

تشخیص هویت مبتنی بر بیومتریک اثر بند انگشت با استفاده از گشتاورهای متعامد شبه زرنیک

حمیدرضا رشیدی کنعان^۱، استادیار؛ مرجان روزبهانی^۲، کارشناس ارشد

۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر- دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی- تهران- ایران- h.rashidykanan@sru.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق، پزشکی و مکترونیک- دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین- قزوین- ایران- marjan.ruzbahani@qiau.ac.ir

چکیده: پژوهشگران اخیراً دریافته‌اند الگوی چین و چروک پوست در بخش خارجی بند انگشت که به اصطلاح اثر بند انگشت نامیده می‌شود، در افراد مختلف منحصر به فرد بوده و می‌تواند به عنوان یک مشخصه بیومتریک به کار گرفته شود. بر این اساس در این مقاله، الگوریتمی معرفی می‌شود که به تشخیص هویت انسان با استفاده از تصاویر بند انگشت می‌پردازد. در الگوریتم پیشنهادی، با استفاده از گشتاورهای متعامد شبه زرنیک به عنوان یک توصیفگر قدرتمند ویژگی‌های سراسری و محلی تصویر بند انگشت ورودی استخراج شده و سپس با ترکیب آن‌ها بردار ویژگی تصویر تشکیل شده است. در نهایت با استفاده از یک شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی هویت تصویر ورودی مشخص می‌گردد. به منظور ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، از پایگاه داده تصاویر بند انگشت دانشگاه پلی تکنیک هنگ کنگ استفاده شده است. با شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی و انجام آزمایش‌های گوناگون، بهترین حالت به ازای مقادیر مختلف پارامترهای عملی به دست آمده است. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که نرخ بازشناسی و نرخ خطای برابر به دست آمده از سیستم پیشنهادی در حالت تک انگشتی و چند انگشتی، در مقایسه با تحقیقات پیشین، بهبود قابل قبولی به دست آورده است.

واژه‌های کلیدی: بیومتریک، اثر بند انگشت، تشخیص هویت، تصدیق هویت، گشتاورهای متعامد شبه زرنیک، شبکه عصبی مصنوعی.

Identification Based on Finger Knuckle Print (FKP) using Orthogonal Pseudo Zernike Moments

H. Rashidy Kanan¹, Assistant Professor; M. Roozbahani², M.Sc.

1- Department of Computer Engineering, Shahid Rajae Teacher Training University, Tehran, Iran, Email: h.rashidykanan@sru.ac.ir

2- Department of Electrical, Biomedical and Mechatronic Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran,
Email: marjan.ruzbahani@qiau.ac.ir

Abstract: Researchers have recently found that skin pattern of the outer surface around the phalange which is called Finger Knuckle Print (FKP), is unique in different people and can be used as a distinct biometric characteristic. In this paper, a new identification system is proposed based on FKP images. In this system, Pseudo Zernike Moments (PZMs) which have the best overall performance in terms of robustness to noise, information redundancy and capability for image representation among the commonly used moments, are utilized for feature extraction. By using PZMs for the whole and partitioned FKP images, the global and local features which are concatenated to create the final feature vector are extracted. In the classification stage, a MLP neural network is utilized. Through considering recognition rate and equal error rate obtained for the proposed method in single instance (finger) and multi instance (finger) scenarios using PolyU FKP database, an acceptable improvement can be observed compared with the previous algorithms.

Keywords: Biometric, Finger Knuckle Print (FKP), Personal Identification, Pseudo Zernike Moments (PZMs), PolyU FKP.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۱۱/۲۸

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۰۸/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۰/۲۱

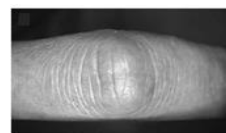
نام نویسنده مسئول: حمیدرضا رشیدی کنعان

نشانی نویسنده مسئول: دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران، ایران

۱- مقدمه

امروزه با پیشرفت علم و تکنولوژی و رشد سریع سیستم‌هایی از قبیل بانکداری الکترونیکی یا بازرگانی الکترونیکی که نیازمند شناسایی خودکار افراد با دقت، سرعت و ضریب ایمنی بالا هستند، سیستم‌های تشخیص هویت خودکار افراد مبتنی بر ویژگی‌های منحصر به فرد آن‌ها که به اصطلاح ویژگی‌های بیومتریکی نامیده می‌شوند، جایگاه ویژه‌ای یافته است [۱]. با توجه به اهمیت بالای این موضوع و کاربرد وسیع آن در سطح جهان، هر ساله تحقیقات گوناگونی در زمینه مشخصه‌های بیومتریکی افراد انجام می‌گیرد. برخی از این مشخصه‌ها عبارت‌اند از اثر انگشت، چهره، عنبیه چشم، صوت و هندسه گوش [۲].

در این میان، مشخصه‌های بیومتریکی مبتنی بر دست، به دلیل استفاده آسان و کاربرپسند آن در طی سالیان اخیر توجه زیادی را به خود جلب کرده‌اند که از آن جمله می‌توان به اثر انگشت، خطوط کف دست، هندسه دست و رگ‌های پشت دست اشاره کرد. مشخصه بیومتریکی دیگری که اخیراً مورد توجه قرار گرفته است، اثر خارجی بند انگشت^۱ است که به الگوی چین و چروک‌های پوست در سطح خارجی بند انگشت اطلاق می‌گردد. این مشخصه نسبت به اثر انگشت دارای مزایایی است از جمله اینکه از آنجایی که افراد معمولاً اشیاء را با بخش داخلی دست خود لمس می‌کنند، امکان خراشیده شدن و سایش اثر بند انگشت نسبت به اثر انگشت کمتر است. همچنین به دلیل تماس کمتر اثر بند انگشت با اجسام محیط پیرامون فرد، امکان جعل آن نسبت به اثر انگشت و نیز سوء استفاده از آن کمتر می‌شود. از طرفی با توجه به اینکه شیارهای اثر بند انگشت عمیق‌تر از اثر انگشت است، بدین ترتیب اخذ تصویر بند انگشت با دقت معمولی نیز امکان‌پذیر است. بنابراین می‌توان گفت که اثر بند انگشت قابلیت کافی برای به‌کارگیری در شناسایی هویت افراد را خواهد داشت [۳]. در این پژوهش نیز، از این ویژگی بیومتریکی انسان استفاده شده است و بدین ترتیب سیستمی معرفی می‌شود که به تشخیص هویت انسان مبتنی بر اثر بند انگشت می‌پردازد. شکل ۱، نمونه‌ای از یک اثر بند انگشت را نمایش می‌دهد.



شکل ۱: نمونه‌ای از یک اثر بند انگشت

اولین پژوهش انجام شده در این حوزه مربوط به [۴] است. در این پژوهش از ویژگی‌های سه‌بعدی سطح انگشت به‌منظور تعیین هویت فرد استفاده شده که به دلیل هزینه، اندازه و سایز بالای تصاویر به‌دست‌آمده، استفاده از سنسور اخذ تصویر بند انگشت را در یک سیستم بیومتریکی تجاری محدود می‌کند. در [۳]، برای نخستین بار مستقیماً از تصاویر بند انگشت تحت عنوان تصاویر اثر بند انگشت برای تشخیص هویت استفاده شده است. در سیستم طراحی شده در این مقاله، کاربر در حین

