته می‌شود و این مدل روی زیرمجموعه آزمون، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. این فرایند به تعداد n بار روی مجموعه داده اجرا شده و در نهایت از میانگین نتایج n اجرا به عنوان نتیجه نهایی استفاده می‌شود [۳۹]. این تکنیک دارای مزایایی است از جمله این که، هر داده‌ای تنها یک بار به عنوان داده آزمون مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین این روش برای زمانی که مجموعه داده ما کم باشد، مفید واقع می‌شود. نتایج حاصل از این آزمایش، خروجی

¹ Kernel

یک دسته‌بند دودویی است، زیرا در این پژوهش نمونه‌های ما به دو کلاس با و بدون کلاه ایمنی تقسیم می‌شوند.

۴-۴- بررسی نتایج روش پیشنهادی در استفاده از ویژگی بافت

همان‌طور که در قسمت روش پیشنهادی نیز اشاره شد، ابتدا یک پیش‌پردازش روی تصاویر مشترک با مرجع [۴] انجام می‌شود. پیش‌پردازش شامل تغییر اندازه تصویر، به دست آوردن تصویر سطح خاکستری از تصویر RGB ، حذف نویز از تصویر با استفاده از فیلتر میانه و در نهایت به دست آوردن تصویر واریانس است. حذف نویز، با اعمال پنجره 3×3 روی تصویر انجام می‌شود. برای به دست آوردن تصویر واریانس محلی (LV) نیز از یک پنجره متحرک روی تصویر استفاده می‌شود، که اندازه این پنجره سه است. با حرکت این پنجره روی تصویر و به دست آوردن واریانس هر پیکسل از تصویر، در نهایت یک تصویر به اندازه تصویر اولیه داریم.



شکل (۴-۲): چند نمونه از تصاویر (سطر اول) و تصویر واریانس آن‌ها (سطر دوم).

برای به دست آوردن واریانس هر پیکسل از تصویر، واریانس تک تک پیکسل‌های همسایه را به دست آورده و از روی میانگین واریانس پیکسل‌های همسایه، واریانس پیکسل مورد نظر (وسط) را به دست می‌آوریم. در شکل (۴-۲) چند نمونه از تصاویر، همراه با تصویر واریانس آن‌ها نمایش داده شده است. با توجه به یکنواخت بودن بافت کلاه ایمنی، برای تفکیک این کلاس از کلاس بدون کلاه ایمنی، از $ULBP$ با همسایگی هشت و شعاع یک استفاده کرده‌ایم که به طور تجربی انتخاب شدند.

دلیل استفاده از این نوع عملگر به جای LBP پایه این است که، کد دودویی حاصل از LBP ، دارای مقداری در بازه ۰ تا 2^p است. از آنجایی که بسیاری از مقادیر در این بازه متعلق به الگوهای غیرهمگن

هستند، ولی در کلاه ایمنی فراوانی این الگوها کم است (شکل (۳-۱۰) را ببینید)، برای این منظور بهتر است که فراوانی همه الگوهای غیرهمگن را در یک انبارک نمایش دهیم. در *ULBP* برای هر کدام از الگوهای همگن یک انبارک در نظر گرفته شده است. برای نمایش بهتر اطلاعات، تصویر *ULBP* را به پنجره‌های با اندازه ۵×۵ تقسیم کرده و هیستوگرام هر کدام از این پنجره‌ها را به دست آورده‌ایم. از قرار دادن این هیستوگرام‌ها در کنار هم، یک بردار ویژگی قوی به دست آمد. برای همسایگی با شعاع استفاده شده در این روش، تعداد ۵۹ انبارک به ازای هر پنجره به دست آمد. این تعداد به همسایه مورد استفاده بستگی دارد. قبل از بررسی نتایج حاصل از این روش، دو مفهوم استفاده شده در نتایج را تعریف می‌کنیم.

الف-آنتروپی

آنتروپی در لغت به معنای بی‌نظمی است. آنتروپی جهت نشان دادن میزان ناهمسانی پیکسل‌ها در تصویر به کار می‌رود. رابطه (۴-۷) طریقه محاسبه آنتروپی را نشان می‌دهد.

$$Entropy = \sum_i \sum_j p(i,j) \log p(i,j) \quad (۴-۷)$$

ب-فاصله اقلیدسی

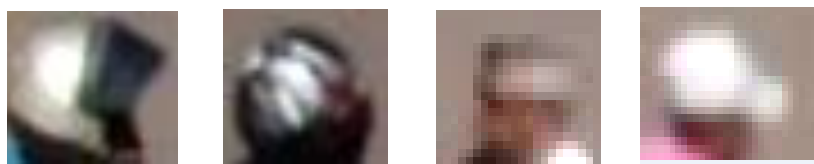
برای دو بردار $V = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_n)$ و $W = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_n)$ ، فاصله اقلیدسی دو بردار برابر است با:

$$\|V - W\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n (v_i - w_i)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (۴-۸)$$

هر چه این فاصله برای نمونه‌های دو بردار بیشتر باشد، نشان دهنده آن است که این نمونه‌ها کمتر به هم شبیه هستند و تفکیک پذیری آن‌ها از هم ساده‌تر است.

