تشخیص اثرانگشت بر اساس فیلتر گبور و تبدیل FLD یا RFLD

مهرداد دادگستر[۱]، پونه روشنی تبریزی[۲]، سید حمید سلطانیان‌زاده[۲] و عمادالدین فاطمی‌زاده[۳]

[۱] دانشکده مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات

[۲] قطب کنترل و پردازش هوشمند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران

[۳] دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف

mehrdad.dadgostar@gmail.com, p.roshani@ut.ac.ir, hszadeh@ut.ac.ir, fatemizadeh@sharif.edu

چکیده

امروزه از اثرانگشت بطور فراوان در سیستمهای تایید و تشخیص هویت افراد استفاده می‌شود. در این مقاله یک روش جدید استخراج ویژگی بر اساس فیلتر گبور و تبدیل *FLD* و *RFLD* به منظور تشخیص هویت ارایه شده است. روش پیشنهادی بر روی تصویرهای پایگاه داده *biolab* آزمایش شده است. در این مقاله، نتایج با استفاده از دو کلاس‌بندی کننده نزدیکترین مرکز دسته در حالت *One Leave One Out* و *K* نزدیکترین همسایه مقایسه می‌شوند. آزمایش‌ها نشان می‌دهند بیشترین درصد صحت در روش نزدیکترین مرکز دسته، با اعمال تبدیل *RFLD* بر ویژگی‌های حاصل از گبور در ۴ جهت بدست می‌آید. درصد صحت در این حالت برابر با ۹۵,۲ می‌باشد که در مقایسه با بردار ویژگی فیلتر گبور در ۴ جهت به مقدار ۹٪ افزایش یافته است. همچنین طبق نتایج بدست آمده در روش *K* نزدیکترین همسایه، با اعمال هر یک از تبدیل‌های *RFLD* یا *FLD* بر ویژگی‌های حاصل از گبور در ۴ جهت، صحت تشخیص از ۸۴,۱٪ به ۱۰۰٪ افزایش می‌یابد.

کلمات کلیدی- اثرانگشت، استخراج ویژگی، فیلترهای گبور، تبدیل *FLD*، تبدیل *RFLD*.

۱- مقدمه

بیومتری تکنولوژی است که یک فرد را توسط مشخصه‌های فیزیولوژی یا رفتاری تشخیص می‌دهد. در حال حاضر چندین روش بیومتریک مختلف از جمله اثرانگشت، چهره، عنبیه، الگوی شبکیه، امضاء، صدا، رگ‌های دست، هندسه دست و حرارت سنجی چهره وجود دارد. منحصر به فرد بودن اثرانگشت مورد تحقیق قرارگرفته است و مشخص شده است که احتمال یکسان بودن اثرانگشت بسیار کم است. همچنین اثرانگشت برخلاف چهره با گذشت زمان تغییر نمی‌کند. حتی دوقلوهای یک تخمکی نیز دارای خطوط پوستی مشابه نمی‌باشند [۱].

اثرانگشت دارای برجستگیها و فرورفتگیهای نسبتاً منظم و خاصی است که قسمتهای برجسته را رگه و قسمتهای فرورفتگی را شیار می‌نامند. در تصویر اثرانگشت شکل رگه‌ها و شیارها، دو دسته مشخصه خاص را ایجاد می‌کنند [۲]. الف – نقاط منفرد (singular point) که شامل نقطه قلب (core) و دلتا (delta) می‌باشند. ب – ویژگی‌های ظریف (minutiae) که مهمترین آنها دوشاخه‌ای (bifurcation) و نقطه انتهایی (endpoint) است. در

در شکل ۱ نمونه‌ای از این نقطه‌ها، بر روی تصویر یک اثرانگشت نمایش داده شده است.

شکل ۱: نمایش نقاط منفرد و ویژگیهای کوچک بر روی یک اثرانگشت از پایگاه داده biolab [3]: الف) قلب، ب) دلتا، ج) انتهای رگه، د) دو شاخه.

امروزه در تشخیص اثرانگشت روش‌هایی بر اساس جزئیات و شکل ساختاری تصویر کاربرد دارند. روش‌هایی که براساس جزئیات هستند نسبت به نویز حساس می‌باشند و در تصاویر با کیفیت پائین دارای مشکل‌های زیادی هستند. اما روش‌های ساختاری نسبت به کیفیت تصویر حساسیت کمتری دارند. به طور عمومی در تشخیص هویت می‌توان به دو سوال پاسخ داد: الف) شخصی که ادعا می‌کند، چه کسی است؟ ب) آیا فرد مدعی، همان شخص مورد نظر است یا خیر؟

در این مقاله روشی بر اساس فیلتر گبور و تبدیل RFLD (Recursive Fisher Linear Discriminant) و FLD (Fisher Linear Discriminant) جهت تشخیص اثرانگشت ارایه می‌شود.

فیلترهای گبور توصیف‌گرهای مناسبی هستند که توانایی خوبی در مقابل تغییرات مقیاس، جابجایی و چرخش دارند. تابع‌های گبور توانایی انتخاب فرکانس و جهت‌های مختلفی را دارا می‌باشند [6-2].

آقای Lee و همکارانش [6] برای تشخیص هویت در مجموعه داده‌های خود از فیلترهای گبور استفاده می‌کنند. آنها ابتدا در هر اثر انگشت نقطه هسته را به عنوان نقطه مرجع در نظر می‌گیرند و سپس از فیلترهای گبور جهت استخراج ویژگی استفاده می‌کنند. آقای Tico و همکارانش [7] جهت استخراج ویژگی از تبدیل موجک در مجموعه داده biolab [3] استفاده می‌کنند. همچنین آنها با حذف چندین داده از مجموعه داده biolab، روش خود را با روش پیشنهادی [6] مقایسه می‌کنند.

به طور معمول ویژگی‌های استخراج شده توسط فیلتر گبور دارای ابعاد بسیار بزرگی هستند. لذا برای کاهش بعد و استخراج ویژگی‌هایی با اطلاعات تفکیک پذیری بیشتر، آنالیز مولفه‌های اساسی (PCA) و تابع تفکیک کننده خطی فیشر (FLD) دو ابزار بسیار خوب می‌باشند [8]. تحقیق شده است که روش FLD در زمینه تشخیص هویت بر روش PCA برتری دارد [8]. مهمترین برتری FLD نسبت به PCA استخراج ویژگی‌هایی است که برای تفکیک پذیری بسیار کارامدتر هستند. مهمترین محدودیت موجود در FLD تعداد کلی ویژگی‌های مورد دسترس می‌باشد که محدود به C-1 هستند (C معرف تعداد کلاسها می‌باشد). برای غلبه بر این مشکل، روشی توسط آقای Xiang و همکارانش تحت عنوان RFLD پیشنهاد شده است[8].

در این مقاله از تصویرهای پایگاه داده biolab استفاده شده است. مراحل تشخیص تصویر ها با روش پیشنهادی را می‌توان در ۴ بخش زیر خلاصه کرد:

۱- تقسیم تصویر به سلول‌هایی با ابعاد ۳۲×۳۲ و یکسان‌سازی آنها با میانگین ۱۰۰ و واریانس ۱۰۰ .

۲- اعمال فیلتر گبور با فرکانسی برابر با ۱۰ در زوایه‌های مختلف.

۳- اعمال تبدیل FLD یا RFLD جهت استخراج ویژگی‌هایی با قابلیت تفکیک پذیری بالاتر.

۴- کلاس‌بندی تصویرها با اعمال قانون نزدیکترین مرکز دسته‌ها در حالت One Leave One Out یا اعمال قانون K نزدیکترین همسایه.

در ادامه در بخش ۲ پایگاه داده توضیح داده می‌شود. نحوه استخراج بردار ویژگی در بخش ۳ بیان می‌شود. در بخش ۴ نتایج تشخیص تصاویر با استفاده از روش پیشنهادی ارایه می‌شود و در بخش آخر نتیجه روش پیشنهادی مورد بحث قرار می‌گیرد.

