

یک معماری شبکه عصبی عمیق مشترک با ویژگی‌های صریح برای بازشناسی امضاء

مهدی جم‌پور* و ملیحه جاویدی*

چکیده

در این مقاله، یک مدل معماری مشترک برای بهره‌مندی از ویژگی‌های استخراج شده توسط شبکه عصبی عمیق و ویژگی‌های صریح استخراج شده به روش کلاسیک برای مساله بازشناسی امضاء ارائه شده است. معماری پیشنهادی، شکل توسعه یافته مدل رزنت ۱۸ لایه می‌باشد که طی آن یک مدل معماری دو مسیره تعریف شده است که در یک مسیر ویژگی‌های استخراج شده توسط شبکه عصبی عمیق رزنت و در مسیر دوم ویژگی‌های سراسری به روش کلاسیک با یکدیگر ترکیب می‌شوند. همچنین برای استخراج ویژگی‌ها به روش کلاسیک، یک ایده ابتکاری سراسری ارائه شده است که در آن، توصیفگر، نسبت به برخی تغییرات متداول در نمونه‌های امضاء مانند دوران و بزرگنمایی پایدار است. ارزیابی‌های متنوعی بر روی روش ارائه شده انجام شده است بطوریکه از سه پایگاه داده مشهور تصاویر امضاء CEDAR، UTsig و GPDS برای تحلیل روش پیشنهادی و مقایسه با روش‌های مشابه استفاده شده است. نتایج ارزیابی‌ها، حاکی از بهبود دقت بازشناسی امضاء به وسیله معماری مدل مشترک ارائه شده نسبت به مدل پایه می‌باشد همچنین مقایسه روش پیشنهادی با بهترین نتایج موجود نشان می‌دهد در اغلب موارد دقت روش پیشنهادی، بهتر از بهترین نتایج منتشر شده است.

کلیدواژه‌ها

معماری یادگیری عمیق دو مسیره، ترکیب ویژگی‌ها، شبکه عصبی عمیق رزنت، ویژگی‌های کلاسیک، معماری مشترک

۱. مقدمه

در گرافولوژی مشخصه‌های موجود در امضاء که عبارتند از خطوط، نقاط، تقاطع‌ها، منحنی‌ها و سایر مولفه‌های تشکیل دهنده امضاء که توسط امضاء کننده قابل تکرار است شناسایی و مورد تحلیل قرار می‌گیرد.

طی چند دهه اخیر فناوری تحلیل امضاء به‌عنوان یکی از ویژگی‌های انسان به‌طور گسترده مورد توجه، پردازش و سنجش قرار گرفته است و از آن در علم کامپیوتر به‌عنوان یکی از روش‌های احراز هویت انسان یاد می‌شود. عموماً روش‌های هویت سنجی انسان به لحاظ جنس ویژگی، به دو دسته فیزیولوژیکی و رفتاری دسته‌بندی می‌شوند [۱] که ویژگی‌های دسته اول به شکل و ساختار بدن انسان اشاره دارد نظیر دی‌ان‌ای^۱، اثر انگشت، عنبیه چشم، چهره و غیره، و دسته دوم مبتنی بر الگوهای رفتاری انسان است مانند راه

امضاء یک فرم نمایش دست‌نوشته انسان است که می‌تواند بخشی از نام، لقب، نوشته دلخواه یا حتی نماد باشد و معمولاً توأم با ریتم (آهنگ) خاصی ترسیم می‌شود بطوریکه ترسیمات و آهنگ به‌کاررفته بیانگر ویژگی‌های پنهان امضاءکننده است [۱]. اطلاعات نهفته در امضاء به لحاظ شکل، ساختار و حتی آهنگ ترسیم، قابل تحلیل و بررسی می‌باشد چنانکه از گرافولوژی به‌عنوان روش‌های تحلیل ویژگی افراد بر اساس دست‌نوشته یا امضاء یاد می‌شود [۲].

این مقاله در آبان‌ماه ۱۳۹۸ دریافت، در فروردین‌ماه ۱۳۹۹ بازنگری و در اردیبهشت‌ماه همان سال پذیرفته شد.

* دانشگاه صنعتی قوچان

رایانامه: m.javidi@qiet.ac.ir و jampour@qiet.ac.ir

^۱DNA

مقایسه با روش‌های برخط ارزان‌تر هستند و ضمناً به کارگیری آن‌ها بسیار متداول‌تر می‌باشد.

از زاویه‌ای دیگر، با توجه به رویکرد نوع ارزیابی هویت صاحب امضاء و مفروضات آن، تحلیل امضاء مجدد به دو رهیافت تفکیک می‌شود: رهیافت اول با واژگان کلیدی «تصدیق هویت مبتنی بر امضاء»^۵ یاد می‌شود که در آن مشخصات امضاءکننده موجود است، همچنین نمونه اصلی امضای وی نیز در دسترس می‌باشد و صرفاً باید میزان مشابهت نمونه امضای ارائه شده را با نمونه اصلی مورد سنجش قرار داد تا از تشابه آن دو اطمینان حاصل گردد چنانچه هر دو نمونه به اندازه کافی با یکدیگر مشابه باشند عملیات تصدیق هویت با موفقیت انجام می‌شود. تصدیق هویت در امور بانکی به منظور احراز هویت صادرکننده چک بسیار متداول است. با توجه به ماهیت امضاء که از یکسو نمونه‌های مختلف آن توسط فرد امضاءکننده عیناً مشابه یکدیگر نیستند و از سوی دیگر نمونه‌های جعلی امضاء که سعی می‌کنند بسیار مشابه نمونه اصلی باشند، مساله تحلیل امضاء به یک موضوع چالش برانگیز تبدیل می‌شود. به بیان دیگر، چنانچه ویژگی‌های جزئی امضاء مورد تحلیل و بهره‌برداری قرار نگیرد ممکن است نمونه‌های امضای فردی دیگر با نمونه‌های امضای شخص مورد جستجو اشتبهاً مطابقت پیدا کرده و در نتیجه امضای شخص غیر معتبر به جای شخص مورد نظر تایید شود. در نقطه مقابل، چنانچه جزئیات امضاء با دقت زیاد مورد بررسی قرار گیرد ممکن است نمونه‌های دیگر امضای همان فرد با نمونه اصلی وی مطابقت پیدا نکند و در نتیجه امضای فرد معتبر با نمونه امضای دیگر خودش تطبیق داده نشود. مساله تصدیق هویت یک مساله یک به یک است و در آن با فرض آنکه نمونه اصلی امضاء موجود است هدف تصدیق شباهت نمونه امضای مورد جستجو با نمونه اصلی می‌باشد. چالش تصدیق هویت آنجایی است که سامانه باید بتواند مرز بین شباهت و عدم شباهت نمونه اصلی و نمونه مورد جستجو را به گونه‌ای تعیین کند که برای همه افراد قابل استناد باشد زیرا این مرز برای نمونه‌های امضای همه افراد موجود در پایگاه داده تصاویر امضاء مورد استفاده قرار می‌گیرد که از آن به عنوان روش‌های تصدیق هویت مستقل از فرد^۶ یاد می‌شود.

رهیافت دوم که با عنوان‌هایی مانند «شناسایی هویت مبتنی بر امضاء»^۷ یا «بازشناسی امضاء»^۸ شناخته می‌شود یک مساله یک به یک است و در آن کل پایگاه داده تصاویر امضاء مورد جستجو قرار می‌گیرد تا شبیه‌ترین نمونه امضای موجود در پایگاه تصاویر با نمونه مورد جستجو پیدا شود. اگر میزان شباهت از حد آستانه α بیشتر باشد دو نمونه متعلق به یک فرد تلقی می‌گردد و فرآیند شناسایی هویت با موفقیت گزارش می‌شود. سامانه‌های شناسایی هویت خود دارای دو استراتژی هستند که در استراتژی

رفتن، امضاء کردن، ریتم (آهنگ) تایپ کردن و غیره [۱]. استفاده از هر یک از مشخصه‌های بیومتریکی انسان دارای مزایا و معایبی است که با توجه به نیاز و شرایط مساله، مورد انتخاب قرار می‌گیرند [۳]. به عنوان نمونه در شرایطی که امکان همکاری شخص با سامانه احراز هویت مقدور نمی‌باشد استفاده از روش‌های هویت سنجی از راه دور مانند بازشناسی چهره مرسوم است یا در مواردی که امکان حضور فرد فراهم نیست ارائه سندی توأم با تاییدیه وی مبنی بر صحت ادعا مورد استفاده قرار می‌گیرد. احراز هویت مبتنی بر امضاء یک روش تایید اسناد و مدارک است که در آن لزوماً نیازی به حضور فرد امضاءکننده نیست و صرفاً امضای وی تصدیق‌کننده نظر امضاءکننده در خصوص سند می‌باشد.

در مقایسه با سایر روش‌های بیومتریکی، اگرچه امضاء دارای ویژگی ماندگاری^۱ نمی‌باشد [۳] ولی از مزایای دیگری برخوردار است به عنوان مثال، امضاء، رسمی و مورد تایید دولت‌ها، سازمان‌ها و پذیرفته شده توسط عموم مردم در تراکنش‌های مالی است. همچنین تعیین میزان پیچیدگی یا آسان بودن امضاء کاملاً سلیقه‌ای و پویا است که توسط امضاءکننده به دلخواه تعیین می‌گردد. از طرفی، برخلاف عنبیه چشم یا اثر انگشت که تغییر آن‌ها امکان‌پذیر نمی‌باشد، تغییر امضاء ساده و کم هزینه است که این پارامترها خود نقاط قوت و ضعفی برای سنجش‌های مبتنی بر امضاء تلقی می‌گردد چنانکه سبب شده است همچنان امضاء به عنوان یک مشخصه بیومتریکی مورد مطالعه و تحقیق قرار گیرد.

