

Machine Vision: Reconhecimento automático de assinaturas

Édilla Marice Gonçalves Fernandes
Universidade Federal de Minas Gerais
Visão Computacional
edillamarice@yahoo.com.br

Resumo

Este trabalho apresenta uma abordagem baseada em diferença de vetores de características para reconhecimento automático de assinaturas manuscritas estáticas (offline). É discutido variações entre reconhecimento de assinaturas de maneira estática e dinâmica, e implementado um programa de verificação estática sem o uso de treinamento de redes, baseado no princípios da grafoscopia. Testes e análise de resultados são também realizados.

1. Introdução

1.1. Visão Geral

Um dos maiores problemas em transações comerciais é o da autenticação do usuário. Esta vem sendo feita de diversas maneiras, sendo a de senhas alfanuméricas a mais difundida. Há, porém um receio em relação a este tipo de identificação, já que a senha não garante que o usuário é realmente quem ele alega ser, contudo somente confirma que ele tem posse dessa senha. A fim de solucionar esta questão vários meios de identificação de pessoas foram desenvolvidos, sendo baseados em características inerentes ao ser humano, chamadas características biométricas, que podem ser físicas (impressões digitais, exame de fundo de retina, a análise da palma das mãos) ou comportamentais (gestos, expressões faciais, assinaturas manuscritas). As características biométricas físicas seriam as mais seguras, porém há um grande custo envolvido na análise das mesmas tais como *hardwares* dedicados, além da pouca aceitação da sociedade na análise de características tão intrusivas, tais como exame do fundo de retina.

Logo, entre as características biométricas, a autenticação por assinaturas manuscritas tem sido a mais aceita, já que além de ser menos intrusiva (quando comparada as análises de características físicas), ela é

largamente aceita pela sociedade sendo usada como meio de reconhecimento do usuário desde tempos remotos. Há também a vantagem do baixo custo do *hardware* necessário para coleta e verificação dessas assinaturas.

Logo, entre as características biométricas, a autenticação por assinaturas manuscritas tem sido a mais aceita, já que além de ser menos intrusiva (quando comparada as análises de características físicas), ela é largamente aceita pela sociedade sendo usada como meio de reconhecimento do usuário desde tempos remotos. Há também a vantagem do baixo custo do *hardware* necessário para coleta e verificação dessas assinaturas.

1.2. Definição do problema

O problema é que o reconhecimento de assinaturas, feita de maneira relativamente simples pelo modo visual humano, tem um tempo gasto necessário longo quando há um número significativo de assinaturas, além do cansaço inerente ao indivíduo após certo período de análise causando um grande aumento no erro da identificação de assinaturas falsas e/ou verdadeiras. Logo, a substituição do perito humano por uma máquina de visão acarretará aumento no número de acertos por tempo gasto para análise das assinaturas.

1.3. Propriedades das Assinaturas

Há cinco tipos de falsificações de assinaturas, de acordo com o Instituto de Criminalística do Paraná: aleatória (caracterizadas por ter uma forma gráfica e linhas totalmente diferentes com relação à assinatura original de algum escritor), simples (o falsificador escreve o nome da pessoa de quem ele vai falsificar a assinatura, porém não se preocupa em imitar o desenho e/ou formato da mesma), auto – falsificações (este é o tipo de falsificação feita pela própria pessoa, com o intuito de negar sua veracidade), servil (cópia da

assinatura sendo que a falsificação é feita traço a traço, o que traz linhas de má qualidade) e falsificações habilidosas (é aquela em que o falsificador consegue imitar de modo muito semelhante a assinatura original). Temos que no caso de cheques bancários as falsificações que mais ocorrem são aleatória e simples.

As assinaturas mais difíceis de serem identificadas são as habilidosas, já que estas podem ser confundidas com a variação intrapessoal (variação que ocorre normalmente entre assinaturas de um mesmo indivíduo).