۲- پایگاه داده biolab

پایگاه داده biolab شامل تصویرهای خاکستری رنگ هشت بیتی از اثرانگشت می‌باشد. اندازه هر تصویر ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل می‌باشد (شکل۱). این پایگاه داده شامل ۱۶۸ نمونه اثرانگشت از ۲۱ نفر می‌باشد [6].

۳- استخراج بردار ویژگی

بردار ویژگی در طی دو مرحله ایجاد می‌شود. ابتدا بر روی تصویر فیلتر گبور در زوایه‌های مختلف اعمال می‌شود و سپس از تبدیل FLD یا RFLD جهت استخراج بردار ویژگی نهایی استفاده می‌شود.

۳-۱- اعمال فیلتر گبور

برای پاکسازی نویز و بهبود ساختار رگه‌ها و شیارها، تصویر اثرانگشت توسط بانک فیلتر گبور در جهت‌های مختلف فیلتر می‌شود. فیلترهای گبور، فیلترهای میانگذری هستند که انتخاب

جهت و فرکانس را با هم دارند و دارای رزولوشن ایده‌آل در هر دو فضای مکانی و فرکانسی می‌باشند. رگه‌ها و شیارهای اثرانگشت دارای فرکانس و جهت محلی مختلفی هستند. با تنظیم فیلترهای گبور می‌توان ساختار رگه‌ها و شیارها را حفظ کرد و نویز را کاهش داد [9]. فیلتر متقارن زوج گبور با رابطه (۱) بیان می‌شود. در این روش فیلتر گبور در زاویه‌های مختلف به کار گرفته شده است.

$$G(x,y,f,\theta)=\exp\left\{\frac{-1}{2}\left[\frac{x'^2}{\delta_x^2}+\frac{y'^2}{\delta_y^2}\right]\right\}\cos(2\pi f x') \qquad (۱)$$
$$x'=x\sin\theta+y\cos\theta$$
$$y'=x\cos\theta-y\sin\theta$$

پارامتر f، فرکانس سینوسی فیلتر در راستای جهت θ از محورx است. پارامترهای δ_y,δ_x متناظراً ثابتهای فضای پنجره گوسی در راستای x و y هستند. در این مقاله فرکانس فیلتر، در فرکانس میانگین رگه‌ها تنظیم می‌شود (۱/k). مقدار k میانگین فاصله رگه‌ها می‌باشد.

به ازای هر زاویه θ یک فیلتر وجود دارد که بر روی هر تصویر اثرانگشت اعمال می‌شود. بنابراین تعدادی تصویر فیلتر شده بوجود می‌آید. فیلتر صفر درجه رگه‌های موازی محور x را تقویت می‌کند و رگه‌های دیگر را تضعیف می‌کند. فیلترها در جهت‌های دیگر نیز به شکل مشابه عمل می‌کنند. مقادیر پارامترهای δ_y,δ_x به صورت تجربی انتخاب می‌شوند (در حدود نصف میانگین فاصله رگه‌ها). ابتدا تصویر به بلوکهای N×N تقسیم‌بندی می‌شود و قبل از اعمال فیلتر، هر بلوک تصویر اثرانگشت به یک میانگین و واریانس ثابت یکسان‌سازی می‌شود. یکسان‌سازی برای حذف اثرات نویز سنسور و فشارهای مختلف انگشت توسط رابطه (۲) انجام می‌شود.

$$N_i(x,y)=\begin{cases}M_0+\sqrt{\dfrac{(V_0)*(I(x,y)-M_i^2)}{V_i}}, & if\ I(x,y)>M_i\\ M_0-\sqrt{\dfrac{(V_0)*(I(x,y)-M_i^2)}{V_i}}, & Otherwise\end{cases} \qquad (۲)$$

$I(x,y)$ سطح خاکستری نقطه (x,y) می‌باشد. پارامترهای M_i و V_i متناظراً میانگین و واریانس تخمین زده شده برای هر بلوک می‌باشند. $N_i(x,y)$ سطح خاکستری یکسان‌سازی شده هر نقطه (x,y) است [9].

