

WILLIAM CESAR FARIAS

**UMA ABORDAGEM MISTA DE
SEGMENTAÇÃO NA VERIFICAÇÃO DE
ASSINATURAS *Off-Line***

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 Aplicada.

CURITIBA

2012

WILLIAM CESAR FARIAS

**UMA ABORDAGEM MISTA DE
SEGMENTAÇÃO NA VERIFICAÇÃO DE
ASSINATURAS *Off-Line***

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 Aplicada.

Área de Concentração: *Computação Forense e Biometria*

Orientador: Prof. Dr. Edson José Rodrigues Justino

Co-orientador: Prof. Dr. Luiz Eduardo Soares de Oliveira, UFPR

CURITIBA

2012

Farias, William Cesar

Verificação de Assinaturas Off-Line. Curitiba, 2012. 88p.

Projeto de Dissertação de Mestrado – Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada.

1. Verificação de Assinaturas. 2. Descritores de Curvatura. 3. Contorno de Assinaturas. 4. Pontos Críticos. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia. Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada.

Dedico este trabalho a meus pais, Edson e Nilce, que tanto me incentivaram, apoiaram e se dedicaram à minha criação e educação.

Agradecimentos

Agradeço,

A Deus por dar-me forças para concluir essa dissertação.

A meus pais, Edson e Nilce, que tanto se dedicaram à minha criação e educação, assim como de minha irmã nos últimos 26 anos de suas vidas e a todo incentivo que me deram, mesmo quando não concordavam com as minhas escolhas.

Ao Professor Orientador Dr. Edson Justino pelas contribuições seguras, ajuda em toda e qualquer fundamentação teórica do trabalho, pelos questionamentos e contribuições construtivas assim como pelo grande incentivo e paciência dedicados.

Ao professor. e Co-orientador Luiz Eduardo Soares de Oliveira pelo suporte, questionamentos e ajuda prestados.

Ao Professor Dr. Jacques Facon pelas contribuições dadas para um trabalho melhor.

A todos que direta ou indiretamente contribuíram para realização desse trabalho.

Sumário

AGRADECIMENTOS	V
SUMÁRIO	VI
LISTA DE FIGURAS	IX
LISTA DE TABELAS	XII
LISTA DE SÍMBOLOS	XIII
LISTA DE ABREVIATURAS	XIV
RESUMO	XV
ABSTRACT	XVI
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Desafio	2
1.2. Motivação	4
1.3. Proposta	5
1.4. Contribuição	7
1.5. Organização da Dissertação	7
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	8
2.1. Abordagens utilizadas para Verificação de Assinaturas	8
2.2. Falsificações	9
2.3. Pré-tratamento	10
2.3.1 Detecção de Bordas e Extração de Contorno	10
2.3.2 Afinamento ou Esqueletização	13
2.3.3 Binarização ou Limiarização	17
2.4. Segmentação	18
2.5. Descritores de Curvatura	20
2.5.1 K-Curvatura	20
2.5.2 Curvas de Bezier	22
2.6. Grafismo	23

2.6.1	Grafoscopia	24
2.6.2	Grafologia	28
2.7.	Conclusão	32
3.	ESTADO DA ARTE EM VERIFICAÇÃO DE ASSINATURAS	33
3.1.	Conclusões	41
4.	METODOLOGIA PROPOSTA	43
4.1.	Considerações sobre o Grafismo	44
4.2.	Etapas no processo de Verificação de Assinaturas	45
4.2.1	Aquisição	46
4.2.2	Pré-Tratamento	47
4.2.3	Segmentação	51
4.2.3.1	Segmentação por Grid	51
4.2.3.2	Sem segmentação	54
4.2.4	Extração de Características	55
4.2.5	Cálculo das Distâncias entre as características	71
4.2.6	Produção de um modelo	72
4.2.7	Classificação	73
4.2.8	Processo de Decisão	73
4.3.	Conclusão	74
5.	EXPERIMENTOS REALIZADOS	75
5.1.	Modelo Independente do Autor	76
5.1.1	Protocolos de Treino e Teste	76
5.1.2	Determinação das melhores resoluções de grid	77
5.1.3	Combinando as características	78
5.1.4	Variação da quantidade de amostras de treino	80
5.1.5	Variando a quantidade de amostras de referência	81
5.1.6	Análise gradativa do Grid	82
5.1.7	Resultados para cada pré-tratamento	84
5.1.8	Resultados para cada segmentação	86
5.2.	Modelo Por Autor	87
5.2.1	Variação do número de amostras de cada classe	87

5.2.2	Variação do número de amostras de referência	88
6.	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	90
6.1.	Trabalhos Futuros	91
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	92
	APÊNDICE	100

Lista de Figuras

Figura 1.1	Variabilidade intrapessoal. [JUSTINO et. al., 2002]	3
Figura 1.2	Similaridade interpessoal	3
Figura 1.3	Diagrama em blocos da abordagem proposta	6
Figura 2.1	Exemplos de Falsificações	10
Figura 2.2	Máscaras do Algoritmo de Robinson	11
Figura 2.3	Máscaras do algoritmo de Sobel	11
Figura 2.4	Vizinhos do ponto corrente	14
Figura 2.5	Conectividade	14
Figura 2.6	Conectividade de 2 e 6 pixels vizinhos	15
Figura 2.7	Máscaras de staircase	15
Figura 2.8	Máscaras utilizadas pelo algoritmo de Stentiford	16
Figura 2.9	Modelo de célula utilizado por Sabourin e Genest. [JUSTINO, 2001]	18
Figura 2.10	Segmentação através de grids com diferentes resoluções	19
Figura 2.11	Ocupação do espaço gráfico segundo alinhamentos à esquerda, à direita, acima e abaixo.	20
Figura 2.12	Passos realizados para a extração de atributos com k-curvatura.	21
Figura 2.13	(a) Assinatura genuína, e (b) Contornos da Assinatura.	22
Figura 2.14	Exemplo de características extraídas do traçado	23
Figura 2.15	Assinatura de calibre reduzido (a) e de alto calibre (b).	24
Figura 2.16	Interrupções no curso da escrita, o que identifica a característica espaçamento.	25
Figura 2.17	Assinatura inclinada em relação à horizontal.	25
Figura 2.18	Inclinação à direita (a) e à esquerda (b).	26
Figura 2.19	Assinatura contendo segmentos com valores angulares (a) e com valores curvilíneos (b).	26
Figura 2.20	Exemplos de mínimos gráficos [SANTOS, 2004].	27
Figura 2.21	Assinaturas com escrita rápida (a) e lenta (b).	27
Figura 2.22	Representação dos indícios de falsificações.	28
Figura 2.23	Ataques e Remates destacados.	28

Figura 2.24	Exemplos de assinatura sob o ponto de vista da ordem.	29
Figura 2.25	Exemplos de simetria das assinaturas	30
Figura 2.26	Exemplos de assinaturas com relação à dimensão.	31
Figura 2.27	Assinaturas com pressão diferentes.	31
Figura 2.28	Assinaturas sob o ponto de vista da forma.	32
Figura 3.1	Descrição gráfica da extração de características.	37
Figura 3.2	Segmentação da assinatura	37
Figura 3.3	(a) Assinatura original. (b) Pontos críticos extraídos	39
Figura 4.1	Diagrama com os métodos de segmentação e pré-tratamento	43
Figura 4.2	Imagem binária ou limiarizada da assinatura	47
Figura 4.3	Imagem de contorno extraído através dos métodos morfológicos.	48
Figura 4.4	Alinhamento das imagens à esquerda, à direita, acima e abaixo.	48
Figura 4.5	Código da cadeia de Freeman com 8 direções.	49
Figura 4.6	Envelope ou contorno fechado da assinatura	50
Figura 4.7	Imagem esqueletizada da assinatura.	50
Figura 4.8	Imagem em níveis de cinza da assinatura.	51
Figura 4.9	Assinaturas diferentes segundo o calibre.	52
Figura 4.10	Exemplo de incorporação da proporção.	53
Figura 4.11	Exemplo de incorporação do espaçamento.	53
Figura 4.12	Variação do comportamento base [JUSTINO, 2001].	54
Figura 4.13	Exemplo da incorporação dos ataques e remates do grafismo numa análise global.	55
Figura 4.14	Diferentes regiões do grid.	57
Figura 4.15	Exemplo de um elemento estruturante com comprimento $k=5$ e $L=17$ direções.	58
Figura 4.16	Variação do elemento estruturante para $k = 10$.	59
Figura 4.17	Conjunto de elementos estruturantes que representam os tipos de inclinação axial da célula.	60
Figura 4.18	Representação da espessura de um determinado pixel da assinatura.	62
Figura 4.19	Espessuras da assinatura.	62
Figura 4.20	Demonstração de um segmento tenso e de um segmento frouxo e suas respectivas taxas de rugosidade [JUSTINO, 2001].	63
Figura 4.21	Ângulo formado pelo segmento criado entre <i>pontos críticos</i> .	66
Figura 4.22	Extração dos <i>pontos críticos</i> , ordenação e seleção dos mesmos, formação do polígono.	66

Figura 4.23	Seleção de pontos críticos em assinaturas com traçados longos.	67
Figura 4.24	Seleção de pontos críticos em assinaturas cursivas.	67
Figura 4.25	Exemplo de características extraídas do traçado [GONÇALVES, 2008].	68
Figura 4.26	Pontos escolhidos e suas tangentes, e também os pontos iniciais e finais de cada segmento escolhido como o maior da célula.	69
Figura 4.27	Visualização do maior segmento de cada célula e do ponto escolhido com suas tangentes.	70
Figura 4.28	Características de Pontos de Ataque e Remate.	71
Figura 5.1	Gráfico das taxas de erro de acordo com a análise gradativa do <i>grid</i> .	83
Figura 5.2	Assinaturas de um mesmo autor alinhadas à esquerda e sobrepostas.	84
Figura 5.3	Curva ROC representando o melhor resultado obtido.	89

Lista de Tabelas

Tabela 3.1	Abordagens estudadas	42
Tabela 4.1	Combinação da segmentação e pré-tratamento para cada característica	44
Tabela 4.2	Características implementadas e características do grafismo.	45
Tabela 5.1	Melhor resultado para cada característica no modelo global.	75
Tabela 5.2	Melhor resolução de grid para cada característica.	78
Tabela 5.3	Características usadas na combinação.	79
Tabela 5.4	Combinação de características.	79
Tabela 5.5	Resultados obtidos a partir da variação da quantidade de amostras, com o conjunto de características selecionado.	81
Tabela 5.6	Variação das amostras de referência.	82
Tabela 5.7	Análise gradativa do grid para cada tipo de alinhamento.	82
Tabela 5.8	Melhores resultados utilizando a imagem do contorno da assinatura	84
Tabela 5.9	Resultados para as imagens com o envelope extraído.	85
Tabela 5.10	Análise da melhor característica dentro do esqueleto da assinatura.	85
Tabela 5.11	Análise das característica dentro da imagem binária da assinatura.	86
Tabela 5.12	Resultado da característica extraída das imagens em tons de cinza.	86
Tabela 5.13	Melhores resultados utilizando o <i>grid</i> como segmentação.	87
Tabela 5.14	Melhores resultados sem a utilização de uma segmentação.	87
Tabela 5.15	Variando o protocolo de treinamento no modelo por autor.	88
Tabela 5.16	Resultados obtidos com a variação das amostras de referência.	89
Tabela 5.17	Comparação dos resultados desta abordagem com a literatura.	89
Tabela A.1	Variação do protocolo no modelo independente do autor para cada característica.	102
Tabela A.2	Resultados obtidos com o alinhamento à esquerda.	103
Tabela A.3	Resultados obtidos com o alinhamento à direita.	104
Tabela A.4	Resultados obtidos com o alinhamento à acima.	104
Tabela A.5	Resultados obtidos com o alinhamento à abaixo.	105

Lista de Símbolos

$P(. / .), p$	probabilidade condicional
$A, P[]$	matriz de transições da cadeia de <i>Markov</i>
t	intervalo de tempo
$P^t[]$	matriz de transições da cadeia de <i>Markov</i> no instante t
$b()$	distribuição da probabilidade de observação
n, S	estados do modelo de <i>Markov</i>
N	número máximo de estados do modelo de <i>Markov</i>
k	símbolo observável
x	vetor de símbolos
Q	conjunto de estados do modelo

Lista de Abreviaturas

PPGIa	<i>Programa de Pós-Graduação em Informática</i>
PUCPR	<i>Pontifícia Universidade Católica do Paraná</i>
SVM	<i>Support Vector Machines</i>
HMM	<i>Hidden Markov Models</i>
HWR	<i>Handwritten Word Recognition</i>
MEM	Modelos Escondidos de Markov
FR	Falsa rejeição
FAA	Falsa aceitação aleatória
FAS	Falsa aceitação simples
FAE	Falsa aceitação exercitada
EM	Erro médio

Resumo

Neste trabalho é apresentado um estudo das diferentes técnicas que compõem as etapas de pré-processamento, segmentação e extração de características na verificação de assinaturas *off-line*. Na etapa de pré-tratamento das imagens, foram apresentadas as técnicas de extração de contornos, extração de envelopes, limiarização da imagem, esqueletização e alinhamento. Na etapa de segmentação foram propostas as abordagens de segmentação por *grid* e sem segmentação, representando assim uma segmentação mista para verificação. Na etapa de extração de características foram feitos estudos com características já utilizadas pela literatura, porém com a análise de diferentes aspectos de segmentação e pré-tratamento. Também foram propostas novas características, principalmente sob o aspecto da não utilização de uma segmentação na imagem. As características extraídas foram a contagem de pixels, os pontos de pressão, a espessura, a rugosidade, os pontos de ataque e remate, a aproximação poligonal, os *splines*, a inclinação global, a inclinação axial e as características gerais. Este trabalho apresentou também uma nova forma de análise do *grid*, a análise gradativa. Onde foi possível concluir que não se faz necessária a análise do *grid* em sua totalidade para obtenção de resultados promissores, e sim somente parte dele, de acordo com o alinhamento da assinatura no *grid*. Neste trabalho foram propostos dois modelos, o independente do autor e o dependente do autor. Os resultados obtidos trouxeram diferentes análises dentro da área de verificação de assinaturas *off-line*.

Palavras-Chave: Verificação de Assinaturas *Off-line*, Segmentação mista, Análise gradativa, Pré-processamento de assinaturas, Extração de características.

Abstract

This paper presents a study of different techniques which compose the steps of preprocessing, segmentation and feature extraction in the offline signature verification. The pre-processing step used techniques for extracting contours, cover extraction, image thresholding, skeletonization and alignment. In the segmentation have been proposed the *grid* segmentation and approaches with no segmentation, representing a mixed segmentation for verification. In the stage of feature extraction studies were carried out with features already used in the literature, but with the analysis of different aspects of segmentation and pre-processing. Also new features have been proposed, particularly features that don't use the process of image segmentation. The extracted features are the pixel count, the pressure points, the thickness, surface roughness, the attack and shot points, the polygonal approximation, the splines, the overall slope, the axial inclination and general characteristics. This work also presented a new way of analyzing the grid, called progressive analysis. Therefore, it was possible to conclude that it is not necessary to analyze the grid in its entirety to obtain promising results, but only part of it, according to the signature alignment on the grid. In this work we propose two models, the independent and dependent on the authors. With the presented results it was possible to make different analysis in the offline signature verification area.

Keywords: Verification of Signatures Off-line, mixed Segmentation Analysis, gradual, pre-subscription processing, Feature extraction.

Capítulo 1

Introdução

A verificação de assinaturas, assim como todas as outras biometrias, é um método baseado em características comportamentais individuais, tendo como base o fato de que as pessoas possuem maneiras particulares de escrever sua assinatura. Sendo assim, ela não é baseada em propriedades físicas, tal como a impressão digital ou a face, de um indivíduo. Este método biométrico possui boa aceitação por ser pouco invasivo, e ter baixo custo de aquisição, além de ser aplicável em diversas situações onde assinaturas já são utilizadas, como autenticação de documentos, assinatura de cheques e cartões de crédito, dentre outras.

A assinatura constitui no contexto jurídico um dos meios de comprovar a intenção em transações envolvendo documentos [JUSTINO, 2002], ou seja, quando se assina qualquer documento, este ato representa a aceitação dos fatos, indicando a sua concordância. Diversos tipos de documentos necessitam ser assinados, desta forma, técnicas confiáveis para verificação de assinaturas estão sendo requisitadas.

Muitas vezes, pelo fato de estar sujeita a uma análise subjetiva, que pode gerar discordâncias, a verificação de autenticidade de assinaturas constitui-se em uma tarefa complexa, pois a verificação manual para uma grande quantia de documentos é tediosa e facilmente influenciada por fatores físicos e psicológicos [XIAO & LEEDHAM, 1999].

O uso da análise grafotécnica pericial utilizada em ciências forenses representa um nicho de pesquisa que se encaixa perfeitamente na verificação de assinaturas manuscritas. Desta forma, os critérios técnicos dos peritos são empregados na análise das características da escrita as quais podem ser conscientes ou inconscientes como

também na decisão da autenticidade [SANTOS, 2004], o que evidencia a necessidade de um auxílio à perícia grafotécnica.

Existem, basicamente, duas abordagens para se trabalhar com verificação de assinaturas: *on-line* e *off-line*. Métodos de verificação *on-line* possuem acesso às informações inerentes àquela assinatura durante o processo de escrita, já os métodos de verificação *off-line* têm acesso apenas à imagem depois de capturada.

O homem é continuamente treinado para reconhecer imagens e escritas, estejam elas nítidas ou não. Este treinamento pode ser considerado um algoritmo heurístico que ocorre durante sua vida. O reconhecimento de imagens, tais como figuras, pessoas, palavras, caracteres, escrita manuscrita e assinaturas, feito pelo homem é uma tarefa fácil, porém se torna muito difícil de ser realizada pela máquina com o sucesso desejado, apesar de todo desenvolvimento tecnológico na área de computação.

O homem reconhece, por exemplo, um cachorro, esteja ele parado ou em movimento, pelo seu contorno. O reconhecimento de padrões está mais próximo ao raciocínio humano do que a lógica. Pode-se dizer que as imagens são figuras definidas por contornos e são eles que permitem a visualização das mesmas. Contornos são locais onde a luminosidade da imagem muda abruptamente em magnitude ou padrão de magnitude.

Sendo assim, esse projeto de pesquisa visa o estudo e a proposta de um método de verificação de assinaturas *off-line*, através de uma abordagem de segmentação mista, combinando diferentes técnicas de pré-tratamento e extração de características e de um processo de classificação baseados na abordagem grafotécnica.

1.1. Desafio

A abordagem proposta tem como principal desafio analisar o comportamento de algumas características utilizando técnicas de pré-tratamento e segmentação mistas. Dentre outros desafios pode-se citar a diminuição da complexidade que envolve alguns fatores relacionados à escrita da assinatura, como a variabilidade de escrita intrapessoal, as quais representam a instabilidade que existe entre assinaturas do mesmo autor. A assinatura de uma pessoa em particular pode mudar de tempo em tempo, devido ao estado psicológico do autor junto com a mudança do dispositivo de entrada [XIAO &

LEEDHAM, 1999]. Outro fator é a similaridade interpessoal que representa a semelhança entre assinaturas de autores distintos.

Na figura 1.1 observa-se a variabilidade intrapessoal medida pela sobreposição de assinaturas esqueletizadas do mesmo autor, baseado em [JUSTINO et. al., 2002].



Figura 1.1: Variabilidade intrapessoal. [JUSTINO et. al., 2002]

Nas assinaturas a seguir podemos observar a similaridade interpessoal, isto é, semelhança nas assinaturas de autores distintos.

Isacanda Gomes

Robiano Henri de Souza

Figura 1.2: Similaridade interpessoal.

Assinar não é um processo perfeitamente preciso com dados de características idênticas, a única certeza é que neste domínio quando duas assinaturas são idênticas, uma delas é provavelmente uma cópia [RASHA, 1994].

As assinaturas, por representarem um caso especial de manuscritos, podem ser divididas em cursivas ou rúbricas, estas contendo caracteres especiais, distorcidos ou ainda uma representação simbólica como desenhos estilizados. Assim, uma análise não contextual é necessária, pois não existe a interpretação de texto durante a verificação, conforme Sabourin e Genest [SABOURIN & GENEST, 1994], o que representa outro fator de complexidade.

As assinaturas são classificadas por peritos em documentos questionados como genuínas e não genuínas [JUSTINO, 2002], sendo que as assinaturas não genuínas são classificadas em duas categorias: simples ou exercitadas, porém em [JUSTINO, 2001] encontra-se uma terceira categoria, chamada de aleatória.

As assinaturas simples são as assinaturas onde o falsificador simplesmente escreve o nome do autor podendo ser semelhante à original ou não. As classificadas como exercitadas são as assinaturas onde o falsificador tenta simular uma assinatura

genuína usando um modelo como referência, tentando chegar o mais próximo possível de seu traçado original. Finalmente as classificadas como aleatórias são aquelas onde o falsificador inventa uma assinatura ou utiliza a sua própria, desta forma não possui semelhanças com a genuína.

Como no processo de verificação de assinaturas o objetivo é discriminar as diferenças entre as assinaturas genuínas e todos os tipos de falsificações, o desafio é separá-las, porém quando falsificações são submetidas ao sistema, principalmente as exercitadas, a complexidade aumenta [SANTOS, 2004].

Citando também alguns desafios impostos pela abordagem utilizada para realizar o processo de verificação de assinaturas, observa-se o desafio de encontrar características suficientemente confiáveis, características estas que devem ser utilizadas no processo de verificação das assinaturas. A escolha dessas características é muito importante para a abordagem como um todo, pois é a partir dela que a abordagem ajudará no processo de tomada de decisões.

Finalmente, é citado como desafio o estudo da combinação de diferentes métodos de pré-tratamento, segmentação e extração de características das assinaturas, para se obter conclusões do impacto que cada procedimento tem dentro da verificação de assinaturas.

1.2. Motivação

Uma das motivações para esta abordagem é a suprir a necessidade gerada pela perícia grafotécnica. Atualmente, existem ferramentas que são auto-suficientes em informar a validade de uma assinatura, porém ainda não apresentam os resultados desejados em uma perícia grafotécnica de assinaturas. Essas ferramentas são usualmente aplicadas a textos manuscritos.

Outra motivação deste projeto é a obtenção de resultados que possam contribuir com o avanço das pesquisas na área de verificação de assinaturas, baseando-se na comparação dos métodos de segmentação utilizados e na combinação destes com o pré-tratamento das imagens dado um conjunto de características. Na área de verificação de assinaturas já existem várias abordagens com resultados promissores. Porém, a utilização de novas técnicas e a implementação de novas características utilizadas na

verificação motivam a obtenção de resultados que possam contribuir com os trabalhos já publicados.

Portando o direcionamento da abordagem proposta está baseado nos diferentes processos de segmentação e avaliação dos mesmos, e nos diferentes tipos de imagens a serem utilizados na obtenção das características.

Além da motivação prática, existe também o interesse despertado pelo caráter desafiador da área de pesquisa. A área de reconhecimento de padrões possui técnicas que são aplicadas na solução de problemas reais cujo comportamento não obedece aos princípios rígidos da lógica. Estes são alguns dos motivos que despertam o interesse nesta abordagem científica.

1.3. Proposta

A proposta deste trabalho é apresentar uma abordagem com diferentes métodos que compõem as etapas da verificação de assinaturas *off-line*, e posteriormente realizar uma análise da combinação desses métodos para obtenção de uma abordagem mista. A utilização de diferentes características, sob diferentes aspectos de segmentação, extração e pré-processamento na geração de um modelo caracterizam esta abordagem mista.

Este trabalho apresenta uma abordagem de verificação de assinaturas *off-line*, a qual tem por objetivo autenticar a assinatura de um escritor ao contrário da identificação de autoria, no qual o objetivo é determinar quem é o autor da assinatura. Sendo assim, para este trabalho de investigação, o objetivo é minimizar as taxas de Falsa Rejeição e Falsa Aceitação em sistemas de verificação de assinaturas *off-line* com a presença das falsificações.

Na maioria das abordagens relacionadas a problemas de classificação em manuscritos, em específico à verificação de assinaturas, algumas etapas são essenciais e devem fazer parte do processo como um todo: Aquisição dos dados, Pré-Processamento, Segmentação, Extração de Características, Produção de um modelo e o Processo de Decisão.

O principal objetivo desta proposta foi focar nos diferentes métodos de pré-tratamento, segmentação e extração de características assim como a combinação desses métodos entre si para posterior análise da eficiência das características dentro de cada

combinação (métodos de pré-tratamento e segmentação). Isto é, analisar cada característica dado um método de pré-tratamento e um método de segmentação. Podendo assim obter conclusões da eficiência dos métodos de pré-tratamento e segmentação dentro da verificação de assinaturas. Outro objetivo foi encontrar características novas suficientemente discriminantes que possam ser utilizadas no contexto das diferentes abordagens de segmentação, para analisar os resultados e compará-los com trabalhos recentes. Finalmente utilizar os métodos mais eficientes para cada característica, gerar um modelo e classificá-lo. Para o processo de verificação são utilizadas as duas abordagens: a dependente do autor e a independente do autor. No processo de decisão foram testados diferentes regras, como a do voto majoritário, soma, máximo.

No processo de pré-tratamento, a abordagem proposta utiliza imagens limiarizadas, esqueletizadas, em níveis de cinza, imagens de contorno, assim como o envelope da assinatura, o qual é identificado como o contorno externo da assinatura. Nesta abordagem foram utilizadas as segmentações através do grid, no qual foi possível extrair características relacionadas à ocupação espacial da assinatura, e também a não utilização de uma segmentação, isto é, analisando somente as informações do traçado da assinatura.

A figura 1.3 ilustra o modelo proposto, dando destaque aos procedimentos que receberam maior atenção dentro da proposta deste trabalho:

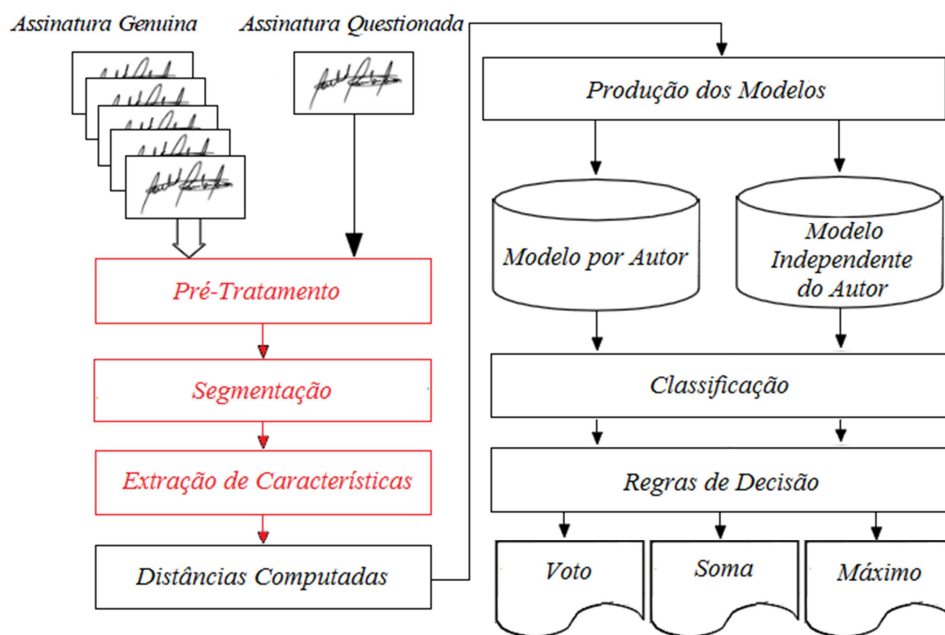


Figura 1.3: Diagrama em blocos da abordagem proposta.

1.4. Contribuição

Como contribuição científica para este trabalho, podemos destacar a análise dos processos de escolha dos métodos de pré-tratamento, segmentação e extração de características. Tendo assim a possibilidade de avaliar sua importância para sistemas de verificação de assinaturas *off-line*. Através de estudos comparativos será possível avaliar o desempenho de alguns algoritmos de pré-tratamento e segmentação dado um conjunto de características, conseguindo assim, maximizar o desempenho do sistema de verificação. Algumas características implementadas neste trabalho já foram apresentadas por outros autores, e serão agora avaliadas sob outros aspectos como critério de segmentação e pré-tratamento.

Os resultados esperados com a pesquisa proposta são os de analisar e observar o impacto dos procedimentos em foco dentro da verificação de assinaturas *off-line*. Impacto esse que contempla a observação dos erros *Tipo I*, que ocorre quando o mesmo autor da assinatura é identificado como autor diferente, e a observação do erro *Tipo II*, que ocorre quando duas assinaturas de autores diferentes são identificadas como mesmo autor. No segundo caso incluem-se as assinaturas falsas, isto é, falsificações simples, aleatórias e exercitadas.

1.5. Organização da Dissertação

O segundo capítulo deste documento explica as bases teóricas e estudos de artigos para buscar soluções que aprimoram os métodos de pré-tratamento, segmentação e extração de características através das características analisadas. No terceiro capítulo é apresentado o atual estado da arte na área de verificação de assinaturas para cada segmento em foco. O quarto capítulo descreve os métodos da abordagem proposta. O quinto capítulo mostra os experimentos realizados. Por fim, o sexto capítulo apresenta as conclusões que foram obtidas do projeto.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo contém uma base teórica sobre os princípios relacionados aos processos de verificação de assinaturas. Sendo assim, é dedicado à apresentação das técnicas computacionais estudadas, contribuindo com uma base de entendimento dos métodos computacionais utilizados. Inicialmente são apresentados alguns conceitos-chave da área de verificação de assinaturas. Serão mostrados também os estudos realizados com os processos de pré-tratamento, segmentação e extração de características como alternativas para a análise do impacto destes procedimentos dentro da área de verificação de assinaturas.

2.1. Abordagens utilizadas para Verificação de Assinaturas

As abordagens utilizadas para a verificação automática de assinaturas estão diretamente relacionadas ao mecanismo de aquisição de dados. Se o processo de verificação ocorre no mesmo momento em que a assinatura é escrita, o método é dito *on-line* ou dinâmico. Neste caso, há necessidade de um equipamento especial, onde conforme o autor assina, sua assinatura é digitalizada e várias características são capturadas em tempo real. Quando as informações são inicialmente adquiridas de um digitalizador ou câmera para posterior análise da imagem, mais provavelmente em uma folha de papel, o método é dito *off-line* ou estático. Esse método é muito útil nos casos em que o uso de equipamentos especiais não pode ser realizado, por exemplo: cheques, escrituras, comprovantes de cartão de crédito, entre outros.

O método de verificação off-line apresenta uma série de características que o torna mais desafiador abordando diferentes áreas da computação. Métodos baseados na verificação *off-line* são usados geralmente para identificar falsificações simples e aleatórias. Estes métodos mostram-se mais aptos para descrever características relacionadas à forma da assinatura. Já as abordagens de verificação *on-line* concentram-se na captura de detalhes da movimentação da escrita.