1.4. Análises

A autenticidade das assinaturas podem ser obtidas por métodos de verificação dinâmico, em que não somente a assinatura final é analisada, mas também é observado o ato de assinar; e métodos de verificação estático, com análise da assinatura finalizada. Neste último método temos a verificação e tomada de decisão baseados em princípios da estatística e do grafismo. A análise por meio estatístico deve-se a inviabilidade da solicitação de diversas assinaturas para uso no banco de comparações para validação do sistema, ou seja, é inviável solicitar a, por exemplo, um cliente de um banco várias assinaturas a fim de que sejam detectadas as diversas variações intrapessoais e seja eliminado negativas erradas de legitimidade da assinatura. Então, após a análise da assinatura, seria dado estatisticamente, de acordo com alguma probabilidade, a afirmação da legitimidade ou não da mesma. Já a análise feita sob os princípios do grafismo é baseada na extração de características da imagem, sendo que estas podem ser diferenciadas em dois grupos estático, que se relaciona a forma; e pseudo-dinâmica, que se relaciona com a tensão do traçado, inclinação, pressão. Para a verificação automática de assinaturas manuscritas estática temos que somente o princípio do grafismo estático será usado, podendo assim ser mais claramente identificada somente falsificações simples e aleatórias.

1.5. Visão geral do trabalho

A proposta do trabalho é apresentar uma abordagem de verificação automática de assinaturas estáticas baseada na grafoscopia, com o objetivo de autenticar a assinatura de um escritor, ao contrário do reconhecimento de assinaturas no qual o objetivo é determinar quem é o autor da assinatura.

2. Verificação Automática de Assinaturas Manuscritas

2.1. Metodologia geral para verificação

A escolha das características relevantes da imagem da assinatura e de como estas características serão analisadas fazem parte da mais importante etapa da melhora ou piora da taxa de acertos na verificação da legitimidade da assinatura. Neste trabalho, a metodologia utilizada foi baseada em técnicas grafométricas para extração de características geométricas locais e utilização de medidas de distância entre características extraídas no processo de caracterização da imagem.

A proposta é fazer a análise dessas assinaturas de uma maneira mais rápida a partir de manipulações das matrizes que formam as imagens. O método segue as seguintes etapas principais:

- Pré-processamento
- Extração de características
- Análise das diferenças encontradas
- Comparação
- Decisão

O banco de dados guardará assinaturas originais sem nenhum processamento. Ao analisarmos a validade de uma assinatura desconhecida, usaremos o mesmo processamento para a assinatura do banco de dados e a assinatura a ser avaliada, para que não haja diferença entre os ruídos possivelmente inseridos no processamento de ambas.

O algoritmo de verificação de assinaturas considerará assinaturas com variações de tamanho de até 50% entre a original e a que será analisada.

O processamento da imagem terá duas etapas: pré-processamento que inclui filtragem (filtros de mediana e de gaussiana), conversão da imagem para binária, esqueletonização, centralização, alinhamento à esquerda; e extração de características através da segmentação, análise dos pontos de pressão, densidade de *pixel* e centro de gravidade, que serão detalhadas posteriormente.

Após o processamento das imagens, haverá a etapa de comparação das mesmas. Algumas saídas da etapa de processamento serão usadas no processo de decisão, tais como a análise das diferenças entre as imagens já esqueletonizadas centralizadas, e posteriormente entre as alinhadas à esquerda.

2.2. Etapas

2.2.1. Pré-processamento

2.2.1.1. Conversão da Imagem de n bits para 8 bits

A conversão da imagem de n bits para 8 bits foi feita para que os filtros possam ser utilizados nela com eficiência.

2.2.1.2. Filtro Mediana

A imagem deve ser submetida ao filtro de Mediana a fim de que ruídos impulsivos possam ser eliminados, tais como o ruído sal e pimenta. Este filtro preserva um pouco mais os contornos e as descontinuidades, em comparação ao filtro Gaussiano.

2.2.1.3. Filtro Gaussiana

A filtragem gaussiana tem como função eliminar ruídos de origens desconhecidas os quais não podemos estimar as características.