پارامترهای M_0 و V_0 به ترتیب مقدار میانگین و واریانس مورد نظر هستند. بطور کلی یکسان‌سازی، ساختار کلی رگه‌ها و شیارها را از بین نمی‌برد. اگر یکسان‌سازی بر روی کل تصویر انجام شود، آنگاه نمی‌تواند در مقابل فشارهای مختلف اثرانگشت مقاومت کند. بنابراین برای حل مشکل فشار، هر بلوک جداگانه یکسان‌سازی می‌شود. بردار ویژگی توسط رابطه (۳) بدست می‌آید که $V_{i\theta}$ واریانس هر بلوک i در زاویه θ می‌باشد.

$$V_{i\theta}=\sqrt{\sum_{Ki}(F_{i\theta}(x,y)-P_{i\theta})^2} \qquad (۳)$$

$F_{i\theta}(x,y)$، تصویر فیلتر شده هر بلوک در جهت θ_i می‌باشد. پارامتر Ki تعداد پیکسلهای هر بلوک و $P_{i\theta}$، مقدار میانگین $F_{i\theta}$ در هر بلوک است. واریانس هر سلول در هر کدام از تصویرهای فیلتر شده، مقدار بردار ویژگی را تشکیل می‌دهد [9].

۳-۲- تبدیل RFLD [8]

تبدیل FLD زیرفضای خطی w را طوری انتخاب می‌کند که معیار فیشر $J(w)$ در رابطه (۴) حداکثر شود.

$$J(w)=\frac{w^T S_B w}{w^T S_w w} \qquad (۴)$$

S_B ماتریس پراکندگی بین کلاسی و S_w ماتریس پراکندگی داخل کلاسی می‌باشد. با فرض وجود n داده d بعدی $(x_1,x_2,...,x_n)$ و c کلاس مختلف، ماتریس S_B و S_w توسط رابطه‌های (۵) و (۶) تعریف می‌شوند.

$$S_B=\sum_{i=1}^{c}n_i(m_i-m)(m_i-m)^T$$
$$m=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}x_k \qquad (۵)$$
$$m_i=\frac{1}{n_i}\sum_{x\in D_i}x$$

$$S_w=\sum_{i=1}^{c}S_i \qquad (۶)$$
$$S_i=\sum_{x\in D_i}(x-m_i)(x-m_i)^T$$

تعداد داده‌ها در هر کلاس با نماد n_i نشان داده می‌شوند. پارامترهای m_i و m به ترتیب معرف میانگین نمونه‌های مربوط به هر کلاس و میانگین کلی نمونه‌های d بعدی می‌باشند. D_i بیانگر زیر مجموعه نمونه‌های n_i می‌باشد که در یک گروه مشخص می‌شوند.

برای اینکه معیار فیشر $J(w)$ بیشینه شود باید ویژگی‌هایی انتخاب شود که فاصله بین کلاس‌ها را زیاد و فاصله داخل کلاس‌ها را کم کند. برای بیشینه کردن $J(w)$ رابطه (۷) برقرار است.

$$S_B w=\lambda S_w w \qquad (۷)$$

اگر S_w غیر منفرد باشد، مقدار w می‌تواند از رابطه (۸) بدست آید:

$$S_w^{-1}S_B w=\lambda w \qquad (۸)$$

چون مرتبه S_B، برابر با c است در نتیجه حداکثر c-1 ویژگی می‌توان استخراج کرد. از طرفی از آنجایی که بعد تصویرها از تعداد داده‌های آموزشی بسیار زیادتر می‌باشد در نتیجه در عمل S_w منفرد است. لذا بدین منظور ابتدا ابعاد داده‌ها را با PCA به گونه‌ای کاهش می‌دهند که معیار فیشر قابل محاسبه باشد و سپس از FLD برای کاهش مضاعف ابعاد به اندازه c-1 استفاده می‌شود. مهمترین مشکل موجود در FLD، محدودیت تعداد ویژگی‌های آن می‌باشد. در روش RFLD این محدودیت توسط یک روش بازگشتی برطرف می‌شود که در هر مرحله فقط یک بردار ویژگی استخراج می‌شود. مرحله اول تکرار مانند FLD می‌باشد. پس از مرحله اول تمام اطلاعات بدست آمده از مرحله قبل، از تمام نمونه‌ها کم می‌شود و سپس مرحله جدید آغاز می‌شود. این روش زمان زیادی نیاز دارد چون در هر مرحله فقط یک بردار ویژگی استخراج می‌شود. تبدیل RFLD را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

۱- مقدار دهی اولیه (S_B^1) و (S_w^1) به ترتیب با استفاده از ماتریس‌های پراکندگی (S_B) و (S_w).

۲- استخراج بردار ویژگی در مرحله اول (w_1). این بردار ویژگی متناسب با بزرگترین مقدار ویژگی ماتریس ($S_w^{-1}S_B$) می‌باشد.

۳- محاسبه بردار ویژگی در مرحله k (w_k). این بردار ویژگی متناسب با بزرگترین مقدار ویژگی رابطه (۹) می‌باشد:

$$(W_k^T W_k)^{-1} W_k^T B_k w_k = \lambda w_k, k > 1 \qquad (۹)$$

۴- محاسبه ماتریس‌های (B_k) و (W_k) توسط روابط (۱۰) و (۱۱).

$$B_k = \begin{bmatrix} S_B^{(k)} \\ 0 \\ . \\ . \\ . \\ 0 \end{bmatrix} \qquad (۱۰)$$

$$W_k = \begin{bmatrix} S_w^{(k)} \\ w_1^T \\ . \\ . \\ . \\ w_{k-1}^T \end{bmatrix} \qquad (۱۱)$$

۵- به هنگام کردن ماتریس‌های پراکندگی $S_B^{(k)}$ و $S_w^{(k)}$ در مرحله k توسط رابطه (۱۲).

$$S_B^{(k)} = W_N^{(k-1)} (W_N^{(k-1)})^T S_B W_N^{(k-1)} (W_N^{(k-1)})^T$$

$$S_w^{(k)} = W_N^{(k-1)} (W_N^{(k-1)})^T S_w W_N^{(k-1)} (W_N^{(k-1)})^T \qquad (۱۲)$$

$$W_N^{(k-1)} = [v_k, v_{k-1}, ..., v_d]$$

مجموعه بردارهای $\{w_1, ..., w_{k-1}, v_k, ..., v_d\}$، پایه‌های عمود بر هم فضای R^d می‌باشند.

۴- نتایج عملی

آزمایش‌ها بر روی تصویرهای پایگاه داده biolab انجام شده است که شامل ۱۶۸ تصویر از ۲۱ فرد می‌باشد. ابتدا تصویر به بلوک‌های ۳۲×۳۲ تقسیم‌بندی می‌شود که در کل ۶۴ بلوک را تشکیل می‌دهد. هر بلوک با میانگین و واریانسی برابر با ۱۰۰ یکسان‌سازی می‌شود. فیلتر گبور با مشخصات $\delta = 4$، $\delta = 4$ و $f = 10$ در جهتهای مختلف اعمال می‌شود. فیلتر گبور در ۴ جهت، رگه‌ها با زاویه‌های صفر، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه و در ۸ جهت، رگه‌ها با زاویه‌های صفر، ۲۲,۵، ۴۵، ۶۷,۵، ۹۰، ۱۱۲,۵، ۱۳۵ و ۱۵۷,۵ درجه را تقویت می‌کند.