2.2. Falsificações

Em [COETZER et al., 2006], é apresentado um estudo comparando o desempenho da verificação de assinaturas entre humanos e máquinas. Segundo o autor os seres humanos apresentam altos índices de erros no processo de verificação de assinaturas. A partir disso pode-se perceber que mesmo sendo hábeis no processo de reconhecer padrões, afirmar com toda certeza, se dada uma assinatura em questão é genuína ou uma falsificação corresponde a uma tarefa árdua e geralmente atribuída a especialistas [GONÇALVES, 2008].

Como descrito por [COETZER, 2005] e também por [JUSTINO, 2001] podemos classificar as falsificações em três tipos: aleatória, simples e exercitada. Vejamos uma breve descrição sobre estes três possíveis tipos de falsificações.

- **Falsificação Exercitada:** A falsificação exercitada, conhecida também como hábil, é reproduzida pelo falsificador quando esse detém em seu poder um ou mais modelos da assinatura genuína do autor, na qual, através do modelo de referência, o falsificador tenta copiar com exatidão a assinatura verdadeira.

- **Falsificação Simples:** Nesse tipo, o falsificador conhecendo o nome do autor à qual se deseja falsificar a assinatura, apenas escreve-o de maneira manuscrita, não incluindo características pertinentes ao autor. O fato é que a falsificação pode ou não ter similaridade com a genuína.

- **Falsificação Aleatória:** O falsificador cria uma assinatura para o autor sem um conhecimento da assinatura genuína. Com isso na maioria dos casos a falsificação não possui semelhança com a original. Na prática utiliza-se a assinatura de outro autor para teste com falsificações aleatórias.



Figura 2.1: Exemplo de (a) assinatura original, (b) falsificação aleatória, (c) falsificação exercitada, (d) falsificação simples [SANTOS, 2004].

2.3. Pré-Tratamento

Como já descrito por [JUSTINO, 2001], o pré-tratamento das imagens de uma assinatura está relacionado principalmente a dois fatores. Primeiramente são citadas as características do dispositivo de aquisição, como resolução, contraste, luminosidade, presença ou ausência de cor, entre outras. Em um segundo momento é citado o fator relacionado ao documento, como desgastes do papel, dobraduras, complexidade do plano de fundo (cheques bancários), entre outras. Além destes dois fatores podem-se citar os decorrentes do processo de digitalização, como ruídos e falhas na imagem.

A seguir serão abordadas algumas técnicas utilizadas pela literatura para a realização do pré-tratamento das imagens, dentre elas as que foram escolhidas pela metodologia deste trabalho.

2.3.1. Detecção de Bordas e Extração de Contorno

Para se determinar o contorno dos fragmentos de uma assinatura é utilizado um processo de localização e realce dos pixels de borda, depois de aumentado o contraste entre o objeto e o fundo. Esse processo verifica a variação dos valores de luminosidade de uma imagem, analisando a diferença de valores entre pixels vizinhos, para realçar as discontinuidades nos níveis de cinza.

Borda é a região da imagem na qual ocorre uma transição abrupta de níveis de cinza, entre um objeto e o fundo da imagem. Um contorno é uma linha fechada formada pelas bordas de um objeto dentro de uma imagem.

Desde que uma borda seja definida por uma mudança no nível de cinza, quando ocorre uma descontinuidade na intensidade, ou quando o gradiente da imagem tem uma variação abrupta, um operador que é sensível a estas mudanças, operará como um detector de bordas [SOLANA, 2005].

Alguns algoritmos para detecção de bordas são: Roberts, Sobel e Robinson [GONZALES & WOODS, 2000]. Esses algoritmos usam uma máscara para o operador com espaço de pixels iniciando em 2x2, e variando na sequência para outros espaços. Na figura 2.2 são mostradas 4 máscaras de Robinson das 8 que ele utiliza. As outras 4 máscaras são as negações dessas 4 apresentadas.

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Figura 2.2: Máscaras do Algoritmo de Robinson.

Na Figura 2.3 estão apresentadas as máscaras G(x) e G(y) utilizadas pelo algoritmo de Sobel.

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$

G(x) G(y)

Figura 2.3: Máscaras do algoritmo de Sobel.

Mais complexo e mais preciso, o método de Canny descrito em [GONZALES & WOODS, 2000] se propõe a suavizar os ruídos e realçar mais eficientemente as bordas existentes na imagem. Conforme equação 2.1, a função gaussiana de duas dimensões é utilizada como operador. Sendo x representado através de coordenadas polares (distância radial da origem ao ponto), o operador é dado por:

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2 * \pi * \delta}} e^{\frac{-x^2}{2 * \delta^2}} \quad (2.0)$$

Para imagens binárias, bordas fechadas (contornos) de boa qualidade podem ser obtidas através dos processos morfológicos de erosão ou dilatação, usando o elemento estruturante cruz [FACON, 1996]. O elemento estruturante em cruz permite obter um contorno da espessura de um pixel. O contorno obtido por erosão situa-se exatamente na borda do conjunto de pixels processado, enquanto o obtido por dilatação se localiza um pixel fora desta borda. Este método de obtenção de bordas de imagens binárias efetua a extração de todas as bordas existentes na imagem, e não apenas do contorno externo que define a forma do fragmento.

A escolha de determinado método para detecção de bordas depende do resultado que se deseja alcançar. Canny por exemplo, é o método que produz mais detalhes de bordas, porém a desvantagem é que ele tem pouca chance de apresentar um contorno fechado do documento. Os métodos de Roberts, Sobel e Robinson, descritos por [GONZALES & WOODS, 2000], apresentam mais definição nas bordas, porém apresentam a desvantagem de identificar menos bordas.

Para representar uma região da imagem por seu contorno, existem características específicas que podem ser utilizadas, tais como: tamanho (soma do número de pixels da linha que compõe o contorno do fragmento), orientações das retas que ligam os pontos extremos da região, número de mudanças de direções do contorno e distâncias entre elas, concavidades, etc [SOLANA, 2005].

Finalmente, o método utilizado para extração dos contornos externos, nesta abordagem chamado de envelope, é realizado através da cadeia de códigos de Freeman [FREEMAN, 1974]. O código de cadeia de Freeman possui uma representação fiel do contorno de imagens utilizando apenas um caractere por ponto, caractere de direção, como identificação do próximo pixel do contorno [MIRANDA, 2009]. A representação do contorno pela cadeia de códigos de Freeman é um método que tem como saída a imagem das bordas da assinatura com espessura de 1 pixel, e sem a parte interna da assinatura, o que é muito interessante para características que guardam informações de

traçados longos. Este método pode ser útil em assinaturas que sejam do tipo rubricas, pois conseguem obter uma representação fiel da forma da assinatura.

2.3.1. Afinamento ou Esqueletização

O processo de afinamento ou esqueletização consiste em minimizar a quantidade de pontos da imagem sem afetar sua forma original. Processos de afinamento são úteis como pré-processamento na verificação de assinaturas e são direcionados para imagens monocromáticas ou binárias.

Neste trabalho um dos métodos de afinamento estudados foi o algoritmo de afinamento de Holt [HOLT, 1987], o qual é implementado a partir de uma dedução do algoritmo de Zhang-Suen [ZHANG SUEN, 1984].

O algoritmo de Zhang-Suen foi utilizado como base de comparação para métodos de afinamento durante muitos anos e é rápido e simples de implementar. Esse algoritmo é dividido em duas iterações em que um ponto é apagado se as seguintes condições forem todas verdadeiras:

Condições da iteração 1:

- número de conectividade é 1;
- existe no mínimo dois vizinhos pretos e não mais do que seis;
- no mínimo um dos pontos $I(i,j+1)$, $I(i,j-1)$ e $I(i-1,j)$ são brancos;
- no mínimo um dos pontos $I(i+1,j)$ e $I(i,j-1)$ são brancos.

Condições da iteração 2:

- o número de conectividade é 1;
- existe no mínimo dois vizinhos pretos e não mais do que seis;
- no mínimo um dos pontos $I(i-1,j)$, $I(i,j+1)$ e $I(i+1,j)$ são brancos;
- no mínimo um dos pontos $I(i,j+1)$, $I(i+1,j)$ e $I(i,j-1)$ são brancos.

Se no fim das duas iterações não existirem pontos a serem removidos, o algoritmo pára. Holt sugeriu um algoritmo que é mais rápido e que não envolve iterações. Primeiramente, as duas iterações são escritas como expressões lógicas usando a vizinhança 3 x 3 sobre um ponto corrente.

A primeira iteração pode ser escrita como:

$$v(C) \wedge (\sim edge(C) \vee (v(L) \wedge v(S) \wedge (v(N) \vee v(O)))) \quad (2.2)$$

A segunda iteração pode ser escrita como:

$$v(C) \wedge (\sim edge(C) \vee (v(O) \wedge v(N) \wedge (v(S) \vee v(L)))) \quad (2.3)$$

onde:

- se o resultado das expressões lógicas for falso, o ponto é apagado, caso contrário ele permanece.
- função $v()$: representa o valor do ponto. O resultado será verdadeiro se o ponto for um ponto do objeto (preto), e falso se o ponto for de fundo (branco).
- função $edge()$: O resultado será verdadeiro se o ponto estiver na borda do objeto, e falso, caso contrário.
- As letras N,S,L,O representam os vizinhos do ponto corrente (C). (ver figura 2.4).

NO	N	NE
O	C	L
SO	S	SE

Figura 2.4: Vizinhos do ponto corrente.

Um ponto de borda (função $edge()$) é um ponto que atende as seguintes condições:

- conectividade igual a 1:

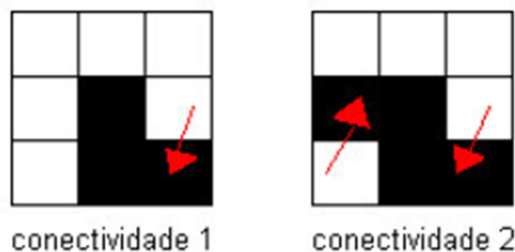


Figura 2.5: Conectividade.

Conectividade de um ponto representa o número de transições de ponto branco para ponto preto existentes no percurso efetuado no sentido horário a partir do ponto superior ao ponto corrente.

- possui de dois a seis vizinhos pretos:

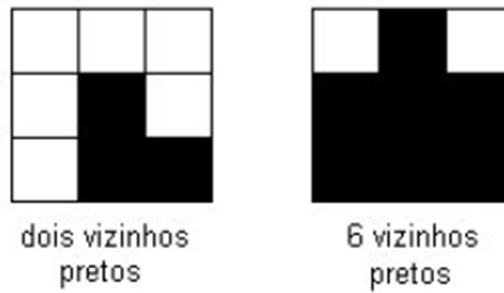


Figura 2.6: Conectividade de 2 e 6 pixels vizinhos.

Vizinhos pretos de um ponto são todos os pontos pretos presentes nas 8 direções possíveis a partir do ponto corrente.

Holt combinou as duas expressões lógicas acima e obteve a seguinte expressão:

$$v(C) \wedge (\sim edge(C) \vee (edge(L) \wedge v(N) \wedge v(S)) \vee (edge(S) \wedge v(O) \wedge v(L)) \vee (edge(L) \wedge edge(SE) \wedge edge(S))) \quad (2.4)$$

O resultado da expressão lógica acima pode ser ainda melhorado utilizando-se *staircase removal* (remoção de escada). O processo de *staircase removal* consiste da seguinte observação: metade dos pontos que apresentam uma forma semelhante a uma escada pode ser removida sem afetar o formato ou a conectividade do objeto. O ponto central das seguintes máscaras pode ser apagado se um dos valores X for 0 (branco):

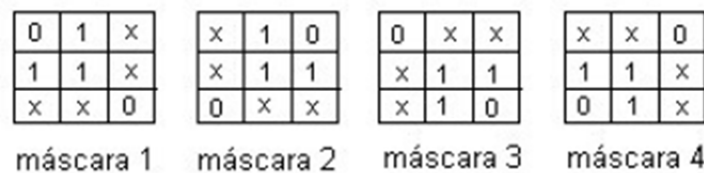


Figura 2.7: Máscaras de staircase.

Outro método de afinamento estudado foi o algoritmo de afinamento de Stentiford [STENTIFORD, 1983] que é descrito utilizando seis passos.

Quatro máscaras serão utilizadas para este processo, como mostra a figura 2.8. Onde o círculo branco representa um pixel branco, o círculo preto representa um círculo preto e o “X” representa que não importa a cor do pixel.

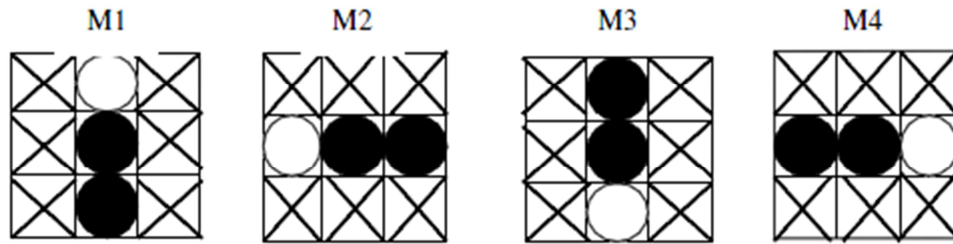


Figura 2.8: Máscaras utilizadas pelo algoritmo de Stentiford.

Estas máscaras devem percorrer a imagem na seguinte ordem:

- M1 – da esquerda para a direita e de cima para baixo;
- M2 – de baixo para cima e da esquerda para a direita;
- M3 – da direita para a esquerda e de baixo para cima;
- M4 – de cima para baixo e da direita para a esquerda;

Um pixel tem oito pixels vizinhos considerando-se uma máscara de 3 pixels por 3 pixels. O ponto final ou terminação é o pixel preto que possui somente um único pixel preto como seu vizinho. Estes pixels não podem ser apagados.

Alguns pixels não podem ser apagados, pois eles fazem a ligação entre duas partes de um objeto. Se eles forem apagados, o objeto se dividirá em outros objetos menores e isto não pode acontecer. O pixel analisado só poderá ser apagado se o seu número de conectividade (C_n) for igual a um. Para determinar o número de conectividade foram estudados dois métodos:

1. Através da seguinte fórmula:

$$C_n = \sum_{k \in S} N^k - (N^k * N^{k+1} * N^{k+2}) \quad (2.5)$$

$$S = \{1, 3, 5, 7\}$$

onde N representa o pixel analisado.

2. O número de conectividade C_n é igual ao número de mudanças de preto para branco percorrendo os vizinhos na seguinte ordem: $N1, N2, N3, N4, N5, N6, N7, N8, N1$.

Os passos do algoritmo de Stentiford são:

1. Percorrer a imagem até encontrar um pixel que se encaixe na máscara M1.
2. Se este pixel *não for um ponto final* e se o seu *número de conectividade = 1*, marcar este ponto para que seja apagado mais tarde.

3. Repetir os passos 1 e 2 para todos os pixels que se encaixem na máscara M1.
4. Repetir os passos 1, 2 e 3 para cada uma das máscaras M2, M3 e M4, nesta ordem.
5. Se algum ponto estiver marcado para ser apagado, ele deve ser apagado mudando-o para a cor branca.
6. Se algum ponto foi apagado no passo 5, repetir todos os passos a partir do passo 1. Senão, o processo termina.

O algoritmo descrito foi implementado e mostrou funcionar somente para algumas imagens. Para outras imagens, os objetos afinados apresentaram descontinuidade nos seus pixels, o que não pode acontecer.

A causa mais provável desta descontinuidade é alguma falha ou imperfeição no processo que verifica o número de conectividade de um pixel.

O algoritmo implementado não levou em consideração o fato das máscaras M1, M2, M3 e M4 terem que ser passadas em ordens diferentes pela imagem. Esta ordem não mostrou ser importante já que os pixels só serão realmente alterados em outra etapa (passo) do processo.

O último método de afinamento e retirada dos ruídos estudado foi o de [HUANG & YAN, 1997], o qual utiliza procedimentos morfológicos de abertura e fechamento para eliminação dos ruídos. Este método foi utilizado por [JUSTINO, 2001], [SANTOS, 2004] e [GONÇALVES, 2008] na verificação de assinaturas.

2.3.1. Binarização ou Limiarização

Neste trabalho proposto foram analisados dois métodos diferentes. O método global por entropia de Abutaleb [ABUTALEB, 1989], o qual já foi utilizado com sucesso por [JUSTINO, 2001], [SANTOS, 2004], [GONÇALVES, 2008] havia sido previamente aplicado sobre a base em níveis de cinza com intuito de tornar o traçado mais espesso, juntamente com processos morfológicos de abertura e de fechamento para a retirada de pequenos ruídos ainda existentes. A aplicabilidade deste método favoreceu as características estáticas e os segmentos mais relevantes. Já o método global de Otsu [OTSU, 1979], foi usado mais especificamente para as características pseudodinâmicas, pois forneceu uma representação mais fiel do traçado original.

2.4. Segmentação

A segmentação das assinaturas é de grande valia e interesse neste trabalho. Como é citado em [BRITTO et al., 2001] e reafirmado por [GONÇALVES, 2008] as abordagens contextuais e não contextuais são as principais abordagens de segmentação para assinaturas.

- **Contextual:** Nessa abordagem a idéia é identificar e utilizar as letras que constituem o nome do autor do modelo da assinatura. Essa técnica fica melhor adaptável em sistemas de reconhecimento de caracteres, já que esses possuem formas mais coerentes, diferentes de uma rubrica, por exemplo.

- **Não Contextual:** Essa abordagem faz uso de características relacionadas à forma dos traços das assinaturas e considera os aspectos geométricos e estatísticos desses traços.

A abordagem não contextual se mostra mais adequada para sistemas de verificação de assinaturas devido à grande quantidade de rubricas, estilo bastante utilizado. Esse método de segmentação permite a utilização de diferentes técnicas.

Sabourin e Genest em [SABOURIN & GENEST, 1994] apresentam um método de segmentação em células para a extração de características locais. Elas são representadas pelas projeções dos segmentos dos traços sobre os sensores localizados nas quatro faces da célula e nas diagonais, como mostra a figura 2.9.

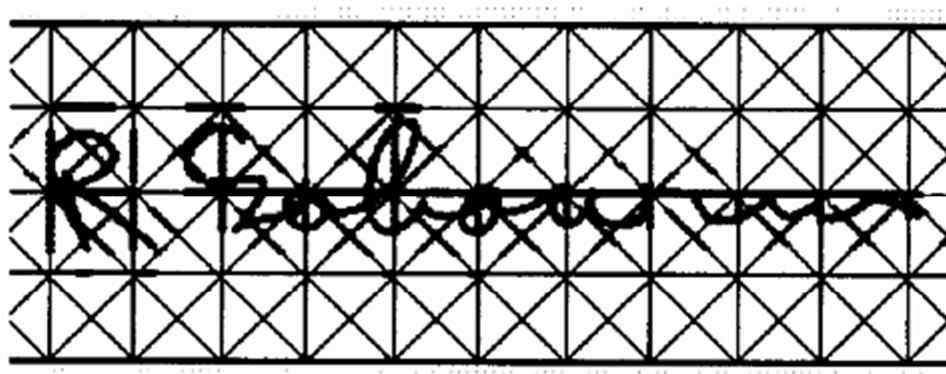


Figura 2.9: Modelo de célula utilizado por Sabourin e Genest. [JUSTINO, 2001]

Outra técnica bastante difundida em diferentes trabalhos como [JUSTINO, 2001], [OLIVEIRA et al., 2007], [SABOURIN and GENEST, 1995], [GONÇALVES,

2008], [SANTOS, 2004], é a utilização de grades (*grids*) sobrepostas à imagem da assinatura, como mostra a figura 2.10.

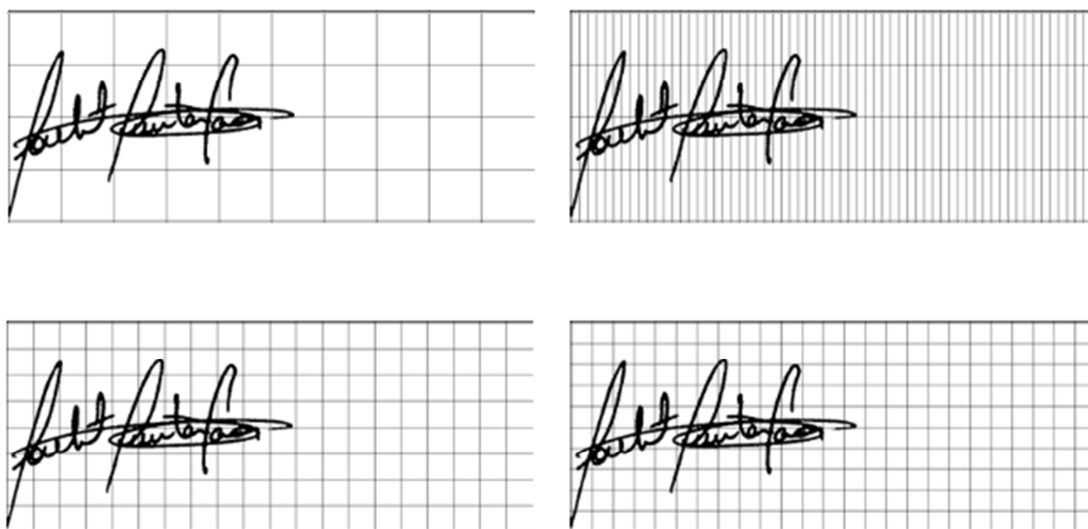


Figura 2.10: Segmentação através de grids com diferentes resoluções.

Nas técnicas que utilizam células ou grids para a segmentação é possível realizar a análise de um importante aspecto das assinaturas, a ocupação do espaço gráfico. Com a análise da ocupação do espaço gráfico é possível notar os deslocamentos mais significativos no sentido horizontal que no vertical. A razão desse fenômeno está ligada à diferença entre a altura e a largura da área destinada à assinatura no cheque. Como a altura é significativamente menor, o escritor é induzido a manter uma escala mais regular ao assinar. Na direção horizontal ocorre o fenômeno inverso, isto é, como existe um espaço maior para a assinatura, o escritor tende a variar a escala com mais frequência nessa direção, provocando assim desvios maiores (como já demonstrado por [JUSTINO, 2001]). Na figura 2.11 é possível observar a variação das assinaturas segundo alinhamentos à esquerda, à direita, acima e abaixo do grid.

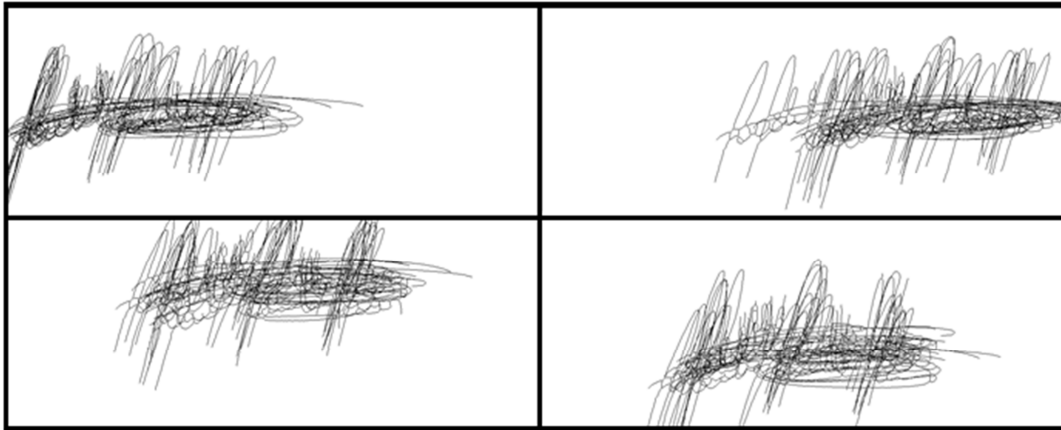


Figura 2.11: Ocupação do espaço gráfico segundo alinhamentos à esquerda, à direita, acima e abaixo.

2.5. Descritores de Curvatura

Para realização do processo de extração de características foi realizado um estudo sobre os descritores de curvatura. Aqui apresentamos os métodos de K-Curvatura e Curvas de Bezier.

2.5.1. K-Curvatura

O extrator k-curvatura representa o contorno de um objeto através da relação do ângulo formado entre dois vetores. Com a aplicação de um detector de bordas na imagem segmentada é possível adquirir um conjunto de pontos (Equação 2.6) que representam o contorno. Esse conjunto é adquirido percorrendo-se os pontos em um sentido (e.g. horário e anti-horário) a partir de um ponto inicial qualquer.

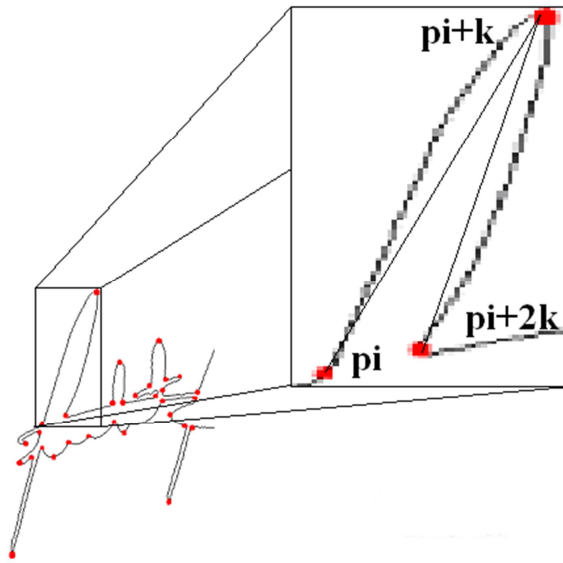


Figura 2.12: Passos realizados para a extração de atributos com k-curvatura.

$$P = \{p_0, p_1, \dots, p_n\} \text{ com } p_i = (x_i, y_i) \quad (2.6)$$

Para eliminação de ruídos do contorno, não são considerados todos os pontos extraídos do objeto, sendo escolhidos pontos após um espaçamento de k valores. O cálculo do ângulo é realizado entre três pontos p_i , p_{i+k} e p_{i+2k} como mostra a Figura 2.12. O vetor v é formado pelos pontos p_i e p_{i+k} , enquanto o vetor w é formado pelos pontos p_{i+k} e p_{i+2k} . A Equação 2.3 mostra o cálculo do ângulo entre dois vetores.

$$\theta = \cos^{-1} \frac{v * w}{|v||w|} \quad (2.7)$$

Onde $v * w$ é o produto escalar entre dois vetores (Equação 2.8) e $|v|$ é a norma de um vetor (Equação 2.9).

$$v * w = v_1 w_1 + v_2 w_2 + \dots + v_n w_n \quad (2.8)$$

$$|v| = \sqrt{v * v} \quad (2.9)$$

Após os cálculos de todos os ângulos do contorno é construído um histograma, onde cada posição i desse histograma corresponde à frequência de uma faixa de ângulos encontrado no contorno. Através dessa composição por histograma, o extrator k-curvatura é invariante à rotação e translação. Para que o k-curvatura seja invariante à escala é necessário que o valor de k seja atualizado de acordo com a escala aplicada.

2.5.2. Curvas de Bezier

É um método proposto por [BERTOLINI et al., 2008], em que informações sobre a característica curvatura são obtidas através dos segmentos mais importantes presentes na assinatura. Para reproduzir tais segmentos foram usadas as curvas de Bezier, as quais são definidas por quatro pontos: dois pontos de parada (origem e destino) e dois pontos de controle. Com o propósito de reduzir a complexidade do objetivo em questão, a imagem da assinatura é afinada, sendo delas extraídos contornos superiores e inferiores. Os pontos (N) são definidos de acordo com a extração dos pontos críticos (de maior curvatura). A Figura 2.13 representa uma assinatura e seus respectivos contornos.

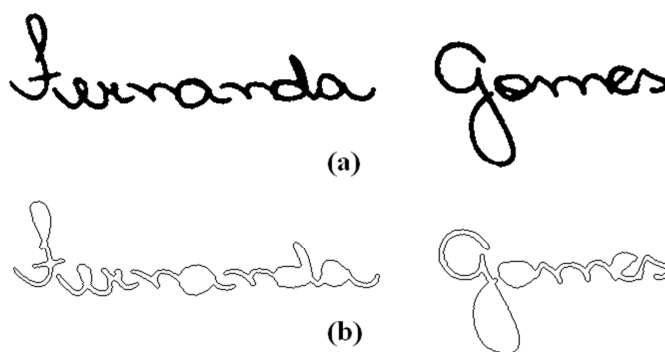


Figura 2.13: (a) Assinatura genuína, e (b) Contornos da Assinatura.

Para cada ponto N_i , $\{i = 1, 2, 3\}$ foi computada a tangente ($\tan N$) e os pontos de controle (P_l e P_h) através das Equações 2.10 e 2.11, respectivamente,

$$\tan N = \arctan \frac{Y_{N-1} - Y_{N+1}}{X_{N-1} - X_{N+1}} \quad (2.10)$$

$$\begin{cases} Pl_i(X) = N_i(X) + \cos(\tan N_i) \times \text{dist}(N_i, N_{i-1}) \\ Pl_i(Y) = N_i(Y) + \sin(\tan N_i) \times \text{dist}(N_i, N_{i-1}) \\ Ph_i(X) = N_i(X) + \cos(\tan N_i) \times \text{dist}(N_i, N_{i+1}) \\ Ph_i(Y) = N_i(Y) + \sin(\tan N_i) \times \text{dist}(N_i, N_{i+1}) \end{cases} \quad (2.11)$$

no qual $dist$ na Equação 2.7 representa a distância euclidiana. A Figura 2.14 apresenta um exemplo para as características computadas para N_i . A primeira é a tangente de N_i . Já o segundo e terceiro ($d1$ e $d2$) são as distâncias euclidianas de N_i para os dois pontos de controle, respectivamente. Na Figura 2.14 nota-se a maior distância e a maior curvatura existente entre dois pontos do traçado.

Assim, são extraídas três características para cada ponto (tangente de N_i , $d1$ e $d2$).

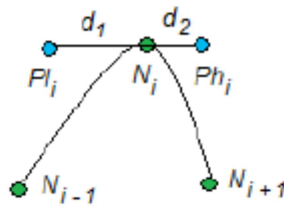


Figura 2.14: Exemplo de características extraídas do traçado.

2.6. Grafismo

O objetivo deste item é analisar a assinatura sob a ótica do grafismo e sua relação com os métodos de verificação de assinaturas *off-line*. Com a análise dos preceitos do grafismo pode-se concluir quais procedimentos utilizar para se extrair cada característica.

Na área do grafismo, que engloba a grafoscopia, tem-se que este é o estudo da origem do documento gráfico; a grafologia, por sua vez, é o estudo da escrita visando a determinação da psique do escritor; a paleografia, sendo o estudo histórico da escrita; a, por fim, a caligrafia, que é o estudo artístico da escrita. Das quatro abordagens anteriores, duas delas, a grafoscopia e a grafologia, são importantes para este trabalho, pois abordam o estudo das características pessoais de um escritor ligadas à sua escrita [JUSTINO, 2001], [SANTOS, 2004].

2.6.1. Grafoscopia

O principal objetivo da grafoscopia tradicional é o de esclarecer questões criminais, pois se tratando de um campo da criminalística, ela tem sido conceituada como a área cuja finalidade é a de verificação da autenticidade de um documento, como também a autoria de um documento, isto é, definir características gráficas na elaboração de um documento [JUSTINO, 2001]. Algumas destas características gráficas são:

- Genéricas: Calibre, Espaçamento, Proporção, Comportamento Pauta, Comportamento Base, Valores Angulares, Valores Curvilíneos e Inclinação Axial.
- Genéticos: Pressão, Progressão, Ataques, Remates, Desenvolvimentos, Mínimos gráficos.

O **calibre** é uma característica que pode ter influência do tamanho do espaço disponível para a escrita, podendo ainda pertencer a uma característica intrínseca do autor. No contexto de assinaturas esta característica pode ser mais bem observada em assinaturas cursivas do que em rubricas. Na figura 2.15 é possível identificar uma assinatura com calibre reduzido e outra com alto calibre.

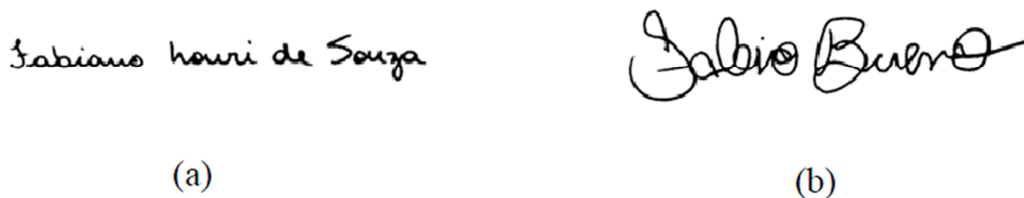


Figura 2.15: Assinatura de calibre reduzido (a) e de alto calibre (b).

O **espaçamento** ocorre na grande maioria dos casos em assinaturas cursivas, onde a escrita é formada por um nome composto. Uma característica habitual de um autor são as interrupções que ocorrem no curso da escrita, entre combinações de segmentos e letras, o que pode ser observado na figura 2.16.

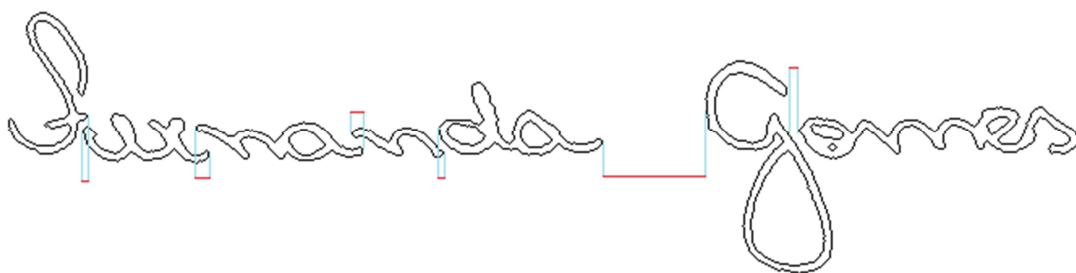


Figura 2.16: Interrupções no curso da escrita, o que identifica a característica de espaçamento.

No **alinhamento em relação à linha base** a capacidade do autor produzir linhas de textos alinhadas com uma linha guia horizontal fictícia (texto não pautado) ou real (texto pautado) pode ser observada. Na figura 2.17 é representada uma assinatura inclinada em relação à linha horizontal fictícia.



Figura 2.17: Assinatura inclinada em relação à horizontal.

A **inclinação axial** é o ângulo de inclinação da escrita, em relação ao eixo vertical de um sistema de eixos cartesianos, em que o eixo horizontal é representado por uma linha de base imaginária. Essa inclinação pode ocorrer à esquerda ou à direita, conforme Figura 2.18 (a) e (b). A inclinação axial da escrita pode ocorrer desde o princípio de uma palavra até o final da mesma. Não são raros os casos em que o escritor apresenta um misto dessa inclinação, isto é, inclinações à esquerda, à direita e alinhado ao eixo vertical (com inclinação axial nula). Se essa mudança de inclinação axial é habitual, ela pode ser considerada uma característica identificadora. Embora esteja longe de ser uma regra definitiva, uma escrita com inclinação axial à direita ou à esquerda pode indicar a existência de um escritor destro ou canhoto, respectivamente [SANTOS, 2004]. No entanto, é comum entre os escritores canhotos, o posicionamento

inclinado do documento, no momento da escrita. Esse procedimento tem como objetivo produzir uma inclinação axial nula, ou quase nula, esse hábito pode ser considerado uma característica ou estilo do escritor [JUSTINO, 2002].

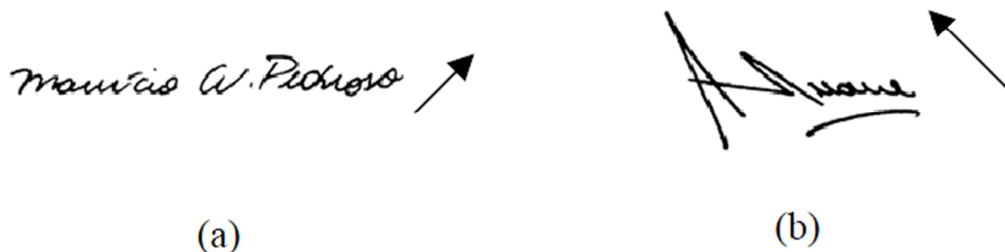


Figura 2.18: Inclinação à direita (a) e à esquerda (b).

As características de **valores angulares e valores curvilíneos** são associadas aos aspectos de mudanças de direção, onde destacam-se os segmentos ou letras com ângulos retos e a escrita sem segmentos retos com formas arredondadas, respectivamente. Na figura 2.19 (a) e (b) é possível observar a diferença.



Figura 2.19: Assinatura contendo segmentos com valores angulares (a) e com valores curvilíneos (b).

Os **mínimos gráficos** são formados pelos pontos finais, vírgulas, pingos nos 'i's, acentos (crase, circunflexo, til e agudo) e cedilhas. Uma pequena porção de escritura como um mínimo gráfico pode, em alguns casos, tornar-se uma característica identificadora relevante. Na figura 2.20 observa-se um exemplo dos mínimos gráficos.



Figura 2.20: Exemplos de mínimos gráficos [SANTOS, 2004].

Outra característica essencial para identificação do autor é a **velocidade**. Ela está relacionada com os elementos técnicos genéticos da progressão. Um movimento rápido do objeto de escrita é difícil de ser duplicado por um falsificador. Na figura 2.21 observa-se uma assinatura com escrita rápida (a) e uma com escrita lenta (b).



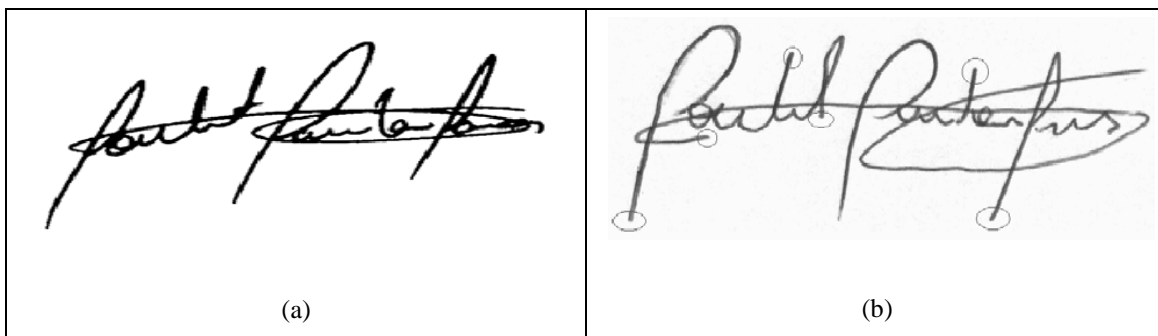
(a)



(b)

Figura 2.21: Assinaturas com escrita rápida (a) e lenta (b).

Existem alguns **indícios de falsificações** que mostram a falta de autenticidade dentro da grafoscopia, os quais estão relacionados a aspectos técnicos genéticos. Entre eles os inícios e paradas abruptas, a elevação do objeto da escrita, o tremor, a pressão, e as correções. Na figura 2.22 uma representação de cada um destes indícios.



(a)

(b)

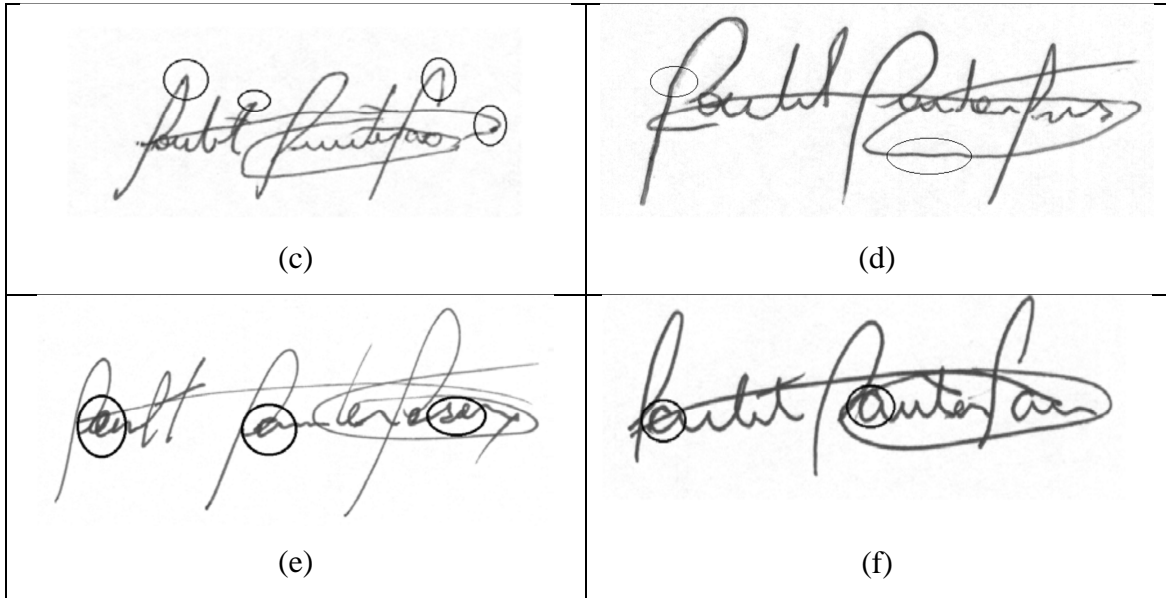


Figura 2.22: Representação dos indícios de falsificações. Os inícios e paradas abruptas (b), a elevação do objeto da escrita (c), o tremor (d), a pressão (e), e as correções (f).

Os **ataques e remates** são os pontos em que o autor inicia os fragmentos da assinatura (ataque), e finaliza os fragmentos da assinatura (remates), como mostra a figura 2.23.

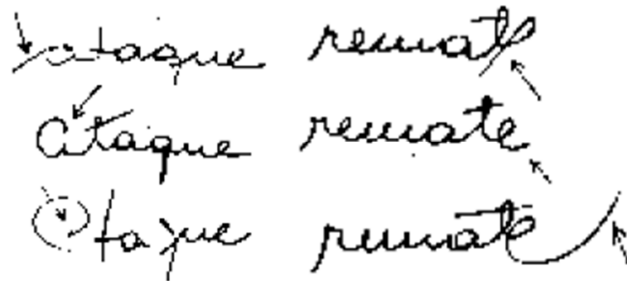


Figura 2.23: Ataques e Remates destacados.

2.6.2. Grafologia

A grafologia pode ser descrita como o estudo da escrita visando a determinação da psique do escritor. Nesse trabalho em específico são tratadas somente as que possam subsidiar os estudos em verificação de assinaturas. Para tanto, serão comentados somente os movimentos com abordagem científica, ou seja, o movimento clássico que

se baseia na mímica e no movimento moderno psicanalítico, que se orientam por símbolos [JUSTINO, 2001].

Os **aspectos gráficos** são fundamentais para a abordagem proposta e estão relacionados com a escrita vista como grafia psicomotriz, ou seja, medindo-se o nível de tensão, rapidez, profundidade, irradiação (altura-extensão), relevo, estética, coesão, regularidade, inclinação, direção das linhas, progressão e proporção. Quase todos esses aspectos do grafismo são mensuráveis, isto é, podem ser avaliados grafométricamente a partir de um modelo ou padrão [JUSTINO, 2001], [SANTOS, 2004].

Em relação à **ordem** de distribuição dos elementos gráficos, pode-se classificar a distribuição em: clara, boa separação entre letras e palavras, isto é, uma harmônica distribuição de letras e palavras, conforme Figura 2.24(a); confusa, o texto aparece como uma massa desuniforme e embaralhada, Figura 2.24(b); concentrada, na visão do conjunto prepondera o texto sobre os espaços em branco, Figura 2.24(c); espaçada, na visão do conjunto prepondera os espaços em branco, Figura 2.24(d) [SANTOS, 2004];

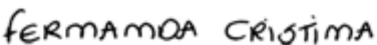


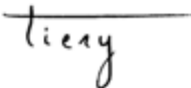
 <p>(a)</p>	 <p>(b)</p>
 <p>(c)</p>	 <p>(d)</p>

Figura 2.24: Exemplos de assinatura sob o ponto de vista da ordem. (a) clara, (b) confusa, (c) concentrada, (d) espaçada.

A **proporção** se relaciona com a simetria da escrita, normalmente notada em assinaturas cursivas podendo ser: proporcional, é a assinatura em que as letras e as partes constitutivas da mesma apresentam pequenas desigualdades rítmicas, conforme Figura 2.25 (a); desproporcional, é a assinatura onde as letras ou partes de letras apresentam desequilíbrio e translações mais ou menos exageradas conforme Figura 2.25 (b); mista, nota-se a existência simultânea da proporcionalidade e desproporcionalidade, afetando as letras maiúsculas, veja Figura 2.25 (c) [SANTOS, 2004].

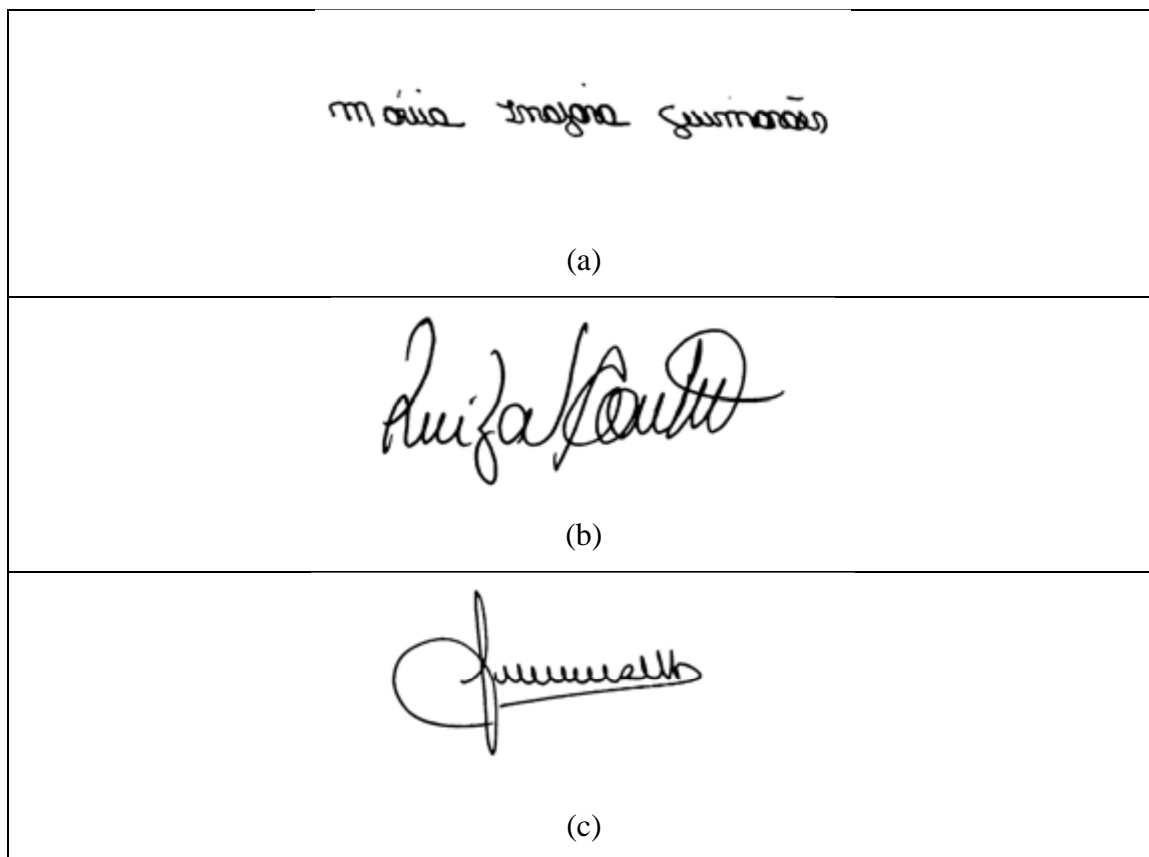


Figura 2.25: Exemplos de simetria das assinaturas. (a) Assinatura Proporcional; (b) Assinatura desproporcional; (c) Assinatura mista.

A **dimensão** traduz o grau de expansividade do escritor, cuja característica é mais visível nas assinaturas. A dimensão pode ser resumida em duas classes: a escrita alta, onde o corpo da escrita (zona média) ultrapassa as proporções em relação às hastes e as lançadas inferiores conforme Figura 2.26(a); a escrita baixa, onde o corpo da escrita em proporção às letras é mais larga do que alta conforme Figura 2.26(b) [SANTOS, 2004].

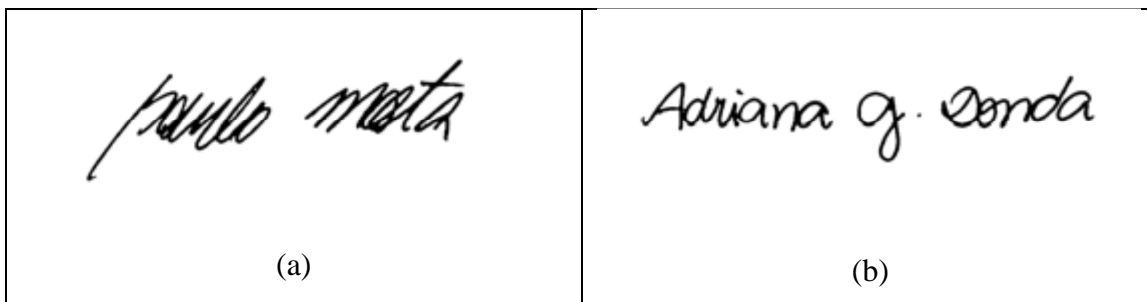


Figura 2.26: Exemplos de assinaturas com relação à dimensão. (a) Assinatura alta; (b) Assinatura baixa.

A força ou intensidade do traço, por sua característica dinâmica, está em estreita relação com a rapidez, com a continuidade e com a irradiação do impulso gráfico [SANTOS, 2004]. A **pressão** pode ser resumida em duas características: a escrita tensa, onde os movimentos gráficos são retos, firmes e seguros, conforme Figura 2.27 (a); a escrita frouxa, onde existe um déficit de tensão nos movimentos, os quais são mais ou menos sinuosos, ondulados ou torcidos em qualquer um de seus sentidos direcionais, conforme Figura 2.27 (b). Um outro parâmetro mensurável, em relação à pressão, é a força da impressão do traço. Pode ser dividido em dois: o peso real, que é a soma da espessura do traço, a força e profundidade; o peso aparente, onde só é considerada a espessura do traço.

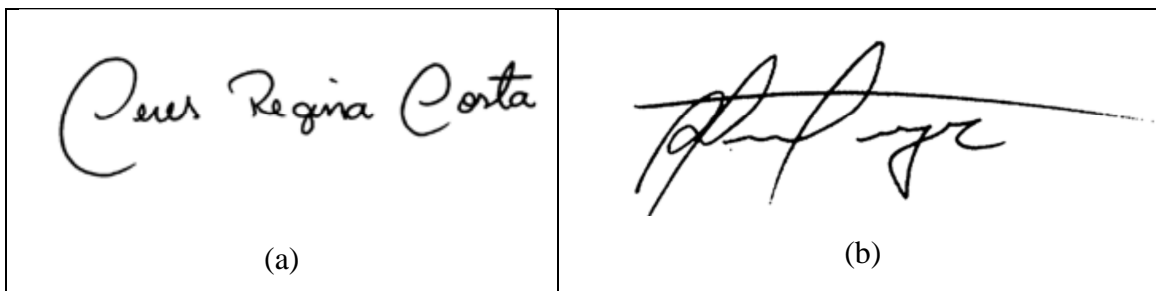


Figura 2.27: Assinaturas com pressão diferentes. (a) Assinatura tensa; (b) Assinatura frouxa.

Quanto à **forma**, existem três tipos identificáveis de escritas: a caligráfica, onde o modelo caligráfico escolar é predominante, conforme Figura 2.28 (a); a arredondada, onde os elementos curvos são preponderantes, Figura 2.28 (b); a reta vertical, quando predominam os segmentos retos verticais ou levemente inclinados - Figura 2.28 (c), a reta horizontal, quando predominam os segmentos em linha reta horizontal conforme Figura 2.28 (d).

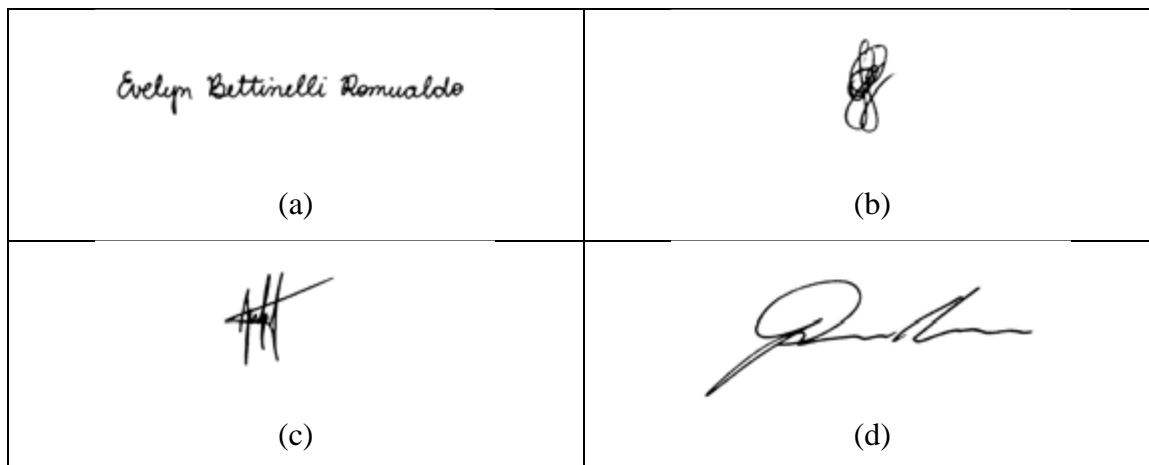


Figura 2.28: Assinaturas sob o ponto de vista da forma. (a) caligráfica; (b) arredondada; (c) reta vertical; (d) reta horizontal.

2.7. Conclusão

Neste capítulo foram vistas algumas técnicas que podem ser utilizadas na abordagem proposta por este trabalho. Com isso, conclui-se que os estudos apresentados sobre as técnicas de pré-processamento, segmentação e seleção de características, e o entendimento de como elas serão utilizadas na abordagem proposta, foram muito úteis para o desenvolvimento do trabalho. No próximo capítulo vamos ver o estado da arte em que a verificação de assinaturas se encontra, isto é, uma revisão bibliográfica realizada neste tema.

Capítulo 3

Estado da Arte em Verificação de Assinaturas

O objetivo deste capítulo é abordar os principais trabalhos relacionados ao tema desta proposta. Existem consideráveis trabalhos relacionados à verificação de assinaturas *off-line*, entre eles podemos citar [JUSTINO, 2001], [GONÇALVES, 2008], [SANTOS, 2004] e [BANSAL et. al., 2009].

Por ser uma área que atrai muitos pesquisadores, a verificação automática de assinaturas apresenta trabalhos com abordagens distintas no que se refere a características, classificador e métodos utilizados. A seguir veremos uma breve descrição sobre alguns trabalhos presentes na revisão bibliográfica realizada, tendo como principal foco a busca por novas características, segmentações e técnicas de pré-processamento.

O número de assinaturas genuínas do mesmo autor no processo de treinamento é um problema na maioria dos métodos estudados. A abordagem proposta por [XIAO & LEEDHAM, 1999] procurou minimizar este problema, utilizando uma rede neural MLP como classificador. No método proposto, primeiramente os peritos forenses localizam as diferenças entre a assinatura de entrada e a assinatura genuína armazenada, comparando as características locais, então analisam a estabilidade destas características julgando se as mesmas são essenciais ou acidentais. As características de distribuição dos pixels em quatro direções, foram também utilizadas dentro de um grid, obtendo bons resultados com poucos autores (em torno de 9 assinaturas genuínas), porém podemos avaliar que 9 autores voluntários são insuficientes para uma perfeita validação estatística.

Podemos observar que em [JUSTINO et al., 2002], cada tipo de falsificação requisita um método de reconhecimento diferente. Métodos baseados em abordagens off-line são usados para identificar falsificações aleatórias e simples. A razão é que estes métodos descrevem melhor as características relacionadas à forma da assinatura. A abordagem baseada na grafometria [JUSTINO et al., 2002] supre esta lacuna em relação à escolha do tipo de características, pois engloba características que possuem um tratamento local. As características utilizadas por Justino foram: a inclinação axial, descrevendo adequadamente o movimento da escrita, como também características representadas pela densidade de pixels e a sua distribuição. Em [JUSTINO et al., 2002] foram realizados procedimentos que tiveram como objetivo a redução da dimensionalidade dos vetores gerados, que foram então enviados ao classificador HMM para o processo de aprendizagem. Como o treinamento foi baseado em um modelo pessoal, [JUSTINO et al., 2002] determinaram limiares de aceitação e rejeição levando em conta cada autor em específico, desta forma melhoraram os resultados.

No trabalho realizado por [GONÇALVES, 2008] podemos destacar a utilização de diferentes características, são elas: a distribuição de pixels, as curvas de Bezier, a densidade dos pixels e a inclinação axial. Porém a idéia central mostrada pelo trabalho foi agrupar classificadores dinamicamente a fim de que suas decisões combinadas proporcionem melhores taxas. Para isso, foram utilizados esquemas de fusões e Algoritmos Genéticos. Portanto, em [GONÇALVES, 2008] foi criado um agrupamento de classificadores baseados em dissimilaridade para reduzir taxas de erro em problemas de verificação de assinaturas *off-line*. Como dito anteriormente, foram disponibilizados quatro conjuntos de características, e para a extração destas características foi utilizada a segmentação através do *grid*. Estas características foram usadas para treinar 64 classificadores SVM (referente a quatro características combinadas com 16 diferentes configurações de *grids*), sendo seus objetivos discriminar assinaturas genuínas de falsificações. Após análise dos experimentos realizados, como combinação das saídas dos classificadores, algoritmos genéticos e seleção de classificadores para compor o agrupamento, podemos observar que: a formação de um agrupamento através de classificadores foi muito útil, pois apresentou taxa de erro reduzida e para isto foi utilizado menos da metade dos classificadores para formar o agrupamento.

O principal propósito da abordagem utilizada por [SANTOS, 2004] foi reportar um método robusto de verificação de assinaturas baseado nos princípios da grafoscopia. Sendo assim, podemos destacar alguns pontos importantes deste trabalho. O primeiro foi o potencial apresentado pelo método geral de reduzir o número de amostras de assinaturas usadas no treinamento e validação. O segundo foi a habilidade do modelo em absorver novos autores sem gerar novos modelos pessoais. Em termos de taxa de erro, os resultados mostrados foram promissores, especialmente em termos de falsificações simples e aleatórias. Foi possível notar a capacidade da rede MLP e do SVM de classificar diferentes tipos de falsificações, sem prévio conhecimento, sobre as mesmas. Na metodologia utilizada por [SANTOS, 2004], foram utilizadas as seguintes características: Pontos de pressão, Início e fim abrupto, Segmentos com tremor, Densidade de pixels, Inclinação axial, Curvatura e o Centro de gravidade. Para o processo de segmentação empregou-se uma grade ou *grid* como ferramenta de segmentação em todas as características extraídas.

O *grid* tem sido utilizado extensivamente em métodos de verificação automática de assinaturas *off-line*, como por exemplo, em [SABOURIN & GENEST, 1994], [JUSTINO, 2001], [SANTOS, 2004] e [GONÇALVES, 2008]. Estes trabalhos também demonstraram como os métodos baseados em *grid* podem ser adaptados para características grafométricas.

Em [GILPEREZ, 2008] é apresentado um sistema de verificação de assinaturas *off-line* baseado em características de contorno. Ele trabalha em nível local da imagem, e codifica propriedades direcionais dos contornos da assinatura e do comprimento das regiões fechadas dentro das letras. A extração das características direcionais dos contornos da assinatura mostrou um resultado melhor que a extração das características baseadas no comprimento. As características direcionais extraídas do contorno foram: Direção do contorno (f1), Contorno da articulação (f2) e Direções de co-ocorrência (f3h, f3v). A distribuição das direções do contorno (f1) é extraída considerando a orientação de fragmentos de um contorno local. Um fragmento é determinado por dois pixels (pontos) do contorno: (X_K, Y_K) e (X_{K+e}, Y_{K+e}) . O ângulo que o fragmento faz com a horizontal é calculado por:

$$\theta = \arctan\left(\frac{y_{k+e} - y_k}{x_{k+e} - x_k}\right) \quad (3.1)$$

Como o algoritmo é executado sobre o contorno, um histograma de ângulos é construído. Este histograma é então normalizado para uma distribuição da probabilidade de f_1 , que dá a probabilidade de encontrar em uma imagem de assinatura um fragmento de contorno orientado com cada ângulo.

O histograma é medido no intervalo de 0° a 180° e é dividido em 12 seções, onde cada seção é medida por 15° . Para a captura da curvatura do contorno assim como sua orientação, é utilizado a característica de articulação (hinge) dada como f_2 .

A idéia principal é considerar dois fragmentos de contorno associados a um mesmo pixel e calcular a probabilidade conjunta das orientações de ϕ_1 e ϕ_2 . A função de densidade conjunta é obtida, e quantifica a chance de encontrar duas articulações de fragmentos de contorno com ângulos ϕ_1 e ϕ_2 , respectivamente. A mesma é calculada nos quatro quadrantes (360°) e existem $2n$ seções para cada lado do "contorno da articulação", mas apenas as combinações não redundantes são consideradas (ou seja, $\phi_2 \geq \phi_1$). Para $n = 12$, o resultado tem um vetor de características de dimensão 300.

Baseado na mesma idéia de combinar a orientação de fragmentos de contorno, a co-ocorrência direcional é calculada. Por esta característica, a combinação de ângulos de contorno que ocorrem nas extremidades da horizontal é usada, veja a Figura 3.1. A horizontal percorre as linhas da imagem gerando f_{3h} e a vertical ao longo das colunas gera o f_{3v} .

Eles também são funções de densidade conjunta, medidos nos dois primeiros quadrantes, e divididos em n^2 seções. Essas características geram uma medida de circularidade dos caracteres de escrita.

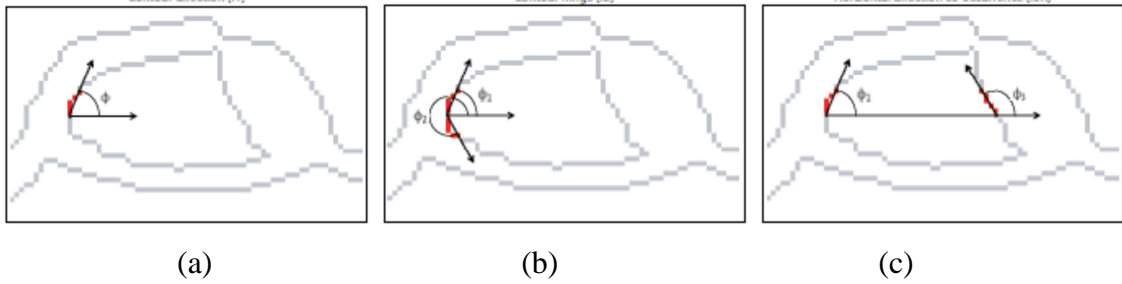


Figura 3.1: Descrição gráfica da extração de características. Onde (a) é a direção do contorno, (b) é a articulação do contorno e (c) é a co-ocorrência horizontal das direções.

[GILPEREZ, 2008]

No trabalho realizado por [CHEN & SRIHARI, 2005] é apresentada outra abordagem off-line para verificação de assinaturas através da extração do contorno externo da assinatura, que permite a aplicação de algoritmos de comparação. Os contornos superior e inferior da assinatura são primeiramente determinados por ignorar pequenos intervalos entre os componentes da assinatura. Os contornos são combinados em uma única sequência de modo a definir um caminho pseudo-escrito, como mostra a figura 3.2.

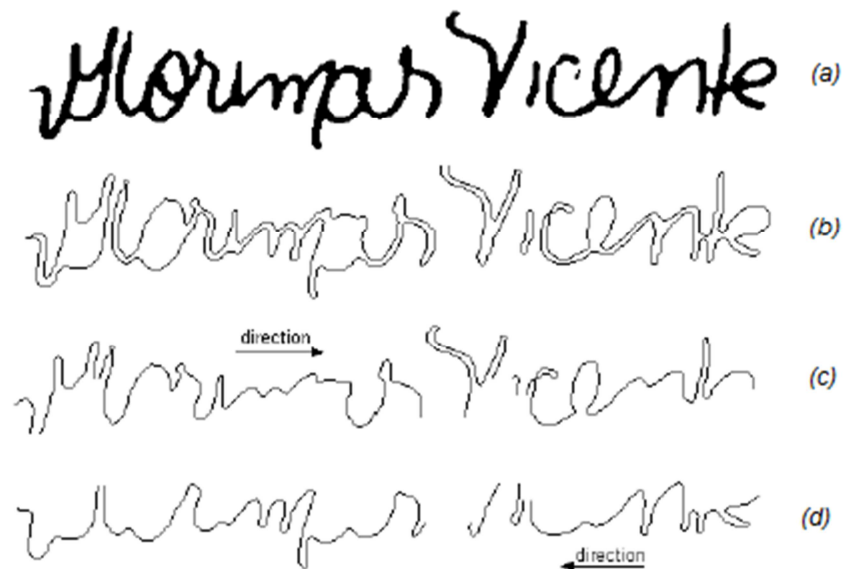


Figura 3.2: Segmentação da assinatura. (a) Assinatura genuína; (b) Contorno externo da assinatura; (c) e (d) Pseudo-caminhos obtidos sequencialmente, percorrendo as partes superior e inferior do contorno. [CHEN & SRIHARI, 2005]

Para combinar duas assinaturas em um método de normalização não linear, a deformação dinâmica, é aplicada para segmentá-los em curvas. Descritores de forma com base em momentos de Zernike são extraídos como as características de cada segmento. O contorno da assinatura é dividido em um número fixo, k , de pequenas curvas lineares, de modo que as características da forma possam ser calculadas separadamente para cada curva. Determinadas partes do contorno são segmentadas em pares de assinaturas para serem combinadas. A experimentação levou a uma escolha de $k = 20$. As características são extraídas de cada segmento usando momentos de Zernike. Elas são baseadas em um conjunto de polinômios complexos que formam um conjunto ortogonal sobre o interior do círculo unitário, ou seja, $x^2 + y^2 = 1$. Esses polinômios, $V_{nm}(x, y)$, tem a seguinte forma:

$$V_{nm}(x, y) = V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) \exp(jm\theta) \quad (3.2)$$

onde n são os inteiros positivos ou zero e m são inteiros sujeitos a $|m| < n$, $n - |m| \in$ par, ρ é a distância entre (x, y) e a origem, θ é o ângulo entre o vetor formado acima e o eixo x no sentido horário de direção. O momento de Zernike com ordem n e repetição m de uma imagem digital $f(x, y)$ é definido como:

$$A_{nm} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x, y) V_{nm}(\rho, \theta) \quad x^2 + y^2 \leq 1 \quad (3.3)$$

Concluiu-se que a magnitude do momento Zernike registra informações da forma e o ângulo complexo registra ângulos de rotação com relação à origem. Magnitude é uma rotação característica invariante que representa a forma da curva. Com as assinaturas o ângulo de rotação da curva segmentada é uma característica importante. Assim, tanto a magnitude quanto o ângulo são usados como características. O método de verificação de assinaturas com base na obtenção de um contorno exterior da imagem e funcionalidades baseadas em momentos de Zernike demonstra invariância forte entre as genuínas, o que valida o método de construção do pseudo-caminho e o descritor de forma de Zernike.

O trabalho de [BANSAL et. al., 2009] é focado principalmente na detecção de falsificações qualificadas. Ele enfatiza a extração das regiões críticas, que são mais propensas a erros e as combina segundo uma abordagem graph matching modular. A técnica é robusta e cuida das variações inevitáveis intra-pessoais. Os resultados mostram uma melhora significativa sobre outras abordagens para a detecção de falsificação qualificada. A abordagem proposta consiste na extração de pontos críticos na assinatura de entrada, localizando os pontos críticos correspondentes ao longo das amostras de assinaturas, extraindo as regiões críticas centralizadas ao redor dos pontos críticos nas respectivas assinaturas, comparando as regiões críticas usando o algoritmo de graph matching, treinando as amostras de assinaturas e finalmente, verificando a autenticidade da assinatura testada. A equação de qualquer imagem pode ser estimada utilizando a função *polyfit*:

$$[p, S] = \text{polyfit}(x, y, n) \quad (3.4)$$

$$[p, S, mu] = \text{polyfit}(x, y, n) \quad (3.5)$$

Onde, p : coeficientes de um polinômio $p(x)$ de grau n que ajusta os dados da imagem $p(x(i))$ para $y(i)$ no sentido dos mínimos quadrados. S : A estrutura que é usada para obter estimativas de erro, ou seja, desvio da curva predita a partir da curva real pixelada. Limitando o valor de erro $S.normr$ em um determinado intervalo, ou seja, $(0, \text{Limiar})$ dá a posição exata dos pontos críticos, como mostrado na figura 3.3. O valor do limiar é ajustado experimentalmente. A abordagem baseada em contorno é seguida para extrair os pontos críticos. Nesta abordagem, o contorno é atravessado e qualquer mudança brusca na curva é marcada como um ponto crítico. Os pontos críticos podem ser mais bem descritos como o conjunto de pontos que modela a estrutura básica da assinatura. Eles são um conjunto mínimo de pontos para representar a forma de uma assinatura, como mostra a figura 3.3.



Figura 3.3: (a) Assinatura original. (b) Pontos críticos extraídos.

O algoritmo repetidamente segmenta a imagem da assinatura em curvas pequenas usando a função *polyfit*, tendo o cuidado de que pelo menos 5 pontos são usados. Como a curva é aumentada para incluir novos pontos, o desvio da curva dado pelo erro abs (valor $S.normr$) indica se um pico é encontrado. Um ponto crítico é identificado quando um pico de corrente ultrapassa um determinado limiar experimentalmente ajustado, ou quando o número de pontos de pico obtidos após o último ponto crítico excede um número pré-determinado.

O trabalho de [BATISTA, GRANGER & SABOURIN, 2010], apresenta duas novas estratégias baseadas em KNORA, ou seja, OP-UNIÃO e OP-ELIMINAR, são propostas para melhorar o desempenho dos sistemas de verificação *off-line* de assinaturas. Estas estratégias empregam as saídas dos classificadores, em vez do espaço de características de entrada, para encontrar o mais preciso para uma dada amostra de entrada.

Para comparar estratégias de seleção de amostras, um sistema híbrido de verificação de assinaturas é considerado. Neste sistema, HMMs são usados como extratores de característica seguidos por SVMs como classificadores multiclasse. Experiências realizadas utilizando os dados de assinatura do mundo real indicam que a OP-UNION / ELIMINATE pode alcançar um maior nível de precisão em sistemas de verificação de assinaturas *off-line* do que outra referência com estratégias DS e SS. Isto é verdadeiro em problemas em que um nível significativo de incerteza surge devido a uma quantidade considerável de variabilidade intra-class.

Segundo [IMPEDOVO & PIRLO, 2008], as características utilizadas na verificação de assinaturas *off-line* se dividem em dois tipos, as funções e os parâmetros. Quando características função são usadas, a assinatura é usualmente caracterizada em termos de tempo de função em que os valores constituem o conjunto de características. Quando características de parâmetros são usadas, a assinatura é caracterizada como um vetor de elementos, cada um representando o valor da característica.

Como descrito por [IMPEDOVO & PIRLO, 2008] as características de parâmetro são as mais comuns em sistemas de verificação *off-line*. As características mais utilizadas são as baseadas na inclinação, presentes em trabalhos como [AMMAR, YOSHIDA & FUKUMURA, 1990], [BALTZAKIS & PAPAMARKOS, 2001],

[IMPEDOVO et. al., 1997], [QUEK & ZHOU, 2002], [SHRIDHAR et. al., 2006], baseadas na orientação da assinatura, presentes no trabalho de [SABOURIN, PLAMONDON & BEAUMIER, 1994], baseadas no contorno, presentes nos trabalhos de [BAJAJ & CHAUDHURY, 1997], [CARDOT et. al., 1994], [NOUBOUD, 1994], [NOUBOUD & PLAMONDON, 1994], [RAMESH & MURTY, 1999], baseadas na direção, as quais são utilizadas pelos trabalhos de [DROUHARD, SABOURIN & GODBOUT, 1994], [SABOURIN & DROUHARD, 1992], [SHRIDHAR et. al., 2006], [XIAO & LEEDHAM, 1999], assim como as características baseadas na curvatura, presentes em trabalhos como [KALERA, SRIHARI & XU, 2004].

O trabalho de [IMPEDOVO & PIRLO, 2008] também cita o grid como método de segmentação, o qual está presente em trabalhos como [BALZAKIS & PAPAMARKOS, 2001], [YACOUBI et. al., 2000], [HUANG & YAN, 1997], [MADASU et. al., 2003], [NOUBOUD & PLAMONDON, 1994], [SHRIDHAR et. al., 2006] e [XIAO & LEEDHAM, 1999].

3.1. Conclusões

Baseando-se em alguns trabalhos estudados, mas sem descartar outros, percebe-se que alguns métodos descritos podem ser utilizados na abordagem proposta. A visão crítica proposta busca contribuir cientificamente para uma abordagem mais consistente e que possua conotação prática, com novas características utilizando métodos de segmentação diferentes. Entretanto, uma comparação mais refinada em termos de resultados estatísticos em cada abordagem torna-se difícil, justamente pela diversidade de bases de dados e protocolos experimentais diferenciados, também por não existir nenhuma base de dados internacional compartilhada, implicando um grande problema para a comparação de desempenho entre métodos. No próximo capítulo vamos ver a abordagem proposta mais detalhada.

Referência	Segmentação	Características	Classificador
[JUSTINO et al., 2002]	Grid	Características estáticas representadas por densidade de pixels e distribuição de pixels Característica pseudodinâmica representado pela inclinação axial	Quantização Vetorial e HMM
[GONÇALVES, 2008]	Grid	Distribuição de pixels, as curvas de Bezier, a densidade dos pixels e a inclinação axial	Esquemas de fusões e Algoritmos Genéticos
[SANTOS, 2004]	Grid	Pontos de pressão, Início e fim abrupto, Segmentos com tremor, Densidade de pixels, Inclinação axial, Curvatura e o Centro de gravidade.	Rede MLP e SVM
[BANSAL et. al., 2009]	Regiões críticas	Pontos críticos, polyfit	Graph matching
[XIAO & LEEDHAM, 1999]	Grid	Distribuição dos pixels em quatro direções	Rede MLP
[CHEN & SRIHARI, 2005]	Segmentação em curvas	Descritores de forma com base em momentos de Zernike	Método de normalização não linear, deformação dinâmica
[GILPEREZ, 2008]		Propriedades direcionais dos contornos da assinatura e do comprimento das regiões fechadas dentro das letras	
[BATISTA, GRANGER & SABOURIN, 2010]	-	OP-UNION, OP-ELIMINATE, KNORA-UNION, KNORA-ELIMINATE como estratégias de seleção.	HMM's e SVM
[IMPEDOVO & PIRLO, 2008]	Grid, Momentos	Características de Funções e características de parâmetros.	Redes Neurais, HMM, SVM, Logica Fuzzy, DTW

Tabela 3.1: Abordagens estudadas.

Capítulo 4

Metodologia Proposta

Neste capítulo serão apresentados os métodos aplicados na abordagem proposta, apresentando um estudo detalhado sobre as técnicas forenses fundamentais na verificação de assinaturas, porém com mais foco nos processos de pré-tratamento das imagens, segmentação e extração das características, assim como a combinação dessas três fases. Na figura 4.1 é mostrado um diagrama que aborda as etapas com as abordagens utilizadas. Na tabela 4.1 cada característica é associada a um ou mais métodos de segmentação, e também é associada a um ou mais métodos de pré-processamento.

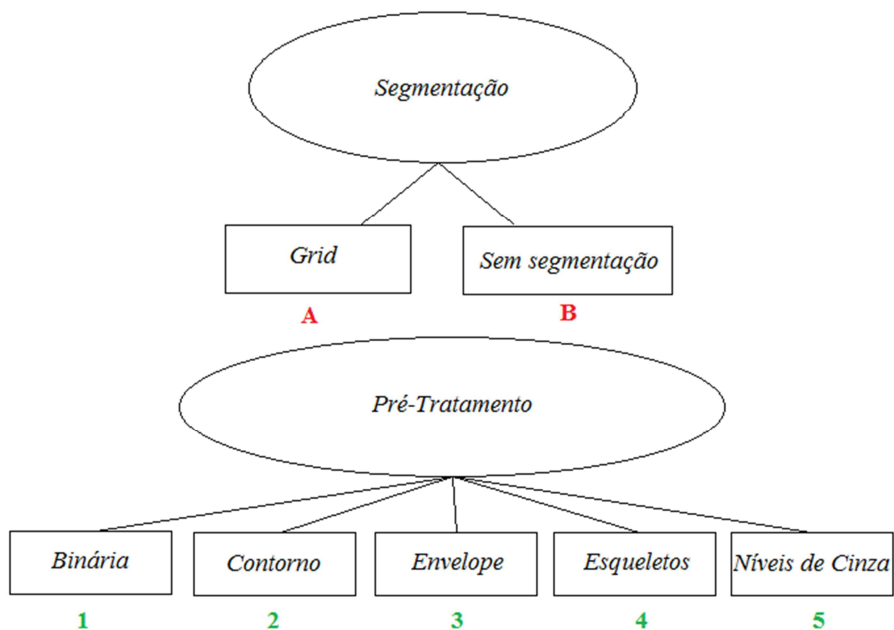


Figura 4.1: Diagrama com os métodos de segmentação e pré-tratamento.

Características	Pré-Tratamento	Segmentação
Contagem de Pixels	1	A
Inclinação Global	2, 3, 4	A, B
Inclinação Axial	2, 3, 4	A
Pontos de Pressão	5	A
Rugosidade	2, 3, 4	A
Espessura	1, 2	A
Pontos de Ataque e Remate	1, 2, 3	B
<i>Splines</i>	2, 3, 4	A, B
Aproximação Poligonal	3	A, B
Gerais	3	B

Tabela 4.1: Combinação da segmentação e pré-tratamento para cada característica.

4.1. Considerações sobre o grafismo

Foram apresentadas nos capítulos anteriores, as várias formas de abordagens usadas no estudo do grafismo e as peculiaridades de cada uma delas, em particular as duas de maior importância para o estudo da assinatura manuscrita, a grafoscopia e a grafologia. Este estudo foi muito útil na escolha das características já utilizadas pela literatura, assim como na criação das novas.

No caso da grafologia, a contribuição encontra-se no conjunto de características que determinam os aspectos psíquicos do autor, usados nesse caso, como atributos que diferenciam um autor do outro. O comportamento psicológico reflete-se nas características de sua escrita, e nesse caso essas características podem ser utilizadas como elementos discriminantes entre vários autores [SANTOS, 2004].

Já no caso da grafoscopia, por tratar da autenticidade de documentos questionados, no qual se enquadram as assinaturas manuscritas, apresentam subsídios valiosos com relação a extração de características, como em todo o processo de decisão.

Projetar bons extratores de características para sistemas verificadores de assinaturas é um dos principais objetivos da metodologia proposta, e dada a complexidade do problema ainda é um grande obstáculo, sendo que a escolha de características significativas constitui-se em uma etapa essencial na elaboração de um método de verificação, e a representação computacional destas características reflete diretamente nos resultados obtidos, onde a robustez do método cresce proporcional à qualidade das mesmas. A tabela 4.2 apresenta uma relação entre a grafologia e

grafoscopia, com isso pode-se determinar um conjunto de características a serem adotadas pelo método de verificação automática.

Grafoscopia (genéticos / genéricos)	Grafologia (mímica / simbólica)	Característica utilizada
Calibre	Altura, Largura, Dimensão	Contagem de Pixels, Gerais, Ataque e Remate
Proporcionalidade	Regularidade, Proporção	
Espaçamento	-	
Comportamento Base	-	
Pressão	Pressão	Pontos de Pressão
Ataque / Remate	-	Pontos de Ataque e Remate, Espessura
Progressão	Pressão	Rugosidade
Inclinação Axial	Inclinação	Inclinação axial, Inclinação Global
Valores angulares e curvilíneos	-	Aproximação poligonal, <i>Splines</i>
-	Ocupação do Espaço Gráfico	-
Mínimos Gráficos	-	-
Comportamento Pauta	-	-

Tabela 4.2: Características implementadas e características da grafologia e grafoscopia.

4.2. Etapas no processo de Verificação de Assinaturas

Na maioria das abordagens relacionadas a problemas de classificação em manuscritos, em específico na verificação de assinaturas, algumas etapas são essenciais e devem fazer parte do processo como um todo: a **Aquisição dos dados**, em que a imagem da assinatura é produzida através de um scanner, e a assinatura aparece como uma imagem; o **Pré-processamento**, etapa na qual ocorre a preparação para extração de características através de alinhamento da imagem, limiarização, esqueletização, extração de contorno e extração do envelope (contorno externo); a **Segmentação**, etapa na qual ocorre a divisão da imagem em células através de um *grid*, para tratamento do traçado a nível local, ou mesmo sem a utilização de uma segmentação, processo em que a análise do traçado é realizada a nível global; a **Extração de características**, que é a etapa em que são selecionadas as propriedades mais relevantes que representam a assinatura; a computação das **Distâncias entre características**, diferença calculada entre os vetores de características extraídas, usadas na entrada da produção do modelo e

no processo de decisão; a **Produção de um modelo**, que é onde um conjunto de referência de assinaturas é gerado para se realizar o processo comparativo; o **Processo de decisão**, onde é avaliada a saída do modelo produzido, verificando se a assinatura pertence a mesma classe ou classes diferentes.

A seguir cada uma das etapas é detalhada, demonstrando os aspectos genéricos e as particularidades encontradas em termos do método verificação de assinaturas proposto.

4.2.1. Aquisição

Pelo fato da maioria das imagens já terem sido coletadas, adquiridas e tratadas e estarem armazenadas no PPGIA (Programa de Pós-Graduação de Informática Aplicada da PUC-PR) o processo de aquisição resumiu-se na utilização das imagens coletadas por [JUSTINO, 2001] e [SANTOS, 2004] as quais foram adquiridas conforme os moldes do trabalho de Justino [JUSTINO, 2001], o qual é descrito abaixo.

Portanto a base de dados é composta de 5.200 imagens de assinaturas. Dentro dessas assinaturas, existem 4.000 assinaturas genuínas oriundas de 100 autores diferentes (40 amostras de assinaturas por autor) e 1.200 falsificações, geradas a partir dos 60 primeiros autores. Foram produzidas 10 falsificações simples e 10 falsificações exercitadas.

As assinaturas foram coletadas utilizando uma folha de papel A4 em branco. Como elemento guia, foi usado um gabarito no formato de quatro cheques bancários. Portanto, as mesmas estão totalmente isentas de qualquer elemento de fundo. As folhas A4 foram digitalizadas com uma resolução de 300 dpi e 256 níveis de cinza. Em seguida as imagens foram recortadas e gravadas em um arquivo no formato BMP, num retângulo de tamanho 3x10 cm ou 400x1.000 pixels, correspondendo à área destinada à assinatura no cheque.

4.2.2. Pré-Tratamento

Nesta etapa é realizada a preparação das imagens para extração de características através do alinhamento da imagem, limiarização, esqueletização, extração de contorno, extração do envelope da assinatura.

Para cada tipo de imagem gerada pelo pré-tratamento (binárias, esqueletos, contornos, envelopes e em níveis de cinza) foram extraídas várias características. Sendo assim possível analisar qual característica representa maiores informações em cada tipo de imagem.

Imagem em tons de cinza. Na figura 4.2, é mostrada a imagem em tons de cinza, a qual foi utilizada pelos métodos de pré-tratamento descritos abaixo. Estas imagens foram digitalizadas com uma resolução de 300 dpi e 256 níveis de cinza.

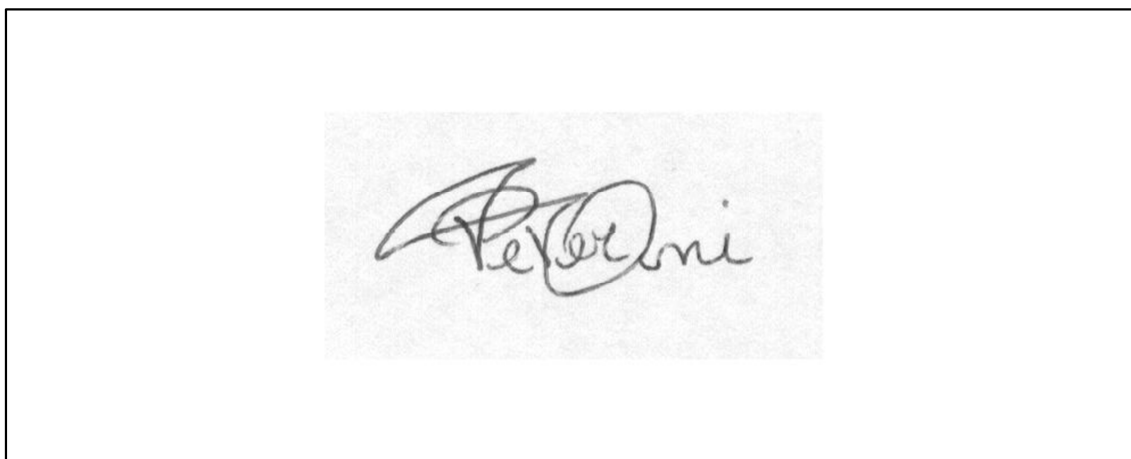


Figura 4.2: Imagem em níveis de cinza da assinatura.

Limiarização das imagens em níveis de cinza. Neste procedimento foi utilizado o método global por entropia de Abutaleb [ABUTALEB, 1989], o qual foi previamente aplicado sobre a base em níveis de cinza com intuito de tornar o traçado mais espesso, juntamente com processos morfológicos de abertura e de fechamento para a retirada de pequenos ruídos ainda existentes. Este mesmo método já foi aplicado por [SANTOS, 2004] e [JUSTINO, 2001] apresentando bons resultados. Na figura 4.3 é apresentado um exemplo de uma assinatura limiarizada.



Figura 4.3: Imagem binária ou limiarizada da assinatura.

Operações morfológicas de abertura, fechamento, erosão e dilatação. O operador de abertura com um dado elemento estruturante removeu todos os pontos, os quais foram pequenos demais para conter o elemento estruturante. O operador de fechamento, ao contrario, preencheu os buracos e concavidades menores. Tanto fechamento quanto abertura suavizaram as imagens binárias [KHOLMATOV, 2003] e [JUSTINO, 2001]. Para extração do contorno das assinaturas foi utilizada a operação morfológica de erosão (a qual reduziu o traçado da assinatura em um pixel) seguida de uma subtração da imagem original, resultando assim na imagem do contorno com espessura de um pixel. Na figura 4.4 é apresentado o contorno da assinatura obtido pelos métodos morfológicos.



Figura 4.4: Imagem de contorno extraído através dos métodos morfológicos.

Alinhamento das imagens. Nos processos de alinhamento à esquerda, direita, acima e abaixo deslocou-se a imagem da assinatura para os cantos esquerdo, direito, acima e abaixo da área retangular após o deslocamento do seu centro de gravidade. Esta estratégia foi aplicada devido ao nível de coincidência dos *pixels* de imagens sobrepostas, o que garantiu um maior aproveitamento na extração das características [SANTOS, 2004]. Conforme exemplo da Figura 4.5 de um autor específico o mesmo processo aplicou-se em cada autor usado no conjunto de validação do sistema, os mesmos cederam 10 assinaturas cada um, onde as mesmas foram sobrepostas computando-se o número de *pixels* que ocuparam o mesmo espaço gráfico nas 10 imagens. Observou-se um nível percentual de coincidência maior para o alinhamento a esquerda, comparando o mesmo processo com as imagens alinhadas à direita, abaixo, acima ou somente centralizadas.



Figura 4.5: Alinhamento das imagens à esquerda, à direita, acima e abaixo.

Extração do Envelope da assinatura. Na abordagem proposta chamamos “envelope” o contorno externo fechado da assinatura, com espessura de 1 pixel. Neste procedimento foi utilizado o código de cadeia de Freeman para extração do contorno já implementado por [SOLANA, 2005] e [MIRANDA, 2009]. O código de cadeia de Freeman [FREEMAN, 1974] é a técnica de representação mais fiel possível da forma da região [SOLANA, 2005]. Neste trabalho utilizar-se-á a cadeia de Freeman para realizar a análise da borda das assinaturas de cada imagem constante na base de dados da PUCPR. Será utilizado o código de cadeia de 8 direções, representando todas as direções em que um pixel vizinho possa ser encontrado, como mostra a figura 4.6. A

representação da cadeia de código de Freeman neste trabalho será sempre realizada a partir do primeiro pixel encontrado na imagem realizando a busca de cima para baixo e da esquerda para a direita. O código de Freeman foi aplicado em cada bloco da assinatura em tons de cinza, com fundo escurecido através da inversão de cores da imagem e o resultado é mostrado na figura 4.7.

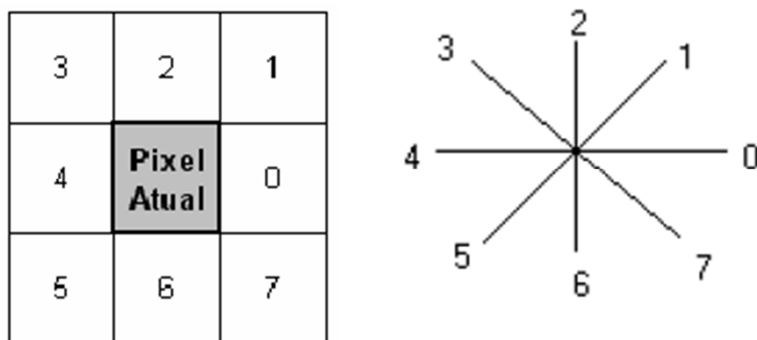


Figura 4.6: Código da cadeia de Freeman com 8 direções.



Figura 4.7: Envelope ou contorno fechado da assinatura.

Esqueletização ou Afinamento da assinatura. Extração do núcleo da imagem da assinatura através do processo de afinamento [HUANG & YAN, 1997] e retirada dos ruídos ainda existentes. Técnica utilizada por [JUSTINO, 2001] e [SANTOS, 2004] sobre as imagens limiarizadas. Na figura 4.8 observa-se o resultado do afinamento de [HUANG & YAN, 1997].

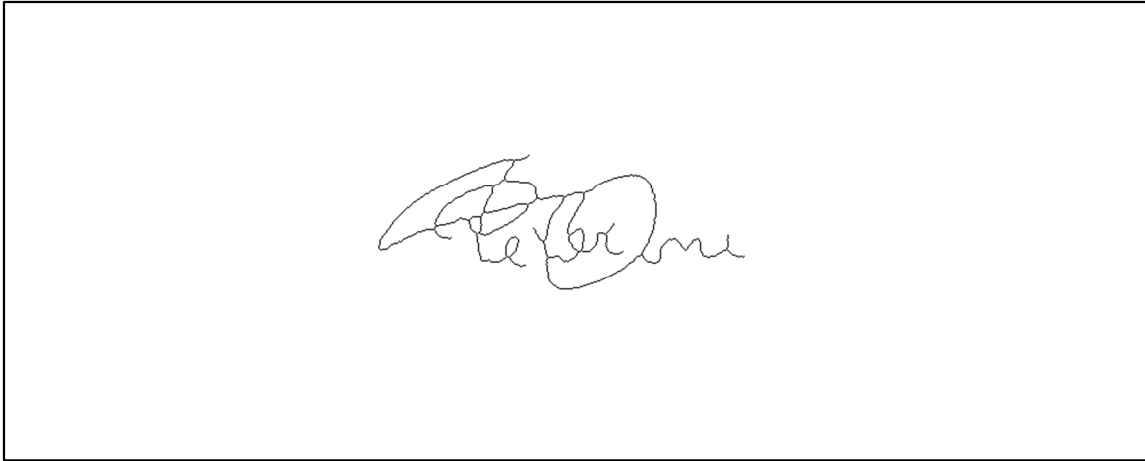


Figura 4.8: Imagem esqueletizada da assinatura.

4.2.3. Segmentação

A etapa de segmentação é de grande valia e interesse para este trabalho, pois diferentemente de trabalhos já realizados como [JUSTINO, 2001] e [OLIVEIRA et al., 2007], a abordagem propõe a realização de uma análise global da assinatura (sem a utilização de *grids*), junta e comparativamente com a utilização de *grids* (técnica muito utilizada nos trabalhos estudados). Esta abordagem é chamada neste trabalho de abordagem mista de segmentação.

Portanto, os dois métodos de segmentação que serão apresentados neste item são o método de **segmentação por Grid**, e o método **sem segmentação**. Serão apresentadas também as características do grafismo incorporadas por cada método de segmentação.

4.2.3.1. Segmentação por Grid

A utilização dos *grids* possibilita a observação das características pessoais de cada escritor de forma local, propiciando num primeiro momento, a discriminação de assinaturas de diferentes autores. A principal vantagem da utilização do grid como método de segmentação é a possibilidade da análise da ocupação do espaço gráfico, a qual permite incorporar um subconjunto relevante de características do grafismo. A seguir são exemplificadas as características do grafismo incorporadas pelo método de segmentação por *grid*.

Uma das características incorporadas pelo *grid* é o **calibre**, onde através das células em branco é possível distinguir assinaturas cuja forma geral (altura e largura) sejam discrepantes [JUSTINO, 2001]. Veja na figura 4.9 assinaturas diferentes segundo a característica de calibre.

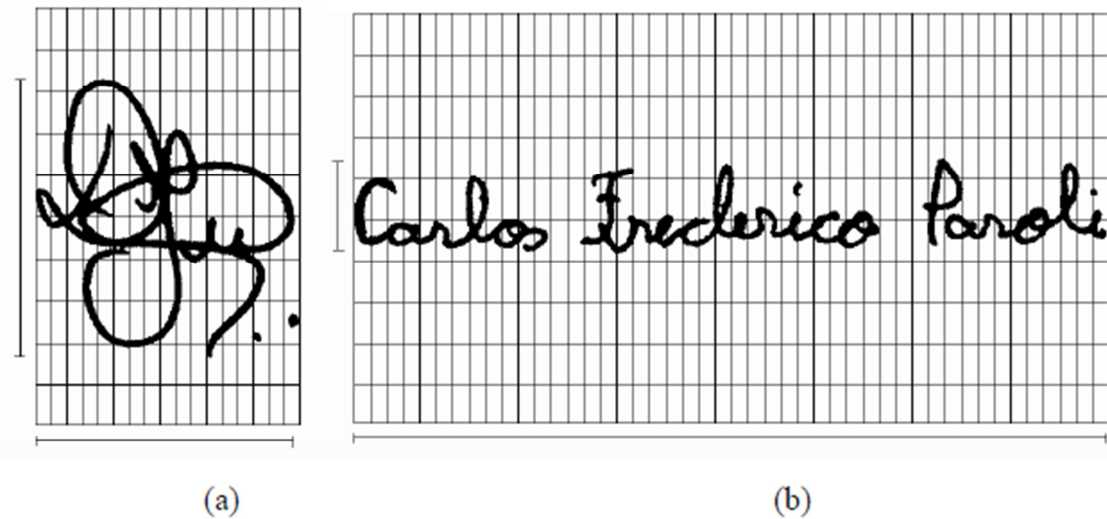
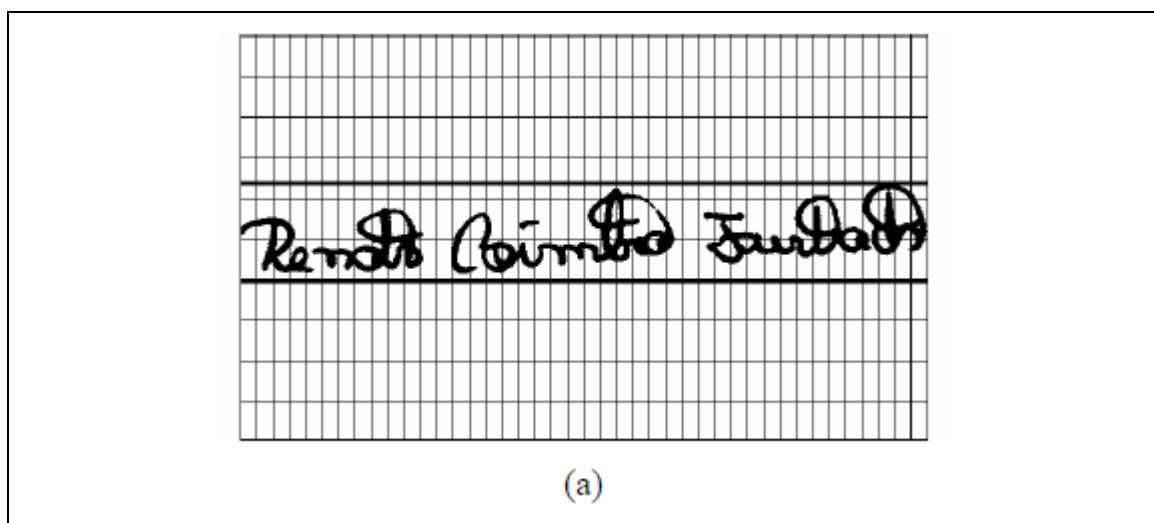


Figura 4.9: Assinaturas diferentes segundo o calibre. (a) Assinatura alta; (b) Assinatura baixa [JUSTINO, 2001].

Outra característica do grafismo que pode ser incorporada pelo *grid* é a proporção, onde a distribuição geométrica das células em branco (regular ou irregular), oferece um mapeamento satisfatório da forma, conforme mostrado na figura 4.10.



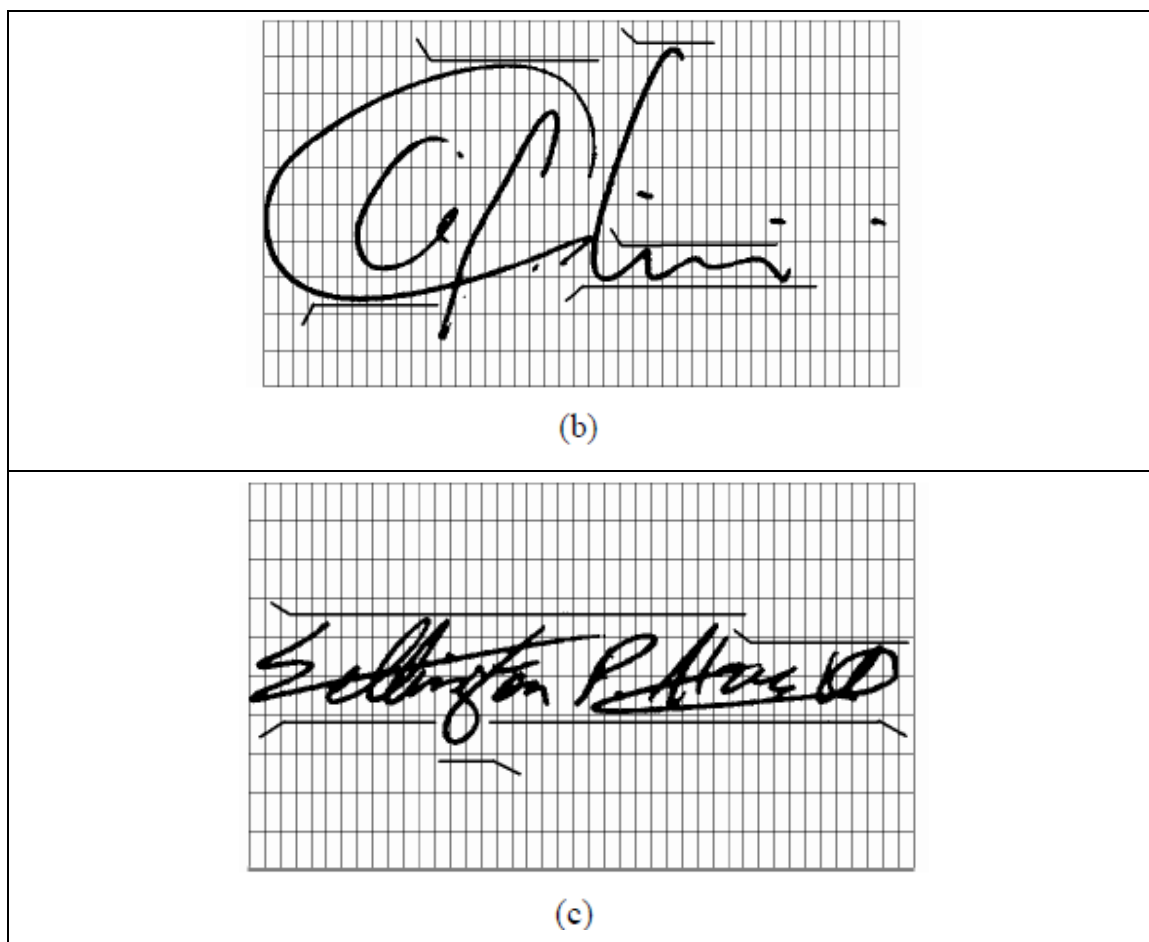


Figura 4.10: Exemplo de incorporação da proporção. (a) Assinatura proporcional. (b) Assinatura desproporcional. (c) Assinatura mista [JUSTINO, 2001].

O **espaçamento** também é uma característica incorporada pelo *grid*, pois as células em branco, existentes entre cada bloco da assinatura, permitem uma avaliação aproximada das dimensões dos espaços entre blocos, como mostra a figura 4.11 [JUSTINO, 2001].

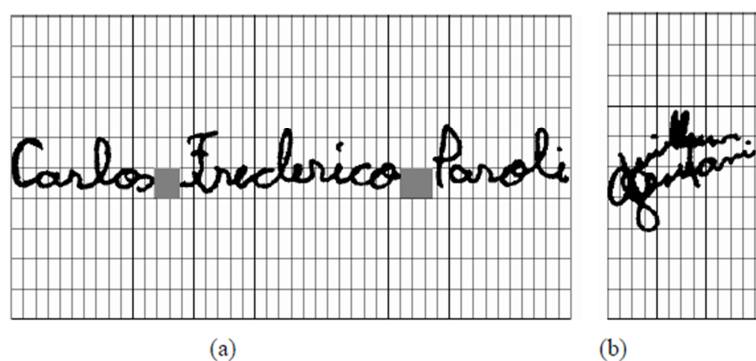


Figura 4.11: Exemplo de incorporação do espaçamento. (a) Assinatura com vários espaços entre blocos. (b) Assinatura sem espaços [JUSTINO, 2001].

A última característica incorporada pelo *grid* é o **comportamento base**, e o mesmo pode também ser descrito através da distribuição geométrica das células em branco, como mostra a figura 4.12.

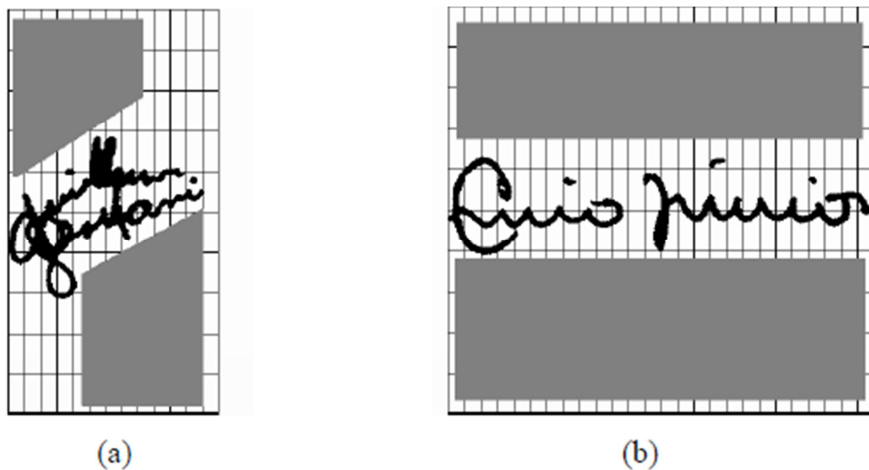


Figura 4.12: Variação do comportamento base [JUSTINO, 2001].

4.2.3.2. Sem Segmentação

Neste trabalho é proposta uma análise de determinadas características sem um método de segmentação propriamente dito, isto é, uma análise global. Neste método inicia-se a incorporação das informações da escrita propriamente dita, relacionadas diretamente com os traços da assinatura.

Algumas técnicas são utilizadas para suprir a ausência de um método de segmentação, como por exemplo, a extração dos pontos relevantes da assinatura, os quais são também chamados de mudanças bruscas de direção do traçado. Em cima destes métodos são obtidas características de *Spline* (curvas de Bezier) e Aproximação Poligonal.

Outra característica que não se utiliza de uma segmentação é a característica de pontos de ataque e remate, a qual incorpora as características de ataque e remate do grafismo. Na figura 4.13 podemos observar uma assinatura com seus pontos de ataque e remate extraídos.

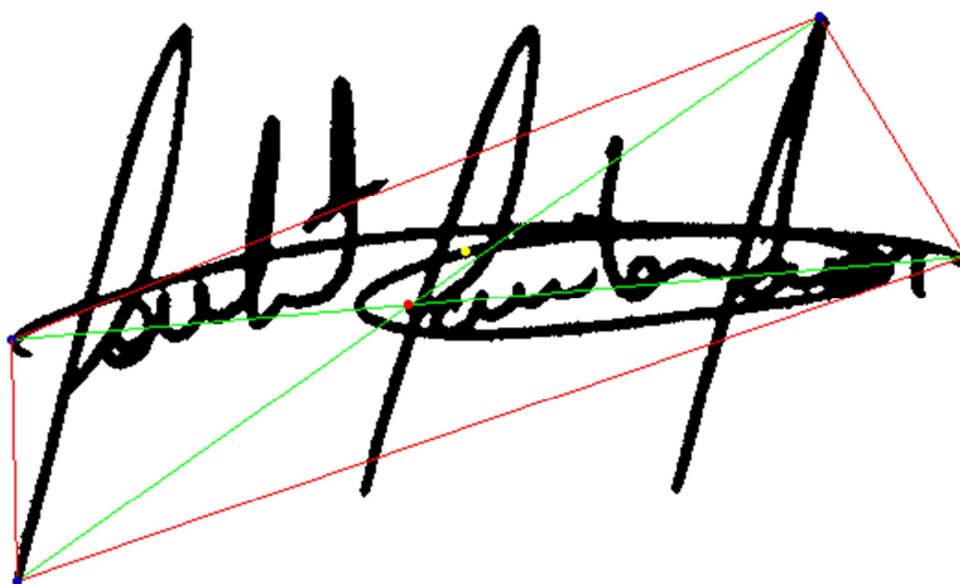


Figura 4.13: Exemplo da incorporação dos ataques e remates do grafismo numa análise global.

As características chamadas de Gerais neste trabalho também incorporam aspectos do grafismo. Como por exemplo, os espaçamentos entre os blocos da assinatura, os quais representam a característica de espaçamento do grafismo. A área do polígono gerado pelo algoritmo de aproximação poligonal, a qual pode representar a característica de calibre. Na seção de Extração de Características deste capítulo é possível observar a relação das características extraídas com os aspectos do grafismo.

A característica de inclinação global implementada por [HANUASIAK, 2010] para identificação de autoria em textos também foi adaptada neste trabalho, através da segmentação por *grid*, assim como através da análise sem segmentação (para a qual foi desenvolvida originalmente). Permitindo assim uma análise do desempenho desta característica em ambos os métodos de segmentação.

4.2.4. Extração de Características

Elaborar bons extratores de características para sistemas verificadores de assinaturas, ainda é um grande obstáculo, dada a complexidade do problema [MARAR et al., 2002]. A escolha de características significativas constitui-se em uma etapa essencial na elaboração de um método de verificação, e a representação computacional

destas características reflete diretamente nos resultados obtidos, pois a robustez do método cresce proporcional à qualidade das mesmas, é de suma importância esta fase [SANTOS, 2004]. Neste trabalho utilizou-se o estudo dos métodos de pré-tratamento e segmentação para realizar a escolha das características relevantes.

Existem dois tipos de características, as estáticas e as pseudodinâmicas. As características estáticas referem-se à forma tais como o comprimento e a altura. São representadas também pelo comportamento estático da escrita, e nesta abordagem são representadas pela contagem de *pixels*, pontos de ataque e remate e também pelas características chamadas neste trabalho de gerais, as quais incorporam várias características da grafoscopia e grafologia como calibre, proporção, espaçamento, altura, largura, dimensão, regularidade e proporção. Já as pseudodinâmicas, representam o comportamento dinâmico da escrita e, portanto estão relacionadas diretamente com os traços da assinatura, sendo assim as características implementadas desta categoria foram: pontos de pressão, espessura, rugosidade, inclinação axial, inclinação global, aproximação poligonal e *splines*. Uma descrição detalhada da implementação das características é apresentada a seguir.

Contagem de *pixels*: A técnica para extrair esta característica, que já foi utilizada em várias abordagens com sucesso como [JUSTINO, 2001], [SANTOS, 2004], [MIRANDA, 2009], é um tanto quanto intuitiva e segue alguns passos. Primeiramente, aplica-se a limiarização na imagem em tons de cinza, obtendo-se a imagem em preto e branco, ou seja, a imagem binária. É utilizado o "método de Abutaleb" [ABUTALEB, 1989] para tal. Para minimizar as variações intrapessoais e maximizar as variações interpessoais, as assinaturas foram alinhadas à esquerda, à direita, acima e abaixo. Estes alinhamentos também minimizam os problemas de variações da ocupação do espaço gráfico. A imagem é então transposta em uma grade (ou grid) com resoluções de 4, 5, 10, 25 linhas e 5, 10, 20 ou 25 colunas. Com a obtenção de cada célula, dentro da mesma, realiza-se a contagem de quantos pixels pretos existem sobre toda a área (m, n) da célula.

Com a contagem de *pixels* são realizados testes variando a porcentagem do grid e conseqüentemente da assinatura que serão consideradas no protocolo de verificação. Com este procedimento é possível se obter a região da assinatura com menor

variabilidade. As colunas consideradas foram variadas de duas em duas, conforme mostra a figura 4.14. A análise parcial do grid é realizada com o intuito de observar a região da assinatura que possui uma variação menor, assim como, comparar o desempenho da análise parcial da assinatura com a análise total da mesma.

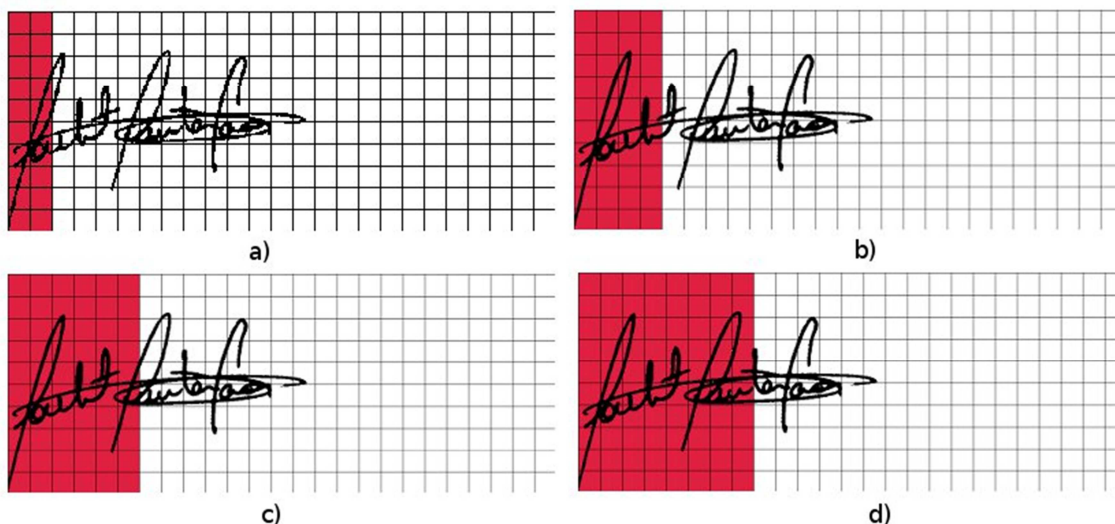


Figura 4.14: Diferentes regiões do grid. (a) 8% do grid, (b) 16%, (c) 24%, (d) 32%.

Na figura 4.27 é mostrada a análise gradativa do grid segundo o alinhamento da imagem à esquerda, porém foram analisados também os alinhamentos à direita, acima e abaixo, considerando as respectivas regiões do grid. No capítulo 5 são descritas algumas conclusões importantes relacionadas à análise gradativa do grid.

Inclinação Global: Esta é uma técnica aplicada para extração da característica de inclinação axial, realizada por Baranoski [BARANOSKI, 2005], foi re-implementada e aplicada por [HANUASIAK, 2010] para a realização da verificação da autoria em textos manuscritos. Neste trabalho esta característica foi adaptada e extraída usando a segmentação por grid e também sem utilizar uma segmentação, isto é, de forma global.

A inclinação global é uma característica grafocinética que descreve o aspecto dinâmico do traçado e o ângulo de inclinação da escrita. Esta técnica considera as imagens borda do traçado (envelope), imagens dos contornos da assinatura, e também as imagens esqueletizadas das assinaturas.

A extração desta característica numa visão global envolve o seguinte processo: uma imagem pré-processada e segmentada é representada pelos *pixels* em preto, os quais formam segmentos com espessura de um *pixel*. A imagem então é percorrida considerando-se cada *pixel* preto do traçado no centro do elemento estruturante retangular (Figura 4.15). Em seguida, verificam-se os fragmentos de borda em todas as direções, partindo deste *pixel* central e conferindo os *pixels* posteriores com um operador lógico AND, finalizando as extremidades do elemento estruturante apenas se houver a presença de um fragmento de borda inteiro. Ou seja, se todos os *pixels* vizinhos forem pretos, considera-se o fragmento da borda e computa-se a posição do fragmento em um vetor de posições para a construção do histograma que determina à inclinação que pode ser à esquerda, à direita ou nula.

O algoritmo implementado para a proposta implicará uma variação do elemento estruturante $k = 3, 4, 5$ e 10 (distância a partir do central, incluindo-o) ao longo do fragmento, no qual para cada elemento estruturante são quantificadas as direções de inclinação. Para $k = 5$ o número de direções é 17 (ângulos: $0^\circ, 11^\circ, 23^\circ, 34^\circ, 45^\circ, 56^\circ, 68^\circ, 79^\circ, 90^\circ, 102^\circ, 113^\circ, 124^\circ, 135^\circ, 146^\circ, 158^\circ, 169^\circ, 180^\circ$) as quais também representam a dimensionalidade do vetor final de características.

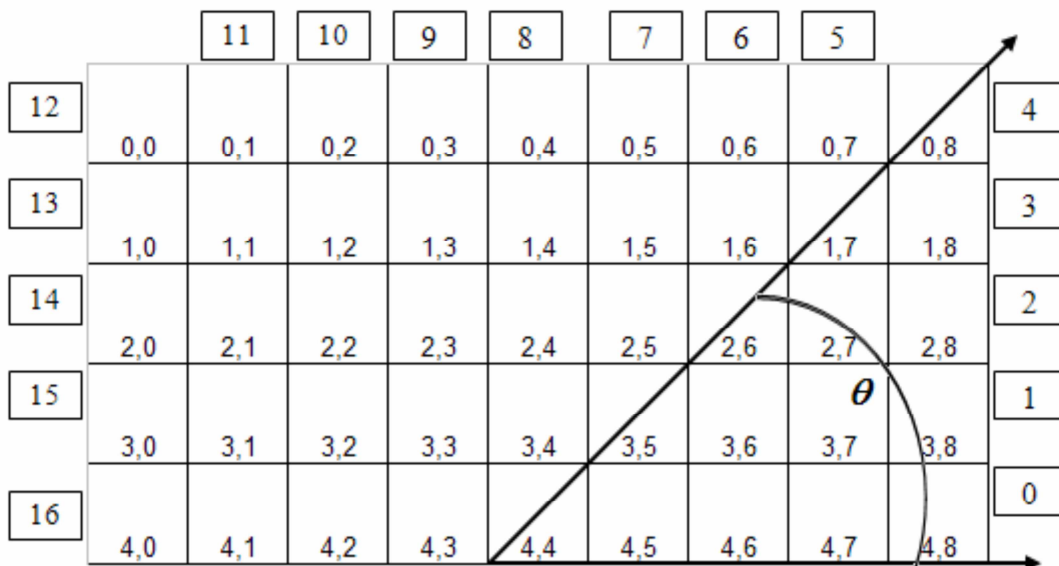


Figura 4.15: Exemplo de um elemento estruturante com comprimento $k=5$ e $L=17$ direções.

Por exemplo, para um elemento estruturante com comprimento $k=5$ e $L = 17$ direções, partindo de um *pixel* central de posição $i=4$ e $j=4$, com ângulo $q = 45^\circ$, caso os próximos 4 *pixels* interligados sejam pretos, isto indica uma nova quantidade para a direção correspondente ao ângulo de 45° (Figura 4.15).

Desta forma, é possível identificar a direção da assinatura, de acordo com a quantidade de ocorrências das direções. Se uma imagem possui uma maior quantidade de ocorrências nos ângulos obtusos, isto significa que o autor tem sua assinatura com inclinação à esquerda, caso contrário, à direita.

Na figura 4.16 podemos observar a variação do elemento estruturante para um comprimento de 10 pixels.



Figura 4.16: Variação do elemento estruturante para $k = 10$.

Dentro da análise sem segmentação a variação que apresentou melhor resultado foi a imagem dos contornos da assinatura, com comprimento de $k = 4$ pixels.

Esta característica também foi testada utilizando como método de segmentação, o *grid*. Sendo assim, o processo de extração não obteve muitas alterações. Primeiramente foi realizada uma análise para obtenção da melhor configuração de *grid* para esta característica, considerando-se somente o ângulo de maior ocorrência dentro da célula. Obtendo-se a configuração de *grid* ideal foi realizada a variação da quantidade de ângulos considerados dentro de cada célula. Os melhores resultados

foram obtidos com uma resolução de 4×5 para $k=5$ e considerando-se 14 ângulos em cada célula do *grid*.

Inclinação Axial: A extração das características de inclinação axial, já implementada com sucesso por [JUSTINO, 2001], [SANTOS, 2004] e [MIRANDA, 2009], utiliza como método de segmentação o *grid*, pois uma análise global desta característica não teria informações suficientes para representar a inclinação da assinatura. Como métodos de pré-tratamento utiliza as imagens esqueletizadas, assim como os contornos e os envelopes das assinaturas. A extração ocorre da seguinte forma: São utilizadas as imagens resultantes dos processos de pré-tratamento citados. É traçado um *grid* sobre as imagens analisadas. O contorno, envelope e esqueleto da assinatura são submetidos a uma contagem do número de ocorrências de um dos elementos estruturantes mostrados na figura 4.17. O elemento estruturante com maior ocorrência dentro da célula do *grid* representa a inclinação da mesma.

Elemento Estruturante com 8 vizinhos			Conjunto de Símbolos											
1	4	6	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
2	x	7	0	x	0	1	x	1	0	x	0	0	x	0
3	5	8	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
			1			2			3			4		

Figura 4.17: Conjunto de elementos estruturantes que representam os tipos de inclinação axial da célula.

Pontos de Pressão: Esta é uma característica que foi implementada utilizando somente a segmentação por *grid*. Como métodos de pré-tratamento utilizou a limiarização e as imagens em níveis de cinza. De acordo com [SANTOS, 2004], esta característica demonstra que através da diferença entre a máxima e a mínima intensidade de níveis de cinza se estabelece um limiar fixo, sendo que os pixels que extrapolam este limiar se referem a regiões com alta pressão. Para determinar este limiar de alta pressão foi utilizada a imagem limiarizada através do método de Abutaleb [ABUTALEB, 1989], isto é, os pixels pretos encontrados na imagem limiarizada são os pixels do traçado considerados de alta pressão. Como a estratégia foi encontrar todos os

pontos de pressão que fazem parte do traçado, os pixels pretos são os mesmos pixels analisados na imagem em tons de cinza. Foi determinada a média dos níveis de cinza com base na somatória dos níveis de cinza do traçado de cada pixel da célula do grid. Dividiu-se o resultado pela quantidade total de pixels do traçado dentro da célula. Foi estabelecida a pressão celular efetiva para cada célula através da normalização pelo valor máximo do nível de cinza que a célula pôde receber.

Na equação 4.1 é demonstrado o método de cálculo da média dos níveis de cinza de cada célula, onde N_c é a quantidade de *pixels* contidos na célula. Na equação 4.2 é demonstrada a obtenção da pressão celular para cada célula.

$$\theta = \frac{\sum_{k=0}^{m \times n} g_p}{N_c} \quad (4.1)$$

$$g_{cel} = \theta / 255 \quad (4.2)$$

Espessura: A espessura da assinatura é uma característica que foi extraída utilizando a segmentação por *grid*. Para calcular a característica de espessura foram utilizadas as imagens do contorno (extraído através dos métodos morfológicos), assim como a imagem limiarizada através do algoritmo de Abutaleb [ABUTALEB, 1989].

Para evitar variações de espessura resultantes da utilização de diferentes tipos de caneta, foi calculada uma média de espessura da assinatura como um todo. Para calcular esta média utilizou-se a imagem do contorno, onde para cada pixel preto lido foi realizada a análise da inclinação axial abordada por [JUSTINO, 2001]. Sendo assim, os pixels que se encaixaram em um dos elementos estruturantes utilizados, foram os pixels utilizados para calcular as espessuras. A espessura foi calculada somando-se a quantidade de pixels pretos da imagem limiarizada no sentido contrário ao obtido pela análise da inclinação axial na imagem do contorno. A espessura média global foi calculada somando-se todas as espessuras obtidas e dividindo-se pela quantidade de pixels analisados. Os pixels que não se encaixaram em nenhuma das configurações de elementos estruturantes, foram desconsiderados. Obtendo-se a espessura média global a imagem binária foi alinhada a esquerda e o grid foi utilizado para o cálculo da espessura de cada célula. A espessura celular foi então dividida pela espessura média global, gerando um único valor para cada célula.

Na figura 4.18 observa-se a espessura de um pixel da imagem binária e na imagem 4.19 são mostradas todas as espessuras da assinatura já segmentada pelo *grid*.



Figura 4.18: Representação da espessura de um determinado pixel da assinatura.

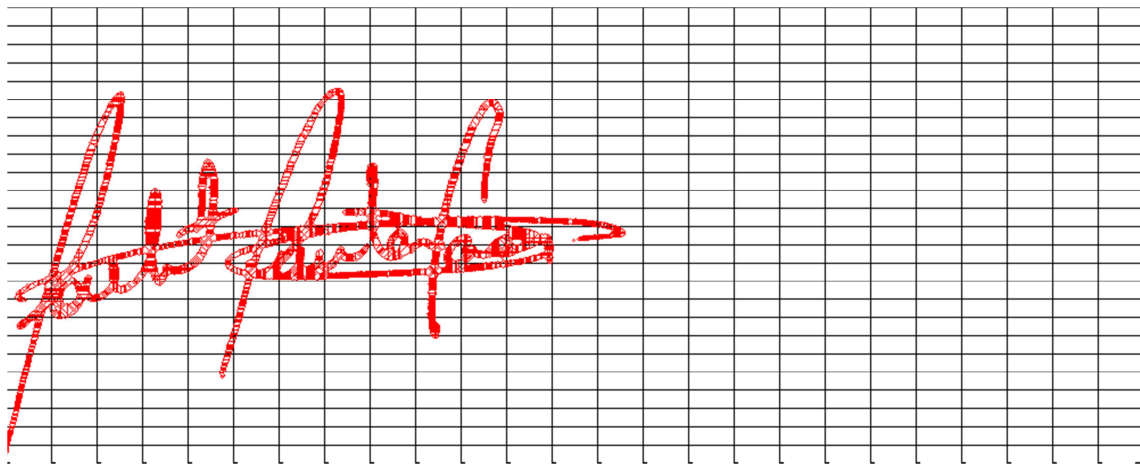


Figura 4.19: Espessuras da assinatura.

Rugosidade: Representa uma característica pseudodinâmica caracterizada pela dinâmica do traçado, abordada por Justino [JUSTINO, 2001] e por [SANTOS, 2004] que neste trabalho foi adaptada. Inicialmente a imagem foi limiarizada com o algoritmo de Abutaleb [ABUTALEB, 1989], o qual tornou os segmentos mais espessos desta forma pôde-se medir o nível de tensão do traçado. Como esta característica permite a análise das imagens que possuem informações do traçado com segmentos de espessura de um pixel, sobre a imagem limiarizada aplicaram-se os métodos de esqueletização,

extração de contornos e extração do envelope. O cálculo da taxa de variação direcional T_x dos *pixels* conexos, foi medido através do percurso dos segmentos baseado em código de cadeias com oito pontos de códigos, neste ponto obtiveram-se as transições percorridas CT , as quais foram normalizadas pelo comprimento do segmento C_s , ou seja:

$$T_x = \frac{C_T}{C_S} \quad (4.1)$$

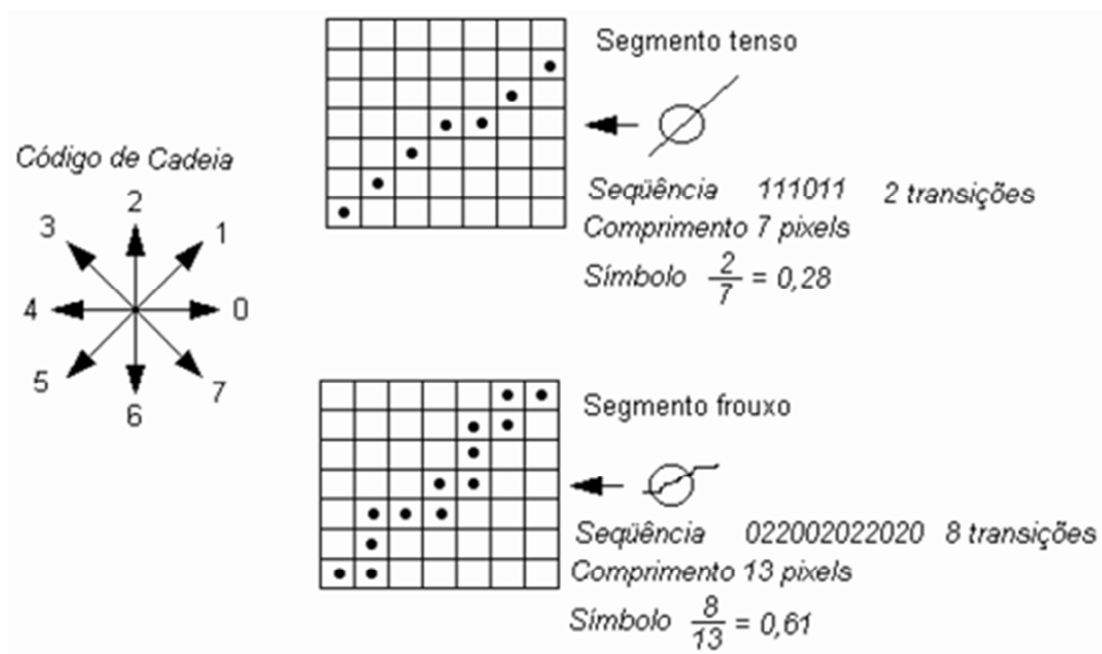


Figura 4.20: Demonstração de um segmento tenso e de um segmento frouxo e suas respectivas taxas de rugosidade [JUSTINO, 2001].

Aproximação Poligonal: A aproximação poligonal é uma técnica utilizada para representar contornos de figuras complexas através de semi-retas, criando os vértices nos pontos onde ocorre as mudanças significativas de direção no contorno [MIRANDA, 2009]. O algoritmo de aproximação poligonal de [DOUGLAS & PEUCKER, 1973] utiliza uma medida de erro responsável por definir o quão os pontos do contorno irão ser fiéis aos detalhes do contorno da assinatura. Neste trabalho foi utilizada uma adaptação do algoritmo de [DOUGLAS & PEUCKER, 1973], o qual já foi utilizado por [MIRANDA, 2009] e por [SOLANA, 2005] para realizar a reconstrução digital de documentos.

A técnica para extrair esta característica seguiu os seguintes passos:

1. Inicialmente, a extração desta característica utilizou a imagem binária para realizar a extração do contorno externo da assinatura, também chamado envelope da assinatura, para isto foi utilizado o algoritmo de Freeman [FREEMAN, 1974].
2. Uma vez extraído o envelope e considerando que as assinaturas podem conter mais de um bloco, é realizado uma análise de quais blocos da assinatura são indispensáveis na extração das características. Esta análise é realizada com o intuito de eliminar possíveis ruídos, resultantes do pré-tratamento das imagens. Para isto é calculada a quantidade de pixels de cada bloco da assinatura P_b , e esta quantidade é dividida pela quantidade de pixels do maior bloco da assinatura P_m , obtendo-se a porcentagem significativa de cada bloco em relação ao maior bloco da assinatura P_s . Caso existam blocos com significância menor que 10%, os mesmos foram ignorados no processo de extração das características.

$$P_s = \frac{P_b}{P_m} \quad (4.1)$$

3. No processo de extração das características os pontos mais interessantes da assinatura foram chamados de *pontos críticos*. Na extração dos pontos críticos foram utilizados dois métodos diferentes, a aproximação poligonal e o método da curvatura. O método que obteve melhores resultados foi o da aproximação poligonal, sendo portanto o método utilizado para a extração das características.
4. Para uma quantidade n pré-definida de nodos (ou *pontos críticos*), nas assinaturas que possuem um número de blocos maior que 1, foi calculada a quantidade de nodos para cada bloco. Para encontrar a quantidade de nodos N que deveria ser obtida de cada bloco, dividiu-se a quantidade n de nodos pela *média* de pixels do bloco P_b em relação à imagem P_i (equação X).

$$N = \frac{n}{\frac{P_b}{P_i}} \quad (4.1)$$

5. Tendo a quantidade de nodos a serem encontrados de cada bloco, aplicou-se o algoritmo de aproximação poligonal implementado por [MIRANDA, 2009] e

por [SOLANA, 2005], para extração dos *pontos críticos*. Como este algoritmo retorna um número variável de pontos, o *limiar* utilizado pelo mesmo foi ajustado de acordo com a quantidade n de nodos a serem encontrados. Caso a quantidade de nodos encontrada pelo algoritmo fosse menor que a quantidade n de nodos, o *limiar* era ajustado. Caso contrário, os n melhores nodos eram selecionados de acordo com a distância em relação ao centro de gravidade cg . Obtendo-se assim os nodos mais distantes do centro da assinatura, os quais para esta característica são os mais interessantes.

6. Com os *pontos críticos* extraídos, realizou-se a montagem do polígono e o cálculo das características de cada *ponto crítico* dentro do polígono. Porém, como cada assinatura deve ter somente um polígono a representando, nos casos das assinaturas com mais de um bloco realizou-se a unificação dos polígonos encontrados em cada bloco. Para realizar a junção dos polígonos, calculou-se a distância de cada nodo n do polígono p , para cada nodo n do polígono $(p + 1)$. Com a menor distância encontrada obteve-se os dois nodos mais próximos, os quais foram ligados. Para fechar o polígono, foram ligados os nodos $(n + 1)$ do polígono p e o último nodo n do polígono $(p + 1)$, levando-se em consideração a ordem em que os nodos encontravam-se dentro do envelope.
7. As características extraídas foram o ângulo entre dois segmentos, distância do vértice A, importância do vértice A, distância do vértice B, importância do vértice B, distância média, distância do nodo ao centro de gravidade, ângulo formado com o centro de gravidade. Nos casos das assinaturas com mais de um bloco, extraiu-se também a característica de espaçamento, que nesta abordagem foi dada pela soma das menores distâncias entre os blocos. Na figura 4.21 é representada a característica do ângulo entre dois *pontos críticos*.
8. De acordo com a análise realizada na extração da característica de contagem de pixels, com a assinatura alinhada à esquerda as variações intrapessoais são minimizadas e as variações interpessoais são maximizadas. E considerando também que os nodos extraídos nem sempre estão na mesma ordem, devido à variação da inclinação da assinatura e conseqüentemente ao ponto de onde o envelope começou a ser percorrido, realizou-se o alinhamento dos nodos à

esquerda. Este alinhamento é feito após a extração das características com o simples intuito de obter uma comparação mais exata.

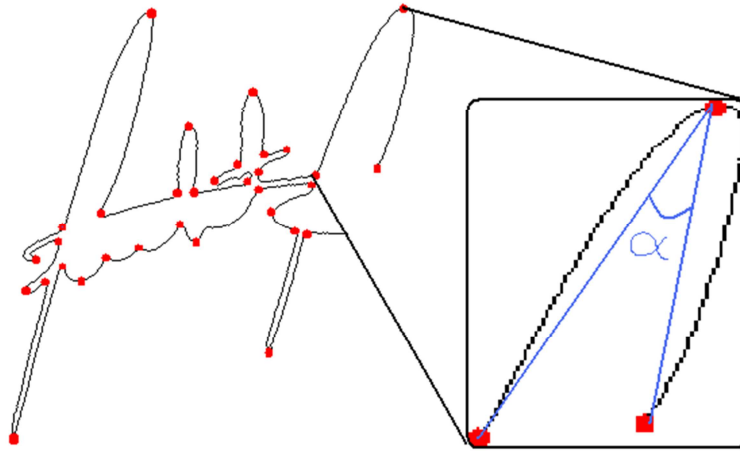


Figura 4.21: Ângulo formado pelo segmento criado entre *pontos críticos*.

Na figura 4.22 é mostrada a detecção dos pontos críticos de uma assinatura, com destaque para os mesmos. Os pontos numerados da figura 4.22 representam os nodos ordenados que terão as características extraídas. Na mesma figura 4.22 observa-se a formação do polígono gerado pelos *pontos críticos*.

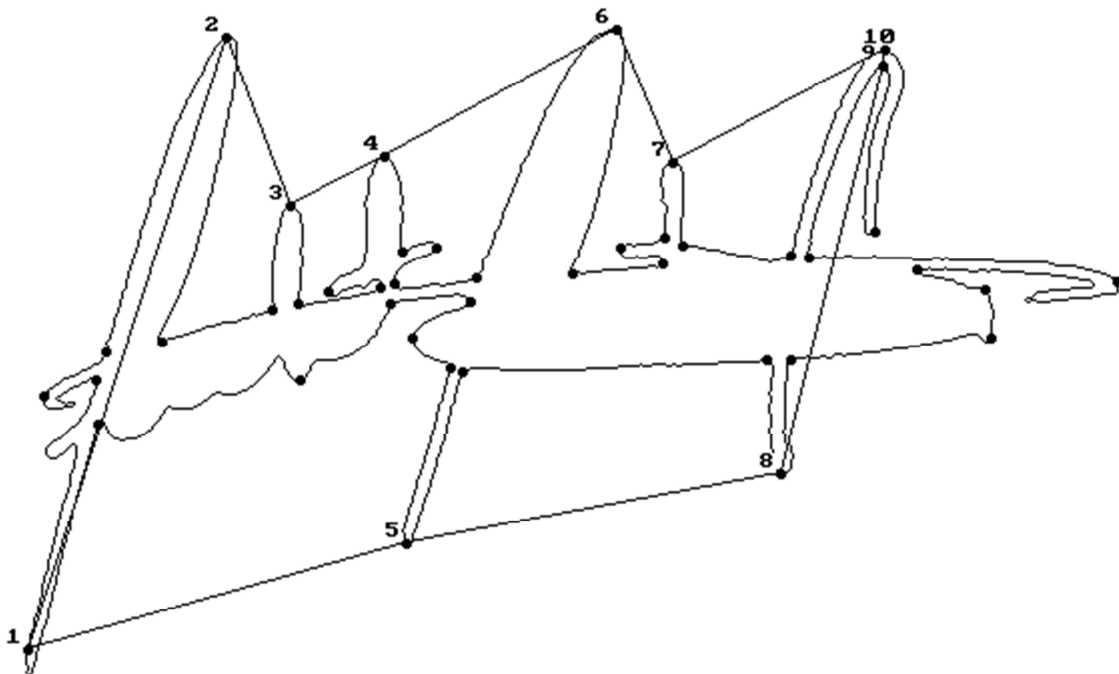


Figura 4.22: Extração dos *pontos críticos*, ordenação e seleção dos mesmos, formação do polígono.

A característica de aproximação poligonal também foi testada com a utilização da segmentação por *grid*. Desta forma, foram aplicadas duas técnicas de extração. Uma delas baseava-se na simples contagem da quantidade de *pontos críticos* encontrados dentro de cada célula do *grid*. A outra utilizou o *grid* para ordenação dos pontos encontrados, onde as células que não continham *pontos críticos* tinham suas características zeradas.

Como visto anteriormente é realizada uma busca pelos *pontos críticos* que possuem as maiores distâncias entre seus vizinhos dentro do segmento da assinatura. Pois estes segmentos são os que possuem menor possibilidade de distorções ou variabilidade por parte do autor, e também possuem maior facilidade de falsificação. Já os pontos críticos que possuem distâncias muito pequenas em relação a seus vizinhos, possuem maior variação por parte do autor, e maior dificuldade de falsificação. Em assinaturas como a da figura 4.23 este procedimento obtém resultados satisfatórios, por possuir traçados longos com mudanças bruscas de direção, porém em assinaturas como a da figura 4.24 este procedimento torna-se mais desafiador, por ser uma assinatura cursiva e sem traçados muito longos.

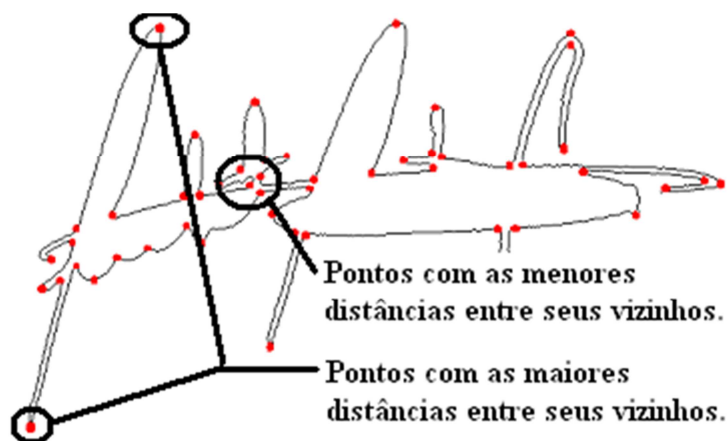


Figura 4.23: Seleção de pontos críticos em assinaturas com traçados longos.

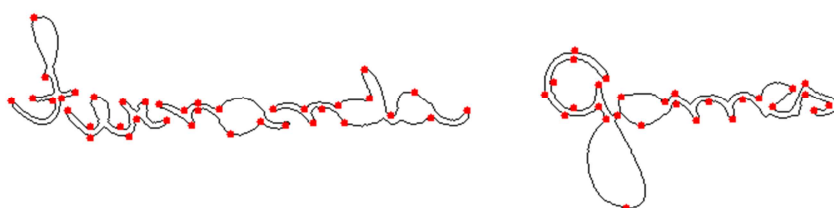


Figura 4.24: Seleção de pontos críticos em assinaturas cursivas.

Splines: Baseando-se em [GONÇALVES, 2008] é possível extrair para cada *ponto crítico* a tangente ($\tan N$) e os pontos de controle (Pl e Ph) através das Equações 1.1 e 1.2, respectivamente, no qual $dist$ na Equação 1.2 representa a distância euclidiana.

$$\tan N = \arctan \frac{Y_{N-1} - Y_{N+1}}{X_{N-1} - X_{N+1}} \quad (4.1)$$

$$\begin{cases} Pl_i(X) = N_i(X) + \cos(\tan N_i) \times dist(N_i, N_{i-1}) \\ Pl_i(Y) = N_i(Y) + \sin(\tan N_i) \times dist(N_i, N_{i-1}) \\ Ph_i(X) = N_i(X) + \cos(\tan N_i) \times dist(N_i, N_{i+1}) \\ Ph_i(Y) = N_i(Y) + \sin(\tan N_i) \times dist(N_i, N_{i+1}) \end{cases} \quad (4.2)$$

A Figura 4.25 apresenta um exemplo para as características computadas para um ponto crítico N_i . A primeira é a tangente de N_i . Já a segunda e terceira ($d1$ e $d2$) são as distâncias euclidianas de N_i para os dois pontos de controle gerados anteriormente. Assim, são extraídas três características para cada *ponto crítico* (*tangente de N_i , $d1$ e $d2$*).

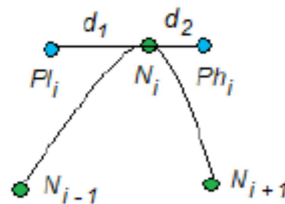


Figura 4.25: Exemplo de características extraídas do traçado [GONÇALVES, 2008].

Nesta abordagem, para extração das características de spline sem a utilização de uma segmentação utilizaram-se os *pontos críticos* extraídos com a aproximação poligonal. O método foi aplicado para cada bloco da assinatura, considerando sempre pelo menos dois nodos por bloco da assinatura. Isto é, a extração das características de spline é realizada antes da junção dos nodos de diferentes blocos. Esta característica também foi analisada sob os aspectos da segmentação por *grid*. Neste caso, a extração

ocorreu de maneira diferente. Utilizando-se o *grid* como método de segmentação, as imagens que puderam ser analisadas foram o envelope, o contorno e o esqueleto das assinaturas, pois em todos os casos os segmentos formados possuem somente um pixel de espessura (aspecto necessário para extração da característica de spline). Tendo essas imagens plotadas no *grid*, para cada célula foi feita a busca pelo maior segmento da assinatura. Tendo encontrado o maior segmento, os pontos iniciais e finais deste segmento também foram encontrados. Com os pontos iniciais e finais extraídos, formou-se uma reta entre eles. Esta reta foi utilizada para obter o ponto deste segmento que possuía a maior distância da mesma. Depois de realizada a extração dos três pontos do segmento mais significativo de cada célula, foi possível computar a tangente e as distâncias consideradas na característica de splines. Portanto para cada célula do *grid* três características eram consideradas.

Na figura 4.26 observa-se a assinatura esqueletizada plotada no *grid* com os maiores segmentos dentro de cada célula em destaque. Assim como os pontos iniciais, finais e de maior distância da reta formada pelos pontos iniciais e finais.

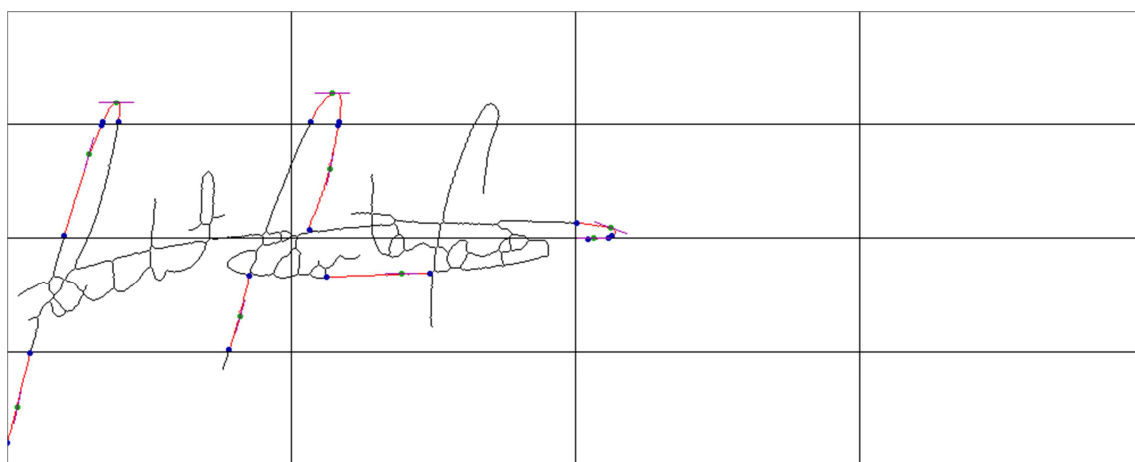


Figura 4.26: Pontos escolhidos e suas tangentes, e também os pontos iniciais e finais de cada segmento escolhido como o maior da célula.

Na figura 4.27 observa-se o envelope da assinatura plotado no *grid* com os maiores segmentos dentro de cada célula em destaque. Assim como os pontos escolhidos com suas respectivas tangentes.

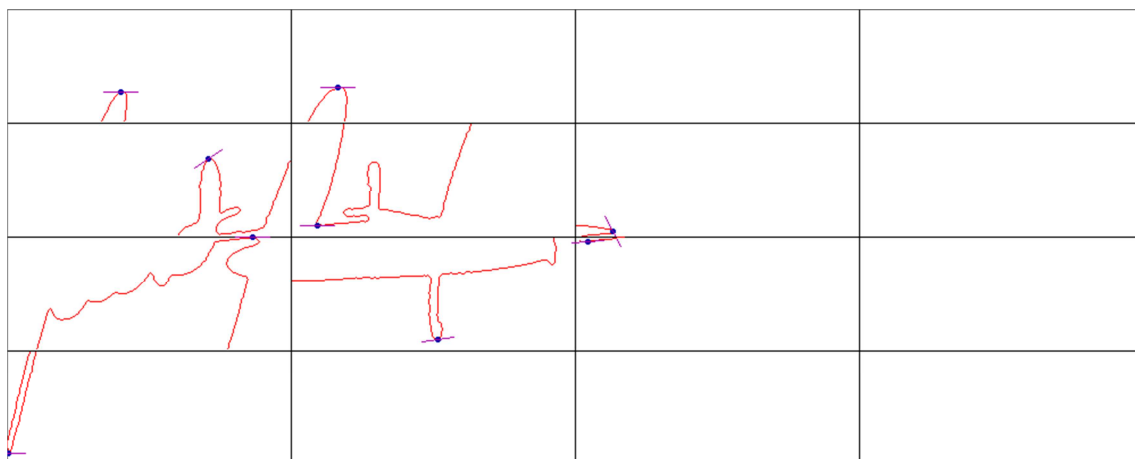


Figura 4.27: Visualização do maior segmento de cada célula e do ponto escolhido com suas tangentes.

Com esta característica sendo analisada sob os diferentes métodos de pré-tratamento, as imagens que geraram os melhores resultados foram as de contorno.

Características Gerais: Nesta abordagem as características gerais são aquelas que não utilizam nenhuma segmentação, isto é, contém informações globais da assinatura. Estas características são o espaçamento entre os blocos da assinatura (menor distância entre os pontos críticos de dois blocos vizinhos), quantidade total de pixels do envelope, quantidade de blocos da assinatura (somente os blocos selecionados pela extração dos *pontos críticos*), área do polígono gerado (contagem de pixels interna do polígono), área de intersecção do envelope da assinatura e do polígono gerado, quantidade de *pontos críticos* encontrados pelo algoritmo de aproximação poligonal, quantidade interna de pixels do envelope, dimensão horizontal e vertical da assinatura (ocupação do espaço gráfico).

Pontos de Ataque e Remate: Nesta característica não foi utilizado nenhum método de segmentação, isto é, são características do traçado da assinatura analisados sob um aspecto global. Foram extraídos os pontos extremos das imagens de contorno, envelope e esqueleto da assinatura. Foi extraído o centro de gravidade da assinatura. Para cada ponto extremo da assinatura foram computados os ângulos internos e distâncias das arestas em relação aos pontos vizinhos do quadrado formado pelos pixels mais à esquerda, à direita, acima e abaixo. As retas entre os pontos mais abaixo e mais

acima, assim como entre os pontos mais à esquerda e mais à direita formaram um ponto de intersecção, o qual foi utilizado para computar as distâncias em relação aos pontos extremos. Também foram computadas as distâncias e ângulos formados em relação ao centro de gravidade da assinatura. Na figura 4.28 é possível observar os pontos extremos da assinatura, o polígono formado por estes pontos, o ponto de intersecção das retas que unem os pontos extremos (esquerda, direita e acima, abaixo) e o centro de gravidade da assinatura.

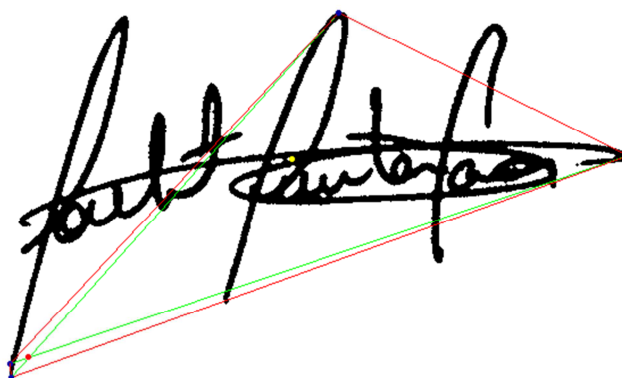


Figura 4.28: Características de Pontos de Ataque e Remate.

4.2.5. Cálculo das distâncias entre as características

A classificação depende significativamente das medidas de distâncias, portanto é importante a escolha de uma medida de distância satisfatória. Nesta abordagem foi utilizada a distância euclidiana. Após a extração das características na etapa anterior, um vetor com estas características foi gerado. Pelo fato deste vetor ser do mesmo tamanho, a maneira mais natural seria compará-lo com o uso de medidas de distâncias.

A utilização de medidas de distâncias sobre as características extraídas demonstrou ser a solução, pois distâncias entre características de amostras do mesmo autor independem de qual autor seja, tendem a ser menores do que distâncias de características entre autores diferentes [CHA, 2001].

Segundo testes realizados por [SANTOS, 2004] com as distâncias euclidiana, euclidiana quadrática e *city-block*, a distância euclidiana foi a que apresentou os melhores resultados, e por isso foi fixada em todos os experimentos deste trabalho.

4.2.6. Produção de um modelo

Há dois estágios na fase de produção de um modelo, um é o treinamento o outro é a verificação ou teste. Neste trabalho foram produzidos um modelo independente do autor e um modelo dependente do autor.

No modelo independente do autor o estudo é voltado para a descoberta das tendências e padrões que envolvem as falsificações simples, aleatórias e exercitadas. Nesta abordagem independente do autor o modelo é treinado com uma base de dados diferente da qual ele é testado, o que o torna um modelo genérico. Basicamente os principais desafios deste modelo são a descoberta das características constantes em assinaturas verdadeiras, falsas simples, aleatórias e exercitadas, mesmo não conhecendo os padrões da assinatura do autor questionado. Uma das vantagens deste modelo produzido é que o mesmo permite que novas assinaturas questionadas sejam adicionadas sem a necessidade de se treinar o modelo novamente.

No modelo dependente do autor o treinamento é realizado com a mesma base de dados em que é desenvolvido o processo de verificação ou teste. Sendo assim, os resultados obtidos por este modelo serão sempre melhores que o independente do autor, pois o modelo é treinado especificamente para o autor questionado. Neste modelo a vantagem é que a verificação é realizada com as mesmas assinaturas de referência com as quais o modelo foi treinado, o que possibilita a redução das taxas de erro de falsa aceitação e falsa rejeição aleatória.

Os protocolos de treino e teste utilizados nos testes iniciais de cada característica teve como base o protocolo de [GONÇALVES, 2008]. O protocolo de treino utilizado nestes testes foi composto por 4 assinaturas de referência, combinadas duas a duas para representar as assinaturas genuínas, somando-se 6 vetores de dissimilaridade por autor. Para representar as falsificações no protocolo de testes foram utilizadas 2 amostras verdadeiras com 2 amostras de outros 4 autores, somando-se 8 vetores de dissimilaridades por autor. No protocolo de testes foram selecionadas 10 amostras genuínas, 10 falsificações aleatórias, 10 falsificações simples e 10 falsificações exercitadas. Cada uma dessas amostras foram testadas com 5 amostras de referência para posterior decisão.

4.2.7. Classificadores

A justificativa do uso do SVM é que o mesmo é apropriado para duas classes (genuína e falsificação). Além disso, [JUSTINO et al., 2005] demonstra que o classificador SVM produz bons resultados para problemas com verificação de assinaturas *off-line*. Utilizou-se o LIBSVM para o modelo independente do autor, com a opção de gerar estimativa de probabilidades *a posteriori* como saídas. Já no modelo dependente do autor foi utilizado o SVMMLIGHT, o qual faz uso de um Kernel linear. Sendo um dos objetivos avaliar o impacto que o número de amostras de assinaturas genuínas no treinamento tem nas taxas de erro, foram utilizados nos experimentos diferentes quantidades de amostras para o treinamento. Outro objetivo foi analisar o impacto que o número de assinaturas de referência tem sobre as taxas de erro. Onde através do uso de diferentes números de assinaturas como referência, fica possível estipular até que ponto a quantidade de assinaturas influencia na taxa de acertos, já que na prática o número de assinaturas é um tanto quanto limitado.

4.2.8. Processo de Decisão

Nesta etapa, avaliou-se a saída do modelo produzido, verificando se a assinatura deveria ser considerada como pertencente ou não à determinada classe. Geralmente no procedimento executado pelo perito grafotécnico, um conjunto de comparações é realizado. No método proposto, cada amostra genuína conhecida (referência) foi comparada com amostras de assinaturas questionadas. Para este propósito, um conjunto de assinaturas genuínas foi usado como referência ou modelo, no processo comparativo.

Combinar a saída de classificadores através de algum método de combinação é uma técnica bastante usada. Entretanto, geralmente utiliza-se um esquema de votos, no qual através dos rótulos de saída do classificador, é feita uma votação de modo que a classe que tenha mais votos é eleita (genuína ou falsificação). A fim de verificar o impacto que os esquemas de fusão proporcionam nas taxas de acertos, propusemos avaliar três diferentes regras de combinação, sendo elas: Regra do Voto Majoritário, Regra da Soma e Regra do Máximo.

4.3. Conclusão

Neste capítulo foram apresentados os métodos que compõem as etapas de pré-processamento, segmentação e extração de características utilizadas pela abordagem proposta, assim como um detalhamento mais profundo de cada método. Dentro dessas técnicas foram mostradas algumas características novas em relação ao estado da arte, na etapa de extração de características.

Para melhor compreensão do impacto da utilização de diferentes métodos de segmentação e pré-tratamento dentro de uma característica, são realizados diversos testes com diferentes variações e combinações dos métodos apresentados neste capítulo. Os resultados destes testes são apresentados no capítulo a seguir.

Capítulo 5

Experimentos Realizados

A principal idéia aqui é a compreensão dos estudos realizados a fim de verificar a relação entre os objetivos iniciais e os resultados obtidos. O foco deste trabalho foi o estudo dos diferentes processos de segmentação e pré-tratamento dado um conjunto de características. Isto é, descobrir o impacto da utilização de diferentes métodos de segmentação e pré-tratamento dentro de uma característica. Com isso descobriu-se em que situação cada característica tem seu melhor desempenho. Também foi possível verificar e compreender a importância da segmentação por grid em determinadas características. O estudo de novas características também trouxe grande valia ao trabalho. Por fim, os testes com as combinações das diferentes abordagens de classificação e seleção de características encorparam ainda mais o estudo que este trabalho propiciou.

Característica	FR	FAA	FAZ	FAE	EM
Contagem de pixels	30.67	3.33	5.50	18.83	14.58
Inclinação Global	17.33	12.33	10.67	39.33	19.92
Inclinação Global no Grid	25.00	8.50	9.83	34.00	19.33
Inclinação Axial no Grid [Justino]	21.67	7.67	4.83	30.17	16.09
Pontos de pressão	23.17	6.17	2.67	27.67	14.92
Espessura	23.67	5.00	2.67	27.33	14.67
Rugosidade	22.17	5.67	3.33	29.17	15.09
Pontos de ataque e remate	26.67	9.50	8.50	32.67	19.34
<i>Splines</i>	49.33	13.83	10.33	32.17	26.42
<i>Splines</i> no Grid	27.17	11.83	12.83	36.67	22.13
Aproximação Poligonal	16.67	18.67	18.83	48.50	25.67
Aproximação Poligonal no Grid	45.17	9.83	8.17	25.83	22.25
Gerais	5.00	11.17	12.67	51.17	20.00

Tabela 5.1: Melhor resultado para cada característica no modelo global.

Na tabela 5.1 são mostrados os melhores resultados individuais para cada característica estudada, onde **FR** são as falsas rejeições, **FAA** são as falsas aceitações aleatórias, **FAS** são as falsas aceitações simples, **FAE** são as falsas aceitações exercitadas e **EM** representam os erros médios.

5.1. Modelo Independente do Autor

Com o modelo independente do autor foram realizados alguns testes como a obtenção das melhores resoluções de *grid* para cada característica, a combinação das características ou seleção das características com melhor resultado, a variação da quantidade de amostras de treino, a variação da quantidade de amostras de referência e a análise gradativa do *grid*. Com a obtenção dos melhores resultados nestes testes algumas variações e combinações foram mantidas para os testes com o modelo por autor.

5.1.1. Protocolos de Treino e Teste

A base de dados utilizada para os experimentos realizados era composta por duas sub-bases. A primeira foi usada para o processo de aprendizagem no modelo global, contendo 40 autores essa base era composta por 40 assinaturas genuínas, somando-se um total de 1600 assinaturas. A segunda sub-base era composta por 60 autores sobre os quais foram feitas as validações e testes, pois as falsificações estavam presentes nesta sub-base, onde para cada autor existiam 40 assinaturas genuínas, 10 falsificações simples e 10 falsificações exercitadas, perfazendo um total de 60 assinaturas por autor. Sendo assim a segunda sub-base era composta de 3600 assinaturas.

O protocolo utilizado para os experimentos iniciais foi o protocolo definido por [BERTOLINI et al., 2008], em que 40 autores foram utilizados para o treinamento e 60 autores para o teste final com a técnica do voto majoritário. Na base de 40 autores o treinamento utilizou 4 assinaturas genuínas de cada autor combinadas duas a duas, para gerar os vetores verdadeiros. Para a geração dos vetores falsos, foram utilizadas 2 amostras genuínas combinadas com duas amostras de 4 autores diferentes. Já o

protocolo de teste, utilizou 10 assinaturas genuínas, 10 falsificações aleatórias, 10 falsificações simples e 10 falsificações exercitadas de cada autor. No teste com o voto majoritário, 5 assinaturas de cada um dos 60 autores foram utilizadas como referência, ou seja, como estivessem previamente armazenadas em um sistema para posterior consulta e comparação com assinaturas questionadas, desta forma representando uma situação prática.

Após obtenção dos melhores resultados individuais das características outros testes foram realizados variando a quantidade de amostras de treino, assim como variando a quantidade e amostras de referência, o que será mostrado nos próximos itens.

5.1.2. Determinação das melhores resoluções de grid

Neste experimento foram definidas as resoluções em termos de *grid* para cada característica analisada com este tipo de segmentação. Os resultados estão apresentados na Tabela 5.2, a qual demonstrou que as resoluções variam de característica para característica. Na contagem de pixels a melhor resolução foi uma das que apresentam as menores células. Com isto podemos concluir que a contagem de pixels é uma característica que absorve melhor as pequenas variações. As características de Pontos de Pressão, Inclinação axial, rugosidade e espessura também tiveram melhores resultados com células menores no grid. A característica de inclinação global, quando utilizada com *grid* obteve resultados melhores com células maiores, isto acontece devido à quantidade de características consideradas dentro de cada célula. Neste caso foram considerados 14 ângulos dentro de cada célula, o que exigiu uma configuração de grid maior para que o tamanho do vetor de características não fosse muito grande. A característica de *splines*, quando utilizada com o *grid* também obteve resultados melhores com configurações menores, ou com células maiores. Isto se deve ao fato de que no *spline*, para cada célula é realizada uma busca pelos maiores segmentos. Uma vez encontrados, dentro deste segmento realiza-se a busca pelo ponto de maior curvatura (maior mudança de direção no traçado). Pode-se concluir que estes procedimentos representam as informações de *spline* de forma melhor com segmentos maiores, portanto com células maiores. Sendo estas resoluções as melhores para cada característica, as mesmas foram fixadas para os demais experimentos.

Características	Resolução de GRID
Contagem de Pixels	25 x 25
Pontos de Pressão	25 x 100
Inclinação Axial [JUSTINO, 2001]	10 x 25
Rugosidade	25 x 25
Espessura	25 x 25
Inclinação Global no Grid	04 x 05
Splines no Grid	04 x 10

Tabela 5.2: Melhor resolução de grid para cada característica.

5.1.3. Combinando as características

Foi realizada uma seleção das características com melhor resultado. Desta forma, características que não agregaram poder discriminatório no treinamento, foram desconsideradas. Para este experimento a técnica utilizada foi baseada em Cavalcanti [CAVALCANTI et al., 2002], o qual descarta a possibilidade de se testar todos os subconjuntos ou combinações de características, apesar de ser a maneira ideal, o teste com todas as características cria um enorme número de combinações aumentando o esforço computacional.

Uma simples técnica, segundo Cavalcanti [CAVALCANTI et al., 2002], consiste em unir as características com melhor desempenho individual submetidas a um classificador. Este método não garante o melhor conjunto, mas pode ser uma boa maneira de selecionar algumas características iniciais.

Os resultados obtidos nestas combinações foram provenientes da junção dos vetores das diferentes características em um único vetor. Portanto os processos de montagem do protocolo, assim como de classificação consideram o vetor com todas as características da combinação. As características usadas para seleção do melhor conjunto estão representadas na tabela 5.3.

Características	Representação
Contagem de Pixels	CP
Pontos de Pressão	PP
Inclinação Axial [JUSTINO, 2001]	IA
Rugosidade	RU
Espessura	ES
Inclinação Axial Global [H]	IG
Pontos de Ataque e Remate	AR
Inclinação Axial Global no Grid	IH
Splines no Grid	SG

Tabela 5.3: Características usadas na combinação.

Na tabela 5.4 observa-se a melhor combinação para conjuntos de 2, 3, 4, 5 e 6 características. Combinação esta que é realizada pelo método de seleção de característica de força bruta. A melhor combinação foi com um conjunto de 5 características e teve a presença da contagem de pixels, da inclinação global, da inclinação axial, da inclinação global no grid e finalmente dos pontos de ataque e remate.

Características	Tipo I	Tipo II			EM
	FR	FAA	FAS	FAE	
CP / ES	13.50	6.50	6.67	33.83	15.13
CP / PP	24.17	3.83	2.17	24.00	13.54
CP / IA	13.67	5.00	3.83	30.00	13.13
CP / RU	13.83	3.67	4.33	33.00	13.71
CP / IG	18.33	2.67	5.67	23.83	12.63
CP / AR	14.33	4.67	4.67	30.00	13.42
CP / IH	14.17	3.17	3.33	28.00	12.17
CP / SG	16.50	4.83	7.00	30.83	14.79
PP / IA	20.33	5.17	2.17	28.33	14.00
PP / RU	17.83	6.50	2.67	31.33	14.58
PP / ES	20.67	6.50	2.67	30.50	15.09
PP / IG	22.83	5.50	2.00	27.00	14.33
PP / AR	22.33	6.33	2.50	27.17	14.58
PP / IH	21.17	3.50	1.33	23.00	12.25
PP / SG	26.00	5.50	1.67	26.00	14.79
IA / RU	16.83	5.17	2.00	29.67	13.42
IA / ES	18.33	4.14	2.67	27.50	13.16
IA / IG	12.50	4.83	4.17	33.17	13.67
IA / AR	11.50	7.67	6.50	39.50	16.29
IA / IH	19.17	5.00	2.17	29.33	13.92
IA / SG	14.17	9.50	8.83	36.67	17.29

Tabela 5.4.1: Combinação de características.

Características	Tipo I		Tipo II		EM
	FR	FAA	FAS	FAE	
RU / ES	10.50	8.83	5.33	40.17	16.21
RU / IG	20.33	3.17	1.83	28.00	13.33
RU / AR	17.00	6.00	3.67	36.83	15.88
RU / IH	20.50	4.00	2.00	30.00	14.13
RU / SG	22.17	4.67	3.00	29.67	14.88
ES / IG	20.67	2.83	1.17	25.17	12.46
ES / AR	19.67	4.17	3.33	29.67	14.21
ES / IH	21.33	4.00	2.17	28.17	13.92
ES / SG	25.33	4.83	4.17	29.83	16.04
IG / AR	15.00	4.83	5.50	30.33	13.92
IG / IH	18.67	4.67	3.17	32.17	14.67
IG / SG	12.50	9.33	7.17	39.50	17.13
AR / IH	15.00	7.17	6.67	40.00	17.21
AR / SG	22.67	7.67	9.17	36.50	19.00
IH / SG	18.67	5.83	4.67	31.00	15.04
CP / IH / PP	18.00	4.17	2.33	28.33	13.21
CP / IH / IA	12.50	2.17	1.83	25.00	10.38
CP / IH / RU	14.33	2.67	2.50	29.00	12.13
CP / IH / ES	19.17	2.17	1.67	23.33	11.59
CP / IH / IG	14.50	1.83	2.17	24.83	10.83
CP / IH / AR	12.50	2.67	3.00	30.00	12.04
CP / IH / SG	17.33	2.17	2.33	25.50	11.83
CP / IH / IA / PP	22.00	2.67	1.00	21.50	11.79
CP / IH / IA / RU	12.50	2.67	2.00	28.17	11.34
CP / IH / IA / ES	11.83	3.50	2.83	29.00	11.79
CP / IH / IA / IG	12.67	1.83	1.83	23.67	10.00
CP / IH / IA / AR	10.83	2.50	2.00	26.83	10.54
CP / IH / IA / SG	15.83	2.00	1.67	23.83	10.83
CP / IH / IA / IG / PP	21.17	2.17	0.67	21.17	11.30
CP / IH / IA / IG / RU	12.17	2.00	1.33	27.67	10.79
CP / IH / IA / IG / ES	13.83	2.00	1.33	24.33	10.37
CP / IH / IA / IG / AR	10.67	1.83	1.33	25.67	9.88
CP / IH / IA / IG / SG	15.00	1.83	1.17	22.33	10.08
CP / IH / IA / IG / AR / PP	16.17	2.67	1.50	25.67	11.50
CP / IH / IA / IG / AR / RU	10.67	2.00	1.17	29.00	10.71
CP / IH / IA / IG / AR / ES	14.50	2.00	1.33	22.50	10.08
CP / IH / IA / IG / AR / SG	13.17	1.67	1.50	23.83	10.04

Tabela 5.4.2: Continuação da combinação de características.

5.1.4. Variação da quantidade de amostras de treino

Nesta etapa foi realizada a variação do protocolo de treinamento para testar o conjunto de características selecionado. O protocolo utilizado foi composto por uma

variação na quantidade de amostras de treino para geração das combinações genuínas e das falsificações. Para geração das combinações que representam as assinaturas genuínas variou-se as referências em 4, 5, 6, 7 combinando-as duas a duas. Para geração das combinações que representam as falsificações variou-se a quantidade de amostras de 2 a 9 combinando cada uma com uma única amostra de 4 autores diferentes.

No protocolo de testes foram selecionadas 10 amostras genuínas, 10 falsificações aleatórias, 10 falsificações simples e 10 falsificações exercitadas. Cada uma dessas amostras foram testadas com 5 amostras de referência utilizadas no treinamento. Na tabela 5.5 abaixo podemos observar os resultados que esta variação gerou.

Nestes testes, como a quantidade de características consideradas é muito grande, o processo de classificação através do SVM tornou-se muito lento. Devido à dificuldade prática no teste de características agrupadas, o qual requisitaria muito esforço computacional, o protocolo da Tabela 5.5 dos experimentos iniciais não recebeu muitas variações de amostras utilizadas.

Conjunto de Características	Amostras Genuínas	Amostras Falsas	Erro I	Erro II			EM
			Genuína	FA	FS	FE	
Contagem de pixels / Inclinação Axial Global no Grid / Inclinação Axial / Inclinação Axial Global / Pontos de Ataque e Remate	4 amostras / 240 amostras	288 amostras	10.67	1.83	1.33	25.67	9.88
		480 amostras	7.17	2.00	3.17	30.50	9.75
		640 amostras	11.17	1.67	1.50	25.67	9.75
	5 amostras / 400 amostras	288 amostras	6.50	2.33	2.50	34.00	11.33
		480 amostras	7.17	1.50	2.00	33.33	11.00
		640 amostras	7.63	2.67	1.67	30.67	10.66
	6 amostras / 600 amostras	288 amostras	10.17	1.17	2.00	27.63	10.24
		480 amostras	10.63	1.00	0.33	30.17	10.53
		640 amostras	9.50	5.63	3.33	28.50	11.74
	7 amostras / 840 amostras	288 amostras	11.17	3.67	7.33	30.17	13.08
		480 amostras	9.50	2.00	1.33	33.33	11.54
		640 amostras	5.50	2.83	5.83	35.67	12.45

Tabela 5.5: Resultados obtidos a partir da variação da quantidade de amostras, com o conjunto de características selecionado.

5.1.5. Variando a quantidade de amostras de referência

Nos testes realizados variando a quantidade de amostras de referência foi utilizado o protocolo de treinamento que obteve o melhor resultado. A quantidade de referências foi variada em 3, 5, 7 e 9 para serem testadas com as 10 questionadas de

cada tipo de falsificação, assim como com as 10 questionadas genuínas. Os resultados são mostrados na tabela 5.6 a seguir.

Conjunto de Características	Treinamento	Referências	Erro I	Erro II			EM
			FR	FA	FS	FE	
Contagem de pixels / Inclinação Axial Global no Grid / Inclinação Axial / Inclinação Axial Global / Pontos de Ataque e Remate	240 amostras genuínas / 288 amostras falsas	3 referências	6.67	0.83	1.33	24.67	8.37
		5 referências	7.17	1.00	2.17	25.50	8.96
		7 referências	5.17	0.67	1.50	25.67	8.25

Tabela 5.6: Variação das amostras de referência.

5.1.6. Análise gradativa do Grid

Foram realizados testes com o objetivo de descobrir a região da assinatura com menor variação por parte do autor, e para tal foi utilizada a característica de contagem de pixels no *grid*. Na tabela 5.7 abaixo é mostrada uma comparação das menores taxas de erro para cada alinhamento realizado.

Resolução de grid	Alinhamento	% do grid	FR	FAA	FAS	FAE	EM
25x25	Esquerda	8% grid	66.83	0.83	0.83	6.50	18.75
		32% grid	30.67	3.33	5.50	18.83	14.58
		56% grid	18.17	5.17	9.17	32.33	16.21
		100% grid	17.50	5.83	8.17	31.17	15.67
	Direita	8% grid	26.67	16.50	24.83	40.00	27.00
		32% grid	13.50	14.17	23.00	44.33	23.75
		56% grid	14.33	13.83	19.33	41.83	22.33
		100% grid	23.33	4.50	9.50	29.00	16.58
	Acima	8% grid	47.83	7.17	11.00	26.17	23.04
		32% grid	26.67	6.67	7.00	28.50	17.21
		56% grid	25.67	5.83	6.83	30.17	17.13
		100% grid	32.00	3.67	4.50	20.00	15.04
	Abaixo	8% grid	39.17	18.83	24.17	39.50	30.42
		32% grid	26.83	6.00	9.83	31.50	18.54
		56% grid	22.17	6.00	12.50	35.33	19.00
		100% grid	31.50	3.83	7.00	26.67	17.25

Tabela 5.7: Análise gradativa do grid para cada tipo de alinhamento.

Observa-se que com o alinhamento à esquerda é necessário uma porcentagem menor do grid para se obter as menores taxas de erro. Diferentemente dos alinhamentos

à direita, acima e abaixo, os quais necessitam da análise total do grid para obtenção das menores taxas de erro. A porcentagem do grid necessária para obtenção das menores taxas de erro varia de acordo com o tamanho das células utilizadas na análise, isto é, dependem da resolução do grid.

Na sessão de apêndice estão as tabelas com todas as variações de porcentagens analisadas, para uma possível consulta na variação das taxas de erro.

Com a contagem de pixels e conseqüentemente a análise gradativa do grid com as assinaturas alinhadas à esquerda, observou-se que aproximadamente nos 40% do grid foi estabelecido um ponto de equilíbrio entre as taxas de rejeição das assinaturas genuínas e as taxas de aceitação das assinaturas exercitadas, evidenciando a região da assinatura que melhor a representa, como mostra o gráfico da figura 5.1. Com as assinaturas alinhadas à direita não foi possível observar um cruzamento entre as taxas de rejeição das assinaturas genuínas e as taxas de aceitação das falsificações exercitadas, e foi necessário analisar 100% das assinaturas para obter uma aproximação maior entre estas taxas. O que deixa claro que o término das assinaturas não contém um padrão tão evidente quanto o início das mesmas. Na análise com as assinaturas alinhadas acima e abaixo do grid, observam-se pontos em que as taxas descritas anteriormente se cruzam, porém estas taxas são superiores às do alinhamento à esquerda.

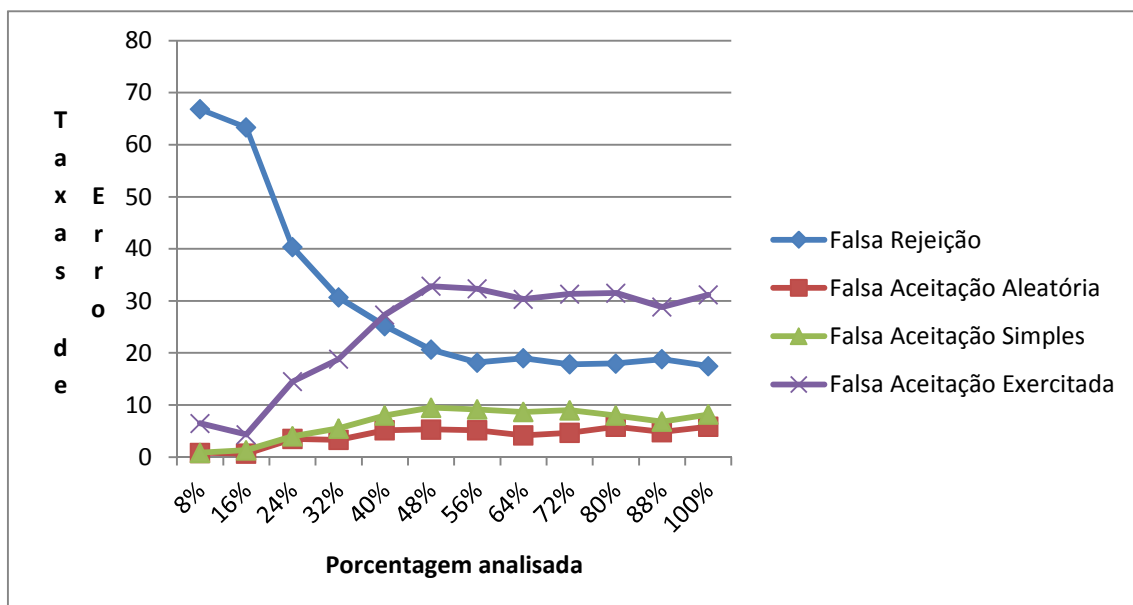


Figura 5.1: Gráfico das taxas de erro de acordo com a análise gradativa do *grid*.

Nas imagens esqueletizadas e sobrepostas pode-se observar as variações intrapessoais segundo os alinhamentos à esquerda, direita, acima e abaixo. No alinhamento à esquerda obtém-se menor variação no início da assinatura como mostra a figura 5.2, já nos alinhamentos à direita, acima e abaixo não se destacam regiões com menor variação.

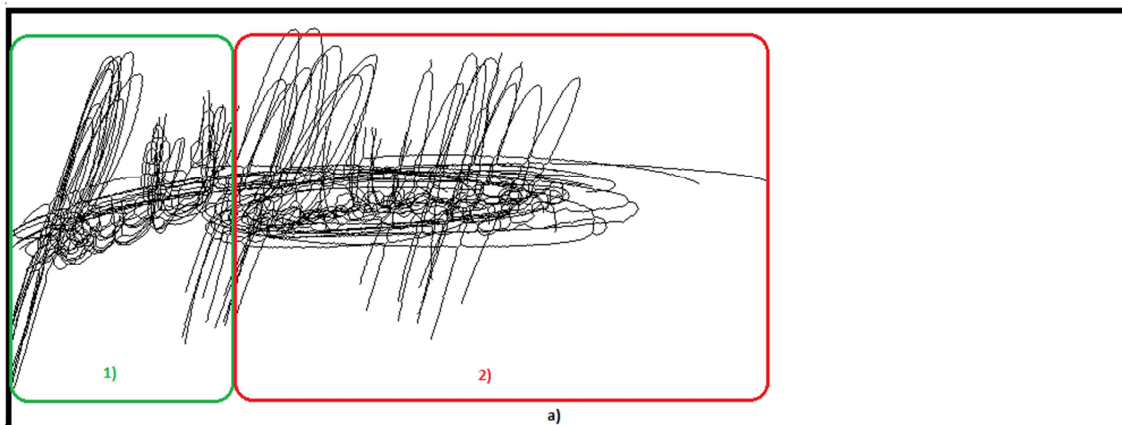


Figura 5.2: Assinaturas de um mesmo autor alinhadas à esquerda e sobrepostas. 1) Região da assinatura com menor variação intrapessoal. 2) Região da assinatura com maior variação intrapessoal.

5.1.7. Resultados para cada pré-tratamento

Nas imagens de **contorno**, foram extraídas as características de Inclinação Global [HANUSIAK, 2010], Inclinação Global no Grid, Inclinação Axial [JUSTINO, 2001], Rugosidade [JUSTINO, 2001] e [SANTOS, 2004], *Splines* no Grid e Pontos de Ataque e Remate. Na tabela 5.8 observam-se os resultados para cada característica. Sendo que o melhor resultado obtido nas imagens de contorno foi obtido com a característica de Rugosidade.

Característica	% FR	% FAA	% FAS	% FAE	% EM
Inclinação Global	17.33	12.33	10.67	39.33	19.92
Inclinação Global no GRID	21.33	10.33	8.67	38.33	20.17
Inclinação Axial	7.50	8.50	8.33	41.00	16.33
Rugosidade	29.17	3.50	2.67	26.17	15.38
<i>Splines</i> no Grid	27.17	11.83	12.83	36.67	22.13
Pontos de ataque e remate	13.00	10.50	13.67	45.17	20.59

Tabela 5.8: Melhores resultados utilizando a imagem do contorno da assinatura.

Nas imagens de **envelope** da assinatura, puderam-se extrair as características de Inclinação Global, Inclinação Global no GRID, Inclinação Axial, Rugosidade, Aproximação Poligonal no Grid, Aproximação Poligonal, *Splines*, *Splines* no Grid e Gerais. Novamente a característica com as menores taxas de erro foi a rugosidade, porém observa-se um pequeno ganho em relação às imagens de contorno, isto pode ter acontecido devido ao fato de as imagens de envelope não possuírem os contornos internos da assinatura. Na tabela 5.9 os resultados para as imagens com os envelopes extraídos.

Característica	FR	FAA	FAS	FAE	EM
Inclinação Global	12.67	15.33	11.17	45.33	21.13
Inclinação Global no GRID	27.83	10.17	9.17	34.67	20.46
Inclinação Axial	21.33	8.83	4.17	32.17	16.63
Rugosidade	22.17	5.67	3.33	29.17	15.09
Aproximação Poligonal no Grid	45.17	9.83	8.17	25.83	22.25
Aproximação Poligonal	16.67	18.67	18.83	48.50	25.67
<i>Splines</i>	49.33	13.83	10.33	32.17	26.42
<i>Splines</i> no Grid	27.50	16.17	12.50	43.00	24.79
Gerais	5.00	11.17	12.67	51.17	20.00

Tabela 5.9: Resultados para as imagens com o envelope extraído.

Nas imagens **esqueletizadas** da assinatura, foram extraídas as características de Inclinação Global, Inclinação Global no GRID, Inclinação Axial, Rugosidade, *Splines* no Grid e Pontos de ataque e remate. Na tabela 5.10 são mostrados os resultados para cada característica.

Característica	FR	FAA	FAS	FAE	EM
Inclinação Global	18.00	12.00	11.50	42.00	20.88
Inclinação Global no GRID	36.00	8.67	5.83	30.67	20.29
Inclinação Axial	21.67	7.67	4.83	30.17	16.09
Rugosidade	39.17	2.83	1.67	17.67	15.34
<i>Splines</i> no Grid	37.50	15.00	10.67	35.83	24.75
Pontos de ataque e remate	26.67	9.50	8.50	32.67	19.34

Tabela 5.10: Análise da melhor característica dentro do esqueleto da assinatura.

Nas imagens **binárias** da assinatura, foram extraídas as características de Contagem de pixels, Inclinação Global, Espessura e Pontos de ataque e remate. Na

tabela 5.11 são mostrados os resultados para cada uma delas, sendo que a contagem de pixels foi a característica que apresentou o melhor resultado.

Característica	FR	FAA	FAS	FAE	EM
Contagem de Pixels	30.67	3.33	5.50	18.83	14.58
Inclinação Axial Global	11.33	14.17	15.00	41.50	20.50
Espessura	23.67	5.00	2.67	27.33	14.67
Pontos de ataque e remate	9.83	10.67	15.33	49.00	21.21

Tabela 5.11: Análise da melhor característica dentro da imagem binária da assinatura.

Nas imagens em **níveis de cinza** da assinatura, foi extraída a característica de Pontos de Pressão. Na tabela 5.12 é mostrado o resultado referente à característica de pontos de pressão.

Característica	FR	FAA	FAS	FAE	EM
Pontos de Pressão	23.17	6.17	2.67	27.67	14.92

Tabela 5.12: Resultado da característica extraída das imagens em tons de cinza.

5.1.8. Resultados para cada segmentação

Quando é feita a análise dos resultados para cada tipo de segmentação considerada, é possível observar em determinadas características as diferenças em se utilizar um processo de segmentação ou não. Em algumas características como os *splines* e aproximação poligonal a importância da segmentação utilizando o *grid* foi evidente. Isto, em grande parte se deve ao fato de que com a segmentação através do *grid*, são extraídas também características relacionadas à ocupação do espaço gráfico. Na tabela 5.13 são mostrados os resultados para as características que utilizam o *grid* como método de segmentação. Dentro das características que utilizam o *grid* como método de segmentação, a que obteve melhores resultados foi de Espessura.

Característica	FR	FAA	FAS	FAE	EM
Contagem de pixels	17.5	5.83	8.17	31.17	15.67
Inclinação Global no Grid	25.00	8.50	9.83	34.00	19.33
Inclinação Axial no Grid [Justino]	21.67	7.67	4.83	30.17	16.09
Pontos de pressão	23.17	6.17	2.67	27.67	14.92
Espessura	23.67	5.00	2.67	27.33	14.67
Rugosidade	22.17	5.67	3.33	29.17	15.09
Splines no Grid	27.17	11.83	12.83	36.67	22.13
Aproximação Poligonal no Grid	45.17	9.83	8.17	25.83	22.25

Tabela 5.13: Melhores resultados utilizando o *grid* como segmentação.

Nos métodos que não utilizam uma segmentação a característica que obteve o melhor resultado foi a de Pontos de ataque e remate. Os resultados para cada característica são mostrados na tabela 5.14.

Característica	FR	FAA	FAS	FAE	EM
Inclinação Global	17.33	12.33	10.67	39.33	19.92
Pontos de ataque e remate	26.67	9.50	8.50	32.67	19.34
Splines	49.33	13.83	10.33	32.17	26.42
Aproximação Poligonal	16.67	18.67	18.83	48.50	25.67
Gerais	5.00	11.17	12.67	51.17	20.00

Tabela 5.14: Melhores resultados sem a utilização de uma segmentação.

5.2. Modelo por Autor

No modelo por autor foram utilizados os melhores resultados obtidos pelo modelo independente do autor. Os testes realizados com o modelo por autor foram feitos utilizando o svm com kernel linear e criando um modelo para cada autor, treinando e testando cada autor separadamente e contabilizando as taxas de erro.

5.2.1. Variação do número de amostras de cada classe

Nos testes utilizando svm com um modelo por autor e testando os mesmos individualmente foi utilizada a base com 60 autores as quais possuem as falsificações simples e exercitadas. O protocolo utilizado foi composto por uma variação na quantidade de amostras para geração das combinações genuínas e falsificações. Para geração das combinações que representam as assinaturas genuínas variou-se as amostras

de 10 a 20 combinando-as duas a duas. Para geração das combinações que representam as falsificações variou-se as amostras de 3 a 20 combinando cada uma com uma única assinatura aleatória de cada autor da base.

No protocolo de testes foram selecionadas 10 amostras genuínas, 10 falsificações aleatórias, 10 falsificações simples e 10 falsificações exercitadas. Cada uma dessas amostras foram testadas com 5 amostras de referência utilizadas no treinamento. Na tabela 5.15 abaixo podemos observar a variação da quantidade de amostras utilizadas no treinamento do modelo por autor.

Característica	Amostras Genuínas	Amostras Falsas	Erro I	Erro II			EM
			Genuína	FA	FS	FE	
Contagem de pixels/ Inclinação Axial Global no Grid/ Inclinação Axial/ Inclinação Axial Global/ Pontos de Ataque e Remate	10 amostras	3 amostras	16.17	0.83	2.17	35.50	13.67
		5 amostras	21.67	0.33	1.33	28.67	13.00
		10 amostras	22.17	0.17	0.67	23.33	11.59
	15 amostras	5 amostras	14.83	0.17	0.67	22.50	9.54
		10 amostras	19.00	0.00	0.50	20.00	9.88
		15 amostras	20.83	0.00	0.50	18.00	9.83
	20 amostras	19 amostras	5.33	0.17	1.83	29.33	9.17
		10 amostras	13.00	0.00	0.83	25.00	9.71
		15 amostras	13.83	0.00	0.67	23.50	9.50
		20 amostras	15.33	0.00	0.67	22.00	9.50

Tabela 5.15: Variando o protocolo de treinamento no modelo por autor.

5.2.2. Variação do número de amostras de referência

A variação do número de amostras de referência foi realizada da mesma forma como ocorreu com a variação no modelo independente do autor. Foi utilizado o protocolo de treinamento que gerou o melhor resultado, isto é, 20 amostras combinadas duas a duas para gerar os vetores verdadeiros, e 19 amostras verdadeiras de cada autor sendo combinadas com uma amostra de cada autor diferente da base. Na tabela 5.16 abaixo é mostrada a variação das amostras de referência no modelo por autor.

Conjunto de Características	Treinamento	Referências	Erro I				EM
			FR	FA	FS	FE	
Contagem de pixels / Inclinação Axial Global no Grid / Inclinação Axial / Inclinação Axial Global / Pontos de Ataque e Remate	240 amostras genuínas / 288 amostras falsas	3 referências	5.17	0.83	0.33	19.67	6.50
		5 referências	6.17	0.00	1.17	20.50	6.96
		7 referências	8.17	1.67	1.50	23.67	8.75

Tabela 5.16: Resultados obtidos com a variação das amostras de referência.

Na tabela 5.17 podemos observar os resultados obtidos pelo modelo por autor desta abordagem, comparados com abordagens da literatura. Com isso, o método proposto se mostrou promissor, em função da simplicidade na implementação e no conjunto reduzido de características, uma vez que está muito próximo dos obtidos pelos demais autores.

Autor	FR	FAA	FAS	FAE	EM
[BATISTA, 2010]	7.50	0.33	0.50	13.50	5.46
[BERTOLINI et. al., 2008]	11.32	4.32	3.00	6.48	6.28
[JUSTINO et. al., 2001]	2.17	1.23	3.17	36.57	7.87
[SANTOS, 2004]	10.33	4.41	1.67	15.67	8.02
Características dessa abordagem	5.17	0.83	0.33	19.67	6.50

Tabela 5.17: Comparação dos melhores resultados desta abordagem com a literatura.

Na figura 5.3 a seguir, é mostrada a curva ROC que representa o melhor resultado desta abordagem mista.

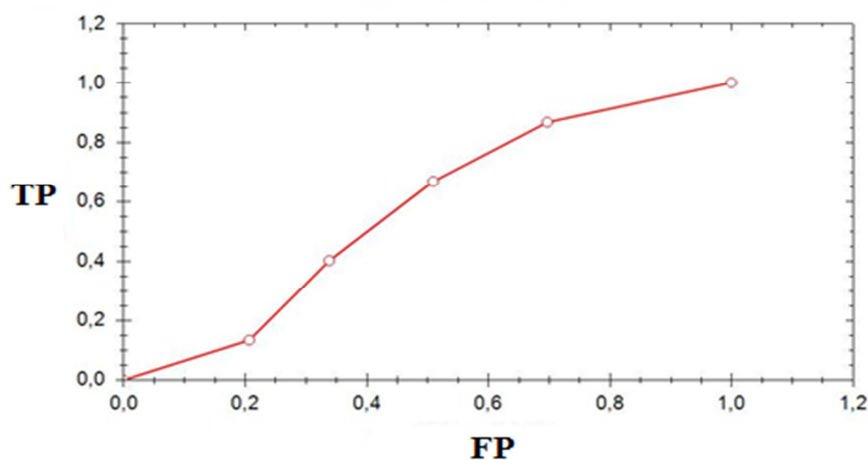


Figura 5.3: Curva ROC representando o melhor resultado obtido.

Capítulo 6

Conclusão e Trabalhos Futuros

A importância da assinatura do ser humano, considerando apenas a assinatura e a espontaneidade da mesma, juntamente com a identificação de problemas de falsificação foram os principais motivos que levaram a elaboração deste trabalho, que define uma proposição automatizada, de modo a diferenciar uma assinatura verdadeira de uma falsificada.

A proposta defende a criação de novas características extraídas da assinatura através de métodos de segmentação e pré-tratamento diferentes dos já utilizados pela literatura. Foram apresentadas algumas características, que utilizadas em conjunto com diferentes métodos estudados e analisadas sob o aspecto da segmentação mista geraram resultados promissores.

Vários testes foram realizados no âmbito de estudar o comportamento dos métodos de extração de características de outros trabalhos com a segmentação e pré-tratamento mistos, e os resultados obtidos foram bastante úteis. Podemos citar como um exemplo, o aperfeiçoamento da técnica de definição dos pontos críticos, os quais em trabalhos anteriores estudados eram realizados de forma aleatória. Para este problema foi utilizada a imagem do envelope da assinatura sem um processo de segmentação.

Outros testes realizados foram importantes por permitirem a análise da melhor configuração de *grid* para cada característica, o melhor método de segmentação quando cada característica é testada individualmente, e também as melhores imagens resultantes dos métodos de pré-tratamento para quando da utilização de determinada característica.

Outra descoberta importante realizada neste trabalho foi obtida através da análise gradativa do *grid*, onde descobriu-se que quando uma porcentagem menor do

grid é analisada obtém-se resultados melhores que quando é realizada a análise do *grid* inteiro.

Tendo em vista que os principais objetivos deste trabalho foram estudar os diferentes métodos que compõem as etapas da verificação de assinaturas *off-line*, e posteriormente realizar uma análise da combinação desses métodos para obtenção de uma abordagem mista, pode-se concluir que estes objetivos foram atingidos. Pois foram utilizadas diferentes características sob diferentes aspectos de segmentação, extração e pré-processamento, sendo que essas características combinadas na geração do modelo caracterizam a abordagem mista.

O método proposto se mostrou promissor, em função da simplicidade na implementação e no conjunto reduzido de características, uma vez que está muito próximo dos obtidos pelos demais autores.

6.1. Trabalhos futuros

Um dos trabalhos futuros que pode ser citado nesta área de pesquisa é a utilização das diferentes técnicas de seleção de características existentes. Pois apesar de neste trabalho ter sido realizado o método de força bruta (considerado o método ótimo), devido à grande complexidade computacional não foram testadas todas as combinações possíveis.

Outro trabalho que futuramente pode gerar interesse é a combinação das diferentes técnicas de segmentação, pré-tratamento e extração de características com outros métodos de classificação.

A ausência de um processo de segmentação é uma área que ainda pode ser explorada através da utilização de outras características.

Como os resultados obtidos com a análise gradativa do *grid* foram promissores e revelaram aspectos interessantes dentro das assinaturas, esta pode ser uma área de grande interesse em novos estudos.

Finalmente, a geração de uma abordagem mista na qual podem ser utilizadas as mesmas características simples com diferentes métodos de segmentação e pré-processamento desperta interesse à realização de novas pesquisas.

Referências Bibliográficas

- [ABUTALEB, 1989] ABUTALEB, A. S. “*Automatic Thresholding of Gray-Level Pictures Using Two Dimensional Entropy*”. Computers Graphics & Image Processing, No.47, 1989, 22-32 p.
- [AMMAR, YOSHIDA & FUKUMURA, 1990] AMMAR, M., YOSHIDA, Y., FUKUMURA, T. “*Structural Description and classification of signature images*”. Patt. Recognit. Vol. 23, no. 7, pp. 1339-1350, 2001.
- [BAJAJ & CHAUDHURY, 1997] “*Signature Verification using multiple neural classifiers.*”. Pattern Recognit. Vol.30, no.1, 1997.
- [BALTZAKIS & PAPAMARKOS, 2001] BALTZAKIS, H.; PAPAMARKOS, N.; “*A new signature verification technique based on a two-stage neural network classifier.*” Eng. Appl. Artif. Intell. Vol. 14, pp. 95-103, 2001.
- [BANSAL et. al., 2009] BANSAL, A.; GUPTA, B.; KHANDELWAL, G.; CHAKRAVERTY, S.. “*Offline Signature Verification Using Critical Region Matching*”. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Vol. 2, No.1, March, 2009
- [BARANOSKI, 2005] BARANOSKI, F. L.; *Verificação da autoria em documentos manuscritos usando SVM*. Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, (2005).
- [BATISTA, GRANGER & SABOURIN, 2010] BATISTA, L., GRANGER, E., SABOURIN, R. “*Dynamic Ensemble Selection for On-Line Signature*

Verification.”. Laboratoire d'imagerie, de vision et d'intelligence artificielle Ecole de technologie superieure. (2010)

[BERTOLINI et al., 2008] BERTOLINI, D., OLIVEIRA, L. S., JUSTINO, E., and SABOURIN, R. (2008). *Ensemble of classifiers for off-line signature verification*. In IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC2008).

[BRITTO et al., 2001] BRITTO, A. S., de ALMENDRA FREITAS, C. O., JUSTINO, E. J. R., BORGES, D. L., FACON, J., BORTOLOZZI, F., and SABOURIN, R. *Técnicas em processamento e análise de documentos manuscritos*. RITA, 8(2):47–68.

[CARDOT et. al., 1994] “A static signature verification system based on a cooperating neural networks architecture.”. Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell. Vol.8, no. 3, pp. 679-692, 1994.

[CAVALCANTI et al., 2002] CAVALCANTI, G. C.; DORIA, R. C.; FILHO, E.C.B.C. “Features Selection for Off-Line Recognition of Different Size Signatures.” International Workshop on Neural Networks for Signal Processing (NNSP2002), Martigny, Velais-Switzerland, 2002, 335-364 p.

[CHA, 2001] CHA, S. *Use of Distance Measures in Handwriting Analysis*. Doctor Theses. State University of New York at Buffalo. EUA, 2001.

[CHEN & SRIHARI, 2005] CHEN, S. and SRIHARI, S. “Use of Exterior Contours and Shape Features in Off-line Signature Verification”. In Proceedings of the Eighth international Conference on Document Analysis and Recognition (August 31 - September 01, 2005). ICDAR. IEEE Computer Society, Washington, DC, 1280-1284.

- [COETZER et al., 2006] COETZER, H., HERBST, B., and DU PREEZ, J. *Off-line signature verification: A comparison between human and machine performance*. pages 481–485. IAPR Publishers.
- [COETZER, 2005] COETZER, J. *Off-line Signature Verification*. PhD thesis, University of Stellenbosh.
- [DOUGLAS & PEUCKER, 1973] DOUGLAS, D; PEUCKER T., “*Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitalized line or its caricature.*” *The Canadian Cartographer* 10(2), pp 112 – 122,1973.
- [DROUHARD, SABOURIN & GODBOUT, 1994] “*Evaluation of a training method and of various rejection criteria for a neural network classifier used for a off-line signature verification.*”. in Proc. Int. Conf. Neural Net. Orlando, FL, pp. 4294-4299, 1994.
- [FACON, 1996] FACON, J., *Morfologia Matemática: Teoria e Exemplos*. Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Curitiba, Paraná, 1996.
- [FREEMAN, 1974] FREEMAN, H., *Computer processing of line-drawing images*. Computing Surveys (CSUR), v. 6 n.1, pp 57-97. Março 1974.
- [GILPEREZ, 2008] GILPEREZ, A., ALONSO-FERNANDEZ, F., PECHARROMAN, S., FIERREZ, J. and ORTEGA-GARCIA, J., "*Off-line signature verification using contour features*", in Proc. International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition, ICFHR, August 2008.
- [GONÇALVES, 2008] GONÇALVES, D. B. *Agrupamento de Classificadores na Verificação de Assinaturas Off-Line*. Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil, 2008.

- [GONZALES & WOODS, 2000] GONZALES, R.C. e WOODS, R.E. “*Processamento de imagens digitais.*” Addison-Wesley Publishing Company, Inc, New York, 1992, Editora Edgar Blucher Ltda. São Paulo SP, 2000.
- [HANUASIAK, 2010] HANUASIAK, R. K.; “*Verificação da Autoria de Manuscritos com Base em Atributos Genéticos e Genéricos da Escrita*”. Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil, 2004.
- [HOLT, 1987] Holt, C. M.et al, “*An Improved Parallel Thinning Algorithm*”, Communications of the ACM, vol. 30,n° 2, pp 156-160, 1987
- [HUANG & YAN, 1997] HUANG, K.; YAN, H. “*Off-line Signature Verification Based on Geometric Feature Extraction and Neural Network Classification.*” Pattern Recognition, Vol.30, No.1, 1997, 9-17 p.
- [IMPEDOVO et. al., 1997] DIMAURO, G., IMPEDOVO, S., PIRLO, G., SALZO, A. “*A multi-expert signature verification system for bankcheck processing*”. Int. J. Pattern Recognition Artif. Intell. Vol. 11, no. 5, pp. 827-844, 1997.
- [IMPEDOVO & PIRLO, 2008] IMPEDOVO, D., PIRLO, G. “*Automatic Signature Verification: The state of the Art.*”. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – Part C: Applications and Reviews, vol. 38, no. 5, Setembro 2008.
- [JAIN & DUIN & MAO, 2000] Anil K. Jain, Robert P.W. Duin, and Jianchang Mao. *Statistical pattern recognition: A review.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(1):4-37, January 2000.
- [JUSTINO, 2001] JUSTINO, E. *O Grafismo e os Modelos Escondidos de Markov na Verificação Automática de Assinaturas.* Tese de Doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil, 2001.

- [JUSTINO, 2002] JUSTINO, E. *A Análise de Documentos Questionados*. Relatório Técnico para obtenção do grau de professor Titular. Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil, 2002.
- [JUSTINO et. al., 2002] JUSTINO, E.; SABOURIN, R. ; BORTOLOZZI, FLAVIO. “*The Interpersonal and Intrapersonal Variability Influences on Off-Line Signature Verification Using HMM.*” 15th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI’02), Fortaleza, Brazil, 2002, 197-202 p.
- [JUSTINO et al., 2005] JUSTINO, E. J. R., BORTOLOZZI, F., and SABOURIN, R. (2005). “*A comparison of svm and hmm classifiers in the off-line signature verification.*” *Pattern Recogn. Lett.*, 26(9):1377–1385.
- [KALERA, SRIHARI & XU, 2004] “*Offline signature verification and identification using distance statistics.*”. *Int. J. Pattern Recognition Artif. Intell.* Vol. 18, no. 6, pp. 1339-1360, 2004.
- [KHOLMATOV, 2003] KHOLMATOV, A. “*A Biometric Identity Verification Using On-Line & Off-Line Signature Verification.*” MSc.Theses, Sabanci University, 2003.
- [MADASU et. al., 2003] “*Offline signature verification and forgery detection system based on fuzzy modeling.*”. (Lecture notes in Artificial Intelligence 2903), in AI 2003 T.D. Gedeon and L.C.C. Fung, Eds. Berlin, Germany: Springer-verlag, 2003, pp. 1003-1013.
- [MARAR et al., 2002] MARAR, J.F.; RODRIGUES, R.F.; COSTA, D.N. “*Detecção de Falsificação em Assinaturas Humanas Baseada em Redes Neurais Artificiais.*” II Congresso Brasileiro de Computação, Brasil, 2002.

- [MIRANDA, 2009] MIRANDA, A.M.P. “*Reconstrução Digital de Documentos Mutilados Usando Programação Dinâmica.*” Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil, 2009.
- [NOUBOUD, 1994] “*Handwritten signature verification: A global approach.*”. Fundamentals in handwriting recognition. Ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1994, pp. 455-459.
- [NOUBOUD & PLAMONDON, 1994] “*Global parameters and curves for off-line signature verification.*”. in Proc. 4th Int. Workshop Front. Handwriting Recognit. Taipei Taiwan, pp. 145-155, 1994.
- [OLIVEIRA et al., 2007] OLIVEIRA, L. S., JUSTINO, E. J. R., and SABOURIN, R. “*Off-line signature verification using writer-independent approach.*” In *IJCNN*, pages 2539–2544.
- [OTSU, 1979] OTSU, N. “*A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms.*” IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. SMC 9, No.1 ,1979, 62-66 p.
- [QUEK & ZHOU, 2002] QUEK, C., ZHOU, W. “*Antiforgery: A novel pseudo-outer product based fuzzy neural network driven signature verification system.*”. Pattern Recognition Lett. Vol. 23, no. 14, pp. 1795-1816, 2002.
- [RASHA, 1994] RASHA, ABAS. *A Prototype System for Off-Line Signature Verification Using Multilayered Feedforward Neural Networks.* MSc.Theses, RMIT Department of Computer Science, Melbourne, 1994.
- [RAMESH & MURTY, 1999] “*Off-line signature verification using genetically optimized weighted features.*”. Pattern Recognit. Vol. 32, no. 2, pp. 217-233, 1999.

- [SABOURIN & DROUHARD, 1992] “*Offline signature verification using directional PDF and neural networks.*”. in Proc. 11th Int. Conf. Pattern Recognit. Conf. B: Pattern Recog. Methodol. Syst., The Hague, The Netherlands, vol. 2, pp. 321-325, 1992.
- [SABOURIN, PLAMONDON & BEAUMIER, 1994] “*Structural interpretation of handwritten signature images.*”. Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell. Vol. 8, no. 3, pp. 709-748, 1994.
- [SABOURIN & GENEST, 1994] SABOURIN, R. ; GENEST, G. *An Extended-Shadow-Code Based Approach for Off-Line Signature Verification.* 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Israel, 1994, 450-460 p.
- [SABOURIN and GENEST, 1995] SABOURIN, R. and GENEST, G. *An extended-shadow-code based approach for off-line signature verification. ii. evaluation of several multi-classifier combination strategies.* ICDAR, 01:197.
- [SANTOS, 2004] SANTOS, C.R. *A Análise Automática de Assinaturas Manuscritas Baseada nos Princípios da Grafoscopia.* Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil, 2004.
- [SIEDLEKI & SKLANSKY] W. Siedleki and J. Sklansky. *A note on genetic algorithms for large-scale feature selection.* Pattern Recognition Letters, 10:335-347, November 1989.
- [SHRIDHAR et. al., 2006] SHRIDHAR, M., HOULE, G., BAKKER, R., KIMURA, F. “*Real-time feature-based automatic signature verification*”. Handwriting Recognition. La Baule, France, 2006.
- [SOLANA, 2005] SOLANA, C. D. O. *Reconstrução Digital de Documentos por Aproximação Poligonal.* Dissertação de Mestrado, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Brasil, 2005.

- [STENTIFORD, 1983] Stentiford F.W. and Mortimer R.G., “*Some New Heuristics for Thinning Binary Handprinted Characters for OCR*”, in “Algorithms for Image Processing and Computer Vision”, JR Parker- John Wiley & Sons, Inc, 1997.
- [XIAO & LEEDHAM, 1999] XIAO, X; LEEDHAM, G. . “*Signature Verification by Neural Networks with Selective Attention and a Small Training Set.*” *Applied Intelligence, Vol.11, No.2, 1999, 213-223 p.*
- [YACOUBI et. al., 2000] “*Offline signature verification using HMMs and cross-validation*” in Proc.10th Int. Workshop Neural Network Signal Process. Sydney, Australia. Vol.2, pp. 859-868, 2000.
- [ZHANG SUEN, 1984] Y. Y. Zhang and C.Y. Suen. *A fast parallel algorithm for thinning digital patterns.* Communications of the ACM, 27 (3): 236-239, Março 1984.

Apêndice

Experimento de variação do protocolo de treinamento para cada característica

Os testes realizados com o modelo global foram em sua grande maioria baseados no protocolo de treino e teste apresentados por [GONÇALVES, 2008]. Com o objetivo de melhorar o processo de treinamento, foram testadas diferentes quantidades de amostras de referência neste procedimento. A variação da quantidade de referências foi utilizada para gerar tanto o modelo com assinaturas genuínas como o modelo de assinaturas falsas. Por exemplo, caso a quantidade de amostras de referência seja 5, para gerar as assinaturas genuínas estas mesmas foram combinadas duas a duas. No caso das assinaturas falsas estas mesmas 5 assinaturas de referência geram o modelo combinando com duas assinaturas de outros autores.

A quantidade de autores considerados também foi diversificada de acordo com a quantidade de combinações geradas, ou melhor, de acordo com a quantidade de amostras de referência. A quantidade de autores é definida segundo o seguinte cálculo: **número de combinações genuínas / número de amostras de referência**. Este procedimento é executado para que a quantidade de combinações genuínas se equipare com a quantidade de combinações falsas. Os resultados obtidos estão representados na tabela A1 a seguir:

Característica	Referências	Amostras Genuínas	Amostras Falsas	FR	FAA	FAS	FAE	EM
Espessura	4 ref	240	288	23.67	5.00	2.67	27.33	14.67
	5 ref	400	360	35.67	1.83	1.67	17.83	14.25
	6 ref	600	540	36.83	2.50	2.33	23.50	16.29
	7 ref	840	756	42.00	2.67	2.17	18.50	16.34
	8 ref	1120	1008	41.33	2.67	2.00	21.00	16.75
	9 ref	1440	1296	39.17	1.83	2.17	22.33	16.38
Pontos de Pressão	4 ref	240	288	23.17	6.17	2.67	27.67	14.92
	5 ref	400	360	27.17	4.33	3.00	24.33	14.71
	6 ref	600	540	24.67	2.83	2.67	23.50	13.42
	7 ref	840	756	29.00	1.50	0.83	18.67	12.50
	8 ref	1120	1008	25.50	2.00	1.50	22.33	12.83
	9 ref	1440	1296	23.67	2.50	3.17	26.67	14.00
Rugosidade	4 ref	240	288	22.17	5.67	3.33	29.17	15.09
	5 ref	400	360	27.33	4.17	2.67	25.67	14.96
	6 ref	600	540	28.67	4.17	2.50	26.67	15.50
	7 ref	840	756	23.67	5.50	3.67	29.17	15.50
	8 ref	1120	1008	32.67	4.00	3.00	25.83	16.38
	9 ref	1440	1296	28.17	5.67	4.83	30.83	17.38
Contagem de pixels	4 ref	240	288	30.67	3.33	5.50	18.83	14.58
	5 ref	400	360	90.67	9.67	13.50	12.83	31.67
	6 ref	600	540	100.00	0	0	0	25.00
	7 ref	840	756	100.00	0	0.33	0.00	25.08
	8 ref	1120	1008	100.00	0	0	0	25.00
	9 ref	1440	1296	100.00	0	0	0	25.00
Pontos de Ataque e Remate	4 ref	240	288	26.67	9.50	8.50	32.67	19.34
	5 ref	400	360	15.50	15.67	17.83	47.83	24.21
	6 ref	600	540	21.50	12.50	14.50	43.83	23.08
	7 ref	840	756	15.67	10.83	16.67	45.00	22.04
	8 ref	1120	1008	19.17	10.17	12.83	40.50	20.67
	9 ref	1440	1296	11.33	12.83	18.33	49.67	23.04
Inclinação Axial Justino	4 ref	240	288	21.67	7.67	4.83	30.17	16.09
	5 ref	400	360	14.67	12.50	9.17	38.67	18.75
	6 ref	600	540	12.83	13.33	15.00	45.83	21.75
	7 ref	840	756	12.67	13.67	15.33	46.50	22.04
	8 ref	1120	1008	14.50	14.67	16.17	46.83	23.04
	9 ref	1440	1296	12.83	14.50	16.17	51.33	23.71
Splines no Grid	4 ref	240	288	27.17	11.83	12.83	36.67	22.13
	5 ref	400	360	12.50	20.33	24.50	52.33	27.42
	6 ref	600	540	16.67	21.83	23.83	47.83	27.54
	7 ref	840	756	20.00	14.83	15.83	40.67	22.83
	8 ref	1120	1008	18.17	22.33	26.00	47.33	28.46
	9 ref	1440	1296	16.50	21.83	24.83	46.00	27.29
Inclinação Axial [HANUASIAK,	4 ref	240	288	25.17	8.17	7.50	34.67	18.88
	5 ref	400	360	18.50	13.17	12.83	41.00	21.38
	6 ref	600	540	23.33	11.00	12.33	35.67	20.58

2010] no GRID	7 ref	840	756	31.17	10.00	9.50	33.50	21.04
	8 ref	1120	1008	18.67	11.33	12.17	38.67	20.21
	9 ref	1440	1296	15.83	13.33	13.17	39.00	20.33
Inclinação Axial Global [HANUSIAK, 2010]	4 ref	240	288	17.33	12.33	10.67	39.33	19.92
	5 ref	400	360	11.50	15.50	14.83	47.83	22.42
	6 ref	600	540	12.33	14.00	13.00	46.00	21.33
	7 ref	840	756	12.00	14.00	12.67	45.00	20.92
	8 ref	1120	1008	13.50	13.67	12.00	42.67	20.46
	9 ref	1440	1296	14.83	13.00	10.83	39.00	19.42

Tabela A1: Variação do protocolo no modelo independente do autor para cada característica.

Experimento de análise gradativa do grid

Nas tabelas A.2, A.3, A.4 e A.5 a seguir, são mostrados os resultados obtidos com as assinaturas alinhadas à esquerda, direita, acima e abaixo, respectivamente. Os resultados foram obtidos segundo o modelo independente do autor, utilizando-se o método de voto majoritário como contabilização dos votos. Nestas tabelas é possível observar a progressão dos resultados segundo a análise gradativa do grid em todas as porcentagens testadas.

25 x 25	Falsa Rejeição	Falsa Aceitação Aleatória	Falsa Aceitação Simples	Falsa Aceitação Exercitada	Erro Médio
8% do grid	66.83	0.83	0.83	6.50	18.75
16% do grid	63.33	0.67	1.33	4.33	17.42
24% do grid	40.33	3.50	4.00	14.50	15.58
32% do grid	30.67	3.33	5.50	18.83	14.58
40% do grid	25.17	5.17	8.00	27.33	16.42
48% do grid	20.67	5.33	9.50	32.83	17.08
56% do grid	18.17	5.17	9.17	32.33	16.21
64% do grid	19.00	4.17	8.67	30.33	15.54
72% do grid	17.83	4.67	9.00	31.33	15.71
80% do grid	18.00	5.83	8.00	31.50	15.83
88% do grid	18.83	4.83	6.83	28.83	14.83
100% do grid	17.50	5.83	8.17	31.17	15.67

Tabela A.2: Resultados obtidos com a contabilização de votos pelo método “voto majoritário”, utilizando-se a análise gradativa do grid de 25 x 25 com assinaturas alinhadas à esquerda.

25 x 25	Falsa Rejeição	Falsa Aceitação Aleatória	Falsa Aceitação Simples	Falsa Aceitação Exercitada	Erro Médio
8% do grid	26.67	16.50	24.83	40.00	27.00
16% do grid	21.67	13.17	21.83	37.33	23.50
24% do grid	19.50	17.33	25.83	44.00	26.67
32% do grid	13.50	14.17	23.00	44.33	23.75
40% do grid	14.33	12.00	20.83	40.83	22.00
48% do grid	20.50	7.17	17.50	35.50	20.17
56% do grid	14.33	13.83	19.33	41.83	22.33
64% do grid	23.67	4.50	9.83	29.83	16.96
72% do grid	18.17	7.50	12.50	33.67	17.96
80% do grid	22.00	7.50	14.83	34.00	19.58
88% do grid	20.17	6.33	13.33	32.67	18.13
100% do grid	23.33	4.50	9.50	29.00	16.58

Tabela A.3: Resultados obtidos com a contabilização de votos pelo método “voto majoritário”, utilizando-se a análise gradativa do grid de 25 x 25 com assinaturas alinhadas a direita.

25 x 25	Falsa Rejeição	Falsa Aceitação Aleatória	Falsa Aceitação Simples	Falsa Aceitação Exercitada	Erro Médio
8% do grid	47.83	7.17	11.00	26.17	23.04
16% do grid	43.67	4.33	7.50	22.67	19.54
24% do grid	28.67	5.83	7.17	26.83	17.13
32% do grid	26.67	6.67	7.00	28.50	17.21
40% do grid	25.67	6.17	6.00	28.67	16.63
48% do grid	26.00	6.00	5.83	28.83	16.67
56% do grid	25.67	5.83	6.83	30.17	17.13
64% do grid	20.50	8.83	9.33	36.67	18.83
72% do grid	24.67	6.67	7.00	27.83	16.54
80% do grid	26.33	5.50	6.17	26.33	16.08
88% do grid	28.50	4.83	5.17	25.50	16.00
100% do grid	32.00	3.67	4.50	20.00	15.04

Tabela A.4: Resultados obtidos com a contabilização de votos pelo método “voto majoritário”, utilizando-se a análise gradativa do grid de 25 x 25 com assinaturas alinhadas a acima.

25 x 25	Falsa Rejeição	Falsa Aceitação Aleatória	Falsa Aceitação Simples	Falsa Aceitação Exercitada	Erro Médio
8% do grid	39.17	18.83	24.17	39.50	30.42
16% do grid	38.83	10.50	17.17	33.50	25.00
24% do grid	28.50	7.17	11.67	32.50	19.96
32% do grid	26.83	6.00	9.83	31.50	18.54
40% do grid	21.50	5.17	10.17	33.33	17.54
48% do grid	21.17	5.50	11.33	35.17	18.29
56% do grid	22.17	6.00	12.50	35.33	19.00
64% do grid	24.00	4.83	11.50	32.67	18.25
72% do grid	27.17	4.00	10.17	29.67	17.75
80% do grid	30.50	3.50	8.17	28.50	17.67
88% do grid	22.17	6.17	11.83	35.33	18.88
100% do grid	31.50	3.83	7.00	26.67	17.25

Tabela A.5: Resultados obtidos com a contabilização de votos pelo método “voto majoritário”, utilizando-se a análise gradativa do grid de 25 x 25 com assinaturas alinhadas abaixo.