در مورد علت استفاده از تصویر واریانس به جای تصویر اولیه، نشان می‌دهیم که اعمال *ULBP* روی تصویر واریانس، بهتر می‌تواند نمونه‌های دو کلاس را از هم تفکیک کند. لازم به توضیح است که اعمال عملگر *ULBP* روی تصویر واریانس باعث یکنواخت‌تر شدن تصویر می‌شود. این یکنواختی را با استفاده از معیار آنتروپی در جدول (۴-۱) نشان داده‌ایم. علاوه بر این که نمونه‌های دو کلاس هموارتر می‌شوند،

فاصله بین نمونه‌های دو کلاس بعد از اعمال *ULBP*، بیشتر می‌شود، در نتیجه تفکیک پذیری نمونه‌های دو کلاس راحت‌تر می‌شود. جدول (۲-۴) این موضوع را نشان می‌دهد. بعد از به‌دست آوردن بردار ویژگی حاصل از اعمال عملگر *ULBP* روی تصویر واریانس، با طبقه‌بندی نمونه‌ها، به دقت خوبی رسیدیم. برای بهبود عملکرد طبقه‌بندی، ویژگی‌ها را هموار کرده‌ایم. عمل هموار کردن معمولاً برای به دست آوردن اطلاعات مفید از بین ویژگی‌ها به کار می‌رود.



(الف) (ب) (پ) (ت)

شکل (۳-۴): چند نمونه تصویر برای بررسی عملکرد عملگر *ULBP*.

جدول (۱-۴): بررسی عملکرد عملگر *ULBP* روی تصاویر شکل (۳-۴).

شماره تصویر	آنتروپی قبل از اعمال <i>ULBP</i> روی واریانس تصویر	آنتروپی بعد از اعمال <i>ULBP</i> روی واریانس تصویر
الف-۳-۴	۶,۵۹	۰,۴۱
ب-۳-۴	۶,۲۴	۰,۳۷
پ-۳-۴	۶,۹۵	۰,۷
ت-۳-۴	۷,۳۲	۰,۶۹

در این جا از فیلتر میانگین متحرک به عنوان یک تابع برای هموار کردن استفاده نموده‌ایم. اندازه پنجره استفاده شده 5×5 بوده است. برای این که نشان دهیم، عمل هموار کردن روی ویژگی‌ها مؤثر بوده است، نرخ طبقه‌بندی را قبل و بعد از عمل هموار کردن در جدول (۴-۳) نشان داده‌ایم.

جدول (۲-۴): بررسی عملکرد عملگر *ULBP* روی تصاویر شکل (۳-۴).

۳-۴-ب و ت	۳-۴-الف و پ	
۱۴,۳۱	۱۲,۲۷	فاصله اقلیدسی قبل از اعمال <i>ULBP</i> روی تصویر اصلی
۶۳,۶۷	۶۵,۷۲	فاصله اقلیدسی بعد از اعمال <i>ULBP</i> روی تصویر اصلی
۱۴,۳۲	۱۱,۹۵	فاصله اقلیدسی قبل از اعمال <i>ULBP</i> روی تصویر واریانس
۸۹,۹۰	۱۰۱,۴۵	فاصله اقلیدسی بعد از اعمال <i>ULBP</i> روی تصویر واریانس

با توجه به جدول (۳-۴)، می‌بینیم که دقت دو طبقه‌بند بعد از عمل هموار کردن، بهتر شده است. پس از طبقه‌بندی تصاویر پایگاه داده، نتایج به دست آمده به صورت جدول (۴-۴) است. با استفاده از طبقه‌بند *RF*، تعداد ۹۳ تصویر بدون کلاه ایمنی درست تشخیص داده شد. از کلاس با کلاه ایمنی نیز تعداد ۱۴۷ عدد به درستی تشخیص داده شدند.

جدول (۳-۴): بررسی عملکرد طبقه‌بندها قبل و بعد از عمل هموار کردن.

