

Projeto de Reconhecimento de Assinaturas

1st Gianlucas dos Santos Lopes
Dept. Ciência da Computação
Universidade de Brasília
Brasil, Brasília

2nd Gustavo Antonio Souza de Barros
Dept. Ciência da Computação
Universidade de Brasília
Brasil, Brasília

3rd Mayara Chew Marinho
Dept. Ciência da Computação
Universidade de Brasília
Brasil, Brasília

I. RESUMO

O objetivo deste projeto é criar um algoritmo para avaliar a veracidade de assinaturas, utilizando o Matlab. Essa avaliação foi dividida entre validação, que apenas confirma se a assinatura recebida é compatível com a assinatura verdadeira, e identificação, que avalia e decide se a assinatura em questão é semelhante a alguma cadastrada anteriormente.

II. INTRODUÇÃO

A utilização de assinaturas como um meio de comprovação de identidade é uma prática recorrente em diversos setores da sociedade, tanto na esfera pública quanto na privada. Essa verificação é possível devido ao fato de que existem padrões reconhecíveis na escrita de uma pessoa, o que pode ser decisivo para identificá-la.

Pode-se notar que alguns detalhes na escrita de um indivíduo podem mudar ao longo do tempo, porém, alguns aspectos são únicos e fundamentais para essa verificação. Este modo de autenticação é utilizado em situações que envolvem: documentos pessoais, documentos oficiais, bancos, contratos comerciais.

Atualmente, existem dois tipos de validação de assinaturas: online e offline. O primeiro tipo analisa as características de uma assinatura em uma imagem estática e considera apenas os pixels no domínio espacial da imagem. O segundo tipo de verificação considera, além das características do primeiro, outros aspectos na análise, como velocidade, pressão e tempo de escrita. Neste projeto, o tipo utilizado foi o offline.

Dois casos de validação de assinaturas offline foram abordados neste projeto: a validação, responsável por receber uma assinatura e certificar de que ela é verdadeira, com base na comparação com outras assinaturas da mesma pessoa, e a identificação, na qual identifica qual seria a assinatura cadastrada mais próxima da recebida.

III. METODOLOGIA

A. Pré-processamento

Antes da realização dos processos de validação e identificação de uma assinatura, é necessário submeter as imagens a alguns pré-processamentos, com o objetivo de remover elementos das imagens que possam causar distorções nos resultados, além de padronizá-las, para que, assim, haja uma melhora no resultado final do algoritmo.

Primeiramente, foi realizada uma conversão das imagens para tons de cinza e, em seguida, todas as imagens foram

binarizadas pelo método de otsu [1] pré implementado no Matlab. Para remover ruído foi realizada a operação morfológica de abertura. Com o intuito de tornar o algoritmo invariante a deslocamentos verticais, horizontais e diagonais na escrita da assinatura, foi feito um processamento proposto por [2], para identificar o início e o final da assinatura utilizando as projeções horizontais e verticais, e, por meio destas informações, as imagens foram cortadas em retângulos, retirando partes desnecessárias em branco.

A partir das imagens cortadas, foi estabelecido um tamanho padrão para redimensioná-las, seguindo [3]. Assim, todas as imagens possuem a mesma dimensão e apenas a assinatura a ser analisada. Após este pré-processamento, todas as imagens estão prontas para passar pelos processos de validação e identificação.

B. Validação

A validação de assinaturas consiste em receber a imagem de uma assinatura e a identificação de uma pessoa, previamente cadastrada para decidir se a assinatura realmente pertence a pessoa em questão. Para isso é necessário que existam outras assinaturas de referência, obtidas no cadastro para que se possa fazer algum tipo de comparação e decidir se a assinatura é válida ou não.

O algoritmo de validação usa como base o Histograma de Gradientes Orientados (em inglês Histogram of Oriented Gradients [4]), que codifica informações de forma local de regiões na imagem. Uma assinatura e o seu HOG podem ser vistos nas Figuras 1 e 2 respectivamente. Este método é utilizado principalmente na detecção de figuras em Processamento de Imagens.

