

SISTEMA DE IDENTIFICAÇÃO DE ÍRIS UTILIZANDO LOCAL BINARY PATTERN E RANDOM FOREST

Ademir Rafael Marques Guedes, Victor Luiz Guimarães

Universidade Federal de Ouro Preto(UFOP)
Departamento de Computação

ABSTRACT

O problema de identificação de íris é um problema muito estudado na área de Visão Computacional e está diretamente ligado às bases de dados de onde foram extraídos as imagens e às características dessas, sendo que busca-se sempre um sistema que consiga executar esse reconhecimento com boa acurácia de acordo com o sistema ao qual será aplicado esse reconhecimento. Nesse trabalho, propõe-se um sistema de reconhecimento de íris usando como classificador o método Random Forest e como extrator de características o método Local Binary Pattern (LBP). O sistema foi testado em 400 imagens da base de imagens CASIA e a acurácia média do reconhecimento de íris foi de 99.75%.

Index Terms— Reconhecimento de íris, Random Forest, LBP, Local Binary Pattern

1. INTRODUÇÃO

O problema de identificação automatizada de íris através de imagens digitais é um dos problemas clássicos de Visão Computacional, sendo de importante valia em diversas áreas, principalmente em questões que envolvem sigilo e segurança, como acesso a determinados setores de um prédio ou serviços de um sistema.

Como as íris diferem, de pessoa para pessoa, em seu padrão, cor, formato e demais características, elas se tornam bastante úteis em sistemas de identificação de pessoas, assim como as impressões digitais. Porém, diversas características da íris, como o fato de que ela permanece constante durante toda a vida do ser humano, desde um ano até sua morte, sua unicidade e o curto tempo de processamento necessário para a identificação, tornam esse método de distinção de pessoas um dos métodos mais eficazes e úteis já descobertos. Assim, os sistemas de identificação de íris tornam-se importantes aliados dos mais diversos setores da sociedade, sendo amplamente utilizados, principalmente em situações e locais de alta segurança.

Os métodos de reconhecimento de íris em geral se utilizam de técnicas de Processamento de Imagens, Reconheci-

mento de Padrões e Visão Computacional para identificar padrões e características das íris que sejam únicas e facilmente identificáveis, de modo a gerar um sistema que possa identificar essas características e que seja o mais preciso quanto possível, em um espaço de tempo viável.

Neste trabalho pretende-se apresentar um método para a identificação de íris, baseado no método de extração de características Local Binary Patterns (LBP), que se baseia nas características de vizinhanças dos pixels da imagem. Após a extração dessas características, utiliza-se o método de classificação Random Forest, para classificar cada íris do conjunto de testes, de acordo com o vetor de características gerado na etapa de extração.

2. PRÉ-PROCESSAMENTO: SEGMENTAÇÃO

Nesse trabalho, foram utilizadas imagens contendo, cada uma, a fotografia digital de um único olho, direito ou esquerdo. Tais imagens, foram então segmentadas prévia e manualmente, de modo a delimitar na imagem o contorno da íris, sua borda mais externa, e da pupila, onde aparece a borda interna da íris.

Essa segmentação auxilia em muito o processo de identificação de íris, já que, praticamente, todos os pixels que não contém informações relevantes e referentes à íris são desprezados. Assim, os vetores de características a serem gerados irão conter uma boa quantidade de dados de características da íris, que possui os padrões que se deseja reconhecer, com a menor quantidade possível de dados que não fazem parte da íris, como as pálpebras, os cílios e o restante do olho. Um exemplo da segmentação utilizada nas íris para esse trabalho pode ser visto na Figura 1(a).

Vale ressaltar ainda, que, por mais perfeita que seja a segmentação, nem sempre se consegue uma imagem segmentada excelente, visto que é comum que parte da íris esteja encoberta por parte dos cílios ou pelas pálpebras, como pode ser visto na Figura 1(b).

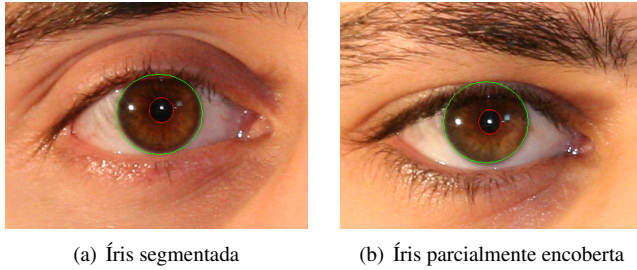


Fig. 1. Segmentação de íris

3. EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Extrair bem as características das imagens de forma que seja possível distingui-las umas das outras de forma fácil e clara é muito importante para que seja possível apresentar um bom resultado na classificação, dado que essa fase depende intrinsecamente das características extraídas da imagem. Para isso, após um pesquisa na literatura, e, buscando-se, variar o processo em relação a outros artigos, optou-se por utilizar o método de padrões binários locais ou Local Binary Patterns.

3.1. Local Binary Patterns - LBP

Proposto como um caso particular do modelo de textura espectral definido por Wang e He em [?, 1], e posteriormente descrito em [2], o Local Binary Patterns, como o próprio nome diz, tenta extrair características estruturais da imagem através de padrões binários locais. Isso é feito utilizando-se de histogramas locais, baseados na vizinhança dos pixels da imagem. Devido à sua simplicidade computacional, permitindo analisar imagens em tempo viável e a seu alto poder descritivo, esse método tem sido muito utilizado em diversos tipos de aplicações.

O LBP é portanto definido como um conjunto de características de texturas em escala de cinza, cujos valores são calculados através de um valor binário atribuído a cada pixel da imagem, formando uma vizinhança linear de raio R ao redor do pixel principal posicionado em uma região central.

Primeiramente, divide-se a região a ser analisada em blocos de matrizes. A partir de cada uma dessas matrizes, é realizada uma comparação dos alores dos pixels vizinhos com o valor do pixel central, atribuindo 0 aos valores do vizinhos que tem valor inferior ao do pixel central e 1 aos que tem valores maiores que o do pixel central, gerando uma matriz de 0s e 1s.

Essa matriz é que será multiplicada pela matriz original com os valores dos pixels. Concluída esta etapa realiza-se a soma dos valores da nova matriz resultando no valor do histograma LBP para o pixel determinado. O processo é então repetido para os demais pixels, a fim de gerar um vetor de características que seja bastante representativo.

Um exemplo da aplicação do cálculo dos histogramas

LBP utilizados pode ser visto na Figura 2.

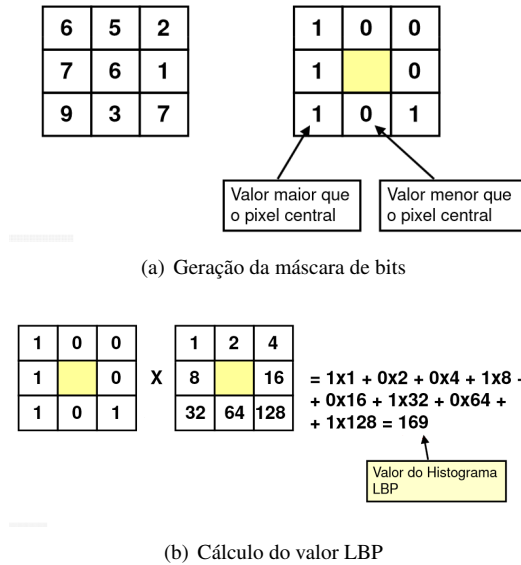


Fig. 2. Exemplo da aplicação do método LBP

4. CLASSIFICADOR

Através das características extraídas de cada imagem do conjunto gera-se um vetor que descreve a referida imagem. Tais vetores são então utilizados por um classificador a fim de identificar quais características são determinantes para a identificação e classificação de uma íris.

Nesse trabalho, decidiu-se por utilizar como classificador o Random Forest.

4.1. Random Forest

O classificador utilizado nesse trabalho é o Random Forest. Esse método foi proposto por [3] e consistem em um conjunto de árvores de decisão construídas no momento de treinamento do método. Para construí-las são selecionados aleatoriamente alguns dos atributos contidos dentro do vetor de características. Um vez feito isso, calcula-se a entropia apresentada por cada atributo e aquele que possuir a maior é escolhido para separar as classes naquela posição da árvore. A saída do classificador é dada pela classe que foi retornada como resposta pela maioria das árvores pertencentes à floresta. O método apresenta aprendizado não supervisionado, ou seja, dado às instancias de treinamento e as etiquetas que indicam a classe de cada uma, o algoritmo aprende a classificá-las sem que haja a intervenção de um usuário no processo. O método vem sendo largamente utilizado nas mais diversas áreas do aprendizado de máquina e vem apresentando ótimos resultados.

5. EXPERIMENTOS

Para verificar o desempenho do algoritmo, ele foi implementado e executado no MATLAB R2012b em um notebook Dell Inspiron 14z com processador Intel i5 1.70GHz, 6Gb de memória RAM e sistema operacional Windows 7 Home Premium x64.

Foi utilizada para teste a, largamente conhecida e utilizada, base de imagens CASIA. Ela foi segmentada utilizando o método proposto em [4], sendo que as imagens segmentadas servem como entrada para o algoritmo proposto.

Para o treinamento do algoritmo foi utilizado um conjunto balanceado que contém 5 exemplos de cada uma das 80 classes para treinamento e outros 5 exemplos das mesmas classes para teste, somando-se assim 400 exemplos para treinamento e 400 para teste.

6. RESULTADOS

Devido ao caráter aleatório do classificador, o algoritmo foi executado 20 vezes, sendo que em média a acurácia encontrada foi de 99,75%, apresentando somente 5 erros de classificação nas 400 imagens de teste, logo, o algoritmo acertou 395 classificações. O desvio padrão da acurácia dada pelo algoritmo ao ser executado 20 vezes é praticamente nula, por isso foi desconsiderada.

A Imagem 3 mostra a curva ROC construída com os resultados obtidos pelo algoritmo.

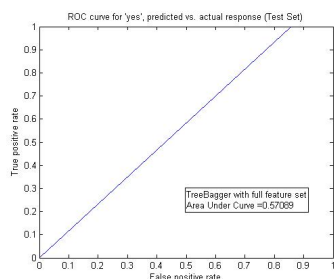


Fig. 3. Curva ROC

Os resultados obtidos pelo algoritmo não foram muito satisfatórios e podem ser consideravelmente melhorados, pois embora uma alta acurácia tenha sido atingida, nota-se que o grau de certeza do algoritmo para classificar as amostras é baixo o que faz com que ele possa ter um desempenho muito inferior em uma base de dados mais difícil, onde não há cooperação do usuário para que a imagem seja capturada.

7. CONCLUSÃO

Esse trabalho apresentou um sistema de reconhecimento de iris.

O sistema apresentou uma ótima acurácia média de reconhecimento de iris, 99,75%, e um desvio padrão praticamente desprezível, o que mostra que o algoritmo quase sempre apresenta bons resultados na classificação.

O grau de certeza da classificação dada pelo algoritmo foi baixa para a maioria dos dados de teste, isso é um problema pois é provável que em bases mais difíceis o algoritmo não consiga resultados tão bons.

Como trabalhos futuros propõe-se testar o algoritmo para mais bases de teste e compará-lo com outros classificadores como SVM, por exemplo.

8. REFERENCES

- [1] Dong-Chen He and Li Wang, "Texture unit, texture spectrum, and texture analysis," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 28, no. 4, pp. 509–512, Jul 1990.
- [2] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwood, "Performance evaluation of texture measures with classification based on kullback discrimination of distributions," in *Pattern Recognition, 1994. Vol. 1 - Conference A: Computer Vision and Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on*, Oct 1994, vol. 1, pp. 582–585 vol.1.
- [3] L. Breiman, "Random forest," *Machine Learning*, , no. 45, pp. 5–32, 2001.
- [4] Libor Masek and Peter Kovesi, "Matlab source code for a biometric identification system based on iris patterns," 2003.