

## تخمین کوانتومی الگوی باینری محلی تطبیقی به منظور تشخیص هویت مبتنی بر چروکیدگی بندانگشت

بهناز پروانه<sup>۱</sup> و عبدالله چاله چاله<sup>۲</sup>

### چکیده

بازیابی محتوای محور تصاویر روشی است که به جستجوی تصاویر رقمی در بانک تصاویر بزرگ می‌پردازد و در این جستجو از محتوای دیداری تصاویر به جای فوق داده‌ها استفاده می‌کند. این فناوری دارای کاربردهای فراوان در حوزه‌های امنیتی برای بررسی دسترسی‌های قانونی مانند تشخیص هویت از طریق اسکن عنبیه چشم، اثر انگشت و یا تصویر چروکیدگی بند انگشت دارد. در این مقاله روش ترکیبی نوینی در شناسایی تصاویر به منظور تشخیص هویت ارائه داده‌ایم که در آن از الگوی باینری محلی و ناحیه‌بندی تصویر استفاده خواهد شد. از طرفی قابلیت‌های علم کوانتوم موجب گشته است تا از مزایای آن در حوزه‌های متفاوت پر ارزش تصویر استفاده شود. ایده اصلی ویژگی پیشنهادی از تئوری تخمین کوانتومی الهام گرفته شده، همچنین مدار کوانتومی ویژگی مورد استفاده نیز طراحی گردیده است. جهت سنجش کارایی و دقت روش پیشنهادی پارامتر استاندارد EER (Equal Error Rate) به کار گرفته شده و پس از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی روی بانک تصاویر POLYU که شامل ۷۹۲۰ تصویر است مقدار  $EER = 0.67$  و دقت ۹۹٪ به دست می‌آید که نشان می‌دهد این روش نسبت به روش‌های مشابه کارایی و دقت بالاتری دارد.

### کلیدواژه‌ها

پردازش تصویر، تشخیص هویت، الگوی باینری محلی، تخمین کوانتومی.

### ۱ مقدمه

تصویر را توصیف می‌کند و تصاویر براساس آن‌ها شاخص گذاری می‌شوند عبارت است از رنگ، بافت و شکل [۱]. یک سیستم بازیابی محتوای محور تصاویر<sup>۱</sup> CBIR شامل مراحل اصلی زیر است [۲]: استخراج ویژگی: پردازشی است که بر روی تصاویر انجام شده تا ویژگی‌های نشان‌دهنده محتوای تصاویر را استخراج کند. این ویژگی‌ها معمولاً در یک بردار ویژگی ذخیره می‌گردند. شاخص گذاری تصاویر: پایگاه داده تصاویر براساس بردارهای ویژگی‌شان شاخص گذاری می‌شوند.

بازیابی محتوای محور تصاویر روشی است که اصول آن به سازمان-دهی بایگانی تصاویر رقمی براساس محتوای دیداری‌شان پرداخته و برای جستجوی تصاویر، محتوای واقعی تصاویر را به جای فوق داده‌ها مانند کلمات کلیدی، برچسب‌ها و یا توصیفات مختص تصویر، تحلیل می‌کند. از جمله ویژگی‌های دیداری که جزئیات

مقایسه و بازیابی: در این مرحله یک تصویر پرس‌وجو<sup>۲</sup> با تصاویر پایگاه داده براساس بردارهای ویژگی استخراج شده مقایسه می‌شود تا تصویری از پایگاه داده که بیشترین شباهت را با آن دارد بازیابی شود.

این مقاله در مردادماه ۱۳۹۷ دریافت، در بهمن‌ماه بازنگری و در اسفندماه همان سال پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

رایانامه: [parvaneh.behnaz@razi.ac.ir](mailto:parvaneh.behnaz@razi.ac.ir)

<sup>۲</sup> گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

رایانامه: [chalechale@razi.ac.ir](mailto:chalechale@razi.ac.ir)

[www.SID.ir](http://www.SID.ir)

نویسنده مسئول: عبدالله چاله چاله

<sup>۱</sup> Content Based Image Retrieval

<sup>۲</sup> Query Image

## Archive of SID

آستانه گیری می شود و طبق آن در مورد تطبیق یا عدم تطبیق تصاویر تصمیم گیری می شود. در مرحله استخراج ویژگی مقاله [۱۶] از سه نوع ویژگی محلی استفاده شده است که عبارتند از جهت محلی، فاز محلی و همبستگی فازی<sup>۷</sup>. این سه ویژگی از یک-دیگر مستقل هستند و جنبه های مختلف اطلاعات محلی تصویر را منعکس می کنند و با استفاده از ضرایب تبدیل فوریه ترکیب می-شوند. به دلیل انعطاف پذیری محل قرار گیری انگشت در زمان تصویربرداری تصاویر FKP، فاصله تطبیق بین تصاویر FKP یک فرد افزایش یافته و در نتیجه نرخ خطای عدم پذیرش اشتباه در بازیابی این تصاویر افزایش می یابد. برای حل این مشکل در [۱۷]، تصاویر پرس وجو با استفاده از یادگیری ماشین بازسازی می شوند. سه الگوریتم متفاوت برای بازیابی تصاویر به منظور تشخیص هویت از طریق FKP در [۱۸] ارائه شده است. الگوریتم اول، از تبدیل رادون و الگوریتم دوم از تبدیل موجک گابور، برای استخراج ویژگی استفاده می کند. در الگوریتم سوم سعی شده تا تصاویری که بافت آن ها دچار آسیب دیدگی شده اند نیز شناسایی شوند. شریعتمدار و فائز، برای استخراج ویژگی از ترکیب فیلتر گابور و عملگر LBP استفاده کرده اند. به این صورت که ابتدا تصویر به تعدادی زیر تصویر تقسیم شده، سپس فیلتر گابور و بعد از آن عملگر LBP بر آن ها اعمال می شود و در انتها هیستوگرام این تصاویر محاسبه می گردد [۹].

محاسبات کوانتومی یک فناوری نسبتاً نوظهور است و تبدیل به ابزار موثر و قدرتمندی برای حل مسائل در زمینه های متعدد گذشته است و کاربرد فراوانی در حوزه پردازش تصاویر دارد. پردازش تصاویر کوانتومی (QIP)<sup>۸</sup> حوزه ای نوین در علم رایانه و شاخه ای از پردازش اطلاعات کوانتومی است که توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده است. هدف آن توسعه عملیات و الگوریتم های معمول پردازش تصویر در چارچوب محاسبات کوانتوم است. تحقیقات و مطالعات بسیاری در حوزه های مختلف پردازش تصاویر کوانتومی از جمله واترمارکینگ<sup>۹</sup> [۱۹]، نهان-نگاری<sup>۱۰</sup> [۲۰]، رمزنگاری [۲۱]، عملیات ریخت شناسی<sup>۱۱</sup> [۲۲] و تطبیق تصویر کوانتومی [۲۳] صورت گرفته است. در جهت رمزگذاری تصاویر در بستر محاسبات کوانتومی، لی و همکاران روشی برای نمایش تصاویر به نام FRQI<sup>۱۲</sup> را پیشنهاد دادند [۲۴]. بعد از روش FRQI، روش های دیگر نمایش تصاویر ارائه شدند [۲۵]. در بین آن ها شناخته شده ترین روش ها، نمایش چندکاناله برای تصاویر کوانتومی (MCQI)<sup>۱۳</sup> [۲۶] و بهبود جدید نمایش

در حوزه پردازش تصاویر کلاسیک، الگوریتم های متفاوتی برای بازیابی تصاویر جهت تشخیص هویت وجود دارند. در [۳] تا [۱۰] روش های مختلف استخراج ویژگی بر اساس مشخصات بافت تصاویر چروکیدگی بندانگشت<sup>۱</sup> (FKP) بررسی شده و از نظر کارایی و دقت، مورد سنجش قرار گرفته اند. در [۴] چارچوبی برای تشخیص هویت از طریق FKP با استفاده از ویژگی های بافت ارائه شده است. روش کار به این صورت است که پس از استخراج ناحیه دل خواه، تصاویر نرمالیزه و بهبود داده می شوند و در نهایت برای استخراج ویژگی، دو طرح کدگذاری GORP<sup>۲</sup> و SGORP<sup>۲</sup> پیشنهاد شده است. در پژوهشی دیگر از ترکیب الگوی باینری محلی<sup>۴</sup> (LBP) و فیلتر گابور استفاده شده است، به این ترتیب که LBP بر روی هر پاسخ فیلتر گابور در ۶ جهت مختلف اجرا می-شود. بنابراین می تواند پاسخی با دقت بالاتر را نتیجه دهد، اما به-دلیل افزایش محاسبات، زمان اجرا نیز افزایش خواهد یافت و همچنین خود فیلتر گابور دارای چندین پارامتر است که باید مقاداردهی شوند [۵]. پیدا کردن مقدار بهینه برای این پارامترها خود دارای مراحل است که در [۱۱] به تفصیل توضیح داده شده است. در [۱۲] فیلتر گابور بر تصاویر کف دست و FKP اعمال شده است. برای تطبیق ویژگی ها فاصله همینگ مورد استفاده قرار گرفته و دقت به دست آمده ۸۹٫۲۰٪ می باشد [۱۲]. ژانگ و همکاران برای تشخیص هویت به وسیله FKP از ترکیب تبدیل Riesz که می تواند ساختارهای محلی تصاویر را به خوبی حفظ کند و CompCode استفاده نموده اند. بنابراین طرح پیشنهادی را RieszCompCode نامیده اند که شامل شش نقشه بیتی است. از این شش نقشه بیتی، سه مورد مربوط به تبدیل Riesz مرتبه دوم و چهار مورد مربوط به طرح CompCode می باشد، همچنین برای تطبیق ویژگی به دست آمده از فاصله همینگ استفاده شده است [۱۳]. به منظور انجام بازیابی تصاویر در [۱۴] از ترکیب فیلتر گابور و OLDA<sup>۵</sup> استفاده شده است. در ابتدا فیلتر گابور بر تصاویر اعمال می شود، سپس با استفاده از عملگر PCA ابعاد تصاویر پاسخ فیلتر گابور کاهش می یابد و در نهایت از OLDA استفاده شده است. روش [۱۵] به این صورت که ابتدا روی تصاویر پیش پردازش انجام می شود. این پیش پردازش شامل اعمال انتقال رادون<sup>۶</sup>، به دست آوردن مقادارهای ویژه و در آخر محاسبه ضرایب همبستگی می باشد. سپس احراز هویت در دو حالت انجام می شود: حالت پایه و حالت پیشرفته. در حالت پایه با آستانه گیری ضرایب همبستگی کار انجام می شود و در حالت پیشرفته نقاط پیک در گراف رادون محاسبه شده و در یک بردار ذخیره می شود، این بردار با بردار تصاویر پایگاه داده تطبیق و