2.2.1.4. Conversão da Imagem de 8 bits para binária

Para que não haja interferência das cores das canetas usadas para a assinatura, assim como a não interferência da cor do fundo da imagem, esta foi binarizada. O *threshold* usado para a binarização da imagem foi 128, para uma imagem de 8 bits, 256 tons de cinza.

2.2.1.5. Centralização, alinhamento à esquerda e redimensionamento

Há um deslocamento do centro de gravidade da imagem para corrigir variações no traçado na coleta de imagens. Após o deslocamento do seu centro de gravidade desloca-se a imagem à esquerda. Isto é feito, devido ao nível de coincidência dos *pixels* de imagens sobrepostas, o que garante maior aproveitamento na extração de características, mesmo quando comparado as imagens centralizadas. Esses deslocamentos foram realizados de maneira simplificada através do ajuste da imagem da assinatura como todo, fazendo o recorte dos possíveis espaços não preenchidos pela assinatura, levando-a ter seu início coincidindo na margem esquerda e seu fim, na margem direita; a altura da letra tocando a margem superior e inferior da imagem. Ou seja, foi feito um *cropping* da assinatura e um redimensionamento da mesma a fim de que ela esteja do mesmo tamanho da assinatura original no banco de dados.

2.2.2. Extração de Características

2.2.2.1. Características Primitivas

Segmentação

Permite a adoção de critérios de seleção de segmentos baseados em características grafométricas. A divisão da assinatura em células permite tratá-las localmente como primitivas, auxiliando na comparação por ângulos, altura e inclinação das partes da assinatura, etc. Utiliza-se toda a área horizontal e vertical, pré-fixando o tamanho do segmento para que as extrações das primitivas e considerando o limite horizontal o início e o fim da assinatura.

Pontos de “pressão”

Os pontos de pressão, na verdade, na verificação de assinaturas de maneira estática, são aqueles pontos onde há conexão entre as letras, onde podemos perceber um maior acúmulo de pontos escuros. De acordo como o assinante escreve, as letras e suas junções são mais (ou menos) espessas em determinados locais. Isto deve-se a uma característica pessoal, que ajudará a inferir variações entre assinaturas falsificadas e verdadeiras.

Densidade de *pixels*

Contagem de *pixels* pretos em toda a extensão da célula, o que incorpora um descritor estatístico possibilitando insensibilidade às variações intrapessoais.

Esqueletonização

A esqueletonização da imagem é necessária para o estudo da sua estrutura, a fim de se extrair primitivas invariantes a densidade do traçado. Associado a esqueletonização, será encontrado os contornos da assinatura, o que facilita na verificação da autenticidade da mesma já que os contornos não sofrem com a alteração do tamanho das assinaturas.

Inclinação axial

Essa característica é obtida calculando-se os ângulos de inclinação axial em cada célula, usando uma máscara para análise do *pixel* com seus vizinhos, criando duas tabelas, uma para cada assinatura, que

serão comparadas. Essa etapa será não muito boa devida ao elevado número de falsa aceitação, ou seja, aceitar como verdadeira a assinatura que deveria ser considerada falsa.

Centro de Gravidade

Tem como objetivo determinar o posicionamento da concentração estatística de *pixels* dentro de cada célula. Aplica-se primeiramente a segmentação sobre a imagem limiarizada e em seguida determina-se um ponto central de acordo com a maior concentração de *pixels*. Logo após, calcula-se a distância da origem da célula até o ponto do centro de massa através da distância euclidiana, normalizando este valor através da divisão pela distância da origem até o canto oposto da célula que corresponde à maior distância dentro da célula.

2.2.3. Comparação

Comparação entre as características das assinaturas são feitas em várias etapas, começando na etapa de pré-processamento. A densidade de *pixels* por segmento assim como os pontos de pressão são comparados entre respectivos segmentos das duas imagens. Após a esqueletonização as imagens serão recortadas, havendo um deslocamento do centro de gravidade da imagem para correção de variações de traçado na coleta de imagens. Então se faz uma comparação entre as mesmas, e é tomada uma decisão parcial sobre a validade da assinatura. Com a segmentação verificamos o centro de gravidade das células comparando entre as células respectivas a ambas as assinaturas. Haverá uma comparação entre esses dados e uma nova decisão parcial. O mesmo ocorre quando analisamos o nível de intensidade de preto, agora em toda a assinatura e comparamos os níveis entre as assinaturas analisadas. Nota-se que todas as comparações serão baseadas nas matrizes de dados que formam as imagens processadas. Como não estamos trabalhando com uma base de dados muito grande o método de comparação e decisão é tomado estatisticamente por meio de votos. A figura 1 exemplifica as assinaturas usadas para testes do programa.

2.2.4. Decisão

A decisão será baseada em voto majoritário. Durante o processo de comparação vários aspectos das assinaturas foram analisados. Cada aspecto foi levado

em consideração na decisão parcial se a assinatura pertencia ou não ao autor a qual era proposta.



Figura 1 – Exemplo de Assinatura Analisada

Na decisão final, é observado as decisões tomadas nas fases parciais para declarar a veracidade ou não da autoria da assinatura, dependendo se a maioria das decisões confirmam ou não a legitimidade da assinatura

3. Revisão do Estado da Arte

3.1. Verificação Dinâmica

Existem vários trabalhos sobre verificação automática de assinaturas manuscritas. A abordagem do problema nos leva a separar estes trabalhos em algumas categorias. A primeira trata do reconhecimento de assinaturas manuscritas de maneira dinâmica. Este reconhecimento baseia-se não somente nas características da assinatura quando pronta, mas analisa o ato de assinar. Tempo que o autor leva para assinar, a inclinação da caneta, a pressão desta sobre a superfície a ser assinada são alguns dos pontos observados na verificação automática dinâmica (ou *online*) de assinaturas manuscritas. Um dos meios de obtenção de características dinâmicas da assinatura é a utilização de um *tablet* (digitalizador de mesa) para a aquisição *online* das assinaturas [9], que são processadas de modo a verificar se pertencem ou não a um usuário específico previamente cadastrado, através da verificação de características biométricas e treinamento de uma rede neural para aprendizado e discernimento de assinaturas legítimas ou não. É possível o uso de dois modelos diferentes para esta verificação [10]: Modelo Escondido de Markov (HMM) para partes variáveis no tempo e Modelo Deformável (DM) para variações no formato. HMM se mostraram muito efetivas para reconhecimento de

características manuscritas e faladas, porém requer uma base de dados grande pra um modelo de treinamento o que não é assumido como razoável de se obter para aplicações biométricas como verificação de assinatura, o que faz com que seja necessário o uso de DM porque ele não necessita de partes treinadas para construção do modelo. Experimentos realizados para o problema de verificação de assinaturas manuscritas online foram realizados usando ambos HMM e DM e mostraram que aquele é mais rápido e mais exato que este para o mesmo número de assinaturas e o mesmo modelo, porém é mais flexível porque o modelo de referência pode ser construído de uma única assinatura. Também é abordado nesta tese que os algoritmos de verificação de assinatura devem ser robustos para verificar assinatura de várias línguas, pois dependendo da língua há variação no modo em que a pessoa assina, sendo um grande ponto na verificação de assinaturas. Uma identificação visual de assinatura é também possível [14]. Eles discutem a importância da parametrização das assinaturas a fim de se obter bons resultados de classificação independente do posicionamento da câmera em relação a superfície de escrita. Há a comparação da performance da parametrização do *affine* comprimento de arco e o comprimento de arco Euclidiano, sendo o primeiro melhor para verificação de assinaturas. O sistema proposto por eles é baseado na captura da sequência de movimento completo do ato de assinar. O programa de equiparação dinâmica (*Dynamic Programming Matching* – DPM) é uma técnica que encontra correspondência entre pontos de duas assinaturas usando uma métrica pré definida. Uma vez obtida a correspondência é possível obter a distância entre as assinaturas adquirida com o sistema visual de rastreamento de caneta. DPM é usado para equiparar posição, velocidade, rapidez, aceleração, pressão, assim como as outras funções derivadas das assinaturas. Algumas pesquisas somente usam a assinatura finalizada, enquanto outros usam a trajetória por completo. Alguns, normalizam as assinaturas em relação a translação, rotação, direção e escala. A parametrização do tempo das assinaturas é usado pela maioria das pesquisas.