طبقه‌بند	دقت قبل از هموار کردن ویژگی‌ها	دقت بعد از هموار کردن ویژگی‌ها
ماشین بردار پشتیبان	۹۵,۲۹	۹۵,۶۸
جنگل تصادفی	۹۱,۷۶	۹۴,۱۰

طبقه‌بند در ۱۵ مورد دارای خطا بود؛ از این موارد، ۱۰ مورد مربوط به کلاس بدون کلاه ایمنی است که به اشتباه به کلاس با کلاه ایمنی اختصاص داده شد. بقیه موارد (پنج مورد) مربوط به کلاس با کلاه

ایمینی است که به اشتباه به کلاس بدون کلاه ایمینی تخصیص یافته‌اند. جدول (۴-۴)، ماتریس درهم‌ریختگی این طبقه‌بند را نشان می‌دهد. در مورد طبقه‌بند *SVM* نیز جدول درهم‌ریختگی به صورت جدول (۴-۵) است. با توجه به این جدول ۹۹ تصویر از کلاس بدون کلاه ایمینی و ۱۴۵ تصویر از کلاس با کلاه ایمینی، درست تشخیص داده شده است.

جدول (۴-۴): جدول درهم‌ریختگی طبقه‌بند *RF* برای روش پیشنهادی.

		پیش‌بینی شده	
		مثبت	منفی
واقعی	مثبت	۹۳	۱۰
	منفی	۵	۱۴۷

این طبقه‌بند در ۱۱ مورد دچار خطا شده است. چهار تصویر را به عنوان با کلاه ایمینی تشخیص داده، در صورتی که واقعاً در کلاس بدون کلاه ایمینی هستند. هم‌چنین هفت تصویر در کلاس بدون کلاه ایمینی قرار گرفته‌اند، در صورتی که واقعاً جزء کلاس با کلاه ایمینی هستند. بهترین نرخ تشخیص درست، با استفاده از طبقه‌بند *SVM* به دست آمده است.

جدول (۴-۵): جدول درهم‌ریختگی طبقه‌بند *SVM* برای روش پیشنهادی.

		پیش‌بینی شده	
		مثبت	منفی
واقعی	مثبت	۹۹	۴
	منفی	۷	۱۴۵

۴-۵- بررسی نتایج روش استفاده از ویژگی‌های بافت و شکل هندسی

در این روش، همان‌طور که در فصل قبل اشاره شد، تقریباً از همان مفاهیم استفاده شده در روش پیشنهادی استفاده شده است. در واقع یک بهبود روی روش پیشنهادی است. در این روش پس از یک پیش‌پردازش ساده روی تصویر، روی گام استخراج ویژگی تمرکز نمودیم. در گام استخراج ویژگی با استفاده از دو مفهوم الگوی همگن و ناهمگن، دو توصیفگر انتخاب کردیم. توصیفگرهای استفاده شده جهت توصیف این الگوها، $ULBP$ و LV هستند. دلیل استفاده از این توصیفگرها این است که $ULBP$ الگوهای همگن را استخراج می‌کند؛ در مقابل، واریانس الگوهای ناهمگن را استخراج می‌کند. بنابراین می‌توان بافت تصویر را بر اساس این دو نوع الگو توصیف کرد.

جدول (۴-۶): جدول درهم ریختگی طبقه‌بند RF برای روش بهبود یافته.

		پیش‌بینی شده	
		مثبت	منفی
واقعی	مثبت	۹۰	۱۳
	منفی	۴	۱۴۸

جدول (۴-۷): جدول درهم ریختگی طبقه‌بند SVM برای روش بهبود یافته.

		پیش‌بینی شده	
		مثبت	منفی
واقعی	مثبت	۹۹	۴
	منفی	۱	۱۵۱

برای بهبود عملکرد این روش، از توصیفگر سوم به نام HOG ، استفاده شد. این توصیفگر، شیب ناحیه های محلی درون یک صحنه را توصیف می‌کند. این روش حتی در صورتی که لبه‌ها واضح نباشند

عملکرد خوبی دارد. نتایج به دست آمده از این روش، بهتر از روش پیشنهادی قبلی بود. این نتایج در جدول های (۴-۶) و (۴-۷) آورده شده است. جدول درهم ریختگی طبقه‌بند *SVM* در جدول (۴-۷) آورده شده است. از جدول (۴-۷) مشخص است که، تعداد ۹۹ نمونه از کلاس یک و ۱۵۱ نمونه از کلاس صفر توسط این طبقه‌بند، به درستی طبقه‌بندی شده است. طبقه‌بند *SVM* در پنج مورد دارای خطا بوده است؛ چهار نمونه را به اشتباه در کلاس صفر قرار داده، در صورتی که جزء کلاس یک هستند. همچنین این طبقه‌بند تنها یک نمونه از کلاس صفر را به اشتباه در کلاس یک قرار داده است.