<sup>7</sup> Phase Congruency

<sup>8</sup> Quantum Image Processing

<sup>9</sup> Watermarking

<sup>10</sup> Steganography

<sup>11</sup> Morphology

<sup>12</sup> Flexible Representation of Quantum Images

<sup>13</sup> Multi-Channel Representation for Quantum Images (MCQI)

<sup>1</sup> Finger Knuckle Print

<sup>2</sup> Gradient Ordinal Relation Pattern

<sup>3</sup> Star GORP

<sup>4</sup> Local Binary Pattern

<sup>5</sup> Orthogonal Linear Discriminant Analysis

<sup>6</sup> Radon

با استفاده از این تبدیل تعداد اندکی ضرایب حاصل می‌گردد که حاوی اطلاعات اصلی تصاویر کوانتومی هستند و با به کار بردن این ضرایب می‌توان بازیابی تصاویر را با کارایی بالایی انجام داد. به منظور قطعه‌بندی تصاویر خاکستری، در [۳۳] الگوریتمی کوانتومی بر اساس PCA<sup>۵</sup> و تخمین کوانتومی ارائه شده است. در ابتدا قطعه‌بند با استفاده از PCA آموزش داده شده و فضای تصویر به دو گروه متعامد، که گروه اول شامل مولفه‌های اصلی و گروه دوم شامل نویز است، تقسیم می‌شود. سپس مولفه‌های اصلی به حالت‌های کوانتومی نگاشت شده و تخمین زده می‌شوند.

با این حال در حوزه پردازش تصاویر کوانتومی تحقیقات کمی در زمینه بازیابی تصویر صورت گرفته است. در [۲] با الهام از اصول مکانیک کوانتوم، یک نمایش جدید و ساده شکل برای بازیابی محتوای محور تصویر پیشنهاد شده است که از مفهوم برهم-نهی<sup>۶</sup> در اساس هیستوگرام فاصله استفاده می‌کند. همچنین در [۳۴] مدلی برای دسترسی به حافظه‌های شرکت‌پذیر به صورت کوانتومی توسعه داده شده که این مدل به منظور حل مشکل افزایش نمایی ظرفیت این گونه از حافظه‌ها با استفاده از ظرفیت محاسبات کوانتومی ارائه شده است. لازم به ذکر است که خاصیت احتمالی بودن روش‌های کوانتومی همچنان در این روش به عنوان یک چالش مطرح می‌باشد. معمولاً کارایی CBIR به دلیل استفاده از تنها یک ویژگی و یک معیار شباهت محدود می‌شود. به منظور حل این مسئله در [۳۵]، ویژگی‌های رنگ و بافت تصویر در ابتدا تحلیل شده و سپس ۱۲ نوع معیار شباهت برای ارزیابی شباهت بین تصویر پرس‌وجو و تصاویر پایگاه داده استفاده می‌شود. در نهایت مسئله CBIR به یک مسئله بهینه‌سازی، با میزان دقت به عنوان تابع هدف، تبدیل می‌شود. سپس الگوریتم کوانتومی بهینه‌سازی ازدحام ذرات (QPSO)<sup>۷</sup> برای حل مسئله بهینه‌سازی CBIR استفاده شده تا وزن و ترکیب بهینه ویژگی‌ها و معیارهای شباهت را پیدا کند.

اکثر روش‌های مورد بررسی در حوزه محاسبات کلاسیک بوده ولی می‌توان از مفاهیم محاسبات کوانتومی در بحث استخراج ویژگی که بخش مهم و اصلی در بازیابی تصویر و تشخیص هویت است استفاده نمود. در مقاله حاضر، چارچوبی برای بازیابی محتوای محور تصاویر جهت تشخیص هویت ارائه شده است. روش پیشنهادی طبق روال معمول بازیابی تصاویر دارای دو مرحله استخراج ویژگی و تطبیق است. مشارکت اصلی ما در مرحله استخراج ویژگی است که در آن یک روش نوین استخراج ویژگی بر پایه الگوی باینری محلی پیشنهاد شده است. ویژگی پیشنهادی جدید را LBP تطبیقی کوانتومی نامیده‌ایم. این عملگر بر اساس مقدار پیکسل مرکزی و ارتباط آن با پیکسل‌های همسایه آن تصمیم به استفاده از مقادیر سطح دوم یا سوم می‌گیرد، به این دلیل از

تصویر کوانتومی (NEQR)<sup>۱</sup> [۲۷] هستند که ریشه آن‌ها به روش FRQI باز می‌گردد.

در [۲۸] دو الگوریتم پردازش تصویر کوانتومی بر پایه تخمین کوانتومی ارائه شده است. این دو الگوریتم عبارتند از تشخیص لبه کوانتومی و فیلتر میانگین تطبیقی کوانتومی. الگوریتم‌های پیشنهادی دارای سه مرحله هستند. در مرحله اول پیکسل‌های تصویر ورودی به حالت‌های کیوبیتی نگاشت می‌شوند. الگوریتم تشخیص لبه کوانتومی، هر پیکسل را به یک کیوبیت و الگوریتم فیلتر میانگین کوانتومی، هر پیکسل را به دو کیوبیت نگاشت می‌کند. در مرحله دوم، تخمین این کیوبیت‌ها به دست می‌آید و در مرحله آخر با توجه به خروجی تخمین کوانتومی، عمل تشخیص لبه و میانگین‌گیری تصویر انجام می‌گردد.

جیانگ و همکاران، عمل تطبیق تصویر کوانتومی را در [۲۹] انجام داده‌اند. در الگوریتم ارائه شده، موقعیت پیکسل گوشه‌چپ و بالای یک تصویر کوچک‌تر در یک تصویر بزرگ‌تر به دست می‌آید. این فرایند با تخمین کوانتومی انجام می‌گردد و سعی شده است تا موقعیت پیکسل هدف نسبت به بقیه پیکسل‌ها احتمال بالاتری داشته باشد.

همچنین در [۳۰] روشی کوانتومی برای پیدا کردن یک الگو به عنوان یک زیرتصویر از تصویر بزرگ‌تر پیشنهاد شده است. محاسبه بیشینه‌ی تابع همبستگی<sup>۲</sup> بین تصویر الگو<sup>۳</sup> و تصویر مرجع<sup>۴</sup> که می‌تواند به صورت کلاسیک این مسئله را حل نماید به کار گرفته شده و مکانی از تصویر مرجع را مشخص می‌کند که بیشترین شباهت را با تصویر الگو داشته باشد. از آنجایی که همبستگی با تبدیل فوریه محاسبه می‌شود، برای این مسئله یک الگوریتم کوانتومی پیشنهاد داده شده است. همچنین در این مقاله ذکر شده است که الگوریتم ارائه شده کامل نبوده و به تغییراتی در جهت بهبود آن نیاز است. در پژوهشی دیگر به منظور تشخیص ناحیه هدف در تصویر مرجع که شباهت زیادی به تصویر الگو دارد، طرح تطبیق تصویر کوانتومی فازی ارائه شده است [۳۱]. این طرح بر اساس تفاضل مقیاس خاکستری می‌باشد. برای نمایش تصاویر در این مقاله از روش NEQR استفاده شده و سپس عملیاتی کوانتومی برای به دست آوردن تفاضل بین دو تصویر انجام می‌شود. اگر تفاضل‌های به دست آمده از یک مقدار آستانه بزرگ‌تر نباشد، تطبیق فازی تصاویر کوانتومی انجام شده است.

به علاوه در پردازش تصاویر کلاسیک، تبدیلاتی همچون تبدیل موجک، تبدیل کسینوسی گسسته، K<sub>L</sub> و غیره، داده‌های تصاویر را از دامنه فضایی به دامنه فرکانسی انتقال می‌دهند. بعد از انتقال، انرژی اصلی تصاویر با تعدادی از ضرایب محدود می‌شود. در [۳۲]، با الهام از این ایده، طرحی برای تبدیل تصاویر کوانتومی به نام تبدیل Schmidt decomposition ارائه شده است. در اینجا

<sup>1</sup> Novel Enhanced Quantum Image Representation (NEQR)

<sup>2</sup> Correlation

<sup>3</sup> Template image

<sup>4</sup> Reference image

<sup>5</sup> Principal Component Analysis

<sup>6</sup> Superposition

<sup>7</sup> Quantum Particle Swarm Optimization

## Archiva of SID

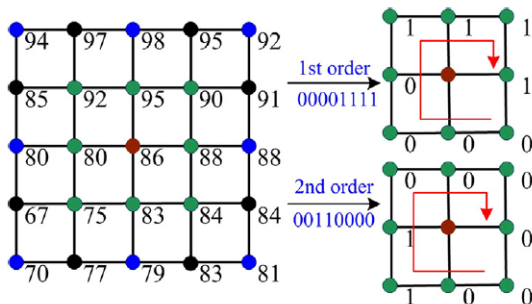
$$S(X) = \begin{cases} 1 & X \geq 0 \\ 0 & X < 0 \end{cases} \quad (2)$$

در رابطه ۱،  $g_i$  شدت پیکسل‌های همسایه،  $g_c$  پیکسل مرکزی،  $P$  تعداد پیکسل‌های همسایه و  $R$  فاصله پیکسل مرکزی از پیکسل‌های همسایه است. ساده‌ترین حالت،  $LBP_{8,1}$  است که تعداد پیکسل‌های همسایه ۸ و شعاع همسایگی ۱ است. رابطه ۲ نیز نحوه عملکرد تابع  $S(X)$  را نشان می‌دهد [۳۹].