ادبیات مربوط به تحلیل امضاء شامل چند رویکرد است؛ در نگاه اول با توجه به ابزار تحلیل، دو رویکرد برخط^۲ (پویا) و برون‌خط^۳ (ایستا) در تحلیل امضاء مطرح می‌شود که در ادامه به طور خلاصه آن‌ها را معرفی می‌کنیم:

رهیافت تحلیل برخط امضاء شامل روش‌هایی است که در آن امضاء حین ترسیم مورد بررسی قرار می‌گیرد چنانکه به منظور ثبت اطلاعات امضاء ابزار خاصی مانند قلم دیجیتال، رایانه صفحه‌ای یا مواردی از این قبیل نیاز دارد. مزیت فناوری برخط تحلیل امضاء آن است که ویژگی‌های پویای امضاء نظیر سرعت قلم، جهت حرکت قلم و غیره را می‌تواند ثبت و در نتیجه در تحلیل مورد استفاده قرار دهد که اطلاعات بسیار مفید و متمایزکننده‌ای به شمار می‌آیند.

رهیافت دوم، فناوری تحلیل برون‌خط امضاء است که از تصویر امضاء به منظور پردازش و تحلیل آن استفاده می‌شود. طی این رهیافت معمولاً نمونه امضاء توسط یک پوششگر^۴ به یک تصویر دیجیتال تبدیل شده و سپس هرگونه پردازش بر اساس آن تصویر اعمال می‌شود. روش‌های مبتنی بر تحلیل برون‌خط امضاء از این مزیت برخوردار هستند که به دلیل عدم نیاز به ابزارهای ویژه، در

⁵Signature Verification

⁶Writer independent

⁷Signature Identification

⁸Signature Recognition

¹Permanence

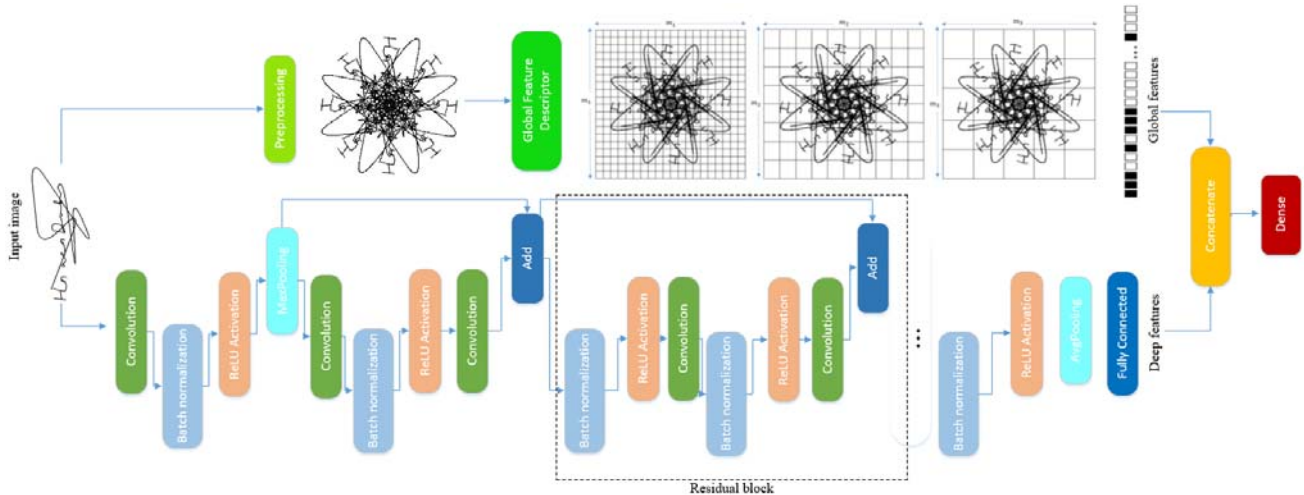
²On-line

³Off-line

⁴Scanner

اول، شبیه‌ترین نمونه امضای موجود در پایگاه تصاویر امضاء با نمونه مورد جستجو به‌عنوان نتیجه بازگردانده می‌شود در حالیکه در استراتژی دوم، آن شبیه‌ترین نتیجه باید دارای حد‌آستانه شباهت قابل قبولی باشد و چنانچه میزان تشابه به اندازه کافی بزرگ نباشد نتیجه جستجو منفی خواهد بود.

سازماندهی مقاله در ادامه به این شرح می‌باشد. در بخش ۲، به مرور کارهای مرتبط در زمینه بازشناسی امضا بویژه با استفاده از روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق پرداخته‌ایم. روش پیشنهادی شناسایی امضا مبتنی بر معماری شبکه عصبی عمیق مشترک با ویژگی‌های صریح در بخش ۳ شرح داده شده است. ارزیابی



شکل ۱: دید کلی به معماری مدل مشترک پیشنهادی که در مسیر اول ویژگی‌های سراسری به روش کلاسیک و در مسیر دوم ویژگی‌های مدرن با استفاده از مدل پایه شبکه عمیق رزنت استخراج و با یکدیگر ادغام می‌شوند.

عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با روش پایه و سایر روش‌های روز مبتنی بر یادگیری عمیق در این حوزه، در بخش ۴، ارائه شده است. در پایان، در بخش ۵ بحث، نتیجه‌گیری و جمع‌بندی روش پیشنهادی ارائه شده است.

۲. کارهای مرتبط

طی سال‌های اخیر مساله تحلیل ماشینی امضاء به‌طور گسترده‌ای و با رویکردهای مختلف مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است با توجه به آنکه رویکرد این مقاله مبتنی بر هویت سنجی ایستای امضاء است در ادامه به معرفی برخی از کارهای موفق این حوزه و روش پیشنهادی آن‌ها می‌پردازیم. به‌طور کلی بیشتر تحقیقات موجود در تحلیل امضاء بر استخراج ویژگی تمرکز داشته‌اند که از آن جمله می‌توان به روش‌های استخراج ویژگی‌های هندسی امضاء، به‌کارگیری ویژگی‌های کلاسیک نظیر HOG^۵، تبدیلات ریاضیاتی، ویژگی‌های بافت، تطبیق نقاط مهم، ویژگی‌های شبه پویا [۴] عصبی پیچشی^۶ [۵] اشاره کرد.

رهیافت‌های موفق اخیر توجه گسترده‌ای به استخراج ویژگی مبتنی بر شبکه عصبی عمیق دارند به‌عنوان نمونه، در مرجع [۵] یک روش بازشناسی ایستای امضاء به کمک استخراج ویژگی‌ها با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق ارائه شده است. در این مرجع یک مدل معماری جدید برای شبکه عصبی عمیق پیشنهاد شده

به عنوان نمونه‌ای از یک کاربرد واقعی، یک سامانه تحلیل امضاء در سازمان ثبت اسناد رسمی برای جستجوی صاحب امضاء نیاز به فرآیند بازشناسی امضاء در بانک اطلاعات تصاویر امضاء موجودش دارد. سامانه‌های هوشمند تحلیل امضاء متناسب با نوع نیاز و کاربردهای مختلف، از هر یک از رهیافت‌های فوق استفاده می‌کنند و به این ترتیب علیرغم تحقیقات گسترده‌ای که در این حوزه صورت پذیرفته است موضوع بازشناسی هویت مبتنی بر امضاء همچنان به‌عنوان یک مساله باز شناخته می‌شود [۳]. در این مقاله، یک روش ایستای بازشناسی هویت امضاء^۱ معرفی شده است که در آن ویژگی‌های امضاء با یک رویکرد ابتکاری بسیار کارآمد استخراج می‌شوند. روش استخراج ویژگی مبتنی بر ترکیب مدل شبکه عصبی عمیق^۲ رزنت^۳ و ویژگی‌های کلاسیک است. در شکل ۱، معماری سیستم پیشنهادی نمایش داده شده است. همچنین در استخراج ویژگی‌های کلاسیک یک راهکار هندسی پیشنهاد شده است که طی آن با شبکه‌بندی تصویر، موقعیت تکه‌های^۴ تصویر که شامل بخشی از امضاء می‌باشند استخراج و با تبدیل به بردار ویژگی برای کاربردهای تفکیک‌کننده مورد استفاده قرار می‌گیرند. روش پیشنهادی استخراج ویژگی به همراه اهمیت راهکار هندسی ارائه شده بر روی سه پایگاه داده استاندارد تصاویر امضاء مورد تحلیل قرار گرفته است.

^۱Off-line signature recognition

^۲Deep neural network

^۳ResNet

^۴Patch

^۵Histogram of oriented gradients

^۶Convolutional Neural Networks (CNN)

کلاسیک همچنان قابل استفاده و دربردارنده اطلاعات مفیدی می‌باشند. این نتایج، انگیزه لازم برای به‌کارگیری ویژگی‌های کلاسیک به همراه روش‌های مدرن را به ارمغان می‌آورد. توصیفگرهای مشهوری همچون SIFT² و SURF³ نیز برای کاربردهای تحلیل و توصیف امضاء با هدف بازشناسی نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند چنانکه در مرجع [۱۱] نقاط مورد علاقه در امضاء بر اساس الگوریتم‌های SIFT و SURF استخراج و با تطبیق این نقاط بر روی تصویر امضای مورد جستجو و امضاهای موجود در پایگاه داده تصاویر امضاء، به بازشناسی امضاء پرداخته شده است. همچنین نویسندگان این مقاله، پایداری این توصیفگرها را در برابر دوران و تغییر اندازه نشان داده‌اند.

یکی دیگر از روش‌های مبتنی بر تحلیل شکل امضاء توسط مرجع [۱۲] ارائه شد که در آن نویسندگان با استفاده از توصیفگر فوریه^۴ بازنمایی از امضاء تولید کردند چنانکه N نقطه پیرامون امضاء استخراج و سپس ناحیه‌ای بسته بر اساس آن‌ها تشکیل دادند که نداشت این ناحیه بر روی دو محور x و y به توصیف امضاء منجر می‌شود. در این گزارش نویسندگان مرحله دسته‌بندی داده‌ها را با استفاده از k-NN انجام دادند.