با استفاده از روش نزدیکترین مرکز دسته در حالت One Leave One Out تبدیل FLD و RFLD مورد آزمایش قرار گرفته‌اند که نتایج بدست آمده در جدول ۱ بیان شده است. با اعمال فیلتر گبور در جهت‌های ۴، ۸، ۱۰، ۱۲ و ۱۶، بردارهای ویژگی به ترتیب به طول ۲۵۶ (۴×۶۴)، ۵۱۲، ۶۴۰، ۷۶۸ و ۱۰۲۴ ساخته می‌شود. با اعمال تبدیل FLD طول بردار ویژگی‌ها به مقدار حداکثر ۲۰ کاهش می‌یابند. همچنین با اعمال تبدیل RFLD، طول بردار ویژگی‌ها حداکثر ۶۰ در نظر گرفته می‌شوند. بهترین نتیجه جدول ۱، از ترکیب RFLD با بردار ویژگی به طول ۲۲ و فیلتر گبور با ۴ جهت بدست آمده است. صحت تشخیص با اعمال تبدیل RFLD برابر با ۹۵,۲٪ می‌باشد که در مقایسه با بردار ویژگی فیلتر گبور در ۴ جهت به مقدار ۹٪ افزایش یافته است. بهترین نتیجه حاصل از اعمال تبدیل FLD در جدول ۱، ۹۲,۸٪ با استفاده از فیلترهای گبور در ۸ جهت می‌باشد. در این حالت نیز درصد صحت به مقدار ۳,۶٪ در مقایسه با بردار ویژگی فیلتر گبور در ۸ جهت افزایش یافته است.

جدول ۲ نتایج حاصل از روش K نزدیکترین همسایه را نشان می‌دهد. همانطور که نتایج نشان می‌دهد، بهترین جواب حاصل از ترکیب فیلتر گبور و تبدیل FLD یا RFLD با درصد صحت ۱۰۰ می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی جهت استخراج بردار ویژگی بر اساس فیلتر گبور و تبدیل FLD و RFLD ارایه شده است. فیلترهای گبور توصیف‌گرهای مناسبی هستند که توانایی خوبی در مقابل تغییرات مقیاس، جابجایی و چرخش دارند [9]. به طور معمول

بردار ویژگی‌های استخراج شده توسط فیلتر گبور دارای ابعاد بسیار بزرگی هستند. در روش پیشنهادی برای کاهش بعد و استخراج ویژگی‌هایی با اطلاعات تفکیک پذیری بهتر، از تبدیل FLD یا RFLD استفاده شده است. همانطور که در جدول ۱ نشان داده شده است، بهترین نتیجه از اعمال تبدیل FLD و RFLD به ترتیب در فیلترهای گبور با ۴ جهت و ۸ جهت بدست آمده است. همچنین با توجه به جدول ۲ نتایج اعمال هر دو تبدیل FLD و RFLD برابر با ۱۰۰٪ می‌باشد. فیلتر گبور با ۴ جهت در مقایسه با فیلتر گبور با ۸ جهت دارای هزینه محاسباتی کمتری است. ولی از طرفی دیگر هزینه محاسباتی تبدیل RFLD از FLD بیشتر می‌باشد.

روش پیشنهادی در مقایسه با پیاده سازی فیلتر گبور [7] دارای نتایج بهتری است. در [7] برای هر تصویر یک نقطه مرجع انتخاب می‌شود که این مرحله هزینه زمانی دارد. در ضمن در آن ۸ گروه ۸ تایی از پایگاه داده حذف شده است که با استفاده از کلاس‌بندی کننده ۳ نزدیکترین همسایه به ۱۰۰٪ صحت رسیده است. اما در روش پیشنهادی، هزینه محاسباتی پیدا کردن نقطه مرجع وجود ندارد. از طرفی دیگر در روش پیشنهادی، با استفاده از ویژگی‌های حاصل از تبدیل FLD بدون حذف داده، نتیجه ۱۰۰٪ حاصل شده است. از طرفی ویژگی‌های ویولت در [7] بدون حذف داده و با استفاده از کلاس‌بندی کننده ۳ نزدیکترین همسایه به ۹۵,۲٪ رسیده است. اما در روش پیشنهادی با همان شرایط نتیجه ۱۰۰٪ حاصل شده است.