در  $LBP$  ساده یا همان  $LBP$  مرتبه اول، به منظور استخراج پاسخ عملگر، تنها از پیکسل‌های همسایه سطح اول پیکسل مرکزی استفاده می‌شود، اما استفاده از مرتبه‌های بالاتر به این معنا است که پیکسل‌های سطوح بالاتر را نیز در مقدار پیکسل مرکزی دخالت دهیم که این امر باعث افزایش دقت در حفظ خصوصیات بافت شده و کارایی الگوریتم را افزایش می‌دهد. رابطه ۳ عملگر  $LBP$  مرتبه دوم را نشان می‌دهد که در آن علاوه بر استفاده از پیکسل‌های سطح اول، از پیکسل‌های سطح دوم نیز استفاده شده است [۳۹].

$$LBP_{P,R}^2 = \sum_{i=0}^{p-1} S(g_c + g_{i2} - 2g_{i1}) \cdot 2^i \quad (3)$$

در رابطه بالا،  $g_c$  پیکسل مرکزی،  $g_{i1}$  پیکسل‌های همسایه سطح اول و  $g_{i2}$  براساس موقعیت  $g_{i1}$ ، در همسایگی سطح دوم مسیرهای عمودی، قطری و افقی قرار دارد. مثالی از محاسبه  $LBP$  یک پیکسل به روش مرتبه اول و مرتبه دوم در شکل ۱ نشان داده شده است [۳۹].



شکل ۱ مثالی از محاسبه  $LBP$  مرتبه اول و دوم ( $P=8, R=1$ ) [۳۹]

## ۲-۲ کیوبیت، تخمین کوانتومی و گیت کوانتومی

عنصر پایه رایانه‌های کوانتومی کیوبیت است [۴۰]. یک کیوبیت به‌طور معمول از حالت یک سیستم کوانتومی دو بعدی مانند حالت‌های پایه و برانگیخته یک اتم یا قطب‌های افقی یا عمودی یک تک فوتون مشتق می‌شود. برای درک بهتر رفتار یک کیوبیت، یک الکترون که یک ذره زیراتمی است را در نظر بگیرد. هر الکترون دارای یک حرکت اسپینی می‌باشد و از همین اسپین برای مقداردهی کیوبیت استفاده می‌شود، به‌طوری‌که اسپین به بالا، یک و اسپین به پایین، صفر در نظر گرفته می‌شود. بنابراین هر کیوبیت می‌تواند دو حالت پایه داشته باشد که به این دو حالت، بردارهای پایه گفته می‌شود و آن‌ها را به‌صورت  $|0\rangle$ ،  $|1\rangle$ ، معادل صفر و ۱، معادل یک نشان می‌دهیم. در محاسبات کلاسیک، هر بیت تنها

کلمه تطبیقی در نامگذاری آن استفاده شده است. در مکانیزم تطبیق عملگر پیشنهادی از مفهوم تخمین کوانتومی الهام گرفته شده است. همچنین مزیت این ویژگی قابلیت طراحی مدار کوانتومی آن است که این مدار نیز با استفاده از گیت‌های کوانتومی طراحی شده است. در نهایت، تصویری به‌عنوان خروجی عملگر  $LBP$  تطبیقی کوانتومی حاصل می‌گردد که به نحو موثرتری بافت چروکیدگی بند انگشت را نمایان می‌سازد. سپس تصویر به‌دست آمده به چندین ناحیه به‌صورت دایره‌ای تقسیم و با تلفیق بردار هیستوگرام این نواحی، یک بردار ویژگی واحد به‌دست می‌آید. همچنین با ناحیه‌بندی توری یک بردار ویژگی دیگر حاصل می‌شود که تلفیق این دو بردار، بردار ویژگی کلی را نتیجه می‌دهد. اجرای این روش بر روی بانک تصاویر POLYU [۳۵] که شامل ۷۹۲۰ تصویر است نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از لحاظ دقت اجرا در مقایسه با سایر روش‌های مشابه نتایج بهتری دارد.

در ادامه سازماندهی مقاله بدین شرح ارائه گردیده است. ابتدا در بخش دوم مباحث اولیه مورد نیاز را بیان می‌کنیم، سپس در بخش سوم جزئیات روش پیشنهادی توضیح داده می‌شود، پیاده‌سازی مدار کوانتومی ویژگی پیشنهادی در بخش ۴ ارائه می‌شود و در بخش ۵ نتایج تجربی به‌دست آمده مورد مقایسه و ارزیابی قرار می‌گیرند. نهایتاً در بخش ۶ نتیجه‌گیری و جمع‌بندی کلی را آورده و به کارهای آینده اشاره می‌کنیم.

## ۲ مفاهیم مقدماتی

در این بخش، ابتدا الگوی باینری محلی مرتبه دوم را معرفی خواهیم کرد. سپس به تعریف مفاهیم کیوبیت، تخمین کوانتومی و گیت کوانتومی می‌پردازیم.

## ۲-۱ الگوی باینری مرتبه دوم

الگوی باینری محلی اولیه برای اولین بار توسط وانگ و هی در سال ۱۹۹۰ ارائه گردید که پیکسل‌های همسایه هر پیکسل مرکزی توسط سه مقدار ۰ و ۱ و ۲ جایگزین می‌گشتند [۳۷]. در سال ۱۹۹۵ الگوی باینری محلی متعارف توسط اوجالا و همکاران معرفی گردید. پیکسل‌های همسایه توسط دو مقدار ۰ و ۱ جایگزین شد که محاسبه آن سهولت بیشتری داشت [۳۸]. عملگر  $LBP$  اطلاعات کاملی از بافت را حفظ می‌کند و دسته‌بندی بافت توسط آن قابلیت این را دارد که نسبت به تغییر جهت تصویر مقاوم باشد [۹]. قدرت دسته‌بندی بافت تصاویر و استقامت در مقابل تغییر جهت باعث شده است که از این عملگر در حوزه‌های متنوع پردازش تصاویر استفاده شود [۵] و [۸] تا [۱۰]. عملگر  $LBP$  اطلاعات مربوط به بافت یک پیکسل را بر اساس تفاوت شدت بین پیکسل مرکزی و پیکسل‌هایی که در همسایگی آن قرار دارند محاسبه می‌نماید. رابطه ۱، تابع ریاضی  $LBP$  را نشان می‌دهد.

$$LBP_{P,R} = \sum_{i=0}^{p-1} S(g_i - g_c) \cdot 2^i \quad (1)$$

$$\text{CNOT} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

از آن‌جا که در هر کار پژوهشی مفاهیم مقدماتی و پایه نقش اصلی را در پیشبرد ادامه مطلب به‌عهده دارند، در این بحث سعی شد توضیح دقیقی از آن‌ها ارائه گردد. حال در ادامه با استفاده از همین مفاهیم که زیربنا می‌باشند، سازه الگوریتمی خود را پیاده‌سازی نموده و بحث را پیش خواهیم برد.

### ۳ روش پیشنهادی

در این بخش روش پیشنهادی معرفی خواهد شد. این روش شامل سه زیر بخش است که به توضیح هر یک خواهیم پرداخت.

#### ۳-۱ LBP تطبیقی کوانتومی

مرحله اول در روش پیشنهادی اعمال عملگر LBP تطبیقی کوانتومی بر تصاویر پایگاه داده و تصویر پرس‌وجو است که در ادامه به معرفی آن می‌پردازیم.

عملگر LBP اطلاعات مفیدی از ویژگی بافت تصاویر حفظ می‌کند. درحالی‌که ارزش این اطلاعات به اندازه پنجره عملگر یا همان اندازه همسایگی پیکسل مرکزی یا به عبارت دیگر به سطوح مختلف همسایگی بستگی دارد. به دلیل اهمیت پیکسل‌های همسایگی سطح دوم و سوم و وجود اطلاعات مفید در آن‌ها، می‌توان تاثیر این سطوح را در محاسبه مقدار پیکسل مرکزی اعمال نمود. از طرفی برای برخی از پیکسل‌ها، به کار بردن همسایه‌های سطح دوم مناسب‌تر و برای برخی دیگر به کار بردن همسایه‌های سطح سوم مناسب‌تر است. به همین دلیل عملگر LBP تطبیقی کوانتومی را پیشنهاد داده‌ایم که در سه گام زیر به توضیح آن خواهیم پرداخت.

گام ۱: فرض کنید  $g_c$  پیکسل مرکزی و  $n_{i1}, n_{i2}, n_{i3}$  به ترتیب پیکسل‌های همسایگی سطح اول، دوم و سوم باشند که در شکل ۴ نشان داده شده‌اند.

$n_{13}$			$n_{23}$			$n_{33}$
	$n_{12}$		$n_{22}$		$n_{32}$	
		$n_{11}$	$n_{21}$	$n_{31}$		
$n_{03}$	$n_{02}$	$n_{01}$	$g_c$	$n_{41}$	$n_{42}$	$n_{43}$
		$n_{71}$	$n_{61}$	$n_{51}$		
	$n_{72}$		$n_{62}$		$n_{52}$	
$n_{73}$			$n_{63}$			$n_{53}$

شکل ۴ همسایگی سطح اول، دوم و سوم پیکسل مرکزی  $g_c$

در عملگر LBP تطبیقی کوانتومی از دو عملگر LBP مرتبه دوم و مرتبه سوم استفاده شده است، با این تفاوت که تغییری در فرمول این دو اعمال شده تا بافت تصاویر را برجسته‌تر کرده و

می‌تواند یکی از دو مقدار صفر و یک را داشته باشد. درحالی‌که در محاسبات کوانتومی هر کیوبیت می‌تواند یکی از دو مقدار  $|0\rangle$ ،  $|1\rangle$  و یا به صورت رابطه ۴ ترکیب خطی از این دو مقدار را اختیار کند.

$$\lambda = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (4)$$

در رابطه بالا،  $\alpha$  و  $\beta$  اعداد مختلط و به ترتیب احتمال‌های  $|0\rangle$  و  $|1\rangle$  هستند. همچنین رابطه  $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$  برقرار است. به این خاصیت کیوبیت‌ها، برهم‌نهی گفته می‌شود. همچنین یک رجیستر کوانتومی متشکل از دنباله‌ای از کیوبیت‌ها می‌باشد [۴۱].

تخمین کوانتومی باعث می‌شود که یک حالت کوانتومی به یکی از حالت‌های پایه انتقال یابد. به عنوان مثال حالت کوانتومی  $\lambda$  در معادله ۴، با احتمال  $|\alpha|^2$ ،  $|0\rangle$  و با احتمال  $|\beta|^2$ ،  $|1\rangle$  تخمین زده می‌شود [۴۲].

