

شناسایی اثر انگشت با استفاده از روش نزدیک ترین همسایه فازی با کمک روش الگوی باینری محلی

منیره مالکی^۱، کیوان معقولی^{۲*}

۱- دانشجوی دکتری تخصصی گروه بیوالکترونیک، دانشکده علوم و فناوری های پزشکی،

واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

Mahsamaleki89@ymail.com

۲- عضو هیات علمی گروه بیوالکترونیک، دانشکده علوم و فناوری های پزشکی، واحد علوم و

تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

K_Maghooli@srbiau.ac.ir

چکیده

با پیشرفت سریع بنیان گسترش فناوری اطلاعات و کامپیوتر، تشخیص کاربران و افراد ضرورت می یابد. امروزه سیستم های شناسایی متفاوتی برای تشخیص و احراز هویت کاربران وجود دارد. ولی خصوصیات بیومتریکی وجه تمایز خاص خود را دارد و از این رو مورد استقبال قرار گرفته است. اثر انگشت قدیمی ترین و گسترده ترین خصوصیت بیومتریکی جهت شناسایی افراد می باشد که معمولاً به خاطر عمومیت، سادگی و منحصر به فرد بودنش نسبت به سایر روشها و خصوصیات بیومتریکی مثل کف دست، چهره، عنبیه و ضربان قلب و... مورد توجه قرار گرفته است. امروز از این تکنولوژی نه تنها جهت شناسایی افراد در مراکز جرم شناسی و انتظامی استفاده می شود بلکه در مراکز اداری و تجاری نیز کاربردهای گسترده ای پیدا کرده است. همین گسترش کاربردهای اثر انگشت، نیاز به شناسایی خودکار اثر انگشت را بیشتر کرده است. بدین صورت که از اواخر سده گذشته میلادی تاکنون روش های مختلفی جهت شناسایی خودکار اثر انگشت استفاده شده است. در این مقاله سعی می کنیم شناسایی اثر انگشت را با استفاده از روش نزدیک ترین همسایه فازی و با کمک روش های پردازشی باینری انجام دهیم. بر این اساس تصاویر مربوط به اثر انگشت با بالاترین صحت عملکردی تفکیک شدند.

کلمات کلیدی: نزدیک ترین همسایه فازی، باینری محلی، تشخیص اثر انگشت

۱- مقدمه

در جامعه امروز ما تشخیص هویت نقش مهمی را ایفا می کند. در تشخیص هویت سعی می شود تا برای چنین سوالاتی پاسخ پیدا کنیم: ۱. آیا یک فرد خاص همان کسی است که ادعا می کند؟ ۲. آیا سوابق و یا اطلاعاتی از یک فرد خاص موجود است؟ ۳. آیا یک فرد خاص حق ورود به سیستم را دارد؟ ۴. یک کارمند خاص مجاز به چه عملیاتی در سیستم است؟ برای پاسخ دادن به این سوالات در اولین گام باید هویت فرد را مشخص کرد. از طرفی دیگر با رشد سریع تکنولوژی شاهد آن هستیم که ارتباط بین افراد بیش از پیش الکترونیکی می شود. بنابراین نیاز داریم تا هویت افراد را بطور دقیق و خودکار تعیین کنیم. با اینکه شناسایی افراد بصورت خودکار در جامعه امروز امری ضروری به نظر می آید اما شناسایی افراد توسط خصیصه های فیزیکی آن ها موضوع تازه ای نیست. انسان ها یکدیگر را با توجه به خصیصه های فیزیکی شان شناسایی می کنند. ما در ملاقات حضوری یکدیگر را از روی چهره تشخیص می دهیم و یا در ارتباط تلفنی با توجه به صدای فرد مقابل به هویت او پی می بریم. در روش های سنتی اطلاعاتی که فرد در اختیار دارد بیانگر هویت اوست. از جمله این اطلاعات می

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

توان به کلمه رمز و یا یک شماره شناسایی اشاره کرد که این روش های سنتی دارای مزایا و معایبی هستند. یکی از این مزایا سادگی و کم هزینه بودن آن ها است. سیستمی که بخواهد چنین شاخص هایی را مورد شناسایی قرار دهد چندان پیچیده نخواهد بود و با هزینه اندکی نیز قابل پیاده سازی است. اما عیب سیستم این است که این شاخص ها قابل دزدین هستند و یا ممکن است فراموش شوند. در واقع در روش های سنتی سیستم قادر نیست تا بین فرد واقعی و فرد نفوذ کننده تمایز قابل شود و هر کسی که دانش مورد نظر را در اختیار داشته باشد به عنوان فرد واقعی شناسایی خواهد شد پس می توان نتیجه گرفت که سیستم های سنتی از امنیت کافی برای جامعه الکترونیکی امروزی ما برخوردار نیستند. اما امروزه تعیین هویت قطعی افراد در مبادله اطلاعات یک عنصر حیاتی در ایمنی داده ها است. بنابراین روش های مختلفی برای تعیین هویت افراد وجود دارد. یکی از پایه های خودکار سازی تعیین هویت افراد، شناسایی انسان ها بر اساس ویژگی های بیومتریک آنها مانند چهره، الگو های گفتاری و اثر انگشت و ... است. تعیین هویت افراد با استفاده از اثر انگشت نسبت به سایر روش های بیومتریک تعیین هویت بطور گسترده ای مورد استفاده قرار می گیرد. به برآمدگی ها و فرو رفتگی های موجود در پوست نوک انگشت اثر انگشت گویند. بزرگترین دلیل استفاده گسترده و عمومی از اثر انگشت بعنوان ابزار تعیین هویت این است که اثر انگشت افراد منحصر به فردند و در طول عمر فرد تغییر نمی کنند. روش های شناسایی اثر انگشت یکی از جالب توجه ترین روش های تشخیص الگو برای تعیین هویت افراد هستند. تکنیک های شناسایی اثر انگشت اطمینان و ثبات در تشخیص هویت را تضمین می کنند و بدین ترتیب در کاربردهای مختلف مورد استفاده قرار می گیرد. از جمله اثر انگشت در صنایع کامپیوتری مانند Business, Network, Software licensing و وسایل جانبی مانند ماوس و صفحه کلید کاربرد دارد. همچنین در روشن کردن اتومبیل، قفل گاوصندوق یا درب ها و یا کارت های اعتباری استفاده می شود. از طرف دیگر مشکلات عملی زیادی در سیستم های شناسایی اثر انگشت وجود دارد. هر دفعه که یک اثر انگشت گرفته می شود ممکن است بخاطر قابلیت کشسانی پوست، تحریفاتی در شکل و محل اثر انگشت ایجاد شود. علاوه بر این اطمینان بالا و پردازش بلادرنگ، فاکتورهای مهم مورد نیاز در سیستم خودکار شناسایی اثر انگشت هستند. برای حل این مشکلات، استخراج ریزه ها از تصاویر اثر انگشت و کاربرد آن ها در تطبیق اثر انگشت مورد بررسی قرار می گیرد.

۲- روش انجام کار

به منظور پیاده سازی روش انجام کار، اطلاعات پایه (Data Base) اثر انگشت تهیه شده از مقالات مرجع، از ۱۰ نفر مختلف می باشد که از هر نفر ۸ اثر انگشت ثبت شده است. یعنی در مجموع Data Base کار شامل ۸۰ عکس با فرمت tif از اثر انگشت این نمونه ها می باشد. مجموعه پیاده سازی ۳ مرحله اصلی دارد که در ادامه هر مرحله بیان خواهد شد.

۲-۱- پردازش تصاویر

در مرحله اول تصاویر اثر انگشت مورد نظر توسط برنامه فراخوانی میشود. هدف اصلی در این قسمت بهبود کیفیت تصویر به منظور انجام بهتر مراحل بعدی است. این پردازش تصویر به کمک یک فیلتر میان گذر مثل همه ی پردازش تصویرهای هویتی انجام شده است. در این قسمت از تابع گوسین استفاده شده است.

تغییرات کلی روشنایی در کل تصویر (مثل وجود سایه) دارای مختصات فرکانسی پایینی می باشد. از این رو استفاده از یک فیلتر بالاگذر باعث رفع آن می گردد. ولی از سوی دیگر استفاده از فیلتر بالاگذر بسیاری از اطلاعات مفید دیگر را از بین می برد. همچنین استفاده از فیلتر بالاگذر باعث حفظ اطلاعات دارای فرکانس بالا (مثل لبه ها) می شود. ولی باعث حفظ نویز تصادفی نیز خواهد شد. بنابراین برای حفظ اطلاعات مفید داخل تصویر می توان از فیلتر میان گذر استفاده نمود. یکی از رایج ترین این نوع فیلترها DoG می باشد که در حقیقت یک فیلتر میان گذر است. برای این منظور ابتدا کانولوشن تصویر را با دو تابع گوسین با انحراف معیارهای متفاوت ((پیکسل) $\sigma_1=2-4$ و (پیکسل) $\sigma_2=1$) محاسبه و سپس از هم کم می نماییم.

$$(1) L(x, y, \sigma) = I_E(x, y) * G(x, y, \sigma)$$

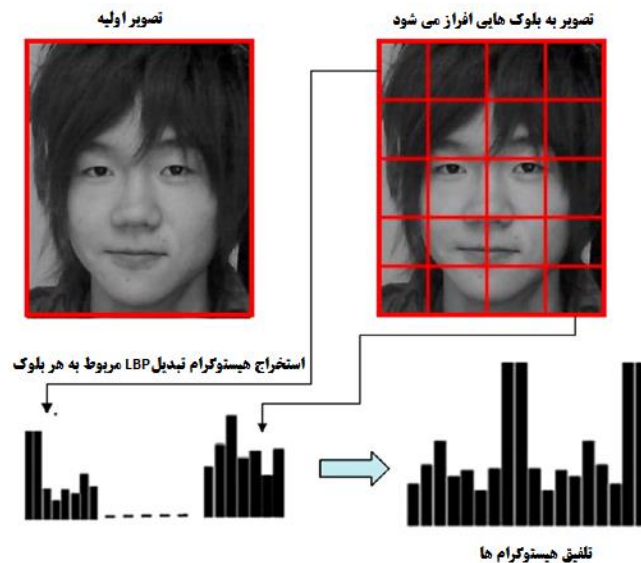
$$(2) G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{\sigma^2}}$$

$$(3) D(x, y) = L(x, y, \sigma_1) - L(x, y, \sigma_2)$$

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

پس از پردازش تصویر هر عکس در یک ماتریس به ابعاد 192×256 در می آید و در ماتریس خودش قرار می گیرد. در ادامه این قسمت که در واقع تقریباً ادامه پردازش تصویر اصلی و مهیا کردن ماتریس اصلی برای کلاس بندی است، از الگوی باینری (LBP) محلی استفاده شد. عملگر LBP اولین بار توسط اوجالا و همکارانش معرفی شد. این عملگر نسبت به تغییرات سطوح روشنایی مقاوم و از لحاظ محاسباتی بسیار کارا می باشد. از این عملگر برای توصیف بافت تصویر در بینایی ماشین استفاده می شود. از جمله زمینه هایی که از این عملگر استفاده می گردد، می توان به شناسایی چهره، تحلیل حرکت، شناسایی غده در تصاویر آندوسکوپی و تقطیع پلاک در تصاویر اتراسوند اشاره کرد. این عملگر در شکل اولیه خود برای هر پیکسل یک همسایگی 3×3 در نظر می گیرد. مقدار پیکسل مرکزی به عنوان سطح آستانه برای همسایگی مزبور در نظر گرفته می شود. به طوری که هر پیکسل همسایگی که از مقدار پیکسل مرکزی بزرگ تر یا مساوی باشد با مقدار یک و اگر کوچک تر باشد با مقدار صفر جایگزین می گردد. به این ترتیب هر پیکسل با یک نمایه باینری مشخص می شود. هیستوگرام مقادیر نمایه به دست آمده برای هر پیکسل را می توان به عنوان شاخصی برای توصیف بافت تصویر در نظر گرفت. استفاده از نمایه های مربوط به الگوهای یکنواخت و نادیده گرفتن الگوهای غیر یکنواخت از دو جهت حائز اهمیت است. اول این که بیشتر الگوهای محلی باینری مربوط به تصاویر طبیعی از نوع یکنواخت هستند. اوجالا و همکارانش، با تکیه بر آزمایش هایی که بر روی تصاویر بافت های مختلف انجام داده اند، ادعا کرده اند که حدود ۹۰ درصد الگوها با استفاده از الگوی باینری محلی یکنواخت با همسایگی $(8,1)$ و حدود ۷۰ درصد تمام الگوها با استفاده از الگوی باینری محلی یکنواخت با همسایگی $(16,2)$ قابل توصیف هستند. استفاده از الگوهای باینری محلی یکنواخت از لحاظ آماری دارای پایداری بیشتری هستند و نتایج بهتری را در کاربردهای مختلف می دهند. شواهد نشان می دهد که استفاده از عملگر فوق برای توصیف بافت تصویر نسبت به نویز حساسیت کمتری دارد و از طرفی نمایه های اختصاصی با این روش دارای طول کمتر و با اطمینان بالاتری به توصیف بافت می پردازد.

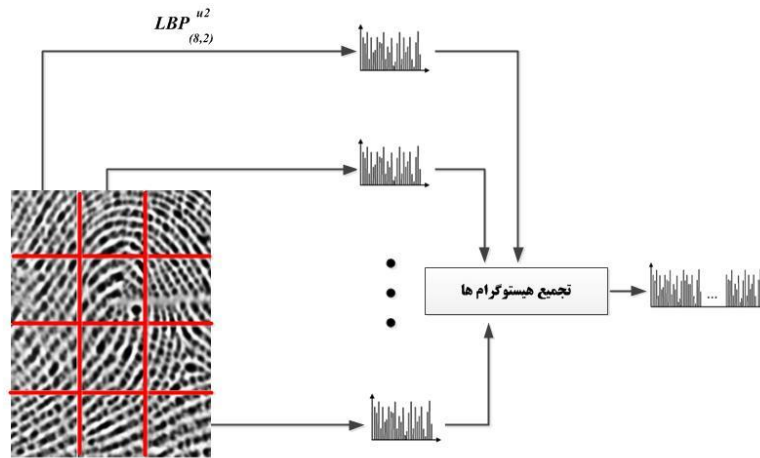
استفاده از عملگر LBP برای استخراج ویژگی در شناسایی چهره به وفور مورد استفاده قرار گرفته است. در ادامه به صورت اجمالی به توصیف فرآیند آن پرداخته می شود. در بیشتر موارد در شناسایی چهره، ابتدا تصویر چهره به بلوک هایی افزای می شوند. سپس عملگر مزبور به هر یک از این بلوک ها اعمال می گردد. در مرحله بعد برای هر بلوک به طور جداگانه هیستوگرامی استخراج می شود. و در نهایت این هیستوگرام ها با هم تلفیق می شوند و کدی را تشکیل می دهند که بیانگر تصویر چهره می باشد. شکل زیر این مراحل را به صورت نمادین نشان می دهد.



شکل ۱: نحوه استخراج هیستوگرام در عملگر LBP

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

حال در این مطالعه هم به منظور افزایش دقت پردازش از این روش برای استخراج هیستوگرام مورد نظر استفاده شده که میتوان حالت کلی آن را در شکل زیر دید.



شکل ۲: نحوه اعمال LBP در تصاویر اثر انگشت

۲-۲- دسته بندی تصاویر آموزش و آزمون

در ابتدای این مرحله ماتریس تصاویر نرمال میشود که در واقع یعنی از انحراف معیارش کم می کند و تقسیم بر میانگین می نماید. حال نوبت به این می رسد که اطلاعات مربوط به آموزش و آزمون برای مرحله ی بعد ، از همدیگر به صورت رندم و اتفاقی جدا شوند. علت استفاده از حالت رندم مانند تمام پیاده سازی ها ، تغییرات میزان صحت و افزایش کارایی برنامه است. پس از بررسی حالت های مختلف این تقسیم بندی و با توجه به میزان صحت جواب نهایی ، بهترین مقدار این تقسیم بندی ۵،۵ یا همان ۵۰٪ بدست آمد. در واقع یعنی نیمی از داده ها برای train و نیمی دیگر برای test استفاده شوند. در اینجا ۸۰ هیستوگرام از ۸۰ تصویر وجود داشت که ۴۰ عدد برای تست و ۴۰ عدد برای کلاس بندی استفاده شد.

۲-۳- طبقه بندی داده ها

برای طبقه بندی و کلاس بندی داده ها از روش FKNN که در واقع همان فازی KNN است ، استفاده شده است. ایده استفاده از KNN و پنجره پارزن از روی روش تخمین چگالی احتمال بر اساس کرنل (KDE) می باشد که بعدها از آن برای مسئله طبقه بندی کننده ها استفاده شده است. هر دو روش مزبور مبنایی احتمالاتی دارند و غیر پارامتری می باشند. برای محاسبه احتمال قرار گرفتن k نمونه در یک حجم (V) از رابطه زیر استفاده می شود. این رابطه از توزیع دوجمله ای حاصل می شود. که در رابطه بالا k بیانگر تعداد نمونه هایی است که در حجم V قرار می گیرند و N بیانگر تعداد کل دادگان است. در این روش K ثابت است و V از روی دادگان بدست می آید. به این منظور کره ای فرضی حول نقطه ای فرض می شود و شعاع کره آنقدر افزایش می یابد تا دقیقاً حاوی K نمونه از دادگان شود. سپس تخمین چگالی در آن نقطه، با توجه به حجم کره و رابطه زیر بدست می آید. در ادامه نشان داده خواهد شد که چگونه می توان این روش تخمین چگالی را توسعه داد و در دسته بندی مشاهدات استفاده کرد. بدین منظور، روش تخمین چگالی به طور جداگانه برای مشاهدات مربوط به دسته های مختلف داده، اعمال می گردد. فرض کنید دادگانی از N مشاهده موجود باشد که تعداد آن نقطه آن مربوط به کلاس Ck باشد، به طوری که:

$$p(x) = \frac{K}{NV} \quad (۴)$$

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

برای دسته‌بندی مشاهده جدید X ، ابتدا کره ای حول x در نظر گرفته می‌شود که به تعداد K عدد از مشاهدات را بدون توجه به دسته، در بر می‌گیرد. وقتی حجم کره برابر V گردید و به تعداد K_k نمونه از کلاس C_k باشد می‌توان تخمینی از چگالی احتمال X به شرط تعلق به کلاس C_k (مقید به کلاس)، احتمال غیرمقید و احتمال Prior را به صورت زیر محاسبه نمود.

$$p(x_k | C_k) = \frac{K_k}{N_k V} \quad (5) \text{ احتمال مقید به کلاس}$$

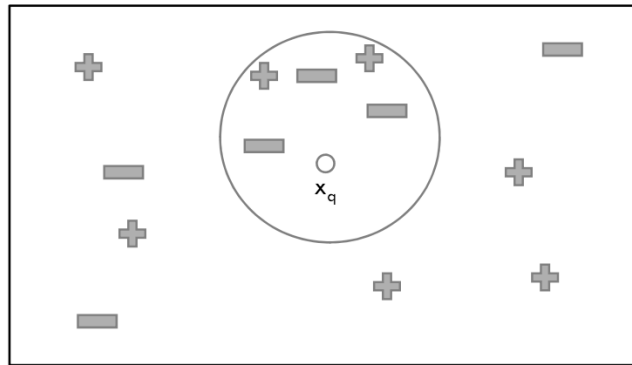
$$p(x) = \frac{K}{NV} \quad (6) \text{ احتمال غیر مقید}$$

$$p(C_k) = \frac{K_k}{K} \quad (7) \text{ احتمال Prior}$$

حال با استفاده از تئوری بیز می‌توان احتمال پسین کلاس به شرط مشاهده را به شرح ذیل محاسبه نمود.

$$p(C_k | x) = \frac{p(x | C_k)p(C_k)}{p(x)} = \frac{K_k}{K} \quad (8)$$

کلاسی که بیشترین احتمال پسین را حائز شود، بهترین جواب برای نمونه جدید خواهد بود. به عبارت دیگر برای تعیین کلاس یک نمونه جدید، ابتدا k نمونه نزدیک به آن از دادگان آموزش مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای تعیین میزان نزدیکی معیارهای مختلفی وجود دارد که ساده‌ترین آن فاصله اقلیدسی می‌باشد. آن‌گاه داده جدید متعلق به کلاسی است که تعداد دادگان مربوط به آن کلاس، از بقیه بیشتر باشد. به عنوان نمونه در شکل (۱۰) $k=5$ می‌باشد x_q . داده جدیدی است که باید دسته آن تعیین شود. همانطور که دیده می‌شود در همسایگی مزبور، تعداد نمونه‌های مربوط به کلاس (-) از تعداد نمونه‌های مربوط به کلاس (+) بیشتر است. پس x_q متعلق به کلاس (-) است.



شکل ۳: نحوه تعیین کلاس داده جدید با استفاده از روش KNN

حال در ادامه این مرحله ماتریس فازی KNN برای داده‌ها ارائه می‌شود تا بتوان از صحت کلاس بندی در انتهای کار با خبر شد.

۸- نتیجه‌گیری

میزان صحت بدست آمده از این پژوهش با توجه به مقادیر ثبت شده در اجراهای مختلف، درصد قابل قبولی می‌باشد و حدود ۸۵ تا ۹۰ درصد است. سه نکته اصلی در مورد مقدار نتایج حاصل از برنامه وجود دارد. نکته اول میزان جداسازی اطلاعات برای آزمون و آموزش است که با توجه به بررسی‌های انجام شده بهترین مقدار برای این جداسازی و استخراج میزان rate برابر ۰,۵ است. نکته دوم در مورد مقدار عدد K در قسمت سوم برای FKNN است. بهترین مقدار k با توجه به صحت‌های خروجی برنامه برای این پیاده‌سازی برابر است با $K = 1, 2$. مقدار بیشتر این عدد میزان صحت برنامه را کاهش می‌دهد.

سومین همایش ملی مهندسی کامپیوتر، داده کاوی و داده های حجیم

نکته سوم در مورد متفاوت بودن میزان صحت در اجراهای مختلف برنامه است. با هر بار اجرای برنامه درصد صحت کار تغییر می کند. علت این موضوع این است که چون ما در هر بار اجرای کد داده ها را به صورت رندم برای تست و طبقه بندی جدا می کنیم، این حالت رندم باعث می شود در هر بار اجرای برنامه یک درصد از صحت کار ارائه شود. اما مجموعه صحت ها در تمامی اجراها در یک بازه مشخص و قابل قبول می باشد که این نشان دهنده ی درستی برنامه ی نوشته شده است.

۱۰-مراجع

1. Long Cheng¹ and Yizhe Li² and Min Zhang^۳ and Chuchu Wang⁴, *A Fingerprint Localization Method Based on Weighted KNN Algorithm* . 18th IEEE International Conference on Communication Technology, 20۱۸.
2. Azat Rozzev¹ and Halabi Hasbullah² and Fazli Subhan^۳, *Combined K-Nearest Neighbors and Fuzzy Logic Indoor Localization Technique for wireless Sensor Network* . Research journal of Information Technolo 4, 2012.
3. A. Alzubaydi¹ and M. Abed², *Adaptive Genetic Algorithm and KNN for Fingerprint Identification*. International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering, 2014.