



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

شناسایی اثر انگشت بر اساس همبستگی نقاط تکین

چکیده:

طبقه‌بندی اثر انگشت یک روش کارآمد است که به‌طور چشمگیری عملکرد سیستم‌های شناسایی اثر انگشت خودکار را بهبود می‌بخشد. ما یک روش نمایه‌سازی مستمر اثر انگشت بر اساس مکان، تخمین جهت و همبستگی نقاط منحصر به فرد (نقاط تکین) برای اثر انگشت ارائه می‌دهیم. برآورد موقعیت و جهت به‌طور همزمان با استفاده از مدل T-shape جهت تصویربرداری میدان اثر انگشت به‌دست می‌آید. مدل T-shape بخش‌های هم‌محور را در اطراف نقاط خاصی برای تحلیل محورهای جانبی و محورهای اصلی دیگر تحلیل می‌کند. سپس یک فیلتر متداول محرک که از حداقل انرژی متوسط همبستگی برای به‌دست آوردن یک معیار تشابه مبتنی بر همبستگی استفاده می‌کند شواهدی از اولویت جستجو را ارائه می‌دهد. آزمایش توسط بازیابی ۴۰۰ اثر انگشت از ۱۰۰۰۰ نمونه انجام شده است و میانگین فضای جستجو تنها ۳/۴۶٪ از کل مجموعه‌ی داده‌ها است.

کلمات کلیدی: نمایه‌سازی اثر انگشت، نقاط تکین، فیلتر MACE، مدل T-shape، میدان هدایت.

۱- مقدمه

مقدار زیادی اطلاعات در پایگاه داده‌های بزرگ اثر انگشت (به‌عنوان مثال چندین میلیون اثر انگشت) به‌طور جدی کارایی شناسایی اثر انگشت در سیستم‌های شناسایی خودکار انگشت (AFIS) را برای هر دو کاربرد قانونی و مدنی انجام می‌دهند. دو گزینه فنی برای کاهش تعداد مقایسه‌ها در طی بازیابی اثر انگشت وجود دارد و به همین ترتیب زمان پاسخ فرایند شناسایی کاهش می‌یابد: این دو گزینه یکی طبقه‌بندی و دیگری نمایه‌سازی است.

تکنیک‌های طبقه‌بندی سنتی [۱-۳] تلاش دارند تا اثر انگشت را به پنج دسته تقسیم کنند: حلقه سمت راست (R)، حلقه سمت چپ (L)، پیچ (W)، قوس (A) و قوس تندی (T). با توجه به توزیع نامتعادل طبیعی اثر انگشت، شباهت نسبتاً بزرگی بین کلاس و تفاوت درون کلاس، کاهش حجم کار ناشی از طبقه‌بندی در این حوزه وجود دارد. الگوریتم‌های شناسایی اثر انگشت، نامزدهای احتمالی را انتخاب می‌کنند و مرتب‌سازی آنها را با شباهت به یک ورودی می‌سنجند [۴]. برای تکنیک‌های نمایه‌سازی بهتر، از طبقه‌بندی منحصر به فرد با توجه به اندازه فضای مورد

نیاز که جستجو می‌شود، استفاده می‌گردد [۵]. بسیاری از الگوریتم‌های شناسایی اخیرا پیشنهاد شده است. در پژوهش [۴] و [۶]، سه‌گانه روش مینیمم کردن در روش شناسایی استفاده می‌شود. این روش‌ها بر اطلاعات دقیق اثر انگشت تمرکز می‌کنند و اطلاعات کلان را نادیده می‌گیرند که قوی‌تر به نویز محلی می‌باشد. آی، کی، جین و همکاران [۷] از ویژگی‌های اطراف یک نقطه اصلی در یک تصویر فیلتر گابور برای تحقق استفاده می‌کنند؛ اگرچه این روش از اطلاعات نقطه اصلی استفاده می‌کند، اما قدرت فقط یک دارای یک هسته محدود است. ما همچنین می‌توانیم تلاش‌هایی را در ترکیب روش‌ها، مانند پژوهش [۸] و [۹]، ببینیم.

به‌عنوان نوعی از ویژگی‌های برجسته، نقاط تکین را در تصاویر اثر انگشت می‌توان به شدت شناسایی کرد و شامل ویژگی‌های ذاتی اثر انگشت است. با توجه به این واقعیت، ما یک رویکرد نمایه‌سازی یا شناسایی مبتنی بر همبستگی نقاط تکین پیشنهاد می‌کنیم. با استفاده از یک مدل T-shape میدان جهت (DF) به‌طور همزمان، نقاط تکین را برآورد کرده و جهت‌گیری به‌دست می‌آید. مدل T-shape ماهیت ذاتی نقاط تکین شامل هسته‌ها و دلتاها را که به‌طور گسترده‌ای در تصاویر اثر انگشت وجود دارد، نشان می‌دهد اما به ندرت در نمایه‌سازی اثر انگشت استفاده می‌شود. سپس فیلتر حداقل متوسط انرژی همبستگی (MACE) [۱۰] یک نوع فیلتر تحمل محرک است، که برای فیلتر کردن قالب و استفاده از محاسبات همبستگی برای اندازه‌گیری شباهت استفاده می‌شود. نمایه‌سازی بیشتر با مرتب‌سازی شباهت بین تصویر پرس و جو و تمام قالب‌های ذخیره شده به‌دست می‌آید.

ساختار این مقاله به شرح زیر است: در بخش دوم، یک مدل به اصطلاح مدل T-shape معرفی شده است و برای شناسایی نقاط تکین و جهت‌گیری‌های آنها استفاده می‌شود. سپس فیلتر MACE در بخش سوم معرفی شده است. در بخش چهارم، برخی نتایج تجربی ارائه شده است. در نهایت، نتیجه‌گیری در بخش پنجم مورد بررسی قرار گرفته است.

۲- تشخیص نقاط تکین و ارزیابی جهت‌گیری آنها

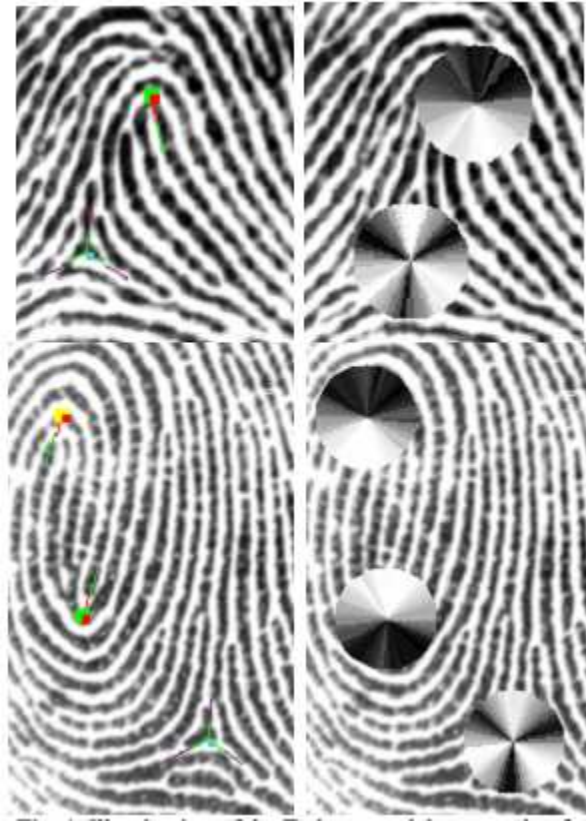
به عنوان یک ویژگی برجسته از اثر انگشت، DF برای تشخیص خودکار اثر انگشت بسیار مهم است. همچنین به تشخیص ما از نقاط تکین کمک می‌کند. قبل از محاسبه آن، از یک رویکرد مبتنی بر تعدیل تعداد انتقال‌ها در

پژوهش [۱۱] برای تقسیم تصویر اصلی اثر انگشت استفاده می‌کنیم تا از بروز اختلالات پس‌زمینه اجتناب شود، که غالباً تعداد زیادی از نقاط تکین جعلی را به وجود می‌آورد. سپس پیکسل هوشمند DF (PDF) و بلاک هوشمند DF (BDF) با استفاده از رویکرد مبتنی بر شیب پیشنهاد شده در پژوهش [۱۲]، تخمین زده می‌شود. برای به‌دست آوردن دقیق‌ترین مکان‌های نقاط تکین، طول جانبی بلوک‌های مربع را به ۲ در نظر می‌گیریم.

شاخص پوینکور (PI) که ابتدا در [۱۳] معرفی شد، یک نوع از ویژگی‌های به‌طور گسترده مورد بررسی در تشخیص نقاط تکین است. با استفاده از کانتور بسته شده خلاف حرکت ساعت که اغلب به‌عنوان یک مربع 2×2 در اطراف یک نقطه تکین در نظر گرفته می‌شود، ممکن است در DF و با اضافه کردن تفاوت بین زوایای بعدی، تغییرات تجمعی ناشی از تغییر جهت‌گیری PI حاصل شود. به دلیل وجود نویز در BDF اصلی، ما از فیلتر گاوسی استفاده می‌کنیم تا قبل از محاسبه PI، BDF را از بین ببریم. با انتخاب σ (انحراف استاندارد) به‌عنوان نمونه $3/5$ ، این عملیات می‌تواند نقاط تکین جعلی را به‌طور قابل توجهی در حالی که حفظ آنها واقعی است را نگهداری کند.

سپس تعداد کمی از نقاط تیکن دریافتی را برای تحلیل بیشتر به‌دست می‌آوریم. برای تجزیه و تحلیل پتانسیل بالقوه نقاط تکین، باید مسیری را که می‌تواند به‌طور دقیق تشخیص داده شود و دقیقاً بیان شود، شناسایی شود. در اینجا ما یک محور اصلی (جهت) یک نقطه تکین را به‌عنوان مسیری مشخص می‌کنیم که در آن مرزها در محدوده نقاط تکین تمایل دارند که این نقاط را ترک کنند. بدیهی است که دلتا دارای سه محور اصلی براساس این تعریف است. بعضی از نمونه‌های اصلی محورهای نقاط تکین در شکل ۱ نشان داده شده است.

با توجه به نقاط تکین به‌عنوان نقطه شروع، خطوطی که از طریق شعاع در امتداد محور اصلی نقاط تکین عبور می‌کنند از این خطوط عبور کرده، یعنی موازی با جهت شعاعی. و بعد از شعاع در جهت مخالف رگه‌های عبور شده در اطراف نقاط تکین جریان می‌یابند و به‌طور عمود بر جهت شعاعی جریان می‌یابند. ما معتقدیم که این واقعیت، طبیعت ذاتی همه نقاط تکین است و این چرخش غیرممکن است. ما این الگو را مدل T-shape می‌نامیم. سپس این که چگونه این مدل منطبق می‌تواند مرکز نقاط تکین را اندازه‌گیری کند، بررسی می‌شود.



شکل ۱: روشن‌سازی مدل T-shape: قطر سیاه هر بخش در حلقه‌ها بیانگر موازی بودن AOS و جهت‌گیری شعاعی است.

برای اعمال این ایده بر روی نقاط تکین دریافت شده در بالا ابتدا یک دایره را در PDF در مرکز آن قرار دادیم؛ این کار با انتخاب شعاع خاصی که به‌طور تجربی در ارتباط با حل تصویرهای اثر انگشت به‌عنوان منطقه‌ی مورد علاقه انتخاب شده است. سپس دایره به بخش‌های هم‌محور با یک سری از شعاع به‌طور مساوی توزیع شده، تقسیم می‌شود به طوری که زاویه‌های اصلی هر بخش برابر است.

جهت‌گیری متوسط هر بخش، یعنی قسمت AOS، مشابه روش BDF به غیر از مجموعه میانگین، محاسبه می‌شود. اکنون ما در حال شناسایی محور اصلی تقاط تکین با AOS هستیم. ابتدا ما محورهای جانبی را انتخاب می‌کنیم که بخش متناظر آن را انجام می‌دهد (۱)، جایی که k' بخش متضاد k است، $(S_x(i), S_y(i))$ نشان دهنده جهت k هر بخش است، θ زاویه شعاعی، λ وزن پارامتر و TH یک آستانه از پیش تعیین شده است و هر محور جانبی محور اصلی تقریباً موازی با کل آن است و سپس از مقدار $f(k)$ برای اندازه‌گیری هر طرف جانبی استفاده می‌کنیم.

$$f(k) = \frac{\lambda T_H + T_L}{\lambda + 1} - TH > 0 \quad (1)$$

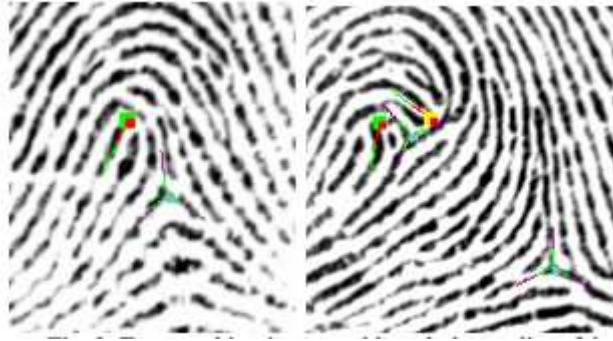
که در رابطه‌ی فوق:

$$T_H = \left| \cos\left(\frac{1}{2} \text{tg}^{-1}(S_y(k)/S_x(k)) - \theta_k\right) \right|$$

$$T_L = \left| \sin\left(\frac{1}{2} \text{tg}^{-1}(S_y(k')/S_x(k')) - \theta_k\right) \right|$$

برای جلوگیری از مقادیر پیک‌های تصادفی $f(k)$ که به شدت بر نتیجه تشخیص محوری اصلی، که معمولا توسط سر و صدا ایجاد می‌شود، تأثیر می‌گذارد، مجموعه‌های متصل شده‌ای که شامل محورهای جانبی متوالی هستند را در نظر می‌گیریم. ما مجموعه (ها) را با بزرگترین (برای هسته) یا سه (برای دلتا) مجموع جمع (های) $f(k)$ را به‌عنوان برنده (ها) برای پردازش بیشتر انتخاب می‌کنیم و از $C(\phi) = \sum_{k \in \Phi} f(k)$ استفاده می‌کنیم تا مجموعه برنده معادل Φ مشخص گردد. بعد، در هر Φ ، یک جهت متوسط هم‌وزن با تمامی محورهای جانبی نامزد را به‌عنوان محور اصلی محاسبه می‌کنیم، جایی که وزن‌ها به‌صورت $f(k)$ می‌باشند. در نهایت، یک محور اصلی با اعتماد متناظر به یک هسته و سه محور اصلی به دلتا می‌رسد. به عنوان بخشی از مدل T-shape ما از جمع کل محورهای اصلی برای اندازه‌گیری نقاط تکین استفاده می‌کنیم. با اعتماد، تعیین اصالت یک کاندیدای نقاط تکین با یک آستانه ساده می‌تواند تحقق یابد. در عمل، آستانه برای هسته و دلتا متفاوت است.

در مجموعه داده‌ای که از اولین نسخه‌های اثر انگشت ساخته شده (شمارش تا ۱۰۰) در $1 \text{ dB } 200 \text{ FVC}$ مجموعه A، تشخیص ما برای FAR و FRR به ترتیب 42% و 13% است. $92/40\%$ خطاهای تخمینی مسیرهای نقاط تکین در 10 درجه اتفاق می‌افتد. دو تصویر حاصل در شکل ۲ نشان داده شده است. برای اطلاعات بیشتر در مدل T-shape، به یک مقاله دیگر یعنی [۱۴] مراجعه کنید.



شکل ۲: دو تصویر حاصل: اگرچه کیفیت تصویر چپ بسیار خوب نیست ولی تصویر سمت راست یک نوع غیرمعمول از اثر انگشت است، که نشان می‌دهد که مدل T-shape به خوبی بر روی آنها کار می‌کند.

۳- فیلتر MACE

در این مقاله ما از فیلتر MACE برای ساختن الگوها و انجام محاسبات همبستگی استفاده می‌کنیم. فیلتر به دلیل مزایای قابل توجه آن به طور گسترده‌ای در کاربردهای مختلف مورد استفاده قرار گرفته است. به همین ترتیب، آن نیز برای انجام وظایف در تشخیص بیومتریک مورد استفاده قرار گرفته است و نتایج تجربی خوبی به دست آمده است [۱۵] [۱۶].

فیلتر MACE یک نوع از فیلترهای کامپوزیت است (همچنین به‌عنوان تابع تشخیصی مصنوعی یا فیلترهای SDF شناخته می‌شود)، که از مجموعه‌ای از تصاویر آموزشی برای ایجاد یک الگو استفاده می‌کند که انتظار می‌رود که نه تنها خروجی‌های همبستگی از پیش تعیین شده را در پاسخ به تصاویر آموزشی ایجاد کند (معادله (۲) محدودیت‌های مربوط به قیدهای همبستگی را توصیف می‌کند)، همچنین انرژی متوسط همبستگی از معادله (۳) حساب کند:

$$X^T h = u \quad (2)$$

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_k \sum_l |H(k,l)|^2 |X_l(k,l)|^2 = h^* D h \quad (3)$$

که در آن h یک بردار فیلتر است، $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ یک ماتریس $d \times N$ با بردارهای تصویر آموزشی N است (هر کدام با پیکسل‌های d) به‌عنوان ستون‌های آن و $u = [u_1, u_2, \dots, u_N]^T$ یک بردار $N \times 1$ حاوی مقادیر بردار مورد نظر برای

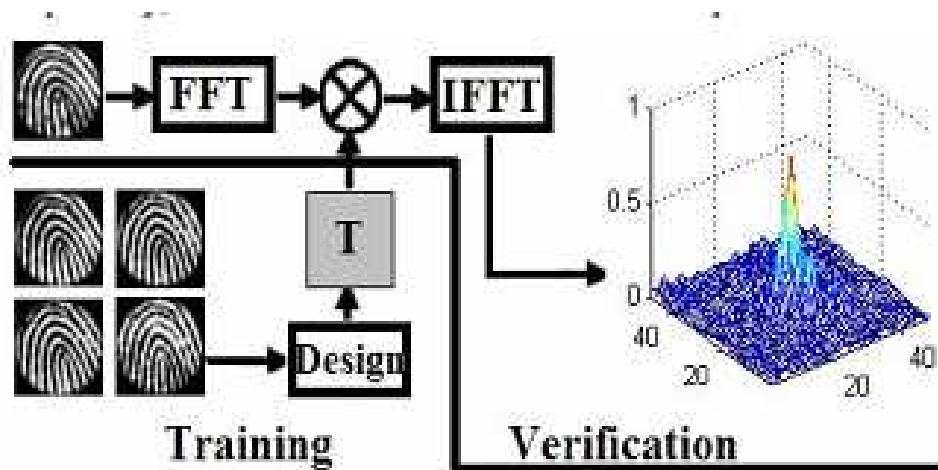
تصاویر آموزشی که در این مقاله به ۱ تنظیم شده است، D یک ماتریس مورب متشکل از طیف توان متوسط است که تصویر را بر روی قطر ایجاد می‌کند. بنابراین فیلتر MACE از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌گردد:

$$h = D^{-1}X(X^*D^{-1}X)^{-1}u \quad (4)$$

راه حل فیلتر MACE در معادله (۴) در یک دامنه‌ی فرکانس است و h در معادله‌ی (۴) برای نمایش برداری بردار تبدیل فوریه به فیلتر $h(k,l)$ است. به منظور ایجاد تغییرات نویز و درون کلاس، فیلتر MACE که در این مقاله استفاده شده است، در نهایت فرمول‌بندی زیر را دارد (همچنین به‌عنوان مصالحه‌ی بهینه‌ی SDF شناخته می‌شود):

$$h_{MACE} = (\alpha D + (1-\alpha)C)^{-1}X[X(\alpha D + (1-\alpha)C)^{-1}X]^{\dagger}u \quad (5)$$

که در رابطه‌ی فوق، C ماتریس قطری PSD نویزی است که در آن PSD نویز در طول قطر C نشان داده شده است و C ماتریس هویت است؛ اگر نویز سفید باشد و پارامتر α در طیف وسیعی از مقادیر قابل قبول $(0, 0-1, 0)$ متغیر است و توسط کاربر برای ارائه عملکرد بهینه انتخاب شده است. به ویژه، مقدار $0/997$ برای آزمایش‌های ما تنظیم شده است.



شکل ۳: نمودار فیلتر کاری MACE بر روی یکپارچه مشابه زیر نوع نقاط تکین.

۴- نتایج آزمایشات

آزمایش‌های نمایه‌سازی عمدتاً بر روی مجموعه‌ی FVC۲۰۰۲ DB I A انجام می‌شود که در آن تصاویر ۲۵۶ قطعه‌ی خاکستری، به ابعاد ۳۸۸ x ۳۷۴ و رزولوشن ۵۰۰ نقطه در اینچ بررسی شده است. این ۱۰۰ انگشت، اثر ۸ انگشت در هر انگشت (۸۰۰ اثر) را ایجاد کرده است. برای تست قدرت نمایه‌سازی روش پیشنهادی، ۹۹۰۰ تصویر دیگر (یک انگشت یک تصویر) توسط یک اسکنر، اثر انگشت نوری با همان رزولوشن گرفته شده است.

اول، مکان و جهت هر نقطه تکین با مدل T-shape برای هر اثر انگشت تعیین می‌شود. اعتبارسنجی (درست یا غلط)، زیر نوع (بالا یا پایین به هسته چپ یا راست به دلتا) از نقاط تکین شناسایی شده و جهت اصلی دلتا (برای آن دارای سه محور) توسط تجزیه و تحلیل محرمانه، جهت، روابط فضایی و زوایای بین آنها به دست آمده است. پس از این عملیات، هر نقطه تکین تشخیص داده شده و به یک نوع تقسیم می‌شود و هر زیر نوع بیشترین بار در یک اثر انگشت رخ می‌دهد.

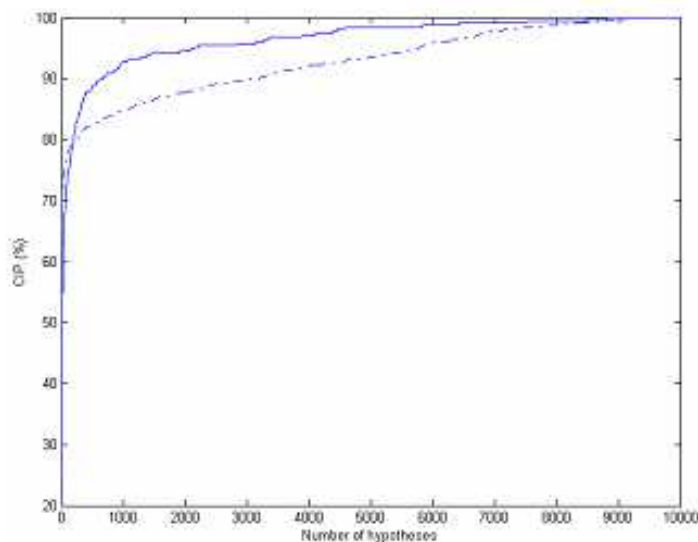
سپس، در فرآیند ثبت نام، به هر زیر نوع نقطه تکین که اگر در ۴ جلسه قبلی از یک انگشت در FVC۲۰۰۲ گرفته شده باشد، ما از تمام وقایع آن برای ساخت یک قالب با فیلتر MACE استفاده می‌کنیم. برای ۹۹۰۰ تصویر دیگر، همان فرآیند اعمال می‌شود، به جز اینکه تعداد بازدیدها از آنها یک است، بنابراین هر رویداد زیر نوع بیشترین است. برای هر رخداد، یک تصویر مربعی کوچک را که در مرکز نقطه تکین با فاصله ۹۶ پیکسل از تصویر اثر انگشت محصور شده، برش داده‌ایم.

در نهایت، ما مجموعه‌ای از مقادیر پیکسل‌ها را تعیین می‌کنیم، که فاصله نقاط تکین بیشتر از ۴۸ پیکسل است و از مرز پیش‌زمینه جدا می‌شود، و به صفر چرخش کرده و چرخش تصویر با توجه به جهت نقاط تکین مربوطه انجام می‌شود.

هدف ما این است که از آخرین داده‌های انگشتان (از جمله ۱۰۰ انگشت مربوطه و ۹۹۰۰ انگشت وابسته) از ۴ اثر هر انگشت در FVC۲۰۰۲ (تعداد کل ۴۰۰) استفاده کنیم. برای هر اثر انگشت، اگر نوع خاصی از تنوع رخ دهد، منطقه مربوطه خود را همانطور که در بالا ذکر کردیم، بررسی کرده و FFT را در منطقه انجام می‌دهیم. سپس نتیجه تبدیل با الگوی هر انگشت از همان نوع (اگر وجود داشته باشد) ضرب می‌شود. این محصول به فضایی به هم پیوسته

تبدیل می‌شود. نمودار جریان این فرآیند در شکل ۳ نشان داده شده است. مقدار حداکثر برای آن اندازه‌گیری شباهت استفاده می‌شود. سپس مقدار حداکثر در میان جفت‌های زیر نوع نقاط تکین برای نشان دادن شباهت دو تصویر (پرس و جو و ثبت نام) انتخاب می‌کنیم.

با توجه به نقاط تکین که در مجموعه از دست رفته است (به عنوان مثال نبود نقاط تکین در تصویر اثر انگشت) یا فرآیند تشخیص (از دست دادن به‌طور عمده نقاط تکین در نزدیکی مرز رخ می‌دهد)، تنها ۳۷۶ تصویر از ۴۰۰ تصویر بازیابی شده، وجود دارد. شاخص قدرت صحیح (CIP) برای رویکرد نمایه‌سازی و رویکرد ما در پژوهش [۷] ("کد اثر انگشت") در شکل ۴ نشان داده شده است. میانگین رتبه اثر انگشت مربوطه به تصویر پرس، به ترتیب ۳۴۶ در روش ما و ۵۹۲ در پژوهش [۷] است. همچنین می‌توان دید که منحنی CIP ما نسبت به [۷] دارای یک خط ۱۰۰٪ افقی تقریباً نزدیک به [۷] است. به خصوص در شرایط تعداد بیشتری از فرضیه‌ها وجود خواهد داشت.



شکل ۴: CIP حاصل از رویکرد پیشنهادی ما (خط جامد) و کد اثر انگشت (خط تیره نقطه‌ای).

فهرست‌بندی براساس سفارش، با توجه به اندازه‌گیری شباهت ما، یک استراتژی اولویتی را در شناسایی اثر انگشت ارائه می‌دهد. تطبیق در مرتبه‌ی پایین رتبه‌بندی، نمایه‌ی اول پرسش را انجام می‌دهد. تعداد مقایسه‌ها به‌طور قابل توجهی کاهش می‌یابد و میانگین فضای جستجو تنها $3/46\% = 346/10000$ می‌باشد. ۱٪ انگشتان دست اول در

سطح بالا، ۷۳/۹٪ همپوشانی تصاویر پرسشی را پوشش می‌دهند و ۱۰٪ پوشش را ثبت می‌کنند که ۹۲/۸٪ موارد پرسشی هستند. مقایسه عملکرد نمایه‌سازی بین دو رویکرد در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱: مقایسه‌ی عملکرد نمایه‌سازی‌ها

	Mean Rank	1% Top rank coverage	10% Top rank coverage
Our approach	346	73.9%	92.8%
FingerCode	592	77.8%	84.5%

مانند برخی آزمایش‌های منتشر شده در پژوهش‌های پیشین، این کار به‌طور خودکار انجام می‌شود. با این حال، با توجه به فرآیند تشخیص ویژگی، مبتنی بر نقاط تکین، رویکرد ما نمی‌تواند با اثر انگشت برخورد کند که هیچگونه نقطه تکینی مانند نوع قوس را نداشته باشد. یک راه حل در پژوهش [۱۷] ارائه شده است که یک روش برای تعیین نقاط مرجع در تمام انواع اثر انگشت را پیشنهاد کرده است.

۵- نتیجه‌گیری

شناسایی اثر انگشت در یک مجموعه داده بزرگ یک کار بسیار وقت‌گیر است. نمایه‌سازی اثر انگشت می‌تواند به‌طور چشمگیری تعداد مقایسه‌ها را کاهش دهد. نقاط تکین می‌توانند به‌طور جدی شناسایی شوند و شامل ویژگی‌های ذاتی هر اثر انگشت باشند. ما یک رویکرد بازیابی مداوم را براساس اطلاعات تمام نقاط تکین شناسایی کردیم که شامل نه تنها هسته‌ها، بلکه دلالت‌هایی که به صورت سنتی حذف شده‌اند، نیز می‌شود. برای داشتن اطلاعات مکان و هدایت نقاط تکین در تصاویر اثر انگشت و تحمل تخریب فیلتر MACE، نتایج تجربی ما با مجموعه داده‌های آزمایشی بزرگ، رضایت‌بخش بود.

سپاسگزاری

این کار که در این مقاله شرح داده شده، توسط پروژه تحقیقاتی ملی چین تحت برنامه شماره ۲۰۰۴۸۰۰۵ CB۳ و FANEDD China تحت Grant ۲۰۰۰۳۸ پشتیبانی می‌شود.

منابع

- [1] K. Karu and A.K. Jain, "Fingerprint Classification", *Pattern Recognition*, pp. 389-404, Vol.18, No.3, 1996.
- [2] R. Cappelli, A. Lumini, D. Maio, and D. Maltoni, "Fingerprint Classification by Directional Image Partitioning", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 21, No. 5, pp. 402-421, May 1999.
- [3] A. Senior, "A Combination Fingerprint Classifier", *IEEE Trans. on PAMI*, pp. 1165-1174, Vol. 23, no. 10, Oct. 2001.
- [4] K. Choi, D. Lee, S. Lee, and J. Kim, "An Improved Fingerprint Indexing Algorithm Based on the Triplet Approach", pp. 584-591, *AVBPA* 2003.
- [5] X.Tan, B. Bhanu, and Y. Lin, "Fingerprint Identification: Classification vs. Indexing", pp. 151-156, *AVSS* 2003.
- [6] B Bhanu, and X Tan, "Fingerprint indexing based on novel features of minutiae triplets", *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 25, Issue 5, pp. 616-622, May 2003.
- [7] A.K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, and S. Pankanti, "FingerCode: a filterbank for fingerprint representation and matching", *Computer Vision and Pattern Recognition IEEE Computer Society Conference*, Vol. 2, pp. 187-193, 1999.
- [8] D. Maltoni, D. Maio, A.K. Jain, S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer-Verlag, New York 2003.
- [9] L. Sha and X. Tang, "Combining exclusive and continuous fingerprint classification", *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 1245-1248, October 24 - 27, 2004.
- [10] B.V.K. Vijaya Kumar, and A. Mahalanobis, "Recent Advances in Composite Correlation Filter Designs", *Asian Journal of Physics*, Vol. 8, No. 3, 1999.
- [11] G.T. Candela, P.J. Grother, C.I Watson., R.A. Wilkinson, and C.L. Wilson, "PCASYS - A Pattern-level Classification Automation System for Fingerprints", *Technical Report NISTIR 5647 & CD-ROM*, April 1995.
- [12] A. M. Bazen, and S. H. Gerez, "Systematic Methods for the Computation of the Directional Fields and Singular Points of Fingerprints", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 905-919, Vol.24, No.7, July 2002.
- [13] M. Kawagoe, and A. Tojo, "Fingerprint Pattern Classification", *Pattern Recognition*, pp. 295-303, Vol. 17, no. 3, 1984.
- [14] T. Liu, P. Hao and C. Zhang, "Fingerprint Singular Points Detection and Direction Estimation with a 'T' Shape Model", *AVBPA* 2005.s
- [15] C.I. Watson, P.J. Grother, and D.P. Casasent, "Distortion-tolerant filter for elastic-distorted fingerprint matching", *Proc. SPIE* Vol. 4043, pp. 166-174, 2000.
- [16] B.V.K. Vijaya Kumar, M. Savvides, K. Venkataramani, and C.Y. Xie, "Spatial frequency domain image processing for biometric recognition", *Image Processing, Proc. Int. Conf. on*, Volume 1, pp. I-53 - I-56, Sept. 2002.
- [17] C. Park, S. Oh, D. Kwak, B. Kim, Y Song, and K Park, "A new reference point detection algorithm based on orientation pattern labeling in fingerprint images", pp. 697-703, *Pattern Recognition and Image Analysis, First Iberian Conference, IbPRIA* 2003.

این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی