

طراحی فیلتر تطابق مختصاتی همراه با استخراج ویژگی‌های محلی جهت بهبود دقت سیستم بازشناسی برون خط امضای دست‌نویس

مهدی خوش‌باطن^۱، سیدمحمد رضوی^۲، ناصر مهرشاد^۳

چکیده

نیاز روزافزون به تشخیص هویت در کاربردهای گوناگون، لزوم طراحی سیستم‌های خودکار مبتنی بر پردازش تصویر را توجیه می‌کند. در این تحقیق، روش جدیدی برای بازشناسی برون خط امضاء ارائه شده است. روش بهینه‌ای ارائه شده برای استخراج ویژگی، نسبت به تغییرات مقیاس و چرخش پایدار می‌باشد. برای مقایسه این ویژگی‌ها نیز از یک معیار شباهت جدید مبتنی بر تعداد نقاط منطبق استفاده شده است. علاوه بر این، در مرحله پس‌پردازش از یک فیلتر تطابق مختصاتی ابتکاری، کارآمد و مؤثر با هزینه محاسباتی کم استفاده شده است که با الگوریتم استخراج ویژگی هم‌خوانی دارد. این فیلتر یک مقدار آستانه روی تفاوت مختصات دکارتی نقاط دو بلوک متناظر تصویر اعمال می‌کند. پیاده‌سازی سیستم پیشنهادی شامل ویژگی‌های بهینه پایدار به تغییرات مقیاس و چرخش، استفاده از معیار شباهت جدید معرفی شده‌ی مناسب برای این ویژگی‌ها و پس‌پردازش با استفاده از فیلتر مختصاتی پیشنهاد شده، روی بانک‌های اطلاعاتی معتبر GPDS960 (برون خط) و SVC2004 (برخط تبدیل شده به برون خط) نشان‌دهنده بهبود کارایی سیستم تشخیص هویت پیشنهادی است. همچنین پارامترهای سیستم پیشنهادی به‌صورت خودکار و تنها یک بار با استفاده از الگوریتم وراثتی انتخاب شده و برای هر بانک اطلاعاتی شخصی‌سازی می‌گردد.

کلید واژه‌ها

بازشناسی برون خط امضاء، الگوریتم وراثتی، ویژگی محلی بهینه شده، فیلتر تطابق مختصاتی، معیار شباهت، بیومتریک.

۱ مقدمه

امروزه این روش‌ها جای خود را به روش‌های سریع‌تر، دقیق‌تر و با قابلیت اطمینان بالاتری داده است که کار تشخیص هویت را با استفاده از بیومتریک‌ها انجام می‌دهند. بیومتریک‌ها شامل ویژگی‌های روان‌شناختی از قبیل حرکت، شیوه‌ی راه رفتن، رایحه و امضاء و همچنین ویژگی‌های زیستی شامل اثر انگشت، عنبیه‌ی چشم، شبکیه‌ی چشم و صدا می‌باشند. در این میان، امضاء با توجه به فراگیر بودن، منحصر به فرد بودن، سادگی کاربرد و هزینه‌ی پیاده‌سازی بسیار کم در مقایسه با دیگر بیومتریک‌ها توجه محققین را به خود جلب کرده است. تحقیقات در زمینه‌ی امضاء به دو حوزه‌ی بازشناسی و اعتبارسنجی تقسیم می‌گردد. در بازشناسی، تعلق یک امضاء به یک فرد تعیین می‌شود و در اعتبارسنجی تمام

تشخیص هویت مهم‌ترین فرآیند هر تراکنش اقتصادی است. بدیهی است که روش‌های سنتی و دستی تشخیص هویت، جوابگوی تعاملات اقتصادی نوین با حجم بسیار بالا نیست.

این مقاله در شهریورماه سال ۱۳۹۳ دریافت، در آبانماه بازنگری و در دیماه همان سال پذیرفته شد.

^۱ کارشناس ارشد برق، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند

رایانامه: m.khoshbaten@birjand.ac.ir

^۲ دانشیار گروه الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند

رایانامه: smrazavi@birjand.ac.ir

^۳ دانشیار گروه الکترونیک، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند

رایانامه: nmehrshad@birjand.ac.ir

و در نهایت نتایج آزمایشات و نتیجه‌گیری در قسمت‌های ۹ و ۱۰ جای گرفته‌اند.

۲ کارهای انجام شده در این زمینه

نکته‌ای که غالباً در روش‌های کنونی به آن اهمیت داده نشده است، روبه‌رو بودن با بانک‌های داده‌ی عظیم است. با در نظر گرفتن این نکته، موضوع زمان و استخراج ویژگی‌های بهینه اهمیت مضاعفی پیدا می‌کند. اغلب روش‌هایی که تاکنون ارائه شده‌اند، به دلیل بهینه نبودن ویژگی‌های استخراجی، تنها قابل استفاده در بانک داده‌ای کوچک هستند. همچنین ویژگی‌های بهینه‌ای که ارائه شده‌اند، با هزینه‌ی محاسباتی بسیار بالای آن‌ها، عملاً تنها جنبه‌ی تحقیقاتی دارند. بنابراین استخراج ویژگی‌هایی که بتوانند بین تعداد زیادی امضاء تمایز قائل شوند، بسیار مهم است. برای اثبات مطالب، به تعدادی از کارهای جدید انجام شده اشاره می‌شود.

عملکرد یک سیستم بازشناسی امضاء می‌تواند توسط دو عامل به مقدار بهینه برسد: (۱) ویژگی‌های استخراج شده که توصیف داخلی سیستم از امضاءهای بانک اطلاعاتی است و (۲) روشی که جهت انتخاب بهترین تطبیق از میان مجموعه ویژگی‌های تصاویر امضاء به کار می‌رود [۱]. سیستم‌های کنونی بازشناسی امضاء در هر دو حوزه‌ی ویژگی‌های استخراج شده و روش‌های تطبیق با یکدیگر متفاوت هستند. بیشتر از ۴۰ نوع ویژگی مختلف برای بازشناسی امضاء استفاده شده است [۲]. ویژگی‌ها می‌توانند به دو دسته‌ی اصلی تقسیم شوند: محلی و کلی [۳]. جهت استخراج ویژگی‌های کلی، تصویر امضاء به عنوان یک جزء در نظر گرفته می‌شود. برای نمونه متوسط سرعت ترسیم، قاب حاشیه و توصیفگر فوری خط‌سیر امضاء از این نوع می‌باشند. اما برای استخراج ویژگی‌های محلی، تصویر را به صورت مجموعه‌ای از نقاط محسوب می‌کنند. مثال‌هایی از ویژگی‌های محلی، شامل تغییر انحناء، فاصله‌ی بین نقاط پایانی و همچنین فشار وارد شده در هر نقطه روی خط سیر امضاء می‌باشد [۳].

روش‌های مختلف و بسیار متنوعی برای نیل به هدف بازشناسی به وجود آمده است. روش‌های موجود از ویژگی‌های محلی^۳، کلی^۴، آماری، هندسی، توپولوژی و یا ترکیبی استفاده می‌نمایند [۴]. در [۴] از CSFNN^۵ جهت استفاده از مزایای هر دو طبقه‌بند MLP^۶ و RBF^۷ استفاده شده است [۴]. ویژگی‌های مورد استفاده در این مقاله، دو دسته‌ی ویژگی‌های کلی و شبکه‌ای^۸ است.

سعی بر تفکیک امضای جعلی از اصلی است. تمرکز تحقیقات در این زمینه بر افزایش توانان نرخ بازشناسی و سرعت زمان اجرای برنامه می‌باشد.