در تحقیق دیگری، یک روش بازشناسی ایستای امضاء معرفی شده است که در آن ویژگی‌های DCT هر نمونه امضاء را استخراج و سپس با استفاده از دنباله بخش‌های امضاء با کمک مدل مخفی مارکوف به تحلیل امضاء پرداخته شده است [۱۳]. نویسندگان، هر امضاء را بر اساس محل نقطه ثقل امضاء به ۴ ناحیه تقسیم کردند و هر ناحیه از ۱۶ بخش کوچک‌تر تشکیل شده است که وضعیت‌های مدل مخفی مارکوف را شامل می‌شوند.

در مرجع [۱۴] نیز از یک روش هندسی برای توصیف امضاء استفاده کردند. آن‌ها به تعیین نقاط مورد علاقه در امضاء پرداختند. چنانکه نقاط آغازین و انتهایی خطوط را که معمولاً قلم بر روی برگه متصل و جدا می‌شود را شناسایی کردند و هر یک از این نقاط را با گره‌هایی در گراف نمایش دادند نویسندگان با تعیین گره‌های گراف به محاسبه فاصله بین گره‌های مجاور (متصل) پرداخته و امضاء را به کمک فواصل به دست آمده توصیف کردند.

اغلب کارهای مرتبط، به استخراج ویژگی‌های امضاء و اهمیت آن‌ها تاکید دارند و مطالعه آن‌ها، ضمن آنکه موفقیت روش‌های استخراج ویژگی مبتنی بر یادگیری عمیق را نشان می‌دهد، با ارزش بودن ویژگی‌های کلاسیک را نیز یادآور می‌شود. لذا در روش پیشنهادی، ما با الهام از کارهای مرتبط موفق اخیر، مدلی ارائه می‌کنیم که هسته معماری آن مبتنی بر روش‌های یادگیری عمیق است در نتیجه با بهره‌مندی از مدل مشهور رزنت، یک معماری جدید ارائه می‌دهیم که نه تنها شامل استخراج ویژگی‌های مدرن است بلکه امکان به‌کارگیری ویژگی‌های کلاسیک را دارد. ما از

است که برای دیتاست‌های بزرگ مطلوب می‌باشد. نویسندگان در این مقاله علاوه بر ارائه یک مدل معماری ابتکاری، مشارکت‌های دیگری نظیر استفاده از Leaky Relu بجای Relu و الگوریتم دسته‌بندی مبتنی بر مرکز کلاس (Class-center) برای دسته‌بندی داشتند که هر یک سبب بهبود مدل پیشنهادی نویسندگان شده است. آن‌ها همچنین از سه دیتاست مشهور CEDAR و MCYT و GPDS برای نمایش نتایج ایده پیشنهادی‌شان استفاده کردند. در مرجع [۶] مدل یادگیری عمیق برای بازشناسی برون خط امضا معرفی شده است. برای این منظور در قالب دو فاز فرایند بازشناسی صاحب امضا و سپس تایید هویت انجام شده است. در مرجع [۷] از شبکه عصبی کپسنت^۱ برای بازشناسی و تایید امضا استفاده شده است. مهمترین ویژگی شبکه کپسنت، دستیابی به بازنمایی غنی داده‌ها با استفاده از تعداد محدود نمونه‌های آموزشی است. البته دلیل بار محاسباتی بالای این شبکه، عملاً نویسندگان مقاله فقط بر روی یکی از دیتاست‌های عمومی این حوزه یعنی CEDAR که تعداد کلاس‌های کمتری را پوشش می‌دهد تمرکز کرده‌اند و از این جهت ارزیابی ارائه شده محدود است. بهبود قابل توجه نتایج مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عمیق‌تر مقایسه با سایر روش‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی پیچشی عمیق در استخراج ویژگی‌ها بسیار کارآمد هستند و لذا ما نیز به‌طور مشابه از ساختار مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق استفاده کرده‌ایم.

در تحقیق دیگری که اخیراً توسط جم‌پور و همکارش [۸] به چاپ رسیده است نویسندگان به ارائه یک روش استخراج ویژگی با استفاده از مکانیزم Chaos Game پرداختند بطوریکه هر تصویر امضاء را ابتدا دوران داده سپس بر اساس تئوری فرکتال و به کمک مکانیزم Chaos Game یک تصویر فرکتالی جدید تولید کردند. آن‌ها بر اساس تئوری Chaos Game و حین تولید تصویر فرکتالی جدید، ویژگی‌هایی را استخراج کردند که برای هویت سنجی کارآمد می‌باشند. ایده دوران امضاء به دلیل کاهش فضای خالی موجود در تصویر یا افزایش تاثیر حضور پیکسل‌های امضاء در تصویر می‌تواند در استخراج ویژگی طی رهیافت ایستا بهبود ایجاد کند و از عدم وجود اطلاعات کافی در تصویر امضاء اجتناب کند که ما نیز در تحقیق فعلی از این ایده استفاده کرده‌ایم و به‌طور مشابه تصویر امضاء را دوران می‌دهیم، جزئیات آن در بخش سوم ذکر شده است.

مرجع [۹] به استخراج ویژگی‌های گرادسانی تصاویر امضاء پرداخته است چنانکه تصویر امضاء را به نواحی کوچک‌تر تقسیم‌بندی کرده و سپس با توصیفگر مشهور HOG ویژگی‌های تصویر را استخراج و به بازشناسی تصاویر امضاء پرداختند. همچنین در کار مشابه دیگری [۱۰]، از توصیفگر HOG برای توصیف تصاویر امضاء و سپس هویت سنجی استفاده کردند. هر دو گزارش نتایج مطلوبی ارائه داده‌اند که نشان می‌دهد ویژگی‌های

²Scale invariant feature transform

³Speeded up robust features

⁴Fourier

¹CapsNet

امضاءکننده نیز می‌باشد [۸]. عملیات پیش‌پردازش در شکل ۲ نشان داده شده است. این عملیات دو مزیت عمده دارد، ابتدا آنکه بخش بیشتری از محدوده تصویر، شامل امضاء می‌گردد و دوم آنکه با توجه به دوران امضاء، مدل آموزشی نسبت به دوران پایدار می‌شود. همچنین طی فرآیند پیش‌پردازش روند انطباق (تراز کردن) امضاء^۲ و دوسطحی‌سازی^۳ نیز انجام شده است که سبب بهبود تحلیل آن خواهد شد.

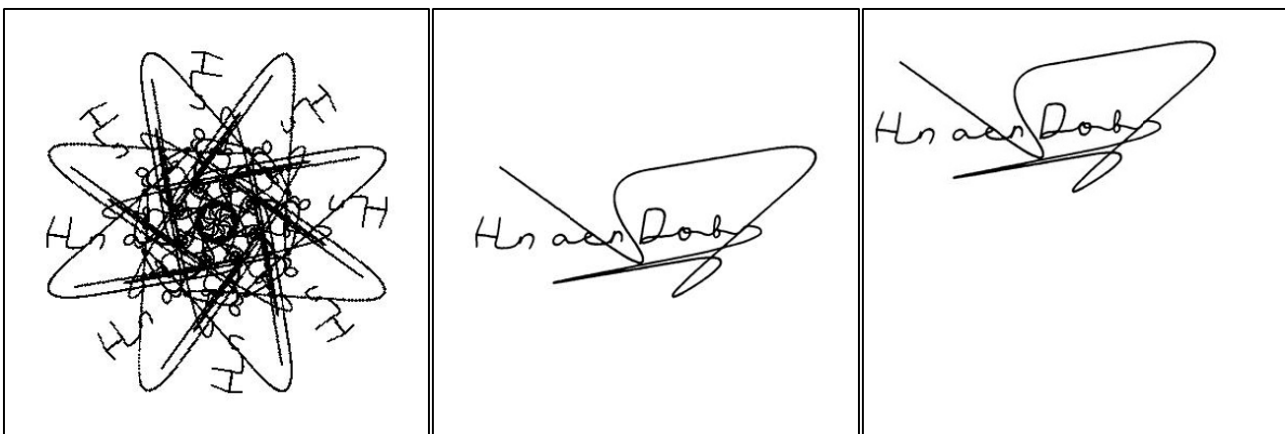
۲-۳- استخراج ویژگی‌های سراسری

از آنجا که درصد آن هستیم کارآمدترین ویژگی‌های موجود در نمونه‌های امضاء را کشف و استخراج کنیم از دو رویکرد استخراج ویژگی به روش یادگیری عمیق و استخراج کلاسیک ویژگی‌های سراسری به‌طور مشترک استفاده می‌کنیم. با توجه به آنکه در روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی عمیق، ویژگی‌های محلی مطلوب‌تری استخراج می‌شوند لذا رهیافت ابتکاری استخراج ویژگی‌های کلاسیک پیشنهادی، تاکید بیشتری بر اطلاعات سراسری امضاء دارد. اطلاعاتی شامل میزان گستردگی امضاء در

ویژگی‌های هندسی امضاء به‌عنوان ویژگی‌های سراسری^۱ استفاده می‌کنیم و آن‌ها را به شیوه کلاسیک استخراج می‌کنیم که نتایج مدل پیشنهادی، مهر تاییدی بر اهمیت استخراج هر دو دسته ویژگی‌های مدرن و کلاسیک است. در ادامه جزئیات روش و معماری پیشنهادی ذکر شده است.

۳. روش پیشنهادی

در این بخش از یکسو با توجه به ضرورت توسعه روش‌های مدرن و کارآمد برای مساله بازشناسی امضاء و از سوی دیگر، توجه به دستاوردهای موجود در پیشینه مساله، به معرفی روش پیشنهادی می‌پردازیم. برای این منظور ابتدا فرآیند پیش‌پردازش مطلوب برای توصیف هر چه بهتر ویژگی‌های امضاء شرح داده شده است و در زیربخش بعد، ایده کلاسیک پیشنهادی برای استخراج ویژگی‌های سراسری معرفی می‌شود، سپس مدل پایه معماری رزنت را شرح می‌دهیم و در ادامه ایده مدل معماری مشترک پیشنهادی را ارائه می‌کنیم.