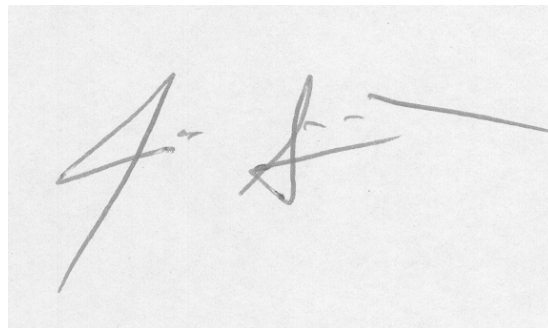


Figura 1. Assinatura original.

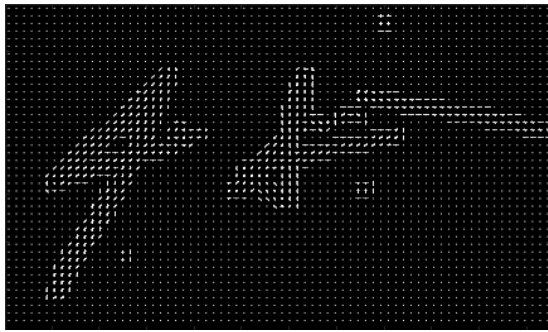


Figura 2. Visualização do Histogram de Gradientes Orientados.

O Histograma de Gradientes Orientados é um vetor formado pela magnitude e pela direção do gradiente, que fornece características da imagem, referidas como features, que serão utilizadas para comparar as escritas. Sendo assim, foi calculado o vetor HOG da assinatura a ser avaliada e a de todas as assinaturas do autor informado.

Utilizando o vetor HOG da assinatura a ser avaliada, calcula-se o valor da distância euclidiana em relação a cada um dos vetores HOG das assinaturas cadastradas. As distâncias euclidianas podem ser consideradas uma medida de diferença entre as imagens, então é necessário utilizar um limiar que defina o limite de diferença que duas assinaturas da mesma pessoa podem ter.

Como as assinaturas nunca são exatamente iguais, foi decidido que, a partir de uma base de assinaturas cadastradas, pelo menos metade delas deveriam ter diferença em relação a assinatura em avaliação menor que o limiar, para que se possa considerá-la válida, ou incompatível quando o requerimento não for atingido.

Os limiares a serem utilizados na comparação final foram calculados baseando-se na média das distâncias euclidianas entre as assinaturas originais. Este valor varia para cada assinatura testada e, portanto, seria ideal calculá-lo para cada pessoa cadastrada, mas os testes realizados mostraram que o limiar 6.5 oferece bons resultados para as assinaturas do banco utilizado.

Para avaliação, o algoritmo também foi implementado em uma versão para realizar testes das taxas de acerto na validação. Para isso, dado um valor n de entrada, o programa deve escolher n assinaturas do banco aleatoriamente e verificá-las com identificações de pessoas cadastradas, que também são escolhidas aleatoriamente. As repostas dadas devem ser comparadas com as esperadas e uma porcentagem de acertos deve ser apresentada.

C. Identificação

Dada uma assinatura, o algoritmo de identificação de assinaturas tem como finalidade prever a pessoa cadastrada com maior probabilidade de ser o autor. Para isso é preciso desenvolver uma maneira de classificar uma assinatura de entrada em relação a todas as outras cadastradas.

Para obter features nesse algoritmo, o histograma de gradientes orientados foi trocado pela transformada Radon [5] proposta por [6], [7], que se saiu melhor nos testes.

As características obtidas pela transformada Radon são relacionadas as projeções das imagens, ilustradas nas Figuras 3 e 4, mostrando os histogramas das projeções horizontal e vertical da assinatura na Figura 1. Mas a transformada Radon não se limita somente a essas direções, pois é capaz de codificar as projeções da imagem em diferentes ângulos, do modo mostrado na Figura 5, gerando uma matriz de ângulos e coeficientes de projeção.

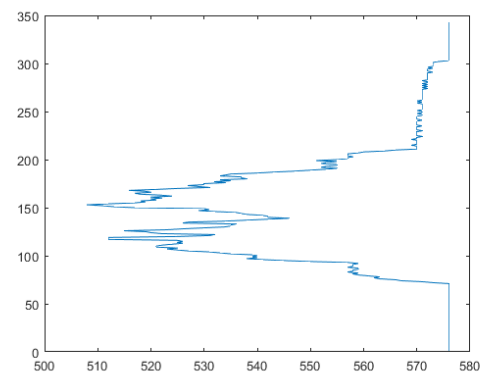


Figura 3. Projeção horizontal.