Métodos de identificação de caracteres manuscritos independente da forma de aquisição deste caracteres [12] (assinatura podendo ser estática ou dinâmica) levantando os caracteres mais importantes a serem analisados no reconhecimento de assinaturas usando vetores binários e medida de correlação, ajudam na identificação de falsas assinaturas.

A construção de um banco de dados de mais de dez mil assinaturas dinâmicas no formato $(x(t), y(t))$ usando

um digitalizador de mesa ("*graphics tablet*") foi também estudado em 1997 [13]. Na extração de características, foram utilizadas características paramétricas da assinatura e características normalizadas, que toleram inconsistências em assinaturas genuínas e, ao mesmo tempo, mantém seu poder de discriminação contra falsificações. Foi estudado vários algoritmos de seleção e de ortogonalização de características de acordo com a disponibilidade de dados de treinamento e os níveis de complexidade dos sistemas e para a decisão foram estudados vários tipos de classificadores.

3.2. Verificação Estática

A segunda categoria, e base deste trabalho, trata do reconhecimento de assinaturas manuscritas de maneira estática. Os trabalhos pesquisados contribuíram para a sociedade sob diversos aspectos tais como na adoção de um modelo global de identificação de autoria de manuscritos reduzindo o número de exemplares por autor utilizado no treinamento do modelo [1] e eliminando a necessidade de um novo treinamento quando fosse incluído novos autores. A utilização de modelos estatísticos em métodos de decisão teórica ou discriminante (um conjunto de medidas características são extraídas dos padrões) e o método sintático, lingüístico ou estrutural (trabalha com problemas onde os padrões são considerados complexos e o número de características é alto) no reconhecimento de padrões [2].

As contribuições do trabalho foram uma alternativa para o número excessivo de assinaturas genuínas por autor; abordagem genérica utilizando um único treinamento em todo o processo, independente do autor ou da assinatura analisada; implementação computacional dos princípios da grafoscopia tanto na extração de características quanto no processo de decisão. A associação da idéia de verificação de assinaturas utilizadas nesse trabalho aliada a outras abordagens, tais como utilização do modelo de Markov [7] e histogramas, poderia melhorar a distinção entre falsas e verdadeiras assinaturas, assim como o reconhecimento da autoria de alguns textos.

A análise crítica quanto ao processo de agrupamento de classificadores [4], avaliando sua importância para sistemas de verificação de assinaturas *offline*. Estudos em relação aos cenários utilizados, onde em um primeiro momento assumimos possuir assinaturas genuínas e falsificações simples, aleatórias e simuladas e num segundo momento, utilizamos somente assinaturas genuínas e falsificações aleatórias são

usados para avaliar o impacto causado no desempenho, o que é mais comum em aplicações comerciais.

O estudo de regiões perceptivas para o processo de reconhecimento das formas [4], Trata de uma abordagem analítica do problema, tendo em vista um léxico de pequena dimensão: caracteres manuscritos maiúsculos, ou seja, 26 letras do alfabeto.

Há estudos sobre a abordagem da aplicação do reconhecimento de assinaturas e textos para o caso de cheques brasileiros [8], já que havendo falsificação da assinatura de um cheque, há a provável falsificação de todo preenchimento do mesmo. Logo, tendo como arquivo a maneira como um cliente costuma assinar um cheque, podemos, por comparação, e utilizando as idéias apresentadas neste artigo, verificar a autenticidade do preenchimento deste cheque.

3.3. Comparação

A verificação dinâmica automática de assinaturas manuscritas apresenta uma maior confiabilidade já que um número maior de parâmetros são analisados. Porém o custo deste tipo de verificação é bem maior, já que para obtenção de algumas características é necessário o uso de *tablet* e/ou câmeras com processamento. O algoritmo usado para compilação das informações obtidas é mais custoso, já que há um número maior de variáveis envolvidas.

