

EDSON JOSÉ RODRIGUES JUSTINO

O GRAFISMO E OS MODELOS ESCONDIDOS DE MARKOV NA
VERIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE ASSINATURAS

Curitiba
2001

EDSON JOSÉ RODRIGUES JUSTINO

O GRAFISMO E OS MODELOS ESCONDIDOS DE MARKOV NA
VERIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE ASSINATURAS

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada da Pontifícia Universidade Católica do Paraná como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências.

Área de Concentração:
**MÉTODOS E TÉCNICAS
DE COMPUTAÇÃO**

Orientador:
Prof. Dr. Flávio Bortolozzi

Co-orientador:
Prof. Dr. Robert Sabourin

Curitiba
2001

Justino, Edson José Rodrigues

O grafismo e os modelos escondidos de Markov na verificação automática de Assinaturas. Curitiba, 2001.

131p.

Tese (Doutorado) – Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada.

1. Análise de Documentos 2. Verificação de Assinaturas 3. Modelos Escondidos de Markov.

I. Pontifícia Universidade Católica do Paraná. Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia. Programa de Pós-Graduação em Informática Aplicada II-t

À minha esposa Marinice, pelo estímulo e incansável compreensão durante todos esses anos de trabalho.

AGRADECIMENTOS

À Pontifícia Universidade Católica do Paraná pelo apoio financeiro e estrutural, que permitiram a realização desse trabalho.

Ao amigo e orientador Prof. Dr. Flávio Bortolozzi pelas diretrizes sempre seguras e permanente incentivo diante de tantas atribuições.

Ao Prof. Dr. Robert Sabourin pelas importantes contribuições dadas a esse trabalho.

Ao Prof. Dr. Abdenaïm El Yacoubi pelas importantes contribuições dadas nos estudos dos Modelos Escondidos de Markov.

Aos meus colegas de doutorado, que em todos os momentos difíceis pelos quais passamos, mantiveram-se sempre unidos em busca de nosso objetivo comum.

À todos que direta ou indiretamente colaboraram na execução deste trabalho.

Sumário

Lista de tabelas

Lista de figuras

Lista de abreviaturas e siglas

Lista de símbolos

Resumo

Abstract

1. Introdução	1
1.1. Histórico geral	2
1.2 O objetivo	2
1.3 O desafio	2
1.4 A motivação	3
1.5 A proposta	3
1.6 As contribuições	4
1.7 A organização	4
2. Fundamentação Teórica em Verificação Automática de Assinaturas Manuscritas: Vantagens e Limitações	6
2.1 A assinatura manuscrita e os fatores de complexidade	6
2.1.1 Os fatores ligados à autoria	6
2.1.2 Os fatores ligados às diferenças regionais	7
2.1.3 Os fatores ligados às falsificações	8
2.2 Os métodos dinâmicos e os métodos estáticos de verificação automática de assinaturas	9
2.3 A classificação dos métodos automáticos de verificação estática	11
2.3.1 O pré-tratamento	11
2.3.2 A segmentação e a extração de primitivas	12
2.3.2.1 Os métodos globais	12
2.3.2.2 Os métodos locais	14

2.3.3 A produção do modelo e a comparação	18
2.3.3.1 A classificação dos métodos de verificação	19
2.3.3.1.1 Os métodos estatísticos	19
2.3.3.1.1.1 Os métodos paramétricos	19
2.3.3.1.1.2 Os métodos não paramétricos	21
2.3.3.1.2 Os métodos estruturais	21
2.3.3.2 Os métodos de verificação segundo a abordagem utilizada	22
2.3.4 Uma análise crítica	24
3. A Proposta para um Método de Verificação Automática de Assinaturas Manuscritas Estáticas	25
3.1 A proposta	25
3.1.1 Os requisitos	25
3.1.2 As metas	26
3.1.3 A abordagem adotada	27
3.1.4 A base de dados de assinaturas	27
3.2 Os recursos	31
3.2.1 O grafismo	31
3.2.1.1 A grafoscopia	32
3.2.1.2 A grafologia	35
3.2.1.2.1 Elementos básico da grafia	36
3.2.1.2.2 As letras e o movimento	38
3.2.1.2.3 Os aspectos gráficos	38
3.2.1.2.4 O simbolismo do espaço	39
3.2.1.2.5 A ordem	43
3.2.1.2.6 A proporção	44
3.2.1.2.7 A dimensão	45
3.2.1.2.8 A pressão	45
3.2.1.2.9 A forma	46
3.2.1.2.10 O gesto característico	46
3.2.1.3 Considerações sobre o grafismo	48

3.2.2 Os modelos de Markov	50
3.2.2.1 A matriz de transição	51
3.2.2.2 A probabilidade de transição	51
3.2.2.3 Os modelos escondidos de Markov (MEM)	52
3.2.2.3.1 O modelo contínuo	52
3.2.2.3.2 O modelo discreto	53
3.2.2.3.3 Os tipos de MEM	54
3.2.2.3.4 Os problemas básicos do MEM	56
3.2.2.3.4.1 A evolução da probabilidade	56
3.2.2.3.4.2 A seqüência ótima de estados	59
3.2.2.3.4.3 A reestimação dos parâmetros	61
3.2.2.3.4.4 A estimação inicial dos parâmetros	63
3.2.2.3.4.5 O efeito do número insuficiente de dados de aprendizado	64
3.2.2.3.5 Os modelos escondidos de Markov e as múltiplas seqüências de observações	64
3.2.2.3.6 Considerações sobre o MEM	67
3.2.3 A quantização vetorial e a aglomeração	68
3.2.3.1 A quantização vetorial	68
3.2.3.1.1 A medida das distorções	70
3.2.3.1.2 O projeto de um léxico	71
3.2.3.2 A aglomeração	73
3.2.3.3 Considerações práticas sobre o QV	74
3.3 Comentários finais	75
4. O Pré-tratamento, a Segmentação e a Extração de Primitivas	76
4.1 O pré-tratamento	76
4.2 A segmentação	78
4.2.1 A estratégia de segmentação adotada	79
4.2.1.1 A estratégia de segmentação horizontal	81
4.2.1.2 A estratégia de segmentação vertical	83

4.2.2 As características do grafismo incorporadas pelo método de segmentação	85
4.2.2.1 As primitivas estáticas	85
4.2.2.2 As primitivas pseudo-dinâmicas	87
4.3 A extração de primitivas	88
4.3.1 As primitivas adaptadas às características estáticas	88
4.3.1.1 A densidade de <i>pixels</i>	88
4.3.1.2 A distribuição de <i>pixels</i>	89
4.3.2 As primitivas adaptadas às características pseudo-dinâmicas das assinaturas	90
4.3.2.1 A inclinação axial	90
4.3.2.2 A forma	92
4.3.2.3 A progressão	93
4.4 A geração do léxico usando a quantização vetorial	94
4.5 Considerações finais	96
5. O Método Proposto para a Verificação Automática de Assinaturas Estáticas usando MEM	97
5.1 O método de verificação	97
5.1.1 A escolha do modelo	97
5.1.2 O processo de aprendizado	99
5.1.2.1 O número de estados do modelo	99
5.1.2.2 O algoritmo de aprendizado	100
5.1.2.3 O algoritmo de validação	101
5.1.2.4 A normalização das probabilidades	102
5.1.2.5 A determinação dos parâmetros para o ajuste dos limiares de aceitação e rejeição	103
5.1.3 O processo de verificação	105
5.2 Comentários finais	106
6. Os Testes e a Análise dos Erros	107
6.1 Os resultados experimentais	107

6.1.1 O protocolo de avaliação	107
6.1.2 O resultado usando múltiplas resoluções de grade de segmentação e múltiplos léxico, para um único MEM	108
6.1.3 A análise qualitativa das primitivas isoladas	110
6.1.4 Os resultados usando primitivas isoladas com uma segunda base dados e a presença de falsificações simples e servis	111
6.1.5 As restrições quanto ao número de primitivas usadas no MEM multi-dimensional	112
6.1.6 Os resultados usando primitivas combinadas em um MEM multi-dimensional	113
6.1.7 O ajuste dos limiares de aceitação e rejeição através dos valores de α	114
6.1.8 Os problemas decorrentes do processo de coleta da base de dados	115
6.2 Considerações finais	116
7. Conclusões e Trabalhos Futuros	117
7.1 Conclusões	117
7.2 Sugestões para trabalhos futuros	118
Anexo – Normativas do Banco Central para Cheques	120
Referências Bibliográficas	127

Lista de Tabelas

Tabela 3.1	Descrição das bases de dados de assinaturas usadas para avaliar o desempenho dos métodos de verificação automática de assinaturas estáticas.	29
Tabela 3.2	Avaliação estatística da ocupação do espaço gráfico e da variação de escala da assinatura.	42
Tabela 3.3	Características combinadas da grafologia e da grafoscopia.	49
Tabela 3.4	Relação de características associadas às classes de primitivas estática e pseudo-dinâmicas.	50
Tabela 4.1	Segmentação com múltiplas resoluções.	83
Tabela 6.1	Resultados obtidos pelo método de verificação, para as falsificações aleatórias, usando a densidade de <i>pixels</i> como primitiva e a base de dados com 40 autores.	109
Tabela 6.2	Análise qualitativa das primitivas isoladas.	110
Tabela 6.3	Resultados obtidos usando o segundo subconjunto de autores e com o uso de falsificações simples e servis.	111
Tabela 6.4	Resultados obtidos usando as mesmas primitivas em um MEM multi-dimensional.	113
Tabela 6.5	Resultados obtidos usando os valores médios de α .	115

Lista de Figuras

Fig. 1.1	Variabilidades de estilos de assinaturas.	3
Fig. 2.1	(a) Exemplo de assinatura latina e (b) japonesa.	8
Fig. 2.2	(a) Exemplo de uma assinatura cursiva e (b) Exemplo de uma rubrica.	8
Fig. 2.3	(a) Exemplo de assinatura genuína. (b) Exemplo de falsificação aleatória (assinatura original de outro autor). (c) Exemplo de falsificação simples. (d) Exemplo de falsificação servil.	9
Fig. 2.4	Diagrama de funcionamento do método de verificação automática.	11
Fig. 2.5	Diagrama hierárquico de classificação dos método de verificação automática de assinaturas estáticas.	12
Fig. 2.6	Diagrama esquemático dos modelos Estáticos e Pseudo-dinâmicos.	12
Fig. 2.7	Imagem do canto superior esquerdo é desfocada com +2, +4, +8, +16 e +32 <i>pixels</i> respectivamente. Adaptada de [BRUYNE & FORRÉ, 1988].	13
Fig. 2.8	(a) Assinatura genuína e (b) Falsificação simples.	13
Fig. 2.9	(a) Exemplo de assinatura; (b) O envelope superior; c) O envelope inferior. Adaptada de [CHAUDHURY & BAJAJ, 1997].	14
Fig. 2.10	Pontos e linhas críticas em uma assinatura, para a extração de características. Adaptada de [CHUANG, 1977].	15
Fig. 2.11	Imagem de uma assinatura segmentada pelo processo de segmentação proposto por Rosenfeld. Adaptado de [ROSENFELD et al., 1997].	16
Fig. 2.12	(a) Imagem binária de uma rubrica; (b) Núcleo da imagem binária.	16
Fig. 2.13	Modelo de célula usado por Sabourin e Genest. (a) Modelo detalhado dos sensores. (b) Modelo do <i>grid</i> . Adaptado de [SABOURIN & GENEST, 1994].	17
Fig. 2.14	Modelo de célula usada por Rigoll e Kosmala. Adaptado de [RIGOLL & KOSMALA, 1998].	17
Fig. 2.15	(a) Núcleo da assinatura; (b) Contorno da assinatura; (c) Distribuição dos <i>pixels</i> ; (d) Ajuste fino da assinatura; (e) Região de alta pressão.	18
Fig. 3.1	(a) Exemplo de assinatura que ocupa a área de assinatura sem	26

	extrapolar. (b) Exemplo de assinatura que extrapola a área destinada à assinatura. A perda encontra-se na parte superior e inferior da assinatura, incluindo os laços maiores.	
Fig. 3.2	Tipos de assinaturas da base de dados: (a) assinatura genuína; (b) falsificação aleatória; (c) falsificação simples; (d) falsificação servil.	30
Fig. 3.3	Modelo do gabarito usado para a coleta das assinaturas.	31
Fig. 3.4	Elementos técnicos genéticos. Adaptado de [GOMIDE & GOMIDE, 1995].	33
Fig. 3.5	Elementos técnicos genéricos. Adaptado de [GOMIDE & GOMIDE, 1995].	34
Fig. 3.6	Exemplo de alguns dos elementos básicos da grafia. Zona inicial; (2) Zona final; (3) Haste; (4) Laçada; (5) Bucle da haste; (6) Bucle da laçada; (7) bucle em forma de laço; (A) Zona superior; (B) Zona média; (C) Zona inferior. Adaptado de [VELS, 1961].	37
Fig. 3.7	Exemplo das diferenças entre as partes de um elemento gráfico: (A) Partes essenciais; (B) Partes secundárias. Adaptado de [VELS, 1961].	38
Fig. 3.8	Exemplos de assinaturas segundo a simbologia do espaço gráfico. (a) Diagrama representativo do espaço gráfico; (b) Escritor introvertido; (c) Escritor extrovertido; (d) Escritor espiritualista; (e) Escritor materialista e introvertido.	39
Fig. 3.9	Modelo do formulário usado para a coleta das assinaturas para análise da ocupação do espaço.	40
Fig. 3.10	Modelo do formulário de coleta de assinatura e a representação das seções.	41
Fig. 3.11	Exemplos de assinaturas do formulário: (a) Exemplo do uso da seção d; (b) Exemplo do uso da seção e; (c) Exemplo do uso da seção a; (d) Exemplo do uso da seção b; (e) Exemplo do uso da seção c.	43
Fig. 3.12	Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da ordem: (a) Assinatura clara; (b) Assinatura confusa; (c) Assinatura concentrada; (d) Assinatura espaçada.	44
Fig. 3.13	Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da proporcionalidade: (a) Assinatura proporcional; (b) Assinatura desproporcional; (c)	44

	Assinatura mista.	
Fig. 3.14	Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da dimensão: (a) Assinatura alta; (b) Assinatura baixa.	45
Fig. 3.15	Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da pressão do traço: (a) Assinatura tensa; (b) Assinatura frouxa.	45
Fig. 3.16	Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da forma: (a) Assinatura caligráfica; (b) Assinatura arredondada; (c) Assinatura reta vertical; (d) Assinatura reta horizontal.	46
Fig. 3.17	Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista dos gestos característicos: (a) Gancho; (b) Clava, espiral e inflada; (c) Golpe de sabre; (d) Bucle; (e) Triângulo e laço; (f) Guirlanda; (g) Serpentina; (h) Arco.	47
Fig. 3.18	Diagrama resumo das abordagens do grafismo e suas principais características.	48
Fig. 3.19	Exemplos de modelos discretos de MEM: a) Um exemplo de modelo ergótico; b) Um exemplo de um modelo esquerda-direita. Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].	55
Fig. 3.20	Seqüência de operações requeridas para processamento da variável <i>forward</i> $\alpha_{t(i)}$. Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].	55
Fig. 3.21	Seqüência de operações requeridas para processamento da variável <i>backward</i> $\beta_{t(i)}$. Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].	59
Fig. 3.22	Particionamento de um espaço bidimensional ($N = 2$) em $L = 18$ células. Todos os vetores de entrada C_i devem ser quantificados no vetor de código y_i . Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].	69
Fig. 3.23	A representação de um agrupamento de três classes no espaço bidimensional.	73
Fig. 3.24	Diagrama representativo do sistema de QV usando o mesmo modelo para todos os escritor.	75
Fig. 4.1	Imagem de um cheque bancário brasileiro e a delimitação da área destinada à assinatura.	76
Fig. 4.2	(a) Imagem de uma assinatura em níveis de cinza; (b) Imagem binária; (c) Núcleo da assinatura.	78

Fig. 4.3	(a) Grade usada por Rigoll e Kosmala; (b) Grade usada por Sabourin e Genest. Adaptado de [RIGOLL & KOSMALA, 1998] e [SABOURIN & GENEST, 1994].	79
Fig. 4.4	Exemplos da sobreposição das imagens afinadas dos vinte espécimes da base de aprendizado.	80
Fig. 4.5	Exemplo dos modelos de grade quadrada: (a) Grade com resolução de 40 <i>pixels</i> ; (b) Grade com resolução de 20 <i>pixels</i> ; (c) Grade com resolução de 16 <i>pixels</i> ; (d) Grade com resolução de 10 <i>pixels</i> .	81
Fig. 4.6	(a) Segmentação usada pelo Grafismo; (c) Exemplo de uma segmentação com 4 zonas de tamanho fixo.	82
Fig. 4.7	(a) e (b) Seqüências de observações, usando células quadradas; (c) e (d) Seqüências de Observações, usando células retangulares.	84
Fig. 4.8	(a) Baixa resolução – com 4 células verticais; (b) Média resolução – com 10 células verticais; (c) Alta resolução – com 25 células verticais.	85
Fig. 4.9	Calibre (Características do grafismo): (a) Assinatura alta; (b) Assinatura baixa.	85
Fig. 4.10	Exemplo da incorporação da proporção: (a) Assinatura proporcional; (b) Assinatura desproporcional; (c) Assinatura mista.	86
Fig. 4.11	Exemplo da incorporação do espaçamento: (a) Assinatura com vários espaços entre blocos; (b) Assinatura sem espaços.	87
Fig. 4.12	Exemplos da variação do comportamento base.	87
Fig. 4.13	Imagem binária de uma assinatura e a correspondente tabela de densidade de <i>pixels</i> .	89
Fig. 4.14	Exemplo do uso do <i>ESC</i> . Adaptado de [SABOURIN & GENEST, 1994].	89
Fig. 4.15	Exemplo do uso dos sensores na determinação da distribuição de <i>pixels</i> .	90
Fig. 4.16	Exemplo da característica inclinação axial.	91
Fig. 4.17	Conjunto de elementos estruturantes que representam os tipos de inclinação axial das células.	92
Fig. 4.18	Núcleo da imagem de uma assinatura e a correspondente tabela de inclinação axial.	92

Fig. 4.19	Vetor de características usado pela primitiva forma.	93
Fig. 4.20	Exemplo da primitiva progressão. (a) Cálculo da dinâmica do traçado; (b) Extração do segmento mais significativo.	94
Fig. 4.21	Representação do conjunto de primitivas como um conjunto de vetores.	95
Fig. 4.22	(a) Representa a densidade de <i>pixels</i> para um léxico igual a 100; (b) Representa a inclinação axial para um léxico igual a 60.	96
Fig. 5.1	Modelo de MEM para palavras. Adaptado de [YACOUBI, 1996].	98
Fig. 5.2	(a) Modelo esquerda-direita; (b) Exemplo da representação do modelo.	98
Fig. 5.3	Gráfico indicador da variação do número de estados para cada modelo de assinatura.	99
Fig. 5.4	Gráfico que representa o número de observações dos 20 espécimes de cada autor (40 autores) usados no processo de aprendizado.	100
Fig. 5.5	Gráfico típico para as curvas de aprendizado e validação.	102
Fig. 5.6	Exemplo do processo de normalização para os 20 espécimes de aprendizado de um mesmo autor.	103
Fig. 5.7	Ponto de determinação dos melhores valores de α .	104
Fig. 5.8	Representação dos limiares de aceitação e rejeição de uma assinatura.	105
Fig. 6.1	Sobreposição, usando o centro de gravidade, dos 20 espécimes de aprendizado de um mesmo escritor: (a) Exemplo de assinatura com alta variabilidade intrapessoal. (b) Exemplo de assinatura com baixa variabilidade intrapessoal.	112
Fig. 6.2	(a) Assinatura genuína e (b) Falsificação simples.	114
Fig. 6.3	Gráfico que demonstra o comportamento da taxa de erro médio, durante a determinação dos parâmetros auxiliares α .	115

Lista de Abreviaturas e Siglas

ARD	- Análise e Reconhecimento de Documentos
BMP	- Arquivo no formato <i>bit map</i>
CD-ROM	- <i>Compact Disk – read only</i>
<i>dpi</i>	- <i>dot per inch</i>
<i>HMM</i>	- <i>Hidden Markov Model</i>
<i>LARDOC</i>	- <i>Laboratório de Análise e Reconhecimento de Documentos</i>
LBG	- Linde, Buzo and Gray algorithm
MEM	- Modelos Escondidos de <i>Markov</i>
PUCPR	- Pontifícia Universidade Católica do Paraná
QV	- Quantização Vetorial
VQ	- Vector Quantization

Lista de Símbolos

$P(\cdot \cdot), p$	- 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
$b(\cdot)$	- 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
T	- comprimento da seqüência de observações
V	- conjunto de símbolos observáveis
M	- número máximo de símbolos observáveis em um alfabeto
B	- matriz de probabilidades de observações de símbolos
π	- matriz de densidades e probabilidades iniciais
$\lambda = \{A, B, \pi\}$	- conjunto necessário e suficiente na definição do modelo de <i>Markov</i>
O	- seqüência de observações
α	- variável <i>forward</i>
β	- variável <i>backward</i>
γ	- probabilidade <i>a priori</i>

$\operatorname{argmax}()$	- função que retorna o índice relacionado ao argumento de máxima probabilidade na seqüência de estados
δ	- as mais altas probabilidades ao longo de um caminho simples em uma seqüência
ψ	- vetor que contém o caminho de máxima probabilidade
ξ	- probabilidade condicional inicial
x, y	- vetores multi-dimensionais
$q()$	- operador de quantização
C_i	- centróide da classe
d	- medida da distorção
d_2	- erro médio quadrático
W	- função de peso
D	- distância Euclidiana
J	- mínimo erro quadrático
ξ_t	- taxa de erro total
$\operatorname{Log} P$	- logaritmo da probabilidade
\bar{x}, E_m	- média aritmética
p_b, p_{tn}	- probabilidade de aprendizado e probabilidade de aprendizado normalizada, respectivamente
p_b, p_s	- probabilidade máxima do limiar de aceitação e probabilidade mínima do limiar de aceitação, respectivamente
p_v, p_{vn}	- probabilidade de verificação e probabilidade de verificação normalizada, respectivamente
i, j e k	- valores inteiros

μ

- média simples de uma classe

Resumo

O problema em verificação automática de assinaturas é, em teoria, um processo de reconhecimento de padrões usado para discriminar as classes de assinaturas originais e as falsas. Apesar dos muitos esforços para desenvolver novas técnicas de verificação de assinaturas estáticas, a influência dos vários tipos de falsificações ainda não foram extensamente estudados sob a luz do grafismo.

Esse trabalho apresenta uma contribuição aos estudos já realizados em verificação de assinaturas estáticas, considerando os diferentes tipos de falsificações, aliada às técnicas de modelagem Markovianas (usando Modelos Escondidos de Markov – MEM). Os experimentos mostram que as taxas de erro, para as falsificações aleatórias e simples, ficam bem próximas. Isso demonstra a sua aplicabilidade real em cheques bancários brasileiros, onde a falsificação simples representa o principal tipo de fraude envolvendo os cheques. Em adição a isso, os experimentos mostraram também resultados promissores na verificação de falsificações servis.

Abstract

The problem of signature verification is in theory a pattern recognition task used to discriminate two classes, original and forgery signatures. Even after many efforts in order to develop new verification techniques for static signature verification, the influence of the forgery types, using graphisms techniques, has not been extensively studied.

This work reports the contribution to static signature verification, considering different forgery types in an Hidden Markov Model - HMM framework. The experiments have shown that the error rates of the simple and random forgery signatures are very closed. This reflects the real applications in which the simple forgeries represent the principal fraudulent case. In addition, the experiments show promising results in skilled forgery verification by using a graphisms features subset.

Capítulo 1 - Introdução

No domínio da Informática Aplicada e especificamente na Análise e Reconhecimento de Documentos (ARD), a solução de problemas complexos exige uma grande quantidade de conhecimento e também alguns mecanismos para a manipulação desse conhecimento, a fim de criar soluções para os mesmos. Para definir precisamente um problema é necessário incluir especificações precisas sobre qual será a situação ou situações iniciais e também sobre quais situações finais serão consideradas soluções aceitáveis. Existe também a necessidade de uma análise detalhada do problema, pois umas poucas características importantes podem ter enorme impacto sobre as várias técnicas possíveis para a solução do mesmo.

A identificação e representação do conhecimento necessário para solucionar o problema, juntamente com a escolha das melhores técnicas de solução, formam o conjunto de atribuições necessárias para a sua solução em ARD.

A análise grafotécnica tradicional de documentos manuscritos encaixa-se perfeitamente no contexto dos problemas abordados pela ARD, pois envolvem processos difíceis de serem tratados, devido à diversidade de critérios e subjetividades empregadas pelos especialistas.

A despeito dos argumentos anteriores, as primeiras tentativas para automatização desse processo ficaram sujeitas à inúmeras dificuldades. Além da complexidade do problema já descrito, os pesquisadores encontraram limitações oriundas da indisponibilidade de recursos computacionais suficientes para realização de sistemas concretos e em tempo real. Os recentes progressos obtidos pelos sistemas computacionais tornaram possível a solução desses problemas, pelo menos parcialmente.

1.1 Histórico geral

Apresenta-se a seguir um breve resumo das principais referências bibliográficas analisadas, sobre aplicações do método de verificação automática de assinaturas, o grafismo e os modelos escondidos de Markov.

Alguns dos principais trabalhos que abordam a verificação automática de assinaturas foram apresentados por: Chuang em [CHUANG, 1977], Ammar em [AMMAR et al., 1988], Plamondon [PLAMNONDON & LORETTE, 1988] e Sabourin em [SABOURIN & GENEST, 1994].

As primeiras publicações sobre o grafismo datam de 1622. No entanto, as mais recentes foram apresentadas por: Vel em [VELS, 1961], Minicucci em [MINICUCCI, 1991] e Tito [GOMIDE & GOMIDE, 1995].

Existem inúmeras bibliografias sobre os modelos escondidos de Markov. No entanto, as que tiveram relevância para esse trabalho foram: Rabiner em [RABINER & JUANG, 1993], Elms em [ELMS, 1996], El Yacoubi em [YACOUBI, 1996], Yang [YANG et al., 1997] e Rigoll em [RIGOLL & KOSMALA, 1998].

1.2 O objetivo

O objetivo desse trabalho é a apresentação de uma modelagem grafotécnica de assinaturas manuscritas e sua respectiva análise, fundamentada em processos estocásticos, em razão do uso dos Modelos Escondidos de Markov (MEM). O ponto de partida desse estudo norteia-se numa aplicação real: a verificação de assinaturas manuscritas em cheques bancários brasileiros.

1.3 O desafio

A verificação de assinaturas manuscritas aborda diferentes fontes de conhecimento. Cada uma dessas fontes proporciona um conjunto complexo de problemas de difícil solução: do pré-tratamento da imagem, passando pela segmentação e extração de características, seguida pela geração do modelo de referência e culminado com o processo de verificação, cada fase impõe um estudo detalhado do problema e o desenvolvimento de soluções adequadas.

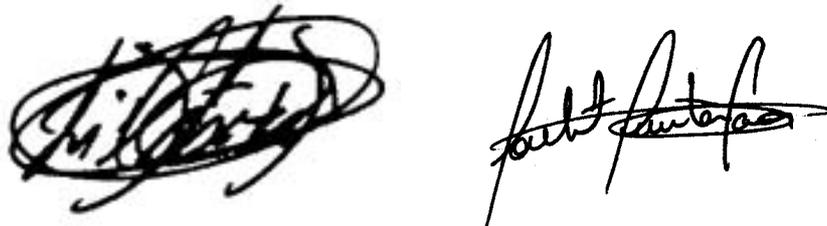


Fig. 1.1 Variabilidades de estilos de assinaturas.

1.4 A motivação

A despeito da automatização de inúmeros processos envolvendo transações bancárias ou mesmo comerciais, quer seja nos cheques bancários ou em contratos em geral, a assinatura manuscrita continua ainda sendo o meio legal usado para firmar essas transações.

Existem no mercado, sistemas de verificação de assinaturas automáticos e semi-automáticos como o sistema Sival¹ e SignPlus². No entanto, ainda apresentam restrições relevantes como, por exemplo, o não tratamento dos diferentes tipos de falsificações. Isso faz com que a verificação de assinaturas ainda seja um problema em aberto.

¹ SIVAL: Signature Image Validation, IBM, <http://www.ibm.de/go/ide/solutions/bfs/sival.ttml>, 1997.

² SignPus – Signature Verification System, SoftPro GmbH, <http://www.softpro.de>, 1997.

1.5 A proposta

Dentro do domínio do problema existem algumas metas a serem atingidas, que não impõe restrições sobre a forma e o tipo da escrita da assinatura latina, e que confrontam com todos os fatores que originam a complexidade do processo de verificação. Essas metas são:

- Usar como base de dados de laboratório, onde as assinaturas coletadas obedeceram aos mesmos critérios de preenchimento de um cheque bancário real, com exceção da exclusão do plano de fundo do cheque, da linha de base e de quaisquer outras informações que não pertencessem ao contexto. As assinaturas estáticas serão adquiridas através de um digitalizador;
- Estar adaptada às assinaturas cujo alfabeto e a forma da escrita sejam latinas;
- Permitir todos os estilos de assinaturas latinas possíveis: cursiva e rubrica;
- Ser sensível aos três tipos básicos de falsificações encontradas em cheques bancários brasileiros;
- Ser tolerante às variações intrapessoais e intolerante às variações interpessoais.

1.6 As contribuições

A principal contribuição desse trabalho é apresentar uma nova proposta de modelagem não contextual de assinaturas (não existe a interpretação de texto), baseada nos princípios do grafismo, usando características estáticas e pseudo-dinâmicas.

Outra contribuição importante encontra-se na definição *a priori* dos parâmetros de ajuste dos limiares de aceitação e rejeição de cada modelo de assinatura.

A base de dados de assinaturas criada para esse trabalho também é uma importante contribuição para os trabalhos futuros.

1.7 A organização

Esse trabalho divide-se em sete Capítulos. O primeiro contém essa breve introdução. No segundo Capítulo são tratados as generalidades sobre o domínio da verificação automática de assinaturas manuscritas e suas partes componentes. O terceiro Capítulo contém a contextualização do problema envolvendo a verificação de assinaturas em cheques bancários brasileiros. Apresenta um estudo detalhado do grafismo e os preceitos da análise pericial grafotécnica. Apresenta também a descrição dos princípios da codificação simbólica usando a Quantização Vetorial (QV) e a modelagem Markoviana. O quarto Capítulo apresenta o pré-tratamento das assinaturas de laboratório, a estratégia de segmentação e extração de primitivas adotado. Por fim, apresenta o método de verificação automática de assinaturas estáticas, usando os modelos escondidos de Markov (MEM). O sexto Capítulo apresenta o protocolo de testes, os resultados e a análise dos erros. No sétimo Capítulo, são apresentados os comentários finais e propostas para trabalhos futuros.

Capítulo 2 – Fundamentação Teórica em Verificação Automática de Assinaturas Manuscritas: Vantagens e Limitações

Este Capítulo contém as características principais relacionadas às assinaturas. Ele descreve as diferentes abordagens usadas na verificação automática das mesmas. São apresentadas as análises e discussões de suas partes componentes, suas vantagens e desvantagens.

2.1 A assinatura manuscrita e os fatores de complexidade

A escolha de um método para a verificação de assinaturas manuscritas é motivada pela apresentação de vantagens e desvantagens, e também pela aplicação a ser considerada. Tais parâmetros influenciam de forma decisiva sobre a eficiência do método utilizado para a solução do problema. Pode-se encontrar na literatura diversos métodos diferentes para o processo de verificação de assinaturas [AMMAR et al., 1988], [BROCKLEHURST, 1985], [BRUYNE & FORRÉ, 1988], [CARDOT et al., 1992] [FUNG et al., 1996], [PLAMONDON et al., 1990], [RANDOLPH & KRISHNAN ,1990] e [SABOURIN & GENEST, 1994]. De maneira geral, todos buscam fatores que agregam melhorias em busca de uma solução que satisfaça às necessidades e restrições de uma aplicação em particular.

2.1.1 Os fatores ligados à autoria

Apesar de seguir uma certa estabilidade, a escrita não é um processo preciso. Somente em algumas características duas assinaturas do mesmo autor são idênticas. De fato, grandes diferenças podem ser observadas em assinaturas de acordo com o país,

idade, tempo, hábitos, estado psicológico ou mental e condições físicas. No entanto, dois tipos de variações são claramente identificáveis:

- As intraclasses ou intrapessoais, que são variações observadas dentro de uma mesma classe, entre espécimes de assinaturas genuínas de um mesmo autor;
- As interclasses ou interpessoais, que são diferenças que existem entre classes de autores distintos.

Em teoria, uma variação intraclasses deve ser a mínima possível e uma variação interclasses deve ser a máxima possível. Na prática, as classes não são bem separadas. Um espécime aceito pode ser um dos seguintes:

- Autêntica, se é escrita pelo mesmo autor do modelo e se possuir uma similaridade boa com o modelo de referência;
- Imitação, se é escrita por algum escritor que não é o autor e se possuir similaridades com o modelo de referência.

Igualmente, um espécime rejeitado pode ser um dos seguintes:

- Degenerada, se é escrita pelo mesmo autor do modelo e se não é similar à assinatura de referência. O termo disfarçada é freqüentemente usado quando a degeneração é voluntária;
- Falsa, se é escrita por algum escritor que não é o autor do modelo de referência.

2.1.2 Os fatores ligados às diferenças regionais

A verificação de assinaturas manuscritas está relacionado diretamente com o alfabeto e a forma de escrita de uma determinada região, como mostram os exemplos de assinaturas latina e japonesa na Fig. 2.1.

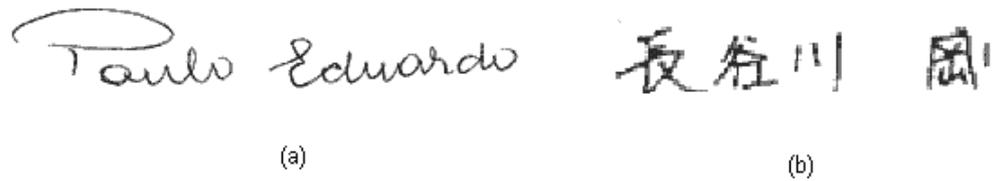


Fig. 2.1 (a) Exemplo de assinatura latina e (b) japonesa.

Para as assinaturas latinas podem ser determinados dois tipos básicos de estilos. A assinatura cursiva, derivada do texto manuscrito ou chamada contextual, onde o autor assina escrevendo o próprio nome. A rubrica, formada por um desenho estilizado feito pelo autor, chamada de não contextual. Nesse último caso, o desenho pode ou não conter características de um texto, por exemplo as iniciais do nome do autor, mas isso não é uma regra. Confira na Fig. 2.2.

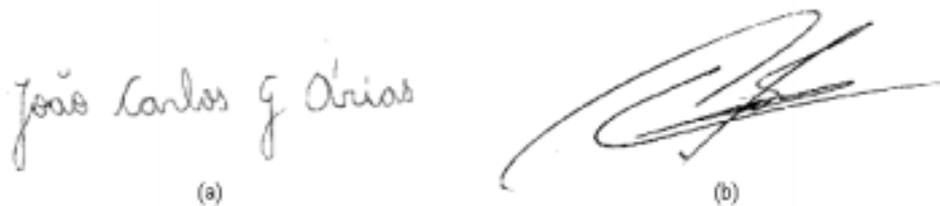


Fig. 2.2 (a) Exemplo de uma assinatura cursiva e (b) Exemplo de uma rubrica.

2.1.3 Os fatores ligados às falsificações

A verificação de assinaturas manuscritas deve garantir a veracidade da amostra em teste, quando confrontada com um modelo. A identificação de uma falsificação é portanto vista, em reconhecimento de padrões, como um problema entre classes de aceitação e rejeição. Na prática, a identificação de uma falsificação depende das condições de teste e do meio. Elas podem ser classificadas em:

- Falsificações aleatórias são aquelas onde o falsificador reproduz a assinatura original sem conhece-la. Isto é, a falsificação é feita sem que o falsificador conheça a assinatura original. Na maioria das vezes, a assinatura forjada não possui semelhança com a original, conforme mostra a Fig. 2.3;

- Falsificações simples são aquelas onde o falsificador escreve o nome do autor, sem incluir as características de sua grafia. A assinatura forjada pode ou não ser semelhante à assinatura original;
- Falsificações servis são aquelas onde o falsificador copia a assinatura verdadeira usando um modelo como referência.

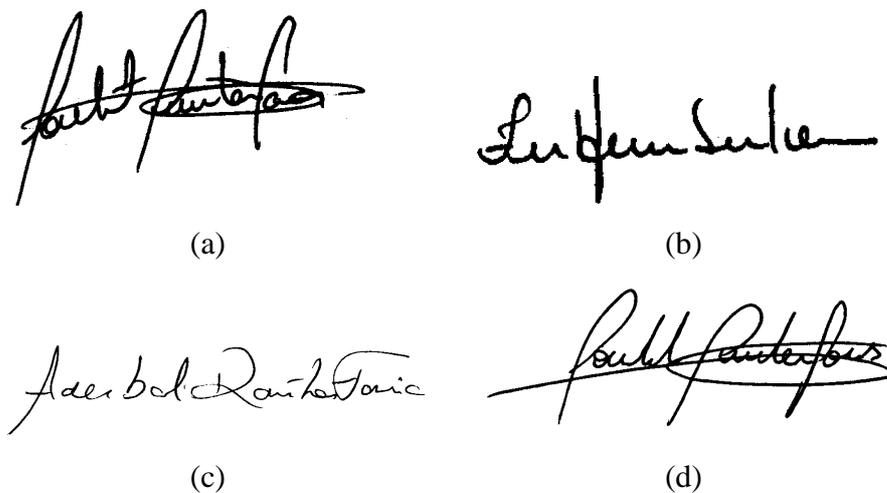


Fig. 2.3 (a) Exemplo de assinatura genuína. (b) Exemplo de falsificação aleatória (assinatura original de outro autor). (c) Exemplo de falsificação simples. (d) Exemplo de falsificação servil.

2.2 Os métodos dinâmicos e os métodos estáticos de verificação automática de assinaturas

A principal diferença existente entre os métodos automáticos de verificação de assinaturas encontra-se no mecanismo de aquisição dos dados. Se o sinal que descreve o estilo da escrita é obtido ao mesmo tempo em que a escrita é executada, o método é dito dinâmico ou *on-line*. Se por outro lado, as informações foram previamente colocadas em uma folha de papel para o processamento posterior, o método é dito estático ou *off-line*.

Os métodos dinâmicos utilizam uma pequena mesa eletrônica que captura os dados no momento em que a escrita é executada. Já nos métodos estáticos, os dados estão armazenados em uma folha de papel, que são posteriormente transformados em

uma imagem composta por um conjunto de *pixels*, obtido através de uma câmera ou digitalizador.

Tanto nos métodos dinâmicos como nos estáticos, os dispositivos devem possuir recursos que permitam a aquisição dos dados, numa precisão capaz de captar as informações relevantes. Para os digitalizadores, as resoluções das imagens variam de 100 a 300 pontos por polegada (*dpi*).

A vantagem dos métodos dinâmico encontra-se na capacidade de obter as características dinâmicas de um assinante com mais precisão. Tais características podem ser a velocidade do traçado, pressão da caneta, entre outras. Outra vantagem é permitir a adaptação do escritor ao novo equipamento de captura dos dados e não o oposto. A grande desvantagem é a falta de flexibilidade gerada por estes métodos, pois a sua temporalidade não permite variações suplementares de informações que podem ser obtidas em uma imagem. O maior dos inconvenientes é a necessidade de usar-se um equipamento especial, que em uma situação real, como no caso dos cheques, torna-se inviável.

Apesar de dificultar a aquisição de características dinâmicas, os métodos estáticos possuem a capacidade de obter dados mais permanentes, que podem viabilizar o processo de suplementação das características usadas. Isso o torna mais flexível. Uma outra dificuldade é a necessidade de usar-se um processo de pré-tratamento da imagem, o que eleva o custo computacional.

Os métodos estáticos podem ser compostos por duas classes de características extraídas da imagem. A primeira é chamada de estática, porque possui a capacidade de representar as características relacionadas com a forma, por exemplo o comprimento e a altura máxima de uma assinatura. A segunda é chamada de pseudo-dinâmica, porque possui a capacidade de representar as características relativas à dinâmica da escrita, como por exemplo curvatura, inclinação e tensão do traçado.

2.3 A classificação dos métodos automáticos de verificação estática

No diagrama da Fig. 2.4 são apresentadas as partes componentes de um método genérico de verificação automática de assinaturas estáticas. Nos itens seguintes serão apresentadas as principais abordagens adotadas pela literatura para cada parte.



Fig. 2.4 Diagrama de funcionamento do método de verificação automática.

2.3.1 O pré-tratamento

O pré-tratamento da imagem de uma assinatura está ligado a dois fatores principais. O primeiro diz respeito às características do dispositivo de aquisição, como a resolução, contraste, luminosidade, presença ou ausência cor, entre outras. O segundo está diretamente ligado ao documento, como desgastes do papel, dobraduras, complexidade do plano de fundo (cheques bancários), entre outras. Além desses fatores, encontram-se outros decorrentes do processo de digitalização, como ruídos e falhas na imagem.

No caso específico dos cheques bancários existe ainda o problema da separação da assinatura do restante dos dados manuscritos, decorrente da eventual sobreposição da data e do extenso.

Como o pré-tratamento do cheque não é parte integrante do escopo desse trabalho, somente no Capítulo 4 serão abordadas as ferramentas de pré-tratamento adotadas para a base de dados de assinaturas de laboratório.

2.3.2 A segmentação e a extração de primitivas

Existem basicamente dois enfoques na classificação dos métodos de extração de primitivas. O enfoque depende do critério escolhido para efetuar a classificação. A escolha de um método é motivado pela apresentação de vantagens e desvantagens e, também, em função da aplicação a ser considerada. Tais parâmetros influenciam de forma decisiva sobre a eficiência do método utilizado para a solução do problema. As Fig. 2.5 e 2.6 apresentam os diagramas hierárquicos que buscam classificar, de forma estrutural, os métodos de extração.

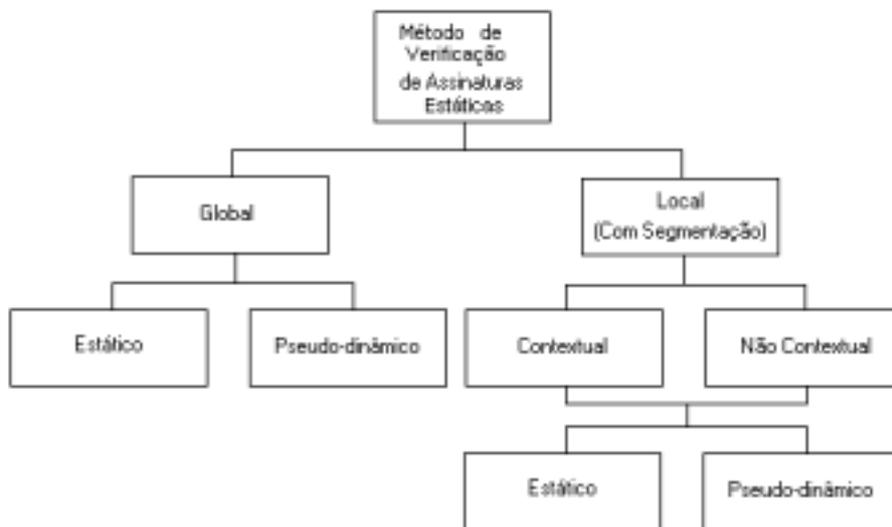


Fig. 2.5 Diagrama hierárquico de classificação dos métodos de verificação automática de assinaturas estáticas.



Fig. 2.6 Diagrama esquemático dos modelos Estáticos e Pseudo-dinâmicos.

2.3.2.1 Os métodos globais

Os métodos globais usam características gerais das assinaturas, como por exemplo a altura e a largura. Possuem a vantagem de serem mais insensíveis às variações intrapessoais. Contudo, não são capazes de distinguir detalhes pertinentes ao formato do traçado da escrita, impedindo o registro de informações relevantes, fundamentais na distinção de falsificações servís.

Debruyne e Forré em [BRUYNE & FORRÉ, 1988] descrevem o uso de um modelo global, onde a imagem de referência e a de teste são sobrepostas, com o objetivo de obter a maior quantidade de pontos coincidentes, conforme mostrado na Fig. 2.7. A vantagem desse método é a velocidade. A desvantagem é propiciar o aumento da taxa de confusão entre assinaturas de diferentes autores e nas falsificações, conforme exemplo na Fig. 2.8.

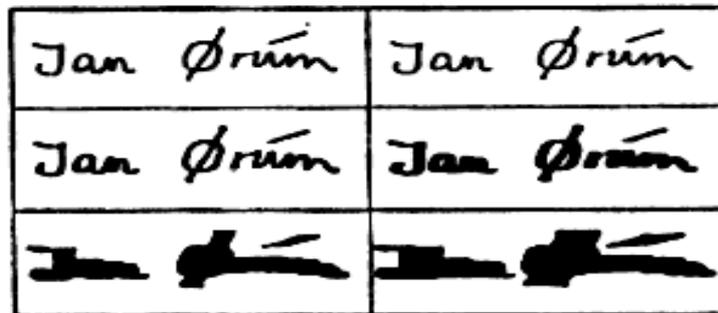


Fig. 2.7 Imagem do canto superior esquerdo desfocada com +2, +4, +8, +16 e +32 *pixels* respectivamente. Adaptada de [BRUYNE & FORRÉ, 1988].

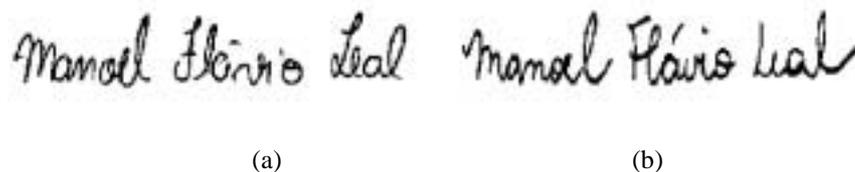


Fig. 2.8 (a) Assinatura genuína e (b) Falsificação simples.

Chaudhury e Bajaj em [CHAUDHURY & BAJAJ, 1997] apresentam um modelo, onde as características global utilizadas são o envelopes superiores e inferiores da assinatura.. A vantagem encontra-se no mapeamento dos segmentos ascendentes,

descendentes e laços. A desvantagem é não incorporar aspectos dinâmicos desses elementos, conforme apresentado na Fig. 2.9.

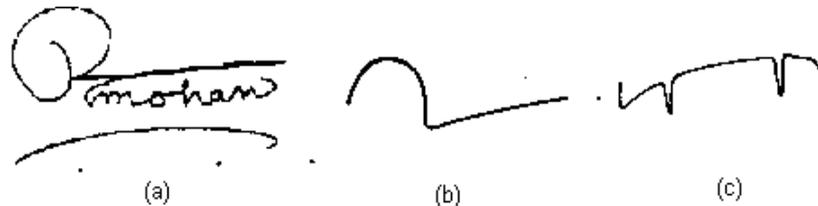


Fig. 2.9 (a) Exemplo de assinatura; (b) O envelope superior.; c) O envelope inferior. Adaptada de [CHAUDHURY & BAJAJ, 1997].

Hunt e Qi em [HUNT & OI, 1995] apresentam um modelo onde as características globais utilizadas são a altura da assinatura, o comprimento e o comprimento, com os espaços em branco na direção horizontal retirados. A vantagem é permitir o mapeamento do calibre da assinatura e do dimensionamento dos espaçamentos entre os blocos da mesma. Possui a desvantagem de sozinhas não modelarem espécimes de assinaturas similares, como as mostradas na Fig. 2.8.

Com exceção do modelo apresentado por Debruyne e Forré, todos os demais apresentados anteriormente, fazem parte de um conjunto de características globais, associadas a outras características locais, que juntas contribuem para a solução do problema.

2.3.2.2 Os métodos locais

Os métodos locais usam características que descrevem as particularidades do traçado. Possuem a vantagem de serem mais eficientes na identificação dos tipos básicos de falsificações. No entanto, dependem fundamentalmente de um processo de segmentação e das características usadas.

Em verificação automática de assinatura estáticas, a unidade básica relacionada com a assinatura é o segmento. Diferentemente do texto manuscrito, a assinatura latina

não pode ser segmentada em letras. Ela apresenta variações de estilo e, portanto, podem possuir formas totalmente diferentes do nome do autor, como nas rubricas.

Chuang em [CHUANG, 1977] apresenta a segmentação da assinatura usando a análise local e contextual, baseada na grafometria. Em primeiro lugar, a assinatura é dividida em três zonas, a média, a alta e a baixa, equivalente à técnica usada pelos grafologistas, confira na Fig. 2.10. Em seguida, as seguintes características pseudo-dinâmicas são procuradas, a fluência (contínua ou interrompida), a pressão (pesada ou suave) e velocidade (firme ou variável). Já as estáticas são compreendidas pela margem (normal ou estendida), alinhamento da linha (uniforme, flutuante, espaçada ou compacta), espaço entre palavras (normal ou estendida), tamanho entre zonas (proporcional ou desproporcional), legibilidade (boa ou má), conexões entre segmentos (afilada, angular ou guirlanda), segmentos básicos (linear ou cursivo), inclinação geral (para a esquerda, para a direita, vertical ou flutuante), segmentos iniciais ou finais (planos ou decorativo), barras dos t's (curta ou longa, alta ou baixa) e pingos dos i's (pequeno ou grande, alto ou baixo). A vantagem desse método é incorporar as características pseudo-dinâmicas, que pode atribuir ao processo robustez no trato das falsificações simples e servis. A desvantagem encontra-se no uso de uma segmentação contextual, o que desfavorece o tratamento das rubricas.

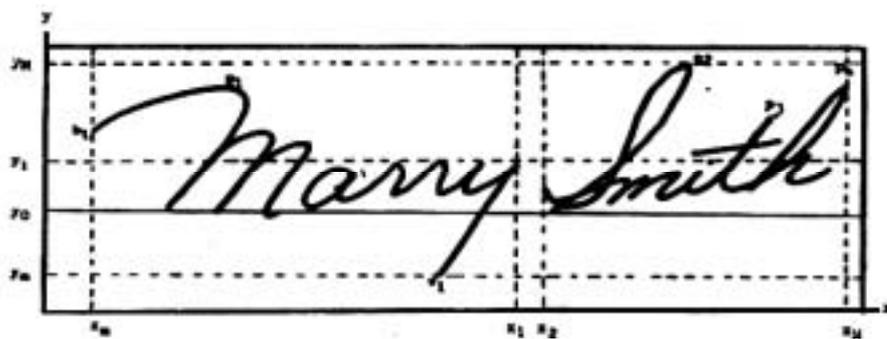


Fig. 2.10 Pontos e linhas críticas em uma assinatura, para a extração de características. Adaptada de [CHUANG, 1977].

Rosenfeld em [ROSENFELD et al., 1997] apresenta a segmentação da assinatura através dos pontos finais e de junção. Essa estratégia de segmentação permite a análise local dos segmentos da assinatura, como o comprimento, o centro de

gravidade, a taxa de curvatura, entre outras. Confira na Fig. 2.11. Numa assinatura complexa, como a mostrada na Fig. 2.12, esse processo pode gerar um número relevante de segmentos, que não carregam consigo características importantes para o processo de verificação.

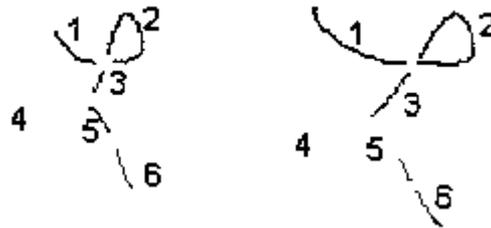


Fig. 2.11 Imagem de uma assinatura segmentada pelo processo de segmentação proposto por Rosenfeld. Adaptado de [ROSENFELD et al., 1997].



Fig. 2.12 (a) Imagem binária de uma rubrica; (b) Núcleo da imagem binária.

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. O número de *pixels* de cada projeção é posteriormente normalizado pelo tamanho da face. Confira na Fig. 2.13. Com essa característica é possível mapear a distribuição geométrica dos *pixels* na célula. No entanto, não incorpora características pseudo-dinâmicas, como por exemplo o grau de curvatura do segmento.

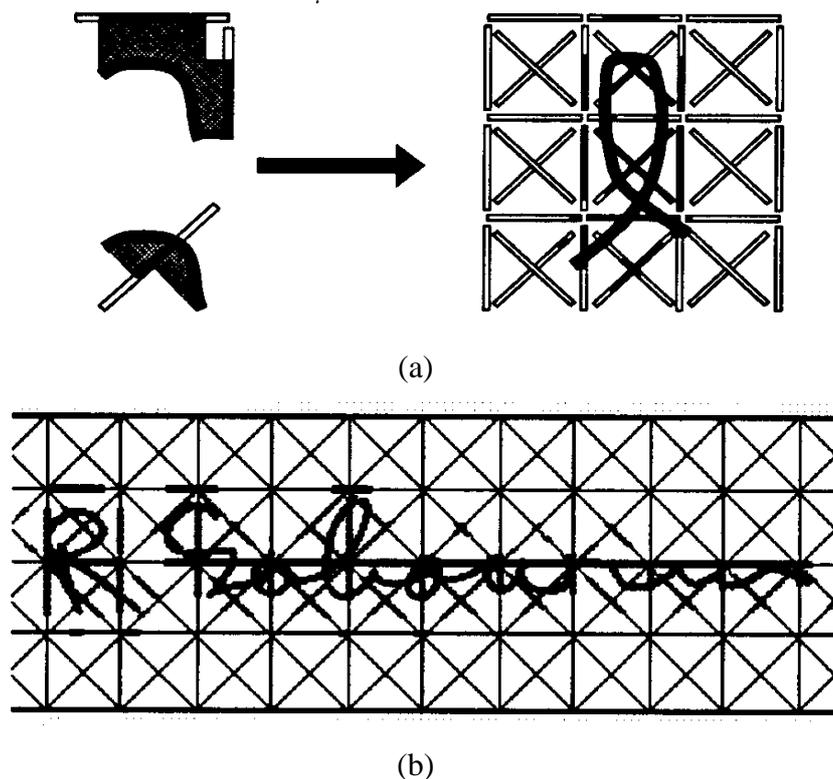


Fig. 2.13 Modelo de célula usado por Sabourin e Genest. (a) Modelo detalhado dos sensores. (b) Modelo do *grid*. Adaptado de [SABOURIN & GENEST, 1994].

Rigoll e Kosmala em [RIGOLL & KOSMALA, 1998] apresentam um método de segmentação em células, para a extração de características locais. Nesse caso, usa-se a contagem dos *pixels* pretos contidos em cada célula. Confira na Fig. 2.14. Essa característica possui a capacidade de incorporar um descritor estatístico em cada célula. A vantagem é a insensibilidade às variações intrapessoais. No entanto, como no caso anterior, não descreve adequadamente as características pseudo-dinâmicas.

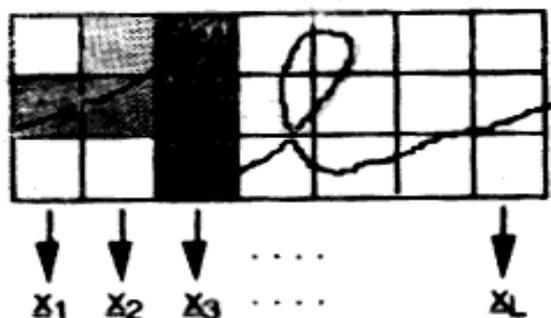


Fig. 2.14 Modelo de célula usada por Rigoll e Kosmala. Adaptado de [RIGOLL & KOSMALA, 1998].

Huang e Yan em [HUANG & YAN, 1997] apresentam um modelo de segmentação em células, para a extração de características locais. As características são obtidas do núcleo da assinatura, Fig. 2.15a, do contorno, Fig. 2.15b, da distribuição dos *pixels*, Fig. 2.15c, do fator direcional de Fourier, Fig. 2.15d e da região de máxima pressão, Fig. 2.15e.

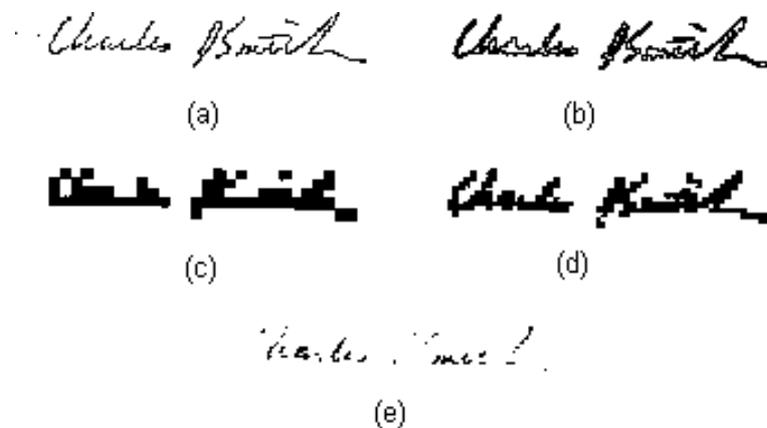


Fig. 2.15 (a) Núcleo da assinatura; (b) Contorno da assinatura; (c) Distribuição dos *pixels*; (d) Ajuste fino da assinatura; (e) Região de alta pressão.

As características estáticas são formadas pela área (calculada em (a) e (b)), região de alta pressão (calculada em (e)), pelo número de partes constituintes (calculada em (c) e (d)).

2.3.3 A produção do modelo e a comparação

A verificação de assinaturas consiste na extração de uma forma desconhecida (uma assinatura manuscrita), e o estabelecimento de uma regra de decisão. Essa regra de decisão é efetuada, geralmente, através da medida da verossimilhança da forma em análise (comparação), com um modelo de referência devidamente armazenado em uma base de conhecimento, que descreve uma representação análoga. O modelo de referência é obtido numa fase anterior, chamada de aprendizado (produção do modelo).

A fase de aprendizado é uma etapa muito importante do sistema de verificação. Os modelos oriundos dessa fase possuem um conjunto rico de informações que permitem uma boa precisão do processo de verificação. Essas informações possuem a vantagem de possibilitar a eliminação de redundâncias, que por sua vez propiciam a redução do tempo gasto no processo de decisão.

2.3.3.1 A classificação dos métodos de verificação

Conforme foi dito anteriormente, a escolha do tipo de representação (os tipos de primitivas) constitui uma etapa essencial na elaboração de um método de verificação. As dificuldades surgem principalmente da maneira com a qual são tratadas as entidades naturais usadas para obter a descrição matemática, induzidas por um método teórico formal. Essa indução possui dois reflexos, sendo o primeiro o dimensionamento do espaço representativo do fenômeno, que deve possuir propriedades que facilitem o processo de decisão. O segundo reflexo é a obtenção de um espaço de representação que permita uma implementação computacional. Os dois métodos formais mais comuns são os métodos estatísticos e os métodos estruturais.

2.3.3.1.1 Os métodos estatísticos

Os métodos estatísticos de reconhecimento de padrões consistem em efetuar as medições do espaço métrico através da estatística [YACOUBI, 1996]. O aprendizado é executado através da separação de um conjunto de amostras em classes obedecendo a um conjunto de características comuns. São especialmente importantes nos sistemas cujas classes possuem uma elevada instabilidade entre os vários espécimes. A modelagem estatística se beneficia dos processos automático. Os métodos principais são os chamados paramétricos e os não paramétricos.

2.3.3.1.1.1 Os métodos paramétricos

Métodos estatísticos paramétricos trabalham com hipóteses de que as classes em questão possuem uma distribuição de probabilidade com comportamento determinado. O método supõe o conhecimento prévio das leis que regem a probabilidade das classes

envolvidas e que seus parâmetros de estimação possuem normalmente um comportamento gaussiano. Esses métodos exigem uma base de dados de aprendizado para uma correta estimação dos parâmetros.

- **Os modelo escondidos de Markov**

Os Modelos Escondidos de Markov (MEM) [RABINER & JUANG, 1993] possuem várias propriedades úteis para o reconhecimento de padrões. Algumas dessas propriedades são descritas a seguir:

- O MEM apresenta uma representação complementar nos seus dois conjuntos de parâmetros. A probabilidade de observação de símbolos, que representa os fenômenos morfológicos e que possuem a capacidade de aproximar todas as funções de densidade e probabilidade arbitrárias. Já a probabilidade de transição, representa a interação temporal entre os componentes interligados de uma forma. A otimização conjunta desse dois grupos de parâmetros faz com que o MEM sejam particularmente adaptado à modelagem de dados variáveis no tempo, como no caso das assinaturas manuscritas;
- Quer seja no reconhecimento de palavras como na verificação de assinaturas, o reconhecimento de padrões apresenta problemas de difícil solução, em função do grau de variabilidade encontrada. Para tratar o problema de maneira eficiente, faz-se necessário o uso de uma grande quantidade de exemplares para o aprendizado. Isso garante uma correta modelagem das variabilidades do fenômeno observado. O MEM é possuidor da capacidade de adotar hipóteses iniciais para a estrutura do modelo e, em seguida, utilizar a capacidade que os modelos possuem de gerar as probabilidade sobre a base de dados de aprendizado, para melhorar o próprio modelo;
- A verificação de assinaturas requer uma razoável insensibilidade às variabilidades intrapessoais. Sendo o MEM composto de modelos probabilísticos, é portanto o candidato natural na representação dessas formas.

A utilização do MEM possui algumas limitações, que podem ser resumidas da seguinte maneira:

- O MEM apoia-se sobre uma hipótese de independência das variáveis aleatórias, para determinar a probabilidade de observação de uma seqüência de símbolos. Isso decorre da hipótese de que as observações extraídas de um sinal são independentes entre si, e que a geração de um símbolo na seqüência de observação não é função do estado na cadeia de Markov. É claro que essas afirmativas não são válidas em todas as ocasiões, mas oferecem a vantagem de simplificação dos cálculos;
- O MEM necessita de uma quantidade elevada de amostra de treinamento para um boa definição do modelo. No caso específico da verificação de assinaturas em cheques bancários brasileiros, esse é um problema ainda a ser resolvido, pois os bancos coletam apenas três espécimes de assinaturas de cada cliente. No entanto, como os espécimes têm sua origem no mesmo autor, passam a ter uma variabilidade menor, diferentemente do que ocorre nos reconhecimento de palavras manuscritas.

2.3.3.1.1.2 Os métodos não paramétricos

Nesses métodos, as leis de formação da probabilidade de uma classe são desconhecidas. O problema consiste em propor algoritmos de convergência que determinem o limiar ideal de decisão.

- **As janelas de Parzen**

As janelas de Parzen [YACOUBI, 1996], que se enquadram no conjunto dos métodos estatísticos não paramétricos, têm o objetivo de estimar a distribuição de probabilidade condicional $f(x/w)$, para uma classe w . Esse método não forma hipóteses restritivas sobre a natureza das distribuições subjacentes.

2.3.3.1.2 Os métodos estruturais

Os métodos estruturais buscam descrever informações geométricas de maneira estrutural, representando formas complexas a partir de componentes elementares,

chamadas de primitivas. Os métodos estruturais distinguem-se basicamente em dois tipos:

- **Os métodos estruturais propriamente ditos**, onde a estrutura utilizada é um grafo que permite representar as formas, as primitivas e as relações entre elas. A fase de decisão consiste na comparação do grafo representativo da forma do modelo com o grafo da forma em teste;
- **Os métodos sintáticos**, onde a estrutura é usada para codificar a forma em uma lista, utilizando um alfabeto cujos termos representam elementos da forma a descrever. A fase de decisão consiste na análise da lista com a ajuda de regras sintáticas, como as utilizadas em um texto escrito em uma linguagem natural.

Em geral, a principal vantagem dos métodos estruturais, sobre os métodos estatísticos, é a capacidade de fornecer um descritor de formas independente do processo de classificação. O descritor de estrutura de uma forma permite reconstruir uma forma a partir das primitivas.

Por outro lado, contrariamente aos métodos estatísticos, quando uma classe de características é representada por um grande número de espécimes, com elevado grau de variabilidade num espaço de representação, os métodos estruturais fazem uso de um número muito elevado de protótipos representativos dessa classe.

2.3.3.2 Os métodos de verificação segundo a abordagem utilizada

Bruyne e Forré em [BRUYNE & FORRÉ, 1988] apresentam uma abordagem global estática, com um método de verificação estatístico baseado em *matching*. A imagem do modelo desfocada é colocada sobre imagem em teste também desfocada. Esse processo se repete com as imagens em vários níveis de resolução. A taxa de verosimilhança entre as duas imagens determina a sua aceitação ou rejeição. A vantagem desse método é a rapidez no processamento. A desvantagem é não definir de

forma robusta os limiares de aceitação e rejeição, principalmente envolvendo falsificações simples e servis.

Sabourin e Plamondon em [SABOURIN & PLAMONDON, 1986] apresentam uma abordagem global pseudo-dinâmica, com um método de verificação estatístico. Esse método utiliza dois classificadores, o primeiro usa o princípio da máxima probabilidade, baseado em Bayes [HOEL, 1960]. O segundo utiliza um discriminante linear de Fisher [HOEL, 1960], para o cálculo do erro mínimo.

Hunt e Qi em [HUNT & QI, 1995] apresentam uma abordagem global com características estáticas e pseudo-dinâmicas, com um método de verificação estatístico baseado em dois classificadores. O primeiro usa uma rede neural (RN), o segundo uma quantização vetorial (QV). O classificador baseado em QV possibilita o processamento de múltiplas características com diferentes tamanhos e resoluções. A RN é capaz de delinear arbitrariamente os limites das classes a reconhecer, mas a performance da rede depende da arquitetura da mesma e do método de treinamento.

Chaudhury e Bajaj em [CHAUDHURY & BAJAJ, 1997] apresentam uma abordagem global com características estáticas e pseudo-dinâmicas, com um método de verificação estatístico baseado em três classificadores de RN. O uso de múltiplos classificadores introduzem um elemento de redundância ao método. É possível que os erros de classificação provocados por um determinado classificador possa ser compensado por outro.

Revillet em [REVILLET, 1991] apresenta uma abordagem local e contextual, com características estática e pseudo-dinâmica, com um método de verificação estatístico baseado no vizinho mais próximo com distância Euclidiana. Essas distâncias são ordenadas em ordem crescente e para cada classe de reconhecimento. Cada característica foi separada e sequencialmente ordenada.

Sabourin e Genest em [SABOURIN & GENEST, 1994] apresentam uma abordagem local com características estáticas, com um método de verificação estatístico

e múltiplos classificadores, baseado no vizinho mais próximo com distância Euclidiana. A desvantagem desse processo é o uso excessivo de classificadores.

Rigoll e Kosmala em [RIGOLL & KOSMALA, 1998] apresentaram uma abordagem de verificação dinâmica/estática de assinaturas, com um método de verificação estatístico baseado em duplo classificadores. Um classificador QV usado para modelar as colunas de células da grade de segmentação e um classificador MEM para a geração dos modelos e o processo de decisão.

2.3.4 Uma análise crítica

Muitos dos métodos apresentados nos itens anteriores são promissores. Cada um deles possui pontos fortes que podem contribuir para a elaboração de um sistema verificação automática de assinaturas real. Os que adotam a abordagem local estão mais preparados para tratar os três tipos básicos de falsificações. O que utilizam a abordagem não contextual [SABOURIN & GENEST, 1994] e [RIGOLL & KOSMALA, 1998], possuem potencial para tratar mais eficientemente os diferentes tipos de assinaturas latinas (cursiva e rubrica). Os que adotam uma composição entre características estáticas e pseudo-dinâmica [HUNT & QI, 1995] e [HUANG & YAN, 1997], estão mais adaptados para a detecção de falsificações simples e servis. Aqueles que se utilizam dos recursos da grafoscopia [CHUANG, 1977] possuem características robustas na discriminação das falsificações.

No caso específico dos sistema de reconhecimento de documentos manuscritos, a variação entre os diversos espécimes de uma mesma forma fica evidenciada já no processo de extração de primitivas. Os modelos estatísticos possuem requisitos importantes no tratamento dessas características, ficando evidenciado pela literatura apresentada. O interesse nos modelos de *Markov* encontra-se em sua capacidade de integrar coerentemente diferentes níveis de modelagem (morfológica, léxica e sintática) [YACOUBI, 1996] e na existência de algoritmos eficientes na determinação de valores ótimos para os parâmetros e no aferimento da qualidade de aprendizado.

O próximo Capítulo contém o método de verificação automática de assinaturas estáticas proposto e as ferramentas que darão suporte para a elaboração do mesmo.

Capítulo 3 – A Proposta para um Método de Verificação Automática de Assinaturas Manuscritas Estáticas

Nesse Capítulo será apresentada inicialmente uma proposta para um método de verificação automática de assinaturas estática. Em seguida serão apresentados os recursos que darão suporte na elaboração do método proposto.

3.1 A proposta

Nessa seção são apresentadas as formalizações do problema envolvendo a verificação automática de assinaturas em cheques bancários brasileiros. Em seguida são apresentadas as metas a serem atingidas, baseado nas motivações levantadas e as técnicas a serem utilizadas em cada fase.

3.1.1 Os requisitos

A análise de um problema, sob a luz de uma aplicação real, possui a vantagem de limitar o escopo no contexto do problema. No entanto, apresenta a desvantagem de impor restrições em algumas etapas do processo. Essas restrições podem auxiliar na solução do problema ou dificultá-la. A seguir são apresentados alguns requisitos relevantes, que devem ser objeto de um estudo detalhado em cada etapa do processo e que não foram suficientemente abordados pela literatura:

- A abordagem a ser adotada deve privilegiar a análise não contextual, a fim de atender aos estilos de assinaturas latinas, a cursiva e a rubrica;
- O uso da abordagem não contextual, ligada aos requisitos legais, exige uma reavaliação das técnicas grafométricas, já que a literatura não contempla tal relação;

- A adequação aos três tipos básicos de falsificações exigem estudos aprofundados da grafometria e sua relação com as características estáticas e pseudo-dinâmicas, a fim de estabelecer suas contribuições para o processo de verificação;
- A adoção de critérios automatizados, para a determinação dos limiares de aceitação e rejeição de uma assinatura, deve ser privilegiado para os diferentes tipos de falsificações;
- Deve ser considerada uma limitação do espaço gráfico de aproximadamente 3x10 centímetros, que representa um retângulo destinado à assinatura no cheque, segundo as normas do Banco Central, em Anexo. Como trata-se de uma área reduzida, é possível a extrapolação desse área durante o processo de escrita. Essa extrapolação implica numa invasão de outros campos do cheque, como a data e o montante por extenso. Sendo assim, é necessário considerar somente a área definida pelo retângulo (3x10 cm), confira na Fig. 3.1a e 3.1b.

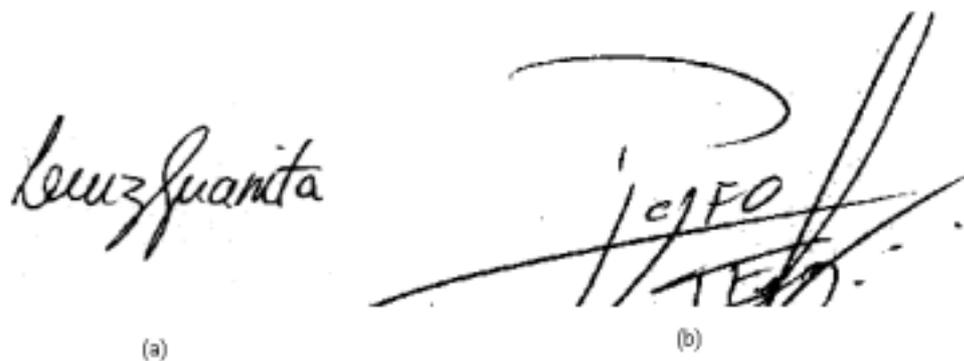


Fig. 3.1 (a) Exemplo de assinatura que ocupa a área de assinatura sem extrapolar. (b) Exemplo de assinatura que extrapola a área destinada à assinatura. A perda encontra-se na parte superior e inferior da assinatura, incluindo os laços maiores.

3.1.2 As metas

Para atender aos requisitos estabelecidos no item anterior, faz-se necessário a definição de metas a serem atingidas em cada fase, quais os recursos a serem utilizados e quais as limitações impostas por esses recursos. Essa metas são:

- Usar como base de dados de laboratório, com um conjunto de assinaturas coletados obedecendo aos critérios de preenchimento de um cheque bancário real, com exceção da exclusão do plano de fundo do cheque, da linha de base e de quaisquer outras informações que não pertençam ao contexto. As assinaturas devem ser adquiridas através de um digitalizador;
- Estar adaptado às assinaturas cujo alfabeto e a forma da escrita sejam latinas;
- Permitir todos os estilos de assinaturas latinas, a cursiva e a rubrica;
- Ser sensível aos três tipos básicos de falsificações encontradas em cheques bancários brasileiros, a aleatória, a simples e a servil.

3.1.3 A abordagem adotada

Com o objetivo de atender aos requisitos legais, faz-se uma adequação aos estilos de escrita e aos tipos de falsificações. A abordagem a ser adotada possui características não contextuais (não existe a interpretação de texto), apresenta um critério de segmentação explícito em células [SABOURIN & GENEST, 1994] e [RIGOLL & KOSMALA, 1998] e utiliza os preceitos do grafismo, entre eles a grafoscopia [CHUANG, 1977], na definição de características estáticas e pseudo-dinâmicas.

O método a ser adotado para a verificação é o estatístico, pela sua adaptação às variabilidade impostas pelo problema. O uso da quantização vetorial (QV), como pré-classificador [HUNT & QI, 1995] e [RIGOLL & KOSMALA, 1998], permite a adaptação mais adequada ao processo de segmentação a ser adotado. A adoção do modelo escondido de Markov [RIGOLL & KOSMALA, 1998] no aprendizado e na comparação, propicia a manutenção da mútua independência entre as características extraídas de cada observação.

3.1.4 A base de dados de assinaturas

Como a base de dados real depende de um processo de pré-tratamento para a extração dos dados do cheque bancário brasileiro (o montante numérico, o valor por extenso, a data e a assinatura), e como esse processo envolve um elevado grau de

complexidade, não faz parte do escopo desse trabalho. Adotou-se uma base de dados de laboratório, que será descrita na seqüência.

Para avaliar o desempenho do processo de verificação de assinaturas, necessita-se fundamentalmente de uma base de dados que permita a sua validação estatística. O número de espécimes por autor, bem como o número de autores, são fundamentais. Outros aspectos, como resolução da imagem e níveis de cinza, também são elementos importantes, pois tratam da qualidade da imagem usada. A Tabela 3.1 mostra um comparativo entre as várias bases de dados utilizadas em trabalhos publicados anteriormente. Esse resumo foi descrito por Plamondon e Lorette [PLAMONDON & LORETTE, 1988], para os métodos estáticos. Tendo como base a tabela original, foram feitas atualizações incluindo trabalhos mais recentes.

Para compor a base de dados de referência, foram coletadas 5.200 imagens de assinaturas. Desse montante, existem 4.000 assinaturas genuínas oriundas de 100 autores diferentes (40 amostras de assinaturas para cada autor) e 1.200 falsificações, geradas a partir dos 60 primeiros modelo de assinatura genuínas. Foram produzidas 10 falsificações simples e 10 falsificações servis. A Fig. 3.2 apresenta exemplos dos tipos de falsificações coletadas para a base de dados.

Referências	Resolução da imagem e Níveis de Cinza (NC)	Dados de Treinamento e Teste Espécimes (E) Assinantes(A)
Ammar, Yoshida e Fukumura [AMMA et al., 1985]	256x1024 <i>grid</i> 256 NC	200 genuínas (20E x 10A) 200 falsificações (20E x 10 imitadores)
Brocklehurts [BROCKLEHURST, 1985]	60 pixels/cm binária	2820 genuínas (60E x 47A)
Chuang [CHUANG, 1977]	100x300 <i>grid</i> binária	2400 genuínas (6E x 400A) 1600 falsificações (4E / A)
Bruyne e Forré [BRUYNE & FORRÉ, 1988]	512x512 imagem desfocadas	150 teste em 10 assinaturas de referência
Nagel e Rosenfeld [NAGEL & ROSENFELD, 1977]	500 pixels/polegada 60 níveis de cinza	11 genuínas (6E x 1A + 5E x 1A) 14 falsificações (9E x 1A + 5E x 1 A)
Nemcek e Lin [NEMCK & LIN, 1974]	128x256 <i>grid</i> binária	600 genuínas (40E x 15A) 120 falsificações (10 A imitados 3E/A – 4 imitadores)
Sabourin e Genest [SABOURIN & GENEST, 1994]	128x512 <i>grid</i> 256 níveis de cinza	800 genuínas (40E x 20A)
Sabourin e Plamondon [SABOURIN & PLAMONDON, 1986]	Linhas rítmicas	63 genuínas para 1 ^A 117 falsificações simuladas de 6 imitadores amadores
Huang e Yang [HUANG & YAN, 1997]	12x2 cm 100 dpi 256 níveis de cinza	504 genuínas (24E x 21A) 3024 falsificações (24 x 6E x 21 imitadores)
Plamondon, Lorette e Sabourin [PLAMONDON et al., 1990]	128x512 pixels 256 níveis de cinza	248 genuínas (31E x 8A) 224 fotocópias das genuínas
Rigoll e Kosmala [RIGOLL & KOSMALA, 1998]	Não especificado	280 genuínas (20E x 14A) 60 falsificações (40 falsificações perfeitas) (20 falsificações simples)

Tabela 3.1 Descrição das bases de dados de assinaturas usadas para avaliar o desempenho dos métodos de verificação automática de assinaturas estáticas.

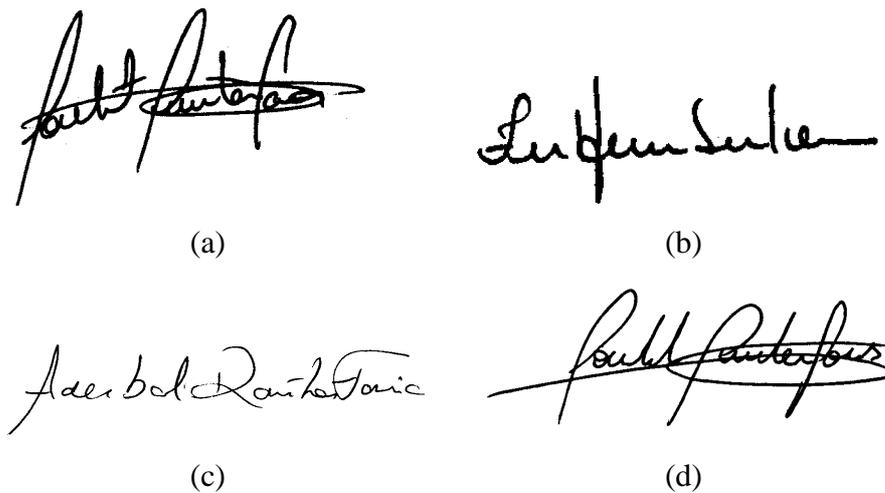


Fig. 3.2 Tipos de assinaturas da base de dados: (a) assinatura genuína ; (b) falsificação aleatória; (c) falsificação simples; (d) falsificação servil.

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, conforme mostrado na Fig. 3.3. Portanto, as mesmas estão totalmente isentas de qualquer elemento de fundo (linhas de base, etc.). As folhas A4 foram digitalizadas com uma resolução de 300dpi, 265 níveis de cinza. Em seguida, as imagens foram recortadas e gravadas em um arquivo no formato BMP, num retângulo de tamanho de 3x10 cm ou (400x1.000 pixels), correspondendo à área destinada à assinatura no cheque.

Durante o processo de coleta, nenhum tipo de restrição foi imposto aos autores, como por exemplo tipo de caneta. Por questões legais, definidas pelas normas do Banco Central, em Anexo, somente canetas com cores azul e preta puderam ser usadas. Os dados foram armazenados em CD-ROM's, que estão hoje aos cuidados do **Laboratório de Análise de Documentos (LARDOC)**, situado na PUCPR.



Fig. 3.3 Modelo do gabarito usado para a coleta das assinaturas.

3.2 Os recursos

O objetivo desse item é descrever detalhadamente as principais ferramentas a serem utilizadas no desenvolvimento da solução para o problema proposto. Ele divide-se em três partes principais. A primeira trata da análise da assinatura sob a ótica do grafismo e sua relação com os métodos automáticos. A segunda aborda os princípios da modelagem Markoviana. A terceira descreve os preceitos da quantização vetorial .

3.2.1 O grafismo

No campo de estudo do grafismo encontram-se várias abordagens [VELS, 1961], [MINICUCCI, 1991] e [GOMIDE & GOMIDE, 1995], como: a grafoscopia, que é o estudo da origem do documento gráfico; a grafologia, que é o estudo da escrita visando determinar a psique do escritor; a paleografia, que é o estudo histórico da escrita; 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.

3.2.1.1 A grafoscopia

A grafoscopia tradicional foi desenvolvida com o objetivo de esclarecer questões criminais. Tratando-se de um campo da criminalística, ela tem sido conceituada como a área cuja finalidade é a de verificação da autenticidade de um documento, isto é, determinar características gráficas na elaboração de um documento.

Como a escrita está sujeita a inúmeras mudanças, decorrentes de causas variadas, exigem conveniente interpretação técnica, para o completo êxito dos exames grafoscópicos periciais. As variações do grafismo originam-se de causas normais, artificiais e ocasionais. As primeiras são aquelas que acompanham o próprio desenvolvimento humano, nos períodos abrangidos pela infância e adolescência, maturidade e velhice. Já as segundas, são transformações da escrita causadas pelo artificialismo ocorridos nos casos de falsificações e dissimulações gráficas. As últimas causas originam-se das moléstias, dos estados emocionais, de lesões na mão e de outros fatores físicos.

Os elementos técnicos usados nos exames das identidades gráficas, segundo Tito e Lívio Gomide [GOMIDE & GOMIDE, 1995], são: os genéricos, que se dividem em calibre, espaçamento, comportamento pauta, comportamento base, proporcionalidade, valores angulares, valores curvilíneos e inclinação axial; os genéticos, que se subdividem em, dinâmicos (pressão, progressão), trajetos (ataques, desenvolvimentos, remates, mínimos gráficos). Cada um desses elementos podem ser enquadrados, em um exame grafoscópico, com convergência ou divergência (mínima, média, máxima). As Fig. 3.4 e 3.5 mostram exemplos de cada um dos casos.

ELEMENTOS TÉCNICOS GENÉTICOS	
<p>PRESSÃO</p> <p>forte média fraca</p>	<p>PROGRESSÃO</p> <p>regular uniforme variada rápida lenta</p>
<p>ATAQUES</p> <p>ataque ataque ataque</p>	<p>DESENVOLVIMENTOS</p> <p>desenvolvimento desenvolvimento desenvolvimento</p>
<p>REMATES</p> <p>remate remate remate</p>	<p>MÍNIMOS GRÁFICOS</p> <p>pinços no i vírgula, idiogramas</p>
<p>MOMENTOS GRÁFICOS</p> <p>momentos gráficos momentos gráficos momentos gráficos</p>	

Fig. 3.4 Elementos técnicos genéticos. Adaptado de [GOMIDE & GOMIDE, 1995].

ELEMENTOS TÉCNICOS GENÉRICOS	
CALIBRE	ESPAÇAMENTOS
<i>restrição</i>	<i>espaçamentos</i>
<i>médias</i>	<i>entre as palavras</i>
<i>Grande</i>	<i>entre as</i>
	<i>linhas do</i>
	<i>texto</i>
COMPORTAMENTO — PAUTA	COMPORTAMENTO — BASE
<i>acima</i>	<i>superiormente ascendente</i> <i>subitamente horizontal</i> <i>inferiormente descendente</i>
<i>tangente.</i>	
<i>abaixo</i>	
VALORES ANGULARES	VALORES CURVILÍNEOS
<i>valores</i>	<i>valores curvilíneos</i>
<i>angulares</i>	<i>curva</i>
PROPORCIONALIDADE	INCLINAÇÃO AXIAL
<i>proporcional</i>	<i>perpendicular</i>
<i>variado</i>	<i>inclinada</i>
<i>irregular</i>	<i>inclinada</i>
<i>adestrate</i>	

Fig. 3.5 Elementos técnicos genéricos. Adaptado de [GOMIDE & GOMIDE, 1995].

Segundo Tito e Lívio Gomide [GOMIDE & GOMIDE, 1995], a aceitação do princípio fundamental da grafoscopia, que considera a escrita individual, exclui a hipótese de erro na apuração da origem das escritas, inexistindo portanto as falsificações perfeitas. Essa afirmativa é verdadeira quando existem subsídios necessários e suficientes para uma análise correta.

No que se refere às assinaturas analisadas, elas nem sempre se apresentam em condições adequadas, ocorrendo casos em que existem recobrimentos, falhas devido a dobras ou desgastes do papel, ou outras anomalias, impedindo o levantamento de elementos técnicos suficientes para uma conclusão decisiva. Ainda nesse contexto, podem surgir dificuldades devido às características intrínsecas do grafismo, tais como os campos gráficos reduzidos, os polimorfismos, as escritas patológicas, as escritas à mão guiadas, entre outras.

Tito e Lívio Gomide [GOMIDE & GOMIDE, 1995] sugerem, em muitos casos, estabelecer um plano e projeto específico, tal como a seleção de modelos seguros para a assinatura ou rubrica, ou critérios para a produção e arquivamento de padrões de confronto seguros. Isto é, o uso de um banco de dados de modelos.

3.2.1.2 A grafologia

O estudo pioneiro da grafologia foi realizado pelo italiano Camillo Baldi, professor de Lógica e Metafísica da Universidade de Bolonha, que publicou em 1622 o primeiro livro de grafologia [VELS, 1961].

Existem inúmeras escolas grafológicas e grafoanalíticas, mas o objetivo deste trabalho é abordar somente aquelas que possam subsidiar os estudos aplicados à verificação de assinaturas. Para tanto, serão comentados somente os movimentos com abordagem científica, ou seja, o movimento clássico que se baseia na mímica e o movimento moderno psicanalítico, que se orientam nos símbolos.

A escola mímica baseia-se no movimento. Segundo a mímica, a grafologia comporta dois estudos, o dos sinais e o das resultantes. Os sinais são tomados no conjunto da escrita, onde se considera a altura, a largura, a inclinação, a regularidade ou no pormenor das palavras, das letras, dos sinais. Sendo assim, deve-se procurar os sinais de superioridade e de inferioridade, de natureza e dos meios de inteligência, de caráter moral (costumes e sentimentos), vontade, senso estético, idade, sexo e algumas indicações patológicas.

Já a escola simbólica, baseia-se principalmente nos estudos da avaliação e interpretação dos símbolos. Existem, indubitavelmente, relações entre os diversos símbolos grafológicos de que se compõem o traço individual e o psiquismo do escritor. A condição imprescindível para compreender a expressão gráfica adequadamente, é o conhecimento dos conceitos básicos, em sua maior parte inconscientes, que trabalham na pessoa ao escrever. Ao escrever, projetamos inconscientemente nosso ser. *“Escrever conscientemente é o mesmo que desenhar inconscientemente. O desenho de si mesmo é o auto-retrato.”* [MINICUCCI, 1991].

É importante salientar que, os sinais usados pela escola mímica e simbólica assemelham-se aos utilizados pela grafoscopia, mas a análise das resultantes possuem abordagens diferenciadas. As duas primeiras avaliam a psique do escritor, a fim de estabelecer possíveis patologias. Já a última avalia a veracidade da autoria da escrita, com a finalidade de identificar possíveis fraudes.

3.2.1.2.1 Elementos básico da grafia

Em grafologia pode-se considerar como elementares as noções e quase todos os traços e termos a seguir [VELS, 1961]:

- **Campo gráfico**, é o espaço bidimensional em que a escrita é feita;
- **Gesto gráfico ou movimento gráfico**, é todo movimento de dedos e/ou da mão que o indivíduo faz para escrever. Cada movimento gráfico gera um traço gráfico;
- **Traço**, é o trajeto que a caneta descreve em um único gesto executado pelo escritor;
- **Traço descendente, fundamental, pleno, ou grosso**, é todo traço descendente e grosso de uma letra;
- **Traço ascendente, ou perfil**, é o traço ascendente e fino de uma letra;
- **Ovais**, são os elementos em forma de círculo das letras “a”, “o”, “g”, “q”, etc;
- **Hastes**, são todos os traços plenos (movimento de descenso) das letras “l”, “t”, “b”, etc. e do “f” até a base da zona média. Também são consideradas hastes os traços verticais do “m” e do “n” maiúsculo e minúsculo, confira na Fig. 3.6(3);
- **Lançadas inferiores**, são todos os planos (descendentes) do “g”, “j”, “y”, etc. e do “f” a partir da zona média até embaixo, confira na Fig. 3.6(4);

- **Bucles**, são todos os traços ascendentes (perfis) das hastes e das lançadas inferiores e, por extensão, todo movimento que ascende cruzando a haste e unindo-se a ela formando círculo, confira na Fig. 3.6(5)(6);
- **Partes essenciais**, é o esqueleto da letra, a parte indispensável da sua estrutura, confira na Fig. 3.7(A);
- **Parte secundária ou acessória**, é o revestimento ornamental ou parte não necessária à sua configuração, confira na Fig. 3.7(B).

Nas letras temos de distinguir também as diferentes zonas das mesmas:

- **Zona inicial**, área onde se encontra o ponto onde inicia-se a letra, confira na Fig. 3.6(1);
- **Zona final**, área onde se encontra o ponto onde termina a letra, confira na Fig. 3.6(2);
- **Zona superior**, área onde se encontra o ponto mais alto, ocupado pelas hastes, pelos pontos e acentos, pelas barras do “t” e parte das maiúsculas, confira na Fig. 3.6(A);
- **Zona média**, área central, ocupada por todas as vogais minúsculas (a, e, i, o, u) e pelas letras “m”, “n”, “r”, etc. cuja altura toma-se como base para medir o nível da elevação das hastes e o nível do descenso das lançadas inferiores, confira na Fig. 3.6(B);
- **Zona inferior**, zona baixa da escrita a partir da base de todos os ovais descendentes, das maiúsculas ou de outras letras, confira na Fig. 3.6(C).

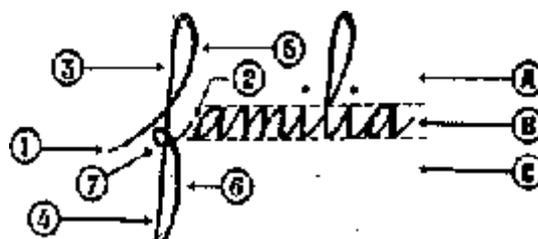


Fig. 3.6 Exemplo de alguns dos elementos básicos da grafia: (1) Zona inicial; (2) Zona final; (3) Haste; (4) Lançada; (5) Bucle da haste; (6) Bucle da lançada; (7) bucle em forma de laço; (A) Zona superior; (B) Zona média; (C) Zona inferior. Adaptado de [VELS, 1961].

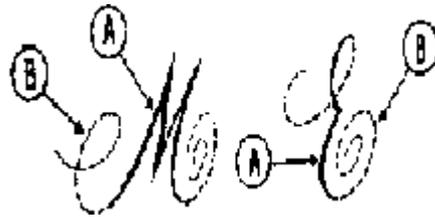


Fig. 3.7 Exemplo das diferenças entre as partes de um elemento gráfico: (A) Partes essenciais; (B) Partes secundárias. Adaptado de [VELS, 1961].

3.2.1.2.2 As letras e o movimento

Sob o ponto de vista fisiológico de movimento ou de execução, o impulso gráfico pode seguir quatro direções principais ou vetores [MINICUCCI, 1991]:

- De cima para baixo, cuja execução obedece a um movimento de flexão do antebraço, da mão e dos dedos e produz os traços “plenos”;
- De baixo para cima, que obedece a um movimento de extensão e produz os perfis;
- Da direita para a esquerda, que exige do antebraço, da mão e dos dedos um movimento de abdução, cujo resultado são os traços em sentido horário;
- Da esquerda para a direita, que está condicionada por movimentos de abdução e que dá lugar aos traços em sentido anti-horário.

Esses movimentos podem ser: retos, curvos e angulosos. O movimento é reto quando não apresenta inflexão, torções ou desvios em seu trajeto. O movimento é curvilíneo, quando os traços das letras têm a forma de segmentos de círculo ou oval (as letras interiores “a”, “o”, etc.). O movimento é anguloso quando as letras são formadas por retas que se cruzam ou se quebram.

3.2.1.2.3 Os aspectos gráficos

Segundo Vels [VELS, 1961], a escrita como grafia psicomotriz deve ser vista e classificada sob seus aspectos e subaspectos, ou seja, medindo-se em cada caso 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 grafometricamente a partir de um modelo ou padrão. Tudo que exceda ou fique abaixo deste modelo é sintomático.

3.2.1.2.4 O simbolismo do espaço

Sob o ponto de vista simbólico do espaço e das formas, a grafologia moderna, embasada nas teorias de Freud e Piaget [PIAGET, 1978], descobriu quatro vetores ou direções principais do gesto gráfico: o espiritual, o emocional, o biológico e o de contato. Na Fig. 3.8a observa-se a simbolismo dos vetores. O vetor “A” (espiritual) é a zona ou plano para onde se dirigem as tendências que não tomam contato direto com a realidade dos sentidos, confira na Fig. 3.8d. O vetor “B” (biológico), engloba as tendências orgânicas (movimento físico, trabalho, esporte, viagens, etc.), confira na Fig. 3.8e. O vetor “C” (emocional), é o plano do sentimento, da sensibilidade. O plano mais próximo do vetor C, ou seja, da zona média, representa o inconsciente. O vetor “I”, representam a vida cotidiana, introversão, passado, egoísmo inibição, etc., confira na Fig. 3.8b e o “D” o futuro, extroversão, iniciativa, ambição, etc., confira na Fig. 3.8c.

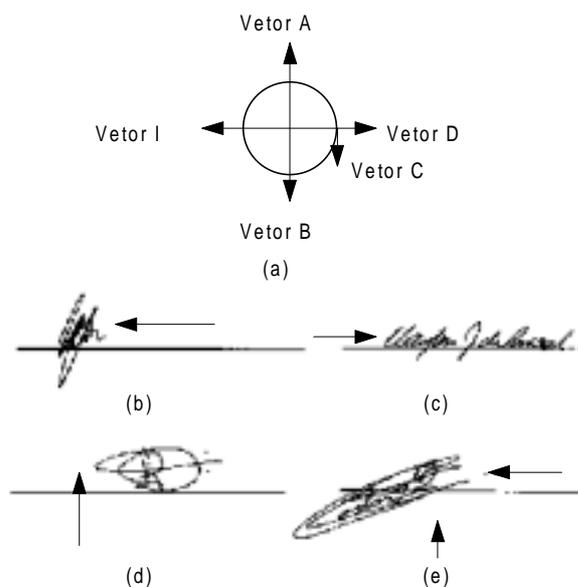


Fig. 3.8 Exemplos de assinaturas segundo a simbologia do espaço gráfico. (a) Diagrama representativo do espaço gráfico; (b) Escritor introvertido; (c) Escritor extrovertido; (d) Escritor espiritualista; (e) Escritor materialista e introvertido.

É importante observar que, na simbologia de ocupação do espaço gráfico, podem ser encontradas mais de uma das características pessoais.

No intuito de verificar o comportamento da ocupação de espaço numa área restrita, como no caso do cheque bancário brasileiro, realizou-se um experimento. Foram usadas 13 amostras de assinaturas para 94 autores diferentes. Nesse caso, o objetivo foi testar as variações de escala da assinatura de um mesmo escritor e a ocupação do espaço destinado à mesma, quando o espaço disponível para a assinatura é reduzido. Para tanto, foi elaborado um formulário no formato A4 contendo várias linhas de base, algumas com bordas retangulares ajustadas para cima e para baixo, com o objetivo de reduzir ou aumentar a área da parte superior/inferior da linha de base, confira na Fig. 3.9. Os escritores não foram instruídos a obedecer as fronteiras impostas pelas molduras do formulário, isto é, ficaram livres para assinar como desejassem.

Faculdade Universidade Católica do Paraná
 CCET - Departamento de Informática
 Prof. Edson J. B. Assis
 Formulário para teste de modelos de Assinaturas Manuscritas

The figure shows a grid of 13 rows of signature lines. Each row contains two boxes. The boxes have varying vertical dimensions and horizontal positions, designed to test how a signature fits within different spatial constraints. The signature 'Antonio Sifundato' is written in each box, often extending beyond the boundaries.

Fig. 3.9 Modelo do formulário usado para a coleta das assinaturas para análise da ocupação do espaço.

O formulário foi dividido em 6 seções. A seção (a) é composta de áreas para a assinatura emoldurada com uma redução do espaço na área superior à linha de base. O objetivo é testar a redução de escala da assinatura quando a área é reduzida. A seção (b) e (c), identificadas por não possuir molduras, possui o objetivo de analisar o comportamento do assinante quando o espaço destinado à assinatura não possui fronteiras perfeitamente determinadas. A seção (d) tem os mesmos objetivos de (a), só que a linha de base encontra-se na região central. A seção (e) possui o efeito contrário da (a), seu objetivo é o mesmo de (a) e (d), confira na Fig. 3.10.

Pontifícia Universidade Católica do Paraná
 CCETI - Departamento de Informática
 Prof. Edson J. R. Justino
 Formulário para teste de modelos de Assinaturas Manuscritas

O formulário é dividido em seis seções, representadas por caixas retangulares:

- Seção (a):** Contém duas linhas de assinatura emolduradas, cada uma com uma redução de espaço na área superior.
- Seção (b):** Uma única área de assinatura sem moldura, com uma linha de base na parte inferior.
- Seção (c):** Duas áreas de assinatura sem moldura, cada uma com uma linha de base na parte superior.
- Seção (d):** Três áreas de assinatura emolduradas, cada uma com uma linha de base na região central.
- Seção (e):** Duas linhas de assinatura emolduradas, cada uma com uma redução de espaço na área inferior.

Fig. 3.10 Modelo do formulário para coleta de assinaturas e a representação das seções.

A Tabela 3.2 apresenta os resultados da avaliação estatística feita sobre os formulários.

Observações	Comentários
Quantos escritores respeitaram as fronteiras da moldura (total de assinantes = 94)? Sim = 45 (48%) Não = 49 (52%)	(dos 45 que respeitaram as fronteiras, 34 mantiveram a escala da assinatura e 11 não mantiveram. Isto equivale a dizer que 83 escritores (88.3%) mantiveram a escala de suas assinaturas).
A invasão das fronteiras da moldura ocorreu? Parte superior = 45 (48%) Parte inferior = 21 (23%) Lado esquerdo = 8 (9%) Lado direito = 10 (10%) Não invadiram = 49 (52%)	Percebe-se que a incidência de invasões do lado esquerdo, direito e em baixo da linha de base é pequena. A grande maioria das invasões ocorrem na parte superior. Isto acontece porque a maior parte da assinatura fica sobre a linha de base. OBS: O escritor pode ter ultrapassado mais de uma fronteira.
A ocupação do espaço gráfico ocorreu? À esquerda = 36 (38%) À direita = 7 (8%) Centro = 51 (54%)	A maioria dos escritores tende a ocupar a parte central da área, mas existe também uma grande número que ocupa o lado esquerdo. O número de assinantes que usa o lado direito não é muito expressivo.

Tabela 3.2 Avaliação estatística da ocupação do espaço gráfico e da variação de escala da assinatura.

Como pode-se notar na Tabela 3.2, a variação de escala da assinatura em uma área determinada é mínima, mesmo que essa área seja reduzida. Confira as variações da posição da linha de base e na ausência da moldura nos exemplos da Fig. 3.11.

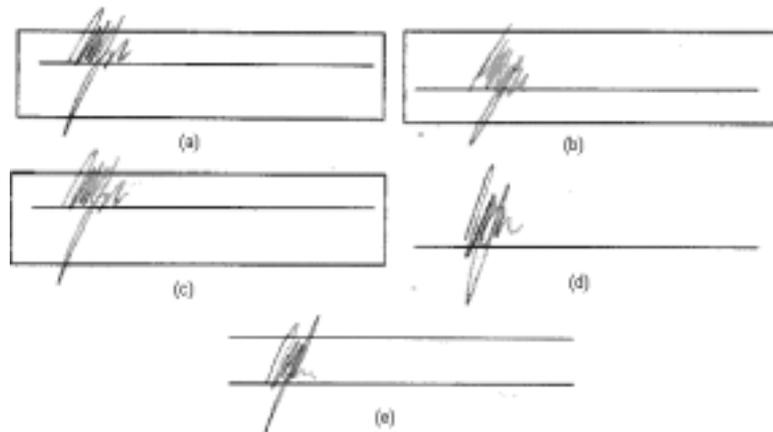


Fig. 3.11 Exemplos de assinaturas do formulário: (a) Exemplo do uso da seção d; (b) Exemplo do uso da seção e; (c) Exemplo do uso da seção a; (d) Exemplo do uso da seção b; (e) Exemplo do uso da seção c.

Quanto à ocupação do espaço gráfico, mesmo que os cheques apresentem uma área reduzida, dificultado sua análise [GOMIDE & GOMIDE, 1995], é possível observar na Fig. 3.8, que essa característica é capaz de agregar informações de contexto importantes ao processo de verificação.

3.2.1.2.5 A ordem

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 das letras e palavras, confira na Fig. 3.12a; **confusa**, o texto aparece como uma massa desuniforme e embaralhada, confira na Fig. 3.12b; **concentrada**, na visão do conjunto prepondera o texto sobre os espaços em branco, confira na Fig. 3.12c; **espaçada**, na visão do conjunto prepondera os espaços em branco, confira na Fig. 3.12d.

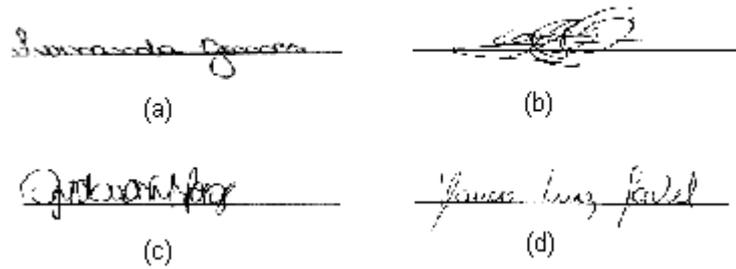


Fig. 3.12 Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da ordem: (a) Assinatura clara; (b) Assinatura confusa; (c) Assinatura concentrada; (d) Assinatura espaçada.

3.2.1.2.6 A proporção

Segundo Vels [VELS, 1961], valorizar as assimetrias, os centros de deslocamento das letras ou de seus elementos constitutivos, é achar o centro de gravidade das tendências inconscientes. Em relação à simetria da escrita, pode-se classificar em: **proporcional**, é assinatura onde as letras e as partes constitutivas da mesma apresentam pequenas desigualdades rítmicas, confira na Fig. 3.13a; **desproporcional**, é a assinatura onde as letras ou partes de letras apresentam desequilíbrio e translações mais ou menos exageradas, confira na Fig. 3.13b; **mista**, nota-se a existência simultânea da proporcionalidade e desproporcionalidade, afetando principalmente as letras maiúscula e as hastes, confira na Fig. 3.13c.

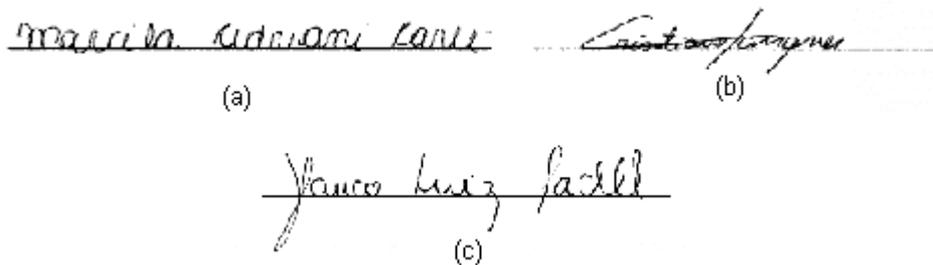


Fig. 3.13 Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da proporcionalidade: (a) Assinatura proporcional; (b) Assinatura desproporcional; (c) Assinatura mista.

3.2.1.2.7 A dimensão

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, confira na Fig. 3.14a ; **a escrita baixa**, onde o corpo da escrita em proporção às letras são mais largas do que altas, confira na Fig. 3.14b.



Fig. 3.14 Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da dimensão: (a) Assinatura alta; (b) Assinatura baixa.

3.2.1.2.8 A pressão

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. A pressão pode ser resumida em duas características: **a escrita tensa**, onde os movimentos gráficos são retos, firmes e seguros, confira na Fig. 3.15a; **a escrita frouxa**, onde existe um déficit de tensão nos movimentos, os quais são mais ou menos sinuosos, ondulados ou torcidos em qualquer de seus sentidos direcionais, confira na Fig. 3.15b.

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 a profundidade; **o peso aparente**, onde só é considerado a espessura do traço.

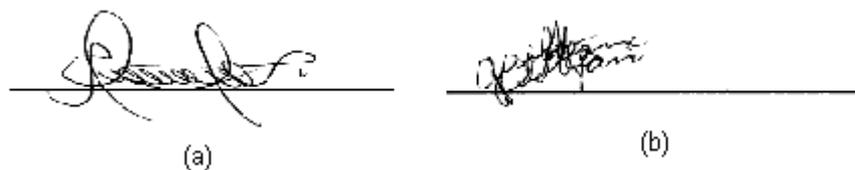


Fig. 3.15 Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da pressão do traço: (a) Assinatura tensa; (b) Assinatura frouxa.

3.2.1.2.9 A forma

Quanto à forma, existem três tipos identificáveis de escritas: **a caligráfica**, onde o modelo caligráfico escolar é predominante, confira na Fig. 3.16a; **a arredondada**, onde os elementos curvos são preponderantes, confira na Fig. 3.16b; **a reta vertical**, quando predominam os segmentos retos verticais ou levemente inclinados, confira na Fig. 3.16c; **a reta horizontal**, quando predominam os segmentos em linha reta horizontal, confira na Fig. 3.16d.

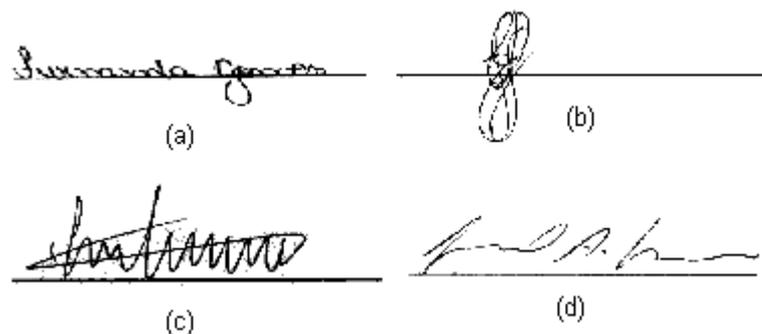


Fig. 3.16 Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista da forma: (a) Assinatura caligráfica; (b) Assinatura arredondada; (c) Assinatura reta vertical; (d) Assinatura reta horizontal.

3.2.1.2.10 O gesto característico

Existem em cada indivíduo gestos que se repetem a cada instante, espécie de “tique” ou atitude que o caracteriza. Na escrita também existem modalidades de traços ou letras que chamam a atenção, porque imprime ao traçado uma fisionomia especial que nenhum outro poderia reproduzir da mesma maneira. Os elementos gráficos que podem formar o gesto característico em assinaturas são: **o gancho**, consistem de um movimento de regressão encontrado nos finais das letras ou nas barras dos “t”, confira na Fig. 3.17a; **a clave**, que carrega todo o golpe de energia sobre a zona final do traçado que fica em forma de ponta quebrada, confira na Fig. 3.17b(1); **o golpe de sabre**, que é o movimento promovido por um impulso da caneta, que pode afetar as barras dos “t” e as partes inferiores das letras (lançadas inferiores), confira na Fig. 3.17c; **o movimento em triângulo**, produzidos principalmente nas lançadas inferiores dos “t”, “g”, “y” e nas

barras dos “t”, podem também aparecer na circunferência das letras da zona média, confira na Fig. 3.17e(1); **o bucle**, que se apresenta na circunferência das letras da zona média, nas maiúsculas e nas ligações, confira na Fig. 3.17d ; **a guirlanda**, que consiste num movimento em forma de arco aberto para cima, presente nos traços iniciais e finais e nas barras dos “t”, confira na Fig. 3.17f; **o arco**, que é encontrado preferencialmente nas zonas inicial, superior e média (nas ligações), confira na Fig. 3.17h; **a espiral**, que está presente nas letras maiúsculas, confira na Fig. 3.17b(2); **a inflação**, que apresenta um tamanho exagerado, presente nas maiúsculas, confira na Fig. 3.17b(2); **o laço**, que é uma espécie de movimento de retorno ao ponto de partida, confira na Fig. 3.17e(2); **a serpentina**, que afeta especialmente os traços iniciais e finais e as letras “m” e “n”, confira na Fig. 3.17g .

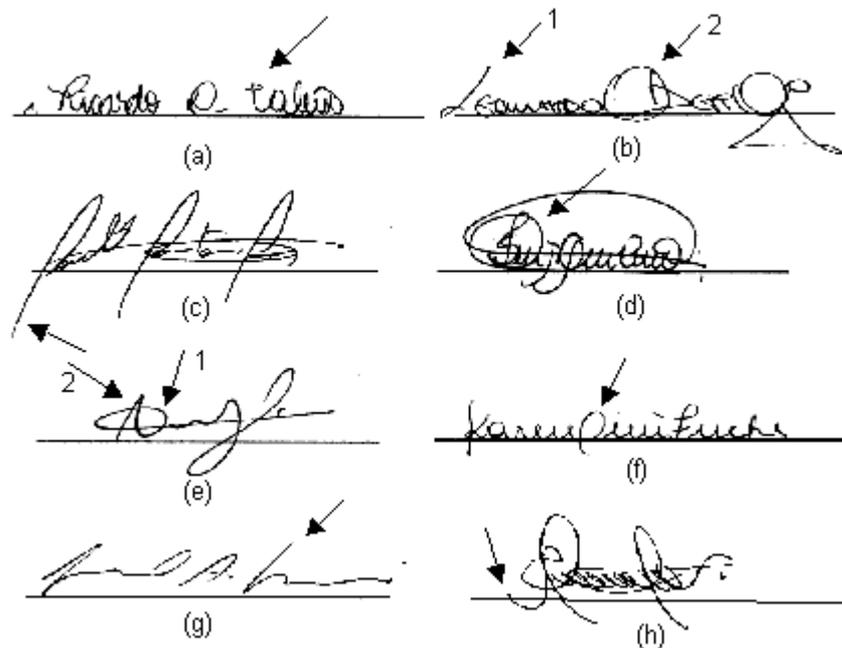


Fig. 3.17 Exemplos de assinaturas sob o ponto de vista dos gestos característicos: (a) Gancho; (b) Clava, espiral e inflada; (c) Golpe de sabre; (d) Bucle; (e) Triângulo e laço; (f) Guirlanda; (g) Serpentina; (h) Arco.

É importante salientar o que foi dito anteriormente: a grafologia oferece um conjunto de características que avaliam os aspectos psicológicos de um escritor, usando como ferramenta a escrita.

3.2.2 Considerações sobre o grafismo

Foram apresentadas nos itens 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. 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 diferenciadores entre os vários autores.

Na Fig. 3.18, apresenta-se um diagrama resumo das várias abordagens do grafismo e do conjunto de características pertencentes a cada uma dessas abordagens.

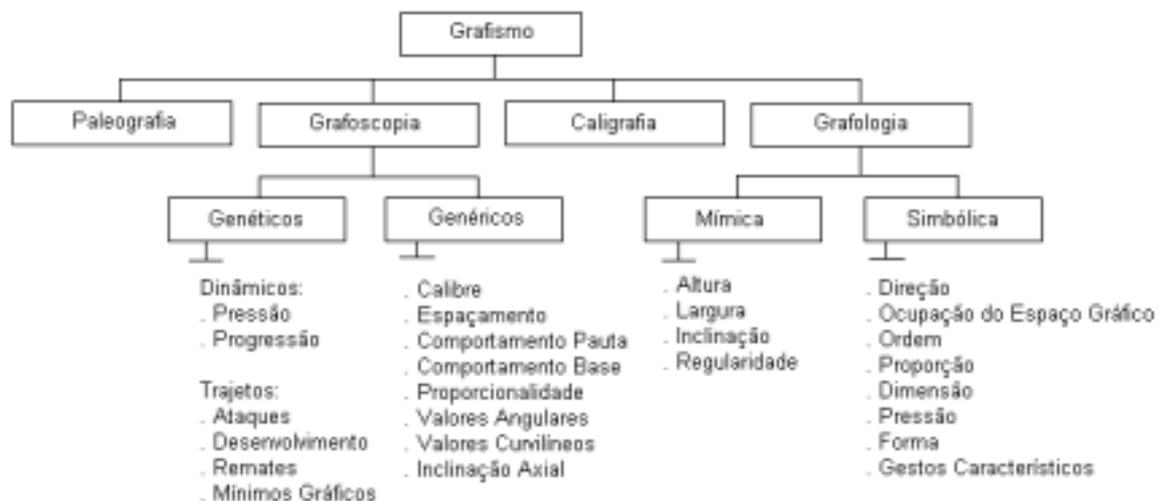


Fig. 3.18 Diagrama resumo das abordagens do grafismo e suas principais características.

A Tabela 3.3 apresenta uma relação entre a grafologia e a grafoscopia. Com isso pode-se determinar um conjunto possível de características a serem adotadas pelo método de verificação automática.

Características	Grafoscopia (genéticos/genéricos)	Grafologia (mímica/simbólica)
Calibre	Calibre	Altura / largura / dimensão
Proporção	Proporcionalidade	Regularidade / proporção
Espaçamento	Espaçamento	-
Comportamento Pauta	Comportamento pauta	-
Comportamento Base	Comportamento base	-
Progressão	Progressão	Pressão aparente
Pressão	Pressão	Pressão real
Gestos	Ataque / remate	Gestos característicos
Ocupação do Espaço Gráfico	-	Ocupação do espaço gráfico
Mínimos Gráficos	Mínimos gráficos	-
Inclinação Axial	Inclinação axial	-

Tabela 3.3 Características combinadas da grafologia e da grafoscopia.

Levando-se em consideração as restrições impostas pela aplicação e as limitações em relação à base de dados de laboratório, tem-se:

- Comportamento Pauta – Essa primitiva está ligada diretamente à presença da linha de base. Como nesse trabalho foram usadas imagens desprovidas dessa informação, ela será deliberadamente excluída do conjunto;
- Pressão – No caso dos cheques bancários existe a possibilidade do uso da chancela, em Anexo. Sendo assim, incorporar a pressão real como característica, não agrega conhecimento aplicável como regra geral;
- Mínimos Gráficos – Por tratar-se de elementos gráficos de dimensões normalmente reduzidas, podem ser eliminados ou mesmo modificados durante o processo de digitalização ou pré-tratamento. Esse comportamento pode produzir instabilidade;
- Gestos – Por tratar-se de uma característica provida de elementos dissociados, pode dificultar a elaboração de um processo abrangente de segmentação e extração de características.
- Ocupação do Espaço Gráfico – No caso específico dos cheques, onde o espaço destinado à assinatura é relativamente pequeno, o uso da ocupação do espaço gráfico ficou restrito à área entorno da assinatura. Com o uso da segmentação em células esse mapeamento pode ser executado, o processo de segmentação está apresentado no Capítulo 4.

Nesse momento torna-se possível estabelecer um conjunto mínimo de características associadas às classes de primitivas estáticas e pseudo-dinâmicas, confira na Tabela 3.4. Esse é o conjunto de características a serem utilizadas pelo método proposto. Sua implementação pode ser vista no Capítulo 4.

Estática	Pseudo-dinâmica
Calibre	Progressão
Proporção	Forma
Espaçamento	Inclinação Axial
Comportamento Base	-

Tabela 3.4 Relação de características associadas às classes de primitivas estática e pseudo-dinâmicas.

3.2.2 Os modelos de Markov

O conceito usado nas cadeias de Markov é de ligar a configuração do sistema, num estágio de tempo t qualquer, à configuração ocorrida no estágio imediatamente anterior $t-1$. De forma geral, em um processo estocástico qualquer, a probabilidade de ocorrência de um estado está condicionada à ocorrência de outros estados anteriores, sendo possível, teoricamente, uma probabilidade condicional do tipo:

$$P(X_t = j / X_{t-1} = i, X_{t-2} = k, \dots, X_0 = m) \quad 3.1$$

Isto é, a probabilidade de ocorrência do estado j no instante t , estaria condicionada à ocorrência do estado i no instante $t-1$, do estado k no instante $t-2$ e assim por diante, até o estado inicial m . Já na cadeia de Markov, a probabilidade de estar em um estado, em um instante futuro, pode depender do estado atual, mas não dos estados em tempos passados. Sendo um processo estocástico com instantes discretos, no qual cada variável aleatória X_i depende somente da variável aleatória anterior X_{i-1} , e influenciada somente pela variável subsequente X_{i+1} , pode-se escrever:

$$P_{ij} = [X_t = j / X_{t-1} = i] \quad 3.2$$

3.2.2.1 A matriz de transição

Considere uma cadeia de Markov com estados S_1, S_2, \dots, S_n . Seja p_{ij} a probabilidade de transição do estado i para o estado j . Então a matriz $P = [p_{ij}]$ é denominada de matriz de transição da cadeia de Markov. As probabilidades condicionais p_{ij} , e a matriz de transição apresentam as mesmas características das matrizes estocásticas, que são : P é uma matriz quadrada de dimensão N , onde N é o número de estados do modelo (finito); o valor de p_{ij} deve estar entre zero e um, pois representa uma probabilidade; o somatório de todos os elementos j de uma dada linha i deve ser igual a 1. Já que os estados j correspondem a eventos mutuamente exclusivos e exaustivos num estágio qualquer. Isto é, se o estado n se encontra em um estágio i , no próximo estado $n+1$, o sistema deverá ocupar um dos N estados possíveis, inclusive o próprio estado i .

3.2.2.2 A probabilidade de transição

Considere uma cadeia de Markov com matriz de transição $P = [p_{ij}]$ e seja p_{ij}^t a probabilidade de uma transição de estado i para o estado j , em um período de tempo t . Então, a matriz $P^t = [p_{ij}^t]$ denomina-se a matriz de transição de t passos da cadeia de Markov, e é igual à potência t da matriz P .

$$P^t = [p_{ij}^t] \Leftrightarrow P^t \qquad p_{ij}^t = [X_{k+t} = j \mid X_k = i] \qquad 3.3$$

3.2.2.3 Os modelos escondidos de Markov (MEM)

Os modelos escondidos de Markov ou (*HMM – Hidden Markov Model*) são também utilizados em áreas do reconhecimento de padrões. Entre os campos de pesquisa estão o reconhecimento de voz [RABINER & JUANG, 1993], textos tipografados [ELMS, 1996], textos manuscritos [AVILA, 1996] e [YACOUBI, 1996], números manuscritos [LETHELIER & GILLOUX, 1995], texturas [POVLOV & DUNN, 1995] e gestos [YANG et al., 1997].

O MEM é um conjunto finito de estados, cada qual associado a uma distribuição de probabilidade, geralmente multi-dimensional. As transições entre os estados do modelo são governadas por um conjunto de probabilidades chamadas de probabilidade de transição. Cada transição que sai de um estado é marcada com: a probabilidade com que a transição é efetuada; um símbolo de saída; a probabilidade de emissão do símbolo de saída, quando a transição estiver completa.

Os MEM são autômatos finitos, possuidores de um número finito de estados, que estão diretamente associados a dois mecanismos de ligação, uma cadeia de Markov subjacente tendo um número finito de estados e um conjunto de funções de densidade e probabilidade da emissão de observações associadas a um desses estados. A cadeia de Markov troca então de estado, conforme sua matriz de probabilidade de transição.

3.2.2.3.1 O modelo contínuo

Como visto anteriormente, nos modelos de Markov, em cada estado, a distribuição de probabilidade deve ser definida sobre todo o conjunto de símbolos $b_j(k)$, onde $b_j(k)$ representa a observação do símbolo k em um estado S_j . Esta distribuição é dita não paramétrica, e como tal não necessita de conhecimento *a priori*, assumindo que exista um conjunto suficiente de dados de treinamento. Um conjunto contínuo de densidade de observações $b_j(x)$, elimina as distorções do processo de quantificação, a um custo muito elevado. Um desses custos reside no fato de necessitar-se de um conhecimento *a priori* da função de densidade e probabilidade (fdp). Se for, por exemplo, uma distribuição Gaussiana, pode não refletir a verdadeira distribuição das observações. Essa é uma das razões pelas quais Rabiner e Elms [RABINER & JUANG, 1993] e [ELMS, 1996], recomendam, na maioria dos casos, o uso de um modelo discreto ao invés de um modelo contínuo.

3.2.2.3.2 O modelo discreto

Para descrever os modelos discretos de Markov, algumas definições devem ser feitas. O modelo de Markov pode ser descrito pelo conjunto $\lambda = (Q, V, A, B, \pi, T)$, onde:

- T é o comprimento da seqüência de observações;

- $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ é o conjunto de estados do modelo, e q_t designará o estado corrente no instante t ;
- N é o número de estados do modelo;
- $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ denota o conjunto de símbolos observados possíveis, e V_t designa o estado corrente no instante t ;
- M é o número de símbolos observados de um alfabeto;
- A é um conjunto de estados com probabilidades de transição, isto é, representa a matriz de transição entre os estados $A = [a_{ij}]$, e

$$a_{ij} = A(i,j) = P(q_{t+1} = S_j / q_t = S_i) \quad \forall i,j \in [1..T] \quad 3.4$$

onde, $(q_t \in Q)$ denota o estado corrente, e o elemento a_{ij} corresponde a probabilidade corrente do modelo transitar do estado q_i para o estado q_j , satisfazendo todas as condições impostas pela matriz estocástica:

$$a_{ij} \geq 0 \quad \forall i,j; \quad 3.5$$

- B é a matriz de probabilidade de observação dos símbolos, $B = [b_{jk}]$. O elemento $b_j(k)$ representa a probabilidade de observação do símbolo v_k quando o modelo achasse em q_j :

$$B_j(k) = P(O_t = v_k / q_t = S_j) \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M \quad 3.6$$

onde v_k representa o k -ésimo símbolo observado do alfabeto, e O_t representa a observação corrente. Aqui também as condições estocásticas devem ser satisfeitas:

$$\delta_{t+1}(j) = [\max_i \delta_t(i) a_{ij}] b_j(O_{t+1})$$

$$b_j(k) \geq 0 \quad \forall j, k \quad \text{e} \quad b_j(k) = 1 \quad \forall j; \quad 3.7$$

- π é um conjunto de densidade de probabilidade inicial, $\pi = \{\pi_i\}_{i=1,2,\dots,N}$, onde π_i representa a probabilidade que um determinado estado possui de ser ele o estado inicial do modelo, isto é, o estado q_i :

$$\pi_i = P[q_i = i] \quad 1 \leq i \leq N. \quad 3.8$$

Já que os elementos A , B e π são necessários e suficientes para representar o modelo, a notação pode ser resumida em $\lambda = (A, B, \pi)$. Esse conjunto de parâmetros, definem a medida da probabilidade para observações, isto é, $P(O/\lambda)$.

3.2.2.3.3 Os tipos de MEM

Uma maneira de classificar os tipos de MEM é através da estrutura de matriz de transição A da cadeia de Markov. Até o momento, dois modelos básicos estão sendo amplamente usados, o modelo ergótico e o modelo esquerda-direita. O modelo ergótico ou completo de MEM, é aquele em que todos os estados do modelo possuem uma transição para os demais (em um único passo), conforme exemplo na Fig. 3.19a.

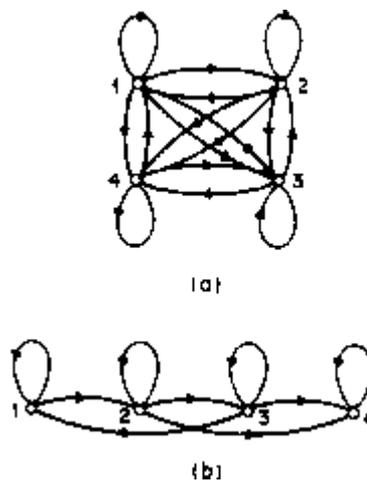


Fig. 3.19 Exemplos de modelos discretos de MEM: a) Modelo ergótico; b) Modelo esquerda-direita. Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].

O modelo esquerda-direita ou modelo de Bakis [RABINER & JUANG, 1993], confira na Fig. 3.19b, possui a característica de possuir transições $(i,j) \mid a_{ij} = 0$, isto é, a transição dos estados processa-se da esquerda para a direita. A propriedade fundamental

de todo MEM esquerda-direita é que os coeficientes de transição de estado possuem a seguinte propriedade:

$$A_{ij} = 0, \quad j < i \quad 3.9$$

Isto é, nenhuma transição é permitida para estados cujo índice seja inferior ao corrente estado. A probabilidade do estado inicial possui a seguinte propriedade:

$$\pi_i = \begin{cases} 0, & i \neq 1 \\ 1, & i = 1 \end{cases} \quad 3.10$$

Isto é possível, pois a seqüência de estados deve começar no estado 1 e terminar no estado N .

3.2.2.3.4 Os problemas básicos do MEM

Rabiner [RABINER & JUANG, 1993] define três problemas básicos que devem ser resolvidos para que os modelos de Markov possam ser utilizados no mundo real. Os problemas são os seguintes:

- 1) Dada a seqüência de observações $O = (o_1 o_2 \dots o_T)$, e um modelo $\lambda = (A, B, \pi)$, como calcular eficientemente $P(O/\lambda)$, a probabilidade da seqüência de observação, dado o modelo?
- 2) Dada a seqüência de observações $O = (o_1 o_2 \dots o_T)$, e um modelo $\lambda = (A, B, \pi)$, como escolher a seqüência de estados $q = (q_1 q_2 \dots q_T)$ que é ótima?
- 3) Como ajustar os parâmetros do modelo $\lambda = (A, B, \pi)$, para maximizar $P(O/\lambda)$?

3.2.2.3.4.1 A evolução da probabilidade

Para responder à primeira questão formuladas no item 3.2.2.3.4, deve-se analisar a evolução da probabilidade. Existem diversas maneiras de verificar a probabilidade de uma observação, uma delas é através da evolução direta. Isto é, a probabilidade das

observações O , determinado o modelo λ , é igual à soma de todos os caminhos dos estados possíveis Q das probabilidades conjuntas de O em Q .

$$P(O|\lambda) = \sum_Q P(O|Q, \lambda) = \sum_Q P(O|Q, \lambda)P(Q|\lambda) \quad 3.11$$

$$P(O|Q, \lambda) = b_{q_1}(O_1)b_{q_2}(O_2)\Lambda b_{q_T}(O_T) \text{ e } P(Q|\lambda) = \pi_{q_1} a_{q_1q_2} a_{q_2q_3} \Lambda a_{q_{T-1}q_T} \quad 3.12$$

onde:

π_i é o número de possibilidades de definitivamente estar no estados S_i no instante I ;

a_{ij} é o número de transições possíveis de S_i para S_j .

b_{ij} é o número de transições possíveis de S_j , em observação de V_k .

reduz-se a:

$$P(O|\lambda) = \sum_{q_1, q_2 \Lambda q_T} \pi_{q_1} b_{q_1}(O_1) a_{q_1q_2} b_{q_2}(O_2) \Lambda a_{q_{T-1}q_T} b_{q_T}(O_T) \quad 3.13$$

Certamente a fórmula (3.13) necessita de $N^T - 1$ adições e $(2T - 1)N^t$ multiplicações, isto é, $2TN^T$ operações, o que computacionalmente torna-se inviável. A outra maneira consiste em utilizar a evolução pelos procedimentos *Forward-Backward*.

O Procedimento *Forward* [RABINER & JUANG, 1993]

Considere a variável $\alpha_t(i)$ definida como

$$\alpha_t(i) = P(o_1 o_2 \dots o_t, q_t = i|\lambda) \quad 3.14$$

isto é, a probabilidade da seqüência parcial de observações, $o_1 o_2 \dots o_t$, (até o tempo t) e estado i no tempo t , dado o modelo λ . Pode-se determinar $\alpha_t(i)$ através da execução da seguinte seqüência:

Início**1. Inicialização**

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad 3.15$$

2. Indução

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{t+1}), \quad 1 \leq t \leq T-1 \quad 1 \leq j \leq N \quad 3.16$$

3. Término

$$P(O | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad 3.17$$

Fim

A etapa 1 inicializa a probabilidade “para frente” (*forward*) do estado i e a observação inicial o_1 . A etapa de indução é o núcleo do cálculo *forward*, que é ilustrado na Fig. 3.20. A Fig. 3.20 mostra como o estado j deve ser carregado no tempo $t+1$ dos n estados possíveis, i , $1 \leq i \leq N$, no tempo t . A etapa 3 determina o cálculo de $P(O/\lambda)$, que é a soma das variáveis *forward* finais $\alpha_T(i)$. Neste caso, pode ser definida como,

$$\alpha_T(i) = P(o_1 o_2 \dots o_T, q_T = i/\lambda) \quad 3.18$$

e portanto $P(O/\lambda)$ é definido como a soma dos $\alpha_T(i)$'s.

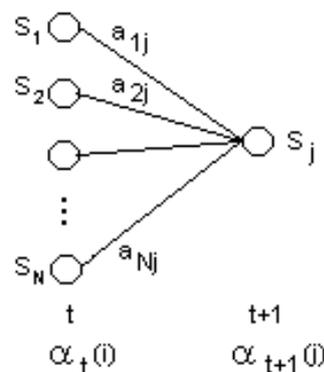


Fig. 3.20 Sequência de operações requeridas para processamento da variável *forward* $\alpha_t(i)$. Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].

O Procedimento *Backward* [RABINER & JUANG, 1993]

De forma similar, deve-se considerar a variável $\beta_t(i)$ definida como

$$\beta_t(i) = (o_{t+1} o_{t+2} \dots o_T | q_t = i, \lambda) \quad 3.19$$

isto é, a probabilidade da seqüência parcial de observação para $t+1$ até o final, dado o estado i no tempo t e modelo λ . Novamente, pode-se determinar $\beta_t(i)$ através do seguintes passos:

<p>Início</p> <p style="margin-left: 20px;">1. Inicialização</p> $\beta_T(i) = 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad 3.20$ <p style="margin-left: 20px;">2. Indução</p> $\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j), \quad t=T-1, T-2, \dots, 1, \quad 1 \leq i \leq N \quad 3.21$ <p>Fim</p>
--

Na inicialização, etapa 1, $\beta_t(i)$ é arbitrariamente inicializado com o valor 1, supondo que ao final a probabilidade deva ser máxima, para todo i . A etapa 2 pode ser vista na Fig. 3.21, mostrando em que ordem devem estar o estado i no tempo t , e a contagem para seqüência de observação no tempo $t+1$. Neste caso, devem ser considerados todos os estados possíveis j no tempo $t+1$, computando a transições de i até j (os a_{ij} termos). β

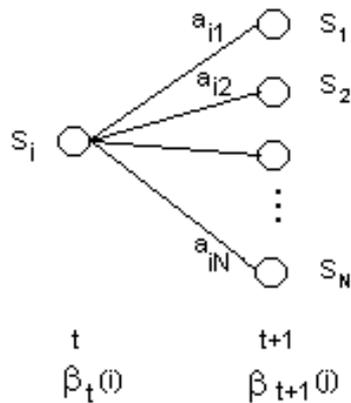


Fig. 3.21 Seqüência de operações requeridas para processamento da variável *backward* $\beta_{t(i)}$. Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].

3.2.2.3.4.2 A seqüência ótima de estados

A solução do segundo problema apresentado por Rabiner [RABINER & JUANG, 1993] e também citado no item 3.2.2.3.4, está ligado ao problema anterior, para o qual a solução exata pode ser dada. Existem muitos caminhos para solucionar o problema 2 sendo que, a dificuldade reside na definição da seqüência ótima de observação.

Para implementar a solução do problema 2, deve-se definir as variáveis da probabilidade a posteriori

$$\gamma_t(i) = P(q_t = i | O, \lambda) \quad 3.22$$

isto é, a probabilidade de iniciar no estado i no tempo t , dada a seqüência de observação O , e o modelo λ . Pode-se representar $\gamma_t(i)$ na seguinte forma

$$\gamma_t(i) = \frac{P(O, q_t = i | \lambda)}{\sum_{i=1}^N P(O, q_t = i | \lambda)} \quad 3.23$$

Como $P(O, q_t = i)$ é igual a $\alpha_t(i)\beta_t(i)$, pode-se escrever $\gamma_t(i)$ como

$$\gamma_i(i) = \frac{\alpha_i(i)\beta_i(i)}{\sum_{i=1}^N \alpha_i(i)\beta_i(i)} \quad 3.24$$

O Algoritmo de Viterbi [RABINER & JUANG, 1993]

Para achar a melhor seqüência de estados, $q = (q_1 \ q_2 \ \dots \ q_T)$, para um dada seqüência de observações $O = (o_1 \ o_2 \ \dots \ o_T)$, deve-se definir a quantidade

$$\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P[q_1 q_2 \dots q_{t-1}, q_t = i, o_1 o_2 \dots o_t | \lambda] \quad 3.25$$

onde $\delta_t(i)$ é a mais alta probabilidade ao longo de um caminho simples, no tempo t , com valores para as primeiras t observações terminando no estado i . Por indução tem-se

$$\delta_{t+1}(j) = [\max_i \delta_t(i) a_{ij}] b_j(O_{t+1}) \quad 3.26$$

Para realmente recuperar a seqüência de estados, faz-se necessário continuar trazendo o argumento maximizado da equação 3.27a e b, para cada t e j . Pode-se fazer isso através de um vetor $\Psi_t(j)$. O procedimento completo para encontrar a melhor seqüência de estados é apresentado a seguir.

Início**1. Inicialização**

$$\delta_1(i) = \pi_i b_i(o_1) \quad 1 \leq i \leq N \quad 3.27a$$

$$\Psi_1(i) = 0. \quad 3.27b$$

2. Indução

$$\delta_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij} b_j(o_t)], \quad 2 \leq t \leq T \quad 1 \leq j \leq N \quad 3.28a$$

$$\psi_t(j) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) a_{ij}], \quad 2 \leq t \leq T \quad 1 \leq j \leq N \quad 3.28b$$

3. Término

$$q_T^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad 3.29a$$

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad 3.29b$$

4. Caminho de retorno *backtracking*

$$q_t^* = \psi_{t+1}(q_{t+1}^*), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad 3.30$$

Fim

Assim, no processo para encontrar o caminho máximo provável para a seqüência de estados, o cálculo de $\delta_t(j)$ para $1 \leq j \leq N$, usando a recursão $\delta_t(j)$, mantendo-se sucessivamente apontado o estado ótimo, dentro do máximo encontrado nas operações.

3.2.2.3.4.3 A reestimação dos parâmetros

O terceiro e mais difícil problema de MEM descrito no item 3.2.2.3.6 consiste na determinação de um método para ajustar os parâmetros do modelo $\lambda = (A, B, \pi)$, para satisfazer um certo critério de otimização. O objetivo é determinar os parâmetros do modelo que maximizem a probabilidade da seqüência de observação $P(O/\lambda)$. Para essa finalidade pode ser usado o algoritmo de *Baum-Welch* [RABINER & JUANG, 1993], que utiliza um processo iterativo para re-estimação do modelo. O primeiro passo é definir $\xi_t(i, j)$, a probabilidade de iniciar no estado i no tempo t , e estado j no tempo $t+1$, dado o modelo e a seqüência de observações, isto é,

$$\xi_t(i, j) = P(q_t = i, q_{t+1} = j | O, \lambda). \quad 3.31$$

A definição de $\xi_t(i, j)$ através das variáveis *forward* e *backward* é a seguinte

$$\xi_t(i, j) = \frac{P(q_t = i, q_{t+1} = j, O | \lambda)}{P(O | \lambda)} \quad 3.32$$

$$\xi_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad 3.33$$

Como definido na equação 3.24, $\gamma_t(i)$ é a probabilidade de iniciar no estado i no tempo t , dada a seqüência de observações e o modelo, então

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^N \xi_t(i, j), \quad 1 \leq i \leq N \quad 1 \leq t \leq M. \quad 3.34$$

Agora pode-se descrever os parâmetro do modelo, segundo $\gamma_{t(i)}$ e $\xi_t(i, j)$,

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i), \quad 1 \leq i \leq N \quad 3.35$$

$$\bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1, q_t=v_k}^T \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)}, \quad 1 \leq j \leq N \quad 1 \leq k \leq M. \quad 3.36$$

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}, \quad 1 \leq i \leq N \quad 1 \leq j \leq N \quad 3.37$$

onde

$\bar{\pi}_i$ é o número de possibilidades de definitivamente estar no estado S_i no instante 1;

\bar{a}_{ij} é o número de transições possíveis de S_i para S_j .

$\bar{b}_j(k)$ é o número definitivo de possibilidades de estar em S_j , em observação de V_k .

O algoritmo de *Baum-Welch* [RABINER & JUANG, 1993]

Início		
	$a_{ij}^0, b_j^0(k), \pi_i^0$	$1 \leq i, j \leq N, \quad 1 \leq k \leq N$ 3.38
1. Fixar os valores iniciais		
	$\xi_t(i, j), \gamma_t(i),$	$1 \leq i, j \leq N, \quad 1 \leq t \leq T-1, \text{ e } \bar{\lambda}$ 3.39
Enquanto limite de convergência não ocorrer		
	2. Calcular as variáveis <i>forward-backward</i>	
Fim enquanto		
Fim.		

3.2.2.3.4.4 A estimativa inicial dos parâmetros

Em teoria, as equações de reestimativa são capazes de gerar valores para os parâmetros do MEM, que correspondem a um máximo local da função de probabilidade. O problema chave reside na escolha dos parâmetros que proporcionem o máximo local fechado se possível, no máximo global da função de probabilidade.

Rabiner e Yacoubi [RABINER & JUANG, 1993] e [YACOUBI, 1996], sugerem que qualquer valor randômico ou estimacão inicial uniforme de π e A , são adequados para a reestimativa dos parâmetros, na maioria dos casos (mantendo as características de uma matriz estocástica). Para os parâmetros de B , valores randômicos diferentes de zero, que mantenham as características de uma matriz estocástica, são aceitáveis. Na prática, quando o número de seqüências de observações de treinamento não for o ideal é interessante o uso de uma matriz equiprovável pois assim, evita-se o aparecimento símbolos com probabilidade nula, na estimacão inicial.

3.2.2.3.4.5 O efeito do número insuficiente de dados de aprendizado

Outro problema associado ao treinamento dos parâmetros do MEM, via métodos de reestimativa, reside no número de seqüências de observações usadas para o aprendizado, que necessariamente é finito. O inadequado número de ocorrências de um evento em particular, como a não ocorrência de um determinado símbolo em um determinado estado, produz probabilidades de ocorrência nula. Isso acarreta problemas no processo de indução.

Uma solução para o problema é incrementar o conjunto de aprendizado com mais seqüências de observações. Na maioria das vezes isto é impraticável. A segunda solução possível é reduzir o tamanho do modelo, isto é, o número de estados e o número de símbolos por estados. Mas isso nem sempre é possível, em função de razões físicas onde um dado modelo é usado, e portanto o tamanho do modelo não pode ser mudado. Uma terceira solução consiste em introduzir um termo que transforme os valores a uma escala mais conveniente de cálculo de cada estado da recursão, chamado de reescalonamento [RABINER & JUANG, 1993]. Nesse trabalho em particular, o uso do reescalonamento fez-se necessário.

3.2.2.3.5 Os modelos escondidos de Markov e as múltiplas seqüências de observações

Como visto anteriormente, o MEM é uma coleção de estados finitos conectados entre si através de transições. Cada estado é caracterizado por dois conjuntos de probabilidades, uma probabilidade de transição e uma função de densidade e uma probabilidade que, dado o estado, define a probabilidade condicional de emissão de cada símbolo de saída, de um alfabeto finito ou de um vetor randômico contínuo.

Um MEM multi-dimensional é um MEM que possui mais de um símbolo observável em cada instante t . Uma maneira de modelar observações multi-dimensionais é usar uma mistura de Gaussianas. Com a escolha adequada, as densidades mistas Gaussianas estão habilitadas a aproximar-se das funções de densidade e probabilidade, com o objetivo de minimizar o erro entre duas funções de densidade.

Uma aproximação simplificada é baseada na concepção de que cada dimensão é mutuamente independente. Em comparação com um modelo convencional de MEM Gaussiana mista, essa abordagem é razoável em termos da modelagem do erro. A abordagem simplificada pode ser considerada mais eficiente na estimação dos parâmetros do modelo.

Baseada nessa abordagem simplificada, a estrutura multi-dimensional da matriz A é idêntica à utilizada nos modelos de MEM de uma dimensão. No entanto, os modelos de MEM multi-dimensionais possuem várias matrizes B , cada qual caracterizando a distribuição estocástica de cada dimensão. De acordo com os dados multi-dimensionais, os algoritmos originais do MEM devem ser modificados. Para uma dimensão R de MEM, no estado $q_t = S_t$, $M \times R$ distintos símbolos de saída O_1, O_2, \dots, O_M podem ser observados, onde R é a dimensão do espaço dimensional e $O_k = [O_k(1), O_k(2), \dots, O_k(R)]$. Em geral, o processamento de múltiplas dimensões é muito mais complexo do que em uma dimensão. Sendo assim, várias considerações práticas devem ser usadas para simplificar o processamento [YANG et al., 1997]. Dentro do conceito da independência estocástica, a probabilidade de saída do MEM multi-dimensional pode ser determinada como sendo o produto das probabilidades individuais de cada dimensão. Baseado nesse conceito, a variável *forward* α pode ser determinada por

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] \prod_{l=1}^R b_j(o_{t+1}(l)), \quad 1 \leq t \leq T-1 \quad 1 \leq j \leq N \quad 3.40$$

onde R é o número de dimensões e

$$\alpha_t(i) = P(O_1 O_2 \dots O_t, S_t = i / \lambda). \quad 3.41$$

Similarmente, a variável *backward* β pode ser determinada por

$$\beta_t(i) = \left[\sum_{j=1}^N a_{ij} \beta_{t+1}(j) \right] \prod_{l=1}^R b_j(O_{t+1}(l)) \quad 3.42$$

onde β é definida por

$$\beta_t(i) = P(O_{t+1} O_{t+2} \wedge O_T | S_t = i, \lambda). \quad 3.43$$

Usando um MEM multi-dimensional, o aprendizado é possível através do ajuste dos parâmetros do modelo (A, B, π) , para maximizar a probabilidade da seqüência de observações. O algoritmo de *Baum-Welch* [RABINER & JUANG, 1993] pode ser estendido para o caso multi-dimensional, baseado no conceito de independência mútua:

$$\hat{\pi} = \gamma_1 \quad 3.44$$

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \sum_j \gamma_t(i, j)} \quad 3.45$$

$$\hat{b}_j^{(l)}(k) = \frac{\sum_{t \in O_t^{(l)} = v_k^{(l)}} \gamma_t(j)}{\sum_t \gamma_t(j)}, \quad l = 1, 2, \wedge R \quad 3.46$$

onde $v_k^{(l)}$ é a observação do símbolo e

$$j = 1, 2, \wedge N, \quad k = 1, 2, \wedge M$$

$$\gamma_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{P(O | \lambda)} \quad 3.47$$

$$\gamma_t(i) = P(S_t = i | O, \lambda) \quad 3.48$$

$$P(O | \lambda) = \sum_{k=1}^N \alpha_T(k) \quad 3.49$$

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{k=1}^N \alpha_T(k)}. \quad 3.50$$

A adoção de um MEM multi-dimensional, nos processos de aprendizado e verificação, propicia a manutenção da mútua independência entre as duas classes de primitivas, a estática e a pseudo-dinâmica.

3.2.2.3.6 Considerações sobre o MEM

Existem dois elementos importantes na abordagem de verificação usada por esse trabalho, que estão diretamente relacionados com o MEM. O primeiro está ligado ao processo de aprendizado. No caso específico dos cheques bancários, o número de espécimes originais coletados através do cartão de assinaturas são somente três. Esse número é considerado pela literatura insuficiente para a geração de um modelo adequado. Essa restrição deve ser estudada, a fim de estabelecer um valor mínimo de espécimes para o treinamento. Se necessário, viabilizar o desenvolvimento de um método para a geração de espécimes adicionais, a partir dos três originais, usando deformações controladas [OLIVEIRA et al., 1997]. Como a base de dados usada nesse trabalho possui 40 amostras, foram selecionadas 20 para o aprendizado, 10 para a validação cruzada [YACOUBI, 1996] e o restante para os testes.

O segundo elemento refere-se ao algoritmo de geração da probabilidade de verificação. O algoritmo de *Viterbi* foi consagrado pela literatura como sendo o mais adequado para essa etapa [YACOUBI, 1996], [RABINER & JUANG, 1993], [RIGOLL & KOSMALA, 1998], [ELMS, 1996], [AVILA, 1996] e [LETHELIER & GILLOUX, 1995]. Ele possui a vantagem da visualização do caminho de máxima probabilidade. No entanto, a probabilidade final é determinada pela máxima probabilidade encontrada entre os N estados da seqüência. O algoritmo de *Forward*, usado pelo algoritmo de *Baum-Welch*, é o responsável pela determinação da probabilidade de aprendizado, que é definida pela probabilidade no estado N . Como a definição dos limiares de aceitação e rejeição de um assinatura é estabelecido a partir da probabilidade de aprendizado, optou-se por utilizar o mesmo algoritmo na fase de verificação. Foram feitos testes usando os dois casos, comprovando que essa escolha foi adequada.

3.2.3 A quantização vetorial e a aglomeração

Na seção anterior foram apresentados dois tipos de modelos de MEM, os contínuos e o discretos. Os modelos de MEM discretos são adequados para processos de modelagem que emitem as seqüências de valores de observações discretas. Já nos modelos contínuos, existem a presença das seqüências de valores contínuos das observações. Em função disso, os modelos representam tipicamente funções de probabilidade de observação numa combinação de distribuições Gaussianas. Isso resulta num elevado número de parâmetros que devem ser estimados durante o processo de aprendizado, o que leva os modelos a necessitarem de um elevado número de espécimes de dados para treinamento. O processo de quantização vetorial (QV) ou *Vector Quantization* permite que modelos discretos representem observações contínuas, através do mapeamento de cada observação contínua em um símbolo de um alfabeto discreto. Isso é possível particionando-se o vetor de espaço contínuo de n -dimensões em um número de células chamado léxico ou *codebook*, e mapeando essas observações contínuas em uma das células do léxico. O QV exige recursos modestos, em relação aos dados, nos modelos discretos. No entanto, apresenta distorções provocadas pelo processo de mapeamento do vetor contínuo em um conjunto de células do modelo discreto.

3.2.3.1 A quantização vetorial

Assumindo-se que $x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_n]^T$ seja um vetor de n -dimensões, cujos componentes $\{x_k, 1 \leq k \leq N\}$ pertencem ao campo dos números reais, numa representação contínua. No QV, o vetor x é mapeado em outro campo dos números reais, mas num campo discreto é representado por um vetor y de n -dimensões. Sabe-se que x é quantificado por y , e y representa o vetor quantificado dos valores de x . Pode-se escrever então que

$$y = q(x) \tag{3.51}$$

onde $q(x)$ representa o operador de quantificação. O vetor y é apenas chamado de vetor de reconstrução. Tipicamente, y possui um número finito de termos $y_i = \{y_{i1} \ y_{i2} \ \dots \ y_{in}\}^T$,

onde $y = \{y_i \mid 1 \leq i \leq L\}$, L representa a dimensão do léxico e y_i representa o conjunto de vetores de códigos. O vetor y_i é também chamado, em reconhecimento de padrões, de “*template*”. O tamanho n do léxico é chamado também de número de níveis. Para projetar um léxico, como já foi dito, particiona-se o espaço n -dimensional do vetor x em L regiões ou células $\{C_i \mid 1 \leq i \leq L\}$ e associado a cada célula C_i tem-se um vetor y_i . A quantificação dos vetores x em y_i é feita se x pertence a C_i , ou seja:

$$q(x) = y_i \quad \text{se } x \in C_i \quad 3.52$$

O processo de geração do léxico é chamado de treinamento ou *populating the codebook*. A Fig. 3.22 apresenta um exemplo do processo de particionamento de um espaço de duas dimensões ($n = 2$). A região incluída pelas linhas, que formam as regiões limites, são as células C_i . Qualquer entrada do vetor x que se enquadre na célula C_i é quantificada em y_i . A posição dos vetores do léxico, correspondendo aos outros centróides das outras células, estão representados por pontos. O número total de léxicos, nesse exemplo, é $L = 18$.

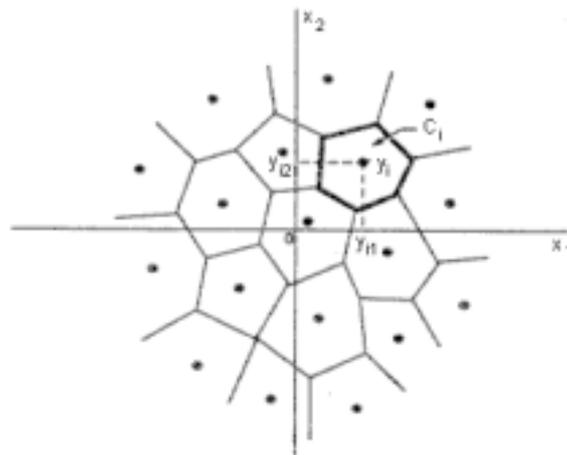


Fig. 3.22 Particionamento de um espaço bidimensional ($N = 2$) em $L = 18$ células. Todos os vetores de entrada C_i devem ser quantificados no vetor de código y_i . Adaptado de [RABINER & JUANG, 1993].

Como visto anteriormente, o processo de quantificação envolve o mapeamento do vetores x nas células C_i . Distorções são introduzidas em todos os pontos quando esse processo ocorre. A distorção média total D , pode ser calculada através da medida da distorção $d(x,y)$, para um valor x quantificado em y :

$$D = \xi [d(x,y)] \quad 3.53$$

$$D = \sum_{i=0}^{L-1} P[x \in C_i] \int_{x \in C_i} d(x, y_i) p(x) dx \quad 3.54$$

onde: ξ é o fator de expectância de haver L células C_i no léxico, $P[x \in C_i]$ é a probabilidade discreta de x estar em C_i e $p(x)$ é a função de probabilidade de x .

3.2.3.1.1 A medida das distorções

A idéia do algoritmo de QV é usualmente a de minimizar a distorção média geral, introduzida pelo processo de quantificação. Essa distorção total é definida pela equação 3.53 em termos de $d(x,y)$, a medida da distorção é introduzida quando o vetor x for codificado na célula y . Portanto, a forma de determinar $d(x,y)$ é fundamental para a geração do léxico.

No contexto da medida de distorção, y é o vetor de códigos onde x é codificado e y_k é a k -ésima dimensão de y . A forma mais comum de medir a distorção é definida por

$$d_2(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - y_k)^2 \quad 3.55$$

onde $d_2(x,y)$, representa o erro médio quadrático. De uma maneira mais geral, pode-se escrever

$$d_r(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k - y_k|^r \quad 3.56$$

Os valores mais comuns de r são $r=1$ e $r=\infty$. Onde d_1 representa o erro médio absoluto e d_∞ tende em direção ao erro máximo. Minimizando D com $r=\infty$ é equivalente a minimizar o erro de quantificação máximo.

O erro médio quadrático assume que cada dimensão do vetor contribui igualmente para o erro. O erro médio quadrático com peso pode ser definido como

$$d_w(x, y) = (x - y)^T W (x - y) \quad 3.57$$

onde W é a matriz de peso. Se $W = \Sigma^{-1}$, onde Σ representa a matriz de covariância do vetor qualquer x , então d_w representa a distância de Mahalanobis [ELMS, 1996].

Em um modelo Gaussiano, cada célula ou classe requer a estimação de sua matriz de covariância. É importante, para a reorganização dos pontos que compõem as classes, não existir um número de pontos inferior às dimensões do vetor x , em cada classe. Se isso ocorrer, a matriz inversa da matriz de covariância pode não ser determinável, e a distância de Mahalanobis não poderá ser calculada.

3.2.3.1.2 O projeto de um léxico

Para projetar-se um léxico é necessário um conjunto de vetores que possam representar o tipo e distribuição encontradas durante uma operação normal de um QV, isto é, um conjunto de treinamento. O processo de geração do léxico envolve a aglomeração ou *clustering* desse conjunto de vetores em células, como descrito anteriormente. O particionamento é interativamente feito até que a distorção média total atinja o mínimo. Para um particionamento particular dos vetores de treinamento, o cálculo da distorção média total exige inicialmente o cálculo dos vetores representativos de cada célula e só então os vetores em cada célula podem ser quantificados também. Para o erro médio quadrático ou erro médio quadrático com peso, a distorção total é minimizada se os vetores respectivos de uma célula forem a média simples desse vetores de treinamento.

O algoritmo para geração de léxico mais utilizado é o LBG (*Linde, Buzo and Gray algorithm*), do qual o algoritmo de agrupamento *K-means* tem origem numa versão simplificada utilizado na prática. Ele é também genericamente chamado de

Lloyd algorithm, na literatura teórica [ELMS, 1996]. O algoritmo é essencialmente o seguinte:

Início

1. Inicialização
 Inicia $m \leftarrow 0$. // Escolhe o conjunto inicial de símbolos.

2. Classificação
 //Classifica o conjunto de vetores de treinamento da célula
 // representativa de um símbolo que esteja mais próximo,
 // que satisfaça a regra:

$$x \in C_i(m), \quad \underline{\text{se}} \ d(x, y_i(m)) \leq d(x, y_j(m)) \quad \underline{\text{para}} \ j \neq i \quad 3.58$$

3. Atualiza o Vetor de Código
 $m \leftarrow m + 1$. // O vetor de código de cada célula é recalculado
 // através de um simples média dos
 // vetores de treinamento contidos na mesma.

4. Término
 Se a diferença em termos da distorção média total,
 entre a iteração atual e a iteração anterior
 for menor que o limiar determinado
então
 parar
senão
 voltar ao passo 2
fim-se

Fim

3.2.3.2 A aglomeração

A objetivo do processo de aglomeração ou *clustering* é encontrar alguns agrupamentos entre os vetores de um conjunto no espaço Euclidiano n -dimensional. Em uma ou duas dimensões é fácil visualizar, confira exemplo na Fig. 3.23. No exemplo, um conjunto de vetores encontra-se distribuído em três classes ou células, chamadas classes ou *clusters*.

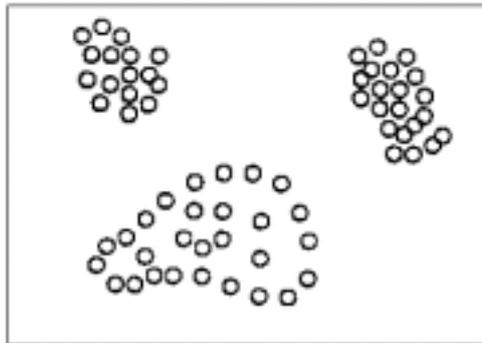


Fig. 3.23 A representação de um agrupamento de três classes no espaço bidimensional.

Para o desenvolvimento de um algoritmo de aglomeração, é necessário que haja várias medições de distâncias entre os vetores x e y . A medida utilizada com mais frequência é a distância Euclidiana:

$$D = \|x - y\|. \quad 3.59$$

O algoritmo de aglomeração pode ser formulado de maneira a permitir a minimização da função usada como critério de decisão para o problema. Uma das funções mais utilizadas como critério é a minimização da soma dos erros quadráticos:

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{x \in C_j} \|x - \mu_j\|^2 \quad 3.60$$

onde k é o número de classes, C_j é o conjunto de exemplares que constituem o j -ésima classe e μ_j é a média simples da classe C_j :

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in C_j} x \quad 3.61$$

N_j é o número de exemplares contidos em C_j .

Várias medidas de distância e funções critérios têm sido propostas na literatura, mas o que foi apresentado é suficiente para os métodos mais comuns de aglomeração, entre eles o *k-means*.

3.2.3.3 Considerações práticas sobre o QV

Elms [ELMS, 1996] descreve a dependência que existe entre o número mínimo de vetores x pertencentes a uma classe em relação às dimensões de x . Segundo Elms, existe uma tendência de usar-se uma relação de $N_i > 2n$ ou $N_i > 5n$, onde N_i representa o número de vetores pertencentes a uma classe e n é a dimensão do vetor x .

Na quantificação dos modelos de assinatura dos vários autores, o QV necessita de um conjunto mínimo de espécimes representativo de cada um. Isto é, na definição do único conjunto de centróides existentes, participam os espécimes de assinaturas pertencentes a cada autor, chamado conjunto de treinamento. No processo de geração da seqüência de símbolos, tanto para a base de teste e validação como para a de treinamento, usa-se o mesmo conjunto de centróides. A Fig. 3.24 apresenta o diagrama representativo.

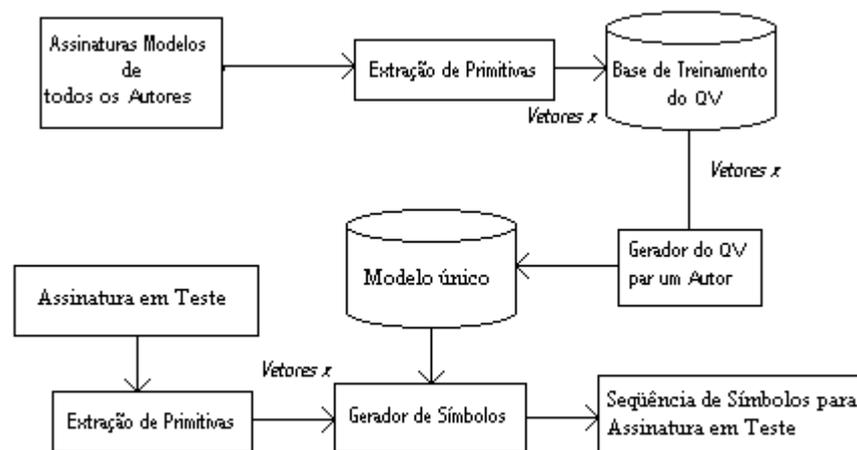


Fig. 3.24 Diagrama representativo do sistema de QV usando o mesmo modelo para todos os escritores.

Esse processo possui a vantagem de conter um conjunto mínimo e suficiente de espécimes para o treinamento. Outra vantagem é elevar o número de símbolos usados, o que favorece uma adequada separação entre as classes de símbolos ou centróides. A desvantagem é a generalização do modelo, o que possibilita uma elevação da taxa de confusão entre diferentes modelos de assinaturas. No entanto, como esse

comportamento está ligado diretamente às características dos dados envolvidos, é recomendável usar-se um subconjunto dessa base para avaliar o comportamento das classes, variando o tamanho do léxico. Esse procedimento permite estimar, de maneira satisfatória, o tamanho adequado do mesmo.

3.3 Comentários finais

Nesse capítulo foi apresentado o método proposto para a verificação automática de assinaturas e as ferramentas a serem utilizadas em sua implementação. No próximo Capítulo serão apresentadas detalhadamente cada uma das fases que o compõe.

Capítulo 4 – O Pré-tratamento, a Segmentação e a Extração de Primitivas

Nesse Capítulo serão abordados os procedimentos adotados na implementação dos processo de pré-tratamento, segmentação e extração de primitivas, tendo como base a proposta apresentada no Capítulo anterior.

4.1 O pré-tratamento

Em Anexo encontram-se as normativas do Banco Central para a definição das áreas de preenchimento dos cheques bancários brasileiros. A área destinada à assinatura é de aproximadamente 3x10 cm, sofrendo pequena variação de banco para banco, confira na Fig. 4.1. A correspondência em pixel, para uma densidade de pixels de 300 dpi, é de 400x1000 pixels. Como nesse estudo foi usada uma base de laboratório, com imagens de 1000x400 pixels e 256 níveis de cinza em um fundo branco, foi adotado um processo de pré-tratamento diferenciado. No entanto, tal processo atende às mesmas restrições do pré-tratamento dos cheques bancários reais.

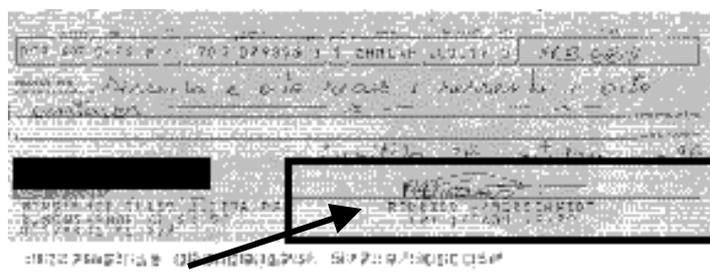


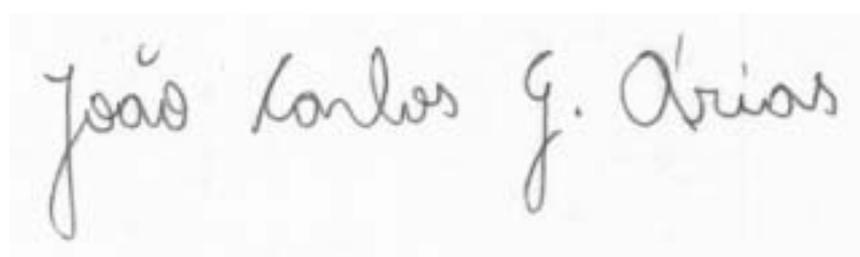
Fig. 4.1 Imagem de um cheque bancário brasileiro e a delimitação da área destinada à assinatura.

O pré-tratamento elaborado, para esse estudo, pode ser dividido na seguintes etapas:

- No processo de binarização da imagem em níveis de cinza, usando o método de Abutaleb [ABUTALEB,1989]. A escolha desse método teve como base os resultados satisfatórios obtidos com a base de laboratório;
- Na extração do núcleo da imagem da assinatura através de um processo de afinamento [HUANG & YAN, 1997] e retirada dos ruídos ainda existentes, através dos processos morfológicos de abertura e de fechamento.

Tanto a imagem binária como o núcleo dessa imagem são usados pelos processos de extração de características. É importante salientar que nenhum processo de normalização foi utilizado. Os processos de normalização possuem a propriedade de deformar geometricamente a imagem, favorecendo a perda de informações relevante da escrita.

Na Fig. 4.2a, observa-se uma imagem digitalizada em 256 níveis de cinza. Na Fig. 4.2b, observa-se a imagem binarizada pelo método de Abutaleb. Na Fig. 4.2c, apresenta-se o resultado do processo de afinamento da imagem binária, que encerra o processo de pré-tratamento.



(a)



(b)



(c)

Fig. 4.2 (a) Imagem de uma assinatura em níveis de cinza; (b) Imagem binária; (c) Núcleo da assinatura.

4.2 A segmentação

Após a fase de pré-tratamento é necessário segmentar a imagem da assinatura em entidades elementares. Essas entidades constituem os elementos básicos a serem modelados pelo método de verificação de assinaturas. As justificativas para a adoção de um processo de segmentação em células estão descritas no Capítulo 2, onde são feitas as análises de alguns métodos [ROSENFELD et al., 1997], [SABOURIN & GENEST, 1994] e [RIGOLL & KOSMALA, 1998].

Sabourin, Huang e Rigoll [SABOURIN & GENEST, 1994], [HUANG & YAN, 1997] e [RIGOLL & KOSMALA, 1998], usaram a grade ou *grid* como ferramenta de segmentação. Como a unidade elementar das assinaturas são os segmentos, e esses possuem formas e comprimentos variados, torna-se difícil a avaliação de sua importância no contexto geral da assinatura. A análise local de uma célula da grade permite a adoção de critérios de seleção desses segmentos. Deve-se lembrar também, que a ausência de segmentos pode ser relevante, como por exemplo nos espaços em branco entre dois ou mais blocos de uma assinatura, ou mesmo a análise da ocupação do espaço gráfico, na parte superior e inferior da mesma. Todas essas características podem ser absorvidas através do uso da grade, já que se trata de uma segmentação abrangente.

Sabourin e Genest [SABOURIN & GENEST, 1994] usaram a grade para calcular o comprimento das projeções locais dos segmentos dentro de cada célula. Rigoll e Kosmala [RIGOLL & KOSMALA, 1998], realizaram a contagem dos *pixels* contidos nas mesmas. A diferença relevante entre os dois métodos de segmentação

encontra-se na determinação dos limites superiores, inferiores, esquerdo e direito da grade. Rigoll e Kosmala usaram a altura e a largura da assinatura para determinar os limites da grade, portanto exigindo o ajuste do tamanho da mesma em função do número de células verticais desejado, tamanho este que sofre alterações em função das variações intrapessoais, como por exemplo altura e largura, confira na Fig. 4.3a. Sabourin e Genest limitaram a grade dentro de uma área fixa de escrita previamente determinada. Nesse último caso, existe a variação do tamanho das células e do número delas dentro dessa área, confira na Fig. 4.3b . A grade fixa permite avaliar a ocupação do espaço superior e inferir da área destinada à assinatura, de maneira semelhante aos envelopes superior e inferior usados pelo método de Chaudhury e Bajaj [CHAUDHURY & BAJAJ, 1997]. Os métodos de Sabourin e Rigoll apresentam características importantes, que podem ser usadas no processo de segmentação.

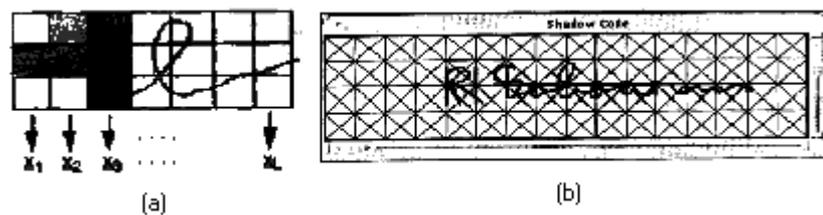


Fig. 4.3 (a) Grade usada por Rigoll e Kosmala; (b) Grade usada por Sabourin e Genest. Adaptado de [RIGOLL & KOSMALA, 1998] e [SABOURIN & GENEST, 1994].

4.2.1 A estratégia de segmentação adotada

A grade pode ser utilizada nesse caso com algumas restrições. A primeira restrição encontra-se na obediência dos limites impostos pelas dimensões da área destinada à assinatura nos cheques bancários brasileiros. O uso de toda a área, como no método apresentado por Sabourin e Genest, só ocorre na direção vertical. Na direção horizontal, o início e o final da assinatura não ultrapassam os limites impostos pela área destinada à assinatura. Isto é similar ao modelo usado por Rigoll e Kosmala. A justificativa para essa decisão é apresentada nas imagens sobrepostas da Fig. 4.4. O conjunto de assinaturas foi centrado usando como sistema de eixos o centro de gravidade. Mesmo nas assinaturas mais comportadas, isto é, que sofrem poucas variações entre os vários espécimes na Fig. 4.4 , é possível notar os deslocamento mais significativo no sentido horizontal que no vertical. A razão desse fenômeno está ligado 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. Esse fenômeno pode ser visto no estudo estatístico apresentado no Capítulo 2, que trata da ocupação do espaço gráfico.



(a)



(b)



(c)

Fig. 4.4 Exemplos da sobreposição das imagens afinadas dos vinte espécimes da base de aprendizado.

Na direção horizontal ocorre o fenômeno inverso, isto é, como existe um espaço maior para a assinatura, o escritor tende a variar a escala como mais frequência nessa direção, provocando assim desvios maiores. Para minimizar esse efeito, é aconselhável iniciar a grade sempre no ponto mais à esquerda da assinatura, propiciando o enquadramento do conjunto de células verticais de cada espécime, confira na Fig. 4.5.

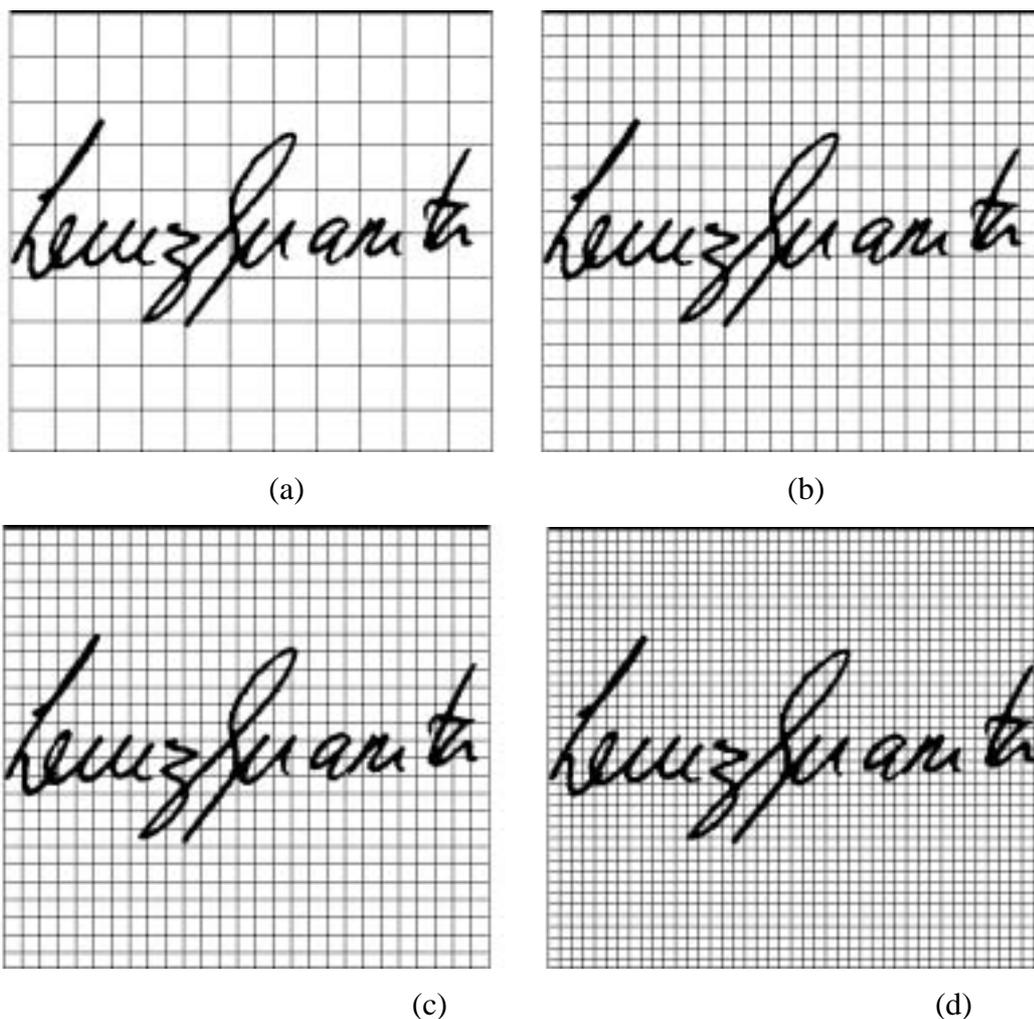
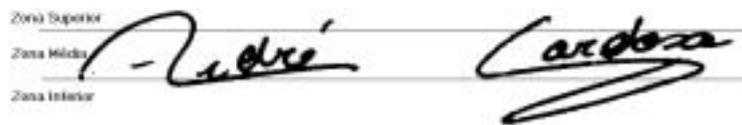


Fig. 4.5 Exemplos dos modelos de grade quadrada: (a) Grade com resolução de 40 *pixels*; (b) Grade com resolução de 20 *pixels*; (c) Grade com resolução de 16 *pixels*; (d) Grade com resolução de 10 *pixels*.

4.2.1.1 A estratégia de segmentação horizontal

O grafismo divide a área da escrita em 3 zonas, a zona superior, a zona média e a zona inferior, confira na Fig. 4.6a. A área da zona média é definida pelo corpo principal do texto, a área inferior descreve os descendentes e laços e área a superior descreve os ascendentes e laços. O uso da rubrica desfavorece a adoção dessa técnica, pois a mesma pode possuir formas totalmente diferentes de um texto escrito.

Por questões práticas, determinadas pelas dimensões da área destinada à assinaturas nos cheques, restringiu-se o número de zonas de segmentação a serem usadas e o correspondente número de *pixels*. Dividiu-se inicialmente a área destinada às assinaturas em 4 zonas, todas com tamanhos iguais, não levando em consideração o corpo da assinatura, os laços superiores e os inferiores, confira na Fig. 4.6b. O uso de 4 zonas iniciais está relacionado diretamente com o número em *pixels* que compõem a altura da área destinada à assinatura no cheque.



(a)



(b)

Fig. 4.6 (a) Segmentação usada pelo grafismo; (b) Exemplo de uma segmentação com 4 zonas de tamanho fixo.

O uso de múltiplas resoluções traz consigo a propriedade de tratar cada célula sob diferentes níveis de abstração. Esses níveis podem auxiliar no desempenho isolado de cada primitiva. A Tabela 4.1 apresenta um conjunto possível dessas resoluções.

Resolução das Células	Número de Células Verticais	Número de <i>Pixels</i> na Vertical
Baixa	4	100
Baixa	5	80
Média	8	50
Média	10	40
Média	16	25
Alta	20	20
Alta	25	16

Tabela 4.1 Segmentação com múltiplas resoluções.

O limite superior apresentado pela Tabela 4.1, 25 células (16 *pixels*), foi definido usando como referência o dobro da espessura média dos segmentos encontrados nas assinaturas dos autores da base de aprendizado (300*dpi* e qualquer tipo de caneta).

Do conjunto de resoluções apresentados, foram escolhidas os extremos e o ponto médio. Isso foi feito com o objetivo de avaliar a segmentação em pelo menos três níveis de abstração, do global para o local.

4.2.1.2 A estratégia de segmentação vertical

Para o uso adequado do MEM é necessário existir um número mínimo de observações, que descreva adequadamente as características de uma assinatura. O uso de células quadradas pode comprometer o desempenho em função da insuficiência de observações na seqüência em determinadas resoluções de células, confira na Fig. 4.7.

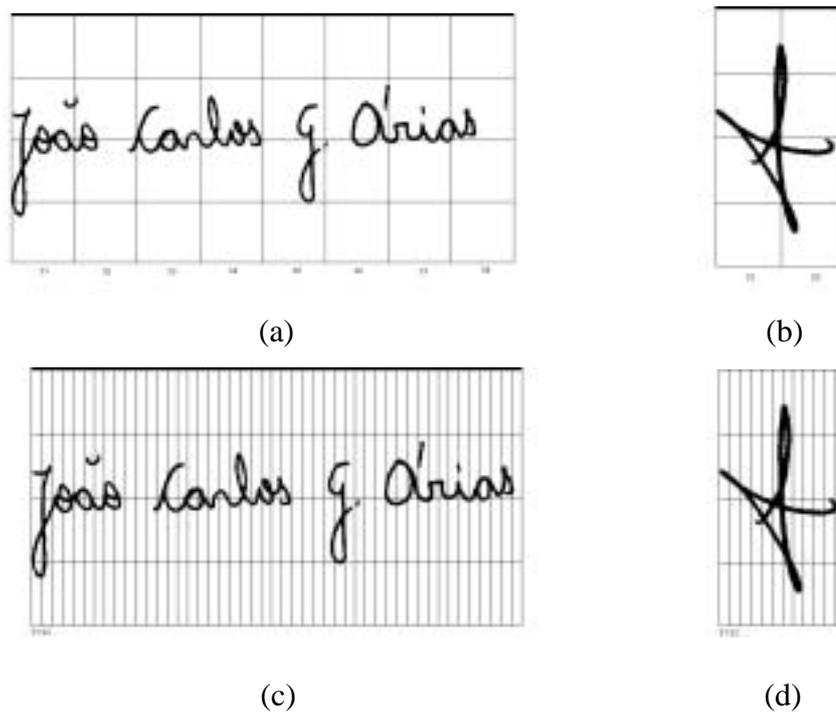
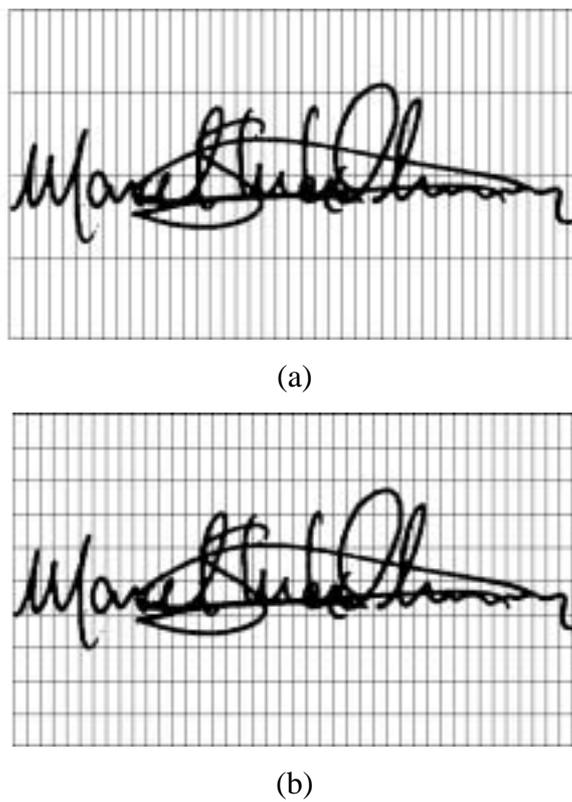
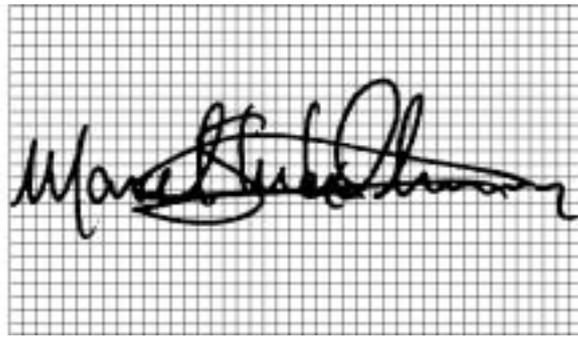


Fig. 4.7 (a) e (b) Sequências de observações, usando células quadradas;(c) e (d) Sequências de Observações, usando células retangulares.

Na Fig. 4.8 são apresentadas as grades com as resoluções escolhidas na Tabela 4.1.





(c)

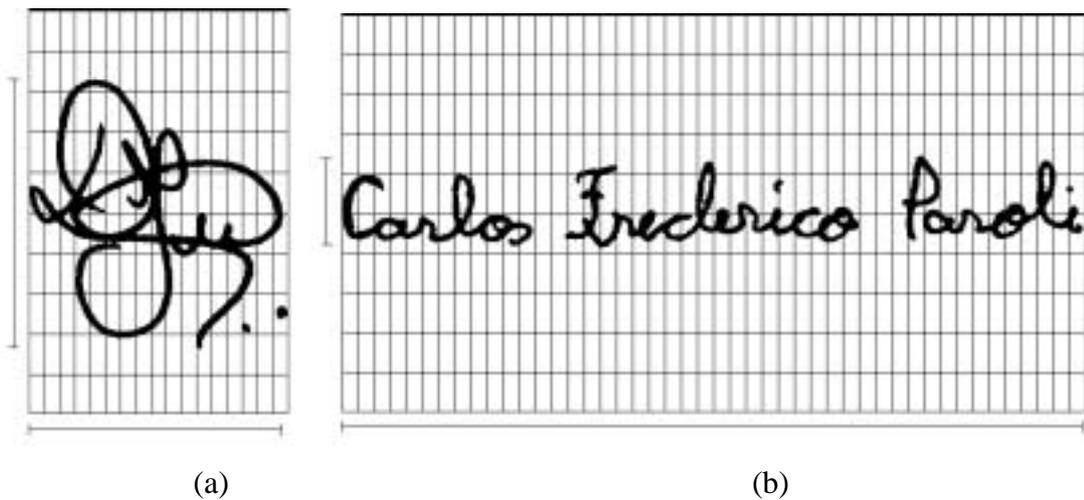
Fig. 4.8 (a) Baixa resolução – com 4 células verticais; (b) Média resolução – com 10 células verticais; (c) Alta resolução – com 25 células verticais.

4.2.2 As características do grafismo incorporadas pelo método de segmentação

O uso da grade possibilita a observação das características pessoais de cada escritor, propiciando numa primeira instância, a discriminação de assinaturas de diferentes autores. A análise da ocupação do espaço gráfico permite incorporar um subconjunto relevante de primitivas estáticas, descritas no Capítulo 3.

4.2.2.1 As primitivas estáticas

- O calibre: Através das células em branco, é possível distinguir assinaturas cuja forma geral (altura e largura) sejam discrepantes, confira na Fig. 4.9;

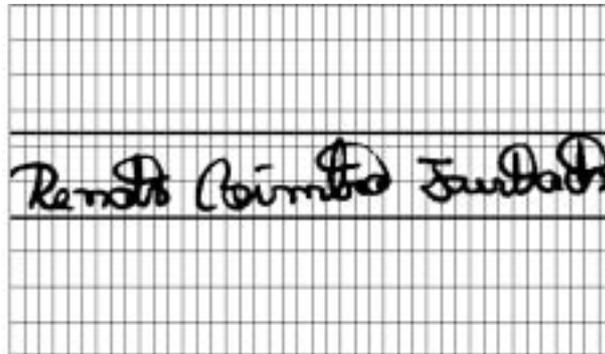


(a)

(b)

Fig. 4.9 Calibre (Características do grafismo): (a) Assinatura alta; (b) Assinatura baixa.

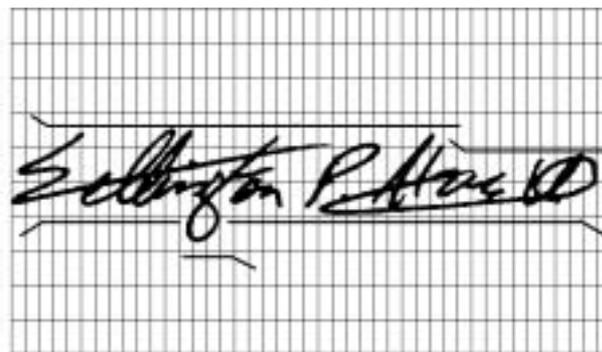
- A proporção: A distribuição geométrica das células em branco (regular ou irregular), oferece um mapeamento satisfatório da forma, confira na Fig. 4.10;



(a)



(b)



(c)

Fig. 4.10 Exemplo da incorporação da proporção: (a) Assinatura proporcional; (b) Assinatura desproporcional; (c) Assinatura mista.

- O espaçamento: As células em branco, existentes entre cada bloco da assinatura, permitem uma avaliação aproximada das dimensões dos espaços entre brancos, confira na Fig. 4.11;

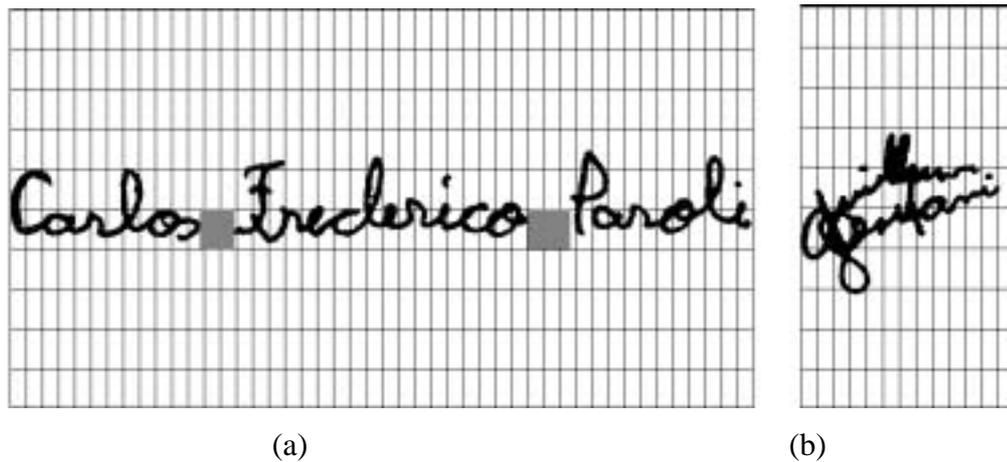


Fig. 4.11 Exemplo da incorporação do espaçamento: (a) Assinatura com vários espaços entre blocos; (b) Assinatura sem espaços.

- O comportamento base: O comportamento base pode também ser descrito através da distribuição geométrica das células em branco, confira na Fig. 4.12.

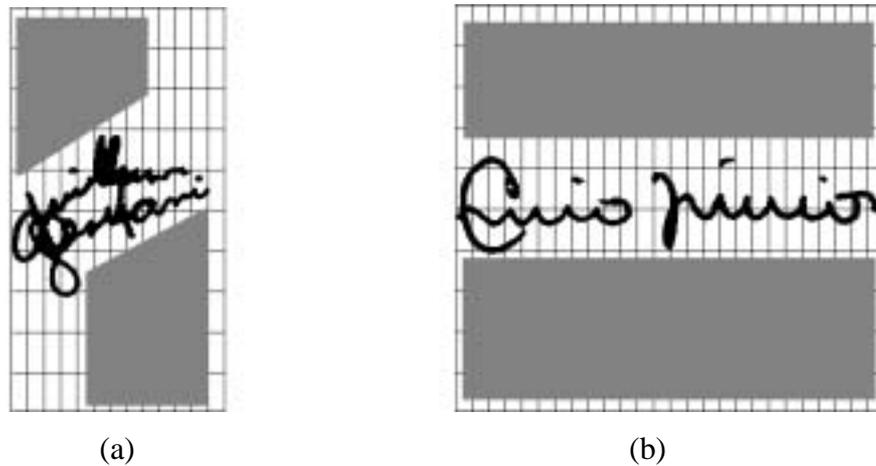


Fig. 4.12 Exemplos da variação do comportamento base.

4.2.2.2 As primitivas pseudo-dinâmicas

As características pseudo-dinâmicas, como progressão, formas e inclinação axial, representam o comportamento dinâmico da escrita e portanto, não são descritas adequadamente pela análise de ocupação do espaço gráfico. Nesse caso, é recomendável usar os elementos da escrita.

4.3 A extração de primitivas

A escolha das primitivas é de fundamental importância para o método de verificação. A robustez de um método cresce de maneira proporcional à qualidade das mesmas. Uma das características mais importantes, que uma primitiva ligada à assinatura deve possuir, é a insensibilidade às deformações da imagem e às variações intrapessoais. No entanto, deve ser capaz de identificar os aspectos que diferenciam as assinaturas de autores distintos e de possíveis falsificações.

A classificação dos métodos de extração de primitivas, descritos no Capítulo 2, evidenciam o conjunto elevado de possibilidades, tanto na escolha das características relevantes, como os métodos de implementação adotados na extração. No item anterior foram apresentados os critérios de segmentação que envolvem a análise da ocupação do espaço gráfico e seu relacionamento com as primitivas estáticas. Nesse momento, inicia-se a incorporação das informações da escrita propriamente dita, relacionadas diretamente com os traços da assinatura.

4.3.1 As primitivas adaptadas às características estáticas

4.3.1.1 A densidade de *pixels*

Uma das maneiras de descrever a taxa de ocupação do espaço dimensional de uma imagem é utilizar, para tanto, primitivas que determinem a distribuição estatística dos pontos nessa imagem. A densidade de *pixels* possui a virtude de incorporar um descritor estatístico, o que propicia a sua insensibilidade às variações intrapessoais, confira na Fig. 4.13.

A determinação da densidade de *pixels* é realizada através da contagem dos *pixels* existentes em cada uma das células da grade. Cada célula é representada por um valor numérico inteiro, que quantifica a população de *pixels* da mesma [BRUYNE & FORRÉ, 1986] e [RIGOLL & KOSMALA, 1998].

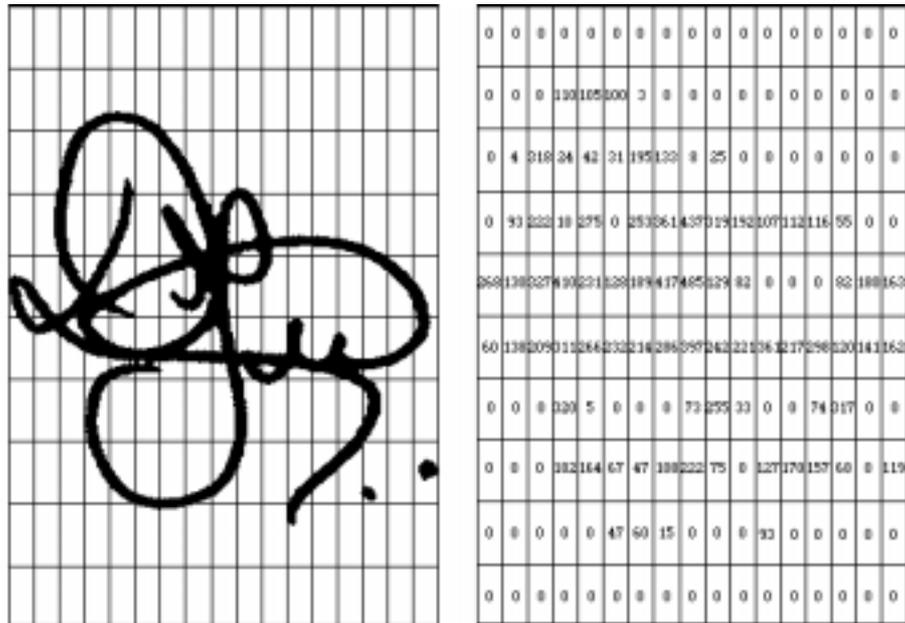


Fig. 4.13 Imagem binária de uma assinatura e a correspondente tabela de densidade de *pixels*.

4.3.1.2 A distribuição de *pixels*

Sabourin e Genest [SABOURIN & GENEST, 1994] apresentaram uma primitiva geométrica, que descreve a distribuição de *pixels* em um célula, chamada *Extended Shadow Code (ESC)*, confira na Fig. 4.14.

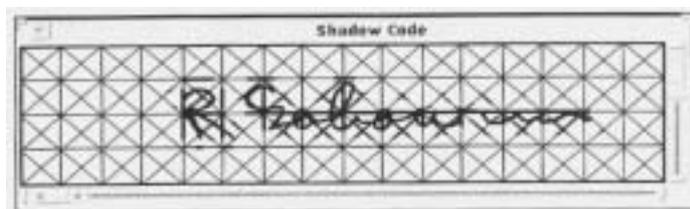


Fig. 4.14 Exemplo do uso do *ESC*. Adaptado de [SABOURIN & GENEST, 1994].

Os sensores dispostos nos limites verticais e horizontais de cada célula, juntamente com os sensores em diagonal, determinam os valores em número de *pixels* e

das projeções dos traços contidos na mesma. O conjunto de valores obtidos descrevem adequadamente a distribuição geométrica dos *pixels*.

Os sensores em diagonal podem adicionar informações redundantes. Sendo assim, optou-se por uma arquitetura simplificada, confira na Fig. 4.15. Nesse caso, usou-se somente os sensores verticais e horizontais, correspondendo às faces da célula. A célula é subdividida por um sistema de eixos, que tem como origem seu centro. A projeção do traço a partir do sistema de eixos, sob cada face da célula, determina o comprimento m , que representa a distribuição dos *pixels*. Esse valor é posteriormente normalizado pelo tamanho da face.

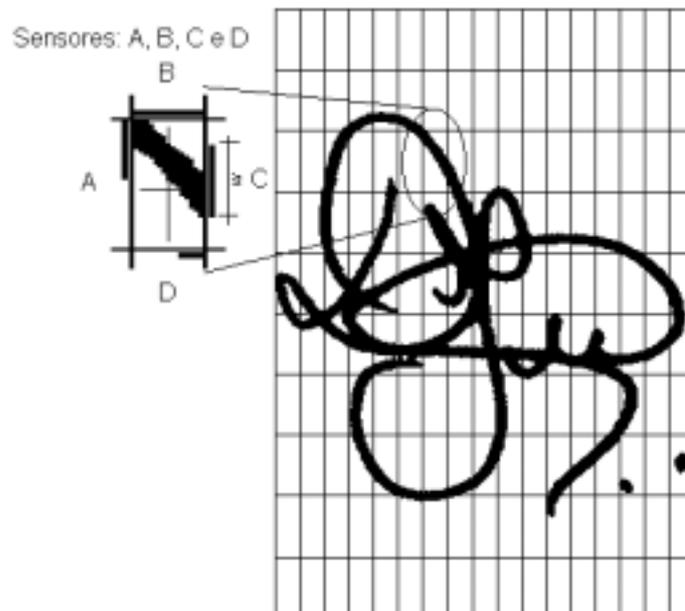


Fig. 4.15 Exemplo do uso dos sensores na determinação da distribuição de *pixels*.

4.3.2 As primitivas adaptadas às características pseudo-dinâmicas das assinaturas

4.3.2.1 A inclinação axial

Dentro das classes de primitivas geométricas de uma assinatura, e que se enquadra como uma primitiva pseudo-dinâmica, encontra-se a inclinação axial. Ela descreve os aspectos dinâmicos do traçado, durante o processo de escrita, confira na Fig. 4.16.

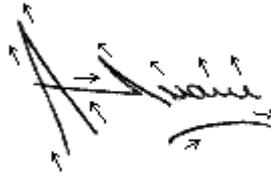


Fig. 4.16 Exemplo da característica inclinação axial.

A determinação do ângulo de inclinação axial foi usada por Hunt e Qi [HUNT & Qi, 1995] em duas etapas. Na primeira, foi usada uma análise local dos segmentos dominantes da assinatura, através da direção que produziu a máxima projeção medida em cada segmento dominante. Na segunda, foi usada uma análise global da direção dos segmentos da imagem da assinatura, através da direção que produziu o maior número de ocorrências de linhas conectadas usadas para medir a inclinação global. A combinação dos dois resultados gera então, o valor do ângulo global de inclinação axial da assinatura.

O uso de apenas um valor angular, para descrever a inclinação axial, pode induzir a um processo de generalização, levando assim ao aumento da taxa de erro de falsa aceitação. Isso pode ocorrer principalmente envolvendo as falsificações servis.

O uso de uma análise local, envolvendo cada célula, introduz elementos de acuidade na determinação da inclinação axial. O processo é executado através da contagem do número de ocorrências de cada um dos elementos estruturantes descritos na Fig. 4.17. O elemento estruturante de maior ocorrência, dentro da célula, passa a representar o símbolo da mesma, confira na Fig. 4.18.

Para cada *pixel* branco do plano de fundo da célula, são analisados as quatro direções, à esquerda, à direita, para cima e para baixo. O objetivo é determinar a presença ou não de um segmento da assinatura. O número de ocorrências de cada símbolo é então armazenado no vetor de características, confira na Fig. 4.19.

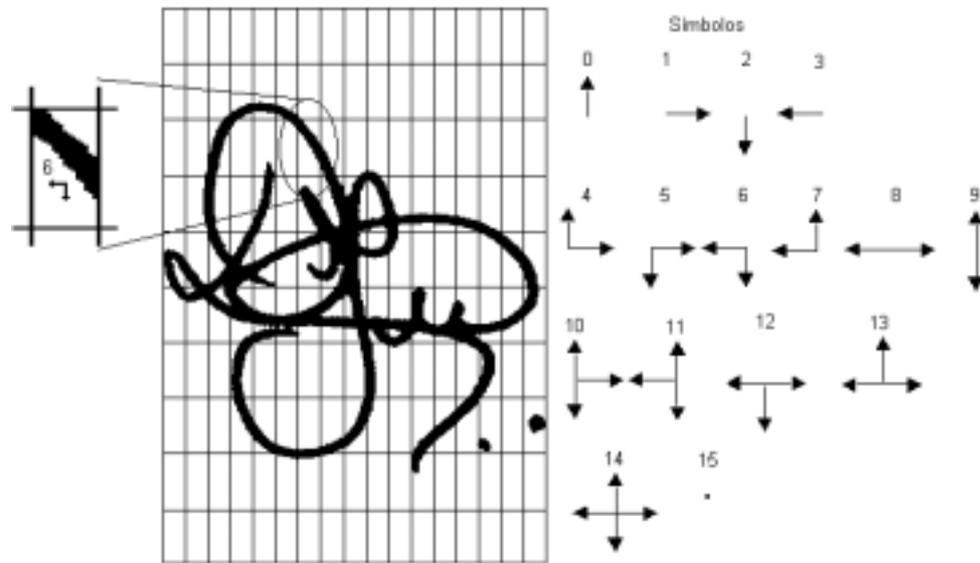
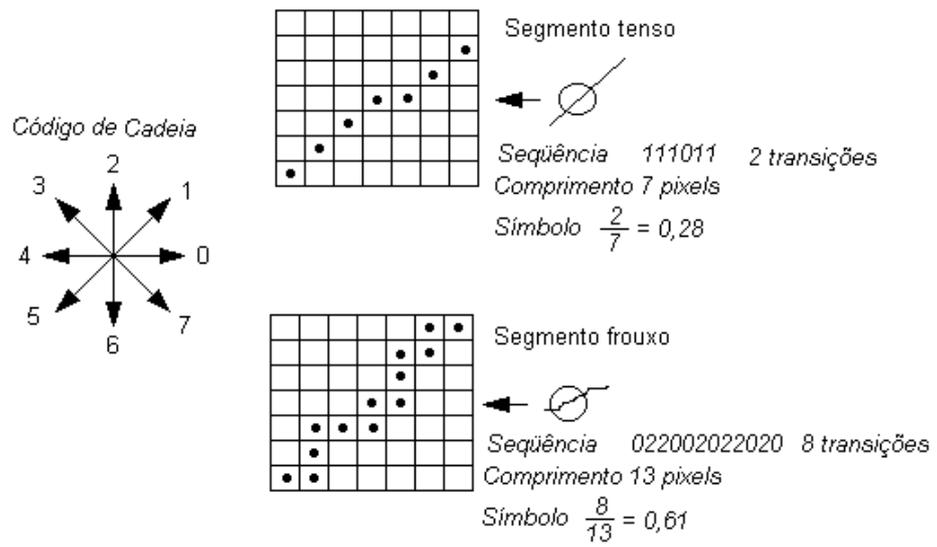


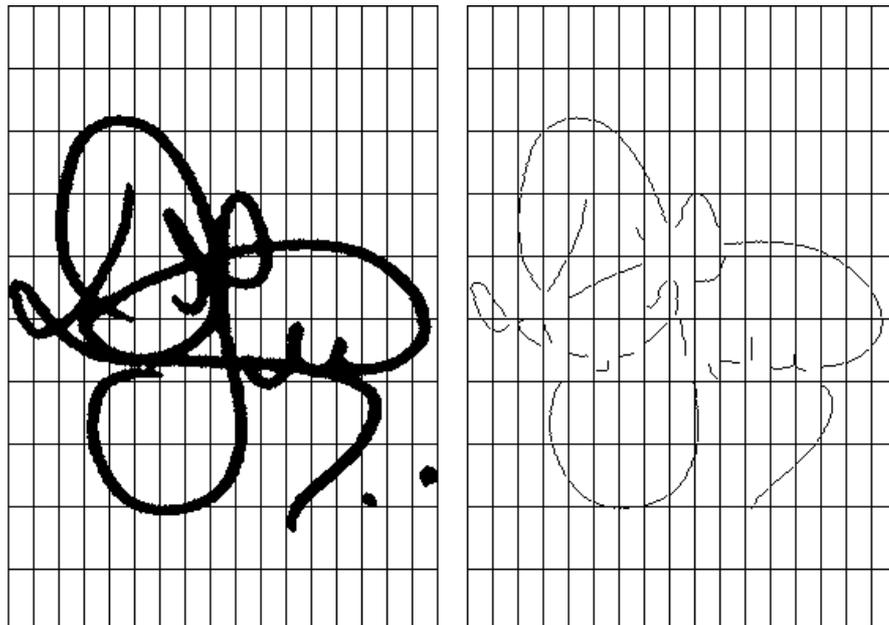
Fig. 4.19 Vetor de características usado pela primitiva forma.

4.3.2.3 A progressão

A progressão é caracterizada pela dinâmica do traçado, rapidez, continuidade e uniformidade do impulso gráfico. O nível de tensão do traçado, em cada célula, pode ser determinado pela seleção do segmento mais significativo (longo) da mesma, culminando com o cálculo da taxa de variação direcional dos *pixels* conexos, normalizados pelo comprimento do segmento, confira na figura 4.20.



(a)



(b)

Fig. 4.20 Exemplo da primitiva progressão. (a) Cálculo da dinâmica do traçado; (b) Extração do segmento mais significativo.

4.4 A geração do léxico usando a quantização vetorial

Todas as primitivas são codificadas da mesma maneira. Cada coluna da grade origina um vetor de símbolos. Isto é, uma assinatura passa a ser representada por um conjunto de vetores contendo os valores das colunas das células $v = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Onde v representa o conjunto de vetores, x representa o vetor com o conjunto de valores da coluna da grade, e n representa o número de colunas da imagem ou de vetores x . Confira na Fig. 4.21.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	3	2	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	0	4	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0	4	1	1	1	2	2	2	2	0	0	0	0	0	0
2	4	4	2	3	2	2	3	1	2	1	0	0	0	4	4	1			
4	2	4	1	2	2	2	2	1	2	2	1	2	2	2	3	1			
0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0			
0	0	0	1	4	0	0	2	3	1	0	3	3	3	0	0	0			
0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0			
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			

N_1 N_2 N_3 N_4 ... N_n

Fig. 4.21 Representação do conjunto de primitivas como um conjunto de vetores.

Como foi visto no Capítulo 3, o processo de geração do léxico é chamado de treinamento. Isto é, de posse de todos os conjuntos de vetores v , que representam cada espécime de assinatura, aplica-se o algoritmo de treinamento. O resultado apresentado por esse algoritmo é a geração de um conjunto de símbolos, cuja dimensão do léxico deve ser previamente especificada. Esse conjunto servirá para conversão dos vetores dos espécimes de assinatura em questão. Na Fig. 4.22, são apresentados exemplos de uma assinatura já codificada através da QV. É importante notar que existe um conjunto de símbolos para cada primitiva. Isto é, o processo de treinamento é efetuado separadamente para cada uma, juntamente com a variação do tamanho do léxico.

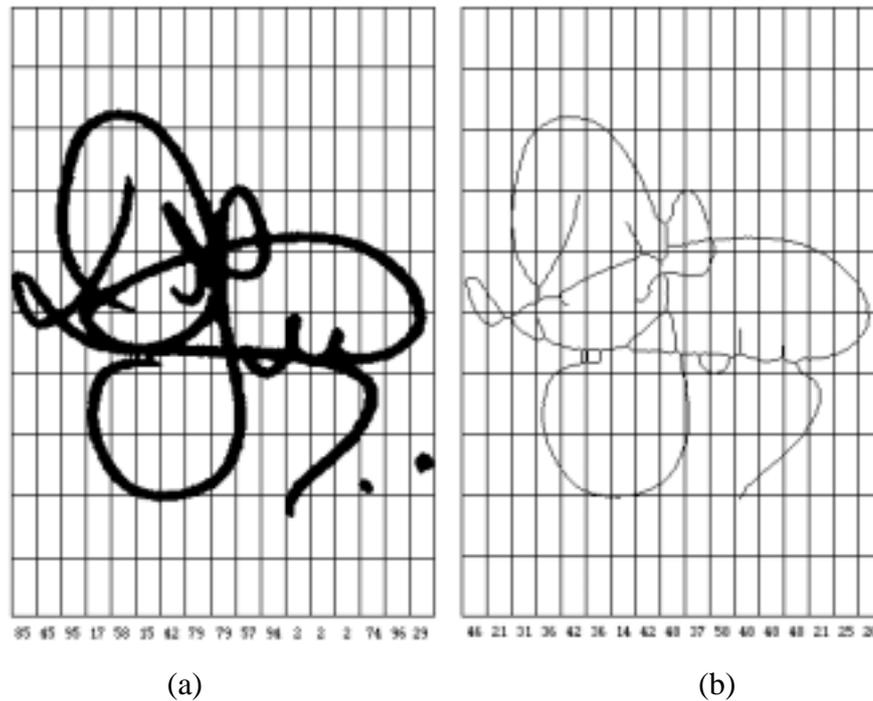


Fig. 4.22 (a) Representação da densidade de *pixels* para um léxico igual a 100; (b) Representação da inclinação axial para um léxico igual a 60.

4.5 Considerações finais

Nesse Capítulo foi apresentado o processo de segmentação adotado e sua relação com o conjunto de características. Foi apresentado, também, um conjunto mínimo de primitivas capazes de incorporar tanto características estáticas quanto pseudo-dinâmicas, descritas pelo grafismo. Esse conjunto de primitivas busca atender aos requisitos mínimos necessários para a verificação automática de assinaturas, a fim de identificar falsificações aleatórias, simples e servis.

Capítulo 5 – O Método Proposto para a Verificação Automática de Assinaturas Estáticas usando MEM

Nesse Capítulo são abordados os procedimentos adotados na implementação do método proposto para a verificação, os aspectos relativos à integração do processo de extração de primitivas através do MEM e as regras para a determinação dos limiares de aceitação e rejeição.

5.1 O método de verificação

Como foi visto no Capítulo 3, o método de verificação deve contemplar as características apresentadas pela aplicação. O uso do MEM se destaca por conter os requisitos necessários no tratamento da variabilidades existentes entre espécimes de um mesmo autor. O método apresentado por Rigoll e Kosmala [RIGOLL & KOSMALA, 1998] demonstra uma perspectiva promissora da aplicação do MEM na verificação de assinaturas estática.

5.1.1 A escolha do modelo

Como foi visto no Capítulo 3, existem diferentes modelos de MEM. Eles estão diretamente ligados às características dos dados e também ao processo de segmentação adotado. Quanto mais impreciso for o processo de segmentação, mais adaptado deve estar o modelo, a fim de capturar o máximo de variabilidade imposta pelo mesmo. A segmentação contextual, como no caso dos textos manuscritos [YACOUBI, 1996], impõe a utilização de modelos complexos capazes de mapear as possíveis variantes, confira na Fig. 5.1.

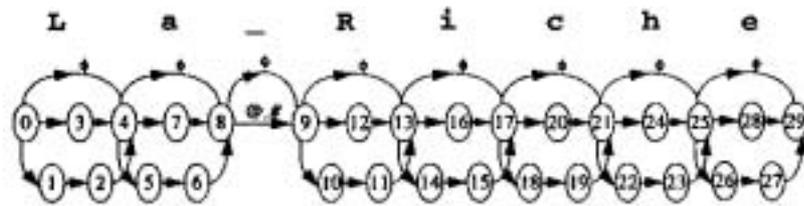
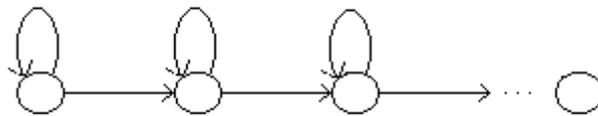
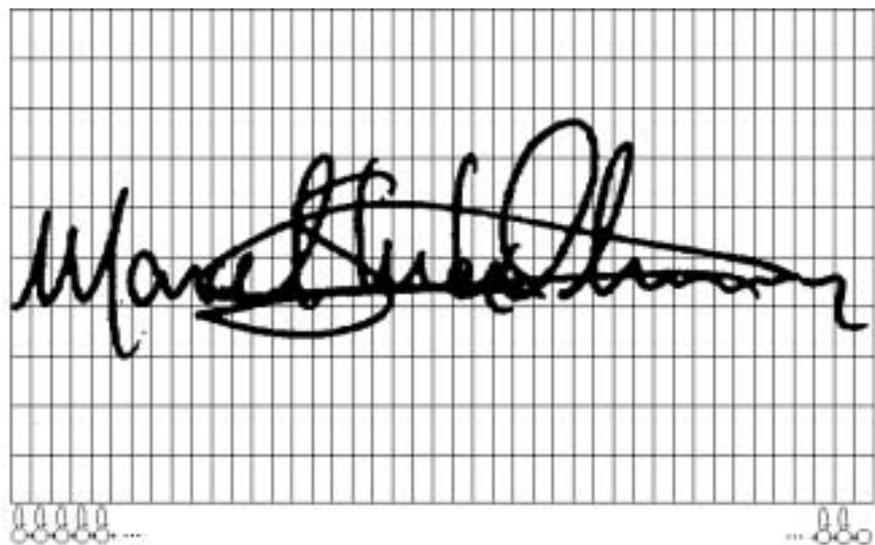


Fig. 5.1 Modelo de MEM para palavras. Adaptado de [YACOUBI, 1996].

Na escrita latina, o ato de assinar assim como o de escrever, é um processo de movimentação da mão, da esquerda para a direita, em um intervalo de tempo determinado. O modelo mais adequado a essa característica é o esquerda-direita, por respeitar a dependência temporal do processo de escrita, confira na Fig. 5.2a. Apesar da variabilidade existente entre espécimes de assinaturas de um mesmo autor, esses espécimes tendem a ser mais estáveis que os textos escritos por diferentes autores, confira na Fig. 4.4 do Capítulo 4. Como o processo de segmentação em células favorece a estabilidade entre os vários espécimes de um mesmo autor, o modelo com apenas duas transições por estado é suficiente para mapear as variabilidade, confira na Fig. 5.2b.



(a)



(b)

Fig. 5.2 (a) Modelo esquerda-direita; (b) Exemplo da representação do modelo.

5.1.2 O processo de aprendizado

Nesse tópico serão discutidos os procedimentos usados no processo de aprendizado, para a determinação dos parâmetros do modelo $\lambda = \{A, B, \pi\}$. Serão discutidos também os parâmetros auxiliares usados no processo de verificação. Esses últimos possuem um papel importante na definição dos limiares de aceitação e rejeição de uma assinatura.

5.1.2.1 O número de estados do modelo

O número de estados a ser considerado, para cada modelo, é de fundamental importância para a geração adequada do mesmo. Na Fig. 5.3, pode-se observar o número de estados gerado para cada modelo de assinatura, usando um número de células fixo. Nesse caso, foram usados os espécimes da base de dados de aprendizado com 40 autores distintos. Na segmentação foram usadas 10 células verticais, para o QV, com um léxico igual a 40. A variabilidade apresentada, pelos diferentes autores, demonstra a importância do número de estados, como um dos elementos de personalização do modelo.

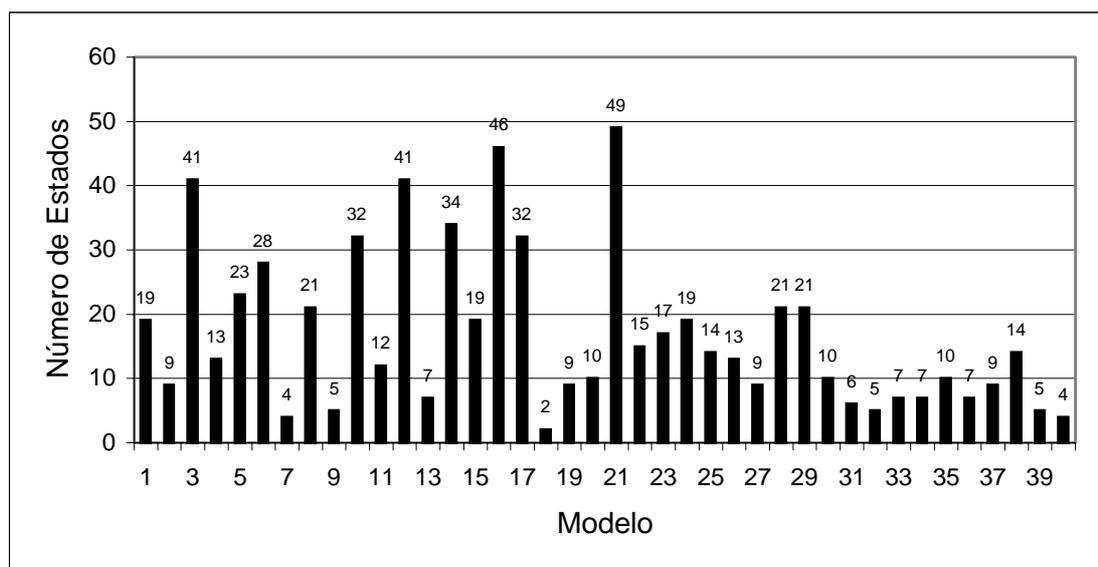


Fig. 5.3 Gráfico indicador da variação do número de estados para cada modelo de assinatura.

A Fig. 5.4 mostra o comportamento do número de observações para as seqüências extraídas da mesma amostra do parágrafo anterior (base de dados). Existe uma elevada variabilidade no número de observações. Essa característica reforça a necessidade de considerar um número de estado diferenciado para cada autor.

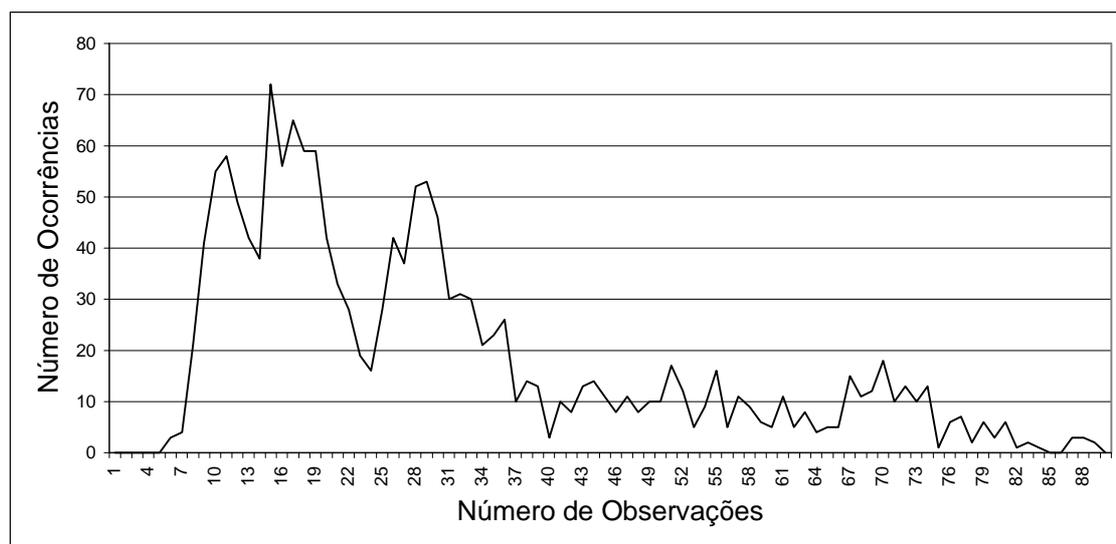


Fig. 5.4 Gráfico que representa o número de observações dos 20 espécimes de cada autor (40 autores) usados no processo de aprendizado.

5.1.2.2 O algoritmo de aprendizado

Existem basicamente dois algoritmos para o aprendizado do MEM: o algoritmo de *Viterbi* [YACOUBI, 1993] e o de *Baum-Welch* [RABINER & JUANG, 1993], [RIGOLL & KOSMALA, 1998] e [ELMS, 1996]. O Algoritmo de *Viterbi* não leva em conta os eventos correspondentes ao alinhamento ótimo entre as seqüências observadas e o modelo. O algoritmo de *Baum-Welch* leva em consideração todos os alinhamentos possíveis e maximiza a verdadeira emissão de probabilidade das observações, o que equivale a dizer que $P_{Viterbi} \leq P_{Baum-Welch}$. Portanto, o método de aprendizado escolhido baseia-se no algoritmo de Baum-Welch.

O algoritmo é executado iterativamente juntamente com a reestimação dos parâmetros do modelo $\lambda = \{A, B, \pi\}$. O objetivo é atingir a máxima probabilidade de

aprendizado. O final do aprendizado é determinado iterativamente pelo cálculo da taxa de erro ξ_t , definida por

$$\xi_t = \frac{P_{BW}(O/\lambda^{(t)}) - P_{BW}(O/\lambda^{(t-1)})}{P_{BW}(O/\lambda^{(t)}) + P_{BW}(O/\lambda^{(t-1)})} \quad 5.1$$

onde $P_{BW}(O/\lambda^{(t)})$ e $P_{BW}(O/\lambda^{(t-1)})$, representam as probabilidades de aprendizado nos instantes t e $t-1$, respectivamente. O objetivo é produzir uma probabilidade de aprendizado, em t e $t-1$, com um erro na ordem de 10^{-5} ou menor. O processo é repetido para um número de estados do modelo, variando de 2 até o limite equivalente ao menor número de observações encontrada nas amostras de aprendizado. A máxima probabilidade obtida, juntamente com o número de estados, fazem parte do conjunto de parâmetros auxiliares usados no processo de verificação.

5.1.2.3 O algoritmo de validação

Outro evento importante relacionado com o aprendizado é a validação cruzada [HOEL, 1960]. Um dos objetivos da fase de aprendizado, é gerar um modelo de MEM que se adapte adequadamente às características de cada autor. O uso do processo e da validação cruzada, permite otimizar e definir dinamicamente o número ótimo de estados para cada modelo de assinatura (autor). A Fig. 5.5 mostra uma curva típica produzida por um processo de aprendizado, usando a validação cruzada. O algoritmo *Forward* [RABINER & JUANG, 1993], busca o ponto de máxima probabilidade $P_{cv}(O/\lambda)$. Isso é feito, através da escolha do modelo $P_t(O/\lambda)$, que mais se adapta a um específico número de estados. Consequentemente, a escolha do melhor modelo é originada de acordo com o melhor resultado, em termos de probabilidade do algoritmo de aprendizado e de validação, simultaneamente.

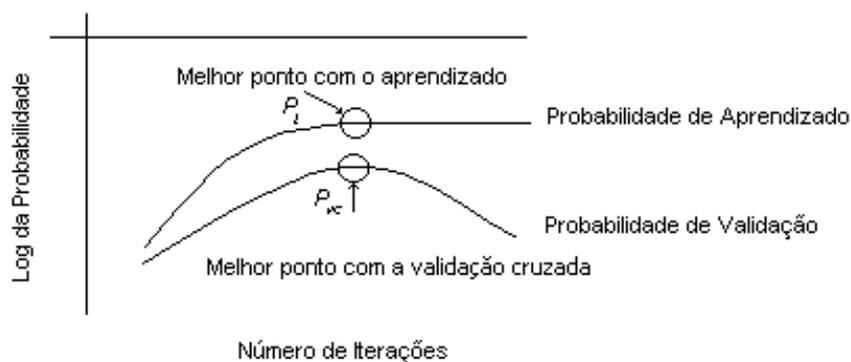


Fig. 5.5 Gráfico típico para as curvas de aprendizado e validação.

Para o aprendizado é utilizado um conjunto de amostras de assinaturas, chamada de base de aprendizado. Para a validação é utilizado um segundo conjunto de amostras de assinaturas, chamada de base de dados de validação. Essas duas base de dados serão descritas na próximo capítulo, juntamente com as bases de dados de teste.

5.1.2.4 A normalização das probabilidades

O objetivo da normalização é buscar uma estabilidade de valores entre as probabilidades de aprendizado dos vários espécimes de um mesmo autor. Isso propicia a definição de um limiar de aceitação e rejeição mais estável para o mesmo. Rigoll e Kosmala [RIGOLL & KOSMALA, 1998], utilizaram a probabilidade de aprendizado, dividido pelo número de observações do espécime de um determinado autor, menos o número de estados usado para o modelo, confira na equação (5.2).

Na Fig. 5.6, pode-se observar exemplos do uso de outros elementos de normalização apresentados pelas equações (5.3) e (5.4).

$$P_m = \frac{\text{Log } P_t}{(L - N)} \quad 5.2$$

$$P_m = \frac{\text{Log } P_t}{L} \quad 5.3$$

$$P_m = \frac{\text{Log } P_t}{N} \cdot \quad 5.4$$

Onde

P_m é a probabilidade de aprendizado normalizada;

$\text{Log } P_t$ é o logaritmo da probabilidade de aprendizado;

N é o número de estados do modelo;

L é o número de observações de uma seqüência.

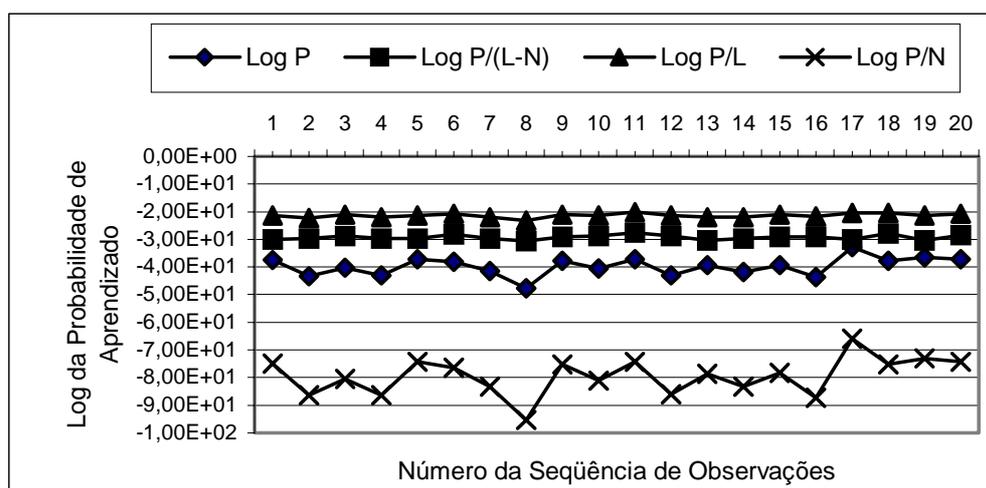


Fig. 5.6 Exemplo do processo de normalização para os 20 espécimes de aprendizado de um mesmo autor.

Os resultados apresentados pelas equações (5.2) e (5.3) mostram-se satisfatórios. No entanto a mais estável é a equação 5.3.

5.1.2.5 A determinação dos parâmetros para o ajuste dos limiares de aceitação e rejeição

Os valores dos parâmetros auxiliares α_1 e α_2 , usados no ajuste dos limiares de aceitação e rejeição de cada autor, são determinados após o processo de verificação.

Eles permitem a adequação dos limiares em função da qualidade dos espécimes usados no aprendizado. Isto é, se um autor possui alta variabilidade intrapessoal, os valores de α ajustam-se com o objetivo de adequar-se a essa característica.

A determinação dos valores de α_1 e α_2 , são feitas através da simulação de um processo de verificação utilizando a base de dados de validação. Com base na taxa média de erro (E_m), confira na equação (5.5), um conjunto de valores possíveis de α_1 e α_2 , são determinados. Em seguida, são escolhidos os valores que produziram simultaneamente, a menor taxa de erro. No caso de existirem valores iguais, é então selecionada a última ocorrência, confira na Fig. 5.7.

$$E_m = \frac{E_{FA} + E_{FR}}{2} \quad 5.5$$

Onde,

E_m é a taxa média de erro;

E_{FA} é a taxa de falsa aceitação (erro tipo II);

E_{FR} é a taxa de falsa rejeição (erro tipo I).

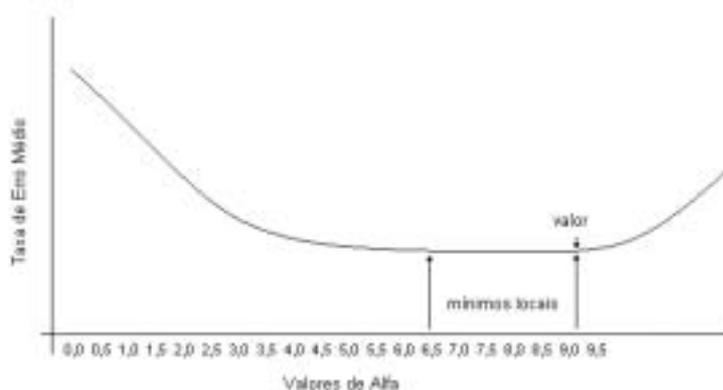


Fig. 5.7 Ponto de determinação dos melhores valores de α .

A Fig. 5.8, mostra os limiares de aceitação e rejeição p_i e p_s , respectivamente. A área correspondente ao intervalo entre os dois limiares define o intervalo de aceitação. O limiar médio definido por p_m , representa o logaritmo da probabilidade de aprendizada, normalizado por L .

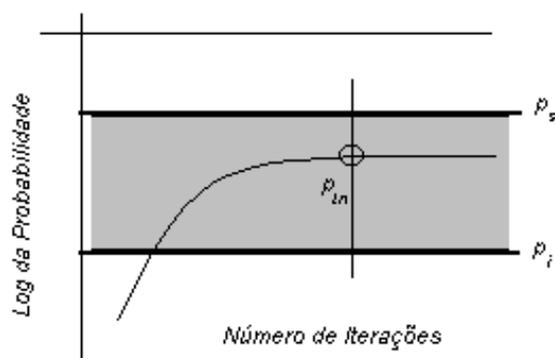


Fig. 5.8 Representação dos limiares de aceitação e rejeição de uma assinatura.

O limiar médio, definido pelo algoritmo de aprendizado p_m , é a referência para a determinação do limiar mínimo p_s e máximo p_i .

$$p_m(O/\lambda) = \frac{\log p_i(O/\lambda)}{L} \quad 5.6$$

$$P_i = p_m - (p_m \cdot \alpha_1) \quad 5.7$$

$$P_s = p_m + (p_m \cdot \alpha_2) \quad 5.8$$

5.1.3 O processo de verificação

Para a verificação de uma assinatura, é utilizado o mesmo processo de extração de características descrito no Capítulo 4. O algoritmo *Forward* [RABINER & JUANG, 1993] é usado nesse caso, para determinar a probabilidade de uma seqüência de observações $P_v(O/\lambda)$, dado o modelo λ de um autor. A probabilidade obtida é, em seguida, normalizada segundo os mesmos critérios usados no aprendizado, confira na equação (5.9).

$$p_{vm}(O/\lambda) = \frac{\log p_v(O/\lambda)}{L} \quad 5.9$$

A assinatura é aceita como pertencente ao autor do modelo em teste, quando a seguinte condição for satisfeita:

$$p_s \leq p_{vn} \leq p_i. \quad 5.10$$

5.2 Comentários finais

Nesse Capítulo foram apresentados os componentes do método proposto para a verificação automática de assinaturas estáticas. Foram apresentados os processos de aprendizado, verificação e a descrição dos parâmetros auxiliares envolvidos na tomada de decisão. No próximo Capítulo, serão apresentados os resultados obtidos nos testes e a análise dos erros.

Capítulo 6 – Os Testes e a Análise dos Erros

Nesse Capítulo serão apresentados o protocolos de teste, os resultados obtidos pelo método de verificação e a análise dos erros.

6.1 Os resultados experimentais

A seguir serão apresentados os resultados obtidos pelos experimentos efetuados. O objetivo é estabelecer um procedimento que valide estatisticamente cada um dos componentes do método. Os teste foram divididos em dois grandes grupos, o primeiro visando determinar a resolução para a grade de segmentação e o tamanho do léxico. O segundo, visando estabelecer um conjunto mínimo de características combinadas, que propiciem a redução das taxas de erro do tipo I e II, descritos no Capítulo 5.

6.1.1 O protocolo de avaliação

A base de dados foi subdividida em dois subconjuntos com 40 espécimes por autor, um subconjunto contendo 40 autores (1.600 espécimes de assinaturas genuínas) e outro contendo 60 autores (2.400 espécimes de assinaturas genuínas). Foram adicionados ao segundo subconjunto 1.200 espécimes de assinaturas falsificadas. Os espécimes de falsificações foram coletados usando 10 diferentes autores ou falsários.

A primeira base de dados foi usada para criação do léxico, para cada característica. Para tanto, foram selecionados 30 espécimes de cada autor. Tendo como base o léxico obtido, toda a base de dados foi então convertida em uma seqüência de observações. A primeira base foi utilizada, também, pelo processo de aprendizado. Cada modelo de um dado autor foi definido usando 20 espécimes para o aprendizado e 10 para validação cruzada (os mesmos 30 espécimes usados na criação do léxico). Os parâmetros auxiliares para a definição dos limiares de aceitação e rejeição, α_1 e α_2 , equações (5.7) e (5.8) respectivamente, foram determinados usando os mesmos 10

espécimes da validação cruzada, combinados aos conjuntos de 10 espécimes da validação cruzada dos outros 39 autores. Esse procedimento foi usado para todos os subconjuntos. Os 10 espécimes restantes foram usados na execução do primeiro experimento. Essa avaliação foi importante para definir o melhor número de células verticais, para o processo de segmentação, e o tamanho do léxico, para cada característica ou primitiva isolada.

O segundo subconjunto foi usado para validar os resultados obtidos no primeiro experimento. Para tanto, foram usadas 10 espécimes de assinaturas genuínas, 10 espécimes de falsificações simples e 10 espécimes de falsificações servis. O melhor léxico e número de células verticais, do primeiro experimento, foram usadas no segundo.

6.1.2 O resultado usando múltiplas resoluções de grade de segmentação e múltiplos léxicos, para um único MEM

O primeiro experimento, cujos os resultados aparecem na Tabela 6.1, teve como objetivo determinar o comportamento das taxas de erro de falsa aceitação e falsa rejeição, com a variação do tamanho do léxico e da resolução da grade de segmentação. Os resultados usando a primitiva densidade de *pixels*, para todas as resoluções de grade, apresentaram o comportamento favorável numa escala do léxico entre 60 e 100 símbolos. Esse comportamento pode ser observado, também, com as demais primitivas.

Células Verticais / Tamanho do Léxico	Densidade de <i>pixels</i>		
	Erro Tipo I (%)	Erro Tipo II (%)	Erro Médio (%)
04/10	4,25	1,01	2,63
04/20	4,25	0,60	2,43
04/30	3,00	0,38	1,69
04/40	3,50	0,63	2,06
04/50	3,75	0,56	2,16
04/60	2,50	0,47	1,49
04/70	3,25	0,37	1,81
04/80	2,75	0,67	1,71
04/90	3,50	0,29	1,89
04/100	4,50	0,74	2,62
04/120	4,25	0,41	2,33
04/140	3,75	0,63	2,19
04/160	3,75	0,35	2,05
04/180	3,75	0,47	2,11
04/200	5,50	0,62	3,06
10/10	4,00	0,56	2,28
10/20	3,00	0,69	1,84
10/30	3,25	0,31	1,78
10/40	3,25	0,26	1,76
10/50	2,00	0,26	1,13
10/60	1,50	0,36	0,93
10/70	3,75	0,23	1,99
10/80	1,75	0,24	0,99
10/90	1,00	0,32	0,66
10/100	1,25	0,29	0,77
10/120	1,25	0,42	0,84
10/140	2,25	0,15	1,20
10/160	2,20	0,21	1,10
10/180	3,25	0,35	1,80
10/200	2,25	0,35	1,30
25/10	6,00	1,20	3,60
25/20	6,00	0,82	3,41
25/30	4,50	0,69	2,59
25/40	4,75	0,36	2,55
25/50	4,25	0,38	2,31
25/60	3,25	0,62	1,94
25/70	2,50	0,67	1,58
25/80	3,25	0,45	1,85
25/90	3,00	0,42	1,71
25/100	2,00	0,68	1,34
25/120	3,50	0,44	1,97
25/140	3,75	0,29	2,02
25/160	4,75	0,32	2,53
25/180	4,80	0,40	2,60
25/200	4,93	0,47	2,70

Tabela 6.1 Resultados obtidos pelo método de verificação, para as falsificações aleatórias, usando a densidade de *pixels* como primitiva e a base de dados com 40 autores.

6.1.3 A análise qualitativa das primitivas isoladas

A Tabela 6.2 mostra as taxas de erro obtidas, utilizando todas as primitivas descritas no Capítulo 4 isoladamente (com a base de dados de 40 autores). Com os resultados obtidos nesse segundo experimento, foi possível estabelecer valores iniciais, para as falsificações aleatórias, relativos à resolução da grade e o tamanho do léxico.

- **Primitivas estáticas:**
 - DI - Distribuição de *pixels*;
 - DS - Densidade de *pixels*.
- **Primitivas pseudo-dinâmicas:**
 - IA - Inclinação axial;
 - FR – Forma;
 - PA – Progressão.

Células Verticais / Tamanho do Léxico	Primitivas														
	DS			DI			IA			FR			PA		
	ET I	ET II	EM	ET I	ET II	EM	ET I	ET II	EM	ET I	ET II	EM	ET I	ET II	EM
04/60	2,50	0,47	1,49	2,75	0,31	1,53	5,25	0,87	3,06	7,50	0,28	3,89	9,00	2,33	5,66
04/70	3,25	0,37	1,81	3,25	0,27	1,76	5,00	0,96	2,98	7,50	0,59	4,04	8,25	2,71	5,48
04/80	2,75	0,67	1,71	2,25	0,33	1,29	4,75	1,08	2,91	7,25	0,48	3,87	7,75	3,78	5,77
04/90	3,50	0,29	1,89	2,25	0,30	1,28	4,25	1,40	2,83	6,00	0,29	3,15	11,00	3,04	7,02
04/100	4,50	0,74	2,62	3,00	0,20	1,60	4,25	1,11	2,68	8,25	0,42	4,34	8,75	2,96	5,85
10/60	1,50	0,36	0,93	2,00	0,42	1,21	3,75	0,52	2,13	8,25	0,53	4,39	2,50	1,23	1,87
10/70	3,75	0,23	1,99	2,25	0,34	1,29	5,00	0,40	2,70	8,25	0,31	4,28	3,75	0,84	2,29
10/80	1,75	0,24	0,99	2,25	0,65	1,45	4,50	0,38	2,44	5,75	0,65	3,20	4,75	1,17	2,96
10/90	1,00	0,32	0,66	2,00	0,41	1,21	3,75	0,43	2,09	8,00	0,64	4,32	5,00	0,97	2,99
10/100	1,25	0,29	0,77	1,75	0,31	1,03	3,00	0,51	1,76	6,25	0,23	3,24	5,25	0,92	3,08
25/60	3,25	0,62	1,94	3,75	0,55	2,15	2,75	1,49	2,12	5,25	0,65	2,95	2,75	1,08	1,92
25/70	2,50	0,67	1,58	2,25	0,55	1,40	3,50	1,10	2,30	7,25	0,65	3,95	3,50	1,22	2,36
25/80	3,25	0,45	1,85	2,00	0,43	1,21	2,25	1,45	1,85	4,50	0,53	2,52	4,50	1,21	2,86
25/90	3,00	0,42	1,71	2,50	0,75	1,62	2,75	0,90	1,82	7,25	0,75	4,00	3,25	1,08	2,16
25/100	2,00	0,68	1,34	2,00	0,74	1,37	5,75	1,38	3,56	3,75	0,71	2,23	4,50	1,31	2,90
	Estáticas						Pseudo-dinâmicas								

ET I : Erro Tipo I (%) ET II : Erro Tipo II (%) EM : Erro Médio (%)

Tabela 6.2 Análise qualitativa das primitivas isoladas.

6.1.4 Os resultados usando primitivas isoladas com uma segunda base dados e a presença de falsificações simples e servis

A Tabela 6.3 apresenta os resultados obtidos usando o subconjunto de 60 autores. Foi incluída, também, a base de falsificações. O teste foi realizado usando as mesmas primitivas e parâmetros determinados pelo teste anterior. A taxa média de erro, para a primitiva densidade de *pixels*, subiu de 0,66% para 1,70%. Para a distribuição de *pixels*, a taxa média de erro subiu de 1,03% para 1,31%. A inclinação axial, que possuía uma taxa de erro médio de 1,76% passou para 2,36%. Para a forma, a variação foi de 2,23% para 2,63% e para a progressão, foi de 1,87% para 3,00%. Ou seja, o acréscimo no percentual do erro médio permaneceu em torno de 1%. Esse comportamento mostra o potencial favorável dos protocolos definidos para a geração do léxico através QV e do processo de aprendizado e de verificação usando o MEM.

Primitivas	Células Verticais / Tamanho do Léxico	Erro Tipo I (%)	Erro Tipo II (%) Aleatórias	Erro Tipo II (%) Simples	Erro Tipo II (%) Servil	Erro Médio (%)
Densidade de <i>pixels</i>	10/90	2,17	1,23	3,17	36,57	7,87
Distribuição de <i>pixels</i>	10/100	1,33	1,29	2,83	37,83	7,65
Inclinação axial	10/100	4,00	0,72	2,50	32,33	7,92
Progressão	10/60	4,33	1,27	3,00	37,67	9,15
Forma	25/100	6,20	0,93	2,63	35,45	11,30

Tabela 6.3 Resultados obtidos usando o segundo subconjunto de autores e com o uso de falsificações simples e servis.

É possível observar que a inclinação axial apresentou a menor taxa de falsa aceitação (erro Tipo II), para todos os tipos de falsificações. Esse comportamento deve-se em parte à sua adaptação como característica discriminativa dos gestos. Por outro lado, ela introduz uma taxa de falsa rejeição (erro Tipo I) maior, que é decorrente em parte das altas variabilidades intrapessoais, confira na Fig. 6.1.



(a)



(b)

Fig. 6.1 Sobreposição, usando o centro de gravidade, dos 20 espécimes de aprendizado de um mesmo escritor: (a) Exemplo de assinatura com alta variabilidade intrapessoal. (b) Exemplo de assinatura com baixa variabilidade intrapessoal.

A primitiva pseudo-dinâmica, relacionada com a concavidade dos segmentos, não apresentou desempenho satisfatório em relação às outras. A razão disso está ligada ao grau de acuidade com a qual é tratada as distorções relacionadas à curvatura dos segmentos. A Fig. 6.1 mostra um exemplo da variabilidade existente entre os espécimes de um mesmo autor. Por essa razão, pode-se observar taxas de falsa rejeição elevadas, comparados com as demais primitivas.

6.1.5 As restrições quanto ao número de primitivas usadas no MEM multi-dimensional

Durante o processo de combinação de primitivas, foram encontradas restrições quanto ao número máximo de primitivas passíveis de serem combinadas, em decorrência do tipo de base de dados utilizada.

O bom desempenho do MEM está diretamente ligado ao tamanho da base usada no aprendizado. Isto é, quanto maior o número de amostras de aprendizado, mais adaptado estará o modelo gerado. Como a base de dados utilizada possui 20 espécimes para o aprendizado, as restrições do MEM multi-dimensional tornaram-se presentes. A

inclusão de mais de três primitivas gera uma probabilidade final de treinamento $P_f(O/\lambda)$, incapaz de induzir o processo de aprendizado do modelo. Mesmo usando-se o processo de reescalonamento [RABINER & JUANG, 1993], o problema persistiu. Em função dessa restrição, foram selecionadas as primitivas que melhor desempenho apresentaram nos testes isolados.

6.1.6 Os resultados usando primitivas combinadas em um MEM multi-dimensional

Usando os conceitos de múltiplas seqüências de observações, nos modelos de escondidos de Markov visto no Capítulo 3, as primitivas foram combinadas em um MEM multi-dimensional. Para tanto, assumiu-se a hipótese inicial da mútua independência entre as várias primitivas. O resultado da combinação pode ser visto na Tabela 6.4.

Primitivas Combinadas	Células Verticais / Tamanho do Léxico	Erro Tipo I (%)	Erro Tipo II (%) Aleatória	Erro Tipo II (%) Simples	Erro Tipo II (%) Servil	Erro Médio (%)
Densidade de <i>pixels</i> / Distribuição de <i>pixels</i> / Inclinação axial	10/90 10/100 10/100	2,83	1,44	2,50	22,67	5,85

Tabela 6.4 Resultados obtidos usando as mesmas primitivas em um MEM multi-dimensional.

Mesmo que o falsificador conheça somente o nome completo do escritor e não a forma de sua assinatura, é possível ocorrer casos em que a falsificação simples tenha um formato muito similar à assinatura original, confira na Fig. 6.2. Uma análise efetuada sobre a base de dados, mostrou que dos 100 diferentes autores, 64 (~ 60%) assinam exatamente como escrevem seus nomes. Os outros 36 autores (~ 40%) criaram uma rubrica.

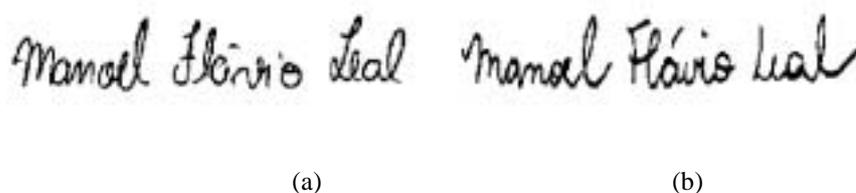


Fig. 6.2 (a) Assinatura genuína e (b) Falsificação simples.

Mesmo existindo um índice acima de 50% de autores com assinaturas similares ao formato do nome, a taxa de falsa aceitação manteve-se nos mesmos níveis da aleatória. Dois fatores colaboraram com esse resultado. O primeiro está relacionado à adequação das primitivas na discriminação desse tipo de falsificação. O segundo está relacionado com a probabilidade da ocorrência de similaridades entre a assinatura verdadeira e a falsificação. Para a base de dados em questão, o percentual ficou em torno de 30% de ocorrências.

Quanto às falsificações servis, a Tabela 6.4 mostra uma redução em torno de 30% da taxa de erro do tipo II. Pode-se considerar ainda, que esse valor esteja distante dos obtidos pelos demais tipos de falsificações. No entanto, o conhecimento *a priori* só existiu para as falsificações aleatórias. Portanto, é natural que os resultados tenham propiciado um melhor desempenho para esse tipos de falsificações.

6.1.7 O ajuste dos limiares de aceitação e rejeição através dos valores de α

Como foi visto no item anterior, os parâmetros auxiliares α_1 e α_2 , são fundamentais para a determinação de um limiar adequado a cada modelo de assinatura. Como foi dito naquela ocasião, α_1 e α_2 , são determinados através da escolha dos valores que produziram, simultaneamente, a menor taxa de erro médio. No caso de existir valores iguais, é então selecionada a última ocorrência.

Na tentativa de reduzir os efeitos da maximização de α , optou-se por utilizar o valor médio, definido pela média aritmética dos mínimos locais identificados com o primeiro e último. O ponto médio passa então a definir o novo α , confira na Fig. 6.3.

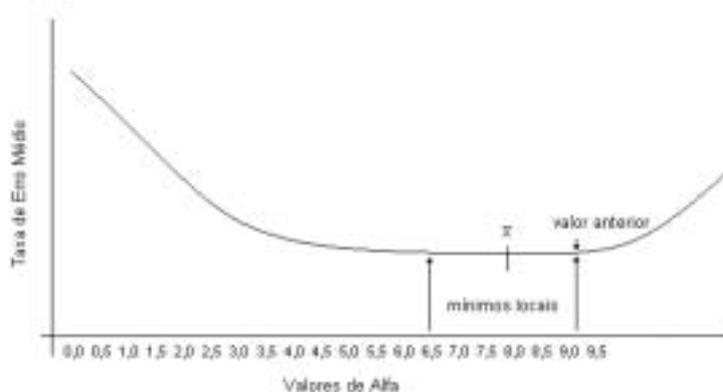


Fig. 6.3 Gráfico que demonstra o comportamento da taxa de erro médio, durante a determinação dos parâmetros auxiliares α .

A Tabela 6.5 mostra uma evolução significativa nas taxas de erro do tipo II, em torno de 20%. Também existiu uma elevação da taxa de rejeição, decorrente do estreitamento da área de aceitação. Isso implica em dizer que o sistema tornou-se mais crítico às variações intrapessoais, e por outro lado, tornou-se mais crítico também às variações interpessoais.

Primitivas Combinadas	Células Verticais / Tamanho do Léxico	Erro Tipo I (%)	Erro Tipo II (%) Aleatória	Erro Tipo II (%) Simples	Erro Tipo II (%) Servil	Erro Médio (%)
Densidade de <i>pixels</i> / Distribuição de <i>pixels</i> / Inclinação axial	10/90 10/100 10/100	3,33	1,33	1,83	15,17	5,41

Tabela 6.5 Resultados obtidos usando os valores médios de α .

6.1.8 Os problemas decorrentes do processo de coleta da base de dados

Cada conjunto de 40 assinaturas foram coletadas junto aos autores, num mesmo momento. Como o número de espécimes coletadas era relativamente elevado, o processo pode ter introduzido uma taxa de deformação aos espécimes finais, confira na Fig. 6.1a. Isso é decorrência do cansaço físico imposto pelo processo contínuo de escrita.

Com o objetivo de minimizar esse efeito, as bases de treinamento , validação e teste, foram separadas através da distribuição eqüitativa dos espécimes do início ao final. No entanto, é sabido que as deformações geradas, por esse processo de coleta, pode produzir um aumento significativo da taxa de falsa rejeição. Ou mesmo, provocar a geração de modelos suscetíveis às falsificações servis.

6.2 Considerações finais

Esse Capítulo foi objeto de uma discussão sobre o desempenho apresentado pelo método de verificação de assinaturas estáticas. Os resultados mostraram-se promissores, como ponto de partida para a criação de um sistema de verificação automática de assinaturas em cheques bancários brasileiros. Alguns pontos críticos apresentados são potencialmente indicados como objetos de estudos na busca de soluções mais eficazes. No próximo Capítulo, algumas sugestões são colocadas para trabalhos futuros.

Capítulo 7 - Conclusões e Trabalhos Futuros

7.1 Conclusões

Apresentou-se nesse trabalho um método prático para a verificação automática de assinaturas estáticas. Esse método atende às restrições impostas por uma aplicação real, ligada à verificação de assinaturas em cheques bancários brasileiros. Para tanto, ele está adaptado às características das assinaturas latinas, a cursiva e a rubrica. Aborda os três tipos mais comuns de falsificações, a aleatória, a simples e a servil. Possui um critério automático e ajustável de determinação dos limiares de aceitação e rejeição. Foi desenvolvido segundo as características definidas pelo grafismo, adotando uma abordagem não contextual. Possui uma técnica de segmentação baseada em grade, o que permite uma divisão dos traços da assinatura em segmentos menores, possibilitando uma avaliação local que propicia a detecção de falsificações servis.

A fase de extração de características emprega dois tipos de primitivas, estáticas e pseudo-dinâmicas. Esse conjunto mínimo de primitivas, que isoladamente não é muito discriminante, quando combinado oferece uma representação robusta das assinaturas. No entanto, a limitação relacionada ao número de primitivas combinada, apresentada pelo MEM multi-dimensional, impede a associação de novas primitivas com perspectivas de incorporar conhecimentos adicionais, que podem conduzir a resultados mais favoráveis. A proposição de uma nova arquitetura, combinando as classes de primitivas estáticas e pseudo-dinâmicas no QV e associando essas duas classes em um MEM multi-dimensional, pode vir a ser uma alternativa viável.

Foram utilizados na verificação os modelos de cadeia de Markov, aproveitando as pesquisas já realizadas em outras áreas de conhecimento da escrita, como no reconhecimento de palavras e números. Isso porque, trata-se de um problema de reconhecimento de padrões similar. Um problema ainda a ser solucionado está relacionado com o número de espécimes de aprendizado e validação. Atualmente, no

caso específico dos cheques bancários, o cartão de assinatura é composto por apenas três espécimes. Além disso, foram mostrados, no Capítulo anterior, os efeitos de uma base de dados de aprendizado reduzida. Torna-se necessário, então, quantificar o número mínimo de espécimes para o aprendizado e definir mecanismos para a geração desses espécimes, tendo como referência as amostras do cartão de assinaturas.

Nas diferentes fases do método apresentado excluindo a fase de pré-tratamento, o trabalho consistiu em privilegiar um processo de decisão dinâmico e ajustável para cada escritor, integrando hierarquicamente vários níveis de representação, onde todas as fontes de conhecimento participam do processo decisório. A importância de cada uma dessas fases pode ser observada no ajuste dos limiares de aceitação e rejeição, proporcionado pelos valores de α , o qual permite uma melhora em torno de 20% na taxa de falsa aceitação para os três tipos de falsificações.

O trabalho direciona-se a uma aplicação específica ligada à análise e reconhecimento de cheques bancários brasileiros (autenticação de assinaturas). O uso de uma base de dados de laboratório fez-se necessária, em função da complexidade do processo de extração dos dados de contexto do cheque, incluindo a assinatura, que não faz parte do escopo desse trabalho. No entanto, manteve-se todas as características pertinentes a essa aplicação em específico, tais como: a não inclusão da pressão real como característica [HUANG & YAN, 1997], em função da existência da chancela; a delimitação do espaço gráfico da assinatura, excluindo as partes da mesma que extrapolam essa área.

7.2 Sugestões para trabalhos futuros

A seguintes sugestões para trabalhos futuros são apresentadas:

- A proposição de uma nova arquitetura, combinando as duas classes de primitivas, estáticas e pseudo-dinâmicas, em dois pré-classificadores usando a QV e posteriormente, combinado os dois léxicos (*codebook*) gerados em um MEM multi-dimensional, pode vir a ser uma alternativa viável;

- Desenvolvimento de um método, baseada nas características apresentadas pelo grafismo, para a produção de modelos deformados de assinaturas, a partir do cartão de assinaturas;
- Implementar novas técnicas de verificação, usando por exemplo, técnica de *Wavelets*, Algoritmos Genéticos e Redes Neurais, para fins de estudo comparativo com os modelos de Markov.

Anexo – Normativas do Banco Central para Cheques

1. O Modelo-Padrão do Cheque

A resolução de nº 885 do CONCELHO MONETÁRIO NACIONAL, na forma do artigo 9º da lei 4.595, define as normas e padrões a serem observados na elaboração dos cheques bancários pelas instituições financeiras. Os formulários de cheques devem ser confeccionados com rigorosa observância das especificações e instruções contidas no documento. A seguir, listaremos algumas das normas que regem a confecção dos formulários dos cheques bancários, descritas nessa resolução:

1.2 Dimensões do Cheque:

- a) comprimento: 175mm, com tolerância de ± 1 mm;
- b) largura : 80 mm, com tolerância de 1mm para mais e de até 4mm para menos.

1.3 Características do Papel

- a) peso por m²: 90g, com tolerância para mais ou para menos de até 5%;
- b) espessura: de 0,1 a 0,127 mm;
- c) rigidez (Taber 5 - modelo 5): 3 a 4,5 em direção da máquina;
- d) superfície: “sheffield” 72 - 125 - 10 cm³/mm; “Bekk” 50 - 120 segundos;
- e) rasgado ou ruptura(Elmendonff) : mínimo de 40 gramas em ambas as direções;
- f) porosidade (Gurley): mínimo 25 segundos para 100 cm³ de ar, máximo 200 segundos para 100 cm³ de ar; máximo 200 segundos para 100 cm³ de ar;
- g) umidade relativa: todas as análises devem ser feitas com umidade relativa ...;
- h) prova de resistência em cera: o documento deve resistir a uma prova de resistência em cera igual a Dennison 16 A;
- i) partículas magnetizáveis: os fabricantes de papel e as gráficas devem cuidar para que haja quantidade mínima de partículas magnetizáveis na composição do papel (ferro etc.);
- j) o cheque admite, no máximo, 30% de corante diluído em branco;

- k) o cheque deve conservar os necessários requisitos de segurança, tais como papel indelével e fundo artístico.

1.4 Diagramação e Preenchimento dos Campos de Identificação do Cheque:

- a) faixa superior (campos encimados pelas abreviaturas ou símbolos designativos pertinentes), pela ordem, da esquerda para a direita;

COMP: número-código da Câmara de Compensação a que está jurisdicionada a agência sacada, composto de 3 caracteres numéricos;

BANCO: número-código de inscrição do banco no Serviço de Compensação, atribuído pelo Banco Central, composto de 3 caracteres numéricos;

AG: código da agência sacada, representado pelas 4 posições do número de ordem de inscrição no CGC;

[]: posição de utilização facultativa, para indicação de dígito verificador correspondente ao código da agência sacada

C1: dígito verificador correspondente aos campos BANCO, COMP. e AG, calculado com peso de 2 a 9, módulo 1 e 0 (zero), no resto 10;

CONTA: número da conta do emitente, podendo constar do mesmo a razão contábil ou, ainda, dígitos de autoconferência; compõe-se de no máximo 10 caracteres numéricos;

C2: dígito verificador relativo ao número da conta, calculado de forma idêntica ao C1;

[]: posições de utilização optativa, para registro de série de numeração do cheque;

CHEQUE N.: número do cheque, composto de 6 caracteres numéricos;

C3: dígito verificador do número do cheque, calculado de forma idêntica ao C1;

R\$: espaço destinado à especificação do valor do cheque, em algarismos;

- b) segunda faixa (destinada à indicação do valor do cheque por extenso e do nome do beneficiário), compreendendo:

I: a expressão “PAGUE-SE POR ESTE CHEQUE A QUANTIA DE” seguida de duas linhas reservadas para a especificação do valor do cheque por extenso, não se admitindo a impressão de quaisquer outras palavras ou símbolos nos espaços sublinhados no modelo-padrão.

II: uma terceira linha, iniciada com a preposição “A” e terminada com a expressão “OU À ORDEM” ou, se for o caso, “NÃO À ORDEM”, reservada para indicação do nome do beneficiário do cheque;

c) terceira faixa (destinada à identificação do banco e da agência sacada, local e data de emissão do cheque, assinatura e identificação o emitente);

I: à esquerda, na área assinada no “Modelo de Preenchimento dos Campos e Áreas do Anverso do Cheque”, veja a figura 1, devem se impressos: em primeiro plano, o nome do banco sacado, facultando-se que seja o mesmo precedido do logotipo da instituição; em segundo plano, deve ser identificada a agência sacada e seu endereço completo (logradouro, número, localidade e Unidade da Federação);

II: à direita, devem ser impressas as linhas reservadas à indicação do local e data de emissão do cheque e à assinatura do emitente; abaixo da linha de assinatura deverão constar o nome do correntista e o respectivo CPF ou CGC, conforme indicado no “Modelo de Preenchimento dos Campos e Áreas do Anverso do Cheque”, veja a figura 1, observado que:

- no caso de conta conjunta deve ficar o CPF ou CGC do primeiro titular;
 - em conta de menor, o CPF do responsável que o represente ou assista;
 - em conta de pessoas economicamente dependente, não possuidora de CPF, o do respectivo responsável;
- d) quarta faixa (destinada à impressão de caracteres magnéticos), para a qual se exige rigorosa observância das especificações e instruções a seguir, veja a figuras 1 e 2:

I: a “faixa de magnetização” ocupa, em toda a extensão horizontal do cheque (175 mm), o espaço em 16mm de altura a partir da base do formulário, reservado exclusivamente para a impressão de caracteres magnéticos;

II: centrada no interior da “faixa de magnetização”, a 4,80 mm da base do formulário e a 6,00 mm da margem direita, deve ser delimitada a “banda de magnetização” com 161,95 mm de comprimento e 6,40 mm de altura, sobre a qual atua o cabeçote de leitura de caracteres magnéticos;

III: o eixo horizontal de simetria do caracteres magnéticos deve coincidir com o da faixa de magnetização, posicionando-se 8,00 mm da base do formulário, com tolerância de deslocamento vertical de no máximo 1,60 mm;

IV: o caracter padrão para magnetização de cheque e outros documentos bancários é o do Sistema de Caracteres Magnéticos Codificados em Sete Barras (CMC-7), podendo ser adotado qualquer tipo padronizado pela ECMA (*European Computer Manufactures Association*), desde que observada a amplitude de 8 caracteres no espaçamento de 25,4 mm no sentido horizontal, de modo que cada caracter, com o respectivo intervalo, ocupe horizontalmente 3,175 mm;

V: os campos definidos na banda de magnetização são ocupados com as seguintes informações, em caracteres magnéticos, observada a ordem indicada, da esquerda para a direita:

CAMPO 1:

- um símbolo S3;
- três caracteres correspondentes ao código da inscrição do banco no Serviço de Compensação;
- quatro caracteres correspondentes ao código da agência;
- um caracter correspondente ao dígito verificador (DV2) dos elementos componentes do campo 2 (código da câmara de compensação, número do cheque e código de tipificação do documento), calculado através do módulo 10;
- um símbolo S3;

CAMPO 2:

- um espaço em branco;
- três caracteres correspondentes ao código da câmara de compensação a que esteja jurisdicionada a agência sacada;
- seis caracteres correspondentes ao número do cheque;
- um caracter correspondente ao código de tipificação do documento, para cujo propósito está definida a seguinte codificação:
 - cheque comum: código 5;
 - recibo ou ordem de pagamento: código 6;
 - cheque de viagem: código 7;
 - cheque bancário: código 8;
- um símbolo S5;

CAMPO 3:

- um espaço em branco;
- um carácter correspondente ao dígito verificador (DV1) do código do banco e do código da agência inscritos no campo 1, calculado através do módulo 10;
- dez caracteres correspondentes ao número da conta do correntista, podendo constar do mesmo a razão contábil e dígito de auto-conferência da conta;
- um carácter correspondente ao dígito verificador (DV3) das dez posições referentes ao número da conta do correntista, calculado através do módulo 10;
- um símbolo S1;

CAMPO 4: (reservado para a pós-marcação do valor do cheque);

- um espaço em branco;
- doze caracteres representativos do valor do cheque, preenchendo-se com zeros ou deixando-se em branco as posições à esquerda não demandadas para exprimir a quantia;
- um símbolo S2.

1.5 Impressão e confecção do formulário de cheque:

- a) o formulário de cheque deve ser impresso em qualquer cor, com tinta indelével e de tonalidade firme;
- b) é permitido o uso de impressões por perfuração ou filigrana, desde que não apostas na faixa de magnetização e não produzam rebarbas que prejudiquem a leitura mecânica do cheque;
- c) os cheques podem ser confeccionados em folhas planas ou em formulários contínuos, devendo, neste último caso, ser destacados por guilhotina, de modo que se obtenha bordas retas e lisas nas extremidades inferior e direita, utilizadas como referenciais no processo de leitura mecânica.

COMP BANCO AG C1 CONTA C2 CHEQUE N° C3

 R\$ () ()

Pague-se por este cheque a quantia de _____

a _____ ou à sua ordem.

_____ de _____ de 19 ____

Fig 1: Modelo Padrão do Cheque (Anverso).

000 000 000 () 0 0000000000 0 ABC 00000 0

Pague-se por este cheque a quantia de _____

a _____ ou à sua ordem.

_____ de _____ de 19 ____

NOME DA AGÊNCIA SACADA E
ENUNCIADO DE SEU ENDEREÇO
COMPLETO (LOGRADOURO NÚMERO
LOCALIDADE / UF

NOME DO DEPOSITANTE
 N° DO CPF DO DEPOSITANTE

Caracteres Magnéticos

Fig 2: Modelo de Preenchimento dos Campos e Áreas de Identificação do Cheque.

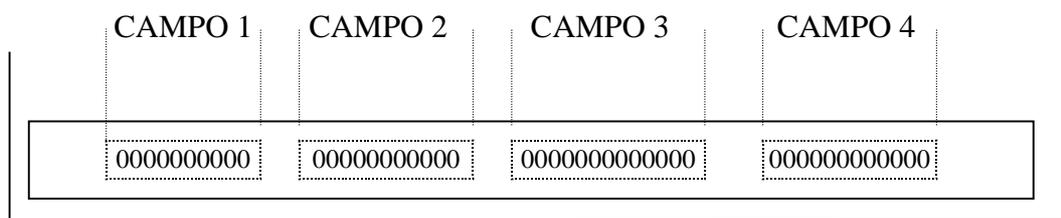


Fig. 3: Diagrama de Localização dos Caracteres Magnéticos.

2. Normativas relacionadas com as assinaturas em um cheque

- É permitido que a assinatura do cheque seja impressa por processo mecânico, ou seja, por chancela³ mecânica, também denominada assinatura ou autenticação mecânica, consistindo na reprodução exata da assinatura de próprio punho, resguardada por características técnicas, obtidas por máquinas especialmente destinadas a esse fim, mediante processo de compressão.
- cheque pode sofrer o impedimento de pagamento, quando existir divergência ou insuficiência de assinatura.

³ **chancela** - Rubrica gravada em sinete para suprir assinatura em documentos.

Sinete - utensílio com assinatura ou divisa gravada e que serve para imprimir no papel; lacre; carimbo; chancela.

Referências Bibliográficas

- [ABUTALEB, 1989] Ahmed S. Abutaleb, **Automatic Thresholding of Gray-Level Pictures Using Two Dimensional Entropy**, Computers Graphics & Image Processing, 1989, no. 47, 22-32 p.
- [AMMAR et al., 1985] Maan Ammar, Yuuji Yoshida and Teruo Fukumura, **Automatic off-line verification of signature based on pressure features**, Proc. Tech. Group Meeting of Pattern Recognition Learn, of IECEJ, Tokyo, 1985, 134-144 p.
- [AMMAR et al., 1988] Maan Ammar, Yuuji Yoshida and Teruo Fukumura, **Off-line preprocessing and verification of signatures**, Int. Journal of Pattern, Recognition and Artificial Inteligence, 1988, vol. 2, n° 4, 589-602 p.
- [AVILA, 1996] Manoel Avila, **Optimisation de Modeles Markoviens pour la Reconnaissance de L'Écrit**, These de doctorat - Universite de Rouen, France, 1996, 189 p.
- [BROCKLEHURST, 1985] Er Brocklehurst, **Computer Methods of Signature Verification**, J. Forence Science Society, 1985, vol. 25, 78-92 p.
- [BRUYNE & FORRÉ, 1988] P. de Bruyne and R. Forré, **Signature Verification with Elastic Image Matching**, International Carnahan Conference on Security Technology, 1988, 113-118 p.
- [CARDOT et al., 1992] Hubert Cardot, Marinette Revenu, Bernard Victorri and Marie-Josephe Revillet, **Des réseaux neuronaux pour l'authentification des signatures manuscrites**. Colloque National sur Écrit et le Document – CNED'92, Nancy, 1992, 250-255 p.
- [CHAUDHURY & BAJAJ, 1997] Santanu Chaudhury, R. Bajaj, **Signature Verification Using Multiple Neural Classifiers**, Pattern Recognition, 1997, Vol. 30, No. 1, 1-7 p.
- [CHUANG, 1977] P. C. Chuang, **Machine Verification of Handwritten Signature Image**, Proc. Int. Conf. on Crime Countermeasures-Sci, J. S. Jackson and R. W. De Vore, University of Kentucky, Lexington, 1977, 105-109 p.

- [ELMS, 1996] A. J. Elms, **The representation and recognition of text using Hidden Markov Models**, .Phd Thesis, Guildford, Surrey GU25Xh, U. K., 1996, 239 p.
- [FUJISAWA et al., 1999] Yoshiharu Fujisawa, M. Shi, T. Wakabayashi, F. Kimura, **Handwritten Numeral Recognition Using Gradient and Curvature of Gray Scale Image**, Proceedings of The Fifth International Conference on Document Analysis and Recognition, Bangalore, India, 1999, 277-280 p.
- [FUNG et al., 1996] George S. K. Fung, James N. K. Liu and Rynson W. H. Lau, **Feature Selection in Automatic Signature Verification Based on Genetic Algorithm**, International Conference on Neural Information Processing – ICONIP’96, Hong Kong, 1996, 811-815 p.
- [GOMIDE & GOMIDE, 1995] Tito Gomide e Lívio Gomide, **Manual de Grafoscopia**, Editora Saraiva, São Paulo, Brasil, 1995, 106 p.
- [HOEL, 1960] Paul G. Hoel, **Elementary Statistics**, A Wiley Publications in Statistics, John Wiley & Sons Inc, Canada, 1960, 261 p.
- [HUANG & YAN, 1997] Kai Huang and Hong Yan, **Off-line Signature Verification Based on Geometric Feature Extraction and Neural Network Classification**, Pattern Recognition, 1997, Vol. 30, No. 1, 9-17 p.
- [HUNT & Qi, 1995] R. Hunt and Yingyong Qi, **A Multiresolution Approach to Computer Verification of Handwritten Signatures**, IEEE Transactions on Image Processing, 1995, Vol. 4, No. 6, 870- 874 p.
- [IMPEDOVO & FORTE, 1996] S. Impedovo and A. M. Forte, **A New Adaptive Neural Network for an Off-Line Signature Verification System**, Fifth International Workshop on Frontiers in Handwriting - IWFHR5, 1996, 355-363 p.
- [JUSTINO et al., 1998a] Edson J. R. Justino, Flávio Bortolozzi and Robert Sabourin, **Os Sistemas de Reconhecimento de Assinaturas sob a Ótica da Grafologia**, International Seminar on Document Management ISDM’98, Curitiba, Brazil, 1998, 134-140 p.
- [JUSTINO et al., 1998b] Edson J. R. Justino, Flávio Bortolozzi and Robert Sabourin, **Uma Arquitetura Multinível para um Sistema de Reconhecimento de assinaturas usando Modelos Escondidos de Markov**, International Seminar on Document Management ISDM’98, Curitiba, Brazil, 1998, 140-156 p.

- [JUSTINO et al., 2000a] Edson J. R. Justino, A El Yacoubi, Flávio Bortolozzi and Robert Sabourin, **Signature Verification System Using the Hidden Markov Model and Cross-Validation**, 13th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Imaging Processing - SIBGRAPI 2000, Gramado, Brazil, 2000, 134-144 p.
- [JUSTINO et al., 2000b] Edson J. R. Justino, A El Yacoubi, Flávio Bortolozzi and Robert Sabourin, **An Off-line Signature Verification System Using HMM and Graphometric Features**, IAPR International Workshop on Document Analysis Systems – DAS'2000, Rio de Janeiro, Brazil, 2000, 211-222 p.
- [JUSTINO et al., 2001] Edson J. R. Justino, Flávio Bortolozzi and Robert Sabourin, **Off-line Signature Verification Using HMM for Random, Simple and Skilled Forgeries**, ICDAR 2001, paper accepted, September 10-13, Seattle, 2001.
- [KASHI et al., 1998] R. Kashi, J. Hu, W. L. Nelson and W. Turin, **Hidden Markov Model Approach to Online Handwritten Signature Verification**, International Journal on Document Analysis and Recognition – IJDAR, Springer-Verlag, 1998., 102-109 p.
- [KOERICH & LEE, 1997] Alessandro L. Koerich and Luan Ling Lee, **Automatic Extraction of Filled-in Information from Bankchecks Based on Prior Knowledge about Layout Structure**, First Brazilian Symposium in Document Image Analysis - BSDIA'97, Curitiba, Brazil, 1997, 322-333 p.
- [LETHELIER & GILLOUX, 1995] E. Lethelier and M. Gilloux, **An Automatic Reading System for Handwritten Numeral Amounts on French Checks**, Proceedings of the International Conference on Document Image Analysis, Montreal, Canada, 1995, 92-97 p.
- [LECOLINET, 1990] E. Lecolinet, **Segmentation d' Images de Mots Manuscrits: Application à la Lecture de Chaînes de Caractères Majuscules Alphanumériques et à la Lectures de l'Écriture Cursive**, Thèse de Doctorat, Université Pierre et Marie Curie, Paris VI, France, 1990, 245 p.
- [MARTENS & CLAESEN, 1997] R. Martens and L. Claesen, **Utilizing Baum-Welch for Online Signature Verification**, 4th International Conference Document Analysis and Recognition – ICDAR'97, Ulm, Germany, 1997, 389-397 p.
- [MINICUCCI, 1991] Agostinho Minicucci, **Grafoanálise – A nova abordagem da grafologia**. Editora Atlas, São Paulo, 1991, 120 p.
- [NAGEL & ROSENFELD, 1973] R. N. Nagel and Azriel Rosenfeld, **Steps toward handwritten signature verification**, Int. Journal of Pattern Recognition, 1973, vol. 29, 59-66 p.

- [NEMCK & LIN, 1974] W. F. Nemcek and W. C. Lin, **Experimental Investigation of Automatic Signature Verification**, IEEE Trans. System Man. Cybernetics, 1974, no. 4, 121-126 p.
- [OLIVEIRA et al., 19967] Claudio de Oliveira, Celso Kaestner, Flavio Bortolozzi and Robert Sabourin, **Generation of Signatures by Deformations**, First Brazilian Symposium of Advances in Document Image Analysis – BSDIA'97, Curitiba, Brazil, 1997, 283 – 298 p.
- [PIAGET, 1978] Jean Piaget, **A linguagem e o pensamento da criança.**, Editora Fundo de Cultura , Rio de Janeiro, 1978, 168 p.
- [PLAMONDON & LORETTE, 1988] Réjean Plamondon and Guy Lorette, **Automatic signature verification and writer identification - the state of the art**, Pattern Recognition, 1988, vol. 22, 107-130 p.
- [PLAMONDON et al., 1990] Réjean Plamondon, Guy Lorette, Robert Sabourin, **Automatic processing of signature images: static techniques and methods**, 4th IGS Conference on Pattern Recognition, World Scientific Publishing, 1990, 49-63 p.
- [POVLOV & DUNN, 1995] Bennett R. Povlov and Stanley M. Dunn, **Texture Classification Using Noncausal Hidden Markov Models**, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, no. 10, october, 1995, 45-50 p.
- [RABINER & JUANG, 1993] L. Rabiner and Bung-Hwang Juang, **Fundamentals of speech Recognition**, Prentice Hall, New Jersey, 1993, 507 p.
- [REVILLET, 1991] M. J. Revillet, **Verification de Signatures sur Cheques Postaux**, International Conference on Document Analysis and Recognition-ICDAR'91, France, 1991, 125-135 p.
- [ROSENFELD et al., 1997] A. Rosenfeld, J. K. Guo and D. Doermann, **Local Correspondence for Detecting Random Forgeries**, 4th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR '97), Germany, 1997, 145-155 p.
- [RIGOLL & KOSMALA, 1998] G. Rigoll, A. Kosmala, **A Systematic Comparison Between on-line and off-line methods for signature verification with Hidden Markov Models**, 14th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, Australia, 1998, 1755-1757 p.
- [SABOURIN & PLAMONDON, 1986] R. Sabourin and R. Plamondon, **Preprocessing of handwritten signatures form image gradient analysis**, 8th International Conference on Pattern Recognition, Paris, 1986, 576-579 p.

- [SABOURIN & PLAMONDON, 1990] Sabourin, R. and R. Plamondon, **Progress in the Field of Automatic Handwritten Signature Verification Systems using Gray-level images**, Inter. Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, Montreal, 1990, 12-23 p.
- [SABOURIN et al., 1990] R. Sabourin, R. Plamondon and G. Lorette, **Off-line Identification with Handwritten Signature Images: Survey and Perspectives**, IAPR workshop on Syntactic and Structural Pattern Recognition, AT&T Murray Hill, New Jersey, 1990, 377-391 p.
- [SABOURIN & GENEST, 1994] Sabourin, R. and G. Genest, **An Extended - Shadow-Code Based Approach for Off-line Signature Verification: Part -I – Evaluation of the Bar Mask Definition**, 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Israel, 1994, 450-460 p.
- [VELS, 1961] Augusto Vels, **Escrita e Personalidade- As Bases Científicas da Grafologia.**, Editora Pensamento, São Paulo, 1961, 153 p.
- [YACOUBI, 1996] Abdenaïm El Yacoubi, **Modélisation Markovienne de l'écriture manuscrite Application à la reconnaissance des adress postals**, These de doctorat, Université de Rennes1, France, 1996, 307 p.
- [YANG et al, 1995] L. Yang, B. K. Widjaja and R. Prasad, **Application of Hidden Markov Models for Signature Verification**, Pattern Recognition, 1995, vol. 28, no. 2, 161-170 p.
- [YANG et al., 1997] J. Yang, Xu Yangsheng and Chiou S. Chen, **Human Action Learning via Hidden Markov Model**, IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics - Parte A: Systems and Humans, 1997, vol. 27, no. 1, 34-44 p.
- [YOSHIMURA & YOSHIMURA, 1997] Isao Yoshimura and Mitsu Yoshimura, **A study on the Variation Quality as a Function of Nationality Through an Off-line Verification Procedure**, 8th Biennial Conference of the International Graphonomics Society Research on Handwriting and Drawing - IGS' 97, Genova, Italy, 1997, 131-132 p.