

ELEN MACEDO LOBATO

**CLASSIFICAÇÃO E IDENTIFICAÇÃO DE
IMPRESSÕES DIGITAIS NO DOMÍNIO DA
TRANSFORMADA WAVELET**

**FLORIANÓPOLIS
2000**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA

CLASSIFICAÇÃO E IDENTIFICAÇÃO
DE IMPRESSÕES DIGITAIS NO
DOMÍNIO DA TRANSFORMADA
WAVELET

Dissertação submetida à
Universidade Federal de Santa Catarina
como parte dos requisitos para a
obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.


ELEN MACEDO LOBATO

Florianópolis, Março de 2000

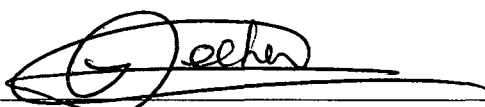
CLASSIFICAÇÃO E IDENTIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS NO DOMÍNIO DA TRANSFORMADA WAVELET

Elen Macedo Lobato

‘Esta Dissertação foi julgada adequada para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em *Circuitos e Instrumentação Eletrônica*, e aprovada em sua forma final pelo PROGRAMA de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Santa Catarina.’

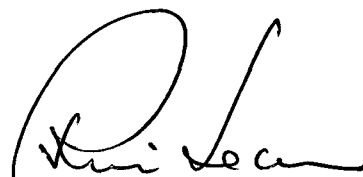


Prof. Rui Seara, Dr.
Orientador

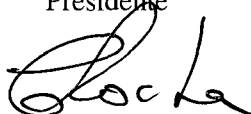


Prof. Idemar Cassana Decker, D.Sc.
Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora:



Prof. Rui Seara, Dr.
Presidente



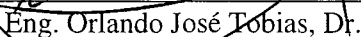
Prof. Carlos Aurélio Faria da Rocha, Dr.
Co-Orientador



Prof. Hans Helmut Zürn, Ph.D.



Prof. Leonardo Silva Resende, Dr.



Eng. Orlando José Tobias, Dr.

Resumo da Dissertação apresentada à UFSC como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

CLASSIFICAÇÃO E IDENTIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS NO DOMÍNIO DA TRANSFORMADA WAVELET

Elen Macedo Lobato

Março/2000

Orientador: Prof. Rui Seara

Área de Concentração: Circuitos e Instrumentação Eletrônica

Palavras-chave: Impressões Digitais, Informação Direcional, Reconhecimento de Padrões, Transformada Wavelet.

Número de Páginas: 64.

RESUMO: O presente trabalho propõe um algoritmo para classificação e identificação em tempo real de impressões digitais. Através da decomposição *wavelet* de Haar, são obtidas imagens direcionais de múltiplas resoluções de uma impressão digital. Tais imagens são utilizadas para a classificação da impressão digital em padrões (Arco, Arco Tentado, Verticilo, Presilha Externa e Presilha Interna) segundo a contagem de pontos singulares obtidos em cada nível de resolução. A seguir, são comparadas a imagens direcionais de um banco de dados de impressões digitais, sendo selecionada a impressão que apresentar ao final do processo de comparação uma maior similaridade de orientação segundo um limiar pré-estabelecido. O uso da transformada *wavelet* no processo de identificação permite dispensar etapas de pré-processamento usuais nesse tipo de aplicação, além de prover maior confiabilidade em relação aos métodos baseados unicamente em análise espacial. Resultados experimentais são apresentados demonstrando a eficiência e robustez do algoritmo proposto.

Abstract of Dissertation presented to UFSC as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master in Electrical Engineering.

FINGERPRINT CLASSIFICATION AND IDENTIFICATION IN WAVELET TRANSFORM DOMAIN

Elen Macedo Lobato

March/2000

Advisor: Prof. Rui Seara.

Area of Concentration: Circuits and Electronic Instrumentation

Keywords: Fingerprints, Directional Information, Pattern Recognition, Wavelet Transform.

Number of Pages: 64.

ABSTRACT: The present work proposes an algorithm for real-time fingerprint classification and identification. By use of Haar wavelet decomposition, multiple resolution directional images of a fingerprint are obtained. Such images are used for the classification of the fingerprint in patterns (Arch, Tented Arch, Whorl, Internal Loop e External Loop) according to the amount of singular points obtained in each resolution level. To proceed, they are compared with the ones of a fingerprint database, being selected the one that at the end of the comparison process presents a better orientation similarity, considering a given threshold. The use of the wavelet transform in the identification process allows to avoid preprocessing stages usual in this application type, besides providing larger reliability than the methods based only on spatial analysis. Experimental results are presented confirming the effectiveness and robustness of the proposed algorithm.

“Para adquirir conhecimento, é preciso estudar, mas para adquirir sabedoria, é preciso observar”
(Marilyn von Savant)

À minha querida mamãe, que sempre foi para mim um modelo de mulher ... guerreira, sempre conseguindo o que queria, e dizendo sempre que devemos lutar por nossos ideais como se estivéssemos em uma batalha.

"Às vezes perdemos grandes oportunidades pelo simples medo de tentar. Nunca deixe que isso lhe aconteça. Vá em frente e lute pelo que deseja."

Ao meu querido papai, que sempre se importou com meus estudos, incentivando-me a ir o mais longe possível ... que nunca desistisse, pois o saber é a única coisa que carregamos conosco.

"Vá tão longe quanto possa ver. Quando chegar lá, você podera ver ainda mais longe."
(Carlye)

AGRADECIMENTOS

Agradeço à valiosa orientação do Prof. Rui Seara.

A Elton Fontão, pela colaboração prestada ao longo destes anos.

À minha irmã, Edilene Nakaushi, e à minha mãe, Jacilda Lobato, pelo incentivo nas horas de cansaço.

A Sergio Penedo, pelas longas conversas na “calada” da noite.

Às minhas amigas, Cyntia Carneiro e Ana Karina Neves, pelo apoio distante.

E a todos que, de alguma forma, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. SISTEMA DE RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS	4
2.1 INTRODUÇÃO.....	4
2.2 AQUISIÇÃO DA IMPRESSÃO DIGITAL	5
2.3 CLASSIFICAÇÃO DE UMA IMPRESSÃO DIGITAL	5
2.4 IDENTIFICAÇÃO DE UMA IMPRESSÃO DIGITAL	8
2.5 CONCLUSÕES	9
3. A TRANSFORMADA WAVELET	11
3.1 INTRODUÇÃO.....	11
3.2 DECOMPOSIÇÃO WAVELET.....	13
3.3 A WAVELET DE HAAR	14
3.4 ANÁLISE MULTI-RESOLUÇÃO (AMR)	16
3.4.1 AMR DE MALLAT	16
3.4.2 ANÁLISE MULTI-RESOLUÇÃO EM PROCESSAMENTO DE SINAIS	18
3.5 DECOMPOSIÇÃO WAVELET EM PROCESSAMENTO DE IMAGENS	21
3.6 CONCLUSÕES	24
4. RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS ATRAVÉS DA INFORMAÇÃO DIRECIONAL	26
4.1 INTRODUÇÃO.....	26
4.2 ESTIMAÇÃO DA INFORMAÇÃO DIRECIONAL EM MULTI-RESOLUÇÃO	27
4.3 CLASSIFICAÇÃO DA IMPRESSÃO DIGITAL BASEADA EM PONTOS SINGULARES	34
4.3.1 NÍVEL DE CERTEZA	35
4.3.2 ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO	36
4.4 IDENTIFICAÇÃO DA IMPRESSÃO DIGITAL	46
4.4.1 DETERMINAÇÃO DOS VALORES DE SIMILARIDADE DE ORIENTAÇÃO ENTRE IMAGEM ENTRADA E IMAGEM REFERÊNCIA	47
4.4.2 SELEÇÃO DE IMPRESSÕES CANDIDATAS	51
4.5 CONCLUSÕES	52
5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS	53
5.1 INTRODUÇÃO.....	53
5.2 OBTENÇÃO DA INFORMAÇÃO DIRECIONAL	54
5.3 DETERMINAÇÃO DE PONTOS SINGULARES PARA A CLASSIFICAÇÃO DA IMPRESSÃO DIGITAL	56
5.4 IDENTIFICAÇÃO DA IMPRESSÃO DIGITAL	58

5.5 CONCLUSÕES	59
6. CONCLUSÕES	60
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	61

LISTA DE FIGURAS

Fig. 2.1 - Região de convergência da orientação das linhas papilares - <i>core</i>	6
Fig. 2.2 - Região de divergência da orientação das linhas papilares - <i>delta</i>	6
Fig. 2.3 - Padrão Arco	7
Fig. 2.4 - Padrão Presilha	7
Fig. 2.5 - Padrão Verticilo	8
Fig. 2.6 - Imagem entrada	9
Fig. 2.6 - Imagem identificada como correspondente à imagem entrada	9
Fig. 3.1 - A <i>wavelet</i> de Haar	14
Fig. 3.2 - Dilatações e translações na <i>wavelet</i> de Haar no intervalo [0,1]	15
Fig. 3.3 - Função escalamento da base <i>wavelet</i> de Haar	16
Fig. 3.4 - Banco de filtros multi-taxa de dois canais	20
Fig. 3.5 - Um estágio em uma decomposição de imagem em sub-bandas	21
Fig. 3.6 - Resoluções e orientações em um esquema de decomposição de imagens em <i>wavelets</i>	22
Fig. 3.7 -	
(a) Imagem com informação direcional bem definida	22
(b) sua decomposição <i>wavelet</i>	23
Fig. 3.8 -	
(a) Imagem "Presilha"	23
(b) sub-bandas da imagem "Presilha"	23
Fig. 3.9 - Um estágio de reconstrução de imagem decomposta em sub-bandas	24
Fig. 4.1 - Imagem de impressão digital do tipo Verticilo	27
Fig. 4.2 - Campo orientação das linhas papilares correspondente à Fig. 4.1	28
Fig. 4.3 - Estimação da orientação da linha papilar - caso ideal	28
Fig. 4.4 - Estimação da orientação da linha papilar - caso real	29
Fig. 4.5 - Vetores gradiente em uma região $N \times N$	30
Fig. 4.6 - Varredura de regiões de 2×2 <i>pixels</i> para determinação de pontos singulares no nível de resolução j	37
Fig. 4.7 - Transporte de uma região de 2×2 <i>pixels</i> do nível de resolução j para o nível de resolução $j-1$	38
Fig. 4.8 - Varredura de sub-regiões de 2×2 <i>pixels</i> , pertencentes a regiões de 4×4 <i>pixels</i> , para determinação de pontos singulares no nível de resolução $j-1$	38
Fig. 4.9 - Definição da região de 2×2 <i>pixels</i> a ser mantida segundo o nível de certeza	39
Fig. 4.10 - Pontos Singulares de uma impressão digital para sucessivos níveis de resolução	
(a) Impressão digital do tipo Arco Tentado (grupo Presilha)	42
(b) Pontos singulares no primeiro nível de resolução	42
(c) Pontos singulares no segundo nível de resolução	43
(d) Pontos singulares no terceiro nível de resolução	43

(e) Pontos singulares no quarto nível de resolução	44
(f) Pontos singulares no quinto nível de resolução	44
Fig. 4.11 - Pontos singulares de uma impressão digital para sucessivos níveis de resolução, segundo o método proposto e o apresentado em [2]	
(a) 1º nível	45
(b) 2º nível	45
(c) 3º nível	45
(d) 4º nível	46
(e) 5º nível	46
Fig. 4.12 - Região selecionada para determinação do ponto central em Arcos	47
Fig. 4.13 - Determinação de prováveis pontos centrais em Verticilos	
(a) Ponto central tomado para o caso de 2 <i>cores</i>	48
(b) Ponto central tomado para o caso de 1 <i>core</i> e 2 <i>deltas</i>	48
(c) Ponto central tomado para o caso de 2 <i>deltas</i>	49
Fig. 4.14 - Seleção de região de interesse para determinação de ponto central em Presilhas	49
Fig. 4.15 - Análise da similaridade entre a informação direcional de uma imagem referência e a informação direcional da imagem entrada, no nível de resolução <i>j</i>	50
Fig. 4.16 - Diagrama em blocos do método de classificação e identificação proposto	52
Fig. 5.1 - Imagens entrada e referência - padrão Verticilo	54
Fig. 5.2 - Informação direcional em 3 níveis de resolução	55
Fig. 5.3 - Localização em multi-resolução dos pontos singulares	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 - Classificação de blocos conforme o índice γ	35
Tabela 4.2 - Classificação da Impressão Digital por Pontos Singulares - análise no 1º nível de resolução	40
Tabela 4.3 - Classificação da Impressão Digital por Pontos Singulares - análise no 2º nível de resolução	40

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

Desde os primórdios da Civilização até os dias atuais, é fundamental a necessidade de identificação de qualquer objeto ou ser vivo, sempre com o objetivo de associar às características (forma, conteúdo, finalidade) de tais entes uma "etiqueta". Para a identificação do homem, isto não é diferente: todos nós somos dotados de um nome civil, que recebemos após o nascimento e que é registrado por meio de uma certidão. Todavia, tal registro não é garantia de individualidade plena, pois existe a possibilidade de haver nomes civis iguais (homônimos) para indivíduos distintos.

De forma a associar a cada indivíduo uma característica exclusiva que o identifique unicamente perante os demais, busca-se encontrar caracteres biológicos perenes, imutáveis e de fácil observação, dentre os quais se destacam as cristas papilares das polpas digitais. Tais caracteres permitem o estabelecimento de diferentes padrões, através das diferentes formas geométricas que existem na superfície dos dedos dos seres humanos, o que possibilita a organização das impressões digitais em grupos distintos e a identificação de forma inequívoca de cada indivíduo. Assim, as impressões digitais tornaram-se um dos principais meios de identificação pessoal do mundo moderno no último século.

Nos dias atuais, face ao crescimento da população e por conseguinte o aumento do número de imagens de impressões digitais nos bancos de dados dos Institutos de Identificação, torna-se cada vez mais complexo o processo de identificação e mesmo o de classificação dessas impressões, exigindo a utilização de sistema de verificação automática eficazes.

O bom desempenho dos sistemas de verificação automática está condicionado à correta conversão da impressão digital real para uma imagem eletrônica. Usualmente, a conversão de uma impressão digital real para o sistema de verificação abrange processos de binarização, segmentação e afinamento de linhas. Ao longo desses processos, torna-se

necessário corrigir eventuais falhas que venham a degradar a qualidade das imagens, de modo a evitar que tais distorções comprometam o resultado do processo de verificação.

Com o objetivo de buscar soluções alternativas ao problema de verificação automática de impressões digitais, recentes algoritmos têm sido desenvolvidos. Gandela, Watson *et al.* [1] propuseram um método de identificação de impressões digitais baseado em técnicas atuais de redes neurais e lógica difusa. Tais abordagens não têm resolvido completamente o problema das distorções introduzidas nas etapas de pré-processamento, como também exigem procedimentos distintos para as etapas de classificação e identificação.

Pesquisas recentes em processamento de imagens têm feito uso com sucesso da transformada *wavelet* em diferentes aplicações. Tal transformação permite a análise de imagens em múltiplas escalas espaciais e diferentes resoluções em frequência. Alguns trabalhos voltados para o reconhecimento de impressões digitais fazem uso das propriedades da transformada *wavelet*.

Kuosmanen e Tico [2] propuseram um método de classificação de impressões digitais fazendo uso da análise multi-resolução da informação direcional de impressões digitais, para a determinação de pontos singulares. O algoritmo de classificação utilizado neste trabalho faz uso dessa idéia. Todavia, esta técnica não apresenta um bom resultado quando a imagem da impressão digital apresenta falhas (por exemplo, cicatrizes) ou na presença de ruído nas bordas, de forma que propõem-se aqui correções ao método, como por exemplo, a análise da localização dos pontos singulares em multi-resolução, e a seleção de uma área efetiva da impressão digital no início do processo de classificação, para que se obtenha um melhor desempenho no tratamento de imagens de impressões digitais de difícil análise. Além disso, a técnica aqui proposta classifica as imagens de impressão digital em grupos datiloscópicos segundo a localização e contagem dos pontos singulares encontrados.

Chung e Lee [3] propuseram um método de identificação de impressões digitais, que faz uso das sub-imagens de orientação vertical e horizontal da transformada *wavelet* obtidas da decomposição da informação direcional das linhas papilares. Este método apresenta um desempenho satisfatório quando as imagens a serem identificadas existem no banco de impressões armazenadas, mas é pouco eficiente quando a imagem entrada apresenta grandes variações em relação à sua correspondente no banco de imagens (imagens referência). Esta dissertação propõe um algoritmo de identificação de impressões

digitais que usa a informação direcional obtida do fluxo das linhas papilares por meio de análise multi-resolução. A técnica manipula, em múltiplas escalas e resoluções, a similaridade entre a informação direcional da impressão a ser identificada e das impressões de referência, construindo assim uma lógica seletiva que permite uma boa taxa de acerto na identificação.

O Capítulo 2 apresenta noções básicas sobre sistemas de reconhecimento de impressões digitais. No Capítulo 3 são apresentados os fundamentos teóricos da decomposição *wavelet* sob a ótica da análise multi-resolução, permitindo uma representação eficaz da informação direcional das impressões digitais. As metodologias de classificação e identificação de impressões utilizadas no algoritmo proposto são discutidas no Capítulo 4. No Capítulo 5, são mostrados resultados experimentais das etapas de classificação e identificação. Finalmente, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões deste trabalho e sugestões para projetos futuros.

Capítulo 2

SISTEMA DE RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS

2.1- Introdução

Nos últimos anos, o método de reconhecimento automático de impressões digitais tem sido aperfeiçoado, possibilitando de forma veloz a identificação positiva e não-ambígua de um indivíduo, tornando-se mais popular em aplicações civis tais como controle de acesso, segurança, dentre outras.

Usualmente, a verificação de impressões digitais é realizada de forma manual por especialistas. O reconhecimento manual de impressões digitais é uma tarefa árdua, fazendo com que os sistemas de identificação de impressões digitais automáticos evoluam cada vez mais rapidamente.

Um sistema de reconhecimento de impressões digitais automático é dividido em etapas, que devem ser realizadas com máxima eficiência, para que o sistema atinja o objetivo desejado. Tais etapas compreendem [4]:

- i) aquisição de impressões digitais: corresponde à forma de adquirir imagens de impressões digitais e como representá-las em um formato apropriado;
- ii) classificação de impressões digitais: tem como finalidade atribuir às impressões digitais uma das categorias especificadas de acordo com seus pontos singulares, que indicam uma determinada forma geométrica;
- iii) identificação de impressões digitais: tem por objetivo encontrar, em um banco de dados, a impressão que apresente características mais similares à impressão digital de entrada, a ser identificada.

Nas seções seguintes, serão abordadas, de forma detalhada, as etapas de um sistema de reconhecimento de impressões digitais.

2.2- Aquisição da Impressão Digital

O processo de aquisição de impressões digitais é bastante crítico. A técnica mais utilizada, conhecida como a técnica de tinta, produz frequentemente imagens que perdem porções de informação devido ao excesso ou à falta de tinta, tendo sido utilizada como técnica padrão na aquisição de impressões digitais há mais de 100 anos. O primeiro passo para capturar uma imagem de impressão digital utilizando tal técnica consiste na deposição de uma fina camada de tinta sobre o dedo, com o auxílio de um rolo. A seguir, o dedo é rolado de um lado para o outro sobre uma ficha datiloscópica, para que sejam registradas as linhas papilares. Obviamente, tal método consome muito tempo, sendo inconveniente sua utilização em um sistema de identificação em tempo real.

Quanto às técnicas que utilizam prismas ópticos e hologramas, estas requerem um alto grau de precisão durante o processo de aquisição. Além disso, em alguns casos, especialmente para impressões de trabalhadores manuais e pessoas idosas, a proeminência das linhas papilares pode ser consideravelmente baixa, a ponto de tornar o padrão de impressão digital ilegível. Por outro lado, tais métodos eliminam o processo de digitalização das imagens de impressões digitais, já que são capazes de adquiri-las na forma digitalizada, viabilizando o seu reconhecimento em tempo real.