۴-۶- مقایسه روش پیشنهادی با روش موجود

جدول (۴-۸): مقایسه روش پیشنهادی با روش مرجع [۴] از نظر دقت طبقه‌بندی.

روش	طبقه‌بند	<i>Sensitivity</i>	<i>Specificity</i>	PPV	NPV	F – measure	<i>Accuracy</i>
روش [۴]	جنگل تصادفی	۹۵/۳۶	–	۸۸/۳۴	۹۲/۳۹	۹۱/۷۲	۸۹/۸۰
	ماشین بردار پشتیبان	۹۲/۰۵	–	۸۷/۹۷	۸۷/۶۳	۸۹/۹۷	۸۷/۸۴
	پرسپترون چندلایه	۹۴/۰۴	–	۹۱/۶۱	۹۱/۰۰	۹۲/۸۱	۹۱/۳۷
روش پیشنهادی با استفاده از ویژگی بافت	جنگل تصادفی	۹۰/۲۹	۹۶/۷۱	۹۴/۸۹	۹۹/۳۲	۹۲/۵۳	۹۴/۱۱
	ماشین بردار پشتیبان	۹۶/۱۱	۹۵/۳۹	۹۳/۳۹	۹۷/۳۱	۹۴/۷۳	۹۵/۶۸
روش پیشنهادی با استفاده از بافت و شکل هندسی	جنگل تصادفی	۹۰/۲۹	۹۷/۳۶	۹۵/۷۴	۹۱/۹۲	۹۲/۹۳	۹۳/۳۳
	ماشین بردار پشتیبان	۹۶/۱۱	۹۹/۳۴	۹۹/۰۰	۹۷/۴۱	۹۷/۵۳	۹۸/۰۳

در این بخش روش پیشنهادی در این پایان‌نامه را با روش مرجع [۴] مقایسه می‌کنیم. پایگاه داده استفاده شده در هر دو روش یکسان است. مقایسه اول از نظر دقت و مقایسه دوم از نظر زمان اجرای دو

روش انجام می‌شود. در جدول (۴-۸)، روش پیشنهادی با روش مورد مقایسه، از نظر دقت مقایسه شده است.

با توجه به جدول (۴-۸)، مشاهده می‌شود که بهترین دقت طبقه‌بندی روش مرجع [۴]، با استفاده از طبقه‌بند *MLP* به دست آمده است. بهترین دقت این روش ۹۱/۳۷ گزارش شده است. در روش پیشنهادی ما، بهترین دقت به دست آمده، با استفاده از طبقه‌بند *SVM* بوده است، که این دقت ۹۵/۶۸ است. علاوه بر دقت، سایر معیارهای ارزیابی استفاده شده نیز دارای مقادیر قابل قبولی هستند. پس از بهبود روش پیشنهادی، بهترین دقت با استفاده از طبقه‌بند *SVM* به دست آمده است، این دقت برابر با ۹۸/۰۳ می‌باشد. با توجه به نتایج به دست آمده، روش پیشنهادی ما قبل و بعد از بهبود، دارای عملکرد بهتری نسبت به روش مرجع [۴] هستند.

برای مقایسه قسمت دوم یعنی از نظر زمانی، ما بخش تشخیص کلاه ایمنی روش مرجع [۴] را روی همین پایگاه داده، پیاده‌سازی کردیم. شرایط پیاده‌سازی برای دو روش کاملاً یکسان بوده است. اندازه تصاویر استفاده شده در هر دو روش 40×40 پیکسل انتخاب شد تا پیچیدگی محاسباتی ناشی از اندازه تصویر را نداشته باشیم. پیاده‌سازی این روش‌ها به کمک یک کامپیوتر با ۶ گیگا بایت *RAM*، پردازنده هفت هسته‌ای و با استفاده از نرم‌افزار متلب ۲۰۱۷ انجام شد. زمان به دست آمده برای اجرای هر کدام از روش‌ها در جدول (۴-۹) آمده است.

جدول (۴-۹): مقایسه زمانی روش [۴] با روش پیشنهادی.

روش	زمان اجرای الگوریتم (به ثانیه)
روش [۴]	۸,۳۷
روش پیشنهادی	۴,۷۹
روش پیشنهادی بهبود یافته	۲,۳۲

همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی ما قبل و بعد از بهبود، دارای زمان اجرای کوتاه‌تری نسبت به روش [۴] است.

