مقاله پژوهشی

مجله ماشین‌بینایی و پردازش‌تصویر
سال هشتم، شماره اول، بهار ۱۴۰۰

ارائه رویکرد مستقل از نویسنده مبتنی بر ترکیب ویژگی پارامتریک و الگوی دودویی محلی در سیستم بازشناسی امضای برون‌خط

مریم هوتی نژاد* و حمیدرضا غفاری*

چکیده

امروزه، تشخیص و تائید هویت افراد در سازمان‌های مختلف، بسیار ضروری است؛ بنابراین، ارائه سیستم‌های تائید هویت با قابلیت شناسایی افراد و تطبیق الگوی ورودی، بسیار مورد توجه قرار گرفته است. سیستم تائید امضای برون‌خط، یکی از زیرمجموعه‌های بیومتریک رفتاری است که برای تائید هویت فرد مدعی استفاده می‌شود. یکی از چالش‌های عمده در خصیصه‌ی امضا، کاهش تنوع درون‌کلاسی در بین نمونه‌های اصلی و جعلی است. بدین منظور در این مقاله جهت افزایش عملکرد سیستم، به ترکیب ویژگی‌های پارامتری همچون استخراج ویژگی در شعاع نقاط متقاطع و الگوی دودویی محلی پرداخته شده است. در روش پیشنهادی، با در نظر گرفتن توزیع فضایی پیکسل‌های متصل، همسایگان نقاط کاندید بررسی می‌شود؛ بنابراین با داشتن جزئیات محلی پیرامون نقاط کاندید به استخراج استروک‌ها، قوس‌ها و زاویه‌های پیکسل‌های امضا پرداخته می‌شود. در آزمایش‌ها از پایگاه داده‌های استاندارد MCYT، $GPDS_{synthetic}$ و CEDAR استفاده شده است. تفکیک نمونه‌ها با استفاده از طبقه‌بند KNN و مبتنی بر ساختار مستقل از نویسنده انجام شده است. با توجه به نتایج آزمایش‌ها، نرخ میانگین خطا در هر کدام از پایگاه داده‌ها به ترتیب برابر با ۰٫۰۳۶، ۰٫۰۳۳ و ۰٫۱۲ به‌دست‌آمده است. علاوه بر آن نتایج معیارهای حساسیت و خاصیت در مقایسه با کارهای پیشین، بهبود داشته است.

کلیدواژه‌ها

امضای برون‌خط، استخراج ویژگی، نقاط کاندید، بیومتریک، الگوی دودویی محلی

۱ مقدمه

امروزه، زیست‌سنجی (بیومتریک) روشی مؤثر در تائید و شناسایی کاربران مختلف محسوب می‌شود [۴۴،۹،۵]. توسعه تعاملات اجتماعی نیازمند بستری مطمئن برای انجام فعالیت‌هایی مانند امور بانکی، دسترسی مجاز به اسناد و تجارت الکترونیک است. از این‌رو، زیست‌سنجی یک جایگزین مناسب به‌جای استفاده از کارت‌های هوشمند یا به خاطر سپردن رمز عبور است. در این راستا امضا به‌عنوان یک بیومتریک رفتاری به‌صورت گسترده مورد استفاده قرار گرفته است زیرا آسان، قانونی و قابل قبول برای همگان است. یکی از چالش‌های امضای دست‌نویس، وجود تغییرات درون‌کلاسی فراوان در بین نمونه‌های ترسیم شده است. این مسئله برای یک کاربر در شکل ۱ نشان داده شده است.

شکل۱ تنوع در تکرار نمونه امضاهای یک کاربر

این مقاله در خردادماه ۱۳۹۸ دریافت، دومین بازنگری در خردادماه ۱۳۹۹ انجام و در تیرماه همان سال پذیرفته شد.

* گروه مهندسی کامپیوتر، هوش مصنوعی و رباتیکز، دانشگاه آزاد اسلامی، فردوس، ایران

رایانامه: mhoutinezhad@yahoo.com
hghaffaripaper@ferdowsiau.ac.ir

نویسنده مسئول: حمیدرضا غفاری

در حالت کلی، سیستم تائید امضا بر اساس روش‌های دسترسی به اطلاعات به دو گروه برخط (پویا) و برون‌خط (ایستا) تقسیم می‌شود. در روش پویا اطلاعات مختلفی از ترسیم خطوط امضای کاربر مانند مختصات، سرعت، شتاب و فشار قلم ثبت می‌شود [۱۹،۳۴]. از طرف دیگر، در روش ایستا از تصاویر اسکن شده در سیستم تائید امضا استفاده می‌شود [۱۴]. یکی از چالش‌های گردآوری امضا به روش ایستا، حذف اطلاعاتی مانند مختصات موقعیت قلم، سرعت قلم و تعداد ضربات است که در هنگام ترسیم امضا ایجاد می‌شوند؛ بنابراین در روش‌های مبتنی بر ایستا با تمرکز بیشتری به ارائه ویژگی‌هایی که امضای واقعی را از امضای جعلی متمایز سازد، پرداخته می‌شود [۶،۸،۳۱]. سیستم تائید امضا، یک فرایند شبیه‌سازی است که تعلیم آن با استفاده از نمونه امضای اصلی مجموعه‌ای از کاربران انجام می‌شود. در این سیستم، تصمیم‌گیری در مورد طبقه‌بندی نمونه ورودی اصلی و جعلی مطابق با مدل تعلیم‌یافته، است. برای تعلیم سیستم تائید امضا می‌توان از دو ساختار استفاده کرد [۷،۲۱،۳۷]:

الف) ساختار مستقل از نویسنده[1]: در این رویکرد، یک طبقه‌بندی یکسان برای نمونه‌های پایگاه داده اعمال می‌شود. در این سیستم همگانی، آموزش و آزمایش با زیر مجموعه‌ای از نویسندگان امضا انجام می‌شود.

ب) ساختار وابسته به نویسنده[2]: در این رویکرد، برای هر نویسنده یک مدل خاص در نظر گرفته می‌شود و تصویر امضای هر کاربر با یک مدل مخصوص آموزش داده می‌شود.

علی‌رغم همه‌ی پیشرفت‌های انجام شده، عملکرد سیستم تائید امضا، در مواجهه با جعل ماهرانه کاهش می‌یابد. در این زمینه، هیچ توافق قطعی برای انتخاب بهترین راه‌حل وجود ندارد [۲۳،۲۲]؛ زیرا در این حالت جاعل با تمرین زیادی به تقلید امضای اصلی پرداخته است. این امر منجر به افزایش شباهت کلاس نمونه‌های جعلی و اصلی می‌شود. با توجه به ادبیات، تمرکز بر روش‌های طبقه‌بندی و استخراج ویژگی، منجر به افزایش کارایی سیستم می‌شود. البته یک روش استخراج ویژگی مطلوب به‌تنهایی می‌تواند عملکرد بالاتری نسبت به اعمال تغییرات در الگوریتم‌های طبقه‌بندی داشته باشد [۱۷،۱۴،۴]. با توجه به پژوهش‌های مرتبط، برخی از روش‌های استخراج ویژگی باعث افزایش نرخ منفی نادرست می‌شوند و در عین حال، به‌صورت چشمگیری منجر به رد امضای اصلی می‌شوند. در روش‌های دیگر، میزان پذیرش امضای اصلی بهبود داشته است اما نرخ پذیرش نمونه جعلی به همان نسبت افزایش پیدا کرده است [۱۷،۱۴، ۱۰]. با توجه به موارد ذکر شده، در این پژوهش باهدف افزایش نرخ بازشناسی در تفکیک نمونه اصلی و جعلی، یک مدل بر اساس ترکیب ویژگی‌های پارامتری در شعاع نقاط متقاطع و الگوی دودویی محلی، ارائه شده است. ازآنجاکه در روش پیشنهادی مجموعه ویژگی‌های شکل امضا، با توجه به توزیع فضایی پیکسل‌های متصل، با ردیابی همسایگان نقاط کاندید توصیف می‌شوند؛ بنابراین جزئیات محلی پیرامون نقاط کاندید مانند استروک‌ها، قوس‌ها و زاویه‌های پیکسل‌های امضا به‌خوبی استخراج خواهند شد. شبیه‌سازی مراحل آموزش و آزمایش سیستم بازشناسی امضا در محیط متلب و با استفاده از یک رایانه با پردازنده محاسباتی (CPU) با پنج هسته، با فرکانس ۲,۵۰ GHz انجام شده است.

سازمان‌دهی ادامه مقاله به‌صورت زیر است: بخش دوم به مرور کارهای مرتبط اختصاص دارد. در بخش سوم روش استخراج ویژگی و چگونگی تجمیع ویژگی‌های همگن در نقاط کاندید امضا ارائه شده است. در بخش چهارم به بررسی مجموعه داده‌ها، آزمایش‌ها و نتایج حاصل پرداخته شده است و در بخش پنجم نتیجه‌گیری و راه‌کارهای آتی ارائه شده است.

۲ مروری بر کارهای مرتبط

در سال‌های اخیر، سیستم تائید امضا باهدف تفکیک نمونه اصلی و جعلی در طیف گسترده‌ای از حوزه‌ی شناسایی الگو توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود معطوف کرده است. در جدول ۱ خلاصه برخی از روش‌های مرتبط، به همراه طبقه‌بند مورد استفاده و نتایج آن‌ها، ذکر شده است.

جدول۱ نگاهی بر برخی از پژوهش‌های مشابه

مرجع	طبقه‌بند	پذیرش اشتباه	رد اشتباه	پایگاه داده
[۲۹]	الگوریتم ژنتیک، ماشین بردار پشتیبان	۲۹,۴۹	۵,۸	GPDS
[۳۸]	درخت هرس‌شده خطای کاهش‌یافته، زیرمجموعه تصادفی	۲۵,۸	۲۴,۷	MCYT
[۲]	ماشین بردار پشتیبان	۲۹,۴۹	۵,۸	GPDS
[۱۰]	ماشین بردار پشتیبان	۲۴,۲	۹,۳	MCYT
[۳۴]	شبکه عصبی پرسپترون چندلایه	۱۳,۷۶	۱۳,۷۶	GPDS
		۸,۳۳	۸,۳۳	CEDAR
[۳۵]	شبکه عصبی پرسپترون چندلایه	۱۱,۲	۱۲,۳	CEDAR
[۱۷]	مدل بیزین	۱۴,۲	۱۶,۴	GPDS

سیستم تائید امضا مانند اکثر مباحث شناسایی الگو، دارای سه مرحله‌ی اصلی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. در هر کدام از مراحل، تحقیقات متعددی انجام شده است. به‌عنوان مثال با استفاده از پیش‌پردازش می‌توان محدوده امضا را

[1] Writer-Independent (WI)
[2] Writer-Dependent (WD)

در اسنادی که پیش‌زمینه تصویر پیچیده دارند، تعیین کرد. این مسئله یکی از چالش‌های استفاده از چک‌های بانکی است [۱۱،۳۹]. علاوه بر این، سایر خصوصیات مورد توجه در مرحله پیش‌پردازش می‌توان به ارتفاع، عرض و نقاط مرکزی امضا اشاره نمود [۴۰،۲۷،۲۱].

از طرف دیگر، تحقیقات فراوانی در مرحله‌ی استخراج ویژگی انجام شده است. استخراج ویژگی یکی از الزامات اساسی در شناسایی الگو و پردازش تصویر است. این روش به دو صورت محلی و سراسری به پیکسل‌های پیش‌زمینه (شیء) تصویر اعمال می‌شود. در حالت کلی، روش‌های استخراج ویژگی به دو گروه مستقیم و تبدیلی دسته‌بندی می‌شوند. روش‌های مستقیم بر اساس ویژگی‌های عمومی مانند اطلاعات گرید، شدت پیکسل، بافت امضا و هیستوگرام سطح خاکستری هستند که به‌صورت مستقیم از تصاویر استخراج می‌شود. در روش‌های تبدیلی، تصاویر به حوزه‌های دیگر مانند فوریه، ویولت و رادون منتقل می‌شوند و سپس عملیات استخراج ویژگی بر روی آن‌ها اعمال می‌شود [۶،۱۳،۳۲].

در پژوهش هافمن و همکاران [۲۱]، آموزش ویژگی مبتنی بر سناریوی مستقل از نویسنده و با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق کانولوشنال، انجام شده است. در این روش به‌جای استفاده از ویژگی‌های آماده دستی[1] از الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای استخراج ویژگی استفاده شده است. در روش آن‌ها مجموعه داده به دو بخش تقسیم می‌شود که بخش اول، برای تعلیم ویژگی‌های بازنمایی امضا و بخش دوم برای استخراج ویژگی استفاده شده است. باوجود اینکه شبکه در آموزش دچار بیش‌برازش[2] نشده است اما نویسندگان از راه‌کار بهینه‌سازی برای هر دو فاز آموزش و اعتبارسنجی استفاده کرده‌اند [۲۱]. در پژوهش دیگری از هافمن و همکاران [۲۰]، از یادگیری بازنمایی به‌منظور یکسان‌سازی اندازه تصاویر با اندازه مختلف در سیستم امضای برون‌خط استفاده شده است. از آنجا که یادگیری بازنمایی با استفاده از شبکه عصبی عمیق کانولوشنال در پژوهش قبلی هافمن موفقیت‌آمیز بوده است [۲۱]، در این مقاله، با گسترش رویکرد قبلی، بر روی یکسان‌سازی اندازه تصاویر ورودی شبکه عصبی تمرکز شده است. تغییر اندازه نمونه‌های امضا با استفاده از اصلاح ساختار شبکه مبتنی بر لایه تجمیع هرم مکانی[3] انجام شده است. در این لایه، ناحیه‌های کوچک‌تر نمونه امضای ورودی با یک اندازه ثابت استخراج شده است. بدین ترتیب، یک راه‌حل قابل انعطاف برای مدیریت مقیاس‌ها و اندازه تصاویر حاصل شده است که در ساختارهای مختلف شبکه عصبی کانولوشنال مورد استفاده قرار گرفته است. در مقاله‌ی شریف و همکاران [۲۹]، شناسایی الگوی اصلی و جعلی بر اساس ویژگی‌های محلی و سراسری، انجام شده است.

[1] Hand-Craft Feature
[2] Overfit
[3] Spatial Pyramid Pooling

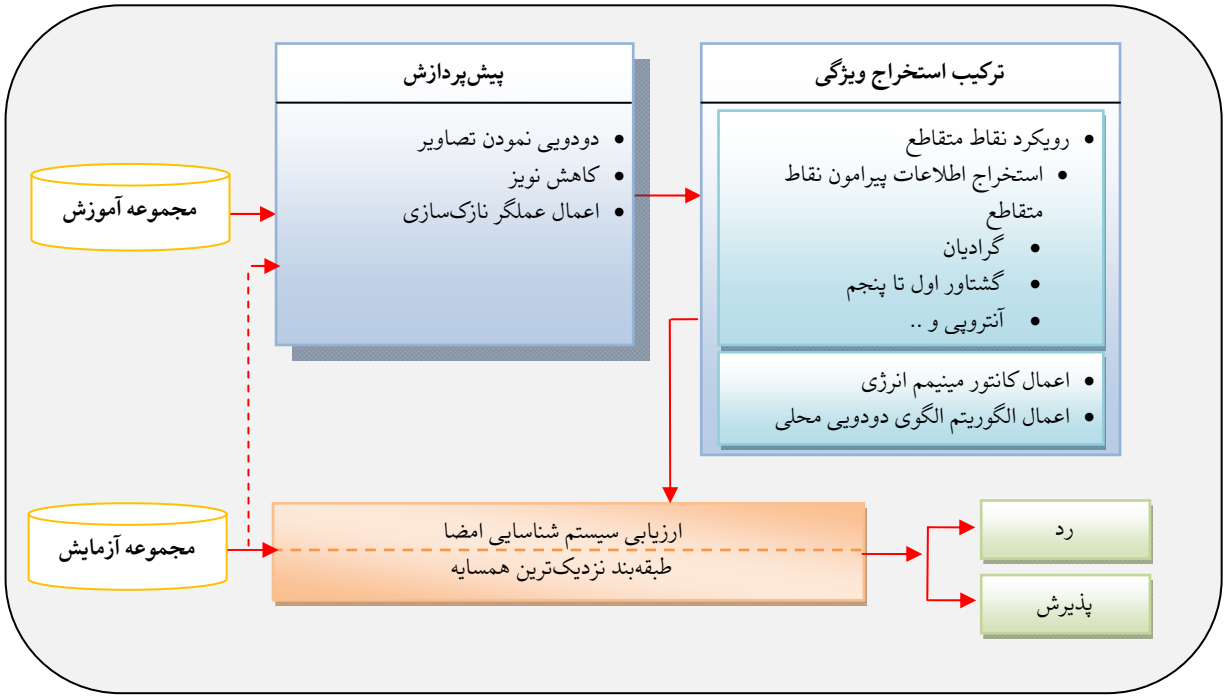
در این روش به ارائه انتخاب ویژگی بر اساس ترکیب ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک، پرداخته شده است. در [۱] از معیار شباهت فازی برای بازنمایی استفاده شده است. همچنین از الگوریتم الگوی دودویی محلی مبتنی بر ساختار مستقل از نویسنده نیز استفاده شده است. در پژوهش دیگر [۴]، از الگوریتم‌های درخت تصمیم و بیزین به همراه فاصله اقلیدسی در ساختار ایستا و پویا استفاده شده است. در یکی دیگر از کارهای مرتبط [۲۴]، الگوریتم ژنتیک و فازی برای شناسایی امضای برون‌خط معرفی شده است.

در پژوهش رشیدی و همکاران [۴۲]، اصلاح فاصله در الگوریتم پیچش زمانی پویا ارائه شده است. در این رویکرد به مقایسه ثبات و قدرت تفکیک‌پذیری ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی نمونه اصلی و جعلی پرداخته شده است. همچنین، اصلاح فاصله با در نظر گرفتن عامل طول مسیر چرخش به‌جای فاصله اقلیدسی نقاط، انجام شده است. در این روش، ویژگی‌هایی برای طبقه‌بندی انتخاب شده‌اند که دارای کمترین مقدار خطای برابر هستند. با توجه به نتایج گزارش شده، روش پیشنهادی به‌طور قابل توجهی نرخ تائید الگوریتم پیچش زمانی پویا را بهبود بخشیده است. همچنین نرخ کمترین مقدار خطای برابر برای جعل ماهرانه ۱٫۷۳% گزارش شده است. در پژوهش دیگر [۴۱] احراز هویت مبتنی بر مدل‌های قطب-صفر سرعت امضا انجام شده است. در این روش، مدل‌سازی سیگنال سرعت امضا بر اساس تبدیل گسسته کسینوس انجام شده است. در این رویکرد از سه پایگاه داده Persian، SVC2004 و SUSIG استفاده شده است. همچنین، نرخ خطای برابر به ترتیب ۵٫۹۱%، ۵٫۶۲% و ۳٫۹۱% گزارش شده است.

۳ روش پیشنهادی

با فرض اینکه در یک سیستم تائید امضا ویژگی‌های مجموعه امضای اصلی را به‌صورت $G_k=\{g_{1,k}, g_{2,k},\ldots, g_{n,k}\}$ و مجموعه امضای جعلی را به‌عنوان $F_k=\{f_{1,k},f_{2,k},\ldots,f_{n,k}\}$ در نظر بگیریم به نحوی که $G_k,F_k\in \mathbb{R}$ باشد؛ آنگاه دو بردار ویژگی N بُعدی با توجه به نمونه‌های اصلی و جعلی، ایجاد می‌شود که با توجه به آن‌ها تفکیک نمونه‌ها انجام خواهد شد.

در حالت کلی در یک در تصویر N*N، مختصات پیکسل به‌صورت (i,j) است که در آن $0\le i\le N-1$ و $0 \le j \le N-1$ در نظر گرفته می‌شود. برای هر پیکسل در مختصات (i,j) چهار همسایه وجود دارد که به‌عنوان چهار همسایه پیکسل مرکزی بر اساس $P(i+1, j), P(i-1, j), P(i, j+1)$ و $P(i, j-1)$ در نظر گرفته می‌شود. چهار همسایه پیکسل مرکزی با چهار همسایه دیگر به‌عنوان $P(i-1, j+1), P(i+1, j-1), P(i-1, j-1)$ و $P(i+1, j+1)$ تشکیل هشت همسایه را می‌دهند. بدین ترتیب با استفاده از پیکسل‌های همسایه می‌توان خطوط امضا را از پس‌زمینه متمایز کرد که با توجه به آن ، ویژگی‌های مختلفی از



شکل۲ طرح کلی روش پیشنهادی

تصویر استخراج خواهد شد. در شکل ۲ مراحل کلی سیستم تائید امضای پیشنهادی، نمایش داده شده است. همان‌طور که قبلاً بیان شد، سیستم تائید امضا دارای سه مرحله اصلی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و طبقه‌بندی است. تمرکز روش پیشنهادی ما بر روی مرحله استخراج ویژگی است. رویکرد پیشنهادی بر اساس استخراج ویژگی‌های پارامتری و محلی خطوط پایه امضا در شعاع نقاط کاندید و ترکیب آن‌ها با الگوریتم الگوی دودویی محلی است. به این منظور در ابتدا، مجموعه نقاط کاندید در نمونه امضاهای ورودی بر اساس محل تقاطع پیکسل‌های خطوط امضا انتخاب می‌شوند؛ مزیت اصلی انتخاب نقاط متقاطع به‌عنوان گذرگاه پیمایشی تصاویر امضا، این است که پیچیدگی در این نواحی بالا است؛ زیرا قوس‌ها و خمیدگی‌های پیکسل‌های خطوط امضا از این نواحی گسترش می‌یابد. علاوه بر آن این نقاط مانند بذرهای چندگانه‌ی مرکزی در هر نمونه امضا هستند که به پیکسل‌های مجاور اتصال دارند و با ردیابی آن‌ها می‌توان پیچیدگی خطوط امضا را در شعاع تعیین شده به‌دست آورد.

مراحل الگوریتم استخراج ویژگی پیشنهادی به شرح ذیل است:

۱) دریافت تصاویر ورودی $sig(i,j)$

۲) پیش‌پردازش

۳) استخراج ویژگی با استفاده از الگوی دودویی محلی و رویکرد کانتور

۴) استخراج ویژگی مبتنی بر رویکرد نقاط متقاطع (کاندید)

۱.تعیین نقاط کاندید در تصاویر نازک‌شده

۲.اعمال پنجره با مرکزیت نقاط کاندید

۳.ردیابی و محاسبه جهت θ و زاویه گرادیان مرکز نقاط کاندید به همراه پیکسل‌های همسایه در محدوده تعیین‌شده

۴.محاسبه، میانگین، واریانس و گستردگی منحنی اتصالات

۵.محاسبه تقارن منحنی اتصالات حول میانگین و میزان مسطح بودن هیستوگرام

۶.گرادیان در جهت x و y در شعاع نقاط کاندید

۵) مراحل نرمال‌سازی و تولید بردار ویژگی

۶) طبقه‌بندی و تفکیک نمونه اصلی و جعلی

در ادامه، مراحل روش پیشنهادی شرح داده شده است.

۳-۱ پیش‌پردازش

در سیستم‌های تائید امضای برون‌خط، تصاویر پایگاه داده با استفاده از اسکنر تهیه شده است؛ بنابراین احتمال وجود نویز در تصاویر وجود دارد. در این حالت، یکی از اقدامات معمول در مرحله پیش‌پردازش، حذف نویز است. در مراحل بعدی، تصاویر سطح خاکستری به تصاویر دودویی تبدیل می‌شوند. در روش پیشنهادی، به دلیل تنوع در نوع قلم در زمان ترسیم امضا، ابتدا عملیات گسترش برای تقویت خطوط انجام می‌شود تا از گسستگی‌های احتمالی خطوط جلوگیری شود. سپس عملیات نازک‌سازی خطوط امضا برای تشخیص بهتر ردیابی پیکسل‌های امضا اعمال خواهد شد. این مراحل در گام استخراج ویژگی پیرامون نقاط متقاطع از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در ادامه عملیات انجام شده در مرحله پیش‌پردازش شرح داده شده است.

۳-۱-۱ تبدیل به تصاویر دودویی

در ابتدا، برای دستیابی به تصاویر دودویی، باید کل نمونه‌های امضا را به سطح خاکستری کاهش دهیم. برای این منظور، از آستانه‌یابی خودکار استفاده نمودیم. در این روش، آستانه‌ها از صفر تا ۲۵۵ بررسی می‌شوند. در هر بررسی مقدار واریانس درون‌کلاسی برای موقعیت‌های سمت چپ و راست محاسبه

می‌شوند. پس از یک فرایند تکراری، آستانه‌ای که کمترین مقدار را داشته باشد به‌عنوان آستانه نهایی تعیین خواهد شد. با در نظر گرفتن یک مقدار آستانه، هیستوگرام تصویر به دو کلاس پس‌زمینه و پیش‌زمینه تبدیل می‌شود که ترکیب واریانس درون‌کلاسی برای آن‌ها بر اساس معادله ۱ محاسبه می‌شود [۲۸].

$$\sigma_{\omega}^{2}(t)=\omega_{0}(t)\sigma_{0}^{2}(t)+\omega_{1}(t)\sigma_{1}^{2}(t) \quad (۱)$$

وزن‌های ω_0 و ω_1 احتمال کلاس‌هایی هستند که بر اساس آستانه t از یکدیگر جدا شده‌اند. σ_1^2 و σ_2^2 واریانس کلاس‌های فوق هستند. احتمال کلاس $\omega_{0,1}(t)$ بر اساس بین‌های هیستوگرام محاسبه می‌شود:

$$\omega_{0}(t)=\sum_{i=0}^{t-1}p(i) \quad (۲)$$

$$\omega_{1}(t)=\sum_{i=t}^{L-1}p(i) \quad (۳)$$

کمینه‌سازی واریانس درون‌کلاسی، معادل بیشینه‌سازی بین‌کلاس است. این فرایند بر اساس معادله ۴ تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned}\sigma_{b}^{2}(t)&=\sigma^{2}-\sigma_{\omega}^{2}(t)\\&=\omega_{0}(\mu_{0}-\mu_{T})^{2}+\omega_{1}(\mu_{1}-\mu_{T})^{2}\\&=\omega_{0}(t)\omega_{1}(t)[\mu_{0}(t)-\mu_{1}(t)]^{2}\end{aligned} \quad (۴)$$

که ω بیان‌گر احتمال کلاس و μ کلاس است. و در آن کلاس‌های μ_0 ، μ_1 و μ_T بر اساس معادله‌های زیر محاسبه می‌شوند:

$$\mu_{0}(t)=\frac{\sum_{i=0}^{t-1}ip(i)}{\omega_{0}(t)} \quad (۵)$$

$$\mu_{1}(t)=\frac{\sum_{i=t}^{L-1}ip(i)}{\omega_{1}(t)} \quad (۶)$$

$$\mu_{T}=\sum_{i=0}^{L-1}ip(i) \quad (۷)$$

۳-۱-۲ پالایه میانه

در روش پیشنهادی پس از تبدیل تصویر امضا به یک تصویر دودویی، برای حذف نویز از پالایه میانه استفاده شده است. این پالایه بازنمایی پیکسل مرکزی را بر اساس پیکسل‌های همسایه به‌صورت زیر انجام می‌دهد.

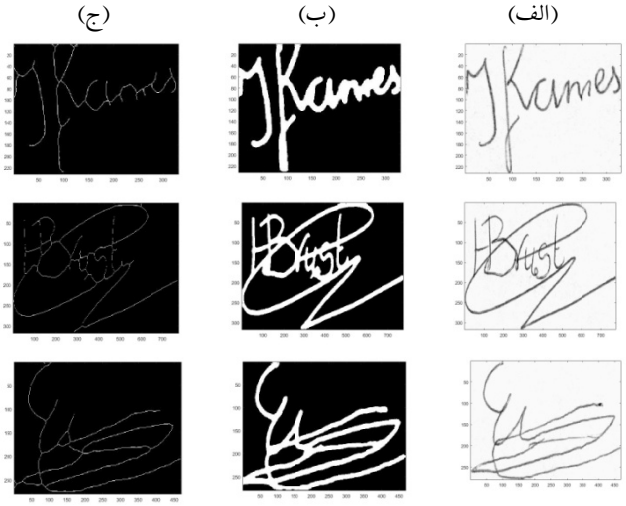
$$img_{(x,y)}=median\{img_{bin}(s,t)\in neighboring_{Pixel}\} \quad (۸)$$

که در آن img_{bin} تصویر دودویی است و $neighboring_{Pixel}$ پیکسل‌هایی است که در مختصات (X,Y) قرار دارند [۴۵].

۳-۱-۳ نازک‌سازی

یکی دیگر از عملیات مهم مرحله پیش‌پردازش، اعمال عملگر نازک‌سازی است. این عملگر با حفظ اتصال‌های بین پیکسل‌های پیش‌زمینه تصویر (I_{fg}) به حذف پیکسل‌های پس‌زمینه (I_{bg}) امضا می‌پردازد. در این مرحله خطوط امضا به پهنای یک پیکسل کاهش می‌یابند تا تشخیص و ردیابی خطوط امضا بهبود یابد.

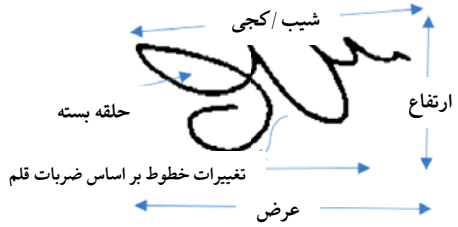
پس از انجام عملیات پیش‌پردازش، تصاویر به‌دست‌آمده وارد مرحله‌ی استخراج ویژگی می‌شوند. در شکل ۳ خروجی مراحل پیش‌پردازش بر روی تصاویر نشان داده شده است.



شکل ۳ تصویر (الف) نمونه امضای ورودی، تصویر (ب) عملیات مورفولوژی گسترش جهت تقویت خطوط، تصویر (ج) تبدیل خطوط امضا به پهنای یک پیکسل با عملگر نازک‌سازی

۳-۲ استخراج ویژگی

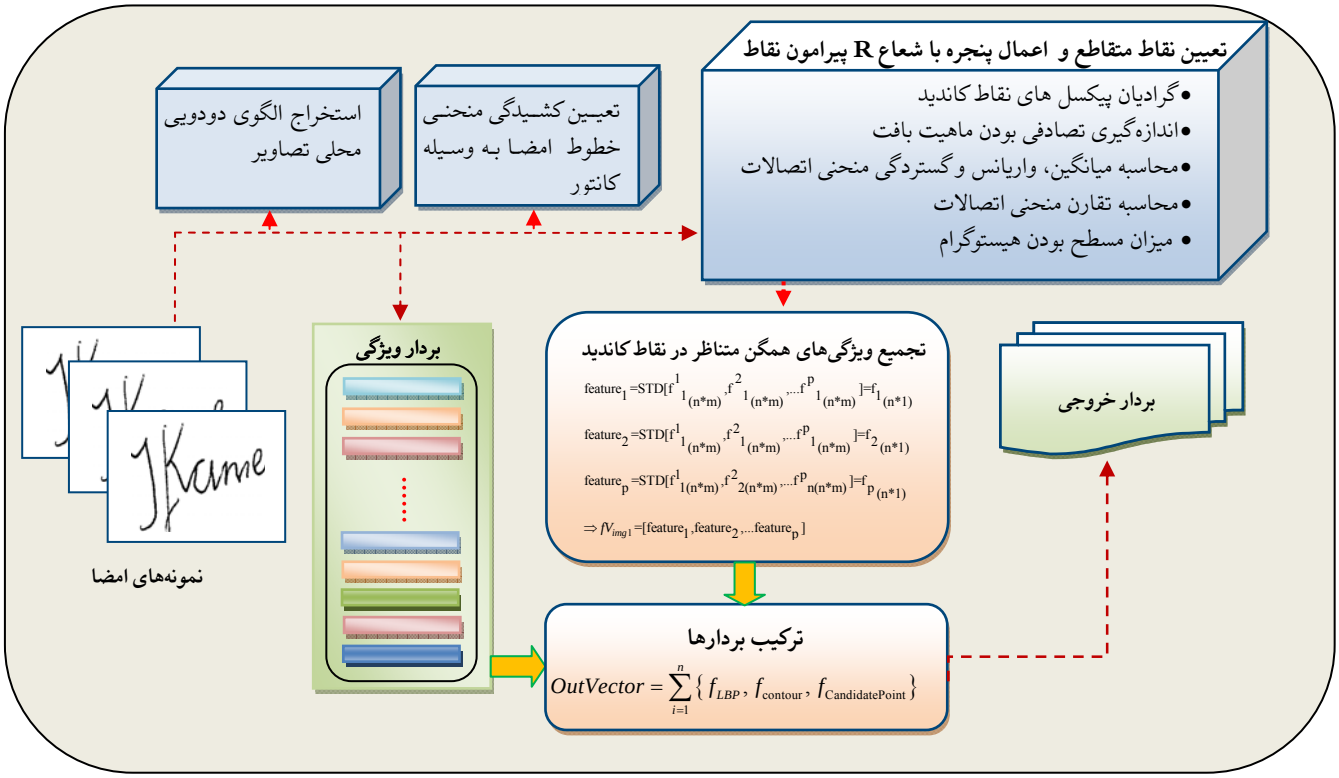
استخراج ویژگی یکی از گام‌های مهم در تائید امضا است و از آنجا که به تغییرات نمونه‌ها بستگی دارد با چالش‌های فراوانی روبرو است [۴۲]. با توجه به ماهیت مسئله، عوامل تفکیک‌کننده به شرایط توزیع پیکسل‌ها و محاسبه فاصله آن‌ها بستگی دارد. در تصاویر امضا ویژگی‌های ظاهری مختلفی وجود دارد که برخی از آن‌ها در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل۴ برخی ویژگی‌های نمونه امضا

استخراج ویژگی‌های سراسری و جزئیات محلی خطوط امضا اطلاعات ارزشمندی را جهت تمایز نمونه اصلی و جعلی ارائه می‌کند. در مرحله استخراج ویژگی، ابعاد تصاویر اولیه کاهش می‌یابد و اطلاعات مهم از آن‌ها استخراج می‌شود.

روش‌های محلی استخراج ویژگی در مقایسه با رویکردهای سراسری، اطلاعات بیشتری بر اساس ناحیه‌های محلی ارائه



شکل۵ نمایی از رویکرد استخراج ویژگی پیشنهادی

مـــی‌کند [۱۸]. علاوه بر اینکه برای هر ویژگی، مناسب‌ترین طبقه‌بندی انجام مـــی‌شود. در این مرحله از روش پیشنهادی، ویژگی‌های تصویر با استفاده از روش‌های الگوی دودویی محلی، نقاط متقاطع و بالطبع آن ویژگی‌های استخراج شده در محدوده نقاط و روش کانتور مینیمم انرژی، به‌دست می‌آیند و بردارهای ویژگی پس از تجمیع و ترکیب ویژگی‌ها وارد مرحله طبقه‌بندی می‌شود. طرح کلی روش پیشنهادی در مرحله استخراج ویژگی در شکل ۵ نشان داده شده است.