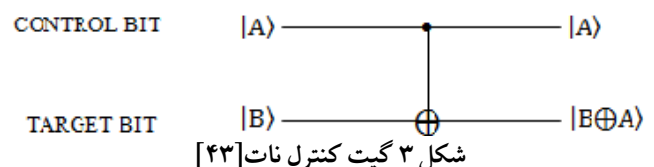
در محاسبات کلاسیک به منظور انجام عملیات بر روی بیت‌ها از گیت‌ها استفاده می‌شود. در محاسبات کوانتومی نیز به منظور ایجاد تغییر در کیوبیت‌ها مفهوم مشابهی وجود دارد که به گیت‌های کوانتومی شهرت دارند. گیت‌های کوانتومی می‌توانند یک یا چند کیوبیت را به عنوان ورودی داشته باشند که در ادامه به معرفی چند مورد از این گیت‌ها خواهیم پرداخت.

گیت پائولی X، همان گیت Not است و تنها یک کیوبیت به عنوان ورودی دارد. گیت X ورودی  $|0\rangle$  را به  $|1\rangle$  و  $|1\rangle$  را به  $|0\rangle$  تبدیل می‌کند. ماتریس نمایش دهنده این گیت به صورت  $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$  است [۴۳]. نمایش گرافیکی این گیت در شکل ۲ نشان داده شده است.

$$\alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad \text{---} \quad \boxed{X} \quad \text{---} \quad \alpha|1\rangle + \beta|0\rangle$$

شکل ۲ گیت پائولی X [۴۳]

گیت کنترل نات<sup>۱</sup> (CNOT)، همانطور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، دو کیوبیت را به عنوان ورودی می‌پذیرد. در صورتی‌که حالت کیوبیت  $|A\rangle$  (کیوبیت کنترلی) یک باشد، کیوبیت هدف یعنی  $|B\rangle$  معکوس می‌شود و اگر کیوبیت کنترلی صفر باشد، تغییری در کیوبیت هدف ایجاد نمی‌شود [۴۳].



شکل ۳ گیت کنترل نات [۴۳]

ماتریس این گیت به صورت رابطه ۵ تعریف می‌شود:

<sup>۱</sup> Control Not



## Archive of SID

$$|P_0|^2 = f(g_c) \quad (11)$$

$$|P_1|^2 = 1 - f(g_c) \quad (12)$$

گام ۳: مرحله آخر تخمین کیوبیت  $|Q\rangle$  می باشد و نتیجه تخمین، کیوبیت  $|out\rangle$  است که حالت  $|0\rangle$  یا  $|1\rangle$  را دارد. به این صورت که اگر  $|P_0|^2 \geq |P_1|^2$  باشد،  $|out\rangle$  حالت  $|0\rangle$  و در غیر این صورت حالت  $|1\rangle$  را دارد.

در نهایت اگر  $|out\rangle$  حالت  $|0\rangle$  را داشته باشد، مقدار پیکسل مرکزی  $g_c$  با مقدار عملگر  $CLBP^2_{P,R}$  جایگزین و اگر  $|out\rangle$  حالت  $|1\rangle$  را داشته باشد با مقدار عملگر  $CLBP^3_{P,R}$  جایگزین می شود. شکل ۶ الف نمونه ای از تصاویر پایگاه داده است و نتیجه اعمال عملگر LBP مرتبه دوم در شکل ۶ ب و عملگر LBP تطبیقی کوانتومی در شکل ۶ ج شان داده شده است. همانطور که در این شکل دیده می شود تصویر حاصل از عملگر LBP تطبیقی کوانتومی بافت ها و ویژگی های مهم تر تصویر را برجسته تر و نمایان تر کرده است.

## ۲-۳ استخراج بردار ویژگی

در این مرحله بردار ویژگی برای تمام تصاویر پایگاه داده و تصویر پرس وجو به دست می آید. به این منظور، ابتدا عملگر LBP تطبیقی کوانتومی که در بخش ۳-۱ معرفی شد را بر روی تصویر ورودی اعمال نموده تا بافت و ویژگی های مهم تصویر نمایان و برجسته شود.

مرحله بعد ناحیه بندی تصویر پاسخ عملگر LBP تطبیقی کوانتومی می باشد که با هدف دریافت ویژگی های بیشتر و دقیق تر از تصویر انجام می شود. در این تحقیق این عمل به دو روش انجام شده است: روش اول، تقسیم تصویر به نواحی دایره ای شکل است که این مدل تقسیم بندی تصویر شباهت زیادی به شکل خطوط بند انگشت دارد. روش دوم، که ناحیه بندی توری نامیده شده است، تصویر را به هشت ناحیه چهار ضلعی با اندازه یکسان تقسیم می کند.

بعد از ناحیه بندی تصویر، بردار هیستوگرام برای ناحیه های به دست آمده از دو روش ناحیه بندی دایره ای و توری به صورت جداگانه محاسبه می شود. در نتیجه دو بردار ویژگی برای دو روش دایره ای و توری داریم که با الحاق این دو بردار، بردار ویژگی نهایی برای هر تصویر به دست می آید. به این صورت بردار ویژگی مناسبی به دست خواهد آمد. این فرآیند برای تصاویر پایگاه داده و پرس وجو انجام می گردد. مراحل استخراج ویژگی در شکل ۷ نشان داده شده است.

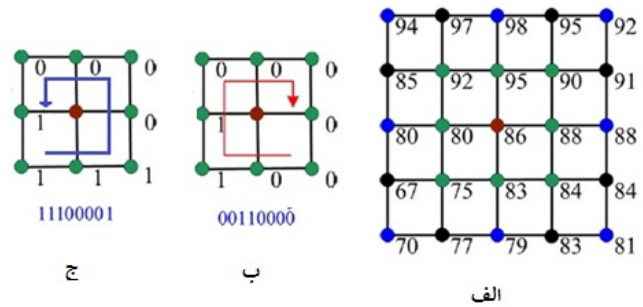
اطلاعات بهتری را نمایش دهد. این تغییر به گونه ای است که در LBP مرتبه دوم تغییر یافته، مجموع پیکسل های مرکزی و سطح اول محاسبه می شود و دو برابر مقدار پیکسل همسایه سطح دوم از این مجموع کسر می گردد. در حالی که در رابطه اصلی LBP مرتبه دوم، مجموع مقدار پیکسل مرکزی با همسایه سطح دوم محاسبه می شود. برای LBP مرتبه سوم نیز مقدار پیکسل مرکزی با همسایه سطح دوم جمع شده و دو برابر همسایه سطح سوم از حاصل مجموع کسر می گردد.

رابطه های ۶ و ۷ به ترتیب LBP مرتبه دوم و سوم تغییر یافته را نشان می دهند و رابطه ۸ بیانگر عملکرد تابع  $S(X)$  می باشد. مثالی از اعمال این عملگر بر روی بخشی از تصویر در شکل ۵ نشان داده شده است.

$$CLBP^2_{P,R} = \sum_{i=0}^{p-1} S(g_c + n_{i1} - 2n_{i2}). 2^i \quad (6)$$

$$CLBP^3_{P,R} = \sum_{i=0}^{p-1} S(g_c + n_{i2} - 2n_{i3}). 2^i \quad (7)$$

$$S(X) = \begin{cases} 1 & X \geq 0 \\ 0 & X < 0 \end{cases} \quad (8)$$



شکل ۵ الف) بخشی از تصویر با اندازه  $5 \times 5$  ب) عملگر LBP مرتبه دوم، ج) عملگر LBP مرتبه دوم تغییر یافته

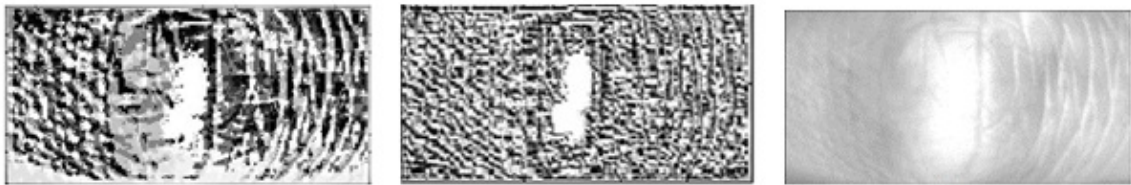
گام ۲: هر پیکسل مرکزی  $g_c$  را به یک حالت کوانتومی تک کیوبیتی  $|Q\rangle$  که سوپروپوزیشن دو حالت پایه  $|0\rangle$  و  $|1\rangle$  است به صورت رابطه ۹ نگاشت می کنیم:

$$|Q\rangle = P_0|0\rangle + P_1|1\rangle \quad (9)$$

حالت  $|0\rangle$  را به عملگر  $CLBP^2_{P,R}$  و حالت  $|1\rangle$  را به عملگر  $CLBP^3_{P,R}$  نسبت می دهیم. بنابراین  $|P_0|^2$  و  $|P_1|^2$  به ترتیب احتمال محاسبه  $CLBP^2_{P,R}$  و  $CLBP^3_{P,R}$  است که به صورت زیر محاسبه می شوند.

تابع نشان داده شده در رابطه ۱۰ بیانگر میزان شباهت پیکسل مرکزی به پیکسل های همسایگی سطح دوم است و مقادیر  $|P_0|^2$  و  $|P_1|^2$  استفاده شده در رابطه ۹ را به وسیله رابطه های ۱۱ و ۱۲ محاسبه می نماییم.

$$f(g_c) = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^8 |g_c - n_{i2}|} \quad (10)$$



شکل ۶ الف) تصویر نمونه، ب) پاسخ LBP مرتبه دوم، ج) پاسخ LBP تطبیقی کوانتومی

ویژگی تصویر پرس‌وجو و تصاویر پایگاه داده مقایسه‌ای انجام شود.