۴-۷- جمع‌بندی

در این فصل، عملکرد روش پیشنهادی جهت تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی بررسی شد. برای بررسی بهتر نتایج حاصل از روش پیشنهادی و روش موجود، از یک پایگاه داده مشترک استفاده شد. برای ارزیابی بهتر روش پیشنهادی، از طبقه‌بندها و هم‌چنین معیارهای ارزیابی استفاده شده در روش موجود، استفاده شد.

نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی نشان دهنده عملکرد بهتر روش پیشنهادی در این پژوهش نسبت به مرجع [۴] است. علاوه بر مقایسه از نظر دقت، این روش‌ها از نظر سرعت اجرا نیز مقایسه شدند که روش ارائه شده دارای سرعت بیشتری (زمان اجرای کوتاه‌تر) نسبت به روش موجود است.

فصل پنجم

جمع‌بندی و کارهای آینده

۵-۱- جمع بندی

در این پایان نامه، یک روش جهت تشخیص موتورسواران بدون کلاه ایمنی ارائه شد. در روش ارائه شده تنها از یک توصیفگر برای تحلیل بافت کلاه ایمنی و سر بدون کلاه ایمنی استفاده شد. یکی از مواردی که در این تحقیق به آن توجه ویژه‌ای شد، ویژگی تصویر واریانس بوده است. در واقع دلیل برتری نتایج روش پیشنهادی نسبت به روش‌های موجود در استفاده از ویژگی تصویر واریانس است. با یک پیش‌پردازش مناسب توانستیم از به کار بردن چندین توصیفگر در گام استخراج ویژگی جلوگیری نماییم. بنابراین در گام استخراج ویژگی، تنها از الگوی دودویی محلی یکنواخت ($ULBP$) برای استخراج اطلاعات استفاده شد.

برای تقویت عملکرد روش پیشنهادی، توجه خود را روی گام استخراج ویژگی متمرکز کردیم و نتایج قابل توجهی نیز حاصل شد. پس از یک پیش‌پردازش ساده، از سه توصیفگر $ULBP$ ، LV و HOG در گام استخراج ویژگی استفاده شد. به وسیله ویژگی‌های استخراج شده از توصیفگرهای LBP و LV ، بافت تصویر نمونه‌های دو کلاس به راحتی قابل توصیف بودند که منجر به تفکیک آن‌ها با دقت خوبی شد. برای بهبود عملکرد این روش نیز از توصیفگر HOG برای استخراج شیب ناحیه‌های محلی تصویر استفاده شد. این روش از توزیع شدت گرادیان ناحیه‌های محلی درون تصویر برای توصیف شکل جسم استفاده می‌کند. مقدار شیب در اطراف لبه‌ها و گوشه‌ها بیشتر از ناحیه‌های دیگر است و گوشه‌ها و لبه‌ها نسبت به ناحیه‌های مسطح اطلاعات بیشتری در مورد شکل جسم می‌دهند.

برای ارزیابی روش ارائه شده از یک پایگاه داده با ۲۵۵ تصویر استفاده کرده‌ایم. دقت روش، قبل و بعد از بهبود قابل ملاحظه بود. روش ارائه شده در مرجع [۴] را تحت شرایط یکسان با روش پیشنهادی ما، روی آن پایگاه داده پیاده‌سازی کرده‌ایم. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که روش پیشنهادی از نظر سرعت و دقت از روش مرجع [۴] بهتر است.

۵-۲- کارهای آینده

در این تحقیق، روشی برای بهبود تشخیص موتورسواران متخلف (بدون کلاه ایمنی) ارائه شد. اساس این روش بر مبنای الگوهای همگن و ناهمگن موجود در کلاه ایمنی است. علاوه بر این روش، راهکارهای دیگری نیز می‌توان ارائه داد، که در زیر چند مورد از آن‌ها را بیان کرده ایم.

الف- کاهش طول بردار ویژگی

معمولاً در فرایند تشخیص کلاه ایمنی، از توصیفگرهایی استفاده می‌شود که باعث تولید یک بردار ویژگی با طول زیاد می‌شوند. یکی از مهم‌ترین کارها در این حوزه، کاهش طول بردار ویژگی است. برای کاهش بردار ویژگی می‌توان از تکنیک‌های کاهش بعد، مانند تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ (PCA) و آنالیز تشخیصی خطی^۲ (LDA) استفاده کرد.