۳-۲-۱ الگوریتم الگوی دودویی محلی

الگوریتم الگوی دودویی محلی یک توصیفگر محلی در مقیاس خاکستری است که از آن برای تحلیل بافت تصویر ورودی استفاده می‌شود. در این الگوریتم تصاویر با در نظر گرفتن پیکسل مرکزی و سایر پیکسل‌های همسایه، بررسی می‌شوند. در الگوریتم الگوی دودویی محلی برای هر یک از پیکسل‌های همسایه، کدگذاری بر اساس رشته بیت‌های ۰ و ۱ اعمال می‌شود. رشته بیت تولید شده در هیستوگرام‌های محلی جمع می‌شود. ایده توسعه عملگر الگوی دودویی محلی این است که سطوح دوبُعدی را مـی‌توان با معیارهای الگوی مکانی محلی و کنتراست مقیاس سطح خاکستری توصیف نمود. در محاسبه برچسب‌های این الگوریتم، از الگوهای یکنواخت استفاده می‌شود به‌طوری که برای هر الگوی یکنواخت برچسب جداگانه‌ای مشخص می‌شود. به‌عنوان مثال، با اعمال شعاع ۸، تعداد ۸ کاراکتر ۰ و ۱ تولید می‌شود. در این الگوریتم تعداد ۲۵۶ الگو وجود دارد که هر کدام از الگوها پایه‌ای برای توصیف بافت تصویر محسوب می‌شود. رمزگذاری الگوها، شامل انواع لبه‌های خمیده، نقاط و ناحیه مسطح است. پس از برچسب‌گذاری، تصویر $f_1(x,y)$ تولید می‌شود. هیستوگرام الگوی دودویی محلی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$H_i = \sum_{x,y} I\{f_1(x,y)=\mathrm{i}\}, i=0,\ldots,\mathrm{n}-1 \qquad (۹)$$

که در آن n تعداد برچسب‌های مختلف ایجاد شده توسط الگوی دودویی محلی است. اگر تصاویر مورد مقایسه، اندازه‌های مختلفی داشته باشند، به‌صورت زیر استانداردسازی می‌شوند:

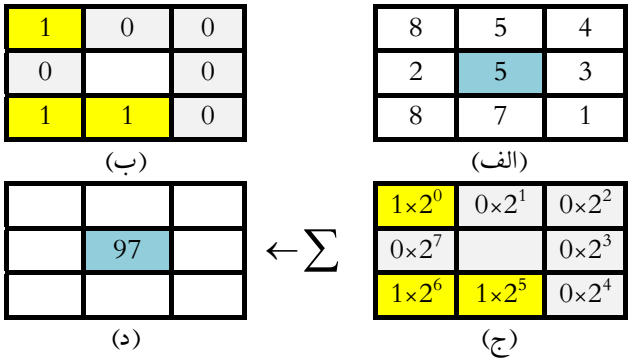
$$N_i = \frac{H_i}{\sum_{j=0}^{n} H_j} \qquad (۱۰)$$

در الگوی دودویی محلی تصاویر به تعداد N همسایه تقسیم مـی‌شوند. ارزش پیکسل مرکزی به‌عنوان آستانه و مقایسه با توجه به آن انجام می‌شود. اگر ارزش پیکسل همسایه بزرگ‌تر از پیکسل مرکزی باشد، مقدار یک و در غیر این صورت مقدار صفر مـــی‌گیرد. این الگوریتم، روشی غیر پارامتریک است که در آن تعداد نقاط همسایگی P و شعاع همسایگی R تعیین می‌شود. یکی از چالش‌های الگوی دودویی محلی، تعداد ویژگی‌های استخراج شده در شعاع همسایگی است که برابر 2^P می‌باشد. این الگوریتم بر اساس فرمول‌های زیر تعریف می‌شود:

$$LBP_{P,R(x,y)} = \sum_{i=0}^{p-1} s(g_i - g_c)2^i \qquad (۱۱)$$

$$s(g_i - g_c) = \begin{cases} 1 & g_i \geq g_c \\ 0 & g_i < g_c \end{cases} \qquad (۱۲)$$

که g_c شدت روشنایی پیکسل مرکزی و g_i شدت روشنایی نقاط همسایگی است [۱۸،۴۳]. شکل ٦ نحوه‌ی محاسبه الگوی دودویی محلی را نشان می‌دهد.



شکل۶ برخی از پیکسل‌های همسایه در نقاط متقاطع

۳-۲-۲ روش کانتور مینیمم انرژی

روش کانتور مینیمم انرژی یکی از روش‌هایی است که اغلب در شناسایی الگوی تصاویر دیجیتال استفاده می‌شود. این روش بر اساس ردیابی مرزهای اشیای موجود تصاویر است [۱۵،۲٦]. در واقع، کانتور یک منحنی پارامتری است که با مجموعه‌ای از n نقطه v_i تعریف می‌شود که در آن $i=0,...n-1$ است. در این رویکرد به دو انرژی درونی و بیرونی پرداخته می‌شود که تابع انرژی بیرونی به کنترل اتصال‌های کانتور بر روی تصویر اشاره دارد و تابع انرژی درونی تغییرات داخلی را کنترل می‌نماید. تابع انرژی درونی به ویژگی‌های داخلی کانتور مانند میزان کشیدگی و انحنا وابسته است که بر اساس معادله ۱۳ محاسبه می‌شود:

$$E_{internal} = E_{cont} + E_{Curv} \qquad (۱۳)$$

که در آن E_{cont} به میزان پایداری (پیوستگی) کانتور و E_{Curv} به میزان مسطح بودن کانتور اشاره دارد. انرژی درونی را می‌توان بر اساس معادله ١٤ گسترش داد:

$$E_{\text{int}} = \frac{1}{2}(\alpha(s)\left\|\frac{d\,\bar{v}}{ds}(s)\right\|^2 + (\beta(s)\left\|\frac{d^2\,\bar{v}}{ds^2}(s)\right\|^2) \qquad (۱۴)$$

که در آن وزن‌های $\alpha(s)$ و $\beta(s)$ میزان حساسیت عملکرد تابع انرژی درونی را نسبت به کشش و انحنای کانتور محاسبه می‌کند. در واقع این وزن‌ها میزان پایداری را در مقابل خم‌شدگی، تعیین می‌کند[۲٦]. لبه اشیا بر اساس معادله ۱۵ شناسایی می‌شود:

$$E_{edge} = -\left|\nabla I(s)\right|^2 \qquad (۱۵)$$

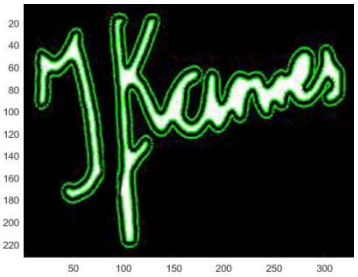
با اعمال یک پالایه می‌توان روند تشخیص لبه را بهبود بخشید. این فرایند به وسیله یک پالایه گوسی بر اساس معادله ۱۶ انجام می‌شود:

$$E_{edge} = -\left|G_\sigma * \nabla^2 I)\right|^2 \qquad (۱۶)$$

که در آن پارامتر ∇ تعیین‌کننده گرادیان، $G_\sigma * I$ کانولوشنال تصویر و σ پالایه گوسی است. عملکرد کلی کانتور بر اساس انرژی درونی و بیرونی تعیین می‌گردد:

$$E = \int_0^1 E(V(S))ds = \int_0^1 E_{internal}(V(S)) + ... \qquad (۱۷)$$
$$E_{img}(V(S)) + E_{con}(V(S)))ds$$

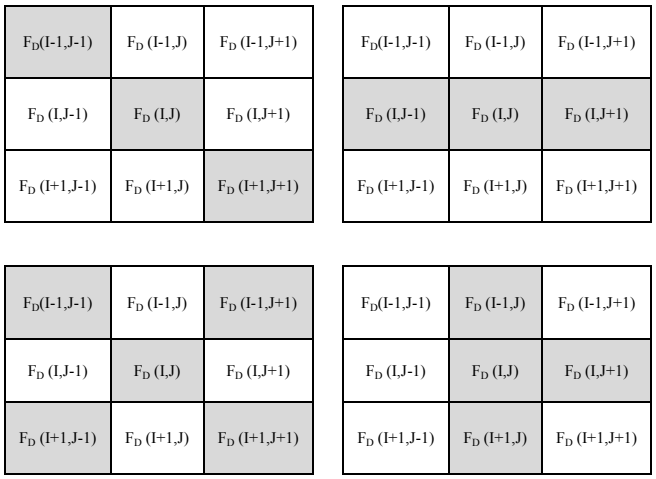
که در آن E_{img} تصویر ورودی و E_{con} قیدهای محدود کننده‌ای است که توسط کاربر معرفی می‌شود. این تابع، منحنی کانتور را به سمت ویژگی‌های تصویر امضا مانند لبه، خط و گوشه‌ها متمایل می‌کند. در شکل ۷ نحوه استخراج این تکنیک بر روی یک نمونه امضا نشان داده شده است.



شکل۷ استخراج کانتور در یک نمونه امضا

۳-۲-۳ استخراج نقاط متقاطع

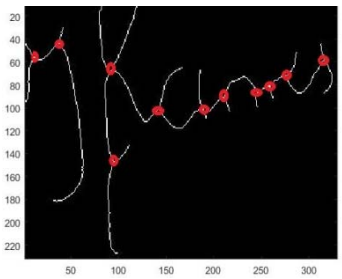
استخراج ویژگی بر اساس رویکرد نقاط متقاطع، زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های پارامتری سراسری محسوب می‌شود. با توجه به تصاویر موجود در پایگاه داده، اکثریت نمونه‌ها دارای نقاطی هستند که از یکدیگر عبور کرده‌اند. در گام اول الگوریتم پیشنهادی، برای دستیابی به پیکسل‌های گذرگاه محلی، به استخراج این نقاط می‌پردازیم و در ادامه، این نقاط را به‌عنوان نقاط کاندید در هر تصویر معرفی می‌نماییم. در شکل ۸ نحوه چیدمان منطقی پیکسل‌های همسایه در نقاط متقاطع نشان داده شده است.



شکل۸ نمایش منطقی پیکسل‌های همسایه در نقاط متقاطع

در رویکرد پیشنهادی، محل تقاطع پیکسل‌های تصویر در جهت همسایگان افقی، عمودی و قطری $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ به‌عنوان نقاط کاندید در نظر گرفته شده است. با توجه به شکل ۸ حالت‌هایی که برای هر نقطه کاندید در تصویر امضا رخ می‌دهد

می‌تواند شامل ۲ پیکسل همسایه، ۳ پیکسل همسایه و یا بیش از ۳ پیکسل همسایه باشد[۳۸]. بنابراین نقاط همسایه پیکسل مرکزی به‌صورت پیوسته ردیابی می‌شوند. در شکل ۹ نقاط کاندید تعیین شده در یک نمونه امضا نشان داده شده است.