تصویربرداری باید انگشت خود را خم کند که این باعث می‌شود خطوط موجود در بند انگشت با وضوح بیشتری تهیه شوند. همچنین در طی تصویربرداری‌های متعدد جابه‌جایی انگشت در تصویر کمتر مشاهده می‌شود. پس از اخذ تصاویر مربوطه، با استفاده از ویژگی‌های تحدد خطوط بند انگشت، زیرتصاویر مورد دلخواه یا همان ROI استخراج می‌شود. بدین ترتیب در این پژوهش پایگاه داده‌ای متشکل از زیرتصاویر بند انگشت به‌دست‌آمده که تاکنون توسط محققان دیگر به کرات مورد استفاده قرار گرفته است [۵]. در [۶]، از روش BLPOC^۲ برای تطبیق تصاویر بند انگشت استفاده شده است. در [۷]، روشی جدید برای استخراج ویژگی‌های مختلف از زیرتصاویر ROI، با استفاده از فیلترهای گابور^۳ ارائه شده است. در این روش از اطلاعات دامنه و جهت هر پیکسل با استفاده از این فیلتر استفاده می‌شود. در [۸]، روشی برای استخراج ویژگی تحت عنوان تعبیه خطی وزن‌دار^۵ پیشنهاد شده است. این روش به‌صورت هم‌زمان از اطلاعات محلی و غیرمحلی به‌صورت وزن دهی گوسین استفاده می‌کند. در [۹]، روشی جدید برای استخراج ویژگی و تطبیق تصاویر اثر بند انگشت با استفاده از سیگنال مونوژنیک^۶ پیشنهاد گردیده است. از آنجایی که استخراج ویژگی در این روش نیاز به زمان زیادی ندارد، این روش می‌تواند در کاربردهای بلادرنگ به‌کار برده شود. در [۱۰]، با استفاده از تبدیل ویژگی تغییرناپذیر با مقیاس^۷ به استخراج ویژگی زیرتصاویر بند انگشت پرداخته شده است. در [۱۱]، ابتدا هر کدام از تصاویر اثر بند انگشت و اثر کف دست به‌عنوان سیستم‌های بیومتریکی مجزا در نظر گرفته شده و سپس توسط تابع همبستگی فاز^۸، شباهت بین تصاویر مشخص می‌گردد. در [۱۲]، در ابتدا برای استخراج ویژگی‌های محلی، از ترکیب سه مشخصه دامنه، جهت و فاز محلی با استفاده از تناسب فاز^۹ استفاده شده است. سپس برای استخراج ویژگی‌های سراسری، از ضرایب تبدیل فوریه برای هر تصویر بند انگشت استفاده گردیده و در نهایت با استفاده از الگوریتم L_{GIC}^{۱۰} این ویژگی‌های محلی و سراسری با یکدیگر ترکیب شده‌اند. در [۱۳]، یک روش کدبندی جدید ارائه شده است که سعی در استفاده از همه اطلاعات مربوط به جهت مبتنی بر پاسخ فیلتر گابور دارد و در بخش‌هایی از تصویر بند انگشت که در آن خطوط با جهت‌های چندگانه وجود دارد، اطلاعات ارزشمند بیشتری را استخراج می‌کند. همچنین برای استخراج ویژگی‌های ظریف در بافت تصاویر، از هیستوگرام الگوی دودویی محلی (LBP)^{۱۱} استفاده شده است. در [۱۴]، دو استخراج‌گر ویژگی محلی معروف به نام‌های تبدیل ویژگی نامتغیر با مقیاس^{۱۲} (SIFT) و ویژگی مقاوم تسریع شده^{۱۳} (SURF) [۱۶]، به‌کاررفته است و پس از استخراج نقاط کلیدی مربوطه، از روش ترکیب هندسی^{۱۴} جهت تشخیص هویت بند انگشت استفاده می‌شود. در [۱۷]، ابتدا از فیلتر گابور جهت استخراج ویژگی‌های عمده (Major) استفاده می‌شود و به تطبیق ویژگی تصویر ورودی با تصاویر پایگاه داده پرداخته می‌شود. در صورتی که امتیاز تطبیقی به‌دست‌آمده در محدوده‌ای قرار گیرد که نرخ خطای رد با خطای پذیرش آن به یکدیگر نزدیک باشند، از تبدیل SURF جهت استخراج ویژگی‌های

که در رابطه فوق $n = 0, 1, 2, \dots, \infty$ و m شامل مقادیر صحیح مثبت و منفی است که در شرط $|m| \leq n$ صدق می‌کند. نماد * نیز مترادف با مزدوج مختلط است.

چندجمله‌ای‌های شبه زرنیک $V_{n,m}(x,y)$ به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شوند.

$$V_{n,m}(x,y) = R_{n,m}(r)e^{jm\theta} \quad (2)$$

که $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ طول بردار متصل از مبدأ مختصات به پیکسل با مختصات (x,y) و $\theta = \tan^{-1}(\frac{y}{x})$ زاویه بین بردار r و محور x ‌ها است. چندجمله‌ای‌های شعاعی $R_{nm}(r)$ نیز به صورت رابطه (۳) تعریف می‌شود.

$$R_{n,m}(r) = \sum_{s=0}^{n-|m|} (-1)^s \frac{(2n+1-s)!}{s!(n-|m|-s)!(n+|m|+1-s)!} r^{(n-s)} \quad (3)$$

با توجه به رابطه (۳)، $R_{n,-m}(r) = R_{n,m}(r)$ است.

۳- الگوریتم پیشنهادی

بلوک دیاگرام کلی سیستم پیشنهادی مطابق شکل ۲ است. همان‌طور که در شکل ۲ نشان داده شده است، در الگوریتم پیشنهادی ابتدا تصویر ورودی پس از انجام فرآیند ناحیه بندی، به صورت سراسری و محلی به بلوک استخراج ویژگی گشتاورهای شب زرنیک اعمال می‌شود. سپس، بردارهای ویژگی استخراج شده سراسری و محلی به یکدیگر الحاق شده و بردار ویژگی واحد تصویر ورودی تشکیل می‌گردد. در نهایت بردار ویژگی مذکور، به قسمت طبقه‌بندی که یک شبکه عصبی MLP می‌باشد، به منظور شناسایی هویت تصویر ورودی، اعمال می‌گردد. در ادامه بخش‌های مختلف این بلوک دیاگرام تشریح می‌شود.

۳-۱- استخراج ویژگی‌های سراسری تصاویر بند انگشت با

استفاده از گشتاورهای متعامد شبه زرنیک

برای محاسبه گشتاور شبه زرنیک برای یک تصویر دیجیتال با ابعاد $N \times N$ باید انتگرال‌های موجود در معادله (۱) با مجموع جایگزین شود:

$$PZM_{n,m}(f(x,y)) = \frac{n+1}{\pi} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1-i} V_{n,m}^*(x,y) f(x,y) \quad (4)$$

همچنین لازم است مختصات پیکسل‌های موجود در هر ناحیه توسط یک تبدیل نگاشت خطی در محدوده صفر و یک نرمالیزه شود. به عبارت دیگر، مرکز هر ناحیه در تصویر ناحیه بندی شده به عنوان مبدأ در نظر گرفته می‌شود و مختصات پیکسل‌ها به دایره واحد، یعنی $x^2 + y^2 \leq 1$ نگاشت می‌شود. برای این تبدیل نگاشت، دو روش وجود دارد [۲۵]. در روش متداول این تبدیل که در شکل ۳ نمایش داده شده است، با فرض آنکه ابعاد هر تصویر $N \times N$ باشد، این ناحیه به صورت محیطی به دایره واحد نگاشت می‌شود. در این روش پیکسل‌هایی که خارج دایره واحد قرار می‌گیرند، در محاسبه گشتاور شبه زرنیک شرکت نمی‌کنند. به عبارت دیگر، تمامی اطلاعات مربوط به این پیکسل‌ها از بین رفته و

جزئی (Minor) استفاده می‌شود. لازم به ذکر است منظور از ویژگی‌های عمده، ویژگی‌هایی می‌باشند که در فاز اول بازشناسی استخراج می‌شوند و در صورتی که تصویر ورودی در فاز اول به صورت صحیح شناسایی نشود، با استفاده از تبدیل SURF، ویژگی‌های جزئی در فاز دوم استخراج می‌شوند. با توجه به رعایت تعادل بین سرعت و دقت در این روش، می‌توان از آن در کاربردهای بلادرنگ استفاده کرد. در [۱۸]، از ترکیب در سطوح امتیازبندی و تصمیم‌گیری فازی قابل تطبیق استفاده شده است. همچنین در [۱۹]، از ترکیب موجک‌های Haar، DCT^{۱۵}، Hartley، Walsh و Kekre با یکدیگر جهت تولید بیست عدد موجک هیبریدی نوع ۱ و ۲ استفاده شده است. این موجک‌ها به استخراج ویژگی‌های تصاویر بند انگشت می‌پردازند.

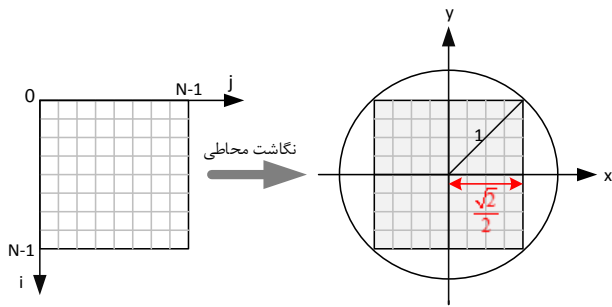
در این مقاله الگوریتمی ارائه شده است که با استفاده از گشتاورهای متعامد شبه زرنیک یا به اختصار PZM (Pseudo Zernike Moments) در حالت دوبعدی ویژگی‌های سراسری و محلی تصاویر بند انگشت را استخراج می‌کند. گشتاورهای شبه زرنیک که به عنوان یک توصیفگر قدرتمند دارای ویژگی‌هایی از جمله متعامد بودن، حساسیت کم نسبت به نویز و غیر حساس بودن به چرخش می‌باشند [۲۰]، پیش‌از این در کاربردهای متعددی از پردازش تصویر از جمله تشخیص حروف الفبای زبان‌های مختلف در متون قدیمی [۲۱، ۲۲]، تشخیص هویت مبتنی بر خطوط کف دست [۲۳]، تأیید هویت مبتنی بر امضاء [۲۴] و تشخیص هویت مبتنی بر تصویر چهره [۲۵]، مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با توجه به عملکرد بسیار خوب این گشتاورها در حوزه بیومتریک [۲۵-۲۳] و نیز اینکه تاکنون در حوزه تشخیص هویت مبتنی بر ویژگی بیومتریک بند انگشت، به کار گرفته نشده‌اند، بنابراین در این تحقیق بر آن شدیم که الگوریتمی ارائه کنیم که اولین بار از گشتاورهای شبه زرنیک جهت استخراج ویژگی از تصاویر بند انگشت به دو صورت سراسری و محلی استفاده کند و کارایی این گشتاورها را در مبحث تشخیص هویت مبتنی بر اثر بند انگشت مورد ارزیابی قرار دهیم.

در ادامه این مقاله، در بخش دوم به بررسی گشتاورهای متعامد شبه زرنیک پرداخته شده است. در بخش سوم، الگوریتم پیشنهادی تشریح می‌شود. در بخش چهارم نیز نتایج آزمایش‌ها و شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی بررسی می‌گردد.

۲- گشتاورهای متعامد شبه زرنیک

گشتاورهای شبه زرنیک یکی از انواع گشتاورهای متعامد است که به دلیل توانایی بالای آن‌ها در توصیف تصویر و مقاوم بودن آن در برابر نویز، در کاربردهای مختلفی استفاده می‌شود. هسته گشتاور شبه زرنیک، مجموعه‌ای از چندجمله‌ای‌های متعامد شبه زرنیک^{۱۶} است که در داخل دایره‌ای به شعاع واحد تعریف می‌شود. گشتاور دوبعدی مختلط شبه زرنیک از مرتبه n و با تکرار m مربوط به تصویر سطح خاکستری پیوسته $f(x,y)$ به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود [۲۵].

$$PZM_{n,m}(f(x,y)) = \frac{n+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} V_{n,m}^*(x,y) f(x,y) dx dy \quad (1)$$



شکل ۴: نگاشت محاطی تصویر $N \times N$ به دایره واحد.

این تبدیل خطی با استفاده از معادلات ۵ و ۶ بر روی تصویر بند انگشت، اعمال می‌شود:

$$x_j = -\frac{\sqrt{2}}{2} + \frac{\sqrt{2}}{N-1} j, j = 0, 1, \dots, (N-1) \quad (5)$$

$$y_i = \frac{\sqrt{2}}{2} - \frac{\sqrt{2}}{N-1} i, i = 0, 1, \dots, (N-1) \quad (6)$$

بنابراین شکل گسسته گشتاور شبه زرنیک از مرتبه n و تکرار m برای تصویر سطح خاکستری دیجیتال نگاشت یافته $f(x_j, y_i)$ به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$PZM_{n,m}(f(x_j, y_i)) = \frac{n+1}{\pi \lambda(N)} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} V_{n,m}^*(x_j, y_i) f(x_j, y_i) \quad (7)$$

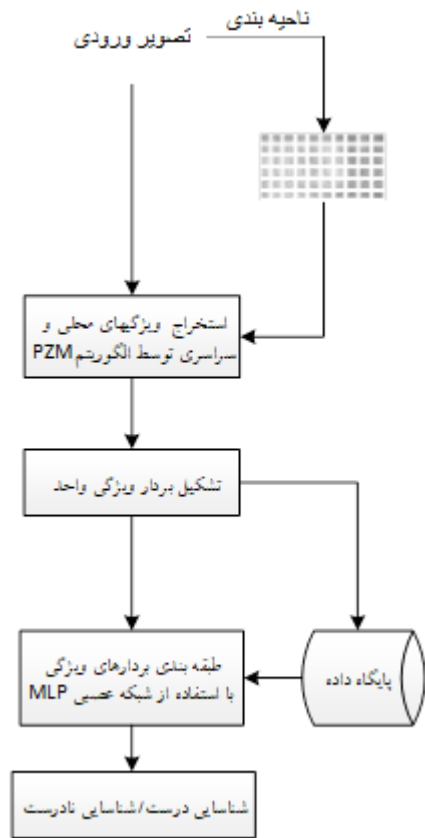
ضریب نرمالیزاسیون $\lambda(N)$ ، برابر با نسبت تعداد پیکسل‌های موجود در ناحیه قبل از نرمالیزاسیون به سطح ناحیه نرمالیزه شده می‌باشد. این ضریب نرمالیزاسیون برای روش نگاشت محاطی به دایره واحد، برابر با $\lambda(N) = \frac{N^2}{2}$ است.

با توجه به اینکه $PZM_{n,-m}(f(x_j, y_i)) = PZM_{n,m}^*(f(x_j, y_i))$ و $|PZM_{n,-m}(f(x_j, y_i))| = |PZM_{n,m}^*(f(x_j, y_i))| = |PZM_{n,m}(f(x_j, y_i))|$ در این پژوهش اندازه گشتاورهای شبه زرنیک مرتبه n از صفر تا n_{max} و تکرارهای $m \geq 0$ برای استخراج ویژگی در نظر گرفته شده است. تمام این گشتاورها برای حالت $n_{max} = 5$ در جدول ۱ نمایش داده شده‌اند.

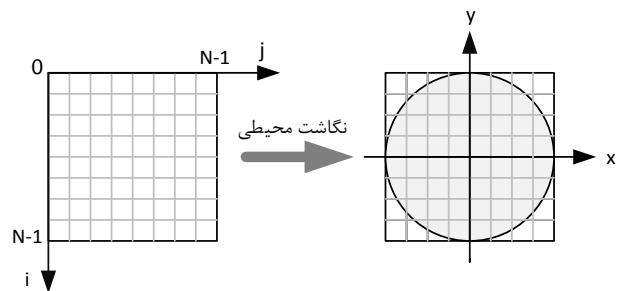
جدول ۱: لیست گشتاورهای متعامد شبه زرنیک مرتبه ۰ تا ۵

مرتبۀ گشتاور (n)	لیست گشتاورهای متعامد شبه زرنیک (PZM)	تعداد گشتاورها
۰	$PZM_{0,0}$	۱
۱	$PZM_{1,0}, PZM_{1,1}$	۲
۲	$PZM_{2,0}, PZM_{2,1}, PZM_{2,2}$	۳
۳	$PZM_{3,0}, PZM_{3,1}, PZM_{3,2}, PZM_{3,3}$	۴
۴	$PZM_{4,0}, PZM_{4,1}, PZM_{4,2}, PZM_{4,3}, PZM_{4,4}$	۵
۵	$PZM_{5,0}, PZM_{5,1}, PZM_{5,2}, PZM_{5,3}, PZM_{5,4}, PZM_{5,5}$	۶

بنابراین توانایی توصیف تصویر توسط گشتاورهای شبه زرنیک استخراج شده، کاهش می‌یابد.



شکل ۲: بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی.



شکل ۳: نگاشت محیطی تصویر $N \times N$ به دایره واحد.

در روش دیگری که در شکل ۴ نشان داده شده و در این پژوهش نیز مورد استفاده قرار گرفته است، کل ناحیه $N \times N$ توسط دایره واحد محصور می‌شود. به عبارت دیگر کل تصویر مربوطه به درون دایره واحد محاط می‌شود. در این روش با توجه به اینکه کلیه پیکسل‌ها در محاسبه گشتاورهای شبه زرنیک شرکت می‌کنند، مشکلات روش قبلی وجود ندارد.

لازم به ذکر است که معادله گشتاور شبه زرنیک، حالت خاص معادله گشتاور شبه زرنیک قطعه‌ای است به ازای حالتی که اندازه ناحیه (W) برابر با اندازه تصویر N باشد. یعنی: $W=N$.

از آنجایی که $PPZM_{n,m}^{p,q}(f(x_j, y_i)) = PPZM_{n,m}^{*p,q}(f(x_j, y_i))$ و $|PPZM_{n,m}^{p,q}(f(x_j, y_i))| = |PPZM_{n,m}^{*p,q}(f(x_j, y_i))| = |PPZM_{n,m}^{p,q}(f(x_j, y_i))|$ است، بردار ویژگی برای ناحیه (قطعه) $f_{p,q}(a, b)$ به صورت زیر بیان می‌شود:

$$PPZM_{n,m}^{p,q}[f_{p,q}(a, b)] = \left\{ PPZM_{u,v}^{p,q}(f(x_j, y_i)) \mid u = 0, 1, \dots, n_{max}, v = 0, 1, \dots, u \right\} \quad (10)$$

در رابطه فوق، "P" علامت قدر مطلق است.

در نهایت از گشتاورهای شبه زرنیک قطعه‌ای استخراج شده، بردار ویژگی واحدی مطابق رابطه (۱۱) به دست می‌آید.

$$PPZM[f(x, y)] = \left\{ PPZM_{p,q}[f_{p,q}(a, b)] \mid p, q = 1, 2, \dots, \frac{N}{W} \right\} \quad (11)$$

۳-۳- واحد طبقه‌بندی و تطبیق ویژگی

در این تحقیق، از یک شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی^{۱۸} (MLP) و تابع تحریک سیگموئید^{۱۹} به عنوان طبقه‌بندی کننده بردارهای ویژگی استفاده شده است. در مرحله آموزش این شبکه، از بردارهای ویژگی استخراج شده از تصاویر موجود در پایگاه داده گالری (Gallery) و در مرحله تست از بردارهای ویژگی استخراج شده از تصاویر موجود در پایگاه داده پروب (Probe) استفاده می‌شود. لازم به ذکر است با توجه به اینکه تعداد نودهای لایه خروجی شبکه عصبی استفاده شده برابر با تعداد کلاس‌ها در نظر گرفته شده است، در فاز تست الگوریتم پیشنهادی در مد تشخیص هویت، هویت (کلاس) تصویر ورودی عملاً برابر با اندیس نودی از لایه خروجی می‌باشد که بیشترین مقدار را در بین تمام نودهای لایه مذکور دارد.

۴- نتایج آزمایش‌ها و شبیه‌سازی‌ها

شبیه‌سازی و آزمایش‌های انجام شده بر روی این سیستم به سه دسته کلی تقسیم شده‌اند. در آزمایش‌های اول و دوم، به ترتیب سیستم پیشنهادی برای تعیین هویت بند انگشت مبتنی بر ویژگی‌های سراسری و محلی استخراج شده توسط الگوریتم پیشنهادی بررسی شده و بهترین مقادیر مربوط به پارامترهای الگوریتم که در بخش مربوطه به تشریح آن خواهیم پرداخت، تعیین می‌شوند. در آزمایش سوم، با توجه به بهترین مقادیر پارامترهای به دست آمده از آزمایش‌های اول و دوم، یک بردار ویژگی واحد متشکل از ویژگی‌های محلی و سراسری به دست آمده و مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در نهایت، بهترین نتیجه به دست آمده از این سیستم تشخیص هویت، با سیستم‌های پیشنهادی در مطالعات پیشین مقایسه می‌شود.

در نهایت، بردار ویژگی واحد سراسری برای تصویر $f(x_j, y_i)$ به صورت زیر بیان می‌شود:

$$PZM[f(x_j, y_i)] = \left\{ PZM_{u,v}(f(x_j, y_i)) \mid u = 0, 1, \dots, n_{max}, v = 0, 1, \dots, u \right\} \quad (8)$$

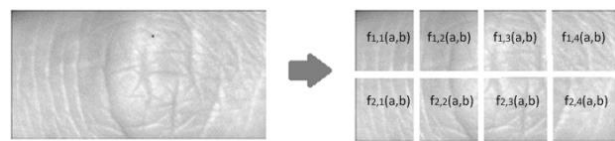
در رابطه فوق "P" علامت قدر مطلق است.

۳-۲- استخراج ویژگی‌های محلی تصاویر بند انگشت با استفاده از گشتاورهای متعامد شبه زرنیک

جهت استخراج ویژگی‌های محلی تصاویر بند انگشت ابتدا لازم است تصویر ورودی به مجموعه‌ای از نواحی هم‌اندازه بدون همپوشانی تقسیم می‌شود. با فرض آنکه ابعاد هر تصویر $f(x, y)$ برابر $N \times N$ و اندازه هر ناحیه $W \times W$ باشد، تعداد این نواحی برای هر تصویر بند انگشت برابر با $(\frac{N}{W})^2$ خواهد بود. این نواحی می‌توانند به صورت زیر توصیف شوند:

$$f_{p,q}(a, b) = f(W(p-1) + a, W(q-1) + b) \quad (9)$$

که $f_{p,q}(a, b)$ به ناحیه موجود در مکان (p,q) از تصویر اشاره می‌کند. a و b اعداد صحیح بوده و از ۱ تا W تغییر می‌کنند. همچنین p و q نیز اعداد صحیح بوده و از ۱ تا $(\frac{N}{W})$ تغییر می‌کنند. شکل ۵ مثالی از ناحیه بندی یک تصویر بند انگشت به هشت ناحیه را نشان می‌دهد.



شکل ۵: ناحیه بندی تصویر بند انگشت.

جهت استخراج ویژگی‌های محلی تصاویر بند انگشت، همانند بخش استخراج ویژگی‌های سراسری، از الگوریتم گشتاورهای متعامد شبه زرنیک به روش نگاشت محاطی به دایره واحد استفاده می‌شود. بدین ترتیب با بسط رابطه (۷)، به نواحی (p,q) از تصویر $f(x, y)$ ، رابطه گشتاور شبه زرنیک قطعه‌ای^{۱۷} از مرتبه n و تکرار m برای یک ناحیه از تصویر سطح خاکستری دیجیتال $(f(x_j, y_i))$ به فرم رابطه (۹) به دست می‌آید.

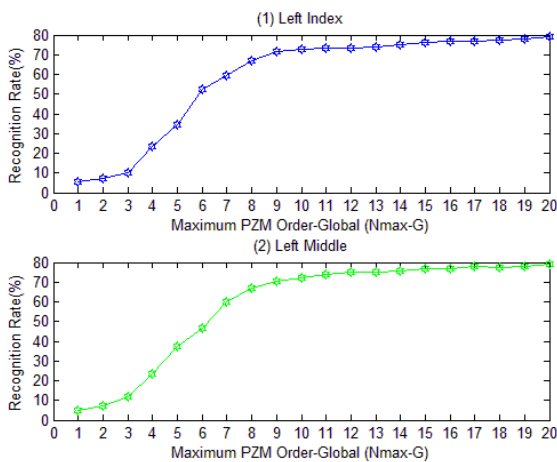
$$PPZM_{n,m}^{p,q}(f(x_j, y_i)) = \frac{(n+1)}{\pi \lambda(W)} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{W-1} V_{n,m}^*(x_j, y_i) f(W(p-1) + x_j, W(q-1) + y_i) \quad (9)$$

در رابطه فوق، متغیرهای p و q، موقعیت ناحیه را در تصویر مشخص می‌کنند. این متغیرها اعداد صحیح هستند که از ۱ تا $\frac{N}{W}$ تغییر می‌کنند. همچنین ضریب نرمالیزاسیون $\lambda(W)$ برابر با نسبت تعداد پیکسل‌های موجود در ناحیه قبل از نرمالیزاسیون به سطح ناحیه نرمالیزه شده می‌باشد. این ضریب نرمالیزاسیون برای روش نگاشت درون دایره واحد، برابر با $\lambda(W) = \frac{W^2}{2}$ است.

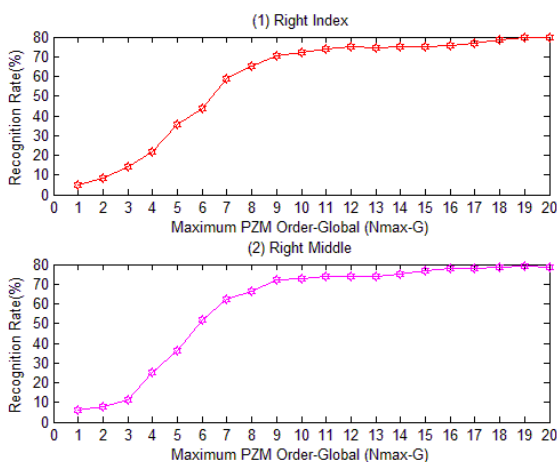
$$PZM_{0,0}(f(x_j, y_i)) = \frac{2}{\pi N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} V_{0,0}^*(x_j, y_i) f(x_j, y_i) = \frac{2}{\pi} \overline{f(x_j, y_i)} \quad (12)$$

که در رابطه فوق $\overline{f(x_j, y_i)}$ میانگین پیکسل‌های تصویر ورودی است. بنابراین به صورت تجربی، ماکزیمم مرتبه گشتاور شبه زرنیک پیشنهادی عبارت است از مرتبه ۱ تا ۲۰.

نتایج عملی به دست آمده از این آزمایش با انتخاب پارامتر ماکزیمم مرتبه گشتاور شبه زرنیک سراسری (n_{max-G})، برای بند انگشتان مربوط به دست چپ در شکل ۶ و دست راست در شکل ۷ نمایش داده شده است. مطابق با آنچه در این نمودارها مشاهده می‌شود، با افزایش مرتبه گشتاور شبه زرنیک در مرحله استخراج ویژگی، نرخ بازشناسی تصاویر بند انگشت افزایش یافته است. بدین ترتیب به ازای $n_{max-G}=20$ نرخ بازشناسی این سیستم برابر با ۷۹٪ است.



شکل ۶: نرخ بازشناسی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر ویژگی‌های سراسری به ازای ماکزیمم مرتبه PZM، (۱): انگشت اشاره چپ، (۲): انگشت میانه چپ.



شکل ۷: نرخ بازشناسی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر ویژگی‌های سراسری به ازای ماکزیمم مرتبه PZM، (۱): انگشت اشاره راست، (۲): انگشت میانه راست.

لازم به ذکر است که کلیه آزمایش‌ها انجام شده، با کامپیوتری با مشخصات CPU 2.50 GHz، ۴ گیگابایت حافظه RAM و توسط نرم‌افزار Matlab 2013 نسخه (8.1.0.604) شبیه‌سازی و مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند.

۴-۱- تشریح پایگاه داده

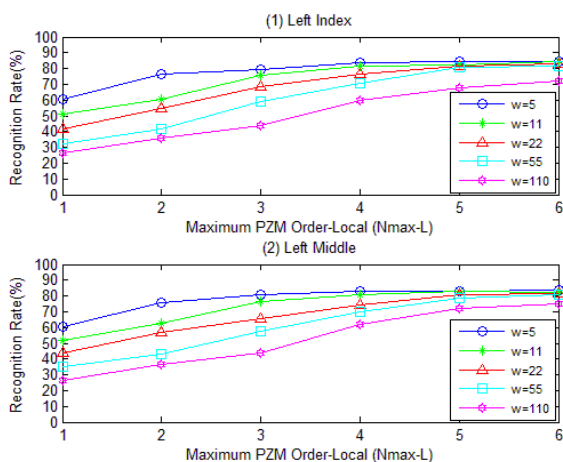
برای انجام آزمایش‌ها و شبیه‌سازی‌ها، از پایگاه داده اثر بند انگشت دانشگاه پلی‌تکنیک هنگ‌کنگ [۵] استفاده شده است. در تهیه این تصاویر از ۱۶۵ داوطلب، متشکل از ۱۲۵ نفر مرد و ۴۰ نفر زن استفاده شده است. نمونه‌های موجود در پایگاه داده، در طی دو جلسه و از چهار انگشت مختلف افراد گردآوری شده‌اند. این انگشتان عبارتند از: انگشت سبابه دست چپ یا LI (Left Index)، انگشت میانه دست چپ یا LM (Left Middle)، انگشت سبابه دست راست یا RI (Right Index) و انگشت میانه دست راست یا RM (Right Middle). بدین صورت که در هر جلسه ۶ تصویر از هر کدام از چهار انگشت فرد تهیه می‌شود. بنابراین از هر فرد ۴۸ تصویر از چهار انگشت مختلف وی موجود است. در نهایت پایگاه داده دارای ۷۹۲۰ تصویر از ۶۶۰ انگشت مختلف خواهد بود. در تمام آزمایش‌های انجام شده، تصاویر جمع‌آوری شده در طی جلسه اول (۳۹۶۰ تصویر) به عنوان تصاویر آموزشی (گالری) و تصاویر گردآوری شده در جلسه دوم (۳۹۶۰ تصویر)، به عنوان تصاویر تست (پروپ) در نظر گرفته شده است.

۴-۲- آزمایش اول: بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی استخراج ویژگی‌های سراسری

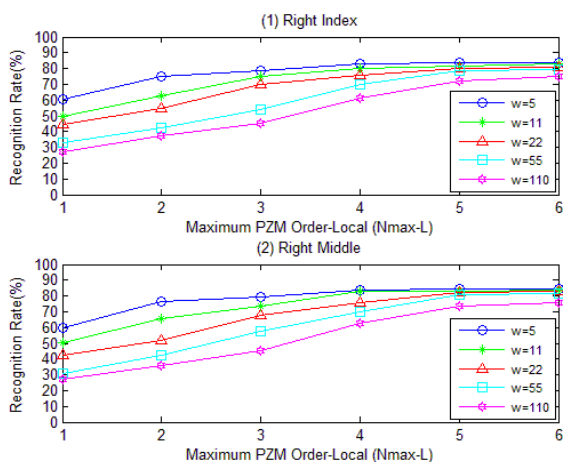
در این آزمایش، با استفاده از الگوریتم پیشنهادی گشتاورهای متعامد شبه زرنیک، به استخراج ویژگی‌های سراسری زیر تصاویر ROI در پایگاه داده به ازای مقادیر مختلف ماکزیمم مرتبه گشتاور شبه زرنیک (n_{max-G}) پرداخته شده است.

در تعیین ماکزیمم مرتبه گشتاورهای متعامد شبه زرنیک، باید توجه داشت که هر چه این مرتبه بالاتر می‌رود تعداد ویژگی‌های بیشتری از هر تصویر بند انگشت استخراج می‌شود و لذا طبقه‌بندی تصاویر مربوطه با دقت بالاتری انجام می‌شود که این مسئله به نرخ بازشناسی بهتر سیستم کمک خواهد کرد. اما از طرفی افزایش حجم بردارهای ویژگی، معایبی نیز دارد از قبیل افزایش حافظه مورد نیاز جهت ذخیره‌سازی اطلاعات در پایگاه داده و کاهش سرعت پردازش سیستم. بدین ترتیب در به دست آوردن ماکزیمم مرتبه گشتاورهای شبه زرنیک، باید مصالحه‌ای بین نرخ بازشناسی و سرعت پردازش سیستم انجام گرفته و مناسب‌ترین مقدار انتخاب شود. همچنین بنابر رابطه ۷، می‌توان نشان داد که گشتاور شبه‌زرنیک مرتبه صفر، میانگین پیکسل‌های تصویر مربوطه را شامل می‌شود و لذا شامل اطلاعات هویتی تصویر بند انگشت نیست. اثبات این نکته در رابطه (۱۲) نشان داده شده است.

کل ناحیه‌ها (هشت ناحیه) برابر با ۱۶۰ عدد است. در نهایت به ازای این پارامترها، نرخ بازشناسی برابر با ۸۰/۵۴٪ به دست آمد.



شکل ۸: نرخ بازشناسی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر ویژگی‌های محلی به ازای ماکزیمم مرتبه PZM، (۱): انگشت اشاره چپ، (۲): انگشت میانه چپ.



شکل ۹: نرخ بازشناسی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر ویژگی‌های محلی به ازای ماکزیمم مرتبه PZM، (۱): انگشت اشاره راست، (۲): انگشت میانه راست.