2.3- Classificação de uma Impressão Digital

A meta da classificação de impressões digitais é atribuir à impressão digital uma categoria específica que concorde com suas propriedades geométricas. Isto facilita a gerência de um banco de dados extenso e acelera o processo de identificação, pois há redução no universo de impressões a serem comparadas.

A operação de classificação pode ser baseada na relação entre as posições dos pontos singulares detectados na imagem da impressão digital. São utilizados dois tipos de pontos singulares para classificar as impressões em grupos padrões [5]:

- 1) ponto de *core* (ou simplesmente *core*): caracteriza-se pela convergência da orientação das linhas papilares, como pode ser visto na Fig. 2.1.
- 2) ponto de *delta* (ou simplesmente *delta*): caracteriza-se pela divergência da orientação das linhas papilares, visualizado na Fig. 2.2.

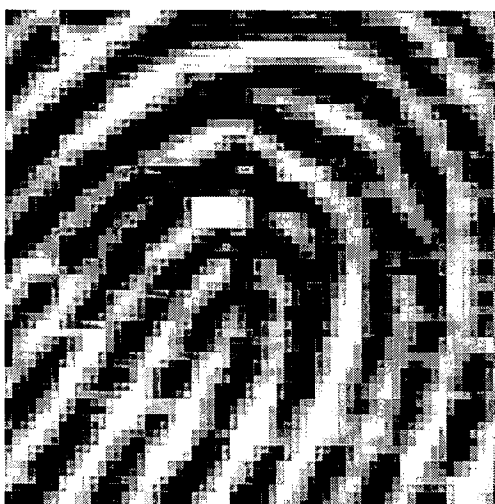


Fig. 2.1 - Região de convergência da orientação das linhas papilares - *core*.

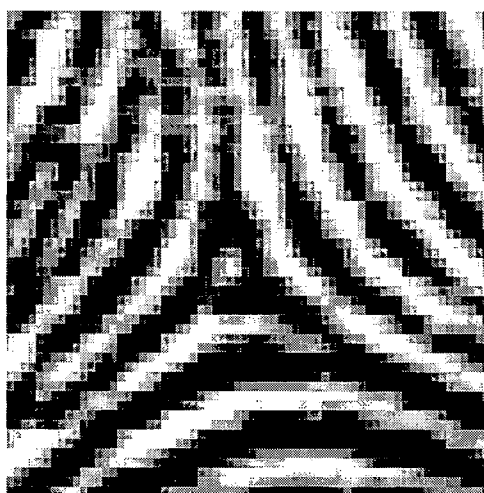


Fig. 2.2 - Região de divergência da orientação das linhas papilares - *delta*.

Os padrões de impressões digitais são formados por "tipos de linha" (formas) que determinam as características gerais de classificação da impressão digital, e assim são divididos em três grupos principais [6]:

- a) Padrão Arco: possui linhas entrando em um lado do dedo e saindo do lado oposto. É caracterizado pela ausência de pontos singulares. A Fig. 2.3 ilustra esse tipo de padrão.
- b) Padrão Presilha: possui linhas entrando em um lado do dedo e saindo no mesmo lado. Caracteriza-se por conter um ponto de *core* e/ou um ponto de *delta*. Na Fig. 2.4 é mostrado tal padrão.
- c) Padrão Verticilo: possui linhas entrando em um lado do dedo, espiralando interiormente e terminando no centro. Nesse tipo de padrão, encontra-se dois pontos de *core* e/ou dois pontos de *delta*. Pode-se visualizar esse padrão na Fig. 2.5.

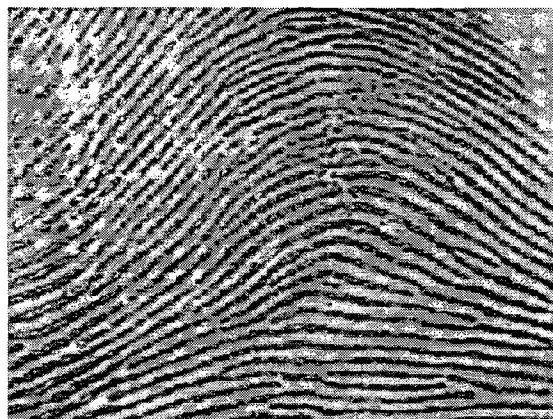


Fig. 2.3 - Padrão Arco.



Fig. 2.4 - Padrão Presilha.

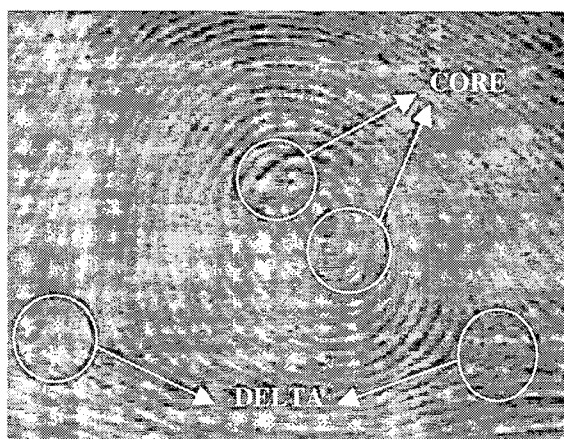


Fig. 2.5 - Padrão Verticilo.

2.4- Identificação de uma Impressão Digital

O termo "identificação de impressão digital" se refere ao processo de determinar, de forma eficaz, se uma impressão digital está presente em um determinado banco de dados de impressões digitais, apontando nesse banco aquelas que apresentem maior similaridade em relação a essa impressão. Os métodos utilizados usualmente para identificar impressões digitais são baseados na extração de características: se duas impressões são da mesma fonte (do mesmo indivíduo), elas apresentam características em comum. Com base nessa observação, o problema de identificação de impressões digitais pode ser caracterizado como um problema de emparelhamento de características.

Considere-se que a imagem de impressão digital ilustrada na Fig. 2.6 é tomada como entrada em um sistema de identificação. Extraindo características desta impressão e de todas as impressões contidas no banco, e fazendo o emparelhamento destas características, aquela impressão que apresentar maior semelhança com a imagem entrada é apontada como correspondente. Para o exemplo, a imagem correspondente é a ilustrada na Fig. 2.7.

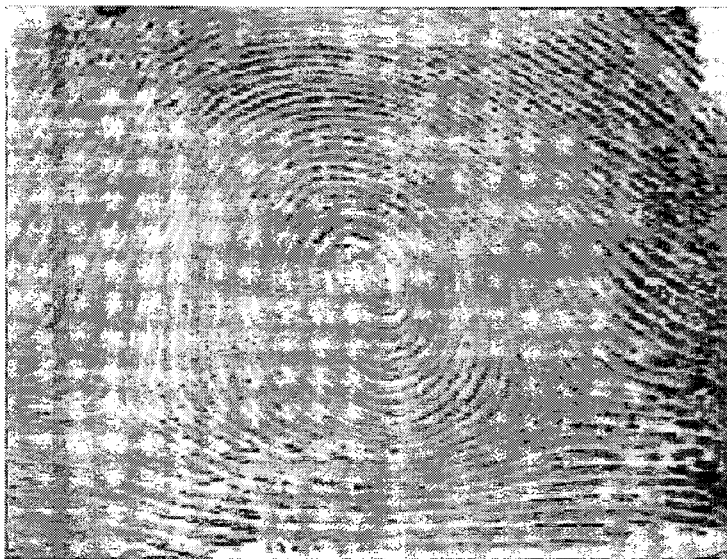


Fig. 2.6 - Imagem entrada.

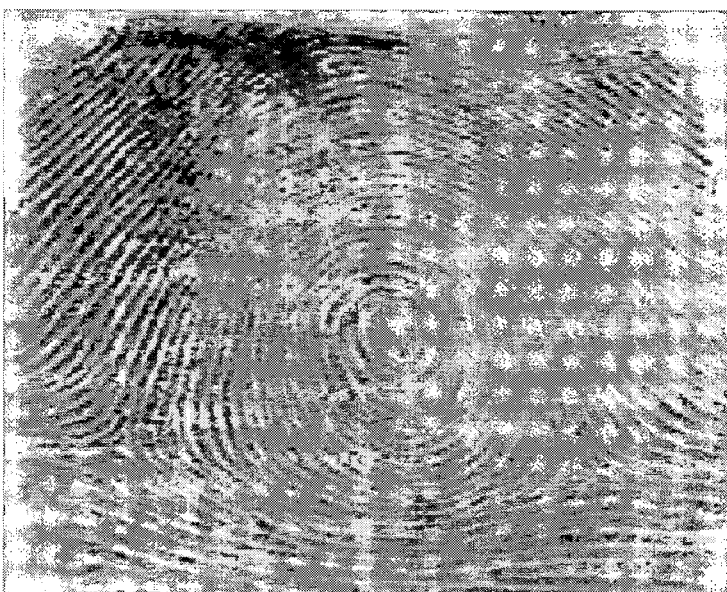


Fig. 2.7 - Imagem identificada como correspondente à imagem entrada.

2.5- Conclusões

O crescimento ininterrupto das populações associado à indispensável necessidade de se identificar os indivíduos com máxima precisão e eficácia têm estimulado a concentração de esforços no intuito de se utilizarem técnicas cada vez mais eficientes que possibilitem a automação dos sistemas de identificação datiloscópica.

A eficiência e a confiabilidade são dois pontos fundamentais ao bom desempenho de um sistema de identificação. Cada etapa do processo, desde a aquisição até a identificação, passando pelas etapas de classificação e arquivamento, exige elaboração e desenvolvimento cuidadosos.

Recentemente, foram desenvolvidas técnicas de identificação que analisam a impressão palmar ou de fundo do olho de um indivíduo. As características e peculiaridades da impressão digital são compartilhadas por essas técnicas, inclusive na necessidade de se dispor de sistemas de identificação automatizados eficientes. De fato, o avanço tecnológico permitiu uma mudança na concepção desses sistemas, o que concede à sociedade o direito de exigir dos mesmos alta confiabilidade, para que possa usufruir das vantagens e, acima de tudo, ver garantido o direito à justiça, representado por uma identificação precisa das impressões digitais.

É desejável a um processo de identificação de impressões digitais manter sua eficiência mesmo em condições adversas, como na presença de falhas inerentes à impressão digital (por exemplo, uma cicatriz). O processo requer uma abordagem que permita minimizar as desvantagens que tais falhas acrescentem ao processo de identificação, o que sugere então uma análise mais abrangente das imagens. O capítulo seguinte apresenta uma ferramenta matemática que se enquadra nesse conceito, e que será utilizada no algoritmo proposto: a transformada *wavelet*.

Capítulo 3

A TRANSFORMADA WAVELET

3.1 – Introdução

Ao longo dos tempos, matemáticos e físicos têm colaborado bastante para o desenvolvimento de ferramentas que permitam expandir de forma analítica uma função qualquer, de comportamento peculiar ou não, em uma combinação linear de funções de base conhecidas. Tal artifício tem permitido a diversos ramos científicos estudar e avaliar com mais profundidade os mais variados fenômenos naturais.

No contexto de processamento de sinais, tal abordagem revelou-se extraordinariamente útil e indispensável ao tratamento de inúmeros problemas nessa área. Várias técnicas e métodos de processamento digital de sinais têm sido aperfeiçoadas dia-a-dia, sempre buscando-se avanços em termos de velocidade, precisão, simplicidade e poder de processamento. Frequentemente novas técnicas têm sido introduzidas como melhores alternativas para determinados tipos de sinais e aplicações. O quadro geral é, portanto, altamente dinâmico e evolucionista.

De todas as transformações conhecidas, a transformada de Fourier é sem dúvida a mais utilizada. No entanto, uma grande dificuldade dessa transformação é que ela fornece o conteúdo em frequência de um sinal (caso geral sinal não-estacionário) sem fornecer informações sobre o instante de tempo em que cada componente de frequência ocorreu. Diz-se, então, que a transformada de Fourier não apresenta a propriedade de localização no tempo. Quando se deseja usar a transformada de Fourier para extrair de um sinal informações tanto temporais quanto frequenciais, deve-se modificar o processo de análise, realizando-se o “janelamento” do sinal, o que conduz à STFT (*short-time Fourier transform*), uma versão modificada da transformada de Fourier, em que o sinal analisado é dividido em segmentos suficientemente pequenos (porções), os quais podem ser assumidos

estacionários. Para isso, uma função janela é escolhida, cuja largura deve ser igual ao segmento do sinal para o qual a condição de sua estacionariedade seja válida.

O problema da STFT remonta ao que é conhecido como *Princípio da Incerteza de Heisenberg* [7,8,9,10]. Este princípio, originalmente aplicado ao momento e localização de partículas móveis, pode ser também aplicado à informação tempo-frequência de um sinal. Tal princípio estabelece que não se pode conhecer a exata representação tempo-frequência de um sinal. Em outras palavras, não se pode saber que componentes espectrais existem para cada instante de tempo, ou quais são os intervalos de tempo em que certa faixa de frequências ocorre, o que se trata de um problema de resolução. Tal problema está relacionado à largura da função janela utilizada, ou, tecnicamente falando, ao suporte da janela. Quanto mais curta a janela, melhor a resolução temporal, e melhor a caracterização de estacionariedade, porém mais pobre será a resolução em frequência, e *vice-versa*. O desempenho da STFT, portanto, depende da aplicação: se os componentes de frequência estão bem separados uns dos outros no sinal original, pode-se então sacrificar alguma resolução em frequência e buscar melhor resolução temporal, já que os componentes espectrais estão separados. Entretanto, se não for esse o caso, uma adequada função janela (suficientemente estreita) não compensará o esforço de implementação.

Nesse sentido, grande esforço de pesquisa tem sido feito para superar tais dificuldades. Dentre as alternativas propostas na literatura [9,10] se destaca a transformada *wavelet*. Tal transformação consiste basicamente no mapeamento de um sinal em uma representação conjunta tempo-frequência (ou tempo-escala), em que a localização temporal do sinal é agora preservada.

A noção de escala, na transformada *wavelet*, tem a mesma interpretação que a escala em mapas: fatores de escala grandes significam vistas globais, enquanto que fatores de escala pequenos significam vistas de detalhes. A resolução de um sinal está relacionada ao seu conteúdo em frequência. Por exemplo, uma filtragem passa-baixas usual mantém a escala mas reduz a resolução de um sinal.

Agora, pode-se então perceber de que forma a transformada *wavelet* pode entrar no processo requerido: ela permite resolver o dilema da resolução, como será discutido a seguir. Para se utilizar a transformada *wavelet*, é necessário antes introduzir a definição formal da decomposição *wavelet*.

3.2 - Decomposição Wavelet

Uma decomposição em série *wavelet* (ou em multi-resolução) é uma expansão de uma função arbitrária $f(x)$ baseada na combinação linear de duas funções especiais: uma função $\phi(x)$, denominada função *escalamento*, que carrega o valor médio e outras características de baixas frequências do sinal $f(x)$; e de funções *wavelets* $\psi(2^j x - k)$, que constituem um conjunto de funções de base obtidas por meio de translações e dilatações de uma função denominada *wavelet* “mãe” $\psi(x)$. Através da *wavelet* “mãe”, é possível codificar os detalhes de $f(x)$ em diferentes escalas [8,11,12].

As funções *wavelets* devem satisfazer a certas condições. Uma destas é possuir média nula e energia finita, além de assegurar o cálculo fácil e rápido da transformada *wavelet* direta e inversa. Outra condição importante é a de regularidade, que faz com que os coeficientes *wavelet* diminuam rapidamente com a diminuição da escala. A regularidade é útil em sistemas de codificação, para os quais os coeficientes que assumem valores pequenos podem vir a ser desprezados. Mais uma condição fundamental é a de biortogonalidade [8,10,11]. A propriedade mais importante que a maioria das *wavelets* apresenta é a *ortogonalidade* [7,8,13].

A função *wavelet* mãe $\psi(x)$ deve pertencer ao espaço $L^2(\mathbb{R})$ (o espaço de todas as funções integráveis quadraticamente) e satisfazer à seguinte condição:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(x) dx = 0. \quad (3.1)$$

Uma *wavelet* típica ψ_{jk} corresponde à compressão da *wavelet* “mãe” em 2^j vezes (para a qual o valor 2^j indica a “escala” da *wavelet*) e a um deslocamento de k unidades. Dessa forma, pode-se ter uma *wavelet* comprimida ($\psi_{j0}(x) = \psi(2^j x)$), deslocada ($\psi_{0k}(x) = \psi(x - k)$), e comprimida e deslocada ($\psi_{jk}(x) = \psi(2^j x - k)$). Desta forma, a *wavelet* $\psi(x)$ e seu deslocamento $\psi(x - k)$ estão na escala unitária. A *wavelet* $\psi(2^j x)$ e $\psi(2^j x - k)$ estão na escala 2^j .

A decomposição de uma função em *wavelets* corresponde a uma análise dessa função em várias resoluções de tempo (ou espaço) e frequência (“multi-resolução”). A definição de *wavelet* como a expansão de uma função significa que *wavelets* de altas frequências correspondem a intervalos curtos (no domínio do tempo ou espacial) enquanto *wavelets* de baixa frequência correspondem a intervalos mais longos.

3.3 - A Wavelet de Haar

Vamos considerar um exemplo de *wavelet* muito usado em diversos campos da matemática. Trata-se da *wavelet* de Haar, $\psi(x)$, ilustrada na Fig. 3.1.

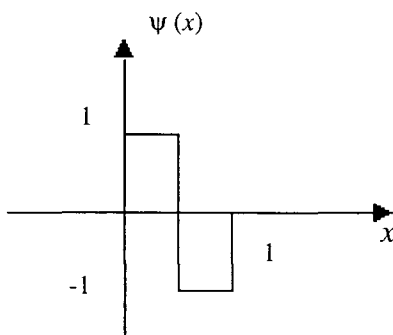


Fig. 3.1 - A *wavelet* de Haar.

Dilatações e translações da função $\psi(x)$,

$$\psi_{jk}(x) = b \cdot \psi(2^j x - k) \quad (3.2)$$

definem uma base ortogonal em $L^2(\mathbb{R})$, onde b é uma constante positiva. Isto significa que qualquer elemento em $L^2(\mathbb{R})$ pode ser representado como uma combinação linear (possivelmente infinita) dessas funções de base. Na Eq. (3.2), diferentes valores de j correspondem a diferentes níveis de resolução, cada qual associado a um nível de escala particular.

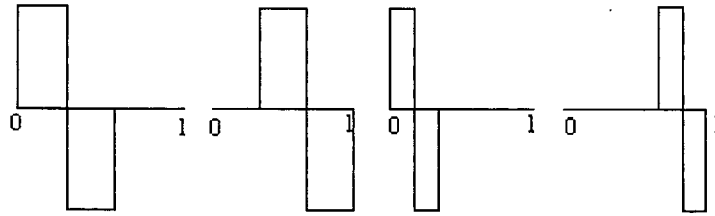


Fig. 3.2 – Dilatações e translações na *wavelet* de Haar no intervalo [0,1].

A ortogonalidade de ψ_{jk} , para a família de *wavelets* ilustrada na Fig. 3.2, é facilmente verificada. Assim,

$$\langle \psi_{jk} \cdot \psi_{JK} \rangle = 0 \tag{3.3}$$

onde $\langle \cdot \rangle$ é o operador produto interno, quando as igualdades $j = J$ e $k = K$ não são simultaneamente satisfeitas:

- Se $j \neq J$ (por exemplo $J < j$), então valores não-nulos da *wavelet* ψ_{JK} estão contidos no conjunto no qual a *wavelet* ψ_{jk} é constante. Isto torna a integral (3.3) igual a zero;
 - Se $j = J$, mas $k \neq K$, então pelo menos um fator no produto $\psi_{JK} \cdot \psi_{jk}$ é zero.
- Assim as funções ψ_{jk} são ortogonais.