شکل ۲: عملیات پیش‌پردازش تصاویر امضاء (الف) تصویر اصلی (ب) تصویر انطباق یافته و دو سطحی شده (ج) تصویر دوران یافته

تعداد پیکسل‌های آن سلول است بیشتر باشد آن سلول را فعال (نماد ■) و سایر سلول‌ها را غیرفعال (نماد □) می‌نامیم. در آزمایشات، مقدار حد آستانه α برابر با $0/35$ لحاظ شده است. در نهایت دنباله‌ای از نمادهای فعال و غیرفعال، بازنمایشی از هر امضاء ایجاد می‌کنند که اگر نمونه‌های امضاء دقیقاً مشابه یکدیگر باشند دنباله تولید شده توسط نمادها مشابه خواهند بود و اگر در مواردی وضعیت امضاء تغییر کرده باشد برخی از نمادها تغییر می‌کنند که میزان عدم تشابه آن نمونه امضاء با نمونه اصلی را نشان می‌دهد. به منظور بازنمایش هر چه بهتر دنباله‌های فعال و غیرفعال، از شبکه توری با اندازه سلول‌های متفاوت استفاده شده است. در این تحقیق، از آنجا که اندازه تصاویر امضاء 200×200 پیکسل است از قالب مشبک توری با سلول‌های مربع به اندازه $m_i = \{20 \times 25 \times 40\}$ پیکسل استفاده شد که در وضعیت اول،

۱-۳- پیش‌پردازش نمونه‌های امضاء

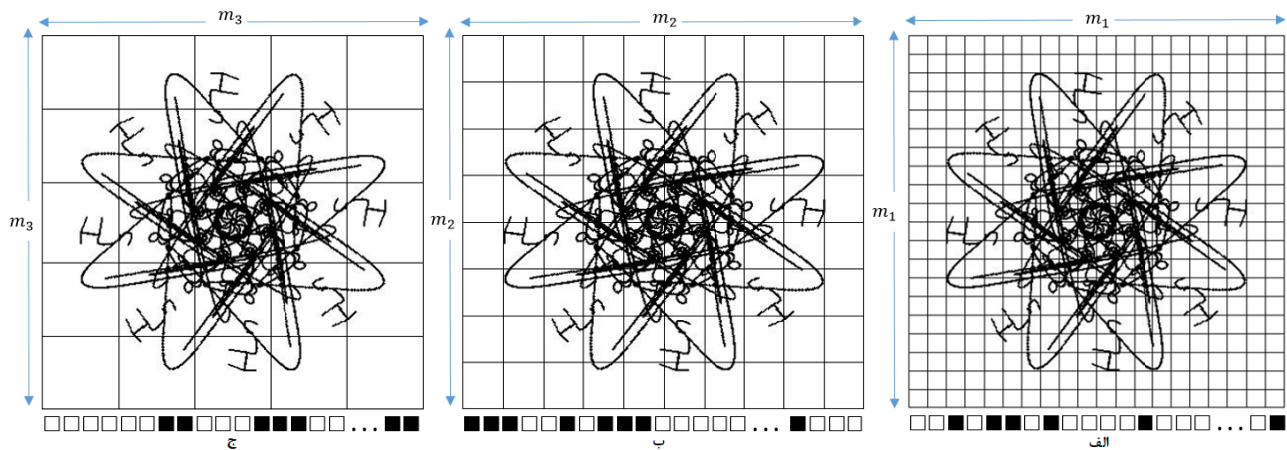
به‌منظور هر چه کارآمدتر بودن ویژگی‌های استخراج شده از نمونه تصاویر امضاء، عملیات پیش‌پردازش بر روی تصاویر امضاء اعمال شده است.

این عملیات با هدف هر چه بیشتر تاثیرگذار بودن نمونه امضاء در یک محدوده مشخص، در نظر گرفته شده است چنانکه در تصاویر نمونه امضاء مشاهده می‌شود بخش بسیار اندکی از یک تصویر دو بُعدی شامل امضاء است که در تحلیل ویژگی‌های آن اثر نامطلوب دارد در نتیجه مشابه [۸] هر تصویر امضاء را ۸ مرتبه با تبدیل دوران ۴۵ درجه‌ای دوران داده و بر روی تصویر اصلی نگاشت می‌کنیم. بدین ترتیب تصویر فرکتالی از امضاء ایجاد می‌شود که همانطور که پیش‌تر نشان داده شد شامل ویژگی‌های پویای

²Signature registration

³Binarization

¹Global features



شکل ۳: انطباق تصویر پردازش شده امضاء بر روی قالب مشبک توری با اندازه سلول‌های متفاوت و استخراج ویژگی‌های سراسری امضاء

را به مساله اضافه می‌کند و نه پیچیدگی محاسباتی را بالا می‌برد. رابطه $F(x) + x$ با عنوان «اتصال کوتاه»^۳ نام‌گذاری شده است درحالی‌که به سادگی نگاشت همانی را انجام می‌دهد و از وجود یک یا چند لایه صرف‌نظر می‌کند (شکل ۴). بدین ترتیب اگر لایه اضافه شده به عنوان لایه‌ای با عملکرد نگاشت همانی عمل کند، عملکرد شبکه در مدل عمیق نباید دارای خطای آموزشی بیشتر از مدل کم عمق^۴ باشد. به‌طور بازگشتی برای هر بلوک رزیژوال L می‌توان رابطه زیر را نوشت:

$$x_L = x_l + \sum_{i=1}^{L-1} F(x_i, W_i) \quad (2)$$

برای تابع هزینه \mathcal{E} ، مطابق قانون زنجیره‌ای مشتق در شبکه پس‌انتشار^۵، رابطه زیر وجود دارد:

$$\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial x_l} = \frac{\partial \mathcal{E}}{\partial x_L} \frac{\partial x_L}{\partial x_l} = \frac{\partial \mathcal{E}}{\partial x_L} \left(1 + \frac{\partial}{\partial x_l} \sum_{i=1}^{L-1} F(x_i, W_i) \right) \quad (3)$$

رابطه فوق نشان می‌دهد که گرادینان $\frac{\partial \mathcal{E}}{\partial x_l}$ ، اطلاعات را با و بدون لایه‌های وزن منتشر می‌کند. بنابراین این مساله سبب می‌شود که حتی وقتی که وزن‌ها بسیار کوچک هستند، گرادینان یک لایه در شبکه ناپدید نشود. معماری شبکه رزنت بکار رفته در این مقاله، دارای ۱۸ لایه است که شامل چهار بلوک رزیژوال با ساختار یکسان است. همان‌طور که در شکل ۱ نمایش داده شده است، لایه عادی‌سازی دسته‌ای^۶ و تابع فعال‌سازی^۷ ReLU قبل از لایه‌های کانولوشن بکار برده شده‌اند. همچنین در هر بلوک رزیژوال، تعداد مشابهی فیلتر بکار رفته است، به استثنای تعداد فیلترهای لایه

با اندازه سلول‌های 20×20 ، قالبی با تعداد 10×10 سلول تولید می‌شود یعنی بردار ویژگی به طول ۱۰۰ ایجاد خواهد شد. وضعیت دوم سبب ایجاد قالب 8×8 یعنی بردار ویژگی ۶۴ بُعدی خواهد شد و سرانجام با اندازه سلول‌های 40×40 قالب 5×5 تولید می‌شود که منجر به تولید برداری ۲۵ بُعدی خواهد شد. به این ترتیب با ترکیب این سه وضعیت، هر امضاء با بردار ویژگی جامعی با اندازه ۱۸۹ بُعد توصیف می‌شود. شکل ۳، نمونه‌ای از شمای استخراج ویژگی‌های سراسری با قالب‌های معرفی شده را نشان می‌دهد.

۳-۳- معماری مدل شبکه مشترک پیشنهادی

در این مقاله، از مدل شبکه رزیژوال عمیق، با نام رزنت [۱۵] برای بازشناسی امضاء استفاده شده است. با توجه به تعداد زیاد پارامترها در شبکه‌های عمیق، آموزش شبکه هزینه یادگیری بسیار زیادی را می‌طلبد. بعلاوه با عمیق‌تر شدن شبکه، چالش محوشدگی گرادینان^۱ پدید می‌آید که منجر به خطای زیادی در مرحله آموزش می‌گردد [۱۶]. در مرجع [۱۷] آزمایشاتی بر روی پایگاه‌داده‌های CIFAR10 و ImageNet انجام شد، نتایج این آزمایشات نشان داد که در معماری یادگیری رزیژوال، امکان افزایش تعداد لایه‌ها حتی به هزار لایه وجود دارد بدون اینکه کارایی عملکرد شبکه کاهش یابد. برای این منظور، معماری ماژولاری معرفی شده است که در آن، بلوک‌های رزیژوال به همراه ارتباطات مربوط به نگاشت همانی^۲ به صورت پشت سرهم قرار گرفته است [۱۷]. در یک بلوک رزیژوال، محاسبات زیر انجام می‌شود:

$$x_{l+1} = x_l + F(x_l, W_l) \quad (1)$$

درحالی‌که x_l و x_{l+1} به ترتیب ورودی و خروجی بلوک رزیژوال هستند، متغیر W_l نشان‌دهنده مجموعه وزن‌ها و F نیز تابع رزیژوال می‌باشد. رابطه ارائه شده در معادله (۱) نه پارامتر جدیدی

³Shortcut connection

⁴ Shallow

⁵ Backpropagation

⁶Batch normalization

⁷Activation function

¹Vanishing gradient

²Identity mapping

خواهیم پرداخت. همچنین ارزیابی‌های متنوعی صورت پذیرفته تا تاثیر هر یک از بخش‌های مدل ارائه شده مورد تحلیل قرار گیرند.