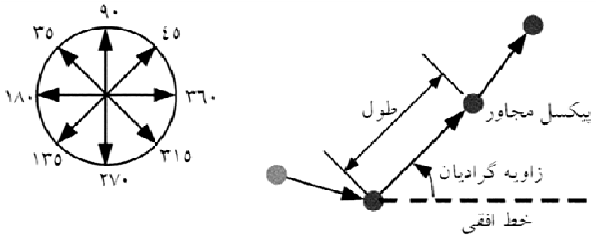


شکل۹ استخراج نقاط متقاطع در یک نمونه امضا

در رویکرد پیشنهادی پس از تعیین نقاط کاندید، همسایگی هر نقطه با توجه به پنجره‌هایی با شعاع r تعیین نمودیم. در این حالت، استخراج ویژگی در یک پنجره به‌صورت $2r+1$ پیرامون نقاط کاندید اعمال می‌شود (در آزمایش‌ها شعاع ۲ را برای همسایگی نقاط کاندید انتخاب شده است، این شعاع یک پنجره ۵*۵ تولید می‌کند). با توجه پیچیدگی‌های محلی خطوط امضا در نقاط کاندید، لازم است نقاط پایدار برای هر نمونه امضای مرجع (اصلی) و پرس‌وجو (جعلی) تعیین شوند. در این مرحله، اطلاعات محلی مفیدی در مورد نحوه ترسیم امضا توسط نویسنده کسب می‌شود. از این رو برای توصیف بافت در این نواحی از گشتاورهای آماری استفاده نمودیم. ویژگی‌های حاصل از گشتاورهای آماری مربوط به هیستوگرام شدت در یک تصویر یا ناحیه است. با فرض اینکه شدت به‌عنوان متغیر تصادفی z با سطوح مجزایی به‌عنوان L نشان داده شوند، آنگاه هیستوگرام متناظر $P(z_i), i=0,1,2,...,L-1$ است؛ بنابراین گشتاور n ام z برای میانگین عبارت‌اند از:

$$\mu_n(z)=\sum_{i=0}^{L-1}(z_i-m)^n p(z_i) \qquad (۱۸)$$

در شعاع نقاط کاندید گشتاورهای مرتبه اول تا پنجم اعمال شده است زیرا این گشتاورها ویژگی‌های خوبی را برای توصیف شکل هیستوگرام ارائه می‌کنند. هر تصویر امضا دارای تعدادی مرکز گرانشی پویا با توجه به تعداد نقاط کاندید و پیچیدگی آن نسبت به سایر نقاط کاندید در مجاورت خود است. با استفاده از گشتاورها، می‌توان بافت داخلی ناحیه‌های هر شعاع نقاط کاندید، میانگین، واریانس و گستردگی منحنی اتصالات پیکسل‌ها را توصیف کرد. علاوه بر آن با استفاده از گشتاورها می‌توان در نواحی نقاط کاندید تقارن منحنی اتصالات حول میانگین و میزان مسطح بودن هیستوگرام را محاسبه نمود. بهره‌مندی از ثابت‌های گشتاور به دلیل مستقل بودن از تبدیلاتی مانند انتقال، تجانس، انعکاس و دوران، به‌خوبی می‌تواند ویژگی‌های آماری را در شعاع نقاط کاندید تصویر امضا استخراج نماید. نکته مورد توجه دیگر این است که نمونه‌های جعلی دارای لرزش‌های فراوانی در زمان ترسیم هستند، این مسئله باعث می‌شود که تغییرات محلی فراوانی در امضای جعلی نسبت به امضای اصلی ایجاد شود. در این مرحله، برای یافتن جهت هر پیکسل در مختصات (x,y) از گرادیان استفاده نمودیم. در شکل ۱۰، شمایی مربوط به ویژگی جهت هر نقطه کاندید بر اساس مسیر از پیش تعیین‌شده پیکسل‌ها نشان داده شده است. با استفاده از این ویژگی میزان شیب و اندازه پیکسل‌های همسایه در شعاع نقاط کاندید استخراج می‌شود.



شکل۱۰ (الف) تقسیمات گرادیان و (ب) اندازه‌گیری زاویه گرادیان

گرادیان به‌صورت ∇f در معادله ۱۹ تعریف شده است:

$$\nabla f=\begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \qquad (۱۹)$$

خروجی این تکنیک به‌صورت یک بردار است که خصوصیات مهم هندسی که بیشترین نرخ تغییر ∇f را در مختصات (x,y) دارد، شامل می‌شود. نتایج عددی حاصل از ویژگی جهت، مقداری است که بین شعاع $[0:\pm 180]$ متغیر است [۱۲،۳۶]. برای تعیین جهت بردار گرادیان از زاویه تانژانت نسبت به محور x استفاده می‌شود:

$$\alpha(x,y)=\tan^{-1}\begin{bmatrix} g_y \\ g_x \end{bmatrix} \qquad (۲۰)$$

یکی از الزامات محاسبه گرادیان تصویر، محاسبه مشتقات جزئی $\frac{\partial f}{\partial x}$ و $\frac{\partial f}{\partial y}$ در هر موقعیت مختصات (x,y) است. مشتقات جزئی برای همسایگان مختصات (x,y) بر اساس معادله ۲۱ محاسبه می‌شوند:

$$g_x=\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}=f(x+1,y)-f(x,y)$$
$$g_y=\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}=f(x,y+1),f(x,y) \qquad (۲۱)$$

یکی دیگر از اقداماتی که در شعاع نقاط کاندید اعمال نمودیم، استخراج ویژگی آنتروپی است. این ویژگی، به اندازه‌گیری تصادفی بودن عناصر ماتریس هم‌رویدادی در شعاع نقاط کاندید می‌پردازد. به عبارتی، آنتروپی، میزان تصادفی بودن ماهیت بافت را در این نواحی اندازه‌گیری می‌کند که بیان‌گر مقدار اطلاعات موجود در شعاع نقاط کاندید است. ازآنجاکه آنتروپی بر اساس سطوح خاکستری هر ناحیه محاسبه می‌شود؛ بنابراین یک تقطیع مناسب برای نواحی نقاط کاندید برآورد می‌شود که بر اساس آن میزان

یکنواختی پیکسل‌های مجاور در شعاع نقاط کاندید، اندازه‌گیری می‌شود. اگر $p_{ij} = 0$ باشد، آنگاه آنتروپی صفر است. اگر مقدار آنتروپی حداکثر باشد یعنی p_{ij} برابر هستند. در معادله ۲۲ آنتروپی و میانگین آنتروپی تعریف شده است:

$$Ent = \sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{k} p_{ij}\log_2 p_{ij}$$

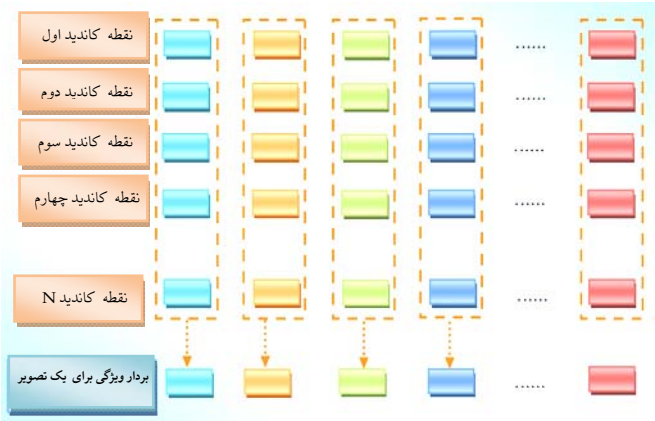
$$E(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i)\log_2 p(z_i) \qquad (۲۲)$$

۳-۲-۴ تجمیع ویژگی‌های همگن پیرامون نقاط کاندید

ماهیت هندسی امضا در نمونه‌های مختلف منجر به تولید تعداد متفاوتی از نقاط کاندید می‌شود. از آنجا که برخی از ویژگی‌ها در شعاع نقاط کاندید استخراج می‌شوند بنابراین ممکن است طول ابعاد بردارهای ویژگی نسبت به کل تصاویر پایگاه داده متفاوت باشد؛ بنابراین در این پژوهش روشی به‌منظور یکسان‌سازی طول بردارهای ویژگی به‌صورت تجمیع ویژگی‌های همگن متناظر در نقاط کاندید، بر اساس انحراف معیار، ارائه شده است. در این روش به سنجش پراکندگی ویژگی‌ها پیرامون میانگین آن‌ها می‌پردازیم. با فرض اینکه تعداد n ویژگی جداگانه همگن به‌صورت $f_1, f_2, \ldots f_n$ داشته باشیم، آنگاه انحراف معیار آن‌ها با نماد σ بر اساس معادله ۲۳ تعریف می‌شود:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(f_i - \bar{f})^2}{n}} = \sqrt{\frac{(f_1-\bar{f})^2 + (f_2-\bar{f})^2 + \ldots + (f_n-\bar{f})^2}{n}} \qquad (۲۳)$$

که در آن $(f_i - \bar{f})$ به‌عنوان انحراف ویژگی i ام از میانگین هر مجموعه ویژگی همگن در نظر گرفته شده است. در شکل ۱۱ چگونگی تجمیع ویژگی‌های همگن متناظر در نقاط کاندید یک نمونه تصویر امضا به‌صورت شماتیک نشان داده شده است.



شکل۱۱ چگونگی تجمیع ویژگی‌های همگن متناظر در نقاط کاندید

چگونگی محاسبه انحراف معیار در رویکرد تجمیع ویژگی‌های همگن متناظر در نقاط کاندید برای یک تصویر در ادامه تعریف شده است:

$$\begin{cases} CandidateP_{img1}{}^{1}{}_{inputFeature} = f^{1}{}_{1(n*m)}, f^{1}{}_{2(1n*m)}, \ldots f^{1}{}_{n(n*m)} \\ CandidateP_{img1}{}^{2}{}_{inputFeature} = f^{2}{}_{1(n*m)}, f^{2}{}_{2(n*m)}, \ldots f^{2}{}_{n(n*m)} \\ \ldots\ldots\ldots\ldots \\ \ldots\ldots\ldots\ldots \\ \ldots\ldots\ldots\ldots \\ CandidateP_{img1}{}^{p}{}_{inputFeature} = f^{p}{}_{1(n*m)}, f^{p}{}_{2(n*m)}, \ldots f^{p}{}_{n(n*m)} \end{cases}$$

$$\Downarrow \quad \Downarrow \quad \Downarrow$$

$$feature_1 = STD[f^{1}{}_{1(n*m)}, f^{2}{}_{1(n*m)}, \ldots f^{p}{}_{1(n*m)}] = f_{1(n*1)}$$

$$feature_2 = STD[f^{1}{}_{1(n*m)}, f^{2}{}_{1(n*m)}, \ldots f^{p}{}_{1(n*m)}] = f_{2(n*1)}$$

$$feature_p = STD[f^{1}{}_{1(n*m)}, f^{2}{}_{2(n*m)}, \ldots f^{p}{}_{n(n*m)}] = f_{p(n*1)}$$

$$\Rightarrow fV_{img1} = [feature_1, feature_2, \ldots feature_p]$$

درصورتی که انحراف معیار مجموعه ویژگی‌های به‌دست‌آمده عدد کوچکی باشد، به این معنی است که پراکندگی ویژگی‌ها پیرامون میانگین آن‌ها کم است. به عبارتی، ویژگی‌ها به هم نزدیک هستند. اگر انحراف معیار مجموعه ویژگی‌ها یک عدد بزرگ باشد بیانگر پراکندگی بالای ارزش ویژگی‌ها و دور بودن آن‌ها از یکدیگر است. بدین ترتیب، ابعاد ویژگی‌های چندبُعدی متناظر نقاط کاندید با توجه به رویکرد پیشنهادی برای هر ویژگی همگن در کل نقاط کاندید هر نمونه به یک مقدار واحد تبدیل می‌شوند. ابعاد بردار ویژگی در الگوریتم الگوی دودویی محلی بر روی نمونه‌های امضا برابر n*۲۵۶ است؛ که در آن n بیانگر تعداد تصاویر موجود در پایگاه داده‌های مختلف است. با در نظر گفتن تعداد نه ویژگی همگن در نقاط کاندید هر نمونه امضا ابعاد بردار خروجی نهایی، پس از رویکرد تجمیع پیشنهادی و ترکیب دستی با ویژگی‌های الگوی دودویی محلی، برابر با n*۲۶۵ است. درنهایت بردار ویژگی‌های تولید شده به طبقه‌بند اعمال می‌شود.

$$Out_{Vector} = \sum_{i=1}^{n}\{f_{LBP}, f_{contour}, f_{CandidatePoint}\} \qquad (۲٤)$$

۴ طبقه‌بند k نزدیک‌ترین همسایه

در روش پیشنهادی تفکیک نمونه اصلی و جعلی با استفاده از الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه انجام شده است. این الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه نمونه را بر اساس اندازه‌گیری مجاورت همسایگی با استفاده از معیار فاصله اقلیدسی تعیین می‌کند. در این معیار فاصله بر اساس x_1 و x_2 به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$dist(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_{1i}, x_{2j})^2} \qquad (۲۵)$$

که در اینجا $x_1 = (x_{11}, x_{12}, \ldots x_{1n})$ و $x_2 = (x_{21}, x_{22}, \ldots x_{2n})$ است.