ب- استفاده از یک فرایند پیش پردازش قوی

گاهی اوقات انجام یک پیش پردازش قوی و مناسب روی تصویر اولیه، باعث کاهش پیچیدگی مرحله استخراج ویژگی می‌شود. از آن‌جا که اغلب یکی از مؤلفه‌هایی که کلاه ایمنی از آن منظر مورد بررسی قرار می‌گیرد، بافت آن است، نباید از پیش‌پردازشی استفاده نمود که بافت تصویر را از بین می‌برد. به عنوان مثال، در مورد تصاویر با وضوح پایین، اعمال فیلتر میانگین برای رفع نویز باعث تغییر بافت می‌شود. هم‌چنین در این موارد نباید از چندین روش رفع نویز استفاده نمود، حتی اگر تصویر دارای نویزهای متفاوتی باشد.

پ- استفاده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری برای استخراج اطلاعاتی مانند همبستگی و واریانس در کنار توصیفگر LBP در گام استخراج ویژگی. از آن‌جایی که این ماتریس تعداد تکرار رخداد هم‌زمان هر جفت پیکسل همسایه را در بر دارد، بنابراین به نوعی الگوهای به کار رفته در تصویر را نشان می‌دهد.

² Linear Discriminant Analysis

^۱ Principal Component Analysis

دهد. به عبارت دیگر، بیان گر این است که چه الگوهایی بیشترین تکرار را در تصویر داشته‌اند. بنابراین استفاده از این ماتریس برای استخراج اطلاعات آماری مثل واریانس و همبستگی به همراه ویژگی‌های استخراج شده از *LBP* می‌تواند به عنوان یک راهکار در گام استخراج ویژگی استفاده شود.

منابع

[۱] فتاحی پور ر، (۱۳۸۷) "بررسی رسیک تصادف با طراحی ارگونومی کلاه ایمنی ارتباط متقابل موتورسواران و پلیس" نخستین کنفرانس بین‌المللی ارگونومی ایران. ص ۲۰۹-۲۰۳.

[۲] شایق بروجنی ح، (۱۳۸۸)، پایان‌نامه ارشد: "تحلیل محیط برای تشخیص ردیابی و نظارت بر اشیاء متحرک مبتنی بر فیلتر ذره‌ای و آشکارساز سایه"، دانشکده کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس.

[3] Silva R., Kelson A., Thiago S., Kalyf A., Rodrigo V., and Andre S. (2013) "Automatic detection of motorcyclists without helmet." *Latin American Computing Conference (CLEI)*, pp. 1-7. IEEE.

[4] Silva RR., Aires KR., Veras RD. (2014) "Helmet detection on motorcyclists using image descriptors and classifiers". 27th Conference on *Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI)*, pp. 141-148. IEEE.

[5] Dahiya K, Singh D, Mohan CK. (2016) "detection of bike-riders without helmet using surveillance videos in real-time." *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 3046-3051. IEEE.

[6] JIANG, Xinhua, Heru XUE, Lina ZHANG, and Yanqing ZHOU. (2016) "A Study of Low-resolution Safety Helmet Image Recognition Combining Statistical Features with Artificial Neural Network." *International Journal of Simulation--Systems, Science & Technology.*, 17, no. 37.

[۷] نظام‌آبادی پور ح، کبیر ا، (۱۳۸۳) "ترکیب ویژگی‌های سطح پایین برای طبقه‌بندی معنایی تصاویر" *نشریه علمی پژوهشی انجمن کامپیوتر ایران*. ۲(۳۱): ص ۴۶-۳۷.

[۸] غضنفری ح، (۱۳۹۵)، پایان‌نامه ارشد: "بازیابی تصویری مبتنی بر محتوا با استفاده از سطوح بالای معنایی" دانشکده کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شاهرود.

[۹] ابوالقاسمی ع، صادقی م ت، (۱۳۹۴) "آنالیز بافت و ارائه روشی مبتنی بر نمایش تنک برای طبقه‌بندی تصاویر بافت" کنفرانس مهندسی برق ایران، دانشگاه صنعتی شریف.

[10] Mansouri B, Mostafazade M, (2015) "Object-Oriented Building Extraction from VHR Satellite Data and Earthquake Damage detection based on textural Analysis Using Artificial Neural Network" *Bulletin of Earthquake Science and Engineering*, 2(1): PP. 55-65.

[11] Albregtsen, F., (2008). "Statistical texture measures computed from gray level cooccurrence matrices". *Image processing laboratory, department of informatics, university of oslo*, 5.

[۱۲] بیگدلی ن، جباری ح، ملکی ن، (۱۳۹۶) "یک روش ترکیبی هوشمند برای تشخیص، مرز بندی و طبقه‌بندی توده‌های پستان مبتنی بر ویژگی‌های بافت جدید مستخرج از دو نمای تصاویر ماموگرافی" *مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر*. ۴(۹۶): ۱۸-۳۶.

