

Processamento Digital de Imagens - Identificação Automática de Padrões em Digitais

Douglas Venâncio - 28164
Engenharia de Computação
Universidade Federal de Itajubá
campus Itabira
dougov@gmail.com

Filipe Euzebio Borges Pena - 30213
Engenharia de Computação
Universidade Federal de Itajubá
campus Itabira
epilif2011@live.com

Marco Antonio Rocha Vinha - 30749
Engenharia de Computação
Universidade Federal de Itajubá
campus Itabira
marvsdd.01@live.com

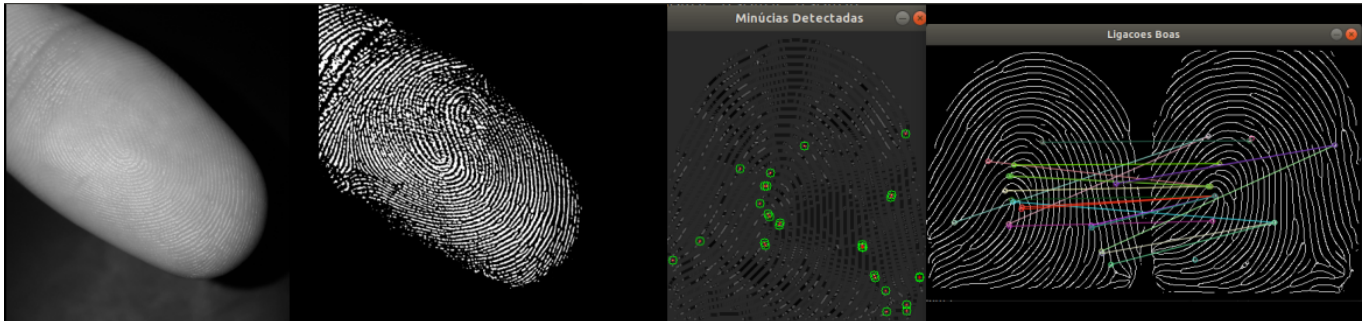


Figura 1. Exemplo de funcionamento do *software*

Abstract—Techniques to fingerprint patterns recognition are techniques used in the process of identification or confirmation of the patterns in the human fingertips. The difficult on the manual process of recognition of this patterns is so that there are several computational techniques developed to the execution of this task. This project offers a solution to this task that uses some digital image processing techniques and some classification and pattern recognition techniques on the search for "key points" on the fingertips. The project purposes a solution based on the processing of digital photographs of the fingertips.

Keywords—Fingertips pattern recognition; Digital Image Processing; Oriented FAST and Rotated BRIEF; Fingertips features extraction.

Resumo—Técnicas de reconhecimento de padrões em digitais são técnicas que dizem respeito à identificação ou confirmação dos padrões presentes nas digitais do ser humano. Devido à dificuldade no reconhecimento manual desses padrões, existem técnicas computacionais implementadas para a realização dessa tarefa. O presente projeto tem como objetivo implementar um *software* que realize essa tarefa utilizando técnicas de processamento digital de imagens, juntamente com técnicas de classificação e reconhecimento de padrões baseadas na procura por "pontos chave"(ou características) nas imagens das digitais. O projeto aqui explicitado se propõe a identificar os padrões nas digitais tratando-as a partir de imagens de câmeras fotográficas das pontas dos dedos.

Keywords—Reconhecimento de padrões em digitais; Processamento Digital de Imagens; Oriented FAST and Rotated BRIEF; Extração de características de digitais.

I. INTRODUÇÃO

O processamento digital de imagens (PDI) é cada dia mais usado para resolver problemas, que a priori seriam resolvidos com trabalho totalmente manual. Uma dessas aplicações é a identificação de padrões em fotos, e esse avanço proporciona a rapidez e precisão nos resultados, principalmente levando em consideração o aumento da necessidade desses tipos de tarefas. O tema abordado neste relatório, usa dos conceitos de PDI, para identificar padrões e classificar imagens de impressões digitais.

O trabalho procura identificar os padrões das digitais usando a própria foto do dedo da pessoa, ao invés de usar a convencional impressão digital. O principal problema que isso ocasiona, é a grande dificuldade para destacar os cumes e vales que formam a digital, isso porque a diferença de cor entre as características são pequenas. Depois de ter a impressão digital com as características bem definidas, é necessário encontrar as peculiaridades das digitais (as chamadas minúcias) com elas é possível identificar uma digital da outra.

Na bibliografia, é possível buscar informações que fomentem as ideias para o desenvolvimento do relatório, já que como visto anteriormente, PDI é cada vez mais usado e estudado para resolver esse tipo de problema. O problema pode ser dividido em dois, um que trata da segmentação e da extração das características do dedo, e outro que trata da extração e classificação das minúcias. De acordo com Hong, Wan e Jain [1], uma metodologia para destacar as características, onde é usado o filtro de *gabor* para definir os cumes, para

isso o autor mapeia os ângulos e a frequência que as linhas dos dedos fazem, para servir de parâmetros para o filtro. A proposta do trabalho entretanto busca usar filtros morfológicos para destacar as linhas, visto que, o cálculo dos ângulos que orientam as características do dedo possui certa complexidade.

Para extrair as características, existem técnicas que já são usadas, onde o objetivo é encontrar características que desvirtuem de um padrão que a imagem vem seguindo. No caso de digitais as características que devem ser extraídas são bifurcações e fins de linhas. Uma proposta para detectar as minúcias é proposta por Howse [2] em seu livro, onde é proposto o uso do algoritmo *Harris Corner Detection*, metodologia que foi adotada para o trabalho. Esse método busca identificar variações bruscas de intensidade dos pixels, para, assim, rotular regiões com essas características.

Os resultados obtidos com a implementação do trabalho comprovam o problema introduzido anteriormente. A proximidade das cores dos vales e dos cumes, além dos problemas de iluminação que acompanham a foto, proporcionam barreiras inerentes à busca dos resultados esperados. Na etapa de classificação, foi obtido um resultado limitado a uma base de dados para obter resultados coerentes/satisfatórios.

II. SOLUÇÃO DA PROPOSTA

Esta seção trata das técnicas utilizadas no projeto para a identificação de padrões nas digitais. Serão abordadas separadamente as etapas de processamento de imagens e de classificação.

A. Etapas do Processamento de Imagens

A etapa de processamento das imagens das digitais tem como objetivo preparar as imagens das digitais para a etapa de classificação, onde são encontrados os padrões em cada digital. Portanto, com esta etapa, torna-se possível que esses padrões sejam mais facilmente descritos e classificados, uma vez que todas as características interessantes da imagem já foram extraídas.

Ainda, esta etapa abordará as diferentes técnicas utilizadas para a extração dos padrões da digitais. O fluxograma descrito na imagem 2 mostra cronologicamente o que acontece no *software* desenvolvido.

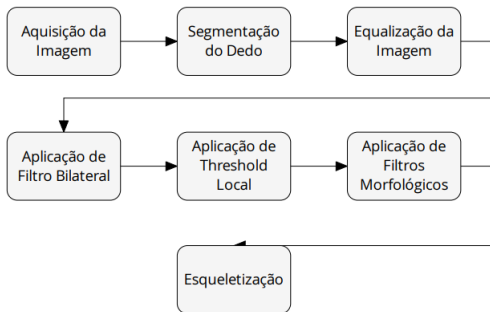


Figura 2. Fluxograma que descreve cronologicamente as etapas de processamento das imagens das digitais

As etapas descritas no fluxograma abordam todo o tratamento da fotografia do dedo até que se possa chegar em uma imagem que possa ser descrita e classificada de acordo com os padrões da digital. A primeira etapa, de aquisição da imagem, é relacionada à obtenção da imagem do dedo com resolução suficiente para que seja possível observar os padrões das digitais.

A segunda etapa é a de segmentação da região da imagem correspondente ao dedo. Para essa etapa, utiliza-se a transformação linear que consiste em manipular um intervalo alvo em um histograma. Essa manipulação pode ser tanto em sua localização no histograma ou quanto a largura deste intervalo, sua equação é dada pela equação 1.

$$K = \begin{cases} k1 & , \text{ se } I < I1, \\ \frac{(k2-k1)}{(I2-I1)}(I - I1) + k1 & , \text{ se } I1 \leq I < I2 \\ k2 & , \text{ se } I \geq I2 \end{cases} \quad (1)$$

Onde o K1 e K2 são os limites de superior e inferior respectivamente do novo intervalo e I1 e I2 determinam os intervalos da transformação.

Quando os valores de I1 e I2 são iguais temos a propriedade de *threshold* onde é possível dividir a imagem em duas classes de tons de cinza que recebem os valores mínimos e máximos determinados por K1 e K2, essa propriedade foi utilizada para determinar as classes de tons de cinza que representam fundo da imagem e o dedo, para definir o limite entre esses intervalos fez-se o uso do Método de Otsu [3] para definir esse limiar, que divide a imagem em duas classes de acordo com a intensidade luminosa dos *pixels*. Assim, com uma foto em que o dedo esteja sobre uma superfície ou fundo que cause um alto contraste nas cores, é possível dividir o que, na foto, seriam os *pixels* da região do dedo e o que seria do fundo. Assim, se cria uma "máscara" para o dedo, que nada mais é do que uma imagem binária com as mesmas dimensões da fotografia original, mas que colore de branco os *pixels* dentro da região do dedo e de preto o resto da imagem.

O método de Otsu funciona da seguinte forma: ao ter duas classes em um conjunto de valores (onde essas classes são em termos de valores de intensidade dos *pixels*), estas são classificadas quanto à variância intraclasse para os tons de cinza da imagem, como mostra a equação 2, e o limiar ótimo k é definido pela expressão na equação 3.

$$\sigma_c^2 = \sigma_{c1}^2(k)P_1(k) + \sigma_{c2}^2(k)P_1(k) \quad (2)$$

$$k = \min_{0 \leq k \leq L-1} (\sigma_c^2) \quad (3)$$

A terceira etapa é da equalização da imagem original em tons de cinza. A equalização é feita pelo método de Equalização de Histograma Adaptativo com Contraste Limitado (no inglês, simplificado como CLAHE), e tem por objetivo adequar localmente os níveis de cinza da imagem para que as cristas (áreas mais altas da digital) se tornem mais distintas dos vales (partes mais baixas da digital). Esse

método é uma especificação do método de Equalização por Histograma Adaptativo comum, que gera histogramas de certas regiões da imagem e os usa para distribuir os valores de luminosidade entre todas as regiões da imagem original. O método original, entretanto, pode acentuar ruídos na imagem, enquanto o CLAHE limita a amplificação do contraste e contorna esse aspecto. Esses e outros detalhes desse método são abordados por [4].

É aplicado, na etapa seguinte, um filtro não-linear bilateral. O filtro bilateral aplicado reduz o ruído na imagem da digital ao mesmo tempo em que mantém as bordas da imagem intactas. Tal aspecto se adéqua ao projeto pelo fato de que, com esse filtro, é possível manter intactas as cristas da digital, ao passo em que se eliminam ruídos na imagem (que poderiam gerar classificações incorretas dos padrões da digital). Na expressão 5, $I^{filtered}$ é a imagem filtrada, I é a imagem original, x é a coordenada do *pixel* atual, ω são os limites do *kernel* centrado em x , f_r é a função da suavização (geralmente uma Gaussiana) e g_s é o *kernel* espacial utilizado.

$$I^{filtered} = \frac{1}{W_p} \sum_{x_i \in \omega} I(x_i) f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|x_i - x\|) \quad (4)$$

$$W_p = \sum_{x_i \in \omega} f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|x_i - x\|) \quad (5)$$

Na próxima etapa tem como objetivo segmentar as cristas do dedo, assim como na segunda etapa utiliza-se a técnica de limiarização com o limiar definido pelo método de Otsu [3], com o intuito de binarizar a imagem. Diferente da segunda etapa a limiarização é aplicada localmente na imagem ou seja, definida uma região da imagem é aplicado um *kernel* de mesmo tamanho que executa a limiarização a partir do histograma pertencente à aquela região da imagem este processo é repetido em todas regiões da imagem onde o *kernel* ainda não foi aplicado. Nesta etapa a limiarização local se mostrou necessário devido a certas áreas do dedo serem iluminadas e pigmentadas diferentemente uma das outras.

Com a segmentação das cristas feita pela etapa anterior, são aplicadas uma sequencia de operações morfológicas que se inicia com a operação de fechamento que é a aplicação de uma operação de dilatação seguida de uma erosão como definido em [5]. A dilatação da imagem que consiste em aplicar um *kernel* por toda imagem respeitando a equação 6.

$$J(p) = \max_{\forall q \in \mathcal{A}(p)} (I(q) + K(q - p)) \quad (6)$$

Onde K é o elemento estruturante ou seja o *kernel* e I a imagem.

A aplicação da dilatação resulta na engorda nas formas da imagem que tenham os *pixels* com valores de cor mais altos. Essa expansão das formas mais claras é utilizada afim de fechar imperfeições como buracos e rompimentos no segmento das cristas do dedo.

Para retornar a as cristas para as suas proporções normais é aplicado a operação de erosão, que funciona da mesma forma da dilatação mas aplicando a equação 7.

$$J(p) = \min_{\forall q \in \mathcal{A}(p)} (I(q) + K(q - p)) \quad (7)$$

Onde K é o elemento estruturante ou seja o *kernel* e I a imagem.

A aplicação da erosão resulta no "emagrecimento" nas formas da imagem que tenham os *pixels* com valores de cor mais altos. Essa técnica faz com que "lacunas" entre as linhas da digital sejam preenchidas por *pixels* brancos. Finalizando a sequencia das operações morfológicas é aplicado um filtro de moda. O filtro de moda tem a função de retirar o ruído na imagem binarizada e melhorar a definição das formas na imagem. O filtro de moda consiste na aplicação de um *kernel* pela imagem que calcula a moda entre todos os *pixels* que a área do *kernel* sobrepõe na imagem e coloca esse valor da moda ao *pixel* de uma nova imagem com a posição correspondente ao *pixel* onde está sendo aplicado o filtro.

Para finalizar o processamento da imagem é aplicado a técnica esqueletização para obter esqueleto da imagem, ou seja reduzir as formas da imagem em uma cadeia de um *pixel* mas preservando as características da imagem como a inclinação, elementos conexos e junções. A esqueletização consiste na utilização de um *kernel* de forma geométrica de tamanho adaptável à menor das medidas entre larguras ou alturas das formas contida em uma imagem binária, ao passar pela imagem ele determina o centro do quadrado e determina o ponto central como o ponto do esqueleto da imagem, para áreas da forma onde é necessário que o *kernel* tenha ordem par a forma é dilatada e erodida de forma a tornar que seja necessário que o *kernel* tenha tamanho impar conforme observado em [6]. A esqueletização é aplicada para que se torne menos complexo detectar as minúcias do dedo já que a esqueletização conserva as bifurcações e terminação das cristas.

B. Etapas da classificação

A etapa de classificação toma como base o fato de que as imagens já estão tratadas de forma que as características possam ser descritas e inseridas em um classificador. Dessa forma, o fluxograma apresentado na imagem 3 representa as etapas de classificação dos padrões das digitais.

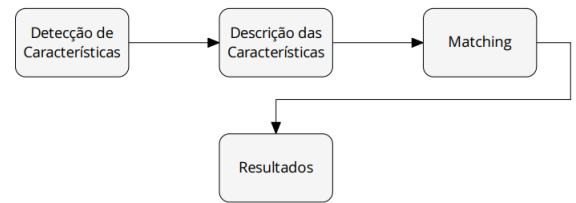


Figura 3. Fluxograma que descreve as etapas de classificação das imagens das digitais

A primeira etapa mostrada no fluxograma diz respeito à identificação das características das digitais. Uma das características importantes são as bifurcações. Para identificá-las foi utilizado o algoritmo de *Harris Corner*, ou detector de cantos. Essa abordagem foi proposta por *Chris Harris* *Mike Stephens*, com o objetivo de detectar quinas e bordas, conforme abordado em [7].

O algoritmo funciona com um *kernel* que percorre a imagem em busca de variações bruscas nas intensidades dos pixels. Essa operação pode ser detalhada em três etapas:

- Quando o *kernel* esta em uma região da imagem em que o nível de cinza é constante, qualquer variação no movimento do *kernel* não ocasiona grande variação nas intensidade dos pixels;
- Quando a janela esta sobre a uma linha, resulta em uma variação pequena, e uma variação perpendicular do *kernel* para um dos lados da aresta resulta em uma variação grande;
- Quando a janela esta sobre a linha e existe um cruzamento, qualquer direção no movimento do *kernel* causa uma grande variação na intensidade dos pixels.

intensidade dos pixels é dada pela equação 8, onde $S(x, y)$ é a intensidade, $w(u, v)$ é a função do *kernel*, o termo quadrático do somatório é a diferença de intensidade no ponto (x, y) com os vizinhos dentro do *kernel*.

$$S(x, y) = \sum_{u,v} w(u, v) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2 \quad (8)$$

Usando aproximações de *Taylor* a equação acima pode ser reescrita como mostra a equação 9. E M , equação 10, é uma matriz que contém as derivadas parciais da imagem I_x e I_y .

$$S(x, y) \approx \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$M = \sum_{u,v} w(u, v) \begin{bmatrix} I_u I_u & I_u I_v \\ I_u I_v & I_v I_v \end{bmatrix} \quad (10)$$

Os auto-valores, λ_1 e λ_2 da matriz M define as características das regiões, a imagem II-B ilustra o que é descritos dos tópicos seguintes.

- Se ambos os alto valores se aproximam de zero, significa que o *kernel* esta em uma região de tonalidade constante;
- Se $\lambda_1 \gg \lambda_2$ ou $\lambda_2 \gg \lambda_1$ significa que a variação na intensidade ocorre em um dos lados, isso classifica a região como uma linha;
- Se ambos os alto valores forem altos, significa que a intensidade ocorre em ambas as direções, e isso classifica a região como um *corner*;

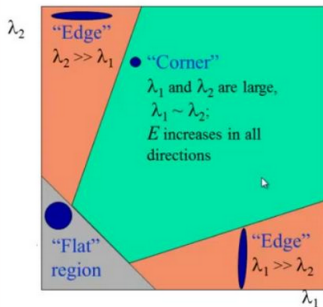


Figura 4. Detector *Harris Corner*.

Para realizar a classificação das imagens foi usado o ORB (*Oriented FAST and Rotated BRIEF*) que é uma junção dos dois algoritmos, *FAST* e *BRIEF*. O primeiro tem o objetivo de identificar os chamados pontos chave, que para este trabalho são as minúcias das digitais. O *FAST* porém não proporciona o cálculo da orientação, então em caso de rotações na imagem essa proposta não é funcional.

Já tratando dos descritores, o ORB usa o *BRIEF* que funcionam bem até certa rotação das imagens, limitação essas que são corrigidas pelo ORB. Com os pontos chaves encontrados, uma função do orbe computa os descritores que serão comparados mais tardes. Para que o algoritmo funcione bem mesmo se houver rotações na imagem, é necessário realizar alguns cálculos de momento e orientação. A equação 11, calcula o momento de um ponto chave, e o resultado dessa equação é usado para calcular o centro de massa do ponto, como mostra a equação 12, por fim é calculada a orientação, equação 13.

$$m_{pq} = \sum_{p,q} x^p y^q I(x, y) \quad (11)$$

$$C = \left(\frac{m_{01}}{m_{00}} \frac{m_{10}}{m_{00}} \right) \quad (12)$$

$$\theta = \text{atan}(2m_{01}m_{10}) \quad (13)$$

Os dois descritores computados são introduzidos em uma função que realiza um casamento, e calcula a distancia entre eles. Esse valor é calculado usando o algoritmo de distancia *hamming*.

III. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Esta seção trata de mostrar os resultados obtidos com as duas principais etapas do projeto: processamento de imagens e classificação dos padrões das digitais. Sendo assim, como anteriormente, cada um desses tópicos será tratado de forma separada para melhor detalhamento dos processos.

A. Resultados do Processamento de Imagens

Como mostrado no fluxograma da imagem 2, a etapa de processamento das imagens foi dividida em algumas sub-etapas. Assim, se torna interessante mostrar os resultados de cada uma dessas sub-etapas separadamente.

Para a primeira sub-etapa, o resultado é a imagem do dedo adquirida de uma câmera fotográfica. A imagem é transformada para que fique em escala de cinza, como mostrado na imagem 5.



Figura 5. Etapa 1 do processamento de imagens

Para a segunda, a extração da região do dedo utilizando o método de *thresholding* de Otsu procura classificar os *pixels* da imagem em duas classes cuja variância respectiva à intensidade dos *pixels* nessas classes é a maior possível. Assim, como resultado dessa etapa, é gerada uma nova imagem com valores de cor que indicam com a cor branca a região da imagem pertencente ao dedo, e com a cor preta todo o resto. O resultado é mostrado na imagem 6.



Figura 6. Etapa 1 do processamento de imagens

Para a terceira sub-etapa, tem-se o resultado mostrado na imagem 7. Nessa etapa, é feita a equalização da imagem pelo método de CLAHE.



Figura 7. Etapa 1 do processamento de imagens

Para a etapa seguinte, a aplicação do filtro não-linear bilateral, tem-se o resultado mostrado em 8. É possível notar

que parte do ruído da imagem é eliminado enquanto as bordas da imagem são mantidas. Nesse caso, a utilização desse filtro se prova interessante, já que o relevo nas digitais se mantém ao passo em que o ruído é eliminado.



Figura 8. Etapa 1 do processamento de imagens

A seguir, é aplicado o *threshold* local na imagem. Conforme é mostrado na imagem 10, a aplicação do *threshold* binariza a imagem separando as cristas dos sugos do dedo de forma satisfatória.



Figura 9. Etapa 1 do processamento de imagens

Os resultados da etapa seguinte podem ser mostrados em 3 partes. A imagem 10 mostra o resultado de quando se aplica o filtro de dilatação na imagem. A imagem 11 mostra quando se aplica, logo em seguida, a erosão. Quando se aplicam esses dois filtros nessa ordem específica, tem-se o que pode ser chamado de "fechamento". Por fim, tem-se, na imagem 12, o resultado do filtro de moda aplicado à imagem. Como é possível perceber, na medida em que são aplicados esses filtros, se tornam mais salientes as cristas da digital, criando um contraste maior com os vales.



Figura 10. Etapa 1 do processamento de imagens



Figura 11. Etapa 1 do processamento de imagens



Figura 12. Etapa 1 do processamento de imagens

Por fim, na última sub-etapa do processamento da imagem da digital, tem-se a aplicação do filtro de esqueletização. Com a aplicação desse filtro, as cristas passam a ser representadas como linhas com largura de um *pixel*. Assim, a descrição pode ser feita utilizando somente o formato e a disposição dessas linhas no dedo, características que deveriam ser invariantes à iluminação da imagem ou a aspectos como rotação ou escala. O resultado dessa etapa e, portanto, do fim da etapa de processamento das imagens, é mostrado na imagem 13.



Figura 13. Etapa 1 do processamento de imagens

B. Resultados da Classificação

Agora serão mostrados os resultados relativos às etapas de classificação dos padrões das digitais. Assim como na etapa de processamento das imagens, como mostrado na figura 3, há sub-etapas com resultados específicos.

O primeiro resultado obtido para a classificação é relacionado à etapa de detecção das características interessantes na identificação das digitais. Seu resultado é mostrado na imagem 14.

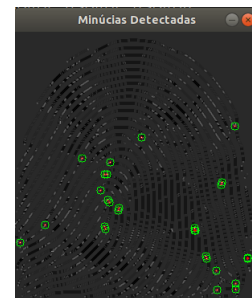


Figura 14. Minúcias detectadas usando o *Harris Corner*

Com os pontos chaves localizados, são gerados os descritores, que serão usados para realizar a comparação com descritores de outras imagens.

A seguir, se dá a etapa de *matching* dos padrões das digitais com os padrões das digitais da base de dados implementada, representada na imagem 15.

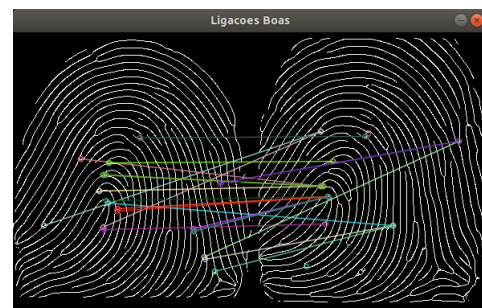


Figura 15. Pontos semelhantes ligados em duas imagens.

O resultado da última etapa e, conseqüentemente de toda e parte de classificação dos padrões é exemplificado na

imagem 16. Aqui, é calculada uma distância entre a imagem inserida na classificação e cada um dos indivíduos cadastrados na base de dados. Esse valor de distância indica o quão uma digital inserida é próxima uma digital na base de dados, ou seja, indica um valor de probabilidade de uma digital inserida no sistema pertencer a cada indivíduo na base de dados. A menor distancia neste exemplo se refere exatamente uma impressão digital do mesmo dedo.

```
Qual individuo você deseja identificar:
individuo 1
individuo 2
individuo 3
individuo 4
individuo 5

entre com a opcao: 5

Matching Score = 4550
Matching Score = 3667
Matching Score = 3575
Matching Score = 4220
Matching Score = 3345
0 dedo é de: Induvduo_5
```

Figura 16. Resultados para uma busca no banco de dados

IV. CONCLUSÕES

Como dito anteriormente, de forma sintética, os resultados do projeto podem ser divididos em: resultados do processamento de imagens e resultados da classificação. Entretanto, aqui vale observar alguns pontos dos resultados do projeto como um todo.

O primeiro aspecto a ser observado é o estado final da primeira etapa do projeto - a etapa de processamento das digitais. Conforme mostrado nas seções anteriores, é possível notar que há certa limitação no que diz respeito ao que pode ser obtido com as técnicas de processamento implementadas. Não foi implementado no *software* um filtro que tratasse a imagem a ponto de que a esqueletização representasse da maneira necessária as minúcias das digitais (ou seja, sem que fossem perdidas muitas características das digitais). Essa limitação impede que haja, de fato, a possibilidade de se classificar as digitais de entrada na etapa seguinte, de classificação.

O outro aspecto é da evolução do trabalho desenvolvido com o projeto. Essa evolução pode se dar justamente a partir da limitação já citada. Uma saída para essa situação seria a implementação de um filtro como o filtro de Gabor, que resalta características de relevo em imagens em que predominam as altas frequências, e que, ao mesmo tempo, fosse adaptativo com relação à orientação das cristas das digitais.

No estado em que está, é gerada uma esqueletização que deteriora algumas características de interesse na imagem, ao mesmo tempo em que é possível identificar os padrões de digitais desde que se use como entrada imagens já tratadas mas que não perderam suas características. Assim, se torna intuitivo

projetar os passos seguintes, com a implementação de técnicas que assegurem a manutenção das características da imagem para que os padrões das digitais possam ser identificados a partir de fotografias.

REFERÊNCIAS

- [1] L. Hung, Y. Wan, and A. Jain, "Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation," Michigan State University, <http://www.math.tau.ac.il/turkel/imagepapers/fingerprint.pdf>, Tech. Rep., acesso em: 20 de Junho de 2018.
- [2] J. Howse, S. Puttemans, Q. Hua, and U. Sinha, "Opencv 3 blueprints," PACKT, <http://file.allitebooks.com/20151126/OpenCV%203%20Blueprints.pdf>, Tech. Rep., acesso em: 20 de Junho de 2018.
- [3] M. Gazziro, "Quadro segmentação de imagens," http://wiki.icmc.usp.br/images/b/bb/Otsu_e_derivadas.pdf, acesso em: 20 de Junho de 2018.
- [4] S. Philip, "Cs6640 - project 2," <http://www.cs.utah.edu/~suji/courses/reports/cs6640/project2/clahe.html>, acesso em: 20 de Junho de 2018.
- [5] R. A. L. Edward R. Dougherty, *Hands-on Morphological Image Processing*, 1st ed. Bellingham, Washington USA: SPIE, 2003.
- [6] A. Conci, "Esqueletização," <http://www2.ic.uff.br/~aconci/esqueletizacao.pdf>, acesso em: 20 de Junho de 2018.
- [7] "Harris corner detection," https://docs.opencv.org/3.0-beta/doc/py_tutorials/py_feature2d/py_features_harris/py_features_harris.html, acesso em: 20 de Junho de 2018.