۱-۴- پایگاه‌داده تصاویر امضاء

در میان پایگاه‌داده تصاویر امضاء که به صورت رایگان در دسترس محققین می‌باشند پایگاه CEDAR، پایگاه UTsig و پایگاه‌داده بزرگ تصاویر امضاء GPDS جزء معروف‌ترین و پرمصرف‌ترین پایگاه‌های تصاویر امضاء هستند که به‌طور گسترده در کاربردهای تحلیل امضاء مورد استفاده قرار گرفته‌اند. هر یک از این پایگاه‌ها دارای مشخصات متنوعی می‌باشند که در ادامه به‌طور خلاصه به مشخصات مهم این پایگاه‌ها اشاره شده است.

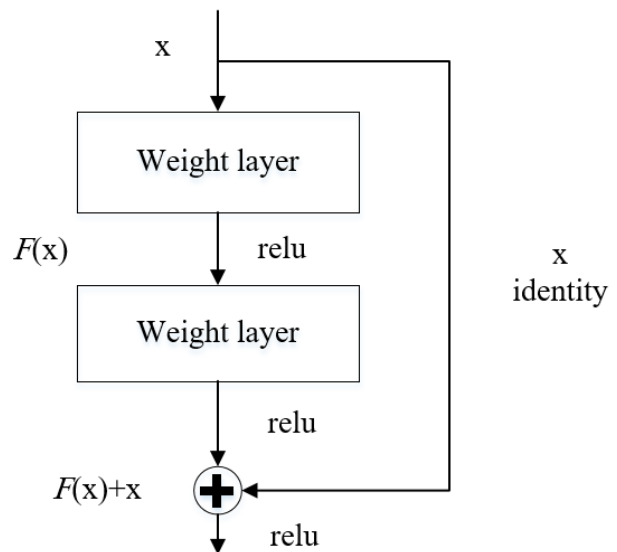
۱-۱-۴- پایگاه‌داده مرکز عالی تحلیل و بازشناسی اسناد (CEDAR)

پایگاه‌داده تصاویر امضای CEDAR توسط مرکز عالی تحلیل و بازشناسی اسناد در دانشگاه بوفالو منتشر شده است. این پایگاه شامل نمونه‌های امضای ۵۵ نفر می‌باشد که به ازای هر نفر ۲۴ نمونه اصلی و ۲۴ نمونه جعلی وجود دارد در نتیجه تعداد ۱۳۲۰ نمونه امضای اصلی و ۱۳۲۰ نمونه جعلی در این پایگاه وجود دارد و جمعاً این پایگاه داده شامل ۲۶۴۰ نمونه امضاء است. جزئیات بیشتر در خصوص این پایگاه‌داده در مرجع [۱۸] قابل مطالعه است. در مرحله پیش‌پردازش، همه تصاویر امضاء این پایگاه را به اندازه ۲۰۰×۲۰۰ تغییر اندازه دادیم و امضاءها را به مرکز تصویر منتقل کردیم. نمونه‌ای از تصویر این پایگاه‌داده در شکل ۵(الف) نشان داده شده است.

۲-۱-۴- پایگاه‌داده دانشگاه تهران (UTsig)

با توجه به تحقیقات متنوعی که بر روی امضاء صورت می‌پذیرد و ضرورت به‌روزرسانی داده‌های تحلیلی، پایگاه‌داده تصاویر امضاء توسط محققین دانشگاه تهران جمع‌آوری و به‌صورت رایگان در اختیار محققین این حوزه قرار گرفته است. این پایگاه که در مقایسه با پایگاه CEDAR بسیار بروزتر می‌باشد شامل نمونه‌های امضای ۱۱۵ امضاءکننده است بطوریکه به ازای هر امضاءکننده ۲۷ نمونه امضاء اصلی، سه نمونه امضای با دست مخالف و ۴۲ نمونه امضای جعلی فراهم شده است یعنی به ازای هر فرد ۷۲ نمونه امضاء وجود دارد. این پایگاه در مجموع شامل ۸۲۸۰ نمونه امضاء با کیفیت تصویر بالا (اغلب در اندازه‌های بزرگ‌تر از ۵۰۰×۵۰۰ پیکسل) است. جزئیات بیشتر در خصوص سایر مشخصات این پایگاه در مرجع [۱۹] قابل دسترس می‌باشد. نمونه‌ای از تصاویر امضای موجود در این پایگاه در شکل ۵(ب) نشان داده شده است. ما در ارزیابی‌های خود و طی مرحله پیش‌پردازش تصاویر این پایگاه را مشابه پایگاه CEDAR به اندازه ۲۰۰×۲۰۰ تغییر اندازه داده و امضاءها را به مرکز تصویر منتقل می‌کنیم.

کانولوشن آخر که برای حفظ پیچیدگی محاسباتی هر لایه، این تعداد دو برابر شده است.

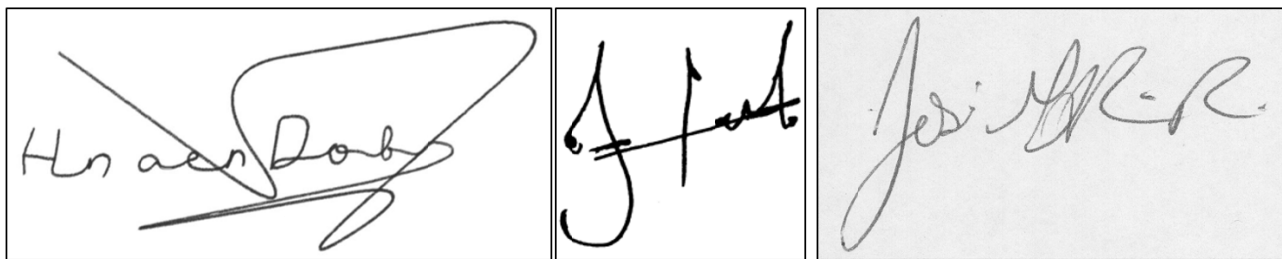


شکل ۴: بلوک دیاگرام رزیژوال در معماری مدل پیشنهادی با تاکید بر اتصال کوتاه

بدین ترتیب، تعداد فیلترها در بلوک‌های رزیژوال به ترتیب با عمیق‌تر شدن شبکه برابر با ۶۴، ۱۲۸، ۲۵۶ و ۵۱۲ است. در معماری نسخه پایه رزنت، ورودی شبکه شامل مجموعه‌ای از قطعه‌های تصویر است اما در این مقاله به منظور بازنمایی بهتر ویژگی‌های تصویر، ورودی دیگری نیز در لایه پایانی به شبکه داده می‌شود. برای این منظور از ویژگی‌های سراسری که در بخش ۳-۲ معرفی شد، استفاده شده است. این ویژگی‌ها به همراه ویژگی‌های استخراج شده توسط شبکه عمیق در بلوک رزیژوال پایانی، با یکدیگر ادغام شده‌اند و برای طبقه‌بندی نهایی از این ترکیب استفاده شده است. بردار ویژگی به دست آمده از معماری رزنت-۱۸ شامل ۵۱۲ بُعد است که با بردار ویژگی سراسری پیشنهادی که ۱۸۹ بُعدی می‌باشد ترکیب و تشکیل یک بردار ویژگی ۷۰۱ بُعدی می‌دهند. بدین ترتیب این تعداد ویژگی، ورودی لایه Dense را تشکیل می‌دهد و خروجی آن با توجه به تعداد کلاس‌های هر دیتاست متفاوت است. آزمایشات ارائه شده نشان می‌دهد که بردار ویژگی پیشنهادی به‌خوبی اطلاعات محلی و سراسری تصویر را بازنمایی می‌کند. در بخش بعدی، با تحلیل مدل پایه شبکه عمیق رزیژوال و روش عمیق پیشنهادی بر روی چند پایگاه‌داده تصاویر امضاء نشان داده‌ایم که بردار ویژگی مشترک ایجاد شده از کارایی مطلوب‌تری در مقایسه با بردار ویژگی مدل پایه و همچنین سایر روش‌های مشابه موجود برخوردار است.

۴. نتایج تجربی و آزمایش‌ها

در این بخش به ارزیابی و تحلیل روش ارائه شده می‌پردازیم. به‌منظور رعایت ارزیابی منصفانه، ما از سه پایگاه‌داده تصاویر امضاء مختلف استفاده می‌کنیم که در ادامه به معرفی هر یک



شکل ۵: نمونه‌هایی از تصاویر پایگاه داده‌های امضاء (الف) CEDAR، (ب) UTsig و (ج) GPDS

پایگاه داده‌های تصاویر امضاء به ازای هر فرد ۱۶ تصویر امضاء از ۲۴ تصویر اصلی به صورت تصادفی انتخاب و برای آموزش مدل، استفاده شده است و ۸ تصویر باقیمانده مورد آزمایش قرار گرفتند. نتایج به دست آمده حاصل سه مرتبه اجرا می‌باشد که میانگین‌گیری شده است. جدول ۱، نتایج این ارزیابی را نشان می‌دهد. چنانکه مشاهده می‌شود در هر سه پایگاه روش ارائه شده نتایجی بهتر یا برابر روش پایه دارد. در این جدول علاوه بر نتایج نهایی به دست آمده، نتایج کسب شده در گام‌های اولیه استخراج ویژگی نیز مورد مقایسه قرار گرفته است چنانکه مشاهده می‌شود حتی در مواردی که نتایج هر دو روش پیشنهادی و روش پایه برابر است روش پیشنهادی خیلی سریعتر به نتیجه مطلوب دست یافته است این به آن معناست که ترکیب ویژگی‌های استخراج یافته به روش عمیق و روش کلاسیک ارائه شده نه تنها باعث شده است خیلی سریعتر به حداکثر نتیجه قابل تفکیک دست یابیم بلکه در اغلب موارد نیز سبب بهبود نتایج شده است. بر این اساس اعتقاد نویسندگان بر آن است که پایگاه CEDAR به دلیل تعداد اندک امضاءکنندگان نتوانسته به خوبی تاثیر روش پیشنهادی را نشان دهد و خیلی سریع به حداکثر مقدار دقت ممکن همگرا شده است. در حالیکه دو پایگاه UTsig و GPDS که تعداد امضاءکننده بیشتری دارند و از وضعیت سخت‌تری در تفکیک نمونه‌های امضاء برخوردار هستند به خوبی اثر روش ارائه شده را نشان می‌دهند. این نتیجه‌گیری را می‌توان بر اساس نمودارهای نمایش داده شده در شکل ۶ نیز درک کرد.