A constante b torna a base ortogonal ser ortonormal é $2^{j/2}$. De fato, da definição de normalidade em $L^2(\mathbb{R})$, tem-se:

$$1 = (b)^2 \int \psi^2(2^j x - k) dx = (b)^2 \cdot 2^{-j} \int \psi^2(t) dt = (b)^2 \cdot 2^{-j}. \tag{3.4}$$

O conjunto $\{\psi_{jk}, j \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}\}$, define uma base ortonormal para $L^2(\mathbb{R})$. Alternativamente são consideradas bases ortonormais da forma $\{\phi_{j_0 k}, \psi_{jk}, j \geq j_0, k \in \mathbb{Z}\}$, onde ϕ_{00} é chamada de função escalamento associada com a base *wavelet* ψ_{jk} . O conjunto

$\{\phi_{j_0 k}, k \in \mathbb{Z}\}$ abrange o mesmo sub-espaço que $\{\psi_{jk}, j < j_0, k \in \mathbb{Z}\}$. A função escalamento para a base *wavelet* de Haar é ilustrada na Fig. 3.3.

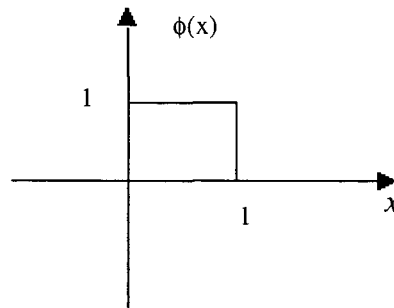


Fig. 3.3 – Função escalamento da base *wavelet* de Haar.

Como estrutura mais geral, é apresentada na próxima seção a *Análise Multi-resolução de Mallat* (AMR). Tal representação é uma ferramenta para a descrição construtiva de diferentes bases *wavelet*.

3.4 - Análise Multi-resolução (AMR)

3.4.1 - AMR de Mallat

Considere-se o espaço $L^2(\mathbb{R})$ correspondente ao espaço de Hilbert de uma função $f(x)$ com energia finita. A *Análise Multi-resolução de Mallat* pode ser definida como a visualização dessa função $f(x)$ através de uma seqüência crescente de sub-espaços fechados $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ que se aproximam de $L^2(\mathbb{R})$ [7]:

$$V_j \subset V_{j+1} \nearrow L^2(\mathbb{R}) \quad (3.5)$$

onde V_j é o espaço escalamento definido em termos de dilatações e translações de $\phi(x)$.

Descreve-se a AMR da seguinte forma:

$$\dots V_{j-1} \subset V_j \subset V_{j+1} \dots$$

A expressão anterior indica que os espaços V_j são aninhados, e o espaço $L^2(\mathbb{R})$ é um encerramento da união de todos V_j . Em outras palavras, $U_{j \in \mathbb{Z}} \{V_j\}$ está densa em $L^2(\mathbb{R})$, e a interseção de todos V_j é o conjunto vazio.

A AMR também estabelece que:

$$f(x) \in V_j \Rightarrow f(2x) \in V_{j+1}, j \in \mathbb{Z}.$$

A expressão anterior indica que os espaços V_j e V_{j+1} são “similares”: se o espaço V_j é gerado pelas funções $\phi_{j,k}(x)$, $j, k \in \mathbb{Z}$, então o espaço V_{j+1} é gerado por $\phi_{j+1,k}(x)$, $j, k \in \mathbb{Z}$, com $\phi_{j+1,k}(x) = \sqrt{2}\phi_{j,k}(2x)$. As lacunas entre as sucessivas escalas V_j e V_{j+1} são preenchidas por espaços W_j , gerados pelas funções $\psi_{jk}(x)$. Assim, o complemento ortogonal W_j de V_j para definir V_{j+1} é tal que

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j \quad (3.6)$$

onde todos os espaços V_j são sub-espacos aninhados e densos em $L^2(\mathbb{R})$, ao passo que os espaços W_j são seus complementos ortogonais, de forma que o operador ' \oplus ' representa a soma exclusiva desses sub-espacos ortogonais. Em particular, na descrição de sinais, pode-se começar com aproximações em alguma dada escala (escala normal), por exemplo, V_0 , e então utilizar *wavelets* para preencher os detalhes que faltam nas escalas mais finas. Assim, pode-se escrever:

$$L^2(\mathbb{R}) = V_0 + \bigoplus_{j \geq 0} W_j. \quad (3.7)$$

Como $V_0 \subset V_1$, qualquer função em V_0 pode ser escrita como uma combinação linear das funções de base $\sqrt{2}\phi(2x-k)$ de V_1 :

$$\phi(x) = \sum_k h(k) \sqrt{2} \phi(2x - k) \quad (3.8)$$

onde os coeficientes $h(k)$ são definidos como $\langle \phi(x), \sqrt{2} \phi(2x - k) \rangle$.

Tomando como base a Eq. (3.6), afirma-se que $W_0 \subset V_1$, de forma que qualquer função em V_0 pode ser escrita como uma combinação linear das funções de base $\sqrt{2} \phi(2x - k)$ de V_1 :

$$\psi(x) = \sum_k g(k) \sqrt{2} \phi(2x - k). \quad (3.9)$$

Em resumo, uma decomposição em multi-resolução descreve um sinal em termos de suas “médias locais” (os termos em V_0) e seus “detalhes locais” (os termos nos espaços W_j), que estão localizados em oitavas de frequência escaladas diadicamente pelo parâmetro de escala 2^j , e localizados espacialmente por translação, k .

3.4.2 – Análise Multi-resolução em Processamento de Sinais

Façamos agora a conexão entre a AMR e processamento de sinais.

Tomando-se a transformada de Fourier das expressões em (3.8) e (3.9), temos respectivamente:

$$\Phi(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\sum_k h(k) e^{-ik\omega/2} \right) \Phi(\omega/2) \quad (3.10)$$

e

$$\Psi(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\sum_k g(k) e^{-ik\omega/2} \right) \Phi(\omega/2). \quad (3.11)$$

Obtendo-se as transformadas de Fourier das seqüências $h(k)$ e $g(k)$:

$$m_0(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\sum_k h(k) e^{-ik\omega} \right) \quad (3.12)$$

$$m_1(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\sum_k g(k) e^{-ik\omega} \right) \quad (3.13)$$

as Eqs. (3.10) e (3.11) tornam-se:

$$\Phi(\omega) = m_0(\omega/2)\Phi(\omega/2) \quad (3.14)$$

$$\Psi(\omega) = m_1(\omega/2)\Phi(\omega/2). \quad (3.15)$$

Para que $\psi(x)$ gere o complemento ortogonal de V_0 em V_1 , a ortogonalidade de $\psi(x)$ às translações de $\phi(x)$ deve ser nula. Em termos da transformada de Fourier isso pode ser expresso da seguinte forma [13]:

$$\langle \phi_{0n}, \psi \rangle = 2 \int m_0(\omega/2) \bar{m}_1(\omega/2) |\Phi(\omega/2)|^2 e^{i\omega n} d\omega = 0$$

$$\int_0^{2\pi} e^{i\omega n} m_0(\omega/2 + k\pi) \bar{m}_1(\omega/2 + k\pi) |\Phi(\omega/2 + k\pi)|^2 d\omega = 0.$$

Da equação anterior, podemos obter uma relação entre m_0 e m_1 :

$$m_1 = -e^{i\omega} \bar{m}_0(\omega + \pi) \quad (3.16)$$

onde $\bar{\cdot}$ representa o operador conjugado. Conclui-se, assim, que as seqüências em $L^2(\mathbb{R})$ $\{h(k), k \in \mathbb{Z}\}$ e $\{g(k), k \in \mathbb{Z}\}$ são “filtros espelho em quadratura” (QMF), na terminologia de análise de sinais [8,10,13]. A relação entre $h(k)$ e $g(k)$ é dada por

$$g(k) = (-1)^k h(1-k). \quad (3.17)$$

Como a seqüência $g(k)$ está associada a função que gera os espaços relativos aos detalhes, $g(k)$ é a resposta ao impulso de um filtro “passa-altas” ou “banda-alta”, enquanto que a seqüência $h(k)$ caracteriza a resposta ao impulso de um filtro “passa-baixas” ou “banda-baixa”.

A Fig. 3.4 mostra um diagrama (para duas sub-bandas) de análise via banco de filtros. Os filtros passa-baixas ($h(k)$) e passa-altas ($g(k)$) estão seguidos por um operador de dizimação $[\downarrow 2]$, que reduz a taxa de amostragem por um fator 2. Para se recompor o sinal, a taxa de amostragem é restaurada por uma interpolação de fator 2 (operador $[\uparrow 2]$), seguida por mais uma etapa de filtragem e superposição das sub-bandas.

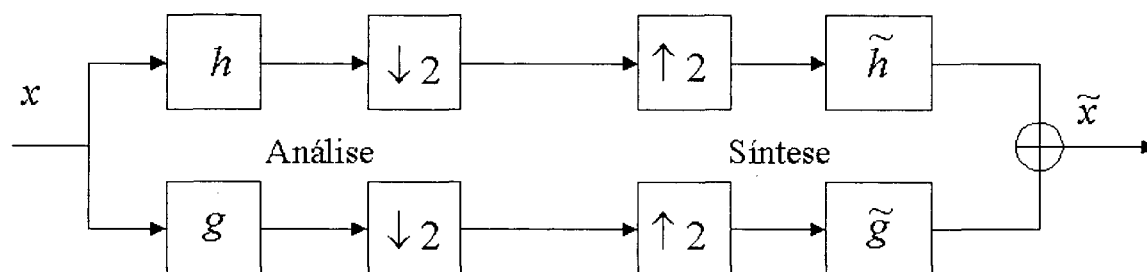


Fig. 3.4 - Banco de filtros multi-taxa de dois canais.

De acordo como o tipo de *wavelet* que se esteja utilizando, ortogonal ou biortogonal, podem ser obtidos os filtros de síntese, $\tilde{h}(k)$ e $\tilde{g}(k)$, que se escolhidos corretamente, proporcionarão reconstrução perfeita, ou seja, $\tilde{x}(n) = x(n)$ [11,13].

Do ponto de vista de bancos de filtros, o conceito de multi-resolução ganha outra interpretação: a resolução no tempo cresce com a freqüência (central) do filtro, de forma que as resoluções temporais e freqüenciais variam com essa freqüência central. Dessa forma, satisfazendo o *Princípio da Incerteza de Heisenberg* [10], a resolução temporal é melhor para freqüências altas, enquanto que a resolução em freqüência é melhor para baixas freqüências.

3.5 - Decomposição *Wavelet* em Processamento de Imagens

O uso de *wavelets* em processamento de imagens deve lidar com as peculiaridades de se ter duas dimensões nesta aplicação. Existem várias extensões da transformada *wavelet* unidimensional para dimensões maiores. Para sinais de imagem, define-se uma transformada *wavelet* bidimensional obtida através de filtragem em linhas e colunas, correspondendo a orientações horizontal e vertical [13].

A Fig. 3.5 representa um estágio de uma decomposição de imagem em sub-bandas: os coeficientes *wavelet* da imagem são obtidos usando-se um algoritmo similar ao de decomposição em sub-bandas de um sinal unidimensional, realizando-se inicialmente a filtragem das linhas e depois das colunas da imagem. Este tipo de decomposição gera sub-imagens correspondentes a diferentes níveis de resolução e orientação, como ilustrado na Fig. 3.6. Fazendo-se uma filtragem passa-altas segundo as linhas, seguida de uma filtragem passa-baixas segundo as colunas, obtém-se uma sub-imagem de orientação vertical, que apresenta transição suave de tons ao longo das colunas. Na sub-imagem de orientação horizontal, a transição suave de tons ocorre ao longo das linhas, e na sub-imagem de orientação diagonal a transição de tons é semelhante ao longo das linhas e colunas.

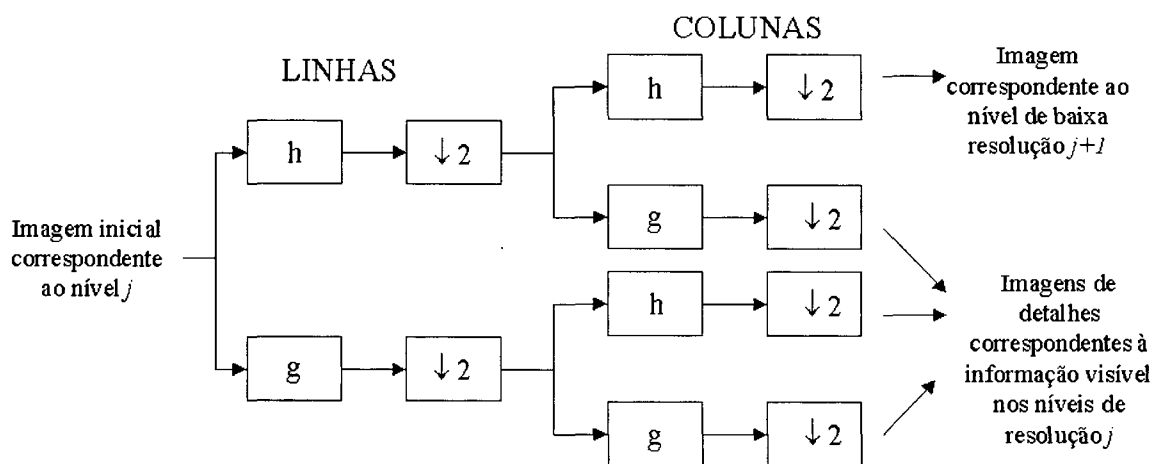


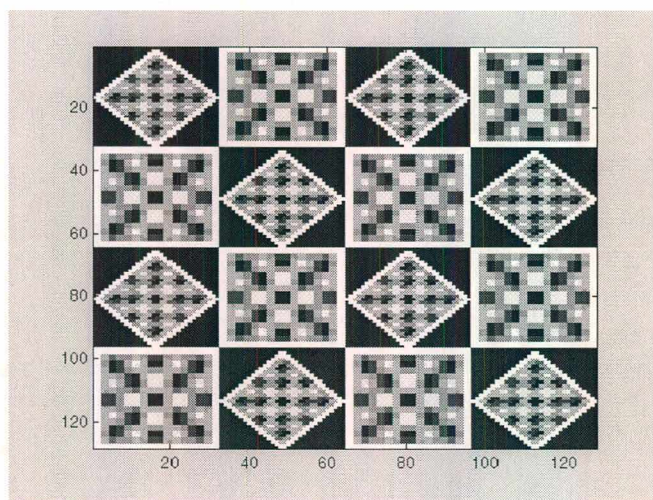
Fig. 3.5 - Um estágio em uma decomposição de imagem em sub-bandas.

$j \geq 2$	$j=2$	$j=1$
Sub-imagem de baixa resolução	Resolução $j=2$ Sub-imagem de orientação horizontal	Resolução $j=1$ Sub-imagem de orientação horizontal
Resolução $j=2$ Sub-imagem de orientação vertical	Resolução $j=2$ Sub-imagem de orientação diagonal	
Resolução $j=1$ Sub-imagem de orientação vertical		Resolução $j=1$ Sub-imagem de orientação diagonal

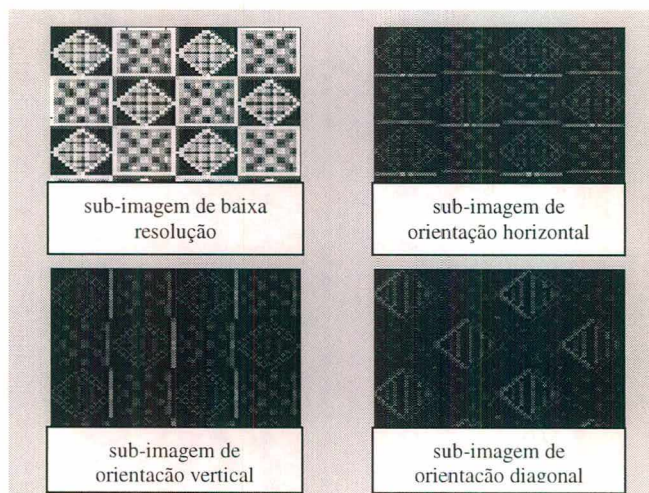
Fig 3.6 - Resoluções e orientações em um esquema de decomposição de imagens em *wavelets*.

A idéia de múltiplas resoluções e orientações pode ser melhor visualizada pela decomposição *wavelet* de uma imagem de padrões direcionais bem definidos, como mostra a Fig. 3.7. Observa-se claramente a correspondência entre os padrões da imagem e as diferentes direções em que se aplica a transformada.

A Fig. 3.8 mostra, a título de ilustração, uma imagem de uma impressão digital do padrão "Presilha Interna", e as sub-bandas resultantes de um nível de decomposição *wavelet*.

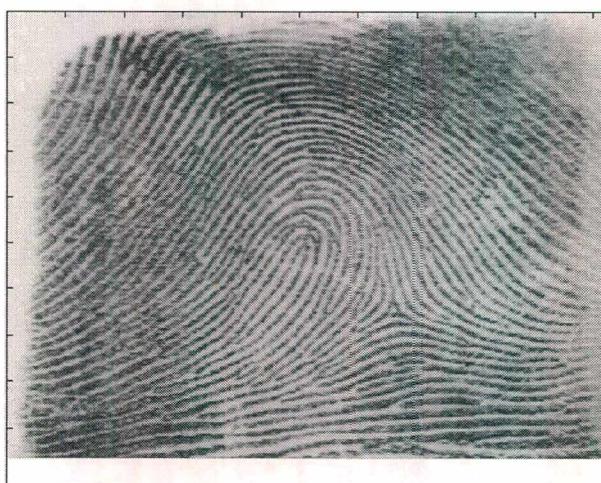


(a)

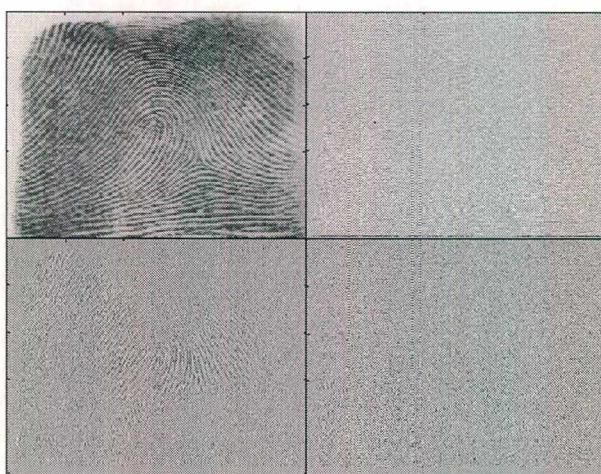


(b)

Fig. 3.7 - (a) Imagem com informação direcional bem definida; (b) sua decomposição *wavelet*.



(a)



(b)

Fig. 3.8 - (a) Imagem “Presilha” (b) sub-bandas da imagem “Presilha”.

O esquema de reconstrução da imagem é mostrado na Fig. 3.9.

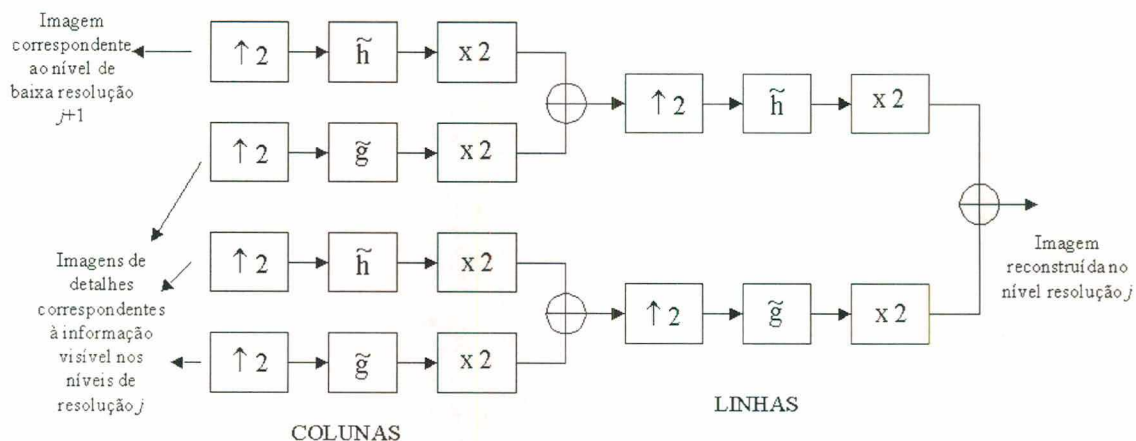


Fig. 3.9 - Um estágio da reconstrução de imagem decomposta em sub-bandas.

3.6 – Conclusões

A potencialidade do uso de transformada *wavelet* ao invés de transformadas clássicas como DFT (*Discrete Fourier Transform*) e DCT (*Discrete Cosine Transform*), deve-se ao fato da *wavelet* apresentar a propriedade de localização tempo-freqüência. Em lugar de transformar uma “descrição no tempo” pura em uma “descrição na freqüência” pura, os métodos baseados em *wavelets* conseguem um bom compromisso: uma “descrição no tempo-freqüência”, como em uma pauta musical com freqüências específicas para tempos específicos. É válido lembrar que à medida que se ganha precisão em freqüência, perde-se no tempo. Um músico não pode mudar freqüências instantaneamente, mas nossos olhos e ouvidos conseguem discernir localização tão bem quanto freqüência, e a transformada *wavelet* tem o mesmo propósito. Um exemplo é o caso extremo de um impulso instantâneo, com componentes de mesma magnitude em todas as freqüências. Sua transformada de Fourier apresenta magnitude constante em todo o espectro. Em contraste, sua transformada *wavelet* envolverá apenas uma pequena fração das *wavelets*: aquelas que, no tempo, se sobrepõem ao instante em que ocorreu o impulso.

O problema de resolução aparece mais claramente quando se necessita, em determinadas aplicações, conhecer exatamente a localização espacial de determinada porção do sinal de características conhecidas em freqüência, ou *vice-versa*. Em algoritmos

de reconhecimento de padrões, por exemplo, a utilização de uma única resolução acarreta o problema de falsos positivos quando a localização de pontos peculiares à imagem é exata, ou de falsos negativos quando o casamento de características é feito no domínio da frequência. Assim, a utilização da transformada *wavelet* estabelece um compromisso entre esses dois extremos. Partindo-se de um nível de resolução espacial mais grosseiro, mantém-se uma baixa probabilidade de falsos positivos, melhorando-se progressivamente a precisão na localização de características espaciais à medida que se atingem níveis menores de resolução.

Seguindo tal raciocínio, o próximo capítulo apresenta os passos necessários à extração de características de impressões digitais que serão tomadas como base no processo de identificação e, portanto, submetidas à análise multi-resolução. Ao invés de se manipular diretamente os dados da imagem de impressão digital, far-se-á a estimação de informação direcional das linhas papilares em cada nível de resolução. Essa informação direcional é utilizada diretamente na classificação e identificação de imagens comparadas às imagens de um banco de dados de impressões digitais.

Capítulo 4

RECONHECIMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS ATRAVÉS DA INFORMAÇÃO DIRECIONAL

4.1- Introdução

Um sistema de identificação de impressões digitais é geralmente constituído de dois estágios: um estágio de seleção "grosseira", no qual é feita a classificação da impressão digital em categorias ou grupos, e um estágio de seleção "fina", que faz a comparação entre uma impressão digital e outras de mesma categoria, segundo características mais peculiares. Embora o primeiro estágio não identifique automaticamente uma impressão digital dentro de um banco de impressões, ele é utilizado para reduzir a quantidade de impressões a serem comparadas.

A estratégia de classificação baseia-se na relação entre as posições de pontos singulares detectados na imagem de impressão digital. Dois tipos de pontos singulares, denominados pontos de *core* e pontos de *delta*, são considerados suficientes para classificar uma impressão digital em uma das categorias existentes [4,12]. Para o estágio de identificação, tradicionalmente são analisados, no domínio espacial, pontos de minúcias (terminações e bifurcações das linhas).

Este capítulo apresenta um método de classificação e identificação de impressões digitais, baseado em uma representação em multi-resolução da informação direcional da impressão digital. A idéia principal é fazer uso das mesmas informações em ambos os estágios, além de evitar etapas requeridas em sistemas de identificação puramente espaciais, como binarização, segmentação e afinamento das linhas.

Os passos para estimação da orientação das linhas papilares em diferentes níveis de resolução são descritos na Seção 4.2. Tais orientações são utilizadas na implementação de um algoritmo de classificação de impressões digitais em 5 padrões (Verticilo, Arco, Presilha Externa, Presilha Interna e Arco Tentado), baseado na determinação de pontos singulares, sendo descrito na Seção 4.3. Na Seção 4.4, apresenta-se a técnica de identificação proposta, que utiliza o grau de similaridade entre as impressões entrada e referência, tendo como base as orientações obtidas nos distintos níveis de resolução. Por fim, conclusões obtidas do método são apresentadas na Seção 4.5.

4.2- Estimação da Informação Direcional em Multi-resolução

As linhas papilares descrevem uma orientação que, de acordo com a categoria a que a impressão digital pertença, apresenta uma orientação preferencial. Tomemos como exemplo, uma impressão digital do tipo Verticilo, ilustrada na Fig. 4.1. A direção das linhas papilares desta imagem de impressão é mostrada na Fig. 4.2, verificando-se que se trata de uma boa representação da impressão da Fig. 4.1. Assim, a informação direcional pode ser explorada como elemento chave em um algoritmo de reconhecimento.

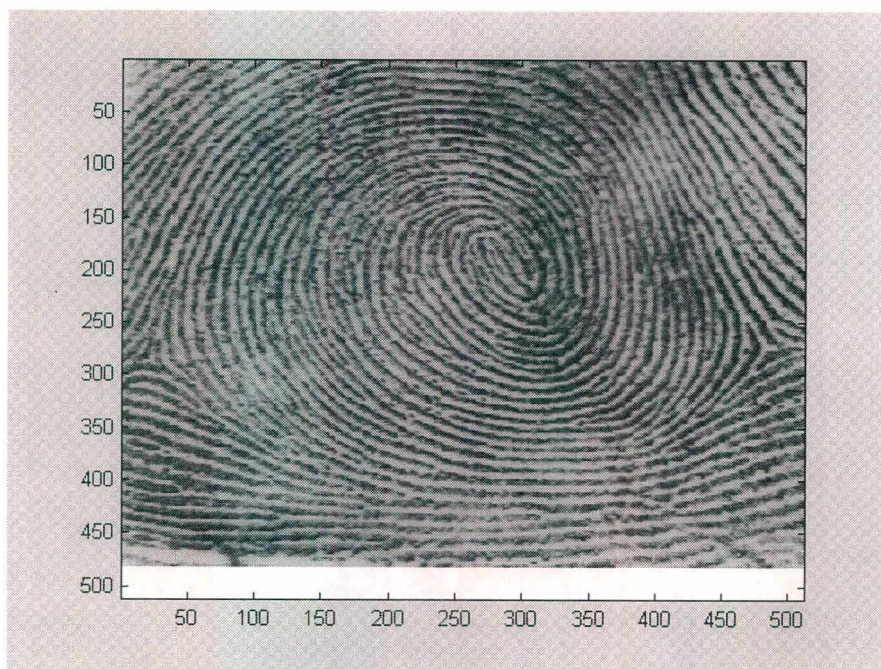


Fig. 4.1 - Imagem de impressão digital do tipo Verticilo.

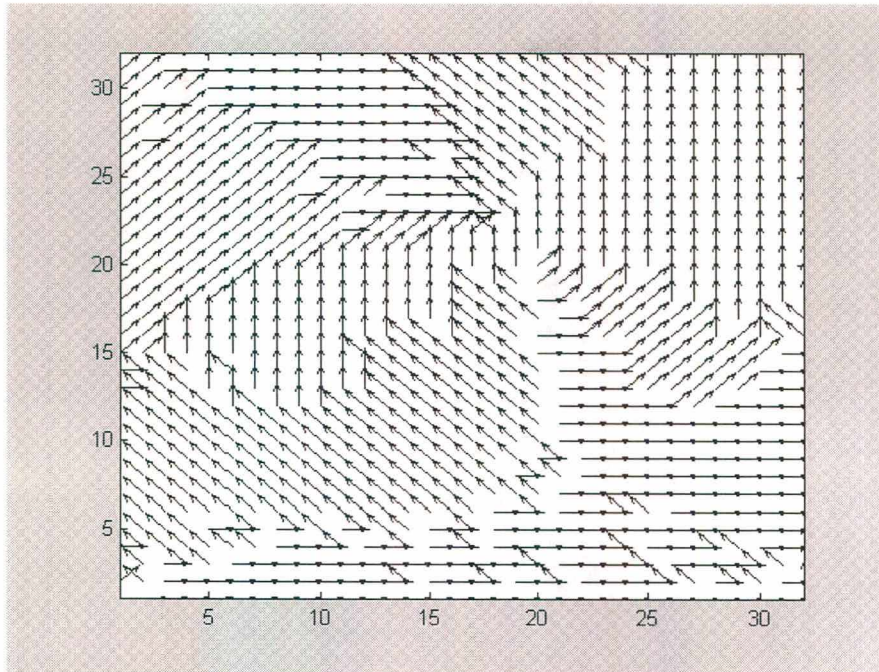


Fig. 4.2 - Campo orientação das linhas papilares correspondente à Fig. 4.1.

Deseja-se, então, estimar a orientação das linhas papilares. Existem diversos trabalhos que propõem métodos para calcular o campo de orientação de uma imagem de impressão digital [2,14]. Uma forma de estimação da orientação das linhas é através da extração da orientação pontual do vetor gradiente, já que este é perpendicular à máxima variação de intensidade do nível de cinza da imagem, como ilustra a Fig. 4.3.

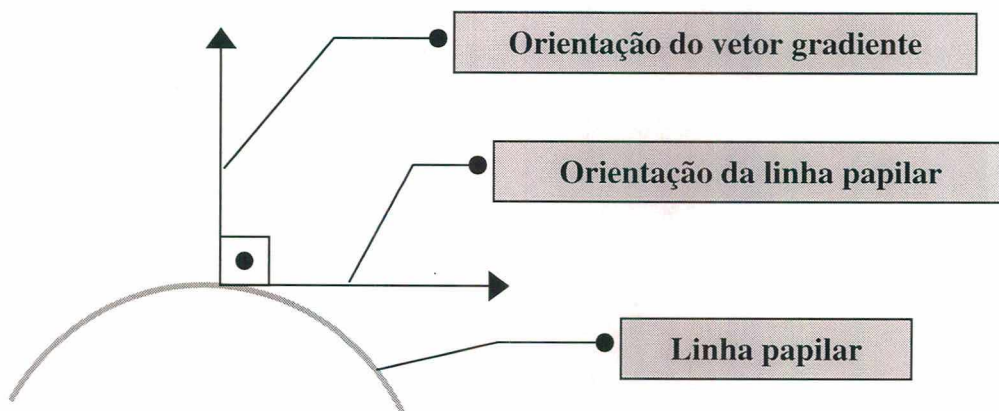


Fig. 4.3 - Estimação da orientação da linha papilar - caso ideal.

Entretanto, tal estimador, baseado em um única amostra, apresenta baixo desempenho devido às irregularidades nas linhas papilares bem como à presença de ruído (como, por exemplo, imagens adquiridas erroneamente), como ilustrado na Fig. 4.4.

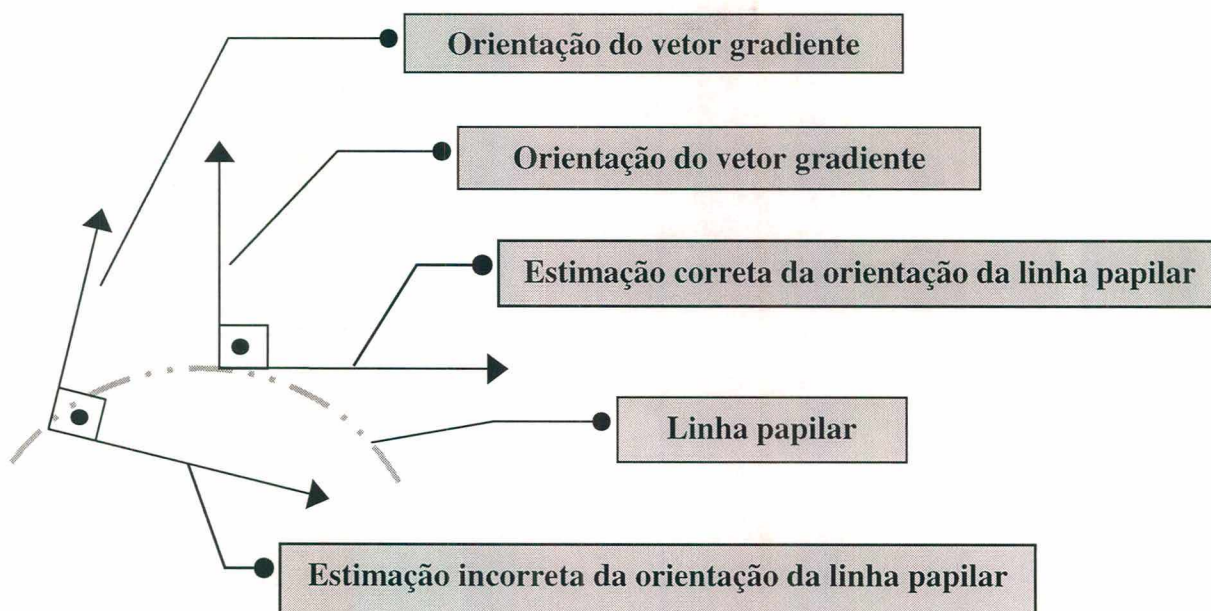


Fig. 4.4 - Estimativa da orientação da linha papilar - caso real.

Assumindo uma baixa variação espacial da orientação das linhas papilares, a estimativa da orientação pode ser melhor obtida se baseada em uma certa região da imagem ao invés de tomar um único *pixel*. Assim, para essa região diversas direções de vetores gradientes são obtidas, e a orientação local dominante é determinada através de uma composição (cálculo da direção resultante) dessas diversas direções vetoriais. No entanto, essa consideração traz dois problemas significativos:

- i) a orientação resultante não é única (direção $\theta = \theta + \pi$);
- ii) poderia haver cancelamento de alguns componentes no processo de obtenção da orientação resultante quando não o fosse esperado.

Uma forma de contornar tais problemas é descrita a seguir [14]. Assume-se que as direções dos vetores gradientes obtidas em uma determinada região estão indexadas pelo subscrito p , onde $p = 1, 2, \dots, N$, indica a respectiva direção. Considere-se agora um segmento de referência orientado com ângulo θ , e a orientação e o comprimento do p -ésimo segmento denotados, respectivamente, por θ_p e R_p , como mostrado na Fig. 4.5. A projeção desse segmento sobre o segmento de referência é $R_p \cos(\theta_p - \theta)$.

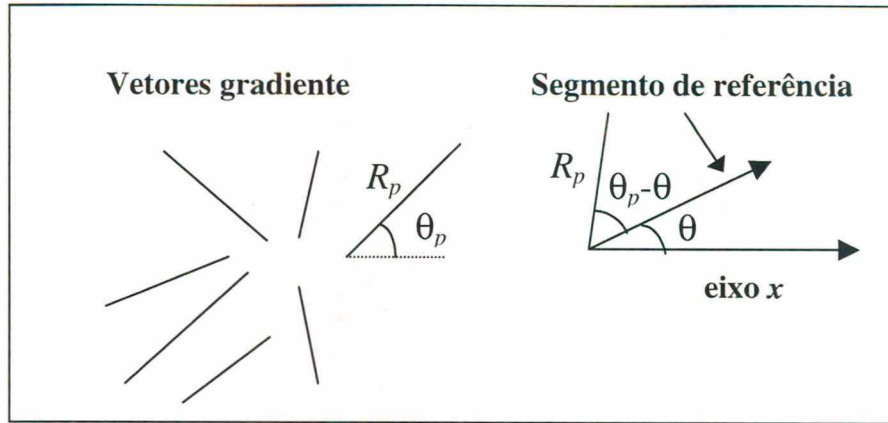


Fig. 4.5 - Vetores gradientes em uma região $N \times N$.

Considerando-se agora a soma do valor absoluto de todas as N projeções, tem-se

$$S_1 = \sum_{p=1}^N |R_p \cos(\theta_p - \theta)|. \quad (4.1)$$

S_1 varia à medida que a orientação θ do segmento de referência é alterada. O valor de θ que maximiza S_1 é denominado *orientação local dominante* para um dado conjunto de direções de vetores gradientes de uma determinada região. Assim, pode-se calcular a orientação local dominante maximizando S_1 com relação a θ . Visto que o valor absoluto da função S_1 não é diferenciável para todos os valores de θ , pode-se maximizar alternativamente a soma S_2 , onde

$$S_2 = \sum_{p=1}^N R_p^2 \cos^2(\theta_p - \theta). \quad (4.2)$$

Assim, diferenciando S_2 com relação a θ e igualando-se o resultado a zero, tem-se, após alguma manipulação matemática:

$$\sum_{p=1}^N R_p^2 \sin 2\theta_p \cos 2\theta = \sum_{p=1}^N R_p^2 \cos 2\theta_p \sin 2\theta. \quad (4.3)$$

Assim, a estimativa ótima de orientação local dominante é dada por:

$$\operatorname{tg}(2\theta) = \frac{\sum_{p=1}^N R_p^2 \operatorname{sen}(2\theta_p)}{\sum_{p=1}^N R_p^2 \operatorname{cos}(2\theta_p)}. \quad (4.4)$$

Há uma forma alternativa para a obtenção da expressão em (4.4). Considerem-se os segmentos no plano complexo representados por $R_p e^{i\theta_p}$, onde R_p representa o comprimento do p -ésimo segmento, e θ_p é sua direção. Elevando-se ao quadrado os segmentos complexos, cada um desses dará origem a um termo da forma $R_p^2 e^{2i\theta_p}$. Efetuando-se a soma dos N termos, o valor da tangente do complexo resultante, possuindo uma orientação β em relação ao eixo horizontal (x), é dado por

$$\operatorname{tg}(\beta) = \frac{\sum_{p=1}^N R_p^2 \operatorname{sen}(2\theta_p)}{\sum_{p=1}^N R_p^2 \operatorname{cos}(2\theta_p)}. \quad (4.5)$$

Tal equação é idêntica à Eq. (4.4).

Pode-se também mostrar que o valor ótimo de θ maximiza S_2 . Para tal deve-se mostrar que o valor de $\frac{d^2 S_2}{d\theta^2}$ para tal caso é negativo. Assim,

$$\frac{d^2 S_2}{d\theta^2} = -2 \sum_{p=1}^N R_p^2 \operatorname{cos}(2\theta_p - 2\theta). \quad (4.6)$$

Deve-se então mostrar que o resultado da soma em (4.6) é positivo. Para tanto, assume-se que apenas uma orientação local dominante exista. Nesse caso, os termos $R_p^2 \operatorname{cos}(2\theta_p - 2\theta)$, para $p=1, \dots, N$, representam os quadrados dos módulos das projeções dos vetores sobre a linha orientada de direção 2θ . Portanto, a soma desses valores é

positiva quando a textura possui somente uma orientação local dominante. Assim, pode-se afirmar, no sentido da máxima norma quadrática de S_1 , que a Eq. (4.4) fornece uma estimativa adequada da orientação local para uma determinada região da imagem.

Outro ponto interessante de interpretação pode ser abordado como segue. O procedimento que deu origem à Eq. (4.4) pode ser considerado como um processo de suavização da imagem. Rao e Schunck [14] utilizaram para tal um filtro do tipo *box* (todos os coeficientes idênticos). Kass e Witkin [15] utilizaram uma envoltória gaussiana para essa suavização. Kuosmanem e Tico [2] utilizaram o filtro passa-baixas associado à *wavelet* de Haar. Neste trabalho, o processo de suavização usado é idêntico ao de [2], no qual a redução das dimensões da imagem, após cada estágio, é aproveitada na etapa de identificação, como será visto mais adiante.

Para se utilizar a Eq. (4.5) na estimativa da orientação em cada ponto da imagem, considera-se o vetor gradiente possuindo componentes G_x e G_y . Assim, no plano complexo o vetor gradiente é representado por $G = G_x + iG_y$. Considerando-se agora o vetor gradiente no ponto (m, n) da imagem, em representação polar, $R_{mn}e^{i\theta_{mn}}$, a estimativa da orientação local dominante em uma determinada região $N \times N$ da imagem é dada por

$$\theta = \frac{1}{2} \operatorname{tg}^{-1} \left(\frac{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \operatorname{sen}(2\theta_{mn})}{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \operatorname{cos}(2\theta_{mn})} \right) = \frac{1}{2} \operatorname{tg}^{-1} \left(\frac{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N 2R_{mn}^2 \operatorname{sen}(\theta_{mn}) \operatorname{cos}(\theta_{mn})}{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 (\operatorname{cos}^2(\theta_{mn}) - \operatorname{sen}^2(\theta_{mn}))} \right). \quad (4.7)$$

Pode-se verificar na expressão anterior que existem termos referentes às projeções x e y do vetor gradiente:

$$X = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \operatorname{cos}^2 \theta_{mn} = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N G_x^2(m, n),$$

$$Y = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \operatorname{sen}^2 \theta_{mn} = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N G_y^2(m, n) \quad (4.8)$$

$$Z = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N R_{mn}^2 \sin \theta_{mn} \cos \theta_{mn} = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N G_x(m,n)G_y(m,n).$$

Logo, tem-se

$$\theta = \frac{1}{2} \operatorname{tg}^{-1} \left(\frac{2Z}{X - Y} \right). \quad (4.9)$$

Para estimar a orientação das linhas papilares, α , bastaria, então, somar-se $\pi/2$ à Eq. (4.9), já que a orientação das linhas papilares é perpendicular à orientação do vetor gradiente. Entretanto, devem-se tomar alguns cuidados. Primeiramente, sendo $\alpha = \theta + \pi/2$ e sendo a função tangente periódica em π , conclui-se que $\operatorname{tg}(2\alpha) = \operatorname{tg}(2\theta)$, ou seja, existe a possibilidade de, ao se determinar θ pela Eq. (4.9), já ser encontrado o valor de α . Além disso, é interessante representar α no intervalo $[0, \pi)$ rad, pois no processo de classificação a informação direcional é quantizada em 4 níveis entre 0 e π rad (como será visto na próxima seção). Assim, uma expressão para a orientação das linhas papilares que leva em consideração esses dois casos é dada por [2]:

$$\alpha = \frac{1}{2} \operatorname{tg}^{-1} \left(\frac{2Z}{X - Y} \right) + \operatorname{sign}[\operatorname{sign}(Z) - 0.5] \{1 - \operatorname{sign}[1 + \operatorname{sign}(X - Y)]\} \frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{2} \quad (4.10)$$

onde $\operatorname{sign}(\cdot)$ representa a função sinal.

Substituindo $N = 2^j = 1$ na Eq. (4.8), obtêm-se três imagens $X^{(0)}$, $Y^{(0)}$ e $Z^{(0)}$ com a mesma resolução da imagem original, definidas como segue:

$$\begin{aligned} X^{(0)}(i, j) &= (G_x(i, j))^2 \\ Y^{(0)}(i, j) &= (G_y(i, j))^2 \end{aligned} \quad (4.11)$$

$$Z^{(0)}(i, j) = G_x(i, j)G_y(i, j).$$

Uma representação multi-resolução das três imagens é obtida selecionando as sub-bandas de baixas frequências de um certo número de estágios de sua decomposição *wavelet* de Haar. $X^{(j)}$, $Y^{(j)}$ e $Z^{(j)}$ representam, assim, as sub-bandas de frequência obtidas como resultado da aplicação do j -ésimo estágio de decomposição em $X^{(0)}$, $Y^{(0)}$ e $Z^{(0)}$, respectivamente. Cada *pixel* da sub-banda de baixas frequências do j -ésimo estágio de decomposição *wavelet* agrega os valores de $2^j \times 2^j$ *pixels* da imagem original. Portanto, cada *pixel* de $X^{(j)}$, $Y^{(j)}$ e $Z^{(j)}$ é realmente computado como na Eq. (4.8) para $N = 2^j$, levando em consideração a contribuição dos vetores gradientes localizados em uma região $2^j \times 2^j$ da imagem original.

4.3 - Classificação da Impressão Digital Baseada em Pontos Singulares

A classificação de impressões digitais por pontos singulares baseia-se na análise de uma imagem direcional quantizada ($A^{(j)}$) e de uma grandeza denominada *nível de certeza* ($R^{(j)}$), em j níveis de resolução. A imagem direcional $A_{(m,n)}^{(j)}$, obtida dos valores de α no j -ésimo estágio de decomposição *wavelet*, é quantizada uniformemente entre 0 e π , ou seja, com valores possíveis 0, 1, 2 e 3, correspondendo respectivamente a 0° , 45° , 90° e 135° . O nível de certeza será abordado posteriormente.

A análise de $A_{(m,n)}^{(j)}$ é feita tomando-se todos os possíveis blocos de 2×2 *pixels* que existem na imagem direcional. Denotando por a_q , $q = 0, \dots, 3$, as direções quantizadas dos quatro *pixels* de cada bloco de $A_{(m,n)}^{(j)}$, utiliza-se o seguinte índice [2]:

$$\gamma = \sum_{q=0}^3 \left\{ \left(a_q - a_{(q+1) \bmod 4} \right) \bmod 4 \right\}. \quad (4.12)$$

Este índice analisa o comportamento das linhas papilares, para que se possa apontar uma região de divergência ou convergência.

Uma vez obtido γ , há duas possibilidades relevantes a se considerar na determinação de pontos singulares (pontos de *core* e pontos de *delta*):

- 1) Os quatro *pixels* da região analisada apresentam três diferentes direções quantizadas.
- 2) O bloco de 2×2 *pixels* possui 4 direções distintas.

Para os demais casos, não há a possibilidade de se encontrar pontos singulares, não sendo então levada adiante a análise.

Assim, parte-se da imagem de sub-banda baixa do nível de resolução j , analisando-se blocos de 2×2 *pixels* por vez. Encontrando-se ao menos três direções distintas, o índice γ é computado, e o bloco é classificado da seguinte forma:

Tabela 4.1 - Classificação de blocos conforme o índice γ

	Índice γ para 3 direções distintas	Índice γ para 4 direções distintas
<i>Core</i>	4	4
<i>Delta</i>	8	12

Apenas blocos classificados como *core* ou *delta* permanecem sob teste no nível de resolução imediatamente inferior. Considere-se, por exemplo, que um dado bloco de 2×2 *pixels* foi classificado como *delta* no nível de resolução j . Esse bloco dará origem a quatro novos blocos de 2×2 *pixels* no nível de resolução $j-1$. Destes, só permanecerá para posterior processamento os classificados também como *delta*, sendo privilegiado, caso haja mais de um bloco com mesma classificação, o que possuir um maior *nível de certeza*, grandeza que será definida a seguir.

4.3.1 - Nível de Certeza

A estimação da orientação das linhas papilares sugerida na Eq. (4.10) baseia-se na hipótese de que os vetores gradiente de uma região $N \times N$ são orientados de forma comportada, e portanto fornecem uma boa estimativa de orientação das linhas papilares. Entretanto, é possível que os vetores gradiente estejam caoticamente orientados, o que

conduziria a uma estimação incorreta da orientação das linhas papilares. Deve-se, então, recorrer a uma medida que faça a distinção entre esse dois casos. Tal medida pode ser obtida pela estimação por mínimos quadrados da orientação das linhas papilares em uma região, buscando minimizar [2]:

$$Q(u) = \sum \sum (u^T z_{mn})^2 = u^T \left(\sum \sum z_{mn} z_{mn}^T \right) u = u^T H u \quad (4.13)$$

onde "T" representa a operação de transposição matricial e z_{mn} representa o conjunto de vetores gradiente na região tomada. Como H é uma matriz simétrica positiva semidefinida, seus autovalores $\lambda_{1,2}$ são reais e positivos, e seus autovetores $u_{1,2}$ são ortogonais entre si. O autovetor u_1 é orientado ao longo da orientação dominante dos vetores gradientes, de forma que u_2 é orientado ao longo das linhas papilares.

Há, nesse caso, duas situações a se considerar: a) os vetores gradiente da região tomada exibem uma orientação preferencial; b) os vetores gradiente apresentam uma orientação desordenada. Para este último caso, u_2 não é uma estimativa de orientação consistente, o que se reflete em uma faixa de valores de $Q(u)$, $\lambda_1 - \lambda_2$, pequena. Para a outra situação, u_2 torna-se uma estimativa bastante razoável da orientação das linhas, o que corresponde por sua vez a uma diferença máxima $\lambda_1 - \lambda_2$. Assim, tal faixa é uma boa referência de quão consistente é a estimativa de orientação das linhas papilares, podendo-se então definir uma imagem $R^{(j)}$ de nível de certeza para o j -ésimo estágio de decomposição *wavelet*, dada por $\lambda_1 - \lambda_2$, ou, em termos das grandezas em (4.8):

$$R^{(j)} = \sqrt{(X^{(j)} - Y^{(j)})^2 + 4(Z^{(j)})^2} . \quad (4.14)$$

4.3.2 - Algoritmo de Classificação

Como já mencionado, a determinação de pontos singulares em uma impressão digital baseia-se na análise multi-resolução da informação direcional. A seguir, são enunciados os passos seguidos para a classificação de uma impressão digital em um dos 5

padrões aqui admitidos (Arco, Arco Tentado, Presilha Interna, Presilha Externa e Verticilo). A seqüência de passos é um aperfeiçoamento do esquema proposto em [2].

- 1) Marca-se uma região de interesse na impressão digital a ser classificada, de modo a evitar que sejam encontrados pelo algoritmo pontos singulares falsos (como, por exemplo, os decorrentes de descontinuidades nas bordas). A seguir, seleciona-se o nível de resolução ' j ', tomando-se para cada *pixel* nesse nível uma região de 2×2 *pixels* (o próprio *pixel* e seus três *pixels* adjacentes, à direita e abaixo);
- 2) Verifica-se, para cada região de 2×2 *pixels*, quantas direções distintas existem (de acordo com a Fig. 4.1, considerando que a informação direcional no nível de resolução j possua dimensões 4×4 *pixels*). Caso existam pelo menos três direções distintas, é calculado o índice γ como em (4.12), e a região é classificada conforme a Tabela 4.1;

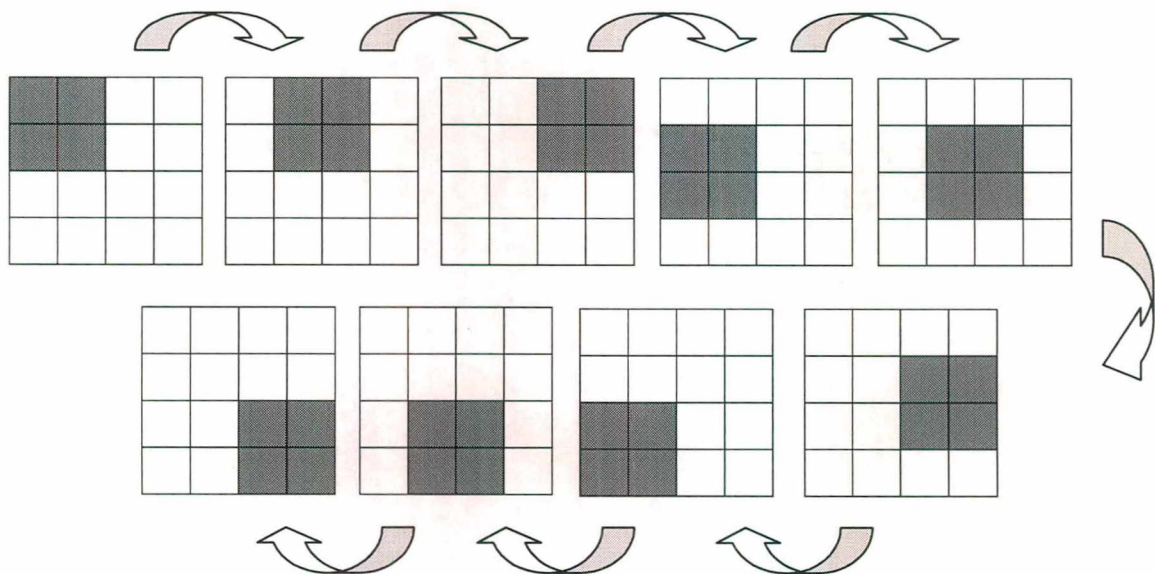


Fig. 4.6 - Varredura de regiões de 2×2 *pixels* para determinação de pontos singulares no nível de resolução j .

- 3) Regiões classificadas como *core* ou *delta* serão mantidas para a análise do nível de resolução seguinte. Cada uma dessas regiões do nível j está relacionada a uma região de 4×4 *pixels* no nível de resolução $j-1$, como mostra a Fig. 4.7;

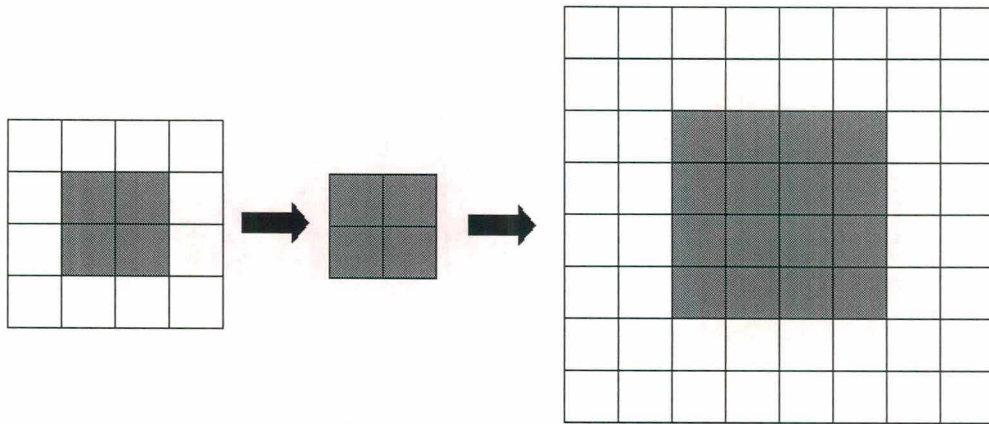


Fig. 4.7 - Transporte de uma região de 2×2 pixels do nível de resolução j para o nível de resolução $j-1$.

- 4) As novas regiões são percorridas em blocos de 2×2 pixels, cada qual sendo classificado como no passo (2). Blocos que não obtiverem no nível $j-1$ a mesma classificação do que a correspondente região classificada no nível j serão descartados, como mostra a Fig. 4.8;

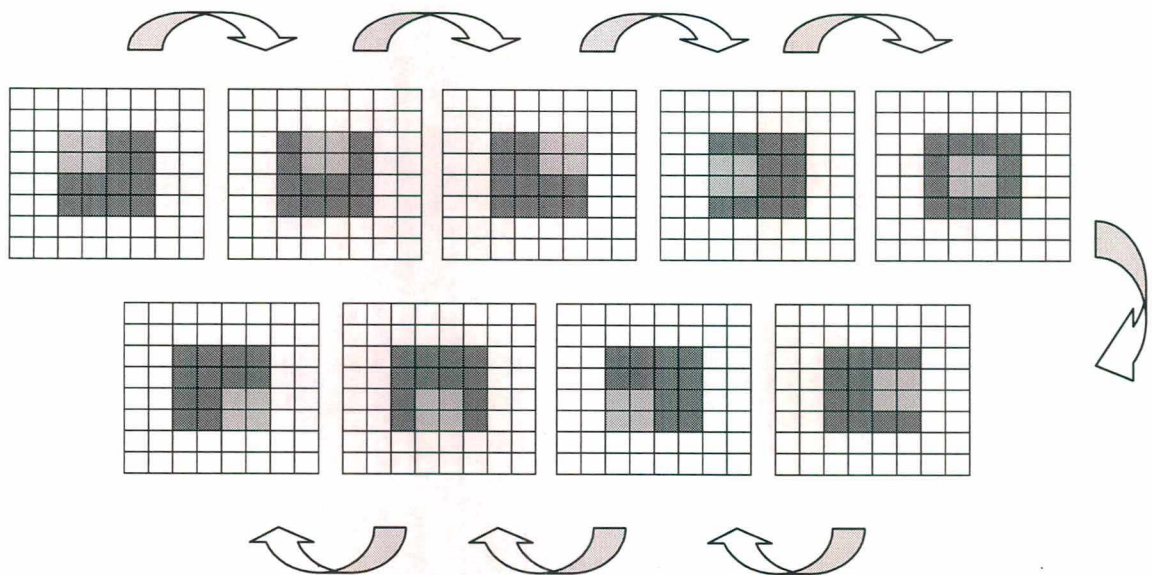


Fig. 4.8 - Varredura de sub-regiões de 2×2 pixels, pertencentes a região 4×4 pixels, para determinação de pontos singulares no nível de resolução $j-1$.

- 5) Havendo mais de um bloco remanescente correspondendo a uma mesma região no nível de resolução j , é selecionado o bloco que possui maior soma algébrica dos níveis de certeza de seus pixels, como mostra a Fig.4.9;

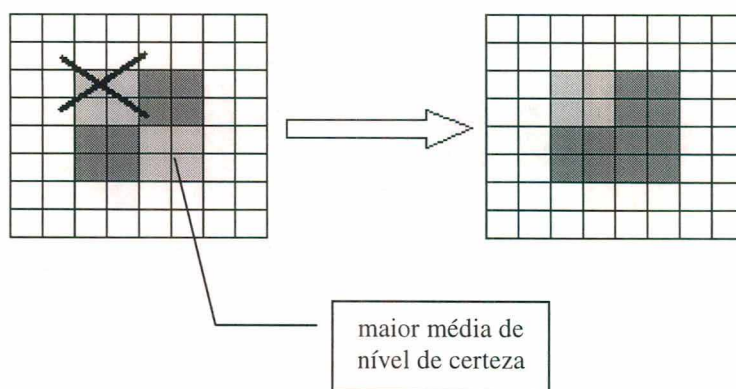


Fig. 4.9 - Definição da região de 2x2 pixels a ser mantida segundo o nível de certeza.

- 6) Sobre os blocos restantes, são aplicados os passos (2)-(6) até o primeiro nível de resolução, e ao final têm-se marcados os pontos singulares na imagem em resolução original, em uma resolução de 2×2 pixels.

Uma vez obtidas as coordenadas dos pontos singulares em cada nível de resolução, são sugeridas aqui algumas correções para eliminar falsos pontos singulares. O surgimento desses pontos falsos provém de bordas e falhas nas impressões, o que é levado em consideração para as medidas de correção explicadas a seguir.

- 1) Inicialmente, são descartados os pontos singulares posicionados fora da região de interesse marcada ao início do processamento;
- 2) Os pontos singulares são tomados nos 1^o e 2^o níveis de resolução, sendo então feita a pré-classificação da impressão em duas etapas. Na primeira etapa, são considerados os pontos singulares obtidos no 1^o nível de resolução. A Tabela 4.2 descreve o critério de classificação realizado nessa etapa.

Tabela 4.2 - Classificação da Impressão Digital por Pontos Singulares - análise no 1º nível de resolução

Padrão	Número de pontos de <i>Core</i> no 1º nível de resolução	Número de pontos de <i>Delta</i> no 1º nível de resolução
Indefinido	0	*
	*	0
Presilha ou Arco Tentado	1	1
Verticilo	2	*
	*	2

*Irrelevante

Como observado na Tabela 4.2, impressões em que não estejam presentes os dois tipos de pontos (*core* e *delta*) não podem ainda ser pré-classificadas, sendo necessária a realização de uma segunda etapa de pré-classificação. Para esse caso, são tomados os pontos singulares no 2º nível de resolução, e novamente realizada a análise sobre estes, como mostra a tabela a seguir.

Tabela 4.3 - Classificação da Impressão Digital por Pontos Singulares - análise no 2º nível de resolução

Padrão	Número de pontos de <i>Core</i> no 2º nível de resolução	Número de pontos de <i>Delta</i> no 2º nível de resolução
Arco	0	0
Presilha ou Arco Tentado	1	0
	0	1
Verticilo	2	*
	*	2

*Irrelevante

3) Feita a pré-classificação, dá-se especial atenção às imagens classificadas como Verticilo. Nestas, os pontos de *core* e *delta* devem estar adequadamente localizados

para que as imagens sejam efetivamente classificadas como Verticilo. Assim, há dois casos a se considerar:

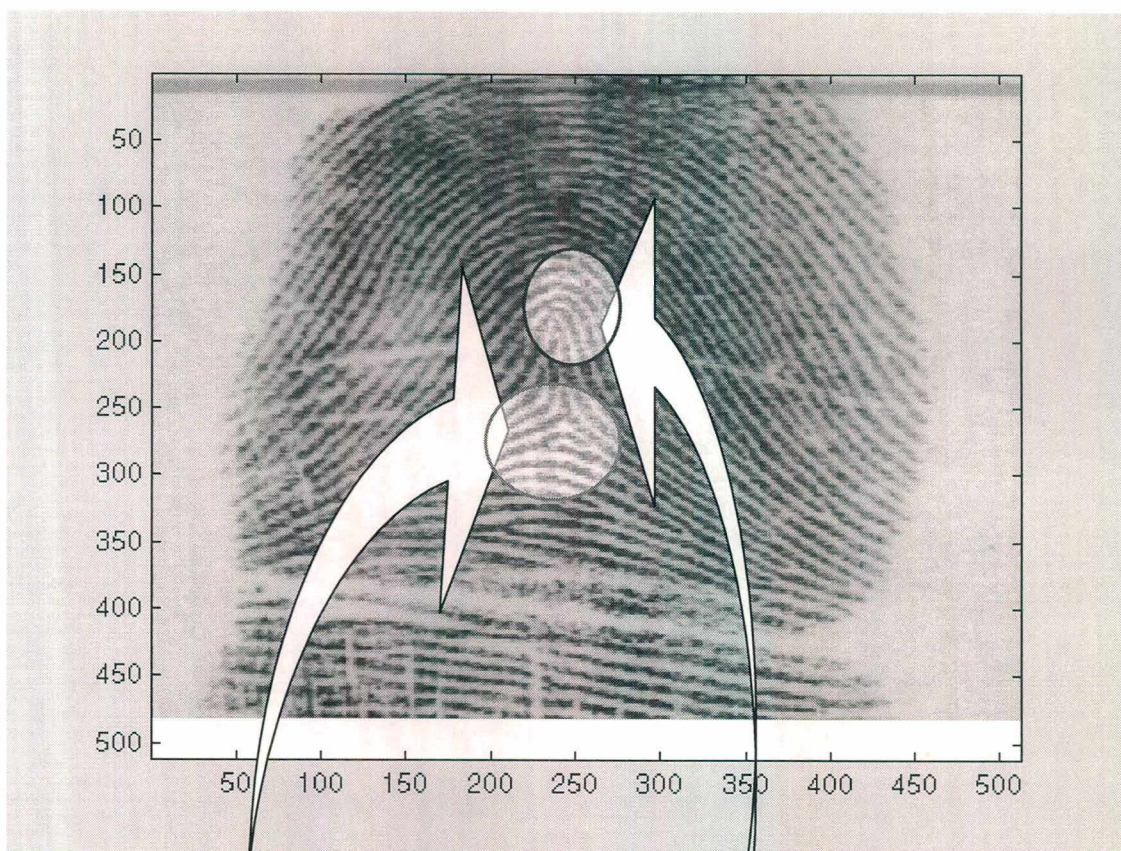
- Existência de 2 pontos de *core*: eliminam-se aqueles situados em colunas fora da metade central da imagem de impressão digital, já que pontos de *core* verdadeiros ocupam posições centrais na impressão digital. Havendo ainda 2 pontos de *core* remanescentes, serão mantidos se estiverem distantes de menos de 10 *pixels* tanto na direção *x* quanto na direção *y*. Caso contrário, será mantido apenas o de maior nível de certeza;
- Existência de 2 pontos de *delta*: para o caso de tais pontos distarem de menos de 32 *pixels* no 1º nível de resolução (já que pontos de *delta* verdadeiros, em imagens do grupo Verticilo, encontram-se relativamente distantes), será mantido o de maior nível de certeza. Do contrário, ambos serão preservados.

Deve-se salientar que, para o caso de haver 2 pontos de *core* e 2 pontos de *delta*, é priorizado o tratamento de pontos de *delta*.

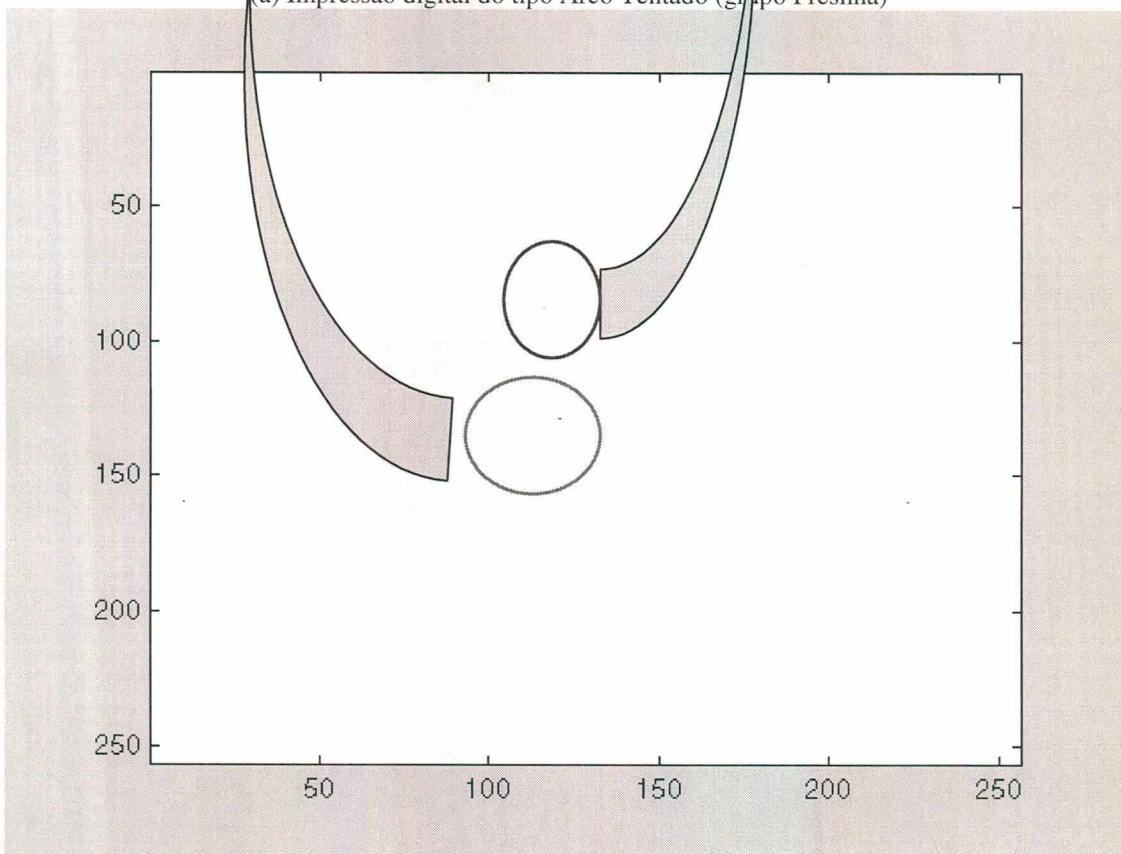
4) Finalmente, para impressões do grupo Presilha, é feita a distinção entre Presilha Interna, Presilha Externa e Arco Tentado, se as imagens desse grupo possuírem 1 ponto de *delta*. Para isso, define-se uma região contendo as 48 colunas centrais da imagem de impressão digital, no 1º nível de resolução, realizando-se então a seguinte classificação:

- Pontos de *delta* que se localizem dentro dessa região caracterizam o grupo Arco Tentado;
- Pontos de *delta* à esquerda dessa região caracterizam o padrão Presilha Externa;
- Finalmente, pontos de *delta* situados à direita dessa região definem o grupo Presilha Interna.

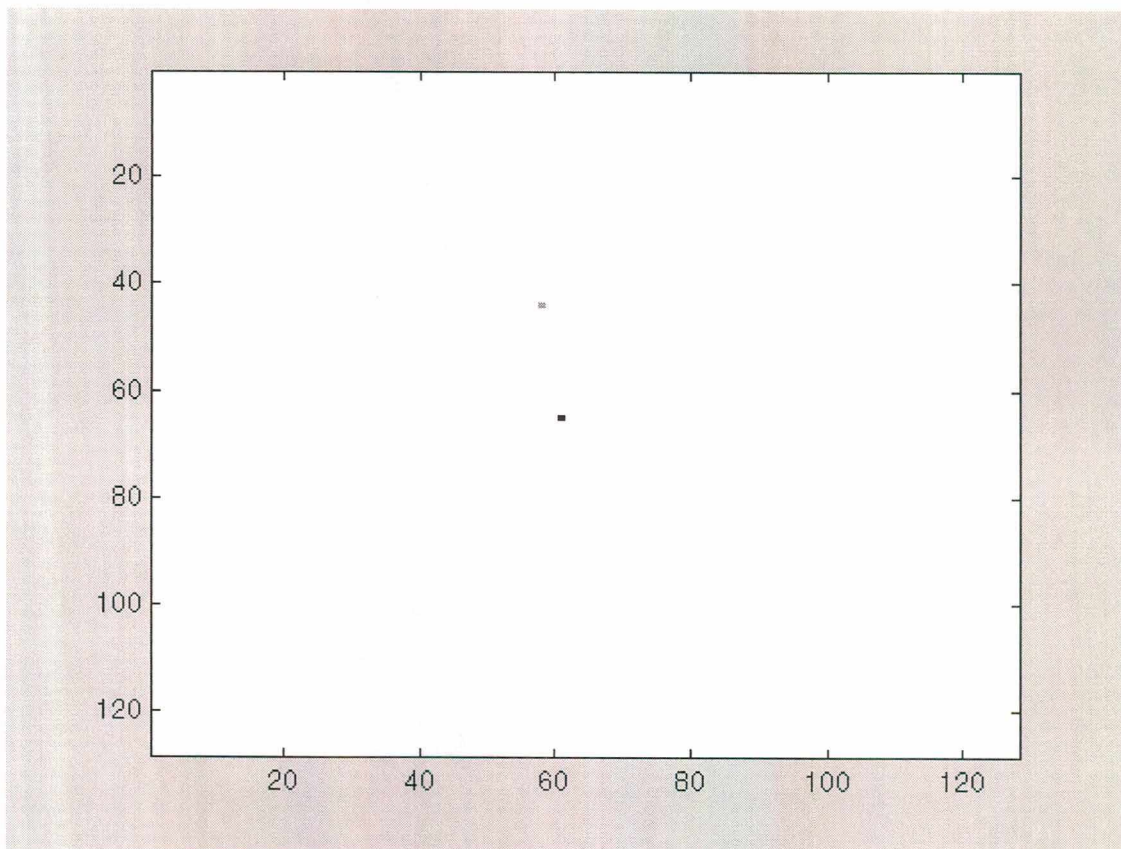
Um exemplo de utilização do algoritmo para classificação de uma impressão digital do grupo Presilha é ilustrado nas Figs. 4.10(a) a 4.10(f). A impressão corresponde a um Arco Tentado, apresentando um ponto de *core* e um ponto de *delta*.



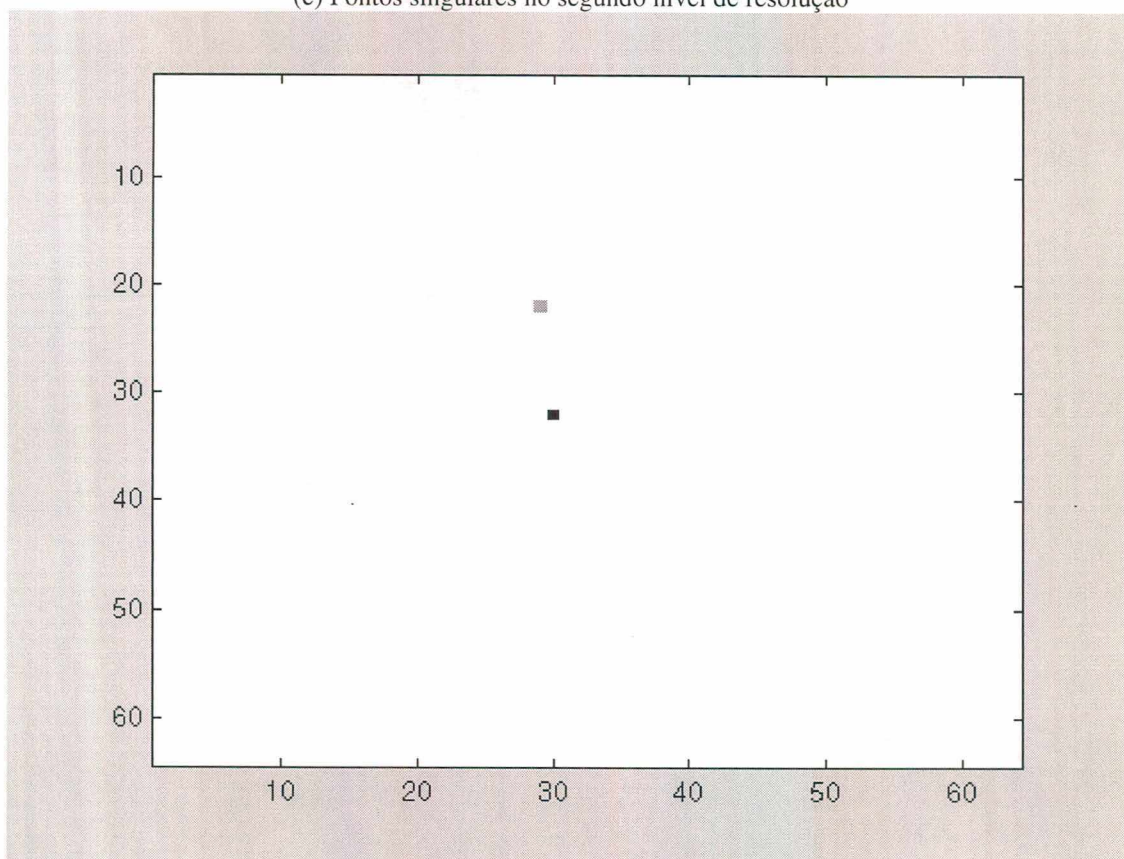
(a) Impressão digital do tipo Arco Tentado (grupo Presilha)



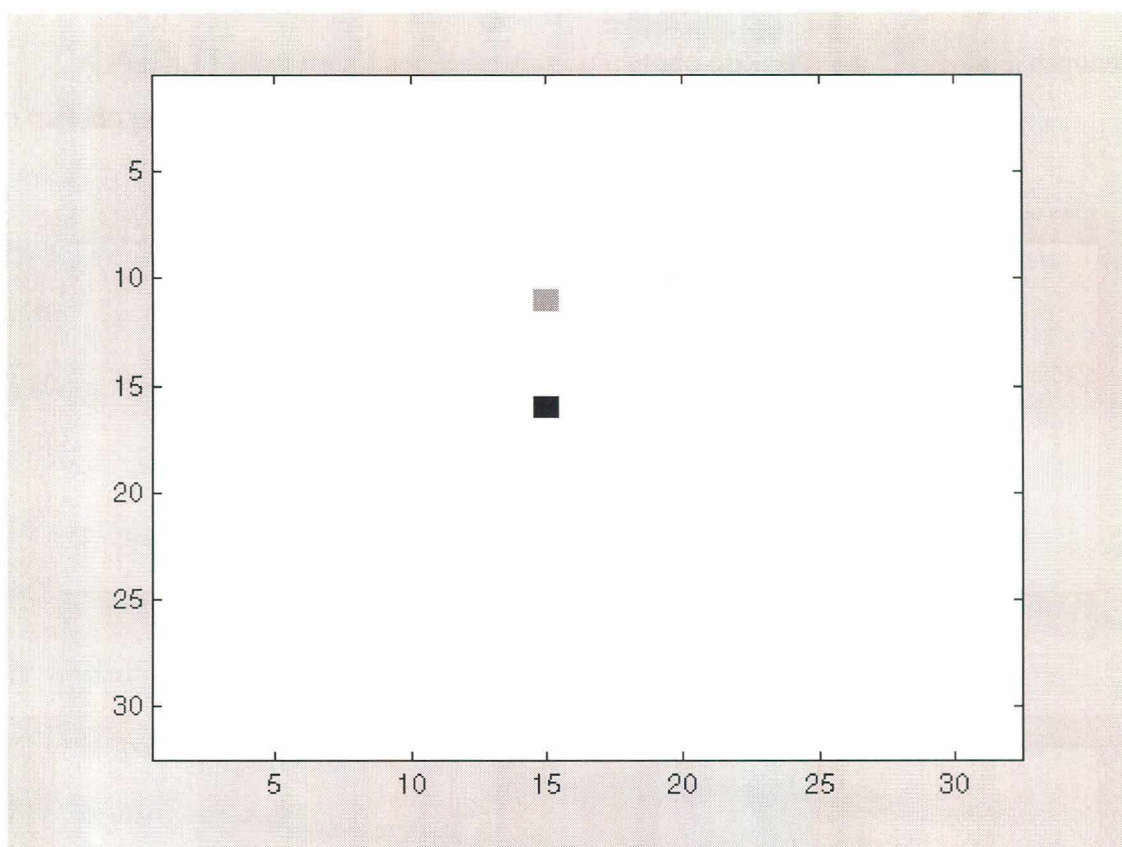
(b) Pontos singulares no primeiro nível de resolução



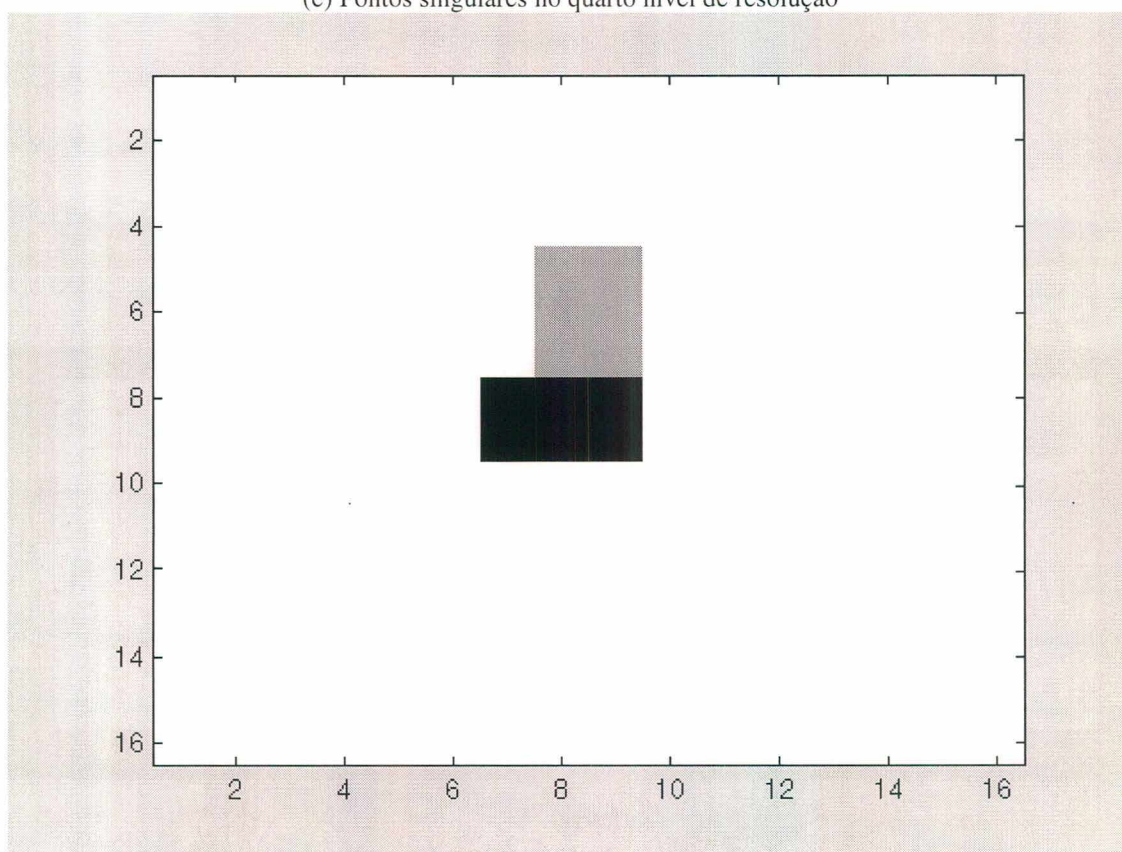
(c) Pontos singulares no segundo nível de resolução



(d) Pontos singulares no terceiro nível de resolução

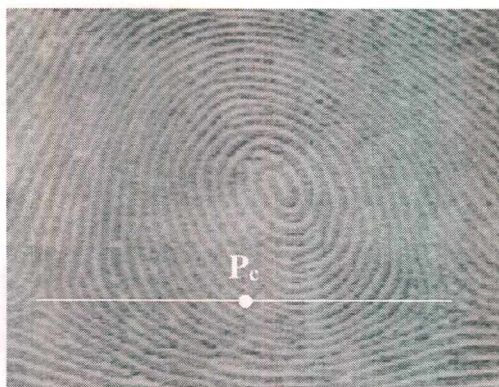


(e) Pontos singulares no quarto nível de resolução



(f) Pontos singulares no quinto nível de resolução

Fig. 4.10 - Pontos singulares de uma impressão digital para sucessivos níveis de resolução.



(c) Ponto central tomado para o caso de 2 deltas

Fig. 4.13 - Determinação de prováveis pontos centrais em Verticilos.

- 3) Para imagens classificadas como do grupo Presilha (Presilha Internas, Externa e Arco Tentado), uma vez que não há pontos singulares que evidenciem simetria na impressão, é tomada uma região de interesse utilizada no processo de classificação, buscando-se dentro dessa região o ponto que apresentar maior variância em linha e coluna. A Fig. 4.14 ilustra a técnica proposta.

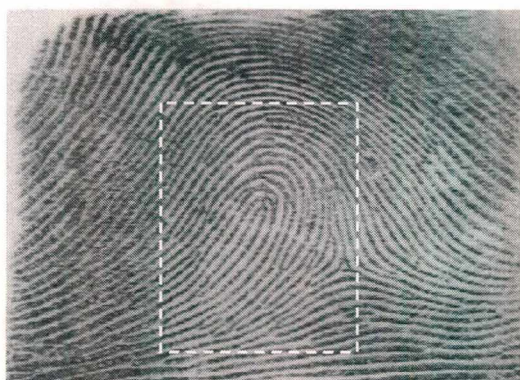


Fig. 4.14 - Seleção de região de interesse para determinação de ponto central em Presilhas.

Para a determinação do grau de similaridade entre a impressão entrada e as impressões referência de mesmo grupo da imagem entrada, toma-se um bloco de $N \times N$ pixels em torno do ponto central nas imagens direcionais dos níveis de resolução 3, 4 e 5. Esse bloco “varre” as imagens direcionais de mesmo nível para cada imagem referência, sendo calculada ao longo desse processo uma medida de erro (ou similaridade), como ilustrado na Fig. 4.15. As setas indicam o sentido de varredura.

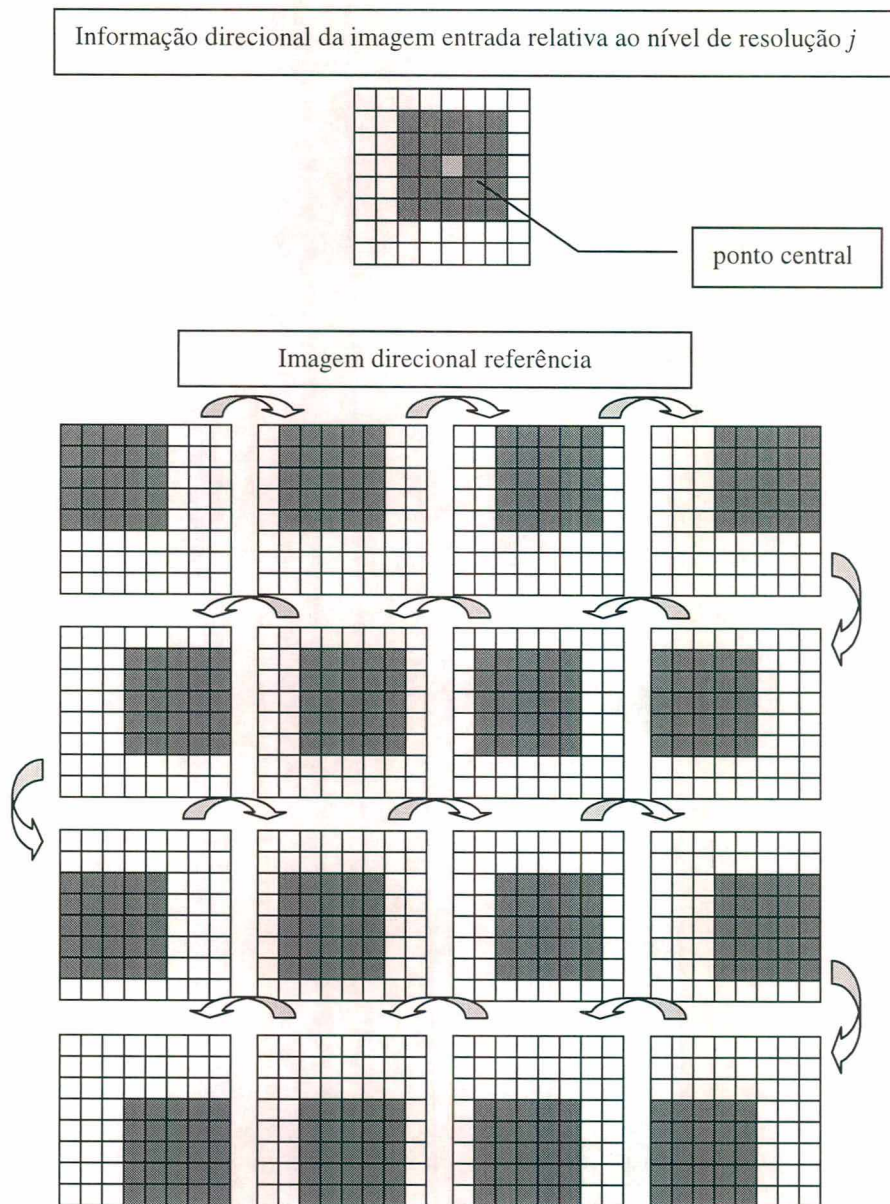


Fig. 4.15 - Análise da similaridade entre a informação direcional de uma imagem referência e a informação direcional da imagem entrada, no nível de resolução j .

Em cada ponto tomado nas imagens direcionais, a similaridade entre as impressões digitais de entrada e referência é computada. A medida de similaridade V no ponto (m, n) , baseada na medida apresenta em [3], é dada por:

$$V(m, n) = \sum_{p=-f_{ix}\left(\frac{N}{2}\right)}^{f_{ix}\left(\frac{N}{2}\right)} \sum_{q=-f_{ix}\left(\frac{N}{2}\right)}^{f_{ix}\left(\frac{N}{2}\right)} |(\theta_{REF}(m+p, n+q) - \theta_{ENT}(p, q))| \quad (4.15)$$

onde θ_{ENT} e θ_{REF} representam imagens direcionais das impressões digitais de entrada e referência, respectivamente. A região de $N \times N$ pixels na imagem referência que apresentar menor erro em relação ao bloco de $N \times N$ pixels da imagem entrada terá seu pixel central marcado, e o valor de similaridade nesse ponto será registrado. Tal procedimento é repetido para o quarto e o terceiro níveis de resolução.

Uma vez registrados os valores de mínima similaridade para o 3º, 4º e 5º níveis de resolução, o desafio é manipular tais valores de forma a selecionar, no conjunto de imagens referência, ao menos uma imagem correspondente à imagem entrada. Por outro lado, deve-se garantir que não sejam indicados falsos positivos. Uma estratégia de decisão que garante a seleção de impressões referência sem identificação de falsos positivos é discutida na próxima seção.

4.4.2- Seleção de Impressões Candidatas

Para identificar uma impressão digital de entrada em um banco de dados de impressões referência, suas similaridades de orientação relativas são analisadas sucessivamente em distintas resoluções. Uma impressão referência é identificada como candidata se atende aos requisitos de similaridade nos 3º, 4º e 5º níveis de resolução, ou seja, se os valores de similaridade se mantêm baixos para estes 3 níveis de resolução (o que pode ser verificado estatisticamente através da média e/ou variância). A idéia aqui é verificar o grau de similaridade entre uma impressão entrada e um grupo de impressões referência em diferentes escalas, de forma que a impressão referência que obtiver similaridade média inferior a um limiar pré-estabelecido possa ser apontada como correspondente à impressão entrada.

Finalmente, para a garantia da não-ocorrência de falsos positivos, arbitra-se um limiar mínimo de similaridade média, de forma que, para baixos valores desse limiar, somente uma impressão seja indicada como correspondente. O diagrama em blocos do sistema classificador/identificador é ilustrado na Fig. 4.16.

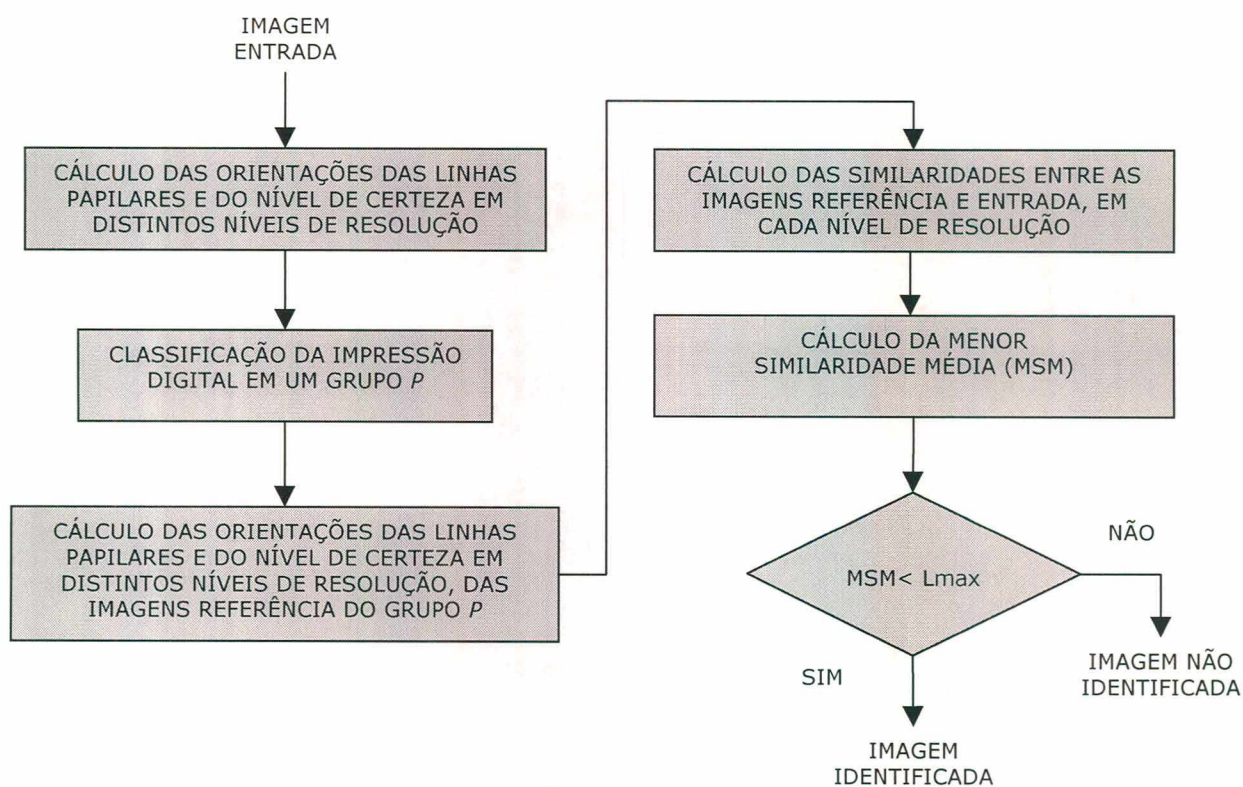


Fig. 4.16 - Diagrama em blocos do método de classificação e identificação proposto.

4.5- Conclusões

É importante notar que o desempenho das técnicas que analisam dados em um único nível de resolução são altamente dependentes do nível de resolução escolhido. A informação direcional obtida em multi-resolução permite que se analise o comportamento das linhas papilares em janelas distintas. O nível de resolução mais grosseiro é caracterizado por um sinal que concentra a informação direcional da imagem de impressão digital em poucos *pixels*, apresentando portanto baixa probabilidade de erro de estimação dos valores de orientações. Por outro lado, um nível de resolução mais fino apresenta sua informação direcional representada em vários *pixels*, o que define uma alta probabilidade de falsas orientações. Assim, o algoritmo proposto estabelece um compromisso entre esses dois extremos, por meio da análise multi-resolução.

O capítulo seguinte apresenta resultados experimentais da aplicação do algoritmo à identificação de impressões digitais em um banco de impressões.

Capítulo 5

RESULTADOS EXPERIMENTAIS

5.1- Introdução

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos da aplicação do algoritmo de classificação e identificação proposto a impressões digitais reais. Para validação do algoritmo proposto, foram utilizadas imagens de impressão digital dos bancos de impressões digitais do NIST (National Institute of Standards and Technology), agência do Departamento de Administração de Comércio e Tecnologia dos Estados Unidos que trabalha no desenvolvimento de padrões e tecnologias para a modernização dos processos de produção. O NIST possui bancos de dados de diversas categorias, dos quais três contêm imagens de impressões digitais (numerados pelo NIST como banco 4, banco 9 e banco 14). O banco número 4, o mais antigo dos três, possui 25 pares de impressões com 256 níveis em escala de cinza e resolução de 512×512 *pixels*, cada par contendo duas amostras distintas de uma mesma impressão. O banco número 9, um aperfeiçoamento do banco número 4, possui 20 pares de impressões com 256 níveis em escala de cinza e resolução de 832×768 *pixels*. O banco número 14 é idêntico ao banco número 9, mas armazena as imagens na forma comprimida, de modo que foram usados para os nossos testes apenas os bancos 4 e 9 do NIST. As amostras de impressões digitais utilizadas constituem-se de imagens de impressões digitais em 256 níveis de cinza. Como forma de não tornar tendenciosa a identificação, foram tomados 45 pares de categorias distintas: 5 pares de impressões do grupo Arco, 10 pares de impressões do grupo Verticilo, 10 pares de impressão do grupo Arco Tentado, 10 pares de impressão do grupo Presilha Interna e 10 pares de impressões do grupo Presilha Externa.

As 90 impressões são divididas em 2 conjuntos de 45 impressões: o primeiro conjunto (conjunto de treinamento) agrupa as impressões de cada par que apresentam melhor qualidade, tomado assim como banco de referência. As 45 impressões

remanescentes formam um conjunto de teste, cujas impressões serão apresentadas ao algoritmo.

O algoritmo de reconhecimento foi implementado no software MATLAB v.5.2, em um microcomputador Pentium Pro/64 MB, com S. O. Windows 98. O tempo consumido pelo algoritmo de reconhecimento foi de aproximadamente 30 segundos.

Como exemplo da aplicação do algoritmo de reconhecimento, tomemos como entrada uma imagem do grupo Verticilo existente no conjunto de teste, que corresponde a uma imagem no conjunto de treinamento. A Fig. 5.1 mostra as duas imagens em questão.

O passo agora a se tomar é a classificação da impressão de entrada em um grupo. Tal etapa faz uso da informação direcional da imagem, de forma que as etapas seguintes dispensem o procedimento de estimação de orientação das linhas da imagem entrada.

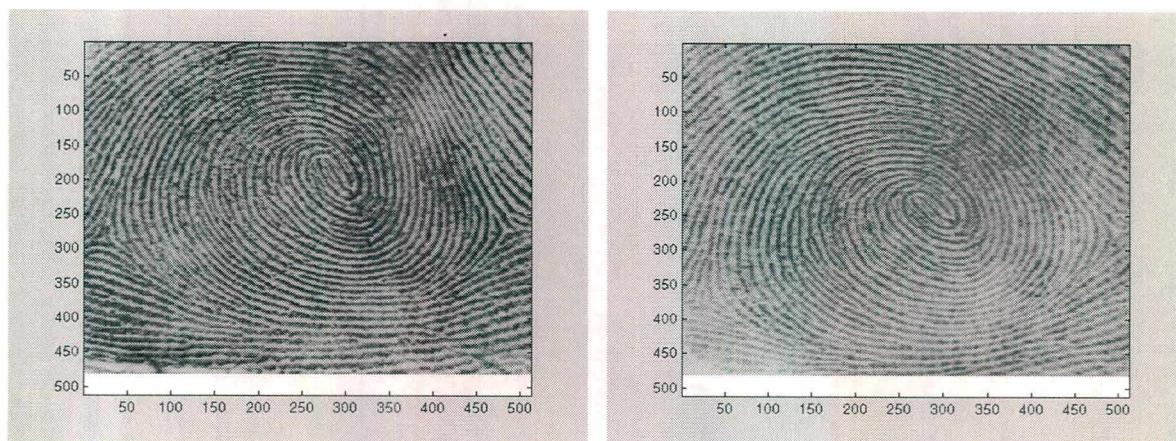


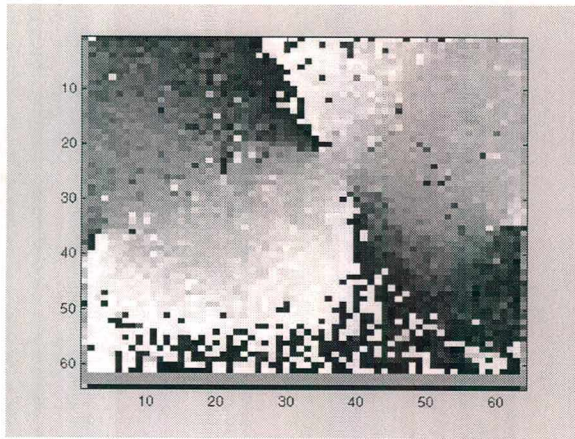
Imagem Entrada

Imagem Referência

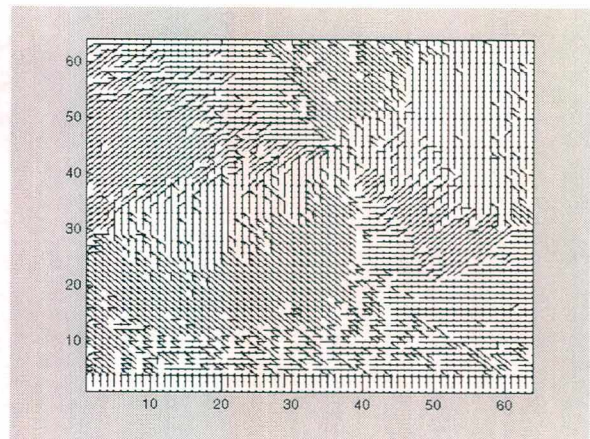
Fig. 5.1- Imagens entrada e referência - padrão Verticilo.

5.2- Obtenção da Informação Direcional

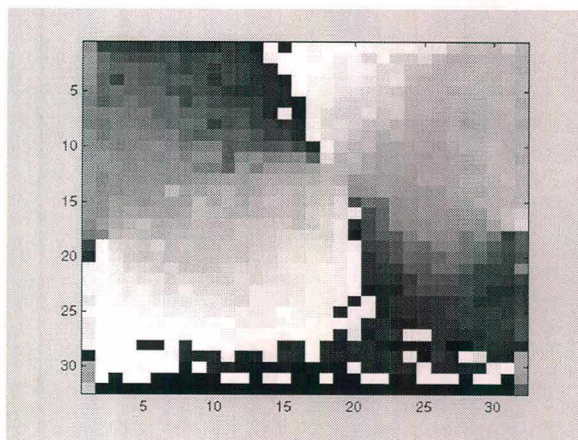
A estimativa da informação direcional da imagem entrada e da imagem referência, conforme o Capítulo 4, é baseada na extração dos vetores gradiente, cujas aproximações das projeções horizontal e vertical foram obtidas através do operador de Sobel [16]. A partir das grandezas calculadas em (4.11), são obtidas, para cada nível de decomposição *wavelet* de Haar [7,8,9], imagens de orientação das linhas papilares. As imagens relativas aos níveis resolução 3, 4 e 5 são mostradas na Fig. 5.2.



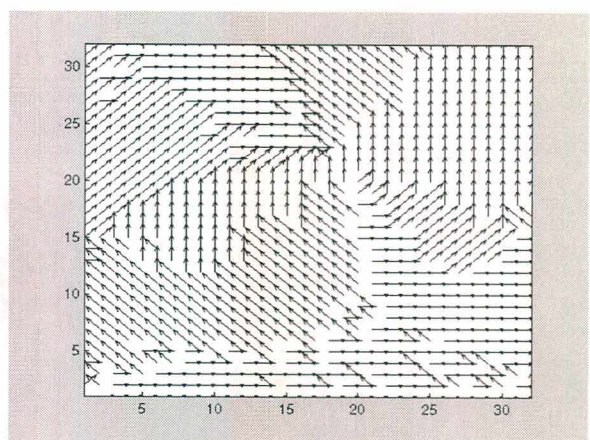
Informação direcional da imagem entrada para o 3^o nível de decomposição



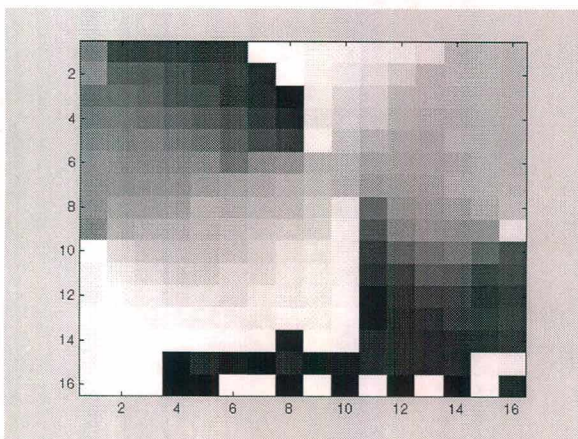
Campo direcional da imagem entrada para o 3^o nível de decomposição



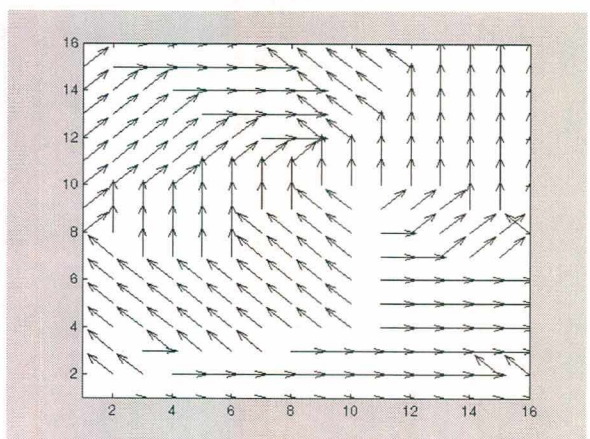
Informação direcional da imagem entrada para o 4^o nível de decomposição



Campo direcional da imagem entrada para o 4^o nível de decomposição



Informação direcional da imagem entrada para o 5^o nível de decomposição



Campo direcional da imagem entrada para o 5^o nível de decomposição

Fig. 5.2- Informação direcional em 3 níveis de resolução.

5.3 - Determinação de Pontos Singulares para a Classificação da Impressão Digital

A etapa de classificação consiste basicamente em determinar pontos singulares na imagem entrada. Cada imagem de entrada é classificada em um de três possíveis grupos: Arco, Verticilo e Presilha (este último agrupando os tipos Presilha Interna, Presilha Externa e Arco Tentado), reduzindo-se portanto a dimensão do conjunto de imagens a serem verificadas na etapa de identificação.

Para a classificação, são utilizadas as imagens direcionais obtidas na seção anterior, bem como as imagens de níveis de certeza para cada nível de resolução. É importante salientar a necessidade de se quantizar as imagens direcionais em 4 valores (0° , 45° , 90° e 135°), já que, como estabelecido no Capítulo 4, os pontos singulares são determinados segundo um índice que utiliza informação quantizada em 4 níveis.

A Fig. 5.3 mostra os passos intermediários da aplicação do algoritmo de classificação à imagem entrada. A coluna à esquerda traz as imagens direcionais quantizadas para os níveis de resolução obtidos (do primeiro ao quinto nível, de cima para baixo); a coluna central mostra as imagens de nível de certeza para cada nível; finalmente, a coluna à direita traz a localização dos pontos singulares encontrados em cada nível, adotando-se a convenção de pontos de *core* em cinza e pontos de *delta* em preto. Observa-se que uma região de *core* e uma de *delta* são eliminadas quando da passagem do quinto para o quarto nível, pois nesse nível o algoritmo não detecta, em tais posições, regiões de *core* e *delta* provenientes do quinto nível.

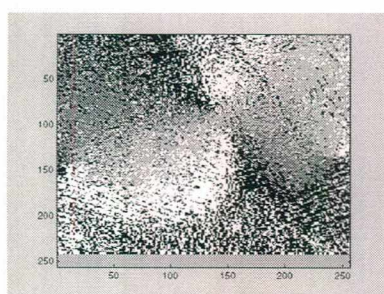
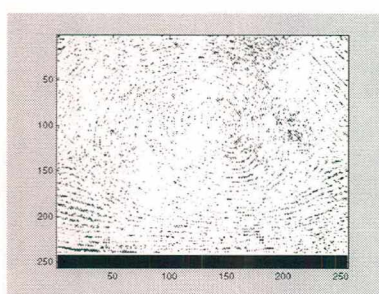
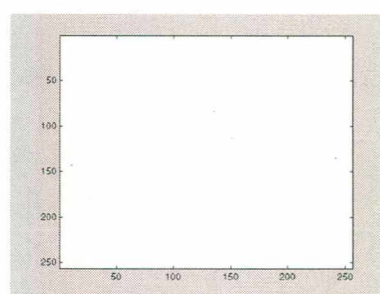


Imagem direcional quantizada
(1^o nível)



Nível de certeza (1^o nível)



Localização dos pontos singulares
(1^o nível)

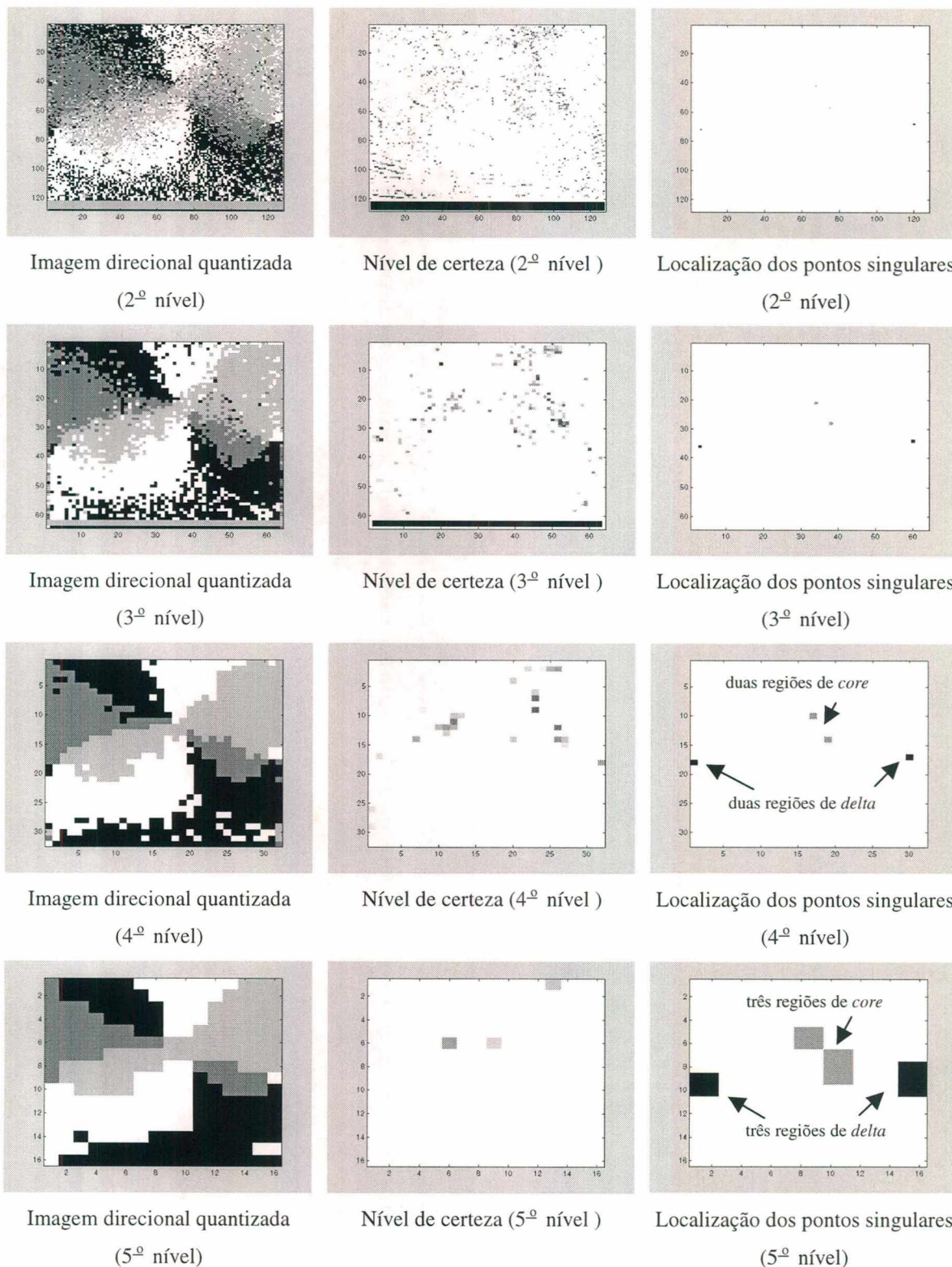


Fig. 5.3- Localização em multi-resolução dos pontos singulares.

Uma vez determinados os pontos singulares, classifica-se a imagem conforme a Tabela 4.3. Trata-se, pois, de uma imagem do grupo Verticilo, apresentando dois pontos de

core e dois pontos de *delta*. Testes foram realizados para outras imagens, obtendo o algoritmo de classificação uma eficiência de 98%.

De posse da classificação da imagem, o próximo passo é sua identificação dentro do grupo a que pertence.

5.4 - Identificação da Impressão Digital

A verificação da validade do algoritmo é finalizada em 2 etapas: existência de falsos positivos (uma impressão é apontada erroneamente como sendo correspondente à impressão de entrada) e existência de falsos negativos (uma impressão correspondente à impressão de entrada não é identificada). Tanto uma etapa quanto outra consiste no estabelecimento dos limiares para cada nível de resolução. Assim, estabelecem-se duas situações:

- a) Existência de falsos positivos - esse caso é detectado pelo estabelecimento de um valor inicial de limiar, para a média das similaridades nos níveis 3, 4 e 5 de resolução, elevado, diminuindo-se paulatinamente tal valor até que o algoritmo identifique uma impressão somente como sendo correspondente à impressão entrada. Apresentadas as 45 impressões do conjunto de teste ao algoritmo, a eficiência do algoritmo nessa etapa atingiu 100%, ou seja, todas as impressões de entrada foram corretamente associadas à sua igual no banco.
- b) Existência de falsos negativos - esse caso é detectado pelo estabelecimento de um valor inicial de limiar de média de similaridades muito baixo, elevando-se paulatinamente tal valor até que o algoritmo identifique ao menos uma impressão como sendo correspondente à impressão entrada. Apresentadas ao algoritmo as 45 impressões do conjunto de teste, a eficiência obtida nessa etapa atingiu 88%, ou seja, 6 das 45 impressões de entrada não encontraram correspondente no banco.

5.5- Conclusões

O algoritmo de classificação e identificação de impressões digitais aqui proposto apresenta confiabilidade no que se refere à inexistência de falsos positivos em condições normais de operação, possuindo robustez a certa influência de ruído.

A utilização da transformada *wavelet* elimina etapas usuais de pré-processamento, como binarização e afinamento. Além disso, propicia um procedimento de análise mais minucioso das impressões digitais em relação aos métodos de identificação puramente espaciais, visto que as características determinantes à identificação são analisadas em múltiplas resoluções, garantindo uma maior eficiência com menor complexidade computacional.

Capítulo 6

CONCLUSÕES

Com a evolução da tecnologia, o ser humano tem se tornado cada vez mais exigente em dispor de serviços que facilitem sua vida. Tal característica tem conduzido a comunidade científica à elaboração de técnicas de reconhecimento de padrões cada vez mais eficientes e velozes, destacando-se nesse campo a automação dos sistemas de identificação datiloscópica.

Em sistemas de reconhecimento, dois pontos essenciais à sua adequada operação são: a eficiência e a confiabilidade. Particularmente no reconhecimento de impressões digitais, cada etapa do processo é decisiva para a correta identificação de uma impressão, de forma que se torna fundamental que as etapas sejam cuidadosamente projetadas.

Outro fator importante em sistema de reconhecimento de impressões digitais, é a robustez. É interessante que a eficiência seja mantida na presença de falhas inerentes à impressão digital (cicatrices ou ruídos provenientes de uma etapa de aquisição pouco eficiente). O processo de reconhecimento necessita, então, partir de um modelo que atenuate tais falhas, cujos efeitos degradam a imagem de impressão digital. Assim, é importante a utilização de uma ferramenta matemática que perfaça uma análise abrangente da informação disponível. Nesse conceito, se encaixa a transformada *wavelet* [2].

A mais importante característica da transformada *wavelet* reside na possibilidade de se localizar cada porção de uma imagem tanto no domínio espacial quanto no domínio da frequência, o que não ocorre, por exemplo, para a transformada de Fourier, que perde totalmente a noção espacial em sua análise. Em outras palavras, a transformada *wavelet* encerra em si o conceito de multi-resolução [7]. Tal conceito é importante em técnicas de reconhecimento de padrões [2], no sentido de que torna mais flexível a identificação positiva de características peculiares: a análise em uma única resolução pode conduzir à identificação incorreta de um padrão dentro de um grupo, já que o casamento de características deve ser exato no domínio em que se está trabalhando. Desta forma, é

estabelecido um compromisso entre máxima resolução espacial e frequencial. Neste trabalho, tal idéia motiva a utilização de *wavelets*, permitindo que se selecione o grau de precisão adequado à identificação de padrões inerentes às impressões digitais.

O método de reconhecimento aqui proposto baseia-se na extração da informação direcional das impressões digitais. Tal característica é utilizada por representar de forma fiel uma impressão digital [14], sendo submetida à análise multi-resolução. Assim, é possível o estudo do comportamento direcional das linhas papilares em janelas distintas.

Uma primeira vantagem da utilização da análise multi-resolução está na eliminação de etapas usuais de pré-processamento, como binarização, afinamento (o que ocorre em técnicas espaciais) e treinamento (característica das técnicas baseadas em inteligência artificial). Além disso, o grande avanço da utilização da análise multi-resolução está em se manipular de forma minuciosa cada imagem em seus distintos níveis de resolução da imagem de impressão digital, definindo uma estratégia de reconhecimento em múltiplas resoluções. Trabalhos recentes na área de reconhecimento de impressões digitais [3], além de necessitarem de sub-bandas de alta frequência, operam em um único nível de decomposição *wavelet*. Aqui, as sub-bandas de altas frequências são dispensáveis, já que a análise em vários níveis de decomposição *wavelet* possibilita definir critérios de identificação que trazem resultados eficientes. Para a sub-banda de baixas frequências, a estratégia de identificação aqui proposta explora com êxito a informação direcional das imagens de impressões digitais, de forma a definir um comportamento de similaridade suficiente à identificação positiva de uma impressão digital em particular.

Em suma, o algoritmo de reconhecimento de impressões digitais aqui proposto é confiável no que se refere à inexistência de falsos positivos em condições normais de operação, apresentando robustez a falhas inerentes às imagens de impressões digitais. A análise em diferentes resoluções possibilitou resultados satisfatórios, em virtude da flexibilidade, proporcionada pela utilização de janelas de comprimento variável, o que propicia um procedimento de análise mais minucioso das impressões digitais em relação aos métodos de identificação puramente espaciais, visto que as características determinantes à identificação são analisadas em múltiplas resoluções, o que garante uma maior eficiência com menor complexidade computacional. É importante porém frisar que o algoritmo não apresenta desempenho excelente para qualquer categoria de imagem: impressões digitais coletadas incorretamente ou dotadas de muitas falhas podem ser identificadas ou até mesmo classificadas erroneamente. Ainda assim, a implementação de

uma etapa de restauração à etapa de reconhecimento não se faz aplicável, pois é premissa do próprio método de reconhecimento proposto evitar a utilização de etapas de pré-processamento usuais em métodos espaciais de reconhecimento de impressões digitais.

Uma das sugestões para trabalhos futuros envolve um estudo mais detalhado do comportamento da informação direcional em diferentes níveis de resolução, procurando estabelecer relações puramente matemáticas entre as imagens direcionais obtidas.

Um segundo caminho reside na detecção de minúcias (bifurcações e terminações das linhas papilares) através de análise multi-resolução, procurando construir um índice que defina o comportamento direcional de tais características, similarmente ao índice γ , que opera sobre pontos singulares.

Uma terceira idéia baseia-se no projeto de uma família de *wavelets* que permita a obtenção de maior eficácia na etapa de identificação, sem comprometer a eficiência da *wavelet* de Haar em descrever descontinuidades presentes, já que são estas