۴-۴-۴ آزمایش سوم: بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی با ترکیب ویژگی‌های محلی و سراسری

این آزمایش، ترکیبی از آزمایش اول و دوم است. به عبارت دیگر با تعیین پارامترهای بهینه تجربی در بخش ۴-۲ و ۴-۳ در این آزمایش به استخراج ویژگی‌های محلی و سراسری آن‌ها پرداخته و سپس این ویژگی‌های محلی و سراسری به دست آمده را با هم ترکیب کرده و تشکیل یک بردار ویژگی واحد داده‌ایم. پارامترهای بهینه به دست آمده از آزمایش اول و دوم عبارت‌اند از: $n_{max-G}=9$ ، $n_{max-L}=5$ و $w=55$

نکته حائز اهمیت در این نمودارها، این است که به ازای ماکزیمم مرتبه گشتاور شبه زرنیک بالاتر از ۹، روند افزایش نرخ بازشناسی کندتر شده است. از طرفی با افزایش مرتبه گشتاور شبه زرنیک، تعداد ویژگی استخراجی افزایش می‌یابد. بنابراین مزیت گشتاورهای شبه زرنیک با مرتبه پایین‌تر، کاهش حجم اطلاعات ذخیره شده در پایگاه داده است. بدین ترتیب بهترین حالت، مربوط به $n_{max-G}=9$ است. بدین ترتیب در حالت $n_{max-G}=9$ از الگوریتم پیشنهادی، تعداد ویژگی‌های استخراجی برابر با ۵۴ عدد و نرخ بازشناسی ۷۲/۵٪ به دست آمده است.

۴-۳-۴ آزمایش دوم: بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی با استخراج ویژگی‌های محلی

در این بخش، به ارزیابی سیستم پیشنهادی با استفاده از ویژگی‌های محلی تصاویر بند انگشت مطابق با آنچه در بخش ۳-۲ تشریح شد، پرداخته می‌شود.

با توجه به اینکه، در تصاویر ROI موجود در پایگاه داده، اندازه تصاویر 220×110 پیکسل هستند، و نیز با توجه به اینکه، برای ناحیه‌بندی این تصاویر و استخراج ویژگی آن‌ها مطابق الگوریتم پیشنهادی باید این نواحی در دایره واحد به صورت مربعی باشند، بدین ترتیب، اندازه نواحی انتخابی ما عبارت‌اند از: $w=5, 11, 22, 55, 110$

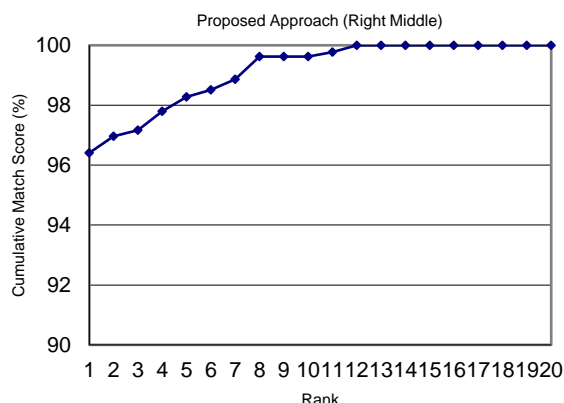
همچنین همان‌گونه که در رابطه (۱۲) اثبات شد، مرتبه صفر گشتاورهای متعامد شبه زرنیک فقط میانگین پیکسل‌ها در ناحیه را بازنمایی می‌کند و حاوی اطلاعات هویتی تصویر نیستند، این قضیه در مورد استخراج ویژگی‌های محلی نیز صادق است لذا کمترین مقدار مرتبه گشتاور شبه زرنیک قطعه‌ای را برابر با ۱ در نظر گرفته‌ایم.

برای تعیین ماکزیمم مرتبه گشتاور شبه زرنیک در حالت محلی (n_{max-L})، به طور عملی مشخص شد که برای مرتبه‌های بالاتر از ۶، سیستم تشخیص هویت بسیار کند و درعین حال در کارایی آن چندان تأثیری نداشته است. بنابراین در مرحله استخراج ویژگی‌های محلی، پارامتر ماکزیمم مرتبه گشتاور شبه زرنیک محلی از ۱ تا ۶ انتخاب شده است و تحت بررسی قرار گرفته است.

نتایج عملی به دست آمده با انتخاب پارامترهای n_{max-L} و w برای انگشتان دست چپ و راست به ترتیب در شکل‌های ۸ و ۹ نمایش داده شده است.

از بین این حالت‌ها، بهتر است حالتی انتخاب شود که کمترین حجم اطلاعات را نسبت به حالت‌های دیگر داشته باشد. بدین ترتیب بهترین حالت عبارت است از:

- اندازه ناحیه (قطعه) در مرحله ناحیه بندی تصویر: $w=55$
 - ماکزیمم مرتبه گشتاور شبه زرنیک قطعه‌ای جهت استخراج ویژگی‌های محلی: $n_{max-L}=5$
- بدین ترتیب به ازای مرتبه گشتاور شبه زرنیک قطعه‌ای $n_{max-L}=5$ تعداد ویژگی‌های استخراجی از هر ناحیه از تصویر برابر با ۲۰ عدد و برای



شکل ۱۱: نمودار CMC الگوریتم پیشنهادی به ازای انگشت میانه راست.

۴-۵- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با تحقیقات پیشین

با مقایسه نرخ بازشناسی حاصل از نتایج شبیه‌سازی سیستم پیشنهادی در بهترین حالت نسبت به الگوریتم‌های پیشین ارائه شده در این زمینه، نتایجی مطابق با جدول ۳ به دست آمده است. همان‌طور که جدول ۳ نشان می‌دهد، الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر گشتاورهای شبه زرنیک، نسبت به الگوریتم‌های ارائه شده در مقالات پیشین، بهتر عمل کرده است. با وجود این که برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های مورد مقایسه Edge Detection [۲۷] و Geometric Hashing-SIFT [۱۴]، ناچیز می‌باشد، ولی می‌توان به مقاوم بودن الگوریتم پیشنهادی نسبت به نویز و غیر حساس بودن آن نسبت به چرخش تصاویر ورودی در مقایسه با الگوریتم Edge Detection و کم بودن بار محاسباتی در قسمت استخراج ویژگی در مقایسه با روش Geometric Hashing SIFT اشاره کرد که برتری این الگوریتم را نسبت به روش‌های مورد مقایسه افزایش می‌دهد. لازم به ذکر است که روش Edge Detection، مبتنی بر اطلاعات لبه تصویر می‌باشد که شدیداً به نویز و چرخش تصویر حساس است. همچنین با وجود اینکه روش Geometric Hashing SIFT مقاوم نسبت به نویز و غیر حساس به چرخش تصویر ورودی می‌باشد، ولی بار محاسباتی آن در قسمت استخراج ویژگی زیاد است.

جدول ۳: مقایسه نرخ بازشناسی به دست آمده از الگوریتم پیشنهادی با

الگوریتم‌های پیشین در حالت تک انگشتی.

الگوریتم	نرخ بازشناسی (Recognition Rate)
OCLPP [۲۶]	٪۸۷/۸
Edge Detection [۲۷]	٪۹۵/۶
Geometric Hashing-SIFT [۱۴]	٪۹۶/۳
الگوریتم پیشنهادی (PZM)	٪۹۶/۴۱

۴-۶- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی در رویکرد تأیید هویت

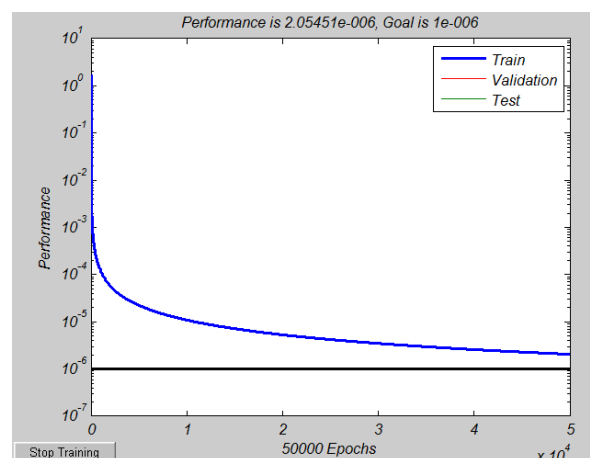
در این قسمت، نتایج ارزیابی الگوریتم پیشنهادی در رویکرد تأیید هویت ارائه می‌شود. همان‌طور که در بخش ۴-۱ گفته شد، دیتابیس مورد استفاده شامل تصاویر چهار نوع انگشت مختلف می‌باشد. لذا هر یک از

در این حالت سایز بردار ویژگی به دست آمده برابر با ۲۱۴ می‌شود. با شبیه‌سازی این سیستم متشکل از ویژگی‌های محلی و سراسری و مقایسه آن با آزمایش‌های قبلی، نتایجی مطابق جدول ۲ به دست آمده است.

جدول ۲: نرخ بازشناسی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر ویژگی‌های محلی و سراسری (تک انگشتی).