جدول ۱: دقت بازشناسی امضاء (%) با روش‌های پایه و پیشنهادی بر روی سه پایگاه داده تصاویر امضاء

مدل ارزیابی	Epoch	CEDAR	UTsig	GPDS
روش پایه رزنت-۱۸	۲۵	۹۹/۷۷	۹۰/۵۷	۸۰/۴۷
روش مشترک ارائه شده	۲۵	۱۰۰	۹۴/۵۳	۹۴/۵۵
روش پایه رزنت-۱۸	۷۵	۱۰۰	۹۱/۰۶	۹۴/۴۴
روش مشترک ارائه شده	۷۵	۱۰۰	۹۵/۴۰	۹۸/۹۰

۴-۴- ارزیابی و مقایسه روش ارائه شده با داده‌های آموزشی کم

چنانکه پیش‌تر ذکر شد در روش‌های مبتنی بر یادگیری با نظارت همواره موضوع تعداد نمونه‌های آموزشی به عنوان یک چالش تلقی

۳-۱-۴- پایگاه داده گروه پردازش سیگنال دیجیتال (GPDS)

پایگاه داده تصاویر ایستای امضاء تهیه شده توسط گروه پردازش سیگنال دیجیتال (GPDS) در دانشگاه لاس پالماس اسپانیا یک پایگاه بسیار بزرگ و غنی شامل نمونه‌های امضاء تولید شده بصورت مصنوعی برای ۴۰۰۰ فرد می‌باشد که همگی با قلم‌های متفاوت و با کیفیت ۶۰۰ نقطه در اینچ^۱ تولید شده‌اند. در این پایگاه، به ازای هر نفر ۵۴ نمونه امضاء وجود دارد که ۲۴ نمونه اصلی و ۳۰ نمونه جعلی می‌باشد. این پایگاه در مجموع ۲۱۶۰۰۰ نمونه تصویر امضاء دارد که در سال ۲۰۱۵ منتشر شده است و هم اکنون یکی از معتبرترین پایگاه‌های تصویر ایستای امضاء می‌باشد. اغلب محققین این حوزه، نتایج تحقیقات خود را بر روی این پایگاه داده نیز ارزیابی می‌کنند. در این پژوهش، برخلاف دو پایگاه قبلی، به دلیل کمبود حافظه، تصاویر این پایگاه را به اندازه ۱۰۰×۱۰۰ تغییر اندازه داده شده است و سایر مراحل پیش پردازش به طور مشابه بر روی این پایگاه نیز اعمال می‌شود. یک نمونه از تصاویر امضای این پایگاه در شکل ۵ (ج) نشان داده شده است. جزئیات بیشتر درباره این پایگاه در مرجع [۲۰] قابل دستیابی است.

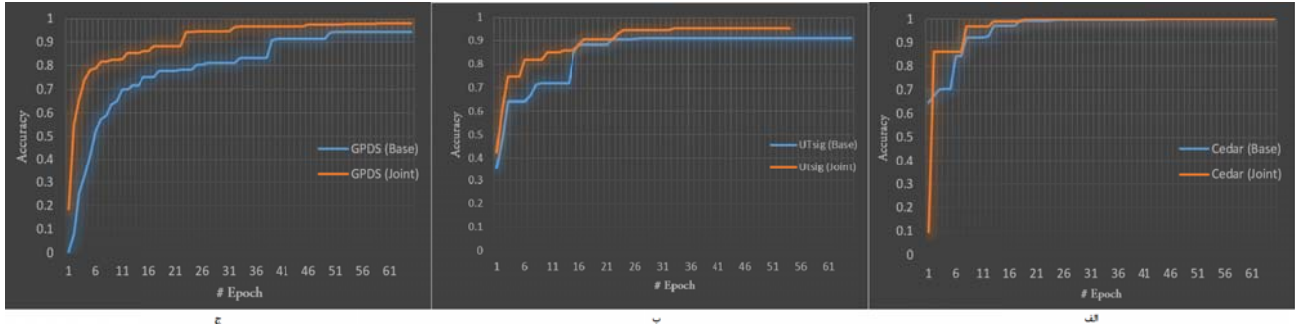
۲-۴- تقویت داده‌های آموزشی

از آنجا که مدل پیشنهادی یک روش مبتنی بر یادگیری با نظارت می‌باشد برای آموزش مدل، به نمونه داده‌های آموزشی نیاز است. یکی از چالش‌های یادگیری عمیق وابستگی آن به داده‌های آموزشی زیاد می‌باشد لذا ما در اینجا برای غلبه بر این چالش با روش‌های مرسوم افزایش داده، تعداد نمونه‌های آموزشی بیشتری تولید کرده و در فرآیند آموزش مدل پیشنهادی مان استفاده می‌کنیم. انعکاس افقی و دوران در بازه صفر تا ۳۵ درجه تبدیلاتی هستند که ما بر روی داده‌های آموزشی اندکی که داریم اعمال کرده‌ایم و تعداد بیشتری نمونه آموزشی جدید تولید می‌کنیم. به طور متوسط در فرآیند تقویت داده‌های آموزشی به ازای هر تصویر حدود ۲۰۰ نمونه آموزشی جدید تولید می‌کنیم.

^۱dpi

امضاء تهیه کرده و روش پیشنهادی‌شان را با آن‌ها ارزیابی کرده‌اند. اما روش‌هایی نیز وجود دارد که به ارائه یک قرارداد استاندارد پرداخته‌اند مشابه مرجع [۵] که داده‌های آموزشی را به دو شیوه تقسیم‌بندی کرده است ما نیز همین ارزیابی را استفاده و نتایج روش پیشنهادی را با آن مقایسه می‌کنیم. در روش اول ۲۵٪

می‌شود بطوریکه همواره توسعه روش‌هایی که توانایی کسب نتایج مطلوب با نمونه‌های آموزشی کمتر را دارند مورد توجه است. در این تحقیق با رویکرد تقویت داده‌های آموزشی، کمبود نمونه‌های آموزشی جبران شده است اگر چه به هر حال نمونه‌های تولید شده مبتنی بر تعداد نمونه‌های واقعی پایه هستند ولی ارزیابی روش



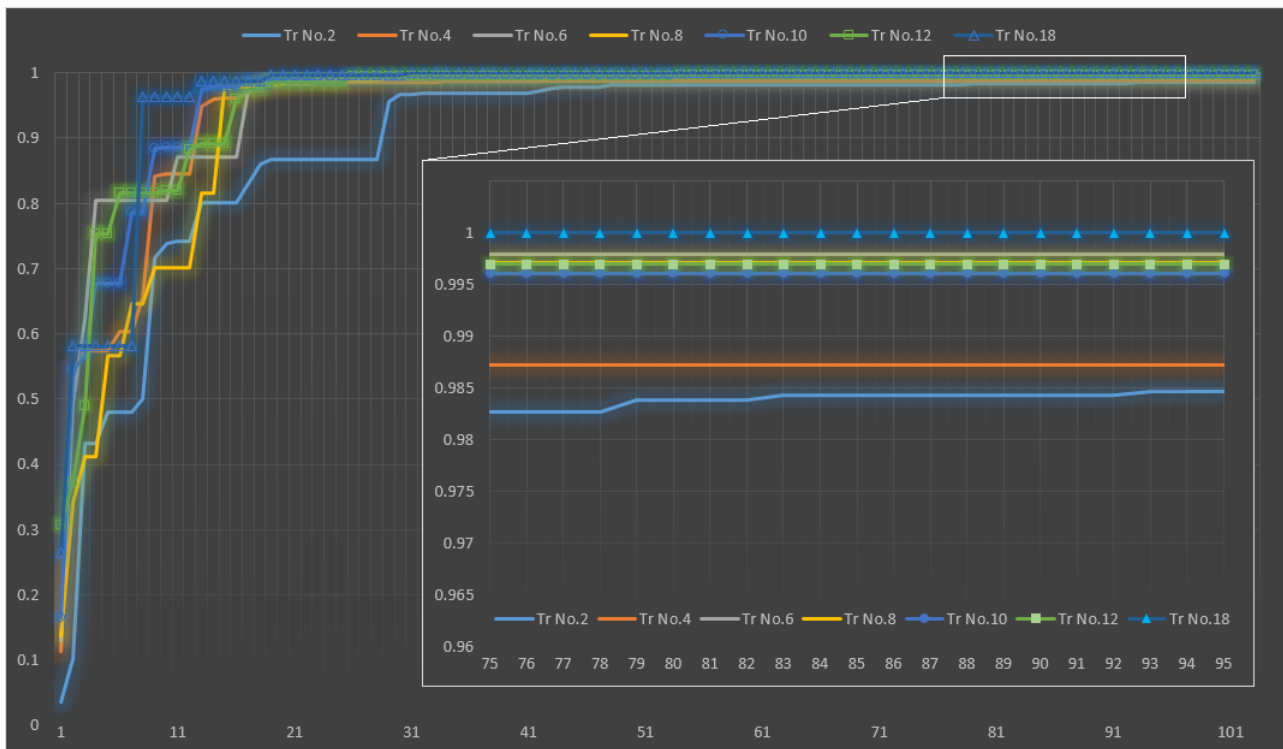
شکل ۶: نتایج ارزیابی بازنمایی امضاء با مدل معماری پایه رزنت (نمودار آبی) و مدل معماری پیشنهادی (نمودار نارنجی) بر روی سه پایگاه داده تصاویر امضاء (الف) CEDAR، (ب) UTsig و (ج) GPDS