تعیین نزدیک‌ترین همسایه یک مسئله بهینه‌سازی برای یافتن نزدیک‌ترین نقاط در فضای متریک است [۳،۳۳]. در حالت کلی برای تعیین مقدار k از قاعده زیر استفاده می‌شود:

$$k = Sqrt(N)/2 \quad (۲۶)$$

بهترین مقدار N با سعی و خطا به‌دست می‌آید. اگر مقدار k کم باشد، باعث تأثیرگذاری نویز در نتایج خواهد شد. از طرف دیگر اگر این مقدار بزرگ در نظر گرفته شود باعث محاسبات سنگین خواهد شد. در روش پیشنهادی، بعد از انجام آزمایش‌های متعدد و بررسی مقادیر به‌دست آمده، مقدار نهایی k را برابر ۵ در نظر گرفته شده است. در حالت کلی الگوریتم KNN مراحل زیر را دنبال می‌کند.

۱) تعیین پارامتر k.
۲) محاسبه فاصله نمونه ورودی با نمونه‌های آموزش.
۳) انتخاب نزدیک‌ترین همسایه پس از مرتب‌سازی نمونه‌های ورودی مطابق با فاصله آن‌ها.
۴) تعیین کلاس اکثریت در همسایگان نزدیک به‌عنوان کلاس نمونه ورودی.

۵ آماده‌سازی داده‌ها

مرحله شبیه‌سازی آزمایش‌ها، با ۱۰ اجرا و اعتبارسنجی روش 10-fold انجام شده است. همچنین به‌صورت پیش‌فرض ۷۰% داده‌ها برای مرحله آموزش و ۳۰% برای مرحله آزمایش در نظر گرفته شده است. علاوه بر این در مرحله اول شبیه‌سازی از تعداد کلی نمونه‌های موجود در پایگاه داده‌ها استفاده شده است. در مرحله دوم برای استانداردسازی آزمایش و اعمال آزمایش‌های بیشتر، تعداد ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نمونه اصلی و جعلی به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند. به منظور شبیه‌سازی و اعمال روش پیشنهادی از پایگاه داده استاندارد MCYT [۱] [۱۶]، $GPDS_{synthetic}$ [۲] [۱۴] و CEDAR [۳] [۲۵] استفاده شده است. پایگاه داده MCYT شامل ۷۵ نمونه امضا از کاربران مختلف است. برای هر نمونه در این مجموعه تعداد ۱۵ امضای اصلی، ۱۵ امضای جعلی و در مجموع ۲۲۵۰ تصویر امضا گردآوری شده است. همه‌ی نمونه‌های تصویر امضا با یک اسکنر با وضوح ۶۰۰ نقطه در اینچ به‌صورت دیجیتالی دریافت شده‌اند. پایگاه داده CEDAR شامل ۵۵ نمونه امضا از کاربران مختلف است. در مجموع ۲۴ امضای جعلی و اصلی توسط هر شخص تهیه شده است. پایگاه داده $GPDS_{synthetic}$ شامل ۴۰۰۰ نمونه امضا از کاربران مختلف است. برای هر کاربر تعداد ۲۴ امضای اصلی، ۳۰ امضای جعلی و در مجموع ۲۱۶۰۰۰ تصویر امضا تهیه شده است. در این پایگاه تصاویر امضا با فرمت JPEG و با قلم‌های مختلف، ثبت شده است. تعداد مجموعه تصاویر مورد استفاده در آزمایش‌ها در جدول ۲ قید شده است.

جدول ۲ تعداد تصاویر مورد استفاده در آزمایش‌ها

پایگاه داده	تعداد کل تصاویر	تعداد تصاویر اصلی	تعداد تصاویر جعلی
MCYT	۲۲۵۰	۱۱۲۵	۱۱۲۵
$GPDS_{syn.}$	۴۸۰۰	۲۴۰۰	۲۴۰۰
CEDAR	۱۲۴۸	۶۲۴	۶۲۴

۵-۱ معیار ارزیابی

در سیستم تائید امضای دست‌نویس، از معیارهای مختلفی استفاده می‌شود که همگی بر پایه‌ی ماتریس ابهام هستند. در ادامه به معیارهای مورد استفاده در این پژوهش معرفی شده است.

نرخ پاسخ‌های مثبت درست (نرخ مثبت حقیقی) که به معنای نرخ نمونه امضای اصلی است که به‌درستی شناسایی شده‌اند:

$$TPR = TP./(TP+FN) \quad (۲۷)$$

که در آن TP برابر با مثبت حقیقی و FN برابر با منفی کاذب است. این معیار به نام حساسیت نیز شناخته شده است. این معیار به تشخیص کلاس نمونه‌های مثبت می‌پردازد و از طرف دیگر مشخص می‌نماید که عملکرد سیستم تا چه میزان در طبقه‌بندی نمونه‌های جعلی موفق بوده است؛ بنابراین تعداد امضاهای صحیحی که به اشتباه جعلی قلمداد شده‌اند در محاسبه پارامتر حساسیت، تأثیری ندارند.

نرخ مثبت نادرست که به معنای نرخ نمونه امضاهای جعلی است که به‌درستی شناسایی شده است:

$$FPR = FP./(FP+TN) \quad (۲۸)$$

که در آن FP برابر با مثبت کاذب و TN برابر با منفی حقیقی است. و همچنین نرخ منفی نادرست که به معنای نرخ رد اشتباه نمونه اصلی است:

$$FNR = FN./(TP+FN) \quad (۲۹)$$

نرخ پاسخ‌های منفی درست که به معنای نرخ پذیرش نمونه جعلی است. این معیار به‌عنوان خاصیت نیز شناخته شده است و به صحت کلاس منفی می‌پردازد. به عبارتی، به نمونه‌های جعلی اشاره دارد که به‌درستی به‌عنوان نمونه جعلی شناخته شده‌اند.

$$TNR = TN./(FP+TN) \quad (۳۰)$$

نرخ میانگین خطا[4] که به معنای آستانه بهینه تصمیم‌گیری بر اساس نرخ منفی نادرست و نرخ مثبت نادرست است:

$$AER = \frac{FNR+FAR}{2} \quad (۳۱)$$

معیار صحت که به معنای اندازه‌گیری خطاهای سیستم است که بر اساس آن، عملکرد کلی سیستم ارزیابی می‌شود:

$$Acc = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (۳۲)$$

[۱] قابل دسترسی در: http://atvs.ii.uam.es/atvs/mcyt75so.html
[۲] قابل دسترسی در: http://www.gpds.ulpgc.es/download
[۳] قابل دسترسی در: http://www.cedar.buffalo.edu/NIJ/data
[4] Average Error Rate(AER)

معیار F که به معنای میانگین هارمونیک نرخ مثبت حقیقی و دقت است. این معیار جهت ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$F_{Score} = \frac{2*(TP)}{(2*(TP)+FN+FP)} \quad (۳۳)$$

نرخ درستنمایی مثبت[1]، بیان‌گر احتمال پذیرش امضا نسبت به رد امضا است. نرخ درستنمایی منفی[2] احتمال رد امضا نسبت به پذیرش امضا است. نرخ درستنمایی مثبت و منفی به ترتیب به‌صورت LR_+ و LR_- در عبارات زیر تعریف شده است.

$$LR_+ = TPR / FPR \quad (۳۴)$$
$$LR_- = FNR / TNR$$

معیار دیگر، احتمال مشاهده شده[3] است که به بررسی تفاوت‌های شواهد به‌دست آمده بین الگوی مشاهده شده با آنچه مورد انتظار است، می‌پردازد. در واقع معیار احتمال مشاهده شده و احتمال مورد انتظار[4] به ارزیابی تفاوت‌های الگوهای ورودی می‌پردازد. بدین ترتیب تفاوت استاندارد (ضریب کاپا)، بر اساس تفاوت‌های اولیه فراوانی مورد انتظار و فراوانی مشاهده شده، بر اساس معادله ۳۵ محاسبه می‌شود:

$$\text{kappa} = (P_o - P_e)/(1-P_e) \quad (۳۵)$$

که در آن P_o احتمال مشاهده شده و P_e احتمال مورد انتظار است.

۵-۲ نتایج آزمایش‌ها

نتایج ارائه شده شکل ۱۲ بر اساس ماتریس ابهام بر روی پایگاه داده‌های استاندارد MCYT، $GPDS_{synthetic}$ و CEDAR به‌دست آمده است.

MCYT
صحت: %۹۶,۳۶

	اصلی	جعلی
اصلی	%۹۳,۳ ۱۱۲۳	%۰,۲ ۲
جعلی	%۶,۷ ۸۰	%۹۹,۸ ۱۰۴۵

$GPDS_{synthetic}$
صحت: %۹۶,۶۵

	اصلی	جعلی
اصلی	%۹۴,۳ ۲۳۸۲	%۰,۸ ۱۸
جعلی	%۵,۷ ۱۴۳	%۹۹,۲ ۲۲۵۷

CEDAR
صحت: %۸۷,۹۸

	اصلی	جعلی
اصلی	%۹۳,۲ ۵۱۱	%۱۶,۱ ۱۱۳
جعلی	%۷,۰ ۳۷	%۱۰۰ ۵۸۷

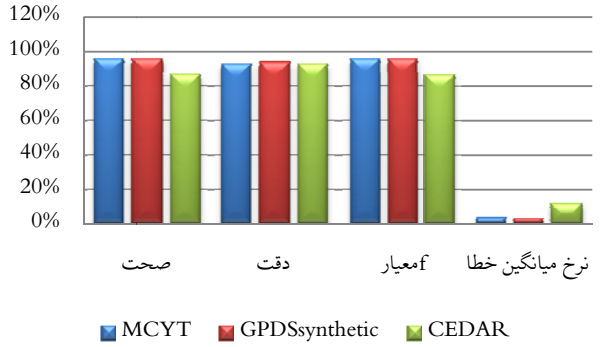
شکل۱۲ ماتریس ابهام پایگاه داده‌های مختلف

در جدول ۳ نتایج ارزیابی معیارهای صحت، دقت، معیار f و نرخ میانگین خطا، بر روی پایگاه داده‌های مختلف نشان داده شده است.

جدول ۳ برخی از معیارها در پایگاه داده‌های مورد استفاده

پایگاه داده	صحت	دقت	معیار f	نرخ میانگین خطا
MCYT	%۹۶	%۹۳	%۹۶	۰,۰۳۶
$GPDS_{synthetic}$	%۹۶	%۹۴	%۹۶	۰,۰۳۳
CEDAR	%۸۷	%۹۳	%۸۷	۰,۱۲

با توجه به نتایج به‌دست آمده در جدول ۳، بهترین میزان صحت مربوط به پایگاه داده $GPDS_{synthetic}$ و MCYT است که برابر با %۹۶ است. از طرف دیگر بهترین نرخ میانگین خطا، برای پایگاه داده MCYT و $GPDS_{synthetic}$ به ترتیب برابر با ۰,۰۳۶ و ۰,۰۳۳ است. این میزان از نرخ میانگین خطا، به طرز چشمگیری نسبت به روش‌های پیشین بهبود داشته است. در شکل ۱۳ نمودار ارزیابی معیارهای صحت، دقت، معیار f و نرخ میانگین خطا در پایگاه داده‌های مورد استفاده نشان داده شده است.