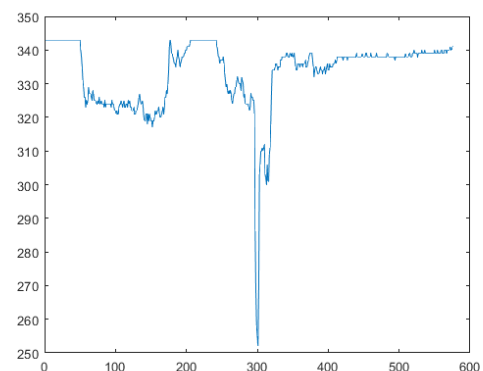


Figura 4. Projeção vertical.

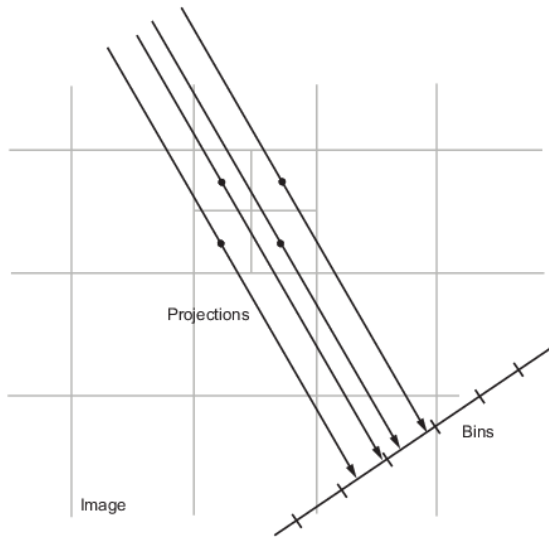


Figura 5. Visualização do cálculo da transformada Radon em 120° [8].

Após adquirir as características das assinaturas utilizando 4 ângulos (45, 90, 135 e 180) na transformada Radon, foi implementado um classificador do tipo K-Nearest Neighbors ou K-Vizinhos Mais Próximos. Este classificador é capaz de ser treinado para suportar diferentes classes, que neste caso seriam pessoas diferentes, e ser usado para tentar prever a classe de uma entrada de teste.

Essa previsão é feita baseada em uma medida de distância que pode ser especificada e um número k de vizinhos mais próximos (aqueles que possuem a menor distância). Neste algoritmo a distância City-Block e o k igual a 1 foram escolhidos como parâmetros para o classificador, pois foram obtidos pela Bayesian optimization [9].

Ao realizar esta classificação, o programa leva em consideração que a assinatura analisada é equivalente à assinatura de algum dos autores registrados no sistema. Sendo assim, a assinatura em questão terá um provável autor com base nos que estão cadastrados, não existindo o caso de que esta assinatura não é compatível com nenhuma anteriormente cadastrada, pois o algoritmo não é capaz de validar a assinatura.

Assim como na validação, o algoritmo de identificação foi adaptado para que se possa verificar as taxas de acerto na classificação das assinaturas. Para isso, é necessário especificar quantas pessoas serão cadastradas e o algoritmo divide aleatoriamente as assinaturas do banco em treino e teste de acordo com uma proporção especificada. As de treino são utilizadas para treinar o classificador enquanto as de teste são usadas para classificação, onde os resultados obtidos são comparados com os esperados e uma taxa de acerto é calculada.

IV. RESULTADOS

O banco de assinaturas utilizado para obter os resultados é de publicação da Universidade do Estado de Nova Iorque [10]. Nos testes realizados, foram utilizadas 24 assinaturas originais para cada uma das 55 pessoas disponíveis no dataset.

As assinaturas consistem em imagens, em tons de cinza, contendo as assinaturas escritas com caneta preta em um fundo mais claro, como exemplifica a Figura 1.

As Figuras 6, 7 e 8 mostram o resultado da imagem original após cada pré-processamento aplicado, para que se chegue quem uma imagem final onde as assinaturas estão redimensionadas para 200x200 pixels.

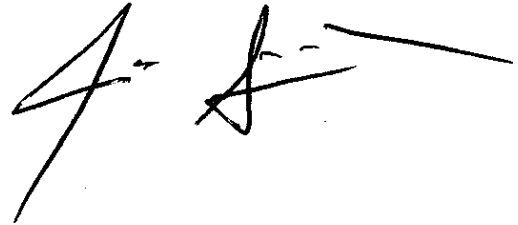


Figura 6. Assinatura binarizada.

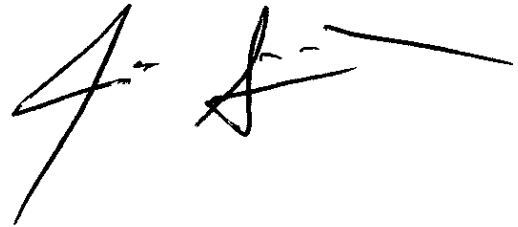


Figura 7. Assinatura sem ruídos.

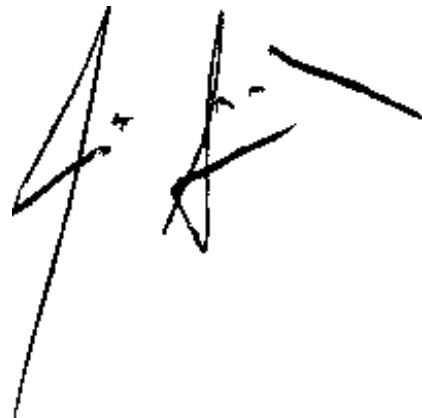


Figura 8. Assinatura redimensionada.

A. Validação

A Figura 9 representa a HOG calculada utilizando regiões 8 por 8, enquanto a Figura 10 utiliza regiões 4 por 4. Embora a última tenha menos detalhes que a primeira, não se percebeu

diferença significativa entre os resultados quando se escolhe uma das duas, portanto, escolheu-se utilizar as regiões 4 por 4 no algoritmo, diminuindo a dimensão dos vetores de features.

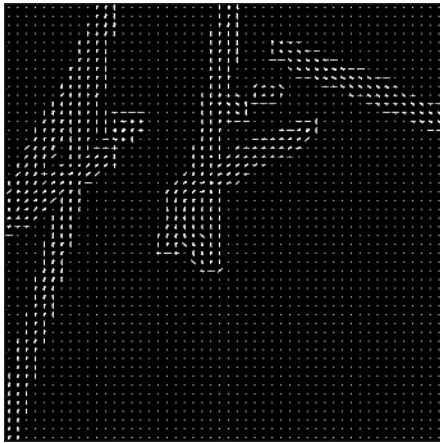


Figura 9. Histograma de Gradientes Orientados (4x4).

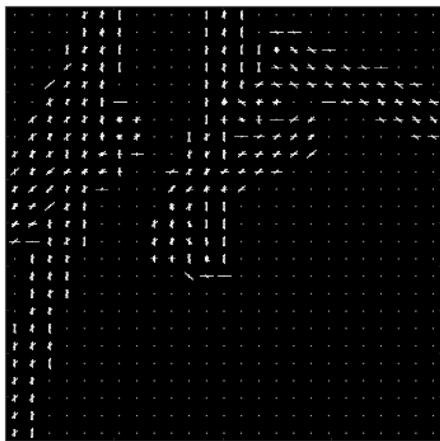


Figura 10. Histograma de Gradientes Orientados (8x8).

B. Identificação

Nas Figuras 3 e 4 tem-se o exemplo da projeção horizontal e vertical. Aplicando a Transformada Radon em todos os valores inteiros de 1 a 180 graus, obtêm-se uma matriz de ângulos por coeficientes que pode ser visualizada pela Figura 11, mas, neste projeto, foram utilizados apenas 4 graus (45, 90, 135, 180), como está exemplificado na Figura 12, que forneceu uma boa quantidade de features para a classificação.

A partir dos testes automáticos e aleatórios, obteve-se uma tabela de acertos, exemplificada pela Figura 13, de acordo com a implementação dos algoritmos de Validação e Identificação. Nesta tabela, foram explícitos apenas 5 testes e foi obtida uma média de 96,02% para Identificação e de 93,00% para Validação, porém, ao realizar 30 testes os valores de média obtidos foram 90,12% e 89,33%, respectivamente.

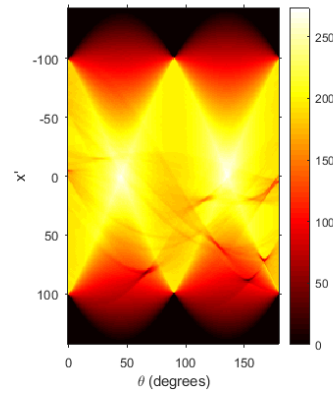


Figura 11. Transformada Radon com 180 ângulos.

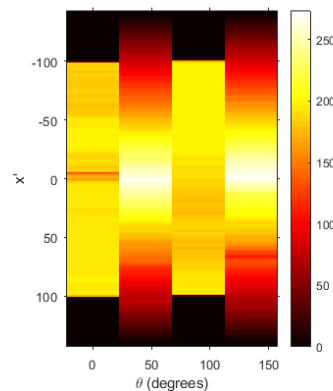


Figura 12. Transformada Radon com 4 ângulos.

	Teste 1	Teste 2	Teste 3	Teste 4	Teste 5	Média
Identificação	96,53%	95,60%	94,91%	95,14%	97,92%	96,02%
Validação	93,00%	90,00%	94,00%	97,00%	91,00%	93,00%

Figura 13. Tabela de acertos.

V. CONCLUSÃO

Por meio deste projeto foi possível notar que, utilizando as transformadas e os processamentos corretos, é possível extrair as características específicas de cada assinatura e realizar uma comparação para validar a assinatura ou identificar o seu provável autor.

Foi verificado que o algoritmo de validação funciona em cerca de 90% dos casos no banco de assinaturas testados, que é um resultado interessante. Existe um porém, as assinaturas utilizadas no processo de validação que seriam consideradas inválidas são visivelmente diferentes da original, porque são utilizadas assinaturas de pessoas diferentes nesse processo. Quando se faz os testes com assinatura do tipo Forgery, que são assinaturas que tentam falsificar uma assinatura original, os resultados obtidos são muito abaixo do esperado, variando entre 35 e 50%.

Deve-se ressaltar a importância deste processo de

identificação e de validação de assinaturas, uma vez que as assinaturas são, atualmente, uma forma bem utilizada para a autenticação de documentos e comprovação de identidade. Isso significa que é um bom caminho tentar aprimorar os algoritmos utilizados para conseguir diferenciar assinaturas verdadeiras de suas falsificações.

REFERÊNCIAS

- [1] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, Jan 1979.
- [2] R. Sabourin, R. Plamondon, and G. Lorette, *Off-line Identification With Handwritten Signature Images: Survey and Perspectives*, 01 1992, pp. 219–234.
- [3] M. K. KALERA, S. SRIHARI, and A. XU, "Offline signature verification and identification using distance statistics," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 18, no. 07, pp. 1339–1360, 2004.
- [4] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, vol. 1, June 2005, pp. 886–893 vol. 1.
- [5] J. Radon, "On the determination of functions from their integral values along certain manifolds," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 5, no. 4, pp. 170–176, Dec 1986.
- [6] A. A. A. Abdelrahman and M. E. A. Abdallah, "K-nearest neighbor classifier for signature verification system," in *2013 INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING, ELECTRICAL AND ELECTRONIC ENGINEERING (ICCEEE)*, Aug 2013, pp. 58–62.
- [7] K. S. Khabiya and L. V. Sonawane, "Online signature verification system using drt , dct and k-nn classifier," 2016.
- [8] M. U. The MathWorks, Natick, "Radon transform," <https://www.mathworks.com/help/images/ref/radon.html>, acessado em: 02 de Julho, 2019.
- [9] —, "Select optimal machine learning hyperparameters using bayesian optimization," <https://www.mathworks.com/help/stats/bayesopt.html>, acessado em: 02 de Julho, 2019.
- [10] S. N. S. Sung-Hyuk Cha, "Handwritten document image database construction and retrieval system," 2001, acessado em: 2 de Julho, 2019. [Online]. Available: <https://cedar.buffalo.edu/NIJ/publications.html>