انگشتان	نرخ بازشناسی (Recognition Rate)		
	مبتنی بر ویژگی‌های سراسری	مبتنی بر ویژگی‌های محلی	مبتنی بر ویژگی‌های سراسری و محلی
اشاره چپ (LI)	٪۷۱/۴۰	٪۸۰/۴۸	٪۹۶/۱۲
میانه چپ (LM)	٪۷۰/۷۰	٪۷۸/۳۲	٪۹۵/۸۲
اشاره راست (RI)	٪۷۰/۶۴	٪۷۸/۶۰	٪۹۵/۹۷
میانه راست (RM)	٪۷۲/۵۰	٪۸۰/۵۴	٪۹۶/۴۱

همان‌گونه که مشاهده می‌شود با ترکیب ویژگی‌های محلی و سراسری، نتایج حاصل نسبت به دو روش قبل یعنی استخراج ویژگی‌های محلی یا سراسری عملکرد بهتری داشته است. در بهترین حالت نرخ بازشناسی معادل با ۹۶/۴۱٪ به ازای انگشت میانه راست به دست آمده است. شکل ۱۰ نیز نمودار همگرایی شبکه عصبی مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۱۰: نمودار همگرایی شبکه عصبی مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی.

در سیستم‌های شناسایی هویت، به منظور نمایش بهتر عملکرد الگوریتم، معمولاً کارایی آن به صورت تابعی از رتبه (Rank) نشان داده می‌شود. طوری که وقتی Rank=R در نظر گرفته می‌شود، به این معنی است که تعداد تصاویر بازشناسی شده به صورت صحیح، می‌تواند در داخل R نزدیک‌ترین همسایه در نظر گرفته شود. CMS (Cumulative Match Score) نیز درصد بازشناسی صحیح را نشان می‌دهد. شکل ۱۱، نمودار CMC (Cumulative Match Characteristic) الگوریتم پیشنهادی را در بهترین حالت که به ازای انگشت میانه راست می‌باشد، نشان می‌دهد.

همچنین جدول ۵، نرخ خطای برابر را برای سیستم پیشنهادی در حالت چندوجهی (به ازای ترکیبات مختلف انگشتان دست‌های چپ و راست)، در مقایسه با الگوریتم‌های پیشین ارائه می‌کند. همان‌گونه که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، نرخ خطای برابر الگوریتم پیشنهادی در حالت چندوجهی نیز نسبت به الگوریتم‌های پیشین، کمتر می‌باشد که نشان‌دهنده عملکرد بهتر آن است. لازم به ذکر است در این مقاله مشابه الگوریتم‌های مورد مقایسه که در جدول ۵ ذکر شده‌اند، از قاعده SUM برای ترکیب اطلاعات انگشتان، استفاده شده است. به‌عنوان مثال در ترکیب LI+LM، فاصله تطبیق کل برای کاربر برابر است با مجموع فواصل مربوط به تطبیق اثر پشت انگشت سبابه چپ کاربر با قالب متناظر در دیتابیس و تطبیق اثر پشت انگشت میانه چپ کاربر با قالب متناظر در دیتابیس.

جدول ۵: مقایسه نرخ خطای برابر به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های پیشین (چند انگشتی).

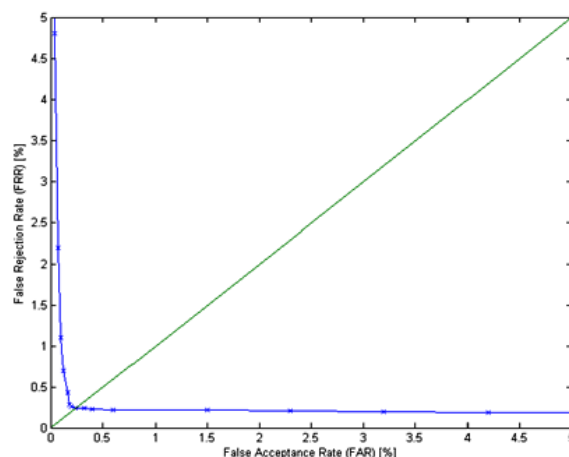
الگوریتم	ترکیب مختلف انگشتان				
	LI + LM	RI + RM	LI + RI	LM + RM	LI+LM + RI+RM
BLPOC [۶]	٪۰/۷۲	٪۰/۳۱	٪۰/۴	٪۰/۳۱	---
CompCode [۳]	٪۰/۳۳	٪۰/۳۲	٪۰/۳۶	٪۰/۲۹	٪۰
ImCompCode & MagCode [۷]	٪۰/۱۲	٪۰/۲۶	٪۰/۲۶	٪۰/۲۷	٪۰
الگوریتم پیشنهادی (PZM)	٪۰/۱۳	٪۰/۱۵	٪۰/۱۵	٪۰/۱۱	٪۰

۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

هدف اصلی این تحقیق، ارائه الگوریتمی مناسب برای شناسایی هویت افراد از طریق تصاویر دوبعدی اثر بند انگشت بوده است. این الگوریتم‌ها باید به‌گونه‌ای طراحی شوند که علاوه بر عدم نیاز به زمان زیاد برای استخراج ویژگی و تشخیص، دقت بالایی را در شناسایی افراد به دست آورند. در این پژوهش در بخش استخراج ویژگی از گشتاورهای متعامد شبه زرنیک و همچنین در بخش طبقه‌بندی بردارهای ویژگی استخراج شده، از یک شبکه عصبی MLP با تابع تحریک سیگموئید استفاده شده است. در الگوریتم پیشنهادی با استخراج ویژگی‌های سراسری و محلی تصاویر بند انگشت و ترکیب آن‌ها، سعی شده است که دقت سیستم پیشنهادی تا حد ممکن افزایش یابد. با انجام آزمایش‌های متعدد با استفاده از پایگاه داده تصاویر بند انگشت دانشگاه پلی تکنیک هنک‌کنگ، مشاهده شد که استفاده از الگوریتم پیشنهادی در تشخیص هویت مبتنی بر بند انگشت عملکرد قابل قبولی دارد به‌طوری‌که باعث افزایش دقت سیستم می‌گردد. همچنین مشاهده شد که با اعمال الگوریتم گشتاورهای متعامد شبه زرنیک برای استخراج ویژگی‌های سراسری، مراتب بالاتر این گشتاور، بر دقت تشخیص این سیستم تأثیرگذار است، اما این امر سبب افزایش بعد بردار ویژگی استخراجی و یا به عبارتی افزایش پیچیدگی

مجموعه‌های گالری و پروب شامل ۱۶۵ کلاس و ۹۹۰ (۱۶۵×۶) تصویر نمونه می‌باشد. بنابراین، تعداد تطبیق‌های واقعی (Genuine) و ظاهری (Imposter) در این آزمایش، به ترتیب برابر با ۵۹۴۰ (۹۹۰×۶) و ۹۷۴۱۶۰ (۵۹۴۰×۱۶۴) می‌باشد. لازم به ذکر است در صورتی که تصاویر آزمایش و آموزش مربوط به یک انگشت باشند، تطبیق از نوع واقعی و در غیر این صورت از نوع ظاهری می‌باشد.

منحنی (DET (Detection Error Tradeoff) که نمودار "نرخ پذیرش اشتباه" بر حسب "نرخ رد اشتباه" می‌باشد، برای سیستم پیشنهادی در حالت تک انگشت (به ازای انگشت میانه راست) در شکل ۱۲، نشان داده شده است. جدول ۴ نیز نتایج نرخ خطای برابر EER^{۲۰} الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با کمترین مقدار مذکور که توسط الگوریتم‌های پیشین به‌دست‌آمده است، نشان می‌دهد. لازم به ذکر است نرخ خطای برابر، مقداری است که در آن مقدار، نرخ پذیرش اشتباه و نرخ رد اشتباه، با هم برابر می‌شوند.



شکل ۱۲: منحنی DET الگوریتم پیشنهادی به ازای انگشت میانه راست.

جدول ۴: مقایسه نرخ خطای برابر به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های پیشین (تک انگشتی).

الگوریتم	نرخ خطای برابر (EER)
CompCode [۳]	٪۱/۰۹
ImCompCode & MagCode [۷]	٪۱/۴۴
OE-SIFT [۱۰]	٪۰/۴۳
LGIC [۲۸]	٪۰/۴۰
LGIC2 [۱۲]	٪۰/۳۵۸
MoriCode&MtexCode [۱۳]	٪۱/۰۶۳
الگوریتم پیشنهادی (PZM)	٪۰/۲۴
Geometric Hashing-SURF [۱۴]	٪۰/۰۹

همان‌گونه که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، نرخ خطای برابر سیستم پیشنهادی در بهترین حالت که به ازای انگشت میانه راست می‌باشد، برابر با مقدار ٪۰/۲۴ به‌دست‌آمده است که در مقایسه با اکثر الگوریتم‌های ارائه شده در مقالات پیشین، نرخ خطای برابر پایین‌تری می‌باشد.

- [9] L. Zhang and D. Zhang, "Monogenic Code: A novel Fast Feature Coding Algorithm with Applications to Finger-Knuckle-Print Recognition," *International Workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics (ETCHB)*, pp. 1-4, 2010.
- [10] A. Morales, C. M. Travieso, M. A. Ferrer and J. B. Alonso, "Improved finger-knuckle-print authentication based on orientation enhancement," *Electronic Letters*, pp. 1-2, 2011.
- [11] A. Meraoumia, S. Chitroub and A. Bouridane, "Fusion of Finger-Knuckle-Print and Palm print for Efficient Multi-Biometric System of Person Recognition," *IEEE International conference on Communications(ICC)*, pp. 1-5, 2011.
- [12] L. Zhang, L. Zhang, D. Khang and Z. Guo, "Phase congruency induced local features for finger-knuckle-print recognition," *Pattern Recognition*, vol. 45, no. 7, pp. 2522-2531, 2012.
- [13] G. Gao, J. Yang, J. Qian and L. Zhang, "Integration of multiple orientation and texture information," *Neurocomputing*, vol. 135, pp. 180-191, 2014.
- [14] U. Jayaraman, A.K. Gupta and P. Gupta, "Boosted geometric hashing based indexing technique for finger knuckle print database," *Information Sciences*, vol. 275, pp. 30-44, 2014.
- [15] Lowe, David G. "Object recognition from local scale-invariant features." *Computer vision, 1999. The proceedings of the seventh IEEE international conference on*. Vol. 2. IEEE, 1999.
- [16] Bay, Herbert, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool. "Surf: Speeded up robust features." *Computer vision—ECCV 2006* (2006): 404-417.
- [17] T. Kong, G. Yang, and L. Yang "A hierarchical classification method for finger knuckle print recognition," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 2014:44, 2014.
- [18] J. Grover and M. Hanmandlu, "Hybrid fusion of score level and adaptive fuzzy decision level fusions for the finger-knuckle-print based authentication," *Applied Soft Computing*, vol. 31, pp. 1-13, 2015.
- [19] V. Yadav, V. Bharadi and S.K Yadav, "Texture Feature Extraction using Hybrid Wavelet Type I & II for Finger Knuckle Prints for Multi-Algorithmic Feature Fusion," *Procedia Computer Science*, vol. 79, pp. 359-366, 2016.
- [20] C.H. The, R.T. Chin, On image analysis by the methods of moments, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 10 (4) (1988) 496-513.
- [21] M. Oujaoura, R. E. Ayachi and M. Fakir, "Zernike moments and neural networks for recognition of isolated Arabic characters", *International Journal of Computer Engineering Science*, Vol. 2, Issue 3, 2012.
- [22] A. Wahi, S. Sundaramurthy and P. Poovizhi, "Handwritten Tamil Character Recognition Using Zernike Moments and Legendre Polynomial", *Advances in Intelligent Systems and Computing*, pp. 595-603, 2014.
- [23] S. Karar and R. Parekh, "Palm Print Recognition using Zernike Moments", *International Journal of Computer Applications*, Vol. 55, no.16, 2012.
- [24] Z. Wen-ming, L. Shao-fa, Z. Xian-gui, A hybrid scheme for off-line Chinese signature verification, in: *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems*, vol. 2, pp. 1402-1405, 2004.
- [25] H.R. Kanan, K. Faez and Y. Gao "Face recognition using adaptively weighted patch PZM array from a single exemplar," *Pattern Recognition*, vol. 41, no. 12, pp.3799-3812, 2008.
- محاسباتی سیستم می‌شود. همچنین این مسئله برای استخراج ویژگی‌های محلی نیز صادق است. بنابراین با انتخاب بهترین مقدار در ماکزیمم مرتبه گشتاورهای شبه زرنیک برای استخراج بردار ویژگی‌های محلی و سراسری و تشکیل برداری واحد، طوری که تغییر محسوسی در دقت سیستم ایجاد نشود، بهترین دقت تشخیص و کمترین خطای EER به دست آمد.
- راهکارهای پیشنهادی ما برای توسعه الگوریتم پیشنهادی که در تحقیقات بعدی به آن خواهیم پرداخت عبارت‌اند از:
- استفاده از گشتاورهای شبه زرنیک مرتبه بالاتر به همراه یک الگوریتم کاهش بعد بردار ویژگی برای مثال الگوریتم‌های LDA, PCA.
 - استفاده از الگوریتم‌های دیگری در مرحله طبقه‌بندی کننده بردارهای ویژگی از جمله درخت تصمیم‌گیری و ماشین بردار پشتیبان هر کدام مزایای منحصر به فرد خود را دارند.
 - استفاده از روش فازی در مرحله ترکیب امتیازهای تطبیقی به دست آمده از ویژگی‌های سراسری و محلی استخراج شده.
- ### ۶- سپاسگزاری
- این پژوهش با حمایت مالی دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی طبق قرارداد شماره ۲۶۶۴۳ مورخ ۹۵/۱۰/۱۲ انجام گردیده است.
- ### مراجع
- [۱] حدیث حیدری، عبدالله چاله چاله، "استفاده از الگوریتم بهبود یافته دسته ذرات به منظور تشخیص هویت افراد به کمک عنبیه"، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، دوره ۴۷، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۶، صفحه ۹۶۵-۹۷۶.
- [۲] سجاد شفیع‌پور یوردشاهی، میرهادی سیدعربی، علی آقاگل‌زاده، "شناسایی چهره بر اساس ظاهر در رشته‌های ویدئویی"، دوره ۴۵، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۴، صفحه ۷۵-۸۳.
- [3] L. Zhang and D. Zhang, "Finger-Knuckle-Print: A new biometric identifier," *Proceeding of the international conference on Image Processing (ICIP 09)*, pp. 1981-1984, 2009.
- [4] D. L. Woodward and P. J. Flynn, "Finger Surface as a biometric identifier" *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 100, pp. 357-384, 2005.
- [5] Finger-Knuckle-Print Database, Poly-U, [Online], Available: <http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.htm>.
- [6] L. Zhang and D. Zhang, "Finger-Knuckle-Print Verification based on Band Limited Phase-Only Correlation," in *Proc. CAIP (LNCS5702)*, pp. 141-148, 2009.
- [7] L. Zhang, D. Zhang and H. Zhu, "Online Finger-Knuckle-Print verification for personal authentication," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 2560-2571, 2010.
- [8] J. Yin, J. Zhou, Zh. Jin and J. Yang, "Weighted Linear Embedding and its Applications to Finger-Knuckle-Print and Palmprint Recognition," *International workshop on Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics (ETCHB)*, pp. 1-4, 2010.

- [27] A. Kummar and Y.Zhou, "Personal Identification Using FingerKnuckle Orientation Features," in *Electronic Letters*, pp. vol.45, pp. 1-8, 2009.
- [28] L. Zhang, D. Zhang and H. Zhu, "Ensemble of local and global information for finger-knuckle-print recognition," *Pattern Recognition*, vol. 44, pp. 1990-1998, 2011.
- [26] X. Jing, "Orthogonal Complex Locality Preserving Projections based on Image Space Metric for Finger-Knuckle-Print Recognition," in *Proc. Hand-Based Biometrics (ICHB)*, 2011.

زیر نویس ها

-
- ¹Finger Knuckle Print (FKP)
²Region Of Interest (ROI)
³Band-Limited Phase-Only Correlation
⁴Gabor Filter
⁵Weighted Linear Embedding (WLE)
⁶Monogenic
⁷Scale Invariant Feature Transform(SIFT)
⁸Phase Correlation Function (PCF)
⁹Phase Congruency
¹⁰Local-Global Information Combination (LGIC)
¹¹Local Binary Pattern
¹²Scale Invariant Feature Transform
¹³Speeded Up Robust Feature
¹⁴Geometric Hashing
¹⁵Discrete Cosine Transform (DCT)
¹⁶Orthogonal Pseudo Zernike Polynomials
¹⁷Patch Pseudo Zernike Moment (PPZM)
¹⁸Multi Layer Perceptron (MLP)
¹⁹Sigmoid
²⁰Equal Error Rate (EER)