[۱۳] شهبان مقدم ر، سید صحاف ع، محمد زاده مقدم ا، پوررضا ح، (۱۳۹۶) "مقایسه روش‌های آنالیز بافت تصویر به منظور شناسایی و طبقه‌بندی خودکار خرابی‌های روسازی آسفالتی" *مهندسی زیر ساختهای حمل و نقل*. ۳(۱۱): ص ۱-۲۲.

[۱۴] رنجبر ح، آزموده اردلان ع، دهقانی ح، سراجیان م، علیدوستی ع، (۱۳۹۳) "ارزیابی روش‌های استخراج اطلاعات فیزیکی ساختمان‌های تخریب شده ناشی از زلزله و ارائه الگوریتمی بر پایه لایه‌های GIS و سنجش از دور" *فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی*. ۲۳(۹۱): ص ۴۲-۲۲.

[۱۵] مرصعی ع، (۱۳۹۶) "مروری بر آنتروپی در ریاضی از شکل عددی تا عملگری" *نشریه علمی-ترویجی دانشگاه اصفهان*. ۲(۴): ص ۸۴-۷۱.

[۱۶] چراغیان ع، (۱۳۹۰) "یک روش بهینه برای سیستم شناسایی چهره ترکیبی مبتنی بر فیلتر گابور" *فصلنامه علمی ترویجی کارآگاه*. ۲(۴): ص ۱۱۰-۱۲۴.

[۱۷] حسن‌پور ح، و اسدی س، (۱۳۹۴) "مفاهیم جامع پردازش تصویر دیجیتال به همراه پیاده‌سازی الگوریتم‌ها با MATLAB" *انتشارات دانشگاه صنعتی شاهرود*.

[18] Hough PV. "Method and means for recognizing complex patterns." **U.S. Patent** 3,069,654, issued December 18, 1962.

[۱۹] قاصری م، و ابراهیم‌نژاد ح، (۱۳۹۲) "بازیابی تصاویر چهره با استفاده از ترکیب هیستوگرام گرادیان و الگوی باینری محلی" *مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر*. ۱(۱): ص ۶۸-۵۹.

[۲۰] اسکندری پ، (۱۳۹۳) ، پایان‌نامه کارشناسی: "هیستوگرام گرادیان‌های شیب‌گرا برای آشکارسازی انسان"، *دانشکده مهندسی برق، دانشگاه زنجان*.

[۲۱] متی کلایی حسن‌پور ح، و سعادت‌ری ر، (۱۳۹۵) "مروری بر آخرین تغییرات و بروز آوری‌ها در شبکه عصبی کانولوشن" *سومین کنفرانس ملی برق و کامپیوتر سیستم‌ها توزیع شده و شبکه‌های هوشمند، دانشگاه علم و صنعت ایران*.

[۲۲] شیر قیداری س، بروان م، (۱۳۸۳) "شبکه‌های عصبی کانولوشنی و کاربرد آن‌ها در بینایی روبات" *دهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، تهران، مرکز تحقیقات مخابرات ایران*.

[23] Marayatr T, Kumhom P., (2014). "Motorcyclist's Helmet Wearing Detection Using Image Processing." *In Advanced Materials Research*, Trans Tech Publications, vol. 931, pp. 588-592.

[24] Rubaiyat, Abu HM, Tanjin T, Toma, Masoumeh Kalantari-Khandani, Syed A Rahman, Lingwei Chen, Yanfang Ye, and Christopher S., (2016). "Automatic Detection

of Helmet Uses for Construction Safety." In *Web Intelligence Workshops (WIW), IEEE/WIC/ACM International Conference on*, pp. 135-142. IEEE.

[25] Desai, M., Khandelwal, S., Singh, L. and Gite, S., (2016). "Automatic Helmet Detection on Public Roads". *International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT)*-Volume, 35, pp. 185-188.

[26] Wonghabut, P., Kumphon, J., Satiennam, T., Ung-arunyawee, R., and Leelapatra, W. (2018). "Automatic helmet-wearing detection for law enforcement using CCTV cameras". In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. IOP Publishing.

[27] Vishnu, C., Dinesh Singh, C. Krishna Mohan, and Sobhan Babu., (2017). "Detection of motorcyclists without helmet in videos using convolutional neural network." *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 3036-3041. IEEE.

[28] Raj, K. D., Chairat, A., Timtong, V., Dailey, M. N., and Ekpanyapong, M. (2018). "Helmet violation processing using deep learning". In *Advanced Image Technology (IWAIT), International Workshop*. pp. 1-4, IEEE.

[۲۹] شریعتمداری س، پوراحمدی م، گندمی م، (۱۳۹۳) "یک فیلتر جدید سوئیچ کننده میانه برای حذف نویز ضربه از تصاویر دیجیتال" همایش ملی مهندسی برق، مخابرات و توسعه پایدار، مشهد، موسسه آموزش عالی خواران.

[30] Singha M, Hemachandran K (2012). "Content based image retrieval using color and texture." *Signal and Image Processing*, 3(1): 39-45.

[31] Ojala, T., Pietikäinen, M., and Harwood, D., (1996). "A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions". *Pattern recognition*. 29(1): 51-55.

[۳۲] شاکردنیوی م، (۱۳۹۴) پایان نامه کارشناسی ارشد: "بازیابی تصویر بر اساس محتوا در مقیاس بالا با استفاده از الگوی دودویی محلی و الگوریتم هشینگ چندی سازی تکرارشونده" دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه خوارزمی.

[۳۳] گودرزی ب، جاویدان ر، دهقانی م ح، (۱۳۹۵) "تغییرات جدید الگوی دودویی محلی و طبقه بندی و قسمت بندی تصاویر بافتی بستر دریا" *فصلنامه علمی- پژوهشی فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران*. ۸(۲۷): ص ۲۰-۱.

[34] Mäenpää, T., and Pietikäinen, M. (2005). "Texture analysis with local binary patterns". In *Handbook of pattern recognition and computer vision*. pp. 197-216.

[۳۵] شکور م ح، تاجری پور ف، (۱۳۹۵) "الگوی انتروپی محلی جهت استخراج ویژگی های تصاویر بافتی" *مجله ماشین بینایی و پردازش تصویر*. ۳(۲): ص ۸۵-۷۴.

[36] Gardner Jr., Everette S (2006). "Exponential smoothing: The state of the art—Part II." *International journal of forecasting*. 22(4): 637-666.

[37] Gonzalez, Rafael C., Richard E. Woods, and Steven L (2004). "Digital image processing using MATLAB". Upper Saddle River, New Jersey: Pearson-Prentice-Hall, Vol. 624.

[۳۸] براتلو ع، صفری س، (۱۳۹۴) “تعریف و محاسبه ساده حساسیت، ویژگی و دقت یک تست” مجله طب اورژانس ایران. ۲(۲): ص ۱۰۷-۱۰۵.

[39] Kohavi R., (1995). “A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection”. **In *Ijcai***, 14(2): 1137-1145.

Helmet Detection on Motorcyclists Using Image Processing Techniques.

Abstract

The helmet is an essential equipment in motorcyclists, which can reduce the damage for the head area during an accident. However, sometimes, some motorcyclists do not use it for various reasons. For this purpose, the law of using helmet in motorcyclists is laid down in many countries. The use of human inspectors to detect a violation of the law is a continuous and boring along with error task. Therefore, intelligent systems are needed to detect the violations. In the past few years, to detect motorcycle riders without helmet, researches were developed using image processing strategies. In the methods, to identify the helmet, low-level (color, shape, and texture) or high level (semantic features) features are used. Most researches in the extraction of low-level features in the motorcyclist's head used several descriptors. Using of several descriptors takes a lot of calculations and computational time. Also, a system that uses high-level features requires a lot of data for training.

In the proposed method, an approach is provided to diagnose motorcyclists without helmets, which extracts low-level features from motorcyclists' images (head area) using image processing techniques. The proposed method uses the concept of texture to extract the feature for recognizing the helmet in image processing. By analyzing the head image and its texture, it can properly detect motorcyclists without helmet. To improve the accuracy of the method, in addition to the concept of texture, the geometric shape feature (gradient of the local area of the image) is also used to identify the helmet.

To evaluate performance of the proposed method, it was applied on a database containing 255 images of motorcyclists with and without helmet. The best results are obtained using the texture, and texture along with the geometric shape method are 95.86% and 98.03%, respectively. The method was also compared with an existing method on a database in terms of accuracy and speed; and the results indicate the superiority of the proposed method.

Keywords: Motorcyclist, head area, helmet, low-level features, descriptor, texture, geometric shape.



Shahrood University of Technology

Faculty of Computer Engineering

M.Sc. Thesis in Artificial Intelligence Engineering

Helmet Detection on Motorcyclists Using Image Processing Techniques.

By:

Razieh Badaghei

Supervisor:

Prof. H. Hassanpour

Adviser:

Dr. T. Askari

September 2018