داده‌ها برای آموزش و ۷۵٪ برای آزمایش مورد استفاده قرار گرفته‌اند و در روش دوم ۵۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۵۰٪ برای آزمایش استفاده می‌شوند. نتایج روش پیشنهادی با تقسیم‌بندی ذکر شده بر روی هر سه پایگاه داده تصاویر امضاء معرفی شده در بخش ۴-۱ اعمال شده است که در جدول ۳ قابل مشاهده می‌باشد. با توجه به آنکه مرجع [۵] نتایج خود را در این بخش صرفاً بر روی پایگاه CEDAR و GPDS ارزیابی کرده است نتایج مذکور بر روی پایگاه UTsig موجود نیست با این حال ما نتایج مان را در این بخش بر روی هر سه پایگاه ذکر کرده‌ایم که برای مقایسه کارهای آینده می‌تواند مورد استفاده قرار گیرند. چنانکه در جدول ۳ مشاهده می‌شود. روش ما در هر دو پایگاه داده و با هر دو قرارداد ۲۵-۷۵ و ۵۰-۵۰ به نتایجی بهتر از هر چهار روش مرجع [۵] نائل شده است. همچنین مطابق جدول ۴ که به مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها طی قراردادهای آزمایشی مختلف پرداخته‌ایم در هر دو پایگاه CEDAR و UTsig روش ما دقت بهتری از همه روش‌های موجود کسب کرده است. از طرفی، با این حال که روش ترکیبی مرجع [۵] به ازای تعداد نمونه‌های آموزشی ۱۲ تصویر امضاء برای هر امضاءکننده دقت بهتری نسبت به روش ما کسب کرده است اما همان الگوریتم به ازای داده‌های آموزشی کمتر، یعنی ۶ نمونه به ازای هر امضاءکننده، دقت کمتری در مقایسه با روش ما دارد که نشان از توانمندی روش پیشنهادی ما به ازای تعداد داده‌های آموزشی کم می‌باشد.

پیشنهادی نشان می‌دهد حتی با نمونه‌های پایه بسیار کم نیز قادر به کسب نتایج مطلوب می‌باشد. در این آزمایش، ما تعداد نمونه‌های آموزشی پایه را مشابه مرجع [۵] برابر ۲، ۴، ۶، ۸ و ۱۰ تصویر امضاء از پایگاه CEDAR در نظر گرفتیم و با سایر تصاویر باقیمانده فرآیند ارزیابی را انجام دادیم. نتایج این آزمایش که حاصل میانگین‌گیری شده دو مرتبه اجرای روش پیشنهادی می‌باشد، در جدول ۲ نشان داده شده است. همچنین نمودار شکل ۷ ضمن آنکه نشان می‌دهد روش پیشنهادی به وسیله ۱۸ نمونه آموزشی دقت ۱۰۰٪ را کسب کرده است اما اگر فقط ۲ نمونه آموزشی استفاده شود این دقت به مقدار ۹۸/۴۷٪ کاهش می‌یابد؛ بدین ترتیب تاثیر تعداد نمونه‌های آموزشی در این تصویر به خوبی مشهود است.

۵-۴ - مقایسه روش ارائه شده با بهترین نتایج

با توجه به تنوع قراردادهای ارزیابی در تحقیقات مختلف، انتخاب یک روش استاندارد و منصفانه که مورد استفاده همه محققین قرار گرفته باشد بسیار دشوار است لذا در این بخش ضمن معرفی روش‌های ارزیابی استفاده شده در سایر مقالات، سعی کرده‌ایم تا حد ممکن شرایط ارزیابی مشابه و مقایسه یکسانی را با سایر روش‌ها ارائه کنیم. لازم به ذکر است بیشتر روش‌های موجود بر روی داده‌های اختصاصی و نه استاندارد، ارزیابی روش خود را نشان داده‌اند مانند [۹]، [۱۰]، [۱۱] و [۱۴] که تعدادی نمونه



شکل ۷: تاثیر تعداد نمونه‌های آموزشی با روش پیشنهادی بر روی پایگاه CEDAR، مقدار # در # TrNo. تعداد نمونه آموزشی استفاده شده را بیان می‌کند

جدول ۲: دقت بازشناسی امضاء (%) با نمونه‌های آموزشی متفاوت بر روی پایگاه CEDAR

تعداد نمونه آموزشی پایه	مرحله	۲	۴	۶	۸	۱۰	۱۲	۱۸
روش ارائه شده	۲۵	۸۶/۶۹	۹۸/۵۹	۹۹/۱۹	۹۸/۸۶	۹۹/۴۲	۹۸/۶۴	۹۹/۷۰
روش ارائه شده	۵۰	۹۸/۱۰	۹۸/۷۳	۹۹/۷۵	۹۹/۶۶	۹۹/۶۱	۹۹/۵۵	۱۰۰
روش ارائه شده	۷۵	۹۸/۲۶	۹۸/۷۳	۹۹/۸۰	۹۹/۷۲	۹۹/۶۱	۹۹/۷۰	۱۰۰

این حال همچنان نقاط ضعف دیگری در روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق وجود دارد. به عنوان نمونه، در مدل معماری کپسنت که یکی از موفق‌ترین مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق است و در آن موقعیت مکانی اجزای یک شی نیز مدنظر قرار می‌گیرد بار محاسباتی زیاد آن بعضاً عاملی برای عدم دستیابی به نتیجه در پایگاه داده‌های بزرگ می‌باشد. اگرچه بطور کلی روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق به داده‌های آموزشی زیاد نیاز دارند. لذا ترکیب ویژگی‌های سنتی که بتوانند هدف مسئله را پوشش دهند با روش‌های خودکار استخراج ویژگی عمیق یک پروسه هوشمندانه است که می‌تواند منجر به کسب نتایجی بهتر در مقایسه با هر یک از آنها به تنهایی شود. از طرف دیگر، در این مقاله علیرغم به کارگیری ترکیب ویژگی‌های سنتی و ویژگی‌های مبتنی بر یادگیری عمیق، همچنان اندکی خطا در سیستم پیشنهادی مشاهده می‌شود. شکل ۸، تعدادی از نتایج اشتباه روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. با تمرکز بر این نتایج می‌توان فهمید روش معرفی شده به خوبی ویژگی‌هایی همچون منحنی‌ها، ظرافت قلم، حجم پیچیدگی‌های موجود در امضاء و غیره را توانسته است درک کند زیرا نتایج اشتباه شناسایی شده، بسیار شبیه نمونه امضاهای مورد جستجو می‌باشند. در این شکل، دو نمونه امضای اشتباه بازشناسی شده از هر پایگاه داده برای مشاهده نمایش داده شده است.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

بحث: اهمیت بالای استخراج ویژگی‌های موثر تصویر، انگیزه ما در تحلیل ویژگی‌ها می‌باشد؛ چنانکه رشد چشمگیر روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق توانسته نتایج قابل قبولی را در حوزه تحلیل تصویر حاصل کند. همانطور که در این مقاله نشان دادیم روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق علیرغم کارایی بسیار مطلوبی که دارند اما همچنان تضمین‌کننده استخراج بهترین ویژگی‌ها نیستند اگر چه شاید با تمرکز و تغذیه فیلترهای متنوع در لایه کانولوشن بتوان به کارایی مورد نظر نزدیک شد اما چالش تعیین چنین فیلترهایی خود یک مسئله مجزا و البته نه چندان ساده است. از طرف دیگر، صرف آموزش بیشتر با تعداد داده ثابت، صرفاً سیستم را بسوی بیش‌برازش^۱ متمایل می‌کند که می‌تواند منجر به کاهش دقت سیستم گردد. به این ترتیب آنچه با اطمینان می‌توان ذکر کرد این است که استخراج خودکار ویژگی‌های تصویر برای کاربردهایی مانند بازشناسی امضاء اگر چه بسیار مفید می‌باشد اما کامل نیست و ترکیب ویژگی‌هایی که می‌توانند در تحلیل چنین مسائلی موثر واقع شوند سبب بهبود دقت سیستم بازشناسی امضاء می‌گردد. با

^۱Overfit

جدول ۴: مقایسه دقت بازشناسی امضاء در روش ارائه شده با

بهترین نتایج

روش	پایگاه	روش	# نمونه آموزشی	دقت (%)
مرجع [۲۱]	UTsig	با معیار اقلیدسی	۲۰	۷۳/۲۹
مرجع [۲۱]	UTsig	با معیار منتهی	۲۰	۸۷/۵۶
روش ارائه شده	UTsig	-	۲۰	۹۵/۴۰
مرجع [۵]	CEDAR	LS2Net	۶	۹۸/۳۰
روش ارائه شده	CEDAR	-	۶	۹۹/۸۰
مرجع [۷]	CEDAR	CapsNet, image 64x64	۱۲	۹۷/۲۰
مرجع [۷]	CEDAR	CapsNet, image 32x32	۱۲	۹۶/۸۰
مرجع [۵]	CEDAR	LS2Net	۱۲	۹۸/۸۸
روش ارائه شده	CEDAR	-	۱۲	۹۹/۷۰
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net	۶	۷۹/۴۲
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net + BN	۶	۹۶/۰۱
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net + BN + C3	۶	۹۶/۵۳
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net_v2 - $\alpha: 1$	۶	۹۶/۹۱
روش ارائه شده	GPDS	-	۶	۹۸/۲۱
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net	۱۲	۹۳/۱۱
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net + BN	۱۲	۹۹/۲۵
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net + BN + C3	۱۲	۹۹/۴۰
مرجع [۵]	GPDS	LS2Net_v2 - $\alpha: 1$	۱۲	۹۹/۲۱
روش ارائه شده	GPDS	-	۱۲	۹۸/۹۰

نتیجه گیری: مساله بازشناسی امضاء یکی از موضوعات مورد توجه در حوزه هوشمندسازی و بینایی ماشین است که کاربردهای متنوعی دارد و اخیراً با توجه به رویکرد خودکارسازی سامانه‌های بانکی در کاربردهای بانکداری، گواهی امضاء و غیره مورد توجه بیشتر قرار گرفته است. بهترین روش‌های موجود، اغلب مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق می‌باشند که استخراج ویژگی‌ها در آنها به صورت خودکار و بسیار کارآمد انجام می‌شود. ما در این تحقیق، یک روش هوشمند بازشناسی امضاء معرفی کردیم که در آن با ارائه یک

مدل معماری یادگیری عمیق مشترک، از هر دو دسته ویژگی استخراج شده توسط شبکه‌های عصبی عمیق و ویژگی‌های سنتی بهره‌مند می‌شویم. در این تحقیق نشان دادیم ترکیب این ویژگی‌ها توصیف مطلوب‌تری به منظور بازشناسی امضاء حاصل کرده است. در این راستا، برای استخراج ویژگی‌های سنتی یک رویکرد ابتکاری سراسری نیز ارائه شد که قابلیت تفکیک پذیری را افزایش می‌دهد.