شکل۱۳ مقایسه عملکرد روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده‌های مختلف

همان‌طور که در بخش قبل بیان شد، معیارهای احتمال مورد انتظار و آنچه مشاهده می‌شود به بررسی تفاوت‌های موجود بین نمونه‌ها می‌پردازد. نتایج این دو معیار به همراه ضریب کاپا که به‌نوعی احتمالات را استاندارد می‌کند در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول۴ معیارهای احتمال مشاهده شده و مورد انتظار و کاپا در پایگاه داده‌های MCYT، $GPDS_{synthetic}$ و CEDAR

پایگاه داده	احتمال مشاهده‌شده	احتمال مورد انتظار	ضریب کاپا
MCYT	۰,۹۶	۰,۵	۰,۹۲
$GPDS_{synthetic}$	۰,۹۶	۰,۵	۰,۹۳
CEDAR	۰,۸۷	۰,۵	۰,۷۵

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، مقدار ضریب کاپا در پایگاه داده $GPDS_{synthetic}$ در بهترین حالت، برابر با ۰,۹۳ است. سپس پایگاه داده MCYT با اختلاف جزئی بهترین خروجی ضریب کاپا را دارد. با توجه به جدول، معیارهای احتمال مشاهده نمونه‌ها در MCYT، $GPDS_{synthetic}$ و CEDAR به ترتیب برابر ۰,۹۶، ۰,۹۶ و ۰,۸۷ به‌دست آمده است. همچنین معیار احتمال مورد انتظار

[1] Positive Liklihood Ratio
[2] Negative Liklihood Ratio
[3] Observed Probability (OP)
[4] Expected Probability (EO)

پایگاه داده	نرخ مثبت نادرست	نرخ منفی نادرست	خاصیت	حساسیت	درستنمایی مثبت	درستنمایی منفی
MCYT	۰,۰۷	۰,۰۰۱۸	%۹۲	%۹۹	۱۴,۰۳	۰,۰۰۱۹
$GPDS_{synthetic}$	۰,۰۵	۰,۰۰۷۵	%۹۴	%۹۹	۱۶,۶۵	۰,۰۰۸
CEDAR	۰,۰۵	۰,۱۸	%۹۴	%۸۱	۱۳,۸۱	۰,۱۹

برای هر سه پایگاه داده مقدار ۰,۵ به‌دست آمده است. با توجه به معادله ۳۵، ضریب کاپا به ترتیب برابر با ۰,۹۲، ۰,۹۳، ۰,۷۵ بـــه‌دست آمده است. در جدول ۵ معیارهای نرخ مثبت نادرست، نرخ منفی نادرست، خاصیت، حساسیت، درستنمایی مثبت و درستنمایی منفی نشان داده شده است. در جدول ۶ تا ۹ نتایج معیارهای حساسیت، خاصیت، معیار F، صحت و نرخ میانگین خطا بر روی تعداد مختلف نشان داده شده است. با توجه به نتایج بیشترین مقدار صحت در تعداد ۱۵ و ۲۰ نمونه از تصاویر امضا به‌دست آمده است. با توجه به نتایج آزمایش‌ها، می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش تعداد نمونه‌های ورودی معیارهای صحت و نرخ میانگین خطا بهبود می‌یابد.

جدول۶ برخی از معیارهای ارزیابی در تعداد ۵ نمونه

پایگاه داده	TPR	TNR	F-1	ACC	AER
MCYT	%٦٠	%٦٠	٠,٦٠	%٦٠	٠,٤
$GPDS_{syn.}$	%٤٠	%٤٠	٠,٤٠	%٤٠	٠,٦
CEDAR	%٢٠	%٤٠	٠,٢٢	%٣٠	٠,٧

جدول۷ برخی از معیارهای ارزیابی در تعداد ۱۰ نمونه

پایگاه داده	TPR	TNR	F-1	ACC	AER
MCYT	%١٠٠	%٥٠	٠,٨٠	%٧٥	٠,٢٥
$GPDS_{syn.}$	%٩٠	%٤٠	٠,٧٢	%٦٥	٠,٣٥
CEDAR	%٩٠	%٦٠	٠,٧٨	%٧٥	٠,٢٥

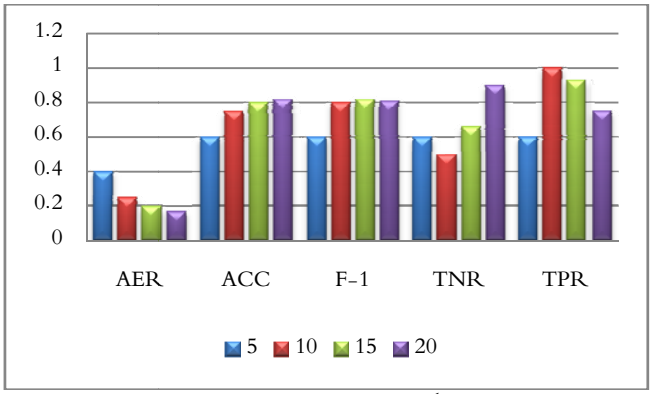
جدول۸ برخی از معیارهای ارزیابی در تعداد ۱۵ نمونه

پایگاه داده	TPR	TNR	F-1	ACC	AER
MCYT	%٩٣	%٦٦	٠,٨٢	%٨٠	٠,٢
$GPDS_{syn.}$	%٧٣	%١٠٠	٠,٨٤	%٨٦	٠,١٣
CEDAR	%٨٠	%١٠٠	٠,٨٨	%٩٠	٠,١

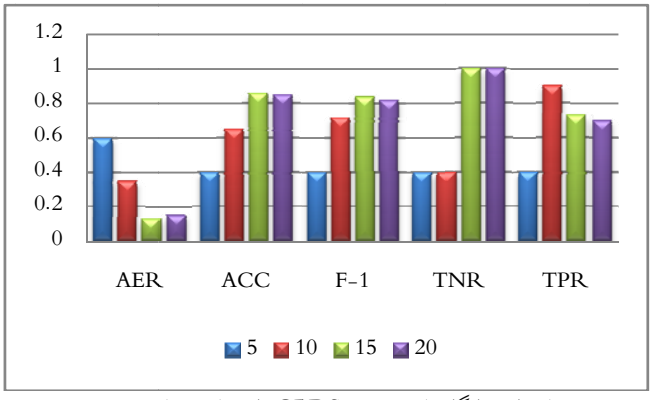
جدول۹ برخی از معیارهای ارزیابی در تعداد ۲۰ نمونه

پایگاه داده	TPR	TNR	F-1	ACC	AER
MCYT	%٧٥	%٩٠	٠,٨١	%٨٢	٠,١٧
$GPDS_{syn.}$	%٧٠	%١٠٠	٠,٨٢	%٨٥	٠,١٥
CEDAR	%٩٥	%٨٠	٠,٨٨	%٨٧	٠,١٢

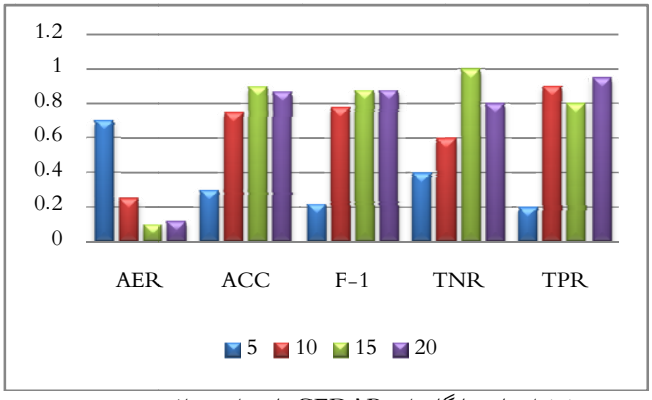
در شکل ۱۴ مقایسه معیارهای ارزیابی در تعداد مختلف نمونه‌های ورودی نشان داده شده است.



(الف) ارزیابی پایگاه داده MCYT با تعداد مختلف نمونه



(ب) ارزیابی پایگاه داده $GPDS_{synthetic}$ با تعداد مختلف نمونه



(ج) ارزیابی پایگاه داده CEDAR با تعداد مختلف نمونه

شکل ۱۴ مقایسه نتایج معیارها در تعداد مختلف نمونه

یکی از دشوارترین موضوعات در تائید امضای دست‌نویس، مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های مرتبط است [۳۰،۱۰]؛ زیرا مقایسه مستقیم روش‌ها به دلیل تفاوت در انتخاب مـــجموعه داده‌ها، پروتکل آزمایش‌ها، معیارهای ارزیابی و همچنین روش‌های

مراجع	پایگاه داده	نرخ مثبت حقیقی	نرخ منفی حقیقی	معیار f	صحت	نرخ پذیرش نادرست	نرخ رد نادرست	دقت
روش پیشنهادی	MCYK-75	۰,۹۹	۰,۹۲	۰,۹۶	%۹۶	۰,۰۷	۰,۰۰۱۸	۰,۹۳
	$GPDS_{synthetic}$	۰,۹۹	۰,۹۴	۰,۹۶	%۹۶	۰,۰۵	۰,۰۰۷۵	۰,۹۴
	CEDAR	۰,۸۱	۰,۹۴	۰,۸۷	%۸۷	۰,۰۵	۰,۱۸	۰,۹۳
[۳۴]	GPDS	–	–	–	%۸۶	۱۳,۷۶	۱۳,۶۷	–
	CEDAR	–	–	–	%۹۱	۸,۳۳	۸,۳۳	–
[۱۷]	GPDS	۰,۷۶	۰,۲۷	۰,۶۱	–	۱۴,۲	۱۶,۴	۰,۵۱
[۳۸]	MCYK-75	۰,۷۵	۰,۲۵	۰,۷۵	%۷۴	۲۵,۸	۲۴,۷	۰,۷۵
[۱۰]	CEDAR	۰,۸۷	۰,۲۴	–	–	۲۴,۲	۹,۳	–
[۲۹]	GPDS	–	–	–	–	۶,۶۷	۳,۶۷	–
[۲]	GPDS	–	–	–	–	۲۹,۴۹	۵,۸	–
[۳۵]	CEDAR	۰,۶۳	۰,۴۶	۰,۵۸	%۸۸	۱۱,۲	۱۲,۳	۰,۵۴

اعتبار سنجی، عادلانه نیست. با این حال در جدول ۱۰ یک مقایسه بر اساس برخی از پژوهش‌های مرتبط، ارائه شده است. با تأکید بر اهمیت نرخ پذیرش نادرست و نرخ رد نادرست در بازشناسی، این معیارها در روش پیشنهادی در مقایسه با کارهای پیشین، کمترین مقدار را دارند که در پایگاه داده MCYT به ترتیب برابر با ۰,۰۷ و ۰,۰۰۱۸ بـــه‌دست آمده است؛ در پایگاه داده $GPDS_{synthetic}$ به ترتیب برابر با ۰,۰۵ و ۰,۰۰۷۵ به‌دست آمده است و در پایگاه داده CEDAR به ترتیب برابر با ۰,۰۵ و ۰,۱۸ به‌دست آمده است.

۶ نتیجه‌گیری و راه‌کار آینده

با توجه به نتایج به‌دست آمده، استخراج ویژگی بر اساس روابط میان پیکسل‌های تصویر به‌خوبی می‌تواند شکل تصاویر امضا را توصیف نماید. یکی از فرایندهای کلیدی در مرحله پیش‌پردازش متدولوژی پیشنهادی، نازک‌سازی نمونه‌های امضا است؛ زیرا اسکلت توپولوژیک یک تصویر، بازنمایی فشرده‌ای از تصویر امضا ارائه می‌نماید که اطلاعات اضافی آن کاهش پیدا کرده است. تصویر اسکلت شده، دارای خمیدگی‌هایی در اتصالات پیکسل‌ها و خطوط پایه است که ساختار شکل امضا را به نمایش می‌گذارد؛ بنابراین به‌خوبی می‌تواند نقاط متقاطع و بالطبع آن، ردیابی مسیرهای تقریبی چگونگی اتصال پیکسل مرکزی به نقاط مجاور را تعیین نماید. بدین منظور، در گام نخست متدولوژی استخراج ویژگی پیشنهادی به تعیین پیکسل‌های متقاطع پرداخته شده است. در روش استخراج ویژگی پیشنهادی، ویژگی‌های شکل و بافت تصویر امضا با در نظر گرفتن کوچک‌ترین جزئیات محلی، به ردیابی توزیع پیکسل‌های همسایه در شعاع نقاط کاندید می‌پردازد؛ بنابراین با در نظر گرفتن چگونگی توزیع قوس‌ها و انحنای پیکسل‌ها در شعاع مرزی نقاط کاندید، به‌خوبی مسیرهای بالقوه هر استروک شناسایی شده است. دلیل اصلی دنبال نمودن این ایده این است که پیچیدگی در نواحی پیکسل‌های متقاطع امضا نسبت به سایر خطوط پایه امضا، بالاتر است. تفاوت در ماهیت ساختار هندسی امضاهای مختلف منجر به تولید بردار ویژگی چندبُعدی می‌شود از این رو با ارائه رویکرد تجمیع ویژگی‌های همگن در نقاط کاندید به نرمال‌سازی بردارهای ویژگی پرداخته‌ایم. پس از آن با استفاده از طبقه‌بند k نزدیک‌ترین همسایه به تفکیک نمونه اصلی و جعلی پرداخته شده است. روش پیشنهادی بر روی سه پایگاه داده استاندارد MCYT، $GPDS_{synthetic}$ و CEDAR مورد آزمایش قرار گرفته است. با توجه به نتایج، میانگین خطا در پایگاه داده MCYT برابر با ۰,۰۳۶، در پایگاه داده $GPDS_{synthetic}$ برابر با ۰,۰۳۳ و در پایگاه داده CEDAR برابر با ۰,۱۲ است که در مقایسه با کارهای پیشین، کاهش چشمگیری داشته است. همچنین با توجه به نتایج، مقادیر صحت برای پایگاه داده‌های فوق به ترتیب برابر با ۹۶%، ۹۶% و ۸۷% به‌دست آمده است. در کارهای آتی تمرکز بر ترکیب ساختار وابسته به نویسنده و مستقل از نویسنده و بهره‌مندی از سایر طبقه‌بندها جهت بازشناسی الگوی امضا است. با توجه به بررسی‌ها و نتایج حاصل از ارزیابی‌های انجام‌شده در رویکرد پیشنهادی می‌توان موارد زیر را برای پژوهش‌های بعدی پیشنهاد داد: الف) اعمال محدودیت در تعیین نقاط کاندید، ب) تعیین نقاط کاندید بر اساس تراکم پیکسل‌ها در نمونه‌هایی که پیکسل‌های متقاطع ندارند و ج) ارزیابی فرکانس رخداد ویژگی‌ها در تجمیع ویژگی‌های نقاط کاندید متناظر.

مراجع

[1] A. Alaei, Pal S, Pal U, "An Efficient Signature Verification Method Based on an Interval Symbolic Representation and a Fuzzy Similarity Measure". IEEE Trans. Information Forensics and Security 12(10): 2360-2372, 2017.

[2] A. Soleimani, B. Araabi, K. Fouladi, "Deep Multitask Metric Learning for Offline Signature Verification", Pattern Recognition Letters, vol. 80, pp. 84-90, 2016.

[3] A.N. Azmi, D. Nasien, F. Syakirin Omar, "Biometric signature verification system based on freeman chain code and k-nearest neighbor", Multimedia Tools and Applications, Volume 76, Issue 14, pp 15341–15355. 2017.

[4] A.S Shah, Khan M.N.A, Subhan F, Fayaz M, Shah A "An Offline Signature Verification Technique Using Pixels Intensity Levels", International Journal of Signal Processing, Image Processing, and Pattern Recognition, Vol.9, No.8, pp.205-222 2016.

[5] B. Plimmer, J. Grundy, J. Hosking, R. Priest " Inking in the ide: Experiences with pen-based design and annotatio. In: Visual languages and human-centric computing (VL/HCC'06). IEEE, pp 111–115, 2006.

[6] D Impedovo. Pirlo G. "Automatic signature verification: The state of the art, Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews", IEEE Transactions on, vol. 38, no. 5, pp. 609-635, Sept 2008.

[7] D. Bertolinia, L.S. Oliveira, E. Justinoa, R. Sabourinc, "Reducing forgeries in writer independent off-line signature verification through ensemble of classifiers", Pattern Recognition. 43 (1), pp387–396, 2010.

[8] D. Y. Yeung, H. Chang,Y. Xiong, "SVC2004: First international signature verification competition", in, Biometric Authentication, pp. 16–22, 2004.

[9] D. Zhang, J.P. Campbell, D. Maltoni, R.M. Bolle, "Guest editorial introduction to the special issueonrecent advances in biometric systems", IEEE Trans Syst Man Cybern B Cybern 37(5):1091, 2007.

[10] E.N. Zois, L. Alewijnse, G. Economou, Offline signature verification and quality characterization using poset oriented grid features. Pattern Recogn, 162–177, 2016.

[11] G. Dimauro, S. Impedovo, G. Pirlo, A. Salzo "A multi-expert signature verification system for bankcheck processing", Internation Journal of Pattern Recognation, 11(05),pp 827–844, 1997.

[12] G. Srikantan, S. Lam, and S. Srihari, "Gradient-based contour encoding for character recognition," Pattern Recognition, vol. 29, no. 7, pp. 1147–1160, 1996.

[13] H. Nemmour, Y. Chibani, "Handwritten Arabic word recognition based on Ridge let transform and support vector machines", in International Conference on High-Performance Computing and Simulation (HPCS), Istanbul, pp 357–361, 2011.

[14] J. F. Vargas, M. A. Ferrer, C. M. Travieso, and J. B. Alonso, "Off-line signature verification based on gray level information using texture features, Pattern Recognition, vol. 44, pp. 375-385, 2011.

[15] J. L. Prince and C. Xu." A new external force model for snakes," In Image and Multidimensional Signal Processing Workshop, pp 30–31, 1996.

[16] J. Ortega-Garcia, J. Fierrez-Aguilar, D. Simon, J. Gonzalez, M. Faundez-Zanuy, V. Es- pinosa, "MCYT baseline corpus: A bimodal biometric database". IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, 150,pp 395–401, 2003.

[17] J. R.D. Solar, C. Devia, P. Loncomilla, F. Concha, "Offline signature verification using local interest points and descriptors". Iberoamerican congress on pattern recognition, pp 22–29, Springer 2008.

[18] K .Fernandes, Cardoso J.S "Deep Local Binary Patterns "Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.

[19] L. Nanni, A. Lumini, "Ensemble of Parzen window classifiers for on-line signature verification", Neurocomputing, pp217–224, 2005.

[20] L.G. Hafemann, L.S. Oliveira, R. Sabourin, "Fixed-sized representation learning from offline handwritten signatures of different sizes "International Journal on Document Analysis and Recognition (IJDAR) 21, pp 219-232, 2018.

[21] L.G. Hafemann, R.Sabourin, and L.S. Oliveira. "Learning features for offline handwritten signature verification using deep convolutional neural networks", Pattern Recognition, October, pp163–176, 2017.

[22] L.G. Hafemann, Robert Sabourin, Luiz S. Oliveira "Analyzing features learned for Offline Signature Verification using Deep CNNs", 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR) Cancún Center, Cancún, México, December 4-8, 2016.

[23] L.G. Hafemann, Robert Sabourin, Luiz S. Oliveira " Offline Handwritten Signature Verification - Literature Review, IEEE978-1-5386-1842-4/17/$31.00 _c 2017 IEEE, 2017.

[24] M Zalasiński, Cpałka K and Rutkowski L " Fuzzy-Genetic Approach to Identity Verification Using a Handwritten Signature". Advances in Data Analysis with Computational Intelligence Methods, Studies in Computational Intelligence, 2018.

[25] M. K. Kalera, S. Srihari, and A. Xu, "Offline signature verification and identification using distance statistics" International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 18, pp 1339-1360, 2004.

[26] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos." Snakes: active contour models", In Proc. 1st Intern. Conf. Comput. Vis.,London, June 1987.

[27] M. Pourshahabi, M.H. Sigari, H. Pourreza, "Offline handwritten signature identification and verification using contourlet transform, In Soft Computing and Pattern Recognition", Int. Conference of. IEEE, 2009.

[28] M. Sezgin & B. Sankur, "Survey over image thresholding

techniques and quantitative performance evaluation". Journal of Electronic Imaging. 13 (1), 146-165, 2004.

[29] M. Sharif, M. Attique Khan, M. Faisal, M. Yasmin, S. L. Fernandes, "A Framework for Offline Signature Verification System: Best Features Selection Approach, Pattern Recognition Letter", Accepted Manuscript, 2018.

[30] M.B Yilmaz, B Yanikoglu"Score level fusion of classifiers in off-line signature verification" Information Fusion, 32, Part B:109–119, 2016

[31] M.I. Malik, M. Liwicki, L. Alewijnse, W. Ohyama, M. Blumenstein, B. Found, "Competitions on Signature Verification and Writer Identification for On-and Offline Skilled Forgeries", in Document Analysis and Recognition (ICDAR), pp. 1477–1483, 2013.

[32] M.N. Do, M. Vetterli, "The Contour let Transform: An Efficient Directional Multi resolution Image Representation", Image Processing, Vol. 14, pp. 2091-2106, 2005.

[33] N Altman., "An introduction to the kernel and nearest-neighbor nonparametric regression", The American Statistician. 46 (3): 175-185. doi:10.1080/00031305.10475879. 1992.

[34] R. Kumar, J.D. Sharma, B. Chanda, "Writer-independent off-line signature verification using surroundedness feature", Pattern Recognition Letters, pp 301–308, 2012.

[35] R. Kumar, L. Kundu, B. Chanda, J.D. Sharma, "A Writer-independent off-line signature verification system based on signature morphology". In: Proceedings of the 1st international conference on intelligent interactive technologies and multimedia. ACM, pp 261–265, 2010.

[36] R. Larkins, M. Mayo, "Adaptive Feature Thresholding for off line signature verification", IEEE December, 2008.

[37] R. Plamondon, G. Lorette, "Automatic signature verification and writer identification the state of the art", Pattern Recognition, pp. 107–131, 1989.

[38] S. Chandra, S. Maheshkar, "Verification of static signature pattern based on random subspace, REP tree and bagging", multimedia tools and applications, 2017.

[39] S. Djeziri, F. Nouboud, R. Plamondon, "Extraction of signatures from check background based on a filiformity criterion", IEEE Transactions on Image Processing, 7(10), pp1425–1438, 1998.

[40] S. Ghandali, M.E. Moghaddam, "A Method for Off-line Persia Signature Identification and Verification Using DWT and Image Fusion" In IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, ISSPIT, December, pp 315–319, 2008.

[41] S. Rashidi, A. Fallah & F. Towhidkhah, "Authentication Based on Pole-zero Models of Signature Velocity", Applied Artificial Intelligence: An International Journal, 27:7, 599-617, DOI: 10.1080/08839514.2013.813187, 2013.

[42] S. Rashidi, A. Fallah, F.Towhidkhah, "Similarity Evaluation of Online Signatures Based on Modified Dynamic Time Warping", Journal of Medical Signals & Sensors, Vol 3, Issue 4, Oct-Dec 2013.

[43] T. Ojala, M. Pietikäinen, and D. Harwood, "Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions", Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR 1994), vol. 1, pp. 582 – 585, 1994.

[44] U Jindal and Dalal S "A Hybrid Approach to Authentication of Signature Using DTSVM. Emerging Trends in Expert Applications and Security, Advances in Intelligent Systems and Computing 841, Springer Nature Singapore, 2019.

[45] Wang Z, Zhang D "Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images". IEEE Transactions on Circuits and Systems II, Analog and Digital Signal Processing, vol. 46, pp. 78-80, 1999.

مریم هوتی نژاد مدرک کارشناسی ارشد و دکتری را در گرایش هوش مصنوعی و رباتیکز به ترتیب از دانشگاه علوم تحقیقات و دانشگاه آزاد اسلامی واحد فردوس در سال ۱۳۹۴ و ۱۳۹۸ دریافت کرده است.زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر، بازشناسی الگو و کاربرد الگوریتم‌های ابتکاری در بهینه‌سازی است.

حمیدرضا غفاری تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی در رشته کامپیوتر در دانشگاه صنعتی شریف و کارشناسی ارشد را در دانشگاه تهران جنوب و دکترای خود را در دانشگاه فردوسی به پایان رساند. وی هم‌اکنون عضو هیئت علمی و استادیار دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد فردوس است. موضوعات مورد علاقه ایشان یادگیری ماشین، شناسایی الگو و پردازش تصویر می‌باشد.