Por sua vez, a verificação estática automática de assinaturas manuscritas apresenta uma boa confiabilidade quando os parâmetros usados para análise das assinaturas são bem escolhidos. O uso de técnicas de treinamento de rede, assim como a obtenção de um maior número de características extraídas da assinatura garantem um ótimo percentual de acerto na análise de legitimidade de assinaturas a um menor custo financeiro (pois não é necessário o investimento em equipamentos especialistas par obtenção da dinâmica do ato de assinar) e computacionais, já que um número menor de variáveis é usado para decidir pela veracidade da assinatura.

Logo, para empresas que não podem fazer grandes investimentos financeiros e até mesmo para algum tipo de uso pessoal a verificação estática automática de assinaturas manuscritas é mais recomendável que a dinâmica.

4. Verificação

4.1. Implementação

Alguns aspectos foram modificados no algoritmo a fim de haver uma melhora no resultado das

verificações. A imagem da assinatura foi primeiramente convertida para 8 bits, filtrada, com a utilização do filtro de mediana antes do de gaussiana, já que este espalha ruído que somente podem ser retirados por aquele. A imagem filtrada foi binarizada com limiar de valor 128. Há recorte da imagem a fim de que a assinatura esteja tocando as quatro bordas da imagem. Houve segmentação da imagem e esqueletonização da mesma. As características foram extraídas das assinaturas em duas formas: esqueletonizadas e sem esqueletonização. Pontos de “pressão” e densidade de *pixels* pretos foram retirados das imagens das assinaturas sem o processo de esqueletonização. Já o cálculo do centro de gravidade foi feito para cada segmento das imagens esqueletonizadas. O cálculo de inclinação foi removido por causa da grande taxa de erro que ele estava impondo ao algoritmo. Houve também uma comparação entre as imagens das assinaturas (a ser legitimada e a original) após ambas terem sido filtradas, recortadas e esqueletonizadas a fim de minimizar a taxa de negação da legitimidade da assinatura legítima devido a diferenças de assinatura intrapessoais. É válido observar que as imagens de assinaturas utilizadas tinham todas o mesmo tamanho.

4.2. Setup

O algoritmo foi implementado em C++ usando a biblioteca OpenCV em um computador da Acer com processador AMD Athlon 64 Dual-Core 1GB. As imagens das assinaturas foram coletadas tanto por câmera digital Sony 6.0Mpixel, como por escaner da Epson CX5600. As imagens das assinaturas foram salvas no tamanho 550x274 *pixels*, no formato '*.png' (neste formato as perdas são menores).

4.3. Resultados

Os resultados obtidos foram satisfatórios, atendendo a proposta do trabalho. Foram submetidas algumas assinaturas falsificadas e verdadeiras para o teste do algoritmo. Problemas de remoção de ruídos foram resolvidos assim como problemas de interferência do fundo da imagem com a assinatura.

As assinaturas submetidas ao algoritmo podem ser divididas entre assinaturas legítimas, legítima com variação intrapessoais, legítima com ruído, falsificada aleatoriamente, falsificada simples.

Pela Tabela 1 podemos ver que a diferença percentual entre as características encontradas nas assinaturas testadas quando comparadas a assinatura original varia de 0% a 100%, sendo que 0% indica que

uma cópia idêntica da assinatura original foi submetida ao algoritmo e 100% indica que uma outra assinatura totalmente diferente foi submetida à comparação. Percebemos que não houve 100% de diferença entre as assinaturas, mesmo quando houve verificação da assinatura falsificada aleatoriamente. Isto deve-se as características extraídas das imagens, tais como densidade de *pixels* preto em uma dada região ou até mesmo a algum ponto de “pressão” ou centro de gravidade que pode ter coincidido. Vale ressaltar a impossibilidade de uma mesma pessoa assinar duas assinaturas idênticas tal que o algoritmo reconheça essas assinaturas com 0% de diferença. Isto deve-se a diferença intrapessoal das nossas assinaturas, assim como fatores como diferenças no tipo de caneta, papel, estado emocional a qual foram realizadas essas assinaturas.

Tipo de assinatura	Diferenças em%
Legítima	7,25
Legítima com ruído	37,51
Legítima com degradação	40,51
Legítima com cores diferentes	10,18
Legítima riscada	83,12
Falsificação aleatória	92,21
Falsificação simples	74,81
Falsificação servil	62,87

Tabela 1 - Resultado de comparação das assinaturas

4.4. Limitações

O programa apresenta limitações quanto a análise de assinaturas escritas sobre fundos diferentes tais como cheques de bancos. Uma transformada de Hough poderia ser utilizada para eliminação do do fundo de imagens de cheques, por exemplo, porém esta eliminação pode ser feita a partir d conhecimento do *template* deste fundo, o que não foi implementado neste trabalho. Dificuldades para análise de imagens de assinaturas com tamanho muito diferente, acima de 50% de diferença, devem ser analisadas e testadas pois o programa assumiu imagens de tamanho já pré-determinado (550x274 *pixels*), formato PNG.

5. Conclusão

A verificação estática automática de assinaturas manuscritas foi obtida através da implementação do método proposto neste trabalho. Testes com diversas

categorias de assinaturas falsificadas e legítimas foram feitos. Os resultados apresentaram-se razoáveis, já que o programa conseguiu distinguir as assinaturas falsificadas das legítimas através do maior valor apresentado de diferença entre as características das assinaturas falsas do que entre a original e a verdadeira. Como previsto, a possibilidade de um resultado de diferença entre a assinatura original e uma legítima ser zero não foi obtido, assim como assinaturas aleatoriamente falsificadas não apresentaram diferença de características iguais a 100% o que pode ser atribuído a similaridades nas características que não levam em conta o formato.

O programa e não necessita de nenhum hardware dedicado para ser implementado corretamente e devido a este fato onera o consumidor menos que programas de verificação dinâmica.

A diferença deste trabalho em comparação àqueles que o serviram de fonte são a simplificação do método de verificação da assinatura. A imagem da assinatura original é carregada e passa pelo mesmo processamento que as imagens das assinaturas que serão analisadas. É feita a filtragem das imagens, seguida da esqueletonização e recorte da mesma. Este recorte retira as partes da imagem que não contém a assinatura, fazendo um *cropping* da mesma. Isto facilita na análise e simplifica aquela proposição de comparar as imagens primeiramente centralizadas e depois alinhadas a esquerda implementando através de uma só função ambas as vantagens de alinhamento.

Após o recorte, a imagem é dividida em 8 regiões. As características da assinatura de cada região da imagem é extraída através de funções ('extraí média', 'extraí densidade de *pixels*', etc), transformada em um vetor de características e colocada no vetor de vetores de características da assinatura.

Esse vetor de vetores de características é usado para comparação entre as assinaturas, sendo que esta comparação é feitas pelo cálculo da diferença entre as características. Quanto menor este resultado mais próximo está a assinatura da original.

Este método requer um menor custo computacional, uma vez que não adotamos uma rede de treinamento e maior agilidade na verificação de assinaturas.

6. Trabalhos Futuros

Há necessidade de aumento da robustez do programa em relação a ruídos e a degradação de assinaturas. Percebemos também que é preciso um ajuste do algoritmo para verificação de assinaturas em tamanhos diferentes, já que é sabido que dependendo do espaço que a pessoa tem para assinar, sua assinatura

variará grandemente. Um aumento na quantidade de extração de características além de um também aumento no número de assinaturas no banco de dados seria medidas a serem tomadas. A modificação do programa para a identificação do fundo da assinatura, e distinção do mesmo da própria assinatura, além de a extração deste fundo são medidas a serem tomadas para a melhora deste programa e aumento da robustez do mesmo, já que uma vez retirado o fundo, este não poderá mais interferir nas decisões, de aceitar ou não uma assinatura como verdadeira, sob forma de um possível ruído.

7. Bibliografia e Referências

- [1] F. L. Baranoski; E. J. R. Justino; F. Bortolozzi , “Identificação da Autoria em Documentos Manuscritos Usando SVM”, *Encontro Nacional de Inteligência Artificial*, São Leopoldo, 2005.
- [2] G. M. S. Friedlaender, “Verificação de Assinaturas Manuscritas off line: uma abordagem utilizando modelos estatísticos”, *Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina* , Florianópolis – SC, Setembro 1998.
- [3] C. R. Santos, “Análise de Assinaturas Manuscritas baseadas no princípio da Grafoscopia”, *Dissertação apresentada ao Programa de Pós- Graduação em Informática Aplicada da Pontifícia Universidade Católica do Paraná como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Informática Aplicada*, Curitiba 2004.
- [4] D. B. Gonçalves, “Agrupamento de Classificadores na Verificação de Assinaturas Off-Line”, *Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Informática como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Informática*, Curitiba PR, Outubro de 2008.
- [5] I. Rios, “Busca por palavras em imagens de documentos: uma abordagem independente de OCR”, *Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática da Pontifícia Universidade Católica do Paraná como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Informática*, Curitiba–PR Julho, 2007.
- [6] S.B. K. Aires, “Reconhecimento de Caracteres Manuscritos baseado em Regiões Perceptivas”, *Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada da Pontifícia Universidade Católica do Paraná como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Informática Aplicada*, Curitiba – PR Julho, 2005.
- [7] E. Krevat, E. Cuzzillo, “Improving off-line handwritten character recognition with Hidden Markov Models” *Machine Learning*, December 2006.
- [8] C.O.A Freitas, F. Bortolozzi, R.Sabourin, “Handwritten Isolated word Recognition: An Approach Based on Mutual Information for Feature Set Validation”, *Document Analysis and Recognition, 2001*. Proceedings. Sixth International Conference on Volume , Issue , 2001 Page(s):665 – 669
- [9] M. R. Heinen, F. S. Osório, “Aplicação de Redes Neurais Artificiais no Reconhecimento On-Line de Assinaturas”, *I Workcap - Workshop de Computação Aplicada do PIPCA*, São Leopoldo, 2003.
- [10] Ka-Wing CHO, “Online Handwritten Signature Verification with Hidden Markov Models and Deformable Models”, *Degree of Master o Philosophy in Department of Computer Science, Honk Kong University of Science and Technology*, Hong Kong, 2001
- [11] H. Dullink, B. van Daalen, J. Nijhuis, L. Spaanenburg, H. Zuidhof EFRIE, “Implementing a DSP Kernel for Online Dynamic Handwritten Signature Verification Using the TMS320 DSP Family”, *Tech. Rep. SPRA304, Texas Instruments, EFRIE*, France, 1995.
- [12] Bin Zhang, Sargur N. Srihari, Sangjik Lee, "Individuality of Handwritten Characters," *icdar*, vol. 2, pp.1086, *Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR'03)* - Volume 2, 2003 .
- [13] L. L. Lee, “Sistemas Automáticos de Verificação de Assinaturas Dinâmicas em Tempo Real”, *Revista Brasileira de Controle & Automação*, São Paulo - Brasil, v. 18, n. 3, p. 95-104, 1997.
- [14] M.E.Munich, P.Perona, “Visual identification by signature tracking”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume: 25, Issue: 2, On page(s): 200- 217, Evolution Robotics, Pasadena, CA, USA, Feb 2003.
- [15] K.Saeed , M.Adamski, “Extraction of Global Features for Off-line Signature Recognition”, In: Saeed K., Mosdorf R., Pejae J., Hilmola O., Sosnowski Z., El-Fray I. (Eds), *Image Analysis, Computer Graphics, Security Systems and Artificial Intelligence Applications*, vol. 1, Wyższa Szkoła Finansów i Zarządzania WSiZ Press, Białystok, Poland, 2005, 429-436
- [16] R.Plamondon, S.N.Srihari, “Online and off-line handwriting recognition: a comprehensive survey”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume 22, Issue 1, Page(s):63 - 84, Jan 2000