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی بر روی سه پایگاه داده مشهور تصاویر امضاء ارائه شد که طی آن نشان داده شد نه تنها روش مشترک پیشنهادی از روش پایه مبتنی بر شبکه عصبی عمیق بهتر است بلکه نتایج روش ما در اغلب موارد بهتر از نتایج بهترین روش‌های موجود در بازشناسی امضاء می‌باشد. چنانکه با روش پیشنهادی، بهترین دقت بازشناسی امضاء بر روی پایگاه CEDAR برابر ۱۰۰٪ حاصل شده است که این دقت بر روی پایگاه‌های UTsig و GPDS به ترتیب ۹۵/۴۰٪ و ۹۸/۹۰٪ می‌باشد.

آزمایش‌های متنوعی به منظور ارزیابی روش پیشنهادی بر روی سه پایگاه داده مشهور تصاویر امضاء ارائه شد که طی آن نشان داده شد نه تنها روش مشترک پیشنهادی از روش پایه مبتنی بر شبکه عصبی عمیق بهتر است بلکه نتایج روش ما در اغلب موارد بهتر از نتایج بهترین روش‌های موجود در بازشناسی امضاء می‌باشد. چنانکه با روش پیشنهادی، بهترین دقت بازشناسی امضاء بر روی پایگاه CEDAR برابر ۱۰۰٪ حاصل شده است که این دقت بر روی پایگاه‌های UTsig و GPDS به ترتیب ۹۵/۴۰٪ و ۹۸/۹۰٪ می‌باشد.

جدول ۳: دقت بازشناسی امضاء (%) به روش پیشنهادی و روش‌های معرفی شده در مرجع [۵]

پایگاه	CEDAR	UTsig	GPDS
نسبت داده آموزشی و آزمایشی	۷۵-۲۵	۵۰-۵۰	۵۰-۵۰
روش VGG-S مرجع [۵]	۹۷/۱۳	NA	۷۵-۲۵
روش VGG-M مرجع [۵]	۹۷/۳۵	NA	۷۳/۲۹
روش VGG-16 مرجع [۵]	۹۶/۵۹	NA	۶۵/۵۹
روش LS2Net مرجع [۵]	۹۸/۳۰	NA	۷۰/۳۰
روش مشترک ارائه شده	۹۹/۷۰	۸۴/۹۷	۹۸/۲۱

[7] D. Gumusbas and T. Yildirim, "Offline Signature



شکل ۸: نتایج اشتباه؛ ردیف اول نمونه جستجو شده از هر یک از پایگاه داده‌ها، ردیف دوم نتیجه جستجو

Identification and Verification Using Capsule Network," IEEE International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications, Sofia, Bulgaria, pp. 1-5, 2019.

[8] M. Jampour and A. Naserasadi, "Chaos game theory and its application for offline signature identification," in IET Biometrics, Vol. 8 (5), pp. 316-324, 2019.

[9] P. Patil, B. Almeida, N. Chettiar and J. Babu, "Offline signature recognition system using histogram of oriented gradients," 2017 International Conference on Advances in Computing, Communication and Control (ICAC3), Mumbai, pp. 1-5, 2017.

[10] M. Taşkiran and Z. G. Çam, "Offline signature identification via HOG features and artificial neural networks," IEEE 15th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMII), pp. 83-86, 2017.

[11] Adeyemo, Adesesan B. and Adeyinka Abiodun. "Adaptive SIFT / SURF Algorithm for Off-line Signature Recognition", Egyptian Comput. Sci. J. 39(1), 2015.

[12] G G Rajput and Pandit Patil. "Writer-independent Offline Signature Recognition based upon Fourier Descriptors", International Journal of Computer Applications, Vol. 162(5), pp. 29-33, 2017.

[13] Daramola, S. A. and Ibiyemi, T. S, "Offline Signature Recognition using Hidden Markov Model (HMM)". International Journal of Computer Applications, Vol. 10 (2), pp. 17-22, 2010.

[14] Fotak, T., Baca, M., Koruga, P.: "Handwritten signature identification using basic concepts of

مراجع

- [1] Jain, A., Ross, A.A., Nandakumar, K.: "Introduction to biometrics", Springer, US, 2011.
- [2] Nevo, B "Scientific Aspects of Graphology: A Handbook Springfield", IL: Thomas: 1986.
- [3] R.M. Bolle, J. Connell, S. Pankanti, N.K. Ratha, A.W. Senior, "Guide to Biometric", Springer Verlag, US, 2004.
- [4] L. G. Hafemann, R. Sabourin and L. S. Oliveira, "Offline handwritten signature verification Literature review," Seventh International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications, Montreal, QC, pp. 1-8, 2017.
- [5] NurullahCalik, Onur Can Kurban, Ali Rıza Yılmaz, TülayYildirim, LütfiyeDurak Ata, "Large-scale offline signature recognition via deep neural networks and feature embedding", Neurocomputing, Vol. 359, pp. 1-14, 2019.
- [6] B. Ribeiro, I. Gonçalves, S. Santos, and A. Kovacec, 'Deep learning networks for off-line handwritten signature recognition', in Iberoamerican Congress on Pattern Recognition, 2011, pp. 523-532



مهدی چم پور تحصیلات خود را به ترتیب در مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد کامپیوتر دانشگاه شهید باهنر کرمان و هوش مصنوعی دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد سپری کرد؛ ایشان سپس با کسب جایزه بورس تحصیلی خارج از کشور طی سالهای ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۶ موفق به اخذ مدرک دکتري خود در گرایش بینایی کامپیوتر از

دانشگاه فنی گراتس اتریش گردید. وی در دوران تحصیلات خود موفق به کسب جوایز معتبری مانند بورس تحصیلی وزارت عتف، جایزه مارشال پلن برای فرصت مطالعاتی در دانشگاه ماساچوست ایالات متحده، جایزه کووی از دانشگاه فنی گراتس شد، همچنین در سالهای ۱۳۹۶ و ۱۳۹۸ مفتخر به کسب جایزه‌های شهید چمران و شهید کاظمی آشتیانی از بنیاد ملی نخبگان ج ۱ ایران گردید. ایشان دوره پسادکتري خود را در سال ۱۳۹۶ در پژوهشگاه ارتباطات و فناوری اطلاعات سپری کرد. دکتر مهدی چم پور هم اکنون استادیار دانشگاه صنعتی قوچان، عضو هیات سردبیران نشریه JUCS و داور متداول نشریاتی همچون TMM، می‌باشد. TIP, TPAMI



ملیحه جاویدی تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد در رشته مهندسی کامپیوتر با گرایش نرم افزار در دانشگاه فردوسی مشهد با درجه ممتازی طی سالهای ۱۳۸۵ و ۱۳۸۷ سپری کرد؛ ایشان سپس با کسب جایزه استعدادهای درخشان مقطع دکتري را در رشته مهندسی

کامپیوتر با گرایش هوش مصنوعی در دانشگاه فردوسی مشهد آغاز کرد و در سال ۱۳۹۶ موفق به اخذ درجه دکتري گردید. وی از سال ۱۳۹۰ به عنوان عضو هیات علمی در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قوچان مشغول بکار می‌باشد. وی همچنین عضو گروه تحقیقات پژوهشی تجزیه و تحلیل تصاویر چشم EIARG و هسته پژوهشی بینایی ماشین دانشگاه فردوسی مشهد می‌باشد. زمینه‌های اصلی تحقیقاتی ایشان پردازش تصویر، بینایی ماشین، پردازش تصاویر پزشکی و شبکه‌های عصبی عمیق است.

graph theory". WSEAS Trans. Sig. Process. Vol. 7(4), pp. 145–157, 2011.

- [15] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Identity mappings in deep residual networks", CoRR, abs/1603.05027.
- [16] K. He, J. Sun, "Convolutional neural networks at constrained time cost", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 5353–5360, 2015.
- [17] K. He, X. Zhang, S. Ren, J. Sun, "Deep residual learning for image recognition", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 770–778, 2016.
- [18] Kalera, M.K., Zhang, B., Srihari, S.N.: "Off-line signature verification and identification using distance statistics", Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell., Vol. 18, pp. 1339–1360, 2004.
- [19] Soleimani, A., Fouladi, K., Araabi, B.N.: "UTSig: a Persian offline signature dataset", IET Biometrics, Vol. 6 (1), pp. 1–8, 2017.
- [20] Ferrer, M.A., Diaz-Cabrera, M., Morales, A.: "Static signature synthesis: a neuromotor inspired approach for biometrics", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. 37 (3), pp. 667–680, 2015.
- [21] Das, Uttam Kumar, Sanyal, Shisna, De Sarkar, Anindita, Chaudhuri, Chitrita. "Enhancement of Identification Accuracy by Handling Outlier Feature Values Within a Signature Case Base", Springer, pp. 179–191, 2019.