جهت تطبیق بردار تصاویر پرس‌وجو با تصاویر پایگاه داده، فاصله‌ی بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو از تصاویر پایگاه داده به دست می‌آید. در انتها تصویر پرس‌وجو متعلق به دسته‌ای خواهد بود که بردار ویژگی آن کمترین فاصله را با آن دسته داشته باشد و درستی تشخیص با مقایسه برچسب تصاویر تصدیق خواهد شد. برای به دست آوردن این فاصله، می‌توان از معیارهای متفاوتی که بیانگر شباهت دو تصویر یا دو بردار هستند استفاده نمود. برخی از این معیارهای شباهت عبارتند از  $L_1$  Reference،  $L_2$  Reference،  $X^2$ ، Canberra،  $Fu$  و فاصله اقلیدسی که معادله‌های ریاضی آن‌ها به ترتیب در رابطه‌های ۱۳ تا ۱۸ نشان داده شده است [۳۵].

$$L_1(F_D, F_Q) = \sum_{i=1}^{Q_n} |f_{D_i} - f_{Q_i}| \quad (13)$$

$$L_2(F_D, F_Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^{Q_n} (f_{D_i} - f_{Q_i})^2} \quad (14)$$

$$X^2(F_D, F_Q) = \sum_{i=1}^{Q_n} \frac{(f_{D_i} - f_{Q_i})^2}{(f_{D_i} + f_{Q_i})^2} \quad (15)$$

$$\text{Can}(F_D, F_Q) = \sum_{i=1}^{Q_n} \frac{|f_{D_i} - f_{Q_i}|}{f_{D_i} + f_{Q_i}} \quad (16)$$

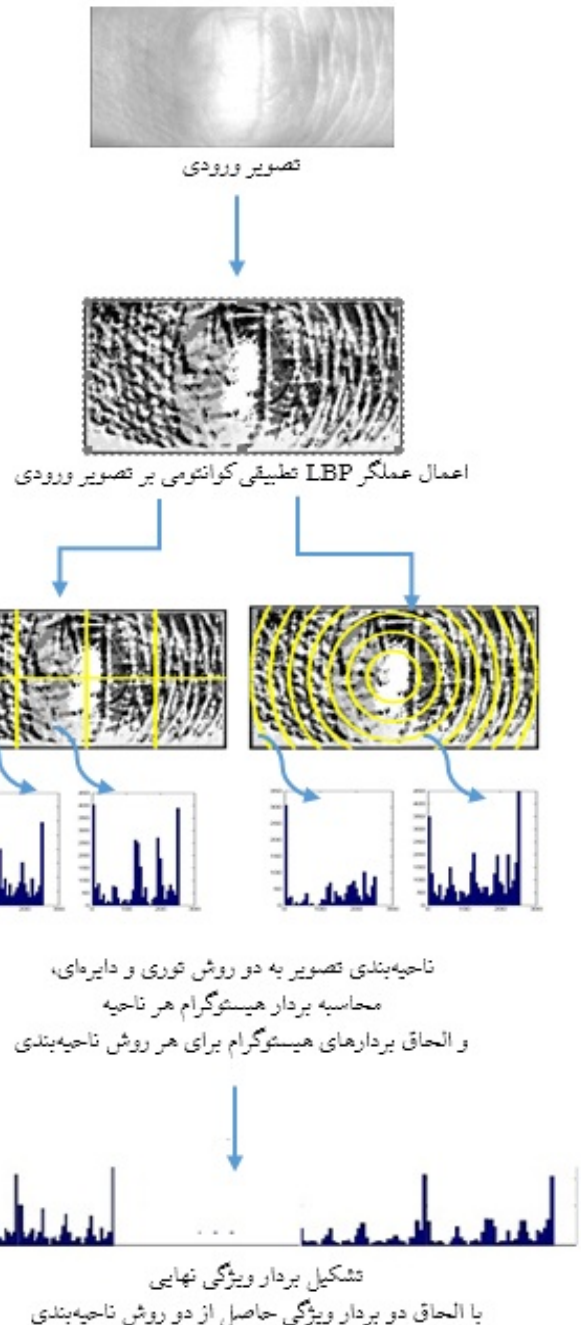
$$Fu(F_D, F_Q) = 1 - \frac{\|F_D - F_Q\|}{\|F_D + F_Q\|}$$

$$\text{where } \|F_D - F_Q\| = \sqrt{\sum_{i=1}^{Q_n} (f_{D_i} - f_{Q_i})^2}, \|F_D\| = \sqrt{\sum_{i=1}^{Q_n} (f_{D_i})^2}, \|F_Q\| = \sqrt{\sum_{i=1}^{Q_n} (f_{Q_i})^2} \quad (17)$$

$$\text{Euclidean}(F_D, F_Q) = \sum_{i=1}^{Q_n} (f_{D_i} - f_{Q_i})^2 \quad (18)$$

در رابطه‌های بالا  $F_Q = (f_{Q1}, f_{Q2}, \dots, f_{Qn})$  نشان‌دهنده بردار ویژگی تصویر پرس‌وجو،  $F_D = (f_{D1}, f_{D2}, \dots, f_{Dn})$  نشان‌دهنده بردار ویژگی تصویر پایگاه داده و  $\| \cdot \|$  نشان‌دهنده نرمال سازی  $L_2$  بردار ویژگی می‌باشد.

در این مطالعه از بین روابط ذکر شده، رابطه فاصله اقلیدسی مورد استفاده قرار گرفته است زیرا که پیاده‌سازی آن ساده‌تر بوده، پیچیدگی زمانی پایین‌تری دارد و در عین حال نتایج بهتری را نیز ارائه داده است.



شکل ۷ فرآیند استخراج ویژگی

### ۳-۳ اندازه‌گیری شباهت بردارهای ویژگی

بعد از به دست آوردن بردار ویژگی برای تمام تصاویر پایگاه داده و پرس‌وجو، به منظور تشخیص دسته تصویر پرس‌وجو باید بین بردار

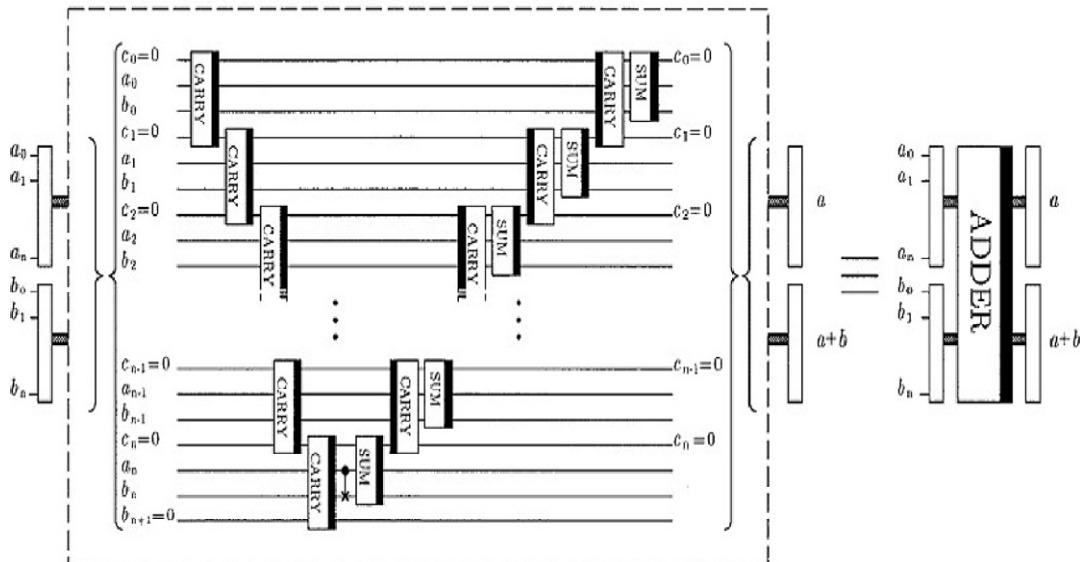
## Archive of SID

عملیات ضرب در دو نیز با استفاده از شیفت به چپ پیاده سازی شده و متشکل از گیت های swap است. این مدار در شکل ۱۰ نشان داده شده است. ضرب در دو رجیستر کوانتومی  $|a\rangle$ ، به صورت  $|a\rangle \rightarrow |a \times 2\rangle$  نمایش داده می شود. همانطور که از شکل ۱۰ مشخص است نتیجه شیفت در رجیستر اضافی ذخیره نمی شود بلکه نتیجه بر روی همان رجیستر ورودی به دست می آید. برای پیاده سازی عملگر تفریق در رابطه  $CLBP^2_{P,R}$  از یک مقایسه کننده استفاده شده است به نحوی که اگر مجموع عبارت  $g_{c+n_{i1}}$  بزرگتر یا مساوی  $n_{i2}$  باشد، خروجی مدار  $|1\rangle$  و در غیر این صورت  $|0\rangle$  خواهد شد. نتیجه عملیات مقایسه، در کیوبیت  $|\text{compare}\rangle$  ذخیره می شود. این مدار نیز در شکل ۱۱ نشان داده شده است. مدار عملگر  $CLBP^2_{P,R}$  در شکل ۱۲ دیده می شود که متشکل از ۸ مدار جمع کننده، ۸ مقایسه کننده و ۸ ضرب کننده است، نتیجه این عملیات در رجیستر  $|\text{OUT}\rangle$  ذخیره می شود.

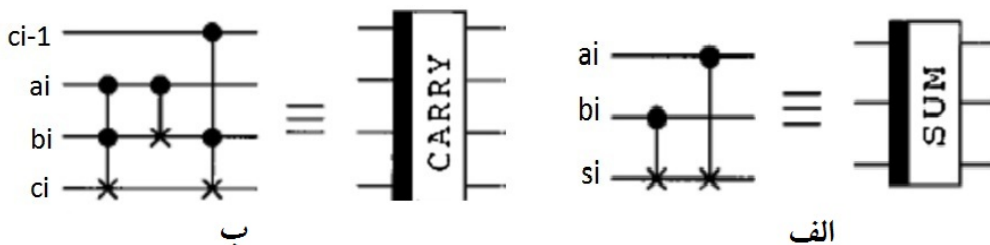
۴ طراحی مدار کوانتومی عملگر  $CLBP^2_{P,R}$ 

برای پیاده سازی مدار کوانتومی عملگر  $CLBP^2_{P,R}$  از نرم افزار شبیه ساز Simuquant استفاده شده است [۴۴]. که در راستای پیاده سازی این مدار نیازمند واحدهای جمع کننده جهت جمع عبارت  $g_{c+n_{i1}}$  هستیم که این جمع کننده در مرجع [۴۵] معرفی شده است. جمع کننده کوانتومی شامل گیت های کوانتومی منطقی است به صورتی که گام های محاسباتی در آن به صورت متوالی همزمان شده اند. ورودی های باینری در این محاسبات رجیستر کوانتومی نامیده می شوند.

جمع دو رجیستر کوانتومی  $|a\rangle$  و  $|b\rangle$  به صورت  $|a, b\rangle \rightarrow |a, a+b\rangle$  نشان داده می شود. برای جلوگیری از سرریز، رجیستر دوم باید به اندازه یک کیوبیت بزرگتر باشد. واحد جمع کننده در شکل ۸ نشان داده شده است. شکل ۹ الف و ب به ترتیب واحدهای sum و carry را نشان می دهند.

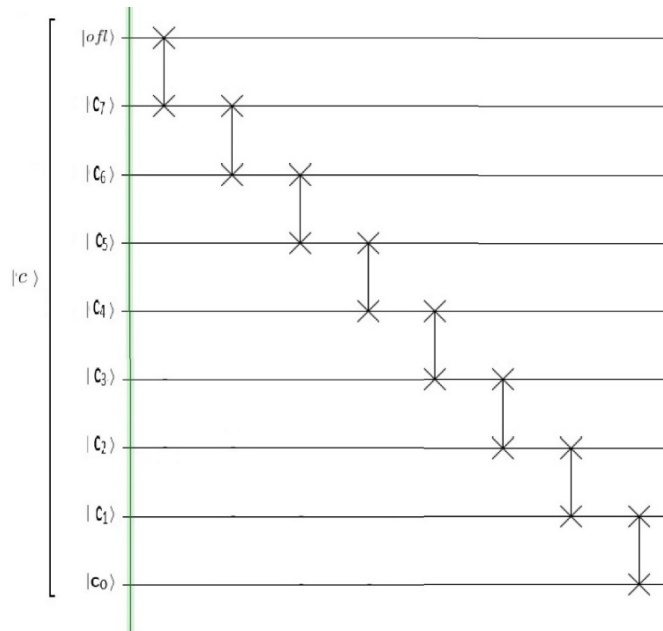


شکل ۸ مدار جمع کننده کوانتومی [۴۵]

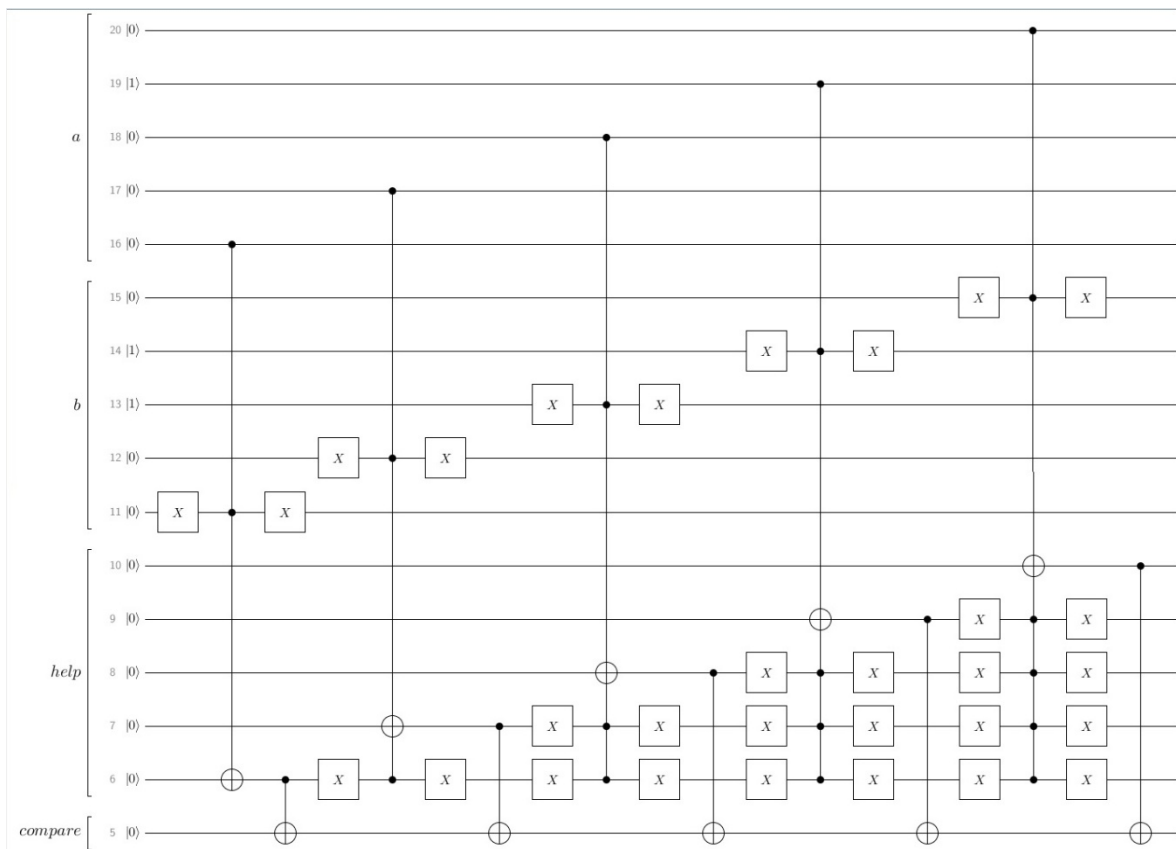


شکل ۹ الف) واحد sum، ب) واحد carry برای مدار جمع کننده [۴۵]



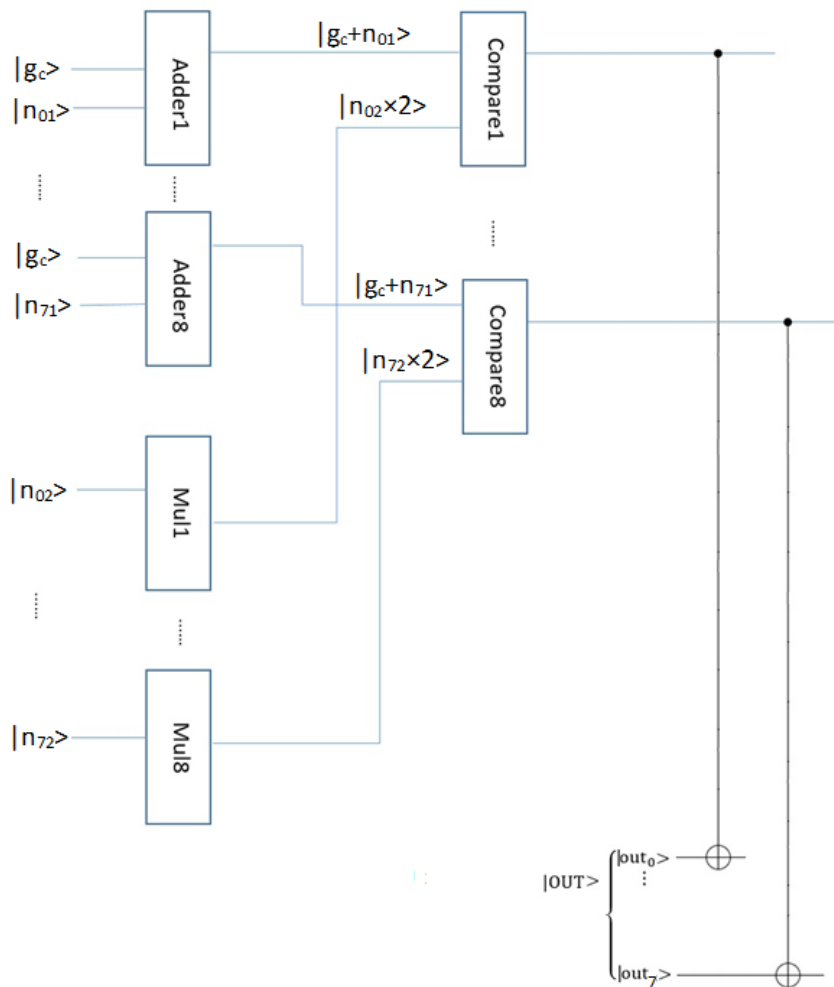


شکل ۱۰ مدار ضرب در دو پیاپی‌سازی شده با شیفت به چپ



شکل ۱۱ مدار مقایسه‌کننده کوانتومی

## Archive of SIF



شکل ۱۲ مدار کوانتومی LBP مرتبه دوم تغییر یافته

استخراج و پس از الحاق این بردارها، بردار ویژگی حاصل از ناحیه‌بندی دایره‌ای به دست می‌آید. با استفاده از این بردار، فرآیند تطبیق تصاویر پرس‌وجو با تصاویر پایگاه داده انجام شده است. بار دیگر همین مراحل را برای ناحیه‌بندی توری اجرا نموده و با استفاده از بردار ویژگی ناحیه‌بندی توری نیز مرحله تطبیق انجام می‌شود. در آخر با الحاق دو بردار ویژگی به دست آمده از ناحیه‌بندی‌های دایره‌ای و توری، یک بردار ویژگی کلی به دست می‌آید. با استفاده از این بردار ویژگی، فاصله اقلیدسی هر تصویر پرس‌وجو از تصاویر پایگاه داده را محاسبه نموده و عمل تشخیص را انجام داده و درستی دسته‌بندی هر سه روش توسط بررسی برجسب‌های هر دسته محاسبه می‌شود. نتایج به دست آمده برای تعداد بین‌های مختلف و ناحیه‌بندی به شکل‌های دایره‌ای، توری و روش ترکیبی دایره-توری (حاصل ترکیب بردارهای ویژگی دو ناحیه‌بندی توری و دایره‌ای) در جدول ۱ به تفکیک نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود شکل ترکیبی دایره-توری که مطابقت بیشتری با الگوی خطوط بند انگشت دارد و از عملکرد خوب ناحیه‌بندی توری نیز استفاده می‌کند، با تعداد بین ۳۵ بهترین جواب را داشته است.

## ۵ پیاده‌سازی و تجزیه و تحلیل نتایج

جهت پیاده‌سازی روش پیشنهادی از بانک تصاویر POLYU [۳۶] استفاده شده است. این بانک شامل ۷۹۲۰ تصویر است که از ۱۶۵ داوطلب اخذ شده است که ۱۲۵ نفر آن‌ها مرد و ۴۰ نفر آن‌ها زن بوده‌اند و از میان آن‌ها ۱۴۳ نفر در بازه سنی ۲۰ تا ۳۰ سال و مابقی در بازه ۳۰ تا ۵۰ سال بوده‌اند. نمونه‌گیری در دو جلسه انجام شده است که میانگین فاصله بین نمونه‌گیری ۲۵ روز می‌باشد. از هر فرد برای ۴ انگشت نمونه اخذ شده است انگشت‌های اشاره و میانه دست چپ و راست. در هر نوبت نمونه-گیری ۶ عکس از هر انگشت اخذ شده است یعنی در کل برای هر انگشت ۱۲ نمونه وجود دارد.

برای انگشت یک فرد ۱۰ تصویر را به عنوان پایگاه داده و دو تصویر را به عنوان پرس‌وجو جدا کرده و برجسب‌های مشخص کننده فرد، به هریک اختصاص داده شده است. در ادامه با اعمال عملگر LBP تطبیقی کوانتومی مرحله استخراج بافت از تصاویر انجام می‌گیرد. هریک از تصاویر پاسخ LBP تطبیقی کوانتومی را ابتدا به ۸ ناحیه دایره‌ای که با بافت بند انگشت همخوانی دارد تقسیم نموده و با تعداد بین‌های مختلف، هیستوگرام هر ناحیه را

در جدول ۲ مقدار EER، برای روش‌های ناحیه‌بندی دایره‌ای، توری و روش ترکیبی دایره - توری با تعداد بین ۳۵ آورده شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود کمترین مقدار EER متعلق به روش ترکیبی دایره - توری می‌باشد.

جدول ۲ نتایج EER به دست آمده برای ۳ روش ناحیه‌بندی

توری	دایره	دایره توری	EER(%)
۱,۳۵	۱,۸۶	۰,۶۷	

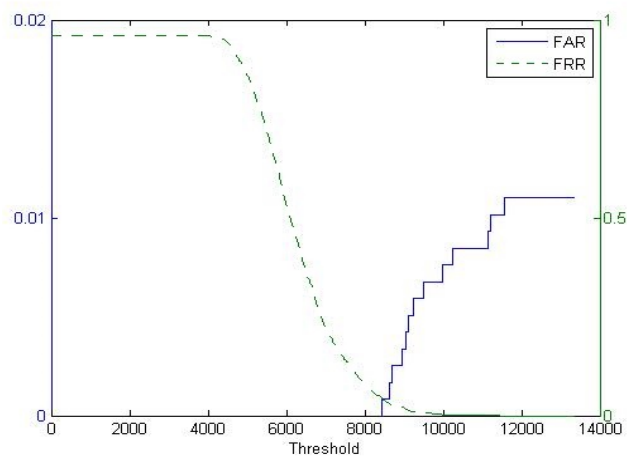
در جدول ۳ نیز نتایج مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با روش‌های مورد بررسی در [۳] بر اساس فاکتور EER گزارش شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی با مقدار EER پایین‌تر، دارای عملکرد بهتر و کارایی بالاتری نسبت به روش‌های مشابه می‌باشد.

همچنین عملگر LBP تطبیقی کوانتومی با عملگرهای  $LBP_{P,R}^{riu2}$  [۴۶]،  $LBP_{P,R}^{ri}$  [۴۶]،  $ULBP$  [۳۹]،  $LBP_{P,R}^2$  [۳۹]،  $CLBP\_C$  [۴۷]،  $CLBP\_M$  [۴۷]،  $CLBP\_S$  [۴۷]،  $CLBP$  [۴۶] در شرایط مساوی مقایسه شده است. به عبارت دیگر، به صورت جداگانه هر یک از عملگرهای ذکر شده را بر تصاویر پایگاه داده POLYU اعمال کرده و سپس تصویر به دست آمده به دو صورت دایره‌ای و توری ناحیه‌بندی شده و برای هر ناحیه بردار هیستوگرام با تعداد ۳۵ بین محاسبه و به یکدیگر الحاق شده‌اند. نتایج به دست آمده برای هر روش در جدول ۴ ذکر شده است. همانطور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی دارای دقت بالاتری است.

جدول ۱ درصد پاسخ صحیح اجرای روش LBP تطبیقی کوانتومی بر روی ناحیه‌بندی با ناحیه‌بندی‌های مختلف

تعداد بین	توری	دایره	دایره توری
۱۰	۹۳,۹۰	۹۱,۶۲	۹۵,۸۵
۲۵	۹۵,۹۹	۹۴,۸۴	۹۷,۶۳
۳۵	۹۶,۱۱	۹۵,۴۳	۹۹,۰

برای مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با دیگر روش‌های مشابه از پارامتر نرخ خطای یکسان EER استفاده شده است. این پارامتر در اکثر مطالعات علمی که در این زمینه انجام شده است به عنوان یک معیار سنجش و مقایسه مورد استفاده قرار گرفته است. به منظور به دست آوردن این پارامتر، دو مقدار نرخ پذیرش اشتباه  $FAR^1$  و نرخ رد کردن اشتباه  $FRR^2$  محاسبه شده و سپس برای مقادیر مختلف آستانه، نمودار این دو مقدار ترسیم می‌شود. نقطه تلاقی این دو نمودار، نرخ خطای یکسان است. در شکل ۱۳ نمودار محاسبه EER برای روش پیشنهادی رسم شده است.



شکل ۱۳ نمودار FAR و FRR با مقادیر آستانه مختلف برای روش پیشنهادی

جدول ۳ مقایسه EER روش پیشنهادی با برخی از روش‌های موجود بازیابی تصویر با استفاده از بانک تصاویر POLYU

EER(%)	الگوریتم بازیابی تصویر
۲,۲۳	استخراج اطلاعات مربوط به حوزه فاز و دامنه با استفاده از فیلتر گابور دو بعدی [۱۲]
۱,۲۶	طرح کد نویسی رقابتی بر اساس تبدیل Riesz [۱۳]
۱,۲۹	تولید تابع همبستگی فاز بر اساس تبدیل فوریه گسسته [۱۴]
۱,۴۹	طرح کدنویسی رقابتی بر اساس تبدیل تصادفی و تبدیل موجک گابور [۱۵]
۱,۶۱	کد کردن بر اساس تبدیل Riesz که ویژگی‌های محلی تصویر بند انگشت را استخراج می‌نماید [۱۶]
۱,۱۰	باز سازی تصاویر پرس وجوی بند انگشت به کمک الگوهای غالب با استفاده از روش یادگیری دیکشنری [۱۷]
۱,۲۸	محاسبه مقدارهای ویژه توسط تبدیل تصادفی و تطبیق آن با استفاده از محاسبه مقدار حداقل فاصله [۱۸]
۱,۶۹	تولید الگوهای باینری با استفاده از روش فیلتر گابور [۹]
۱,۰۴	ادغام کد چند جهتی و اطلاعات بافت تصویر [۵]
۰,۸۹	طرح کدگذاری GORP و SGORP [۴]
۰,۷۸	استفاده از ویژگی‌های هندسی شکل بند انگشت و استخراج اطلاعات بافت با استفاده از تبدیل Curvelet [۳]
۰,۶۷	روش پیشنهادی

<sup>1</sup> False Acceptance Rate

<sup>2</sup> False Rejection Rate

- [1] Rani, S., Rajani, N., Reddy, S., "Comparative Study on Content Based Image Retrieval", International Journal of Future Computer and Communication, Vol. 1, pp 366-368, 2012.
- [2] Jobay, R., Sleit, A., "Quantum Inspired Shape Representation for Content Based Image Retrieval", Journal of Signal and Information Processing, Vol. 5, pp 54-62, 2014.
- [3] Usha, K., Ezhilarasan, M., "Personal Recognition Using Finger Knuckle Shape Oriented Features and Texture Analysis", Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, Vol. 27, 2016.
- [4] Nigam, A., Tiwari, K., Gupta, P., "Multiple Texture Information Fusion for Finger-Knuckle-Print Authentication System", Neurocomputing Journal, Vol. 188, pp. 190-205, 2016.
- [5] Gao, G., Yang, J., Qian, J., Zhang, L., "Integration of Multiple Orientation and Texture Information for Finger-Knuckle-Print Verification", Neurocomputing Journal, Vol. 135, pp. 180-191, 2014.
- [6] Shariatmadar, Z. S., Faez, K., "Finger-Knuckle-Print Recognition Performance Improvement via Multi-Instance Fusion at the Score Level", Optik - International Journal for Light and Electron Optics, Vol. 125, pp. 908-910, 2014.
- [7] Zhang, L. Zhang, L., Zhang, D., Zhu, H., "Ensemble of Local and Global Information for Finger-Knuckle-Print Recognition", Pattern Recognition Journal, Vol. 44, pp. 1990-1998, 2011.
- [8] Nigam, A., Gupta, P., "Finger Knuckle Print Based Recognition System Using Feature Tracking", 6th Chinese Conference, CCBP, pp. 125-132, December 3-4, 2011.
- [9] Shariatmadar, Z. S., Faez, K., "Finger-Knuckle-Print Recognition via Encoding Local-Binary-Pattern", Journal of Circuits, Systems and Computers, Vol. 22, 2013.
- [10] Xiong, M., Yang, W., Sun, C., "Finger-Knuckle-Print Recognition Using LGBP", 8th International Symposium on Neural Networks, pp. 270-277, 2011.
- [11] Moreno, P., Bernardino, A., Santos-Victor, J., "Gabor Parameter Selection for Local Feature Detection", Second Iberian Conference, pp. 11-19, 2005.
- [12] Shen, L., Bai, L., Ji, Zh., "Hand-Based Biometrics Fusing Palm Print and Finger-Knuckle-Print," In: Proc. IEEE International Workshop on Emerging Techniques and Challenges (ETCHB), Vol. 1, pp. 123-129, 2010.
- [13] Zhang, L., Li, H., Shen, Y., "A Novel Riesz Transforms Based Coding Scheme for Finger Knuckle-Print Recognition", In: Proc. IEEE International Conference

جدول ۴ درصد پاسخ صحیح الگوریتم‌های متفاوت LBP

۹۳,۷۴	$LBP_{P,R}^2$
۲۹,۷۸	ULBP
۸۷,۶۵	$LBP_{P,R}^{ri}$
۸۸,۶۶	$LBP_{P,R}^{riu2}$
۹۰,۱۲	CLBP_S
۵۴,۵۷	CLBP_M
۸۵,۶۴	CLBP_S_M
۹۹,۰	LBP تطبیقی کوانتومی

لازم به ذکر است که برای تولید و استخراج جدول ۴ از روش مشابه آنچه که برای جدول ۱ انجام شده، و توضیحات مربوطه نیز در ابتدای بخش ۵ آورده شده است، استفاده گردیده است.