جدول (۱): نتایج حاصل از روشهای مختلف (One Leave One Out)

بردار ویژگی	فیلترگبور با ۴ جهت		فیلترگبور با ۶ جهت		فیلترگبور با ۸ جهت		فیلترگبور با ۱۰ جهت		فیلترگبور با ۱۲ جهت	
	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی
Gabor	۸۶,۲	۲۵۶	۸۶,۸	۳۸۴	۸۹,۲	۵۱۲	۹۰,۰۴	۶۴۰	۹۱,۰۲	۷۶۸
Gabor + PCA	۸۶,۸	۳۹	۸۶,۸	۲۵	۸۸,۶	۳۵	۹۰,۴۲	۴۲	۹۰,۴۲	۳۳
Gabor + FLD	۹۱,۰۱	۱۹	۹۱,۶۲	۱۹	۹۲,۸۱	۱۹	۹۱,۶۲	۲۰	۹۲,۲۲	۲۰
Gabor + RFLD	۹۵,۰۲	۲۲	۹۴,۶۱	۱۸	۹۴,۶۱	۱۷	۹۲,۸۱	۱۹	۹۲,۸۱	۴۳

جدول (۲): نتایج حاصل از روشهای مختلف (3NN)

بردار ویژگی	فیلترگبور با ۴ جهت		فیلترگبور با ۶ جهت		فیلترگبور با ۸ جهت		فیلترگبور با ۱۰ جهت		فیلترگبور با ۱۲ جهت	
	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی	درصد صحت	تعداد ویژگی
Gabor	۸۴,۱۲	۲۵۶	۸۴,۹۲	۳۸۴	۸۵,۷۱	۵۱۲	۸۴,۵۲	۶۴۰	۸۸,۶۶	۷۶۸
Gabor + PCA	۸۶,۵	۳۶	۸۸,۸۸	۲۵	۸۹,۶۸	۱۶	۸۹,۵۲	۲۲	۸۹,۶۸	۳۵
Gabor + FLD	۱۰۰	۱	۱۰۰	۱	۱۰۰	۲	۱۰۰	۲	۱۰۰	۱
Gabor + RFLD	۱۰۰	۱	۱۰۰	۱	۱۰۰	۲	۱۰۰	۲	۱۰۰	۱

مراجع

[۱] محمد شریف کمالی، داریوش د.فرهود، "خطوط پوستی (انگشت نگاری)"، موسسه فرهنگی رسا، تهران ۱۳۶۶.

[۲] ح. پورقاسم و ح. قاسمیان، "طبقه‌بندی تصاویر اثر انگشت با شبکه‌های عصبی"، سومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، تهران، ۱۳۸۳.

[3] BiometricSystem Lab.http://www.csr.unibo.it/research/biolab/

[4] J.W. Yang, L.F. Liu, and T.Z. Jiang, Y. Fan “A Modified Gabor Filter Design Method for Fingerprint Image Enhancement,” Pattern Recognition, pp.1805-1817, 2003.

[5] D. Batra, G. Singhal, and S. Chaudhury “Gabor Filter Based Fingerprint Classification using Support Vector Machines,” IEEE India Annual Conference, Indicon 2004.

[6] C. J. Lee, and S. D. Wang, “Fingerprint Feature Extraction Using Gabor Filter”, Electron. Lett. Vol. 35, No. 4, pp. 288-290, 1999.

[7] M. Tico, P. Kuosmanen, and J. Saarinen “Wavelet Domain Features for Fingerprint Recognition,’’ Eleclron. Lett. Vol. 37, No. 1, pp. 21–22, 2001.

[8] C. Xiang, X. A. Fan, and T. H. Lee “Face Recognition Using Recursive Fisher Linear Discriminant”, IEEE trans. On image proc. Vol. 15, No. 8, pp. 2097–2105, 2006.

[9] A.K. Jain, S. Prabhakar, L.Hong, “A Multi-channel Approach to Fingerprint Classification,” IEEE Trans. On pattern analysis and machine intelligence, Vol 21. No.4, pp.348-358, 1999.