ویژگی‌های محلی^۱ SIFT، پایدار نسبت به تغییرات چرخش، شدت روشنایی و مقیاس هستند و علاوه بر این قدرت تفکیک بالایی دارند. این ویژگی‌ها می‌توانند به عنوان مبنایی برای روش استخراج ویژگی محلی بهینه‌شده به کار روند. این الگوریتم تعداد زیادی نقطه‌ی ویژگی پایدار را آشکار می‌سازد. به دلیل اینکه در سیستم‌های بازشناسی با ده‌ها میلیون امضاء روبه‌رو هستیم، مجزایی^۲ ویژگی ضروری است. به این معنی که بتوانند برای چند میلیون امضای متفاوت، ویژگی‌های متفاوتی به دست دهند. الگوریتم SIFT تاکنون به صورت محدود در اعتبارسنجی به کار گرفته شده است اما در حوزه‌ی بازشناسی تقریباً چنین تجربه‌ای وجود ندارد. همچنین محدود کارهای انجام شده در این زمینه از ویژگی‌های خوب الگوریتم به نحو نامناسبی بهره برده‌اند. از عیوب دیگر روش‌های انجام شده توجه نکردن به پس‌پردازش در این حوزه است.

در این مقاله ابتدا استفاده‌ی جدیدی از ویژگی‌های محلی SIFT را ارائه خواهیم نمود. برای این منظور، تعداد نقاط منطبق (براساس نزدیک‌ترین همسایه‌ی نسبی) بین دو تصویر به عنوان معیار شباهت در نظر گرفته می‌شود. در این مقاله الگوریتم SIFT جهت دستیابی به حداکثر سرعت با انجام تغییراتی بهینه‌سازی شده است. طراحی فیلتر مختصاتی، که با خروجی مرحله‌ی استخراج ویژگی با SIFT (به عنوان مرحله‌ی پس‌پردازش) همخوانی داشته باشد، از دیگر نوآوری‌های موجود در این مقاله می‌باشد. این فیلتر در عین سادگی و کارا بودن، دارای هزینه‌ی محاسباتی بسیار پایینی است که آن را برای چنین کاربردی مناسب می‌سازد. همچنین، به جای تکیه بر مقادیر ثابت از پیش تعیین شده برای پارامترهای مورد استفاده، الگوریتم وراثتی، به عنوان سیستم ناظر، وظیفه‌ی بهینه‌سازی خودکار پارامترهای مورد استفاده را در اولین بار پیکره‌بندی بانک اطلاعاتی بر عهده دارد.

شکل ۱ ساختار کلی روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. این مدل تحت پنج بخش پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی، پس‌پردازش و سیستم ناظر خودکار طبقه‌بندی می‌گردد. هر بخش در ادامه به صورت مشروح مورد بحث قرار خواهد گرفت.

سازمان‌دهی مقاله به صورت زیر می‌باشد: در بخش ۲، مروری بر کارهای انجام شده در این زمینه خواهیم داشت. در بخش ۳، مراحل پیش‌پردازش بحث خواهند شد. بخش ۴، ۵ و ۶ به ترتیب به مباحث استخراج ویژگی، طبقه‌بندی و پس‌پردازش اختصاص یافته‌اند. بخش ۷ نحوه‌ی خودکارسازی پارامترهای مدار را بحث می‌کند. بانک‌های داده‌ی مورد استفاده در بخش ۸ آمده‌اند.

³ Local

⁴ Global

⁵ Conic Section Function Neural Network

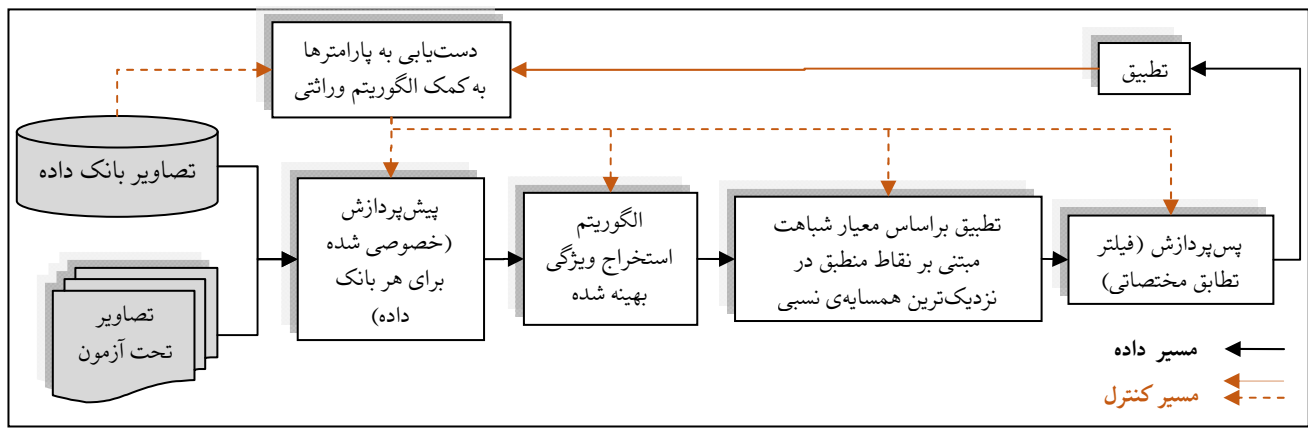
⁶ Multilayer Perceptron

⁷ Radial Basis Function

⁸ Grid

¹ Scale Invariant Feature Transform

² Distinctive



شکل ۱ ساختار کلی سیستم پیشنهادی بازشناسی امضاء

برای طبقه‌بندی استفاده گردیده است. در [۱۴]، نویسندگان با مقایسه‌ی سه نوع طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی (پس انتشار رو به جلو، رقابتی و احتمالی)، برای کاربرد بازشناسی برون خط امضاء، بهترین پارامترها را برای آن به دست آورده‌اند. در این کار، از ویژگی‌های آماری امضاء استفاده شده است. در [۱۵]، نویسندگان از ۴ ویژگی ضریب تناسب، بزرگنمایی‌ها، مرکز ثقل و مجموعه خطوط مستقیم استفاده کرده‌اند.

همچنین با بررسی جدیدترین کارهای منتشر شده در نشریات معتبر جهانی از قبیل [۱۷] تا [۲۳] همگی به نحوی از ویژگی‌هایی استفاده کرده‌اند که واضح است در تعداد میلیونی امضاها کاربردی ندارند. همچنین تمرکز اکثر کاربردها بر بخش طبقه‌بندی است تا استخراج ویژگی؛ و این مهم‌ترین دلیل بر بن بست بسیاری از روش‌ها در این حوزه است. با توجه به این موضوع به شرح کامل ساختار روش خود می‌پردازیم.

۳ پیش پردازش

طبیعت انسانی باعث می‌گردد که امضای هر فرد در شرایط مختلف روحی و روانی متفاوت باشد. چنین تغییرات به اصطلاح درون‌کلاسی، خطا را افزایش خواهد داد. بنابراین اولین گام کاهش تغییرات درون‌کلاسی است. این تغییرات دارای انواع مختلفی هستند، اما به طور خلاصه می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: جابه‌جایی امضاء درون کادر، چرخش، تغییر اندازه، تغییر ضخامت خطوط امضاء، تغییرات رنگ ناشی از انواع قلم مورد استفاده. مراحل پیش پردازش الگوریتم پیشنهادی از گام‌های زیر تشکیل شده است:

۳-۱ تبدیل به سطح خاکستری

در گام اول با تبدیل تصاویر رنگی امضاء (شکل ۲ الف)) به تصاویر خاکستری، به دو هدف دست پیدا می‌کنیم. در مرحله‌ی اول، وابستگی به رنگ قلم مورد استفاده در رسم امضاء را از بین

نویسندگان در [۵]، از علامت گذاری ماسک جزئیات کم اهمیت به عنوان استخراج ویژگی استفاده کرده‌اند. آن‌ها بازشناسی امضای برون خط را با استفاده از یادگیری ماشین به همراه الگوریتم یادگیری نظارت شده پیشنهاد نموده‌اند. شبکه‌ی یادگیری نظارت شده که در مقاله مذکور استفاده شده است، شبکه‌ی عصبی آبخاری رو به جلو است.

مقاله‌ی [۶]، یک روش فازی را بر اساس استخراج ویژگی مشخصات ارائه داده‌است. آن‌ها، پس از یافتن مرکز گرانث، تعدادی خطوط را در زوایای مختلف رسم می‌کنند. نقاط تقاطع خطوط تولید شده و نمونه‌ی امضاء، به عنوان مجموعه‌ی ویژگی رفتار می‌شود. بر اساس چنین ساختارهایی، یک مدل فازی تشکیل می‌گردد.

در [۷] از فاصله‌ی لوشتین^۱ جهت ساخت سیستم بازشناسی برون خط امضاء استفاده گردیده است. ویژگی‌های آماری و رفتاری در [۸] و [۹] به عنوان خصوصیت استفاده شده‌اند. در [۱۰]، نویسندگان از چندین ویژگی محلی و کلی استفاده کرده‌اند. سپس از طبقه‌بندهای مبتنی بر فاصله‌ی قانون تجربی گوسی^۲، اقلیدسی و ماحالونوبیس^۳ جهت طبقه‌بندی استفاده نموده‌اند و در نهایت با استفاده از SVM^۴، به ترکیب نتایج پرداخته‌اند.

در مقاله‌ای دیگر [۱]، عملکرد سیستم بازشناسی امضاء بر اساس ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) با یک تکنیک طبقه‌بند سنتی مانند پرسپترون چند لایه (MLP) مقایسه شده‌است. در [۱۱] و [۱۲]، نویسندگان با استفاده از تبدیل رادون، ویژگی‌های مورد نظر را استخراج کرده و سپس با استفاده از طبقه‌بند SVM به تعیین کلاس پرداخته‌اند.

در [۱۳]، سیستم بازشناسی با استفاده از ویژگی‌های شبکه‌ای و جهت‌ی و عمومی امضاء ایجاد شده‌است. همچنین از (SVM)

^۱ Levenshtein Distance

^۲ Gaussian empirical rule

^۳ Mahalanobis

^۴ Support Vector Machine

۴ الگوریتم استخراج ویژگی‌های محلی

جهت استخراج ویژگی، الگوریتمی به عنوان مبنا انتخاب می‌گردد که بردار ویژگی آن نسبت به تغییرات چرخش، شدت روشنایی و مقیاس، تغییرناپذیر باشد. تمام این ویژگی‌ها در الگوریتم SIFT موجود است. این الگوریتم، نقاط زاویه‌دار را مکان‌یابی کرده و گرادیان هر یک را به دست می‌آورد. سپس این گرادیان‌ها را تبدیل به هیستوگرام کرده و به این ترتیب بردار ویژگی تشکیل می‌گردد. این الگوریتم از چهار گام به ترتیب زیر تشکیل شده است: [۱۶].

۴-۱ مکان‌یابی نقاط پایدار

در این گام ابتدا تصویر اصلی ۵ مرتبه هموارسازی (مات) شده (تابع گوسی با $\sigma = \sqrt{2}$) و سطح اول هرم فضا-مقیاس را تشکیل می‌دهد. سپس اندازه‌ی تصویر نصف گردیده و دوباره ۵ مرتبه مات می‌شود؛ بدین ترتیب هرم کامل می‌گردد. پس از این مرحله تصاویر همسایه از هم تفریق می‌گردند و هر تصویر که تصویر همسایه‌ای در بالا و پایین خود داشته باشد، انتخاب می‌شود. هر پیکسل این تصاویر با ۲۶ پیکسل همسایه مقایسه شده و اگر در بین این مقادیر مینیم یا ماکزیمم باشد، به عنوان نقطه‌ی پایدار محتمل (کاندید) انتخاب می‌شود [۱۶]. لازم به ذکر است که تابع تفاضل گوسی تخمین بسیار خوبی از لاپلاسین تصویر است که با هزینه‌ی محاسباتی بسیار پایین به دست می‌آید. شکل ۳ و شکل ۴ را ببینید.

۴-۲ یافتن و انتخاب مختصات دقیق نقاط پایدار^۱

در هر مکان کاندید که در مرحله‌ی قبل به دست آمده است، بسط سری تیلور جهت محاسبه‌ی مکان و مقدار دقیق نقطه‌ی پایدار اجرا می‌گردد. پس از آن، ماتریس Hessian برای هر نقطه به دست آمده و براساس شرط مطرح شده در [۱۶]، نقاط پایدار نهایی انتخاب می‌گردد [۱۶]. خروجی این شرط، نقاطی خواهند بود که رئوس زوایای احجام را تشکیل می‌دهند.

۴-۳ تخصیص جهت

با محاسبه‌ی گرادیان هر نقطه‌ی پایدار، زاویه‌ای به آن اختصاص می‌یابد که به آن جهت نقطه‌ی پایدار می‌گویند. تمام عملگرهای بعدی نسبت به جهت محاسبه شده در این گام تبدیل شده و سپس برروی تصویر اعمال می‌گردند. در نتیجه به تغییرناپذیری از چرخش دست می‌یابیم [۱۶].

۴-۴ ساخت بردار ویژگی

مربع 32×32 پیکسل اطراف هر نقطه‌ی پایدار، به 4×4 قسمت تقسیم می‌گردد. در هر قسمت، هیستوگرامی از مقادیر زاویه و اندازه‌ی هر پیکسل ایجاد می‌شود. این هیستوگرام هشت قسمت دارد که زاویه‌ی بین ۰ و 360° درجه را به ۸ قسمت تقسیم می‌کند.

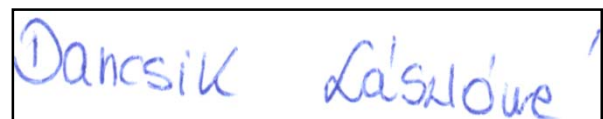
می‌بریم و در مرحله‌ی دوم حجم بانک داده و در نتیجه سرعت الگوریتم افزایش می‌یابد. نتیجه‌ی این عملگر در شکل ۲ (ج) نشان داده شده است. جهت وضوح بیشتر تصویر بزرگ شده در شکل ۲ (ب) نشان داده شده است.

۳-۲ تبدیل به سطح باینری

در گام دوم از بخش پیش‌پردازش، تصویر به سطح باینری تبدیل می‌گردد. کاهش هشت برابری مقدار اطلاعات و در نتیجه افزایش سرعت پردازش از نتایج آن است. شکل ۲ (د) نتیجه‌ی این عملگر را به نمایش می‌گذارد. آستانه‌ی مورد استفاده برای باینری سازی از الگوریتم ژنتیک به دست می‌آید.

۳-۳ یکسان‌سازی ضخامت امضاء

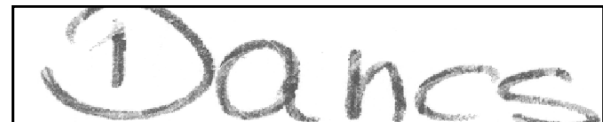
در انتها تصویر به ضخامت ثابتی (ژن $X2$ در الگوریتم ژنتیک) تبدیل می‌گردد. برای انجام این کار، ابتدا با استفاده از عملگر مورفولوژیکی نازک‌سازی، خطوط تصویر را به یک پیکسل پهنا تبدیل می‌کنیم و سپس با استفاده از عملگر انبساط ضخامت آن را به مقدار ثابت $X2$ پیکسل می‌رسانیم. شکل ۲ (ه) را ملاحظه کنید.



(الف)



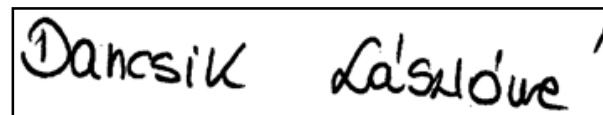
(ب)



(ج)



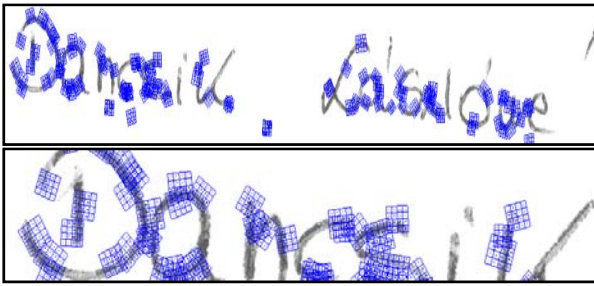
(د)



(ه)

شکل ۲ پیش‌پردازش (الف) امضای اصلی. (ب) بریدگی‌ها و تغییر ضخامت‌های امضاء. (ج) تبدیل به سطح خاکستری. (د) تبدیل به سطح باینری با قرار دادن آستانه. (ه) نازک‌سازی و انبساط تصویر.

¹ KeyPoint



شکل ۶ استخراج ویژگی با استفاده از الگوریتم SIFT و تصویر بزرگ شده که جهت وضوح بیشتر، به نمایش گذاشته شده است.

۵ طبقه‌بندی و استخراج معیار شباهت

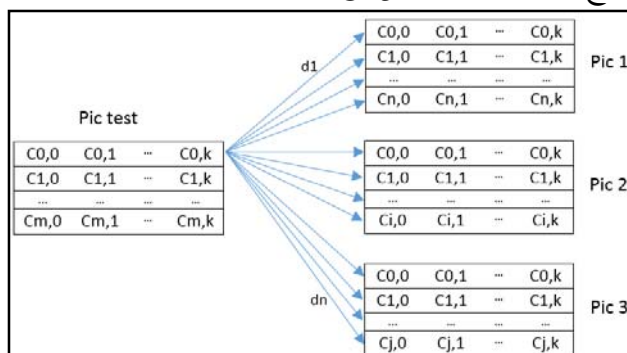
در این مقاله جهت طبقه‌بندی از طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایه‌ی نسبی استفاده شده است. بدین صورت که بردارهای ویژگی که دارای ۳۲ بعد و طول‌های مختلفی هستند، برای تمام تصاویر بانک داده اعم از آزمون و آزمایش استخراج شده و ذخیره می‌گردد. علت متغیر بودن تعداد ویژگی‌ها، متغیر بودن تعداد نقاط پایدار است که در مرحله‌ی استخراج ویژگی به دست آمده‌اند.

یک تصویر آزمون انتخاب شده و تمام بردارهای ۳۲ بعدی آن با تمام بردارهای موجود در بانک داده به صورت فاصله‌ی اقلیدسی محاسبه می‌گردد. اگر اختلاف فاصله‌ی نزدیک‌ترین نقطه با دومین همسایه، از آستانه‌ای کمتر باشد، به عنوان یک امتیاز برای کلاس حاوی نزدیک‌ترین همسایه در نظر گرفته می‌شود. این امتیاز را به عنوان یک امتیاز شباهت در نظر می‌گیریم. این عمل برای تمام نقاط تصویر آزمون تکرار شده و در انتها کلاسی که دارای بیشترین میزان شباهت باشد، به عنوان فرد مورد نظر جهت تطبیق انتخاب می‌گردد. بیان ریاضی آن در معادله‌ی (۱) بیان شده است.

$$\forall i \in M, j \in N[A, B] = \min \left(\bigcup_{i=1}^M \left\{ \bigcup_{j=1}^N \text{dist}(P_i, P_j) \right\} \right) \quad (1)$$

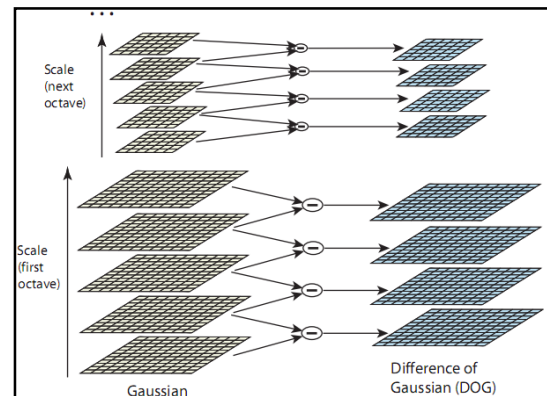
if $(A * 10) < B \rightarrow \text{THEN} \rightarrow \text{points_are_matched.}$

که در این معادله، M تعداد کل بردارهای ویژگی تصاویر آموزشی، N تعداد کل بردارهای ویژگی تصاویر آزمایشی، A فاصله‌ی اقلیدسی نزدیک‌ترین نقطه (همسایه) و B دومین نقطه‌ی نزدیک مورد آزمون می‌باشد. هزینه‌ی محاسباتی این عمل بسیار بالاست اما الگوریتم‌هایی جهت کاهش قابل ملاحظه‌ی این هزینه ابداع شده‌اند و در دسترس می‌باشند.

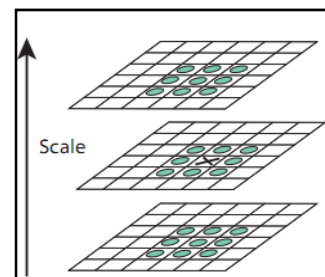


شکل ۷ عملگر نزدیک‌ترین همسایه

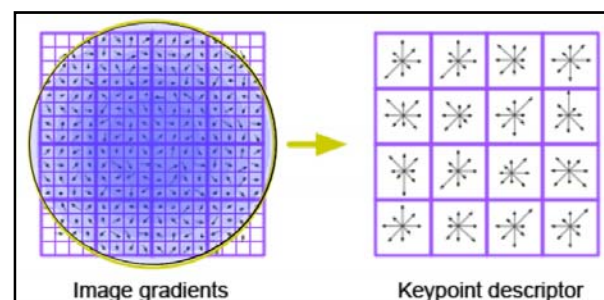
در نهایت با کنار هم قرار دادن 8×16 مقدار دامنه‌ی قسمت‌های هیستوگرام بردار ویژگی ۱۲۸ بعدی ما حاصل می‌شود [۱۶] (شکل ۵). در شکل ۶ ملاحظه می‌شود که گوشه‌های یک تصویر امضاء به عنوان نقاط کلیدی پایدار آشکار شده است. در این شکل گرادین‌های اطراف تصویر به صورت فلش‌هایی مشاهده می‌گردد. در جدول ۱ الگوریتم پیشنهادی بر مبنای الگوریتم تغییرناپذیر با مقیاس نشان داده شده است. با حذف و تغییراتی در این الگوریتم سعی شده است که سرعت اجرای آن افزایش قابل ملاحظه‌ای یابد و در عین حال دقت نیز تغییر محسوسی ننماید. این الگوریتم می‌تواند با دقت بالا و سرعت کم به عمل استخراج ویژگی بپردازد. تغییرات با علامت ستاره مشخص شده‌اند.



شکل ۳ هرم فضا-مقیاس. تابع تفاضل گوسی که تخمین خوبی از لاپلاسین می‌باشد، به لبه‌ها و گوشه‌های تصویر حساس است [۱۶].



شکل ۴ انتخاب نقطه‌ی کلیدی پایدار براساس اکسترم بودن نسبت به همسایه‌های نقطه‌ی کلیدی [۱۶].



شکل ۵ کنار هم قرار دادن مقادیر دامنه‌ی گرادین‌های اطراف نقطه‌ی کلیدی با در نظر گرفتن فیلتر دایره‌ای گوسی [۱۶].

جدول ۱ الگوریتم استخراج ویژگی مستقل از مقیاس بهینه شده

مرحله‌ی اول: مکان‌یابی نقاط پایدار	
✓	مات نمودن تصویر با انحراف معیار $\sigma = \sqrt{2}$
✓	ایجاد طبقه‌ی اول از هرم فضا-مقیاس: ۵ بار مات نمودن تصویر اصلی به صورت متوالی- شکل ۳ را مشاهده نمایید.
✓	ایجاد طبقه‌ی دوم (تصاویر با جزئیات کم و مقیاس کوچک) با نصف کردن اندازه تصویر و سپس مانند قسمت قبل، ۵ بار مات نمودن مکرر تصویر.
✱	حذف طبقات بیشتر از دو در الگوریتم SIFT باعث می‌شود که در حوزه‌ی امضاء، علاوه بر کاهش نیافتن دقت، سرعت بازشناسی حدوداً ۵۰ درصد افزایش یابد.
مرحله‌ی دوم: انتخاب و یافتن مختصات دقیق نقاط پایدار	
✓	تفریق دو تصویر مات شده‌ی همسایه از هم (عملگر لاپلاسی)
✓	در نظر گرفتن سه تصویر در هر طبقه و حرکت پیکسل به پیکسل در مولفه‌های آن و مقایسه‌ی مقدار هر پیکسل با ۲۶ همسایه‌ی بالا و پایین آن- شکل ۴ را مشاهده نمایید. این نقطه در صورتی انتخاب می‌شود که در بین همسایه‌هایش حداکثر یا حداقل باشد.
✓	سپس با استفاده از ماتریس Hessian و مقدار آستانه‌ای که به صورت خودکار با الگوریتم وراثتی به دست می‌آید، نقاطی که در گوشه‌های شکل درون تصویر قرار دارند به عنوان نقاط کلیدی نهایی آشکار می‌گردند.
✱	حذف درونیابی بسط تیلور جهت مکان‌یابی دقیق مکان و درونیابی مقدار دقیق از قسمت‌هایی است که با توجه به آزمایشات حذف آن علاوه بر افزایش سرعت، کاهش شاخصی در دقت نخواهد داد.
گام سوم: تخصیص جهت	
✓	با استفاده از فرمول‌های مثلثاتی معمول زیر، زاویه‌ای به هر نقطه‌ی کلیدی تخصیص می‌دهیم.
$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \right)$	
i = مکان پیکسل پایدار انتخاب شده در مرحله‌ی دوم	
گام چهارم: ساخت بردار ویژگی	
✓	در نظر گرفتن مربعی از ۸*۸ پیکسل اطراف هر نقطه‌ی کلیدی،
✓	تقسیم این مربع‌ها به ۴ قسمت،
✱	به دلیل ساده بودن شکل امضاء در گوشه‌ها بردار ویژگی ۳۲ بعدی خواهد بود و این کاهش نسبت به ۱۲۸ بعدی الگوریتم SIFT مقدار محاسبات را به یک چهارم کاهش خواهد داد.
✓	محاسبه‌ی اندازه و زاویه برای هر پیکسل موجود در این محدوده،
✓	ایجاد هیستوگرام ۸ قسمتی در هر مربع بزرگ: به این صورت که زاویه‌ی ۳۶۰ درجه را به ۸ قسمت تقسیم نماید،
✓	نرمال‌سازی تمام مقادیر بردار ویژگی ۳۲ بعدی به اعدادی بین صفر تا یک با تقسیم هر بعد بر مجموع تمام ابعاد،
✱	صفر نمودن خانه‌هایی که مقدارشان از آستانه‌ی تعیین شده به صورت خودکار توسط الگوریتم وراثتی کمتر باشد.

طول و عرض دکارتی است (Cx و Cy). در بخش طبقه‌بندی ذکر گردید که نزدیک‌ترین همسایه به عنوان امتیاز در نظر گرفته می‌شود. حال در این مرحله اگر مقدار اختلاف مختصات دکارتی نقاط تطابق یافته به وسیله‌ی فاصله‌ی اقلیدسی، از عددی که به صورت خودکار (بخش بعد را مشاهده نمایید) به دست آمده است کمتر باشد، به عنوان امتیاز شباهت در نظر گرفته می‌شود. در شکل ۸، علامت جمع نقاط منطبق را که دارای مختصات کمتر از آستانه هستند و به عنوان امتیاز شباهت در نظر گرفته می‌شوند نشان می‌دهد و خط قرمز نقطه‌ای را نشان می‌دهد که چنین شرطی را دارا نیست. به دلیل این که عملگر تفریق هزینه‌ی محاسباتی پایینی دارد، کل فرایند پس‌پردازش کوتاه خواهد بود.

در شکل ۷، ویژگی‌های استخراج شده از تصویر آزمایشی در سمت چپ و تصاویر بانک داده در سمت راست نشان داده شده‌اند. مقدار k ابعاد بردار ویژگی را نشان می‌دهد که در اینجا برابر ۳۲ می‌باشد.

۶ پس‌پردازش (فیلتر تطابق مختصاتی)

جهت بهبود نهایی نرخ بازشناسی امضاء، فیلتری ابتکاری طراحی گردیده است. عملکرد این فیلتر بسیار ساده است و در عین حال نرخ بازشناسی را بسیار بهبود می‌دهد. بدین صورت که در مرحله‌ی استخراج ویژگی، مختصات دکارتی نقطه‌ی کلیدی پایدار نیز همراه با بردار ویژگی ذخیره می‌گردد. همان‌طور که در بخش قبل بیان شد، هر نقطه‌ی کلیدی که شامل یک پیکسل است، دارای مختصات

در فرد بالا ۶ ژن با تفاسیر زیر وجود دارد:

X1: سطح آستانه برای تبدیل امضاء به سطح باینری.

X2: ضخامت امضاء بر حسب پیکسل.

X3: نسبت فاصله در نزدیک‌ترین همسایه نسبی (B) در

معادله (۱).

X4: مقدار فاصله d در مرحله ی پس پردازش.

X5: مقدار ضریب تعیین گوشه در ماتریس Hessian در الگوریتم استخراج ویژگی.

X6: آستانه ی تعیین شده در بخش الگوریتم استخراج ویژگی به جهت صفر نمودن خانه‌هایی که مقدارشان از این آستانه کمتر باشد.

تابع هدف در الگوریتم ژنتیک به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$Fitness = (C.R.) + (RunTime)^2 \quad (3)$$

در (۳)، $RunTime$ زمان اجرای برنامه است و $C.R.$ یا نرخ بازشناسی به صورت (۴) تعریف می‌گردد:

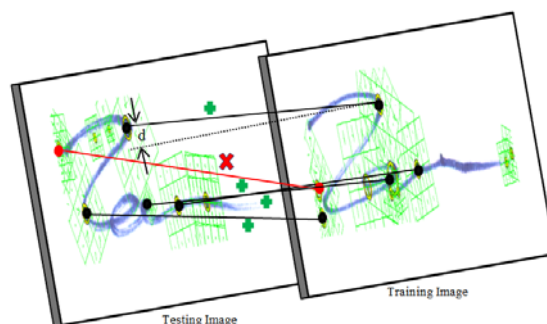
نرخ بازشناسی

$$= \frac{\text{تعداد تصاویر آزمایشی امضاء که به درستی تعیین کلاس شده‌اند}}{\text{تعداد کل تصاویر آزمایشی}} * 100 \quad (4)$$

با اجرای الگوریتم ژنتیک باینری و تعیین شش پارامتر اصلی آن می‌توان کل سیستم را شخصی سازی کرد. این کار باعث می‌شود که هر مجموعه امضاء پارامترهای مخصوص به خودش را داشته باشد.

۸ بانک داده

الگوریتم پیشنهادی بر روی بانک داده‌ی GPDS و SVC2004 که جزو معتبرترین دیتابیس‌ها در این زمینه می‌باشد، اجرا شده است. این بانک‌های داده، دارای دسترسی آزاد غیرتجاری می‌باشند [۲۴].



شکل ۸ اعمال فیلتر مختصاتی. دو نقطه‌ی منطبق در صورتی امتیاز محسوب می‌گردند که مختصات نقاط منطبق کمتر از آستانه‌ای مشخص باشد.

$$\bigcup_{i=1}^N [if(D_x, D_y < x_4) \rightarrow S_i = S_i + 1] \quad (2)$$

که در رابطه‌ی بالا N تعداد کلاس، x_4 آستانه‌ی بدست آمده از الگوریتم وراثتی، D_x, D_y به ترتیب مختصات دکارتی طول و عرض نقطه‌ی کلیدی منطبق است که در بخش طبقه‌بندی مشخص شده است. در نهایت S_i میزان شباهت تصویر آزمون به ازای تصاویر آموزشی در کلاس i ام است.

۷ تعیین خودکار پارامترها با الگوریتم وراثتی

به این دلیل که متغیرهای مختلفی جهت پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و معیار شباهت و پس‌پردازش استفاده شده‌اند، تغییر دستی آن‌ها عملی زمان‌بر و مانع خودکار شدن عمل بازشناسی خواهد شد. به این دلیل با استفاده از الگوریتم وراثتی با ساختار زیر، عمل تخصیص پارامترها به صورت خودکار فقط یک بار در ابتدای ایجاد بانک اطلاعاتی انجام می‌شود.

هر کدام از جمعیت الگوریتم وراثتی به صورت شکل ۹ است.

X1	X2	X3	X4	X5	X6
----	----	----	----	----	----

شکل ۹ ژن‌های یک فرد از جمعیت الگوریتم وراثتی



شکل ۱۰ نمونه‌هایی از امضاهای بانک داده‌ی GPDS960 [۲۵]



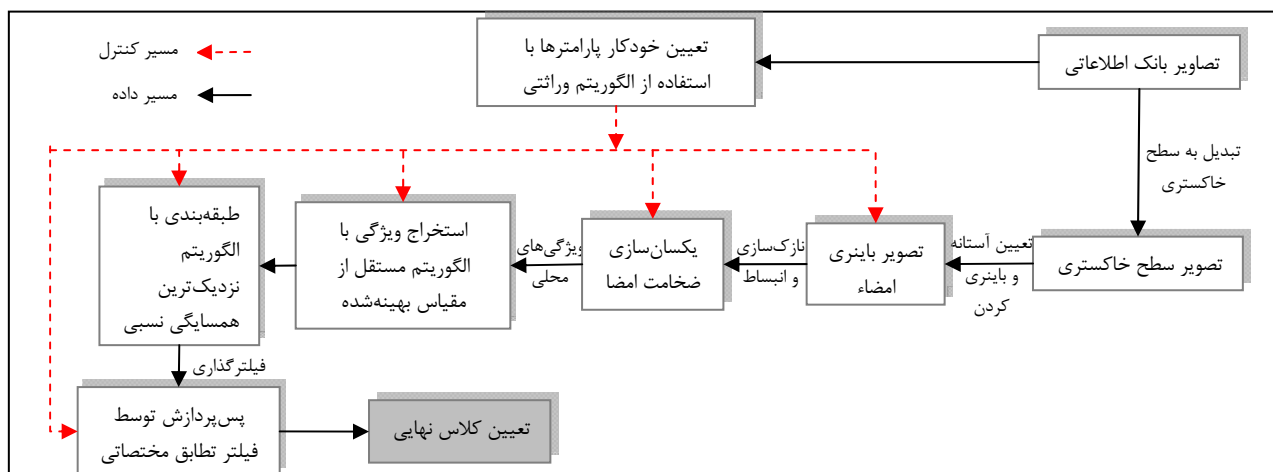
شکل ۱۱ تعدادی از امضاهای موجود در بانک داده SVC2004 [۲۴] و [۲۶]

۹ نتایج

مقادیر پارامترهای مورد نیاز با استفاده از الگوریتم ژنتیک به دست آمده است. تابع برازندگی در الگوریتم ژنتیک، نرخ بازشناسی و سرعت اجرای الگوریتم می‌باشد. زمان دسترسی به نتیجه به عنوان فاکتوری مهم در بانک داده‌های بزرگ، برای اولین بار در این مقاله طرح گردیده است. در

جدول ۲ نرخ بازشناسی به دست آمده در مقایسه با کارهای قبلی و همچنین سرعت رسیدن به نتیجه را مشاهده می‌نمایید. در جدول ۳ نیز مقایسه‌ای بین نتایج الگوریتم پیشنهادی و کارهای دیگر انجام شده در این زمینه، ارائه شده است. متأسفانه مجموعه‌ی یادگیری به علت محدودیت بانک داده قابل انعطاف نیست و ۱۶ تصویر در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که این روش بر روی سیستمی با CPU، ۲٫۴ گیگاهرتز و Core RAM، i3، ۲ گیگابایت و نرم‌افزار متلب 2012 اجرا گردیده است.

بانک داده‌ی SVC2004، به صورت آنلاین بوده و دارای ۴۰ کلاس از افراد مختلف است. در هر کلاس نیز ۲۰ امضای اصلی وجود دارد. در مجموع ۸۰۰ امضاء در این بانک داده قابل دسترسی است. برای استفاده در این مقاله، این بانک که به صورت آنلاین بوده و شامل نقاط و فشار قلم در آن نقاط است، تبدیل به آفلاین گردیده است. در بانک داده‌ی GPDS، شامل حدود ۹۶۰ کلاس است که در هر کلاس، ۲۰ امضای اصلی از هر فرد وجود دارد [۲۵]. یعنی در مجموع حدود ۱۹۲۰۰ امضاء در این بانک داده موجود است. در هر کلاس، ۲۰ امضای اصلی از یک فرد استفاده می‌شود. در شکل ۱۰ و شکل ۱۱ نمونه‌هایی از امضاهای این بانک داده نشان داده شده است. متأسفانه در بسیاری کارها تنها به بانک‌های داده‌ی خودجمع‌آوری شده بسنده شده است که با عنوان خصوصی در جدول اشاره شده است. تعداد کلاس‌های بانک داده‌ی SVC2004 به اجبار ۴۰ کلاس است اما در GPDS960، ۴۰، ۸۰، ۱۶۰ و ۲۰۰ در نظر گرفته شده است. در الگوریتم مورد اشاره از ۲۰ تصویر موجود در هر کلاس ۱۶ تصویر به عنوان تصویر آموزشی و ۴ تصویر، تصویر آزمون ما را تشکیل می‌دهند.



شکل ۱۲ روندنمای جزئی الگوریتم پیشنهادی

جدول ۲- نرخ بازشناسی و زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی

بانک داده	تعداد کلاس‌ها	نرخ بازشناسی	زمان تطبیق و بازشناسی برای کل بانک داده
GPDS960	۴۰	۹۸/۷۵ %	۲۵/۴۳ (s)
GPDS960	۸۰	۹۶,۸۷ %	۳۲/۸۲ (s)
GPDS960	۱۲۰	۹۶/۰۰ %	۴۸/۸۷ (s)
GPDS960	۱۶۰	۹۵,۸ %	۶۱,۱۳ (s)
GPDS960	۲۰۰	۹۵,۰۲ %	۷۵,۷۴ (s)
SVC2004	۴۰	۱۰۰ %	۱۴,۲۵ (s)

جدول ۳- مقایسه‌ی بین کارهای انجام شده در این زمینه و الگوریتم پیشنهادی

ردیف	روش مورد استفاده	بانک داده‌ی استفاده شده	تعداد کلاس	نرخ بازشناسی	FAR (%)	FRR (%)
۱	بازشناسی امضاء با استفاده از تکنیک خوشه‌بندی [۲۷]	خصوصی	۷۵	۹۳/۰۸	۲/۵	۲/۵
۲	شبکه عصبی با تابع مقطع مخروطی (CSFNN) [۴]	GPDS960	۴۰	۹۵	-	-
۳	کانتورهای بیرونی و ویژگی‌های شکلی [۲۸]	خصوصی	۵۵	۹۳/۸	۶/۹	۶/۵
۴	تحلیل آماری مبتنی بر فاصله‌ی لونشتین [۷]	GPDS960	۴۰	۸۹/۷	-	-
۵	مدل اولیه شبکه‌ی عصبی پس انتشار [۲۹]	خصوصی	-	-	۱۰	۶
۶	مراکز هندسی [۳۰]	خصوصی	-	-	۹	۱۴/۵۸
۷	طبقه‌بند شبکه‌ی عصبی دو مرحله‌ای [۳۱]	خصوصی	۱۱۵	۸۰/۸۱	۳	۹/۸۱
۸	آمار فاصله [۳۲]	خصوصی	۵۶	۹۳/۳۳	۳۴/۹۱	۲۸/۳
۹	ویژگی‌های جهت‌ی تغییر یافته [۳۳]	GPDS960	۳۹	۹۱/۱۲	-	-
۱۰	مدل مخفی مارکوف و تایید اعتبار [۳۴]	خصوصی	-	-	۱۱/۷	۰/۶۴
۱۱	تبدیل تصادفی گسسته و HMM [۳۵]	خصوصی	۲۲	-	۱۰	۲۰
۱۲	انتخاب تطابقی ویژگی‌های رفتاری [۸]	GPDS960	۴۰	۸۸/۳	-	-
۱۳	مبتنی بر شباهت و احتمال [۹]	GPDS960	۴۰	۹۲	-	-
۱۴	هندسیه بر مبنای حساب ممیز ثابت [۳۶]	خصوصی	-	-	۴/۹	۵/۶۱
۱۵	HMM و ویژگی‌های متریک گراف [۳۷]	خصوصی	۴۰	-	۲۳	۱
۱۶	ماشین بردار پشتیبان مجازی [۳۸]	خصوصی	۱۶۰	۶۵	۱۳	۱۶
۱۷	ترکیب تطابق دهنده‌های چندگانه [۱۰]	GPDS960	۴۰	۹۶/۵	-	-
۱۸	روش سلسله مراتبی [۲۲]	GPDS960	-	۸۷	-	-
۱۹	تبدیل رادون توسط SVM با استفاده از هسته‌ی چندجمله‌ای [۱۸] [۱۲]	خصوصی	۴۰	۹۱/۷	-	-
۲۰	شبکه‌ی پیش‌رونده‌ی عصبی آبخاری [۵]	خصوصی	۲۰	۱۰۰	-	-
۲۱	طبقه‌بندی با ماشین بردار پشتیبان [۱۳]	خصوصی	۴۰	۹۵	-	-
۲۲	دیدگاه فازی [۶]	SVC2004	۴۰	۹۹/۱۸	۰/۶۱	۲۲/۱۶
۲۳	شبکه‌ی عصبی احتمالی با ویژگی‌های آماری [۱۴]	خصوصی	۴۰	۱۰۰	-	-
۲۴	جداساز فیشر پویا [۲۳]	GPDS960	۴۰	۹۴/۷	-	-
۲۵	شبکه‌های آموزش عمیق [۲۱]	GPDS960	۴۰	۹۲	-	-
۲۶	مدل سازی امضاء با استفاده از کدکردن احتمال منبع شبکه‌ای [۲۰]	GPDS960	۴۰	۹۶	-	-
۲۷	ویژگی‌های سطح خاکستری و بافت [۱۹]	GPDS960	۴۰	۹۵	-	-
۲۸	شبکه عصبی LVQ مبتنی بر ویولت [۱۸]	GPDS960	۴۰	۸۹	-	-
۲۹	روش ترکیبی مبتنی بر ویژگی‌های آماری و دو ویژگی مبتنی بر فاصله همراه با طبقه‌بند Naïve Bayes [۱۷]	GPDS960	۴۰	۸۹/۷	-	-
۳۰	روش پیشنهادی	GPDS960	۴۰	۹۸/۷۵	-	-
		SVC2004	۴۰	۱۰۰	-	-

۱۰ نتیجه‌گیری

در این مقاله، سیستمی جهت بازشناسی برون خط امضای دست‌نویس طراحی و عرضه گردیده است. الگوریتم طراحی شده از چهار نوآوری عمده به شرح زیر بهره می‌برد: (۱) بهینه‌سازی و در حقیقت کوچک‌سازی الگوریتم پرهزینه ولی موثر SIFT، به طوری که کیفیت حفظ شود و در عین حال سرعت افزایش یابد. (۲) استفاده از معیار شباهت به صورت تعداد نقاط دکارتی منطبق بر اساس الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه‌ی نسبی. (۳) استفاده از فیلتر تطابق مختصاتی به صورت مرحله‌ی پس‌پردازش که به صورت ساده و موثر و با هزینه‌ی محاسباتی پایین دقت را بسیار بهبود می‌دهد. (۴) خودکارسازی تمام پارامترهای مورد نیاز و شخصی سازی آن برای هر بانک داده توسط الگوریتم وراثتی.

نتایج پیاده‌سازی بر روی دیتابیس‌های معتبر و در کلاس‌های مختلف، کارایی الگوریتم طراحی شده را نشان می‌دهد. جواب‌ها نشان می‌دهند که الگوریتم پیش‌رو توانسته اکثر تصاویر را با دقتی بسیار زیاد بازشناسی نماید و این خود پیشرفتی بزرگ در این زمینه است. نتایج بر این نکته تاکید می‌کنند که در روش جدید، به طور همزمان سرعت و نرخ بازشناسی بهبود قابل ملاحظه‌ای داشته است.

مراجع

- [8] Doroz, R., Porwik, P., "Handwritten signature recognition with adaptive selection of behavioral features", Springer, Heidelberg, CISIM 2011, CCIS, vol. 245, pp. 128–136.
- [9] Froelich, W., Wakulicz-Deja, A., "Probabilistic Similarity-Based Reduct", Springer, Heidelberg, RSKT 2011, LNCS, vol. 6954, pp. 610–615.
- [10] Kisku1, D. R., Gupta, P., Sing, J. K., "Fusion of Multiple Matchers Using SVM for Offline Signature Identification", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, SecTech 2009, CCIS 58, pp. 201–208.
- [11] M. Radmehr, S. M. Anisheh, M. Nikpour and A. Yaseri, "Designing an Offline Method for Signature Recognition," World Applied Sciences Journal, vol. 13, no. 3, pp. 438–443, 2011.
- [12] M. Radmehr, S. M. Anisheh and I. Yousefian, "Offline Signature Recognition using Radon Transform," World Academy of Science, Engineering and Technology, vol. 62, pp. 364–368, 2012.
- [13] E. Ozgunduz, T. Senturk and E. Karsligil, "Off-line signature verification and recognition by support vector machine," in European Signal processing Conference, Antalya, Turkey, Sep. 2005.
- [14] M. Akram, R. Qasim and M. A. Amin, "A Comparative Study of Signature Recognition Problem Using Statistical Features and Artificial Neural Networks," in IEEE/OSAIIAPR International Conference on Informatics, Electronics & Vision, 2012.
- [15] P. Porwik, "The compact three stages method of the signature recognition," in 6th International Conference on Computer Information Systems and Industrial Management Applications, 2007.
- [16] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints", International Journal of Computer Vision, 2004.
- [17] I. Barabantan, C. Vidrighin, R. Borca, "An Offline System for Handwritten System Recognition", 978-1-4244-5007-7/09/2009, IEEE.
- [18] Angadi, S. A., Gour, S., "LVQ-Neural Network Based Signature Recognition System Using Wavelet Features", Springer India, Proceedings of the Fourth International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP 2012), Lecture Notes in Electrical Engineering 222.
- [19] Vargas, J.F., Ferrer, M.A., Travieso, C.M., Alonso, J.B., "Off-line signature verification based on grey level information using texture features", Pattern Recognition 44, 2011, 375–385.
- [20] Barkoula1, K., Zois, E., Zervas, E., Economou, G., "Event Based Offline Signature Modeling Using Grid Source Probabilistic Coding", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, ICIAP 2013 Workshops, LNCS 8158, pp. 77–85.
- [21] Ribeiro1, B., Gonçalves1, I., Santos1, S., Kovacec, A., "Deep Learning Networks for Off-Line Handwritten
- [1] E. F. Martinez, A. Sanchez and J. Velez, "Support Vector Machines versus Multi-Layer Perceptron for Efficient Off-Line Signature Recognition," Engineering Applications of Artificial Intelligence, pp. 693–704, 2006.
- [2] A. Jain, F. Griess and S. Connell, "Online Signature Recognition" Pattern Recognition, vol. 35, pp. 2963–2972, 2002.
- [3] "Computer and Information Sciences", ISCIS 2004: 19th International Symposium, Kemer-Antalya, Turkey, Oct. 2004.
- [4] Erkmen, B., Kahraman, N., Vural, R. A., and Yildirim, T., "Conic Section Function Neural Network Circuitry for Offline Signature Recognition", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 21, No. 4, pp. 667–672, 2010.
- [5] M. Ikhsan, B. Zakaria and K. Gunay, "Offline Signature Recognition Using Machine Learning", in 3rd International Symposium on Sustainable Development, Sarajevo, 2012.
- [6] P. Kudracik and P. Porwik, "A new approach to signature recognition using the fuzzy method", Pattern Anal. Applic., pp. 1–13, 2012.
- [7] Palys, M., Doroz, R., Porwik, P., "Statistical Analysis in Signature Recognition System Based on Levenshtein Distance", Springer International Publishing Switzerland, 2013, pp. 217–226.

Journal on Applied Signal Processing, pp. 559-571, 2004.

- [36] M. A. Ferrer, Jesu's, B. Alonso and C. M. Travieso, "Offline Geometric Parameters for Automatic Signature Verification Using Fixed-Point Arithmetic," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 27, no. 6, June 2005.
- [37] J. Edson, R. Justino, F. Bortolozzi and R. Sabourin, "The Interpersonal and Intrapersonal Variability Influences on Off-line Signature Verification Using HMM," in Proc. XV Brazilian Symp. Computer Graphics and Image Processing, 2002.
- [38] S. Audet, P. Bansal and S. Baskaran, "Off-line signature verification using virtual support vector machines," ECSE 526- Artificial Intelligence, Apr. 2006.



مهدی خوش باطن در سال ۱۳۹۰ مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته‌ی مهندسی برق-الکترونیک به ترتیب از دانشکده فنی سبزوار و دانشگاه بیرجند اخذ نمود. وی هم اینک دانشجوی دکتری مهندسی برق-الکترونیک دانشگاه فردوسی مشهد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی ایشان شامل پردازش سیگنال دیجیتال، ماشین بینایی و ادوات نیمه‌هادی است.



سیدمحمد رضوی در سال ۱۳۷۳ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق-الکترونیک دانشگاه صنعتی امیر کبیر (واحد تفرش) اخذ نمود و در سالهای ۱۳۷۵ و ۱۳۸۵ در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری در دانشگاه تربیت مدرس دانش آموخته شد. وی از سال ۱۳۷۶ بعنوان عضو هیأت علمی گروه مهندسی الکترونیک دانشگاه بیرجند مشغول به فعالیتهای آموزشی و پژوهشی شده و هم اکنون دانشیار این گروه است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی بازشناسی الگو، پردازش تصویر و سیستم‌های هوشمند است.



ناصر مهرشاد در سال ۱۳۷۳ مدرک کارشناسی خود را از دانشگاه فردوسی مشهد اخذ نمود و در سالهای ۱۳۷۶ و ۱۳۸۲ در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری در دانشگاه تربیت مدرس گرایش مهندسی پزشکی دانش آموخته شد. وی هم اکنون عضو هیأت علمی گروه مهندسی الکترونیک دانشگاه بیرجند به عنوان دانشیار مشغول فعالیت می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی ایشان شامل ماشین بینایی، پردازش سیگنال دیجیتال و اطلاعات مهندسی پزشکی است.

Signature Recognition", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, CIARP 2011, LNCS 7042, pp. 523-532.

- [22] Potolea, R., Bărbăntan, I., Lemnar, C., "A Hierarchical Approach for the Offline Handwritten Signature Recognition", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, ICEIS 2011, LNBIP 73, pp. 264-279.
- [23] Schmidt, T., Rizzo, V., Mery, D., "Dynamic Signature Recognition Based on Fisher Discriminant", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, CIARP 2011, LNCS 7042, pp. 433-442.
- [24] "SVC2004 signature database <http://www.cse.ust.hk/svc2004/>".
- [25] <http://www.gpds.ulpgc.es/download/>
- [26] D.Y. Yeung, et al., "SVC2004: first international signature verification competition", in: International Conference on Biometric Authentication 2004, Fort Lauderdale, USA, pp. 16-22, July 15-17, 2004.
- [27] V. A. Bharadi and H. B. Kekre, "Off-line signature recognition systems." Int J Comput Appl 1(27), pp. 48-56, 2010.
- [28] S. Chen and S. Srihari, "Use of Exterior Contours and Shape Features in Off-line Signature Verification," in Proceedings of the 2005 Eight International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR'05), 2005.
- [29] R. Abbas, "Back propagation Neural Network Prototype for offline signature verification," thesis Submitted to RMIT, 2003.
- [30] B. Majhi, Y. Reddy and D. Babu, "Novel Features for Off-line Signature Verification," International Journal of Computers, Communications & Control, vol. I, no. 1, pp. 17-24, 2006.
- [31] H. Baltzakis and N. Papamarkos, "A new signature verification technique based on a two-stage neural network classifier," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 14, pp. 95-103, 2001.
- [32] M. K. Kalera and S. Shrihari, "Offline Signature Verification And Identification Using Distance Statistics," International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 18, no. 7, pp. 1339-1360, 2004.
- [33] S. Armand, M. Blumenstein and V. Muthukumarasamy, "Off-line Signature Verification based on the Modified Direction Feature," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 14, pp. 0952-1976, 2004.
- [34] J. Edson, R. Justino, A. E. Yacoubi, F. Bortolozzi and R. Sabourin, "An off-line Signature Verification System Using HMM and Graphometric features," DAS, pp. 211-222, 2000.
- [35] J. Coetzer, B. M. Herbst and J. A. du Preez, "Offline Signature Verification Using the Discrete Radom Transform and a Hidden Markov Model," EURASIP