## ۶ جمع‌بندی و کارهای آینده

در این مقاله به بررسی و تحقیق در حوزه بازیابی تصاویر کوانتومی جهت تشخیص هویت پرداخته شد و یک روش جدید استخراج ویژگی مبتنی بر LBP تطبیقی کوانتومی ارائه شد که بر اساس تخمین کوانتومی و الگوی باینری محلی مرتبه دوم و سوم می‌باشد. از مزایای این ویژگی، قابلیت طراحی مدار کوانتومی آن است که این مدار برای LBP مرتبه دوم تغییر یافته به دست آمده و به روشی مشابه مداری برای LBP مرتبه سوم نیز به دست می‌آید. در ادامه جهت استخراج اطلاعات بافت تصاویر که از اهمیت بالایی برخوردار هستند از ویژگی پیشنهاد شده استفاده شد و سپس از ناحیه‌بندی ترکیبی دایره - توری، مطابق با شکل ناحیه بافت بند انگشت دست، استفاده شد که در مقایسه با ناحیه‌بندی‌های دایره‌ای و توری پاسخ بهتری داشته است. در پایان با تلفیق بردار نواحی مختلف و به دست آوردن بردار ویژگی کلی آمد.

دقت روش پیشنهادی را با چند الگوریتم مشابه دیگر مقایسه کرده و نتایج نشان‌دهنده کارایی بهتر الگوریتم پیشنهادی است. همچنین برای نشان دادن دقت بهتر عملگر LBP تطبیقی کوانتومی، در شرایط مشابه دقت عملگرهای  $LBP_{P,R}^2$ ، ULBP،  $LBP_{P,R}^{ri}$ ،  $LBP_{P,R}^{riu2}$ ، CLBP\_S، CLBP\_M و CLBP\_C را نیز به دست آورده و نتایج به دست آمده بیان‌گر عملکرد قابل قبول ویژگی پیشنهادی است.

به عنوان پژوهش‌های آینده می‌توان دیگر نسخه‌های الگوی باینری محلی و ویژگی‌هایی که مرتبط با بافت تصویر هستند را به صورت کوانتومی پیاده‌سازی کرد و از آن‌ها در بازیابی تصویر استفاده نمود و پس از مقایسه با روش‌های مشابه موجود کارایی آن‌ها را مورد ارزیابی و سنجش قرار داد.

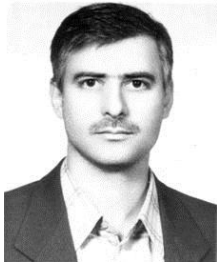


- Quantum Computers”, JACIII, Vol. 17, pp. 404–417, 2013.
- [27] Zhang, Y., Lu, K., Gao, Y., Wang, M., “NEQR: A Novel Enhanced Quantum Representation of Digital Images”, Quantum Information Processing, Vol. 12, pp. 2833–2860, 2013.
- [28] Yuan, S., Mao, X., Chen, L., Xue, Y., “Quantum digital image processing algorithms based on quantum measurement”, Optik, Vol. 124, pp. 6386–6390, 2013.
- [29] Jiang, N., Dang, Y., Wang, J. “Quantum image matching”, Quantum Information Processing, Vol. 15, pp. 3543–3572. 2016.
- [30] Curtis, D., Meyer, D.A., “Towards quantum template matching”, Proceedings of SPIE – The International Society for Optical Engineering, Vol. 134, pp. 134–141, 2004.
- [31] Luo, G., Zhou, R.-G., Liu, X., Hu, W., Luo, J., “Fuzzy Matching Based on Gray-scale Difference for Quantum Images”, International Journal of Theoretical Physics, Vol. 57, pp. 2447–2460, 2018.
- [32] Ruan, Y., Chen, H., Liu, ZH., Tan, J., “Quantum image with high retrieval performance”, Vol. 15, pp. 637–650, 2016.
- [33] Ostaszewski, M., Sadowski, P., Gawron, P., “Quantum image classification using principal component analysis”, Theoretical and Applied Informatics, Vol. 27, pp. 1–12, 2015.
- [34] Trugenberger, C.A., “Quantum Pattern Recognition”, Quantum Information Processing, Vol. 1, pp. 471–493, 2002.
- [35] Fang, W., Liu, X., “Content-Based Image Retrieval Based on Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization Algorithm”, 7th International Conference in Swarm Intelligence, Bali, pp. 392–400, 2016.
- [36] PolyU Finger-Knuckle-Print Database, <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/FKP.htm>, 2010.
- [37] Wang, L., He, D.C., “Texture Classification Using Texture Spectrum”, Pattern Recognition Journal, Vol. 23, pp. 905–910, 1990.
- [38] Ojala, T., Pietikainen, M., Harwood, D., “A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions”, Pattern Recognition Journal, Vol. 29, pp. 91–99, 1996.
- [39] Yuan, F., “Rotation and Scale Invariant Local Binary Pattern Based on High Order Directional Derivatives for Texture Classification”, Digital Signal Processing Journal, Vol. 26, pp. 142–152, 2014.
- [40] Purkeypile, M.D., Cove: A Practical Quantum Computer Programming Framework, Ph.D. thesis, Colorado Technical University, USA, 2009.
- [41] Babu, H.M.H., Jamal, L., Dibbo, S.V., Biswas, A.K., “Area and Delay Efficient Design of a Quantum Bit String Comparator”, IEEE Computer Society Annual on Hand-Based Biometrics (ICHB), Vol. 1, pp. 1–6, 2011.
- [14] Wankou, Y., Changyin, S., Zhongxi, S., “Finger-Knuckleprint Recognition Using Gabor Feature and OLDA”, In: Proc. 30th Chinese Control Conference, Yantai, China, Vol. 4, pp. 78–84, 2011.
- [15] Hegde, C., J., P., Shenoy P.D., Patnaik, L.M., “Human Authentication Using Finger Knuckle Print”, In: Proc. COMPUTE’11 ACM, Vol. 1, pp. 124–131, 2011.
- [16] Zhang, L., Zhang, L., Zhang, D., Guo, Zh., “Phase Congruency Induced Local Features for Finger-Knuckle-Print Recognition”, Pattern Recognition, Vol. 45, pp. 2522–2531, 2012.
- [17] Gao, G., Zhang, L., Yang, J., Zhang, L., Zhang, D., “Reconstruction Based Finger-Knuckle-Print Verification with Score Level Adaptive Binary Fusion”, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 22, pp. 5050–5062, 2013.
- [18] Hegde, C., Shenoy, P.D., Venugopal, K.R., Patnaik, L.M., “Authentication Using Finger Knuckle Prints,” Signal Image Video Processing, Vol. 7, pp. 633–645, 2013.
- [19] Naseri, M., Heidari, SH., Baghfalaki, M., Fatahi, N., Gheibi, R., Farouk, A., Habibi, A., “A New Secure Quantum Watermarking Scheme”, Optik, Vol. 139, pp. 77–86, 2017.
- [20] Wang, S., Sang, J., Song, X., Niu, X., “Least Significant Qubit (LSQB) Information Hiding Algorithm for Quantum Image”, Measurement, Vol. 73, pp. 352–359, 2015.
- [21] Yang, Y.G., Tian, J., Lei, H., Zhou, Y.H., Shi, W.M., “Novel Quantum Image Encryption Using One-Dimensional Quantum Cellular Automata”, Information Sciences, Vol. 345, pp. 257–270, 2016.
- [22] Naseri, M., Heidari, Sh., Gheibi, R., Gong, L.H., Ahmadzadeh Rajii, M., Sadri, A., “A Novel Quantum Binary Images Thinning Algorithm: A Quantum Version of the Hilditch’s Algorithm”, Optik – International Journal for Light and Electron Optics, Vol. 31, pp. 678–686, 2017.
- [23] Yang, Y.G., Zhao, Q.Q., Sun, S.J., “Novel Quantum Gray-Scale Image Matching”, Optik, Vol. 126, pp. 3340–3343, 2015.
- [24] Le, P.Q., Dong, F., Hirota, K., “A Flexible Representation of Quantum Images for Polynomial Preparation, Image Compression, And Processing Operations”, Quantum Information Processing, Vol. 10, pp. 63–84, 2011.
- [25] Yan, F., Iliyasu, A., Venegas-Andraca, S., “A Survey of Quantum Image Representations”, Quantum Information Processing, Vol. 15, pp. 1–35, 2016.
- [26] Sun, B., Iliyasu, A.M., Yan, F., Dong, F., Hirota, K., “An RGB Multi-Channel Representation for Images on

## Archive of SID



بهناز پروانه مدرک کارشناسی (سال ۱۳۹۱) و کارشناسی ارشد (سال ۱۳۹۳) خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار از دانشگاه رازی کسب نمود. ایشان هم‌اکنون دانشجوی دکتری تخصصی معماری کامپیوتر در دانشگاه رازی است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه نامبرده پردازش تصویر و ویدئو، بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا و محاسبات کوانتومی است.



عبداله چاله‌چاله مدرک کارشناسی (مهندسی برق سخت‌افزار) و کارشناسی ارشد (مهندسی کامپیوتر-نرم‌افزار) خود را از دانشگاه صنعتی شریف ایران و دکتری مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه ولونگونگ استرالیا دریافت نمود. ایشان هم‌اکنون به عنوان عضو هیأت علمی در دانشگاه رازی کرمانشاه مشغول به کار است. زمینه‌های علمی مورد علاقه ایشان پردازش تصویر و ویدئو و نیز روش‌های جدید تعامل انسان و کامپیوتر می‌باشد.

Symposium on VLSI, Bochum, Germany, pp 51-56, 2017.

- [42] Zhu, S., Zou, L., Liang, Z., Wang, B., "Non-Parametric Quantum Theory Based Image Retrieval", National Academy Science Letters, Vol. 36, pp 289-297, 2013.
- [43] Nayak, S., Nayak, S., Singh, J.P., "An Introduction to Basic Logic Gates for Quantum Computer", International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, Vol. 3, pp. 163-171, 2013.
- [44] Simuquant, November 2017, <https://sourceforge.net/projects/simuquant/files/latest/download>
- [45] Vedral, V., Barenco, A., Ekert, A., "Quantum Networks for Elementary Arithmetic Operations", Physical Review A, Vol. 54, pp. 147-153, 1996.
- [46] Ojala, T., Pietikainen, M., ÈenpaÈa, T.M., "Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, pp. 971-987, 2002.
- [47] Guo, Zh., Zhang, L., Zhang, D., "A Completed Modeling of Local Binary Pattern Operator for Texture Classification", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 19, pp. 1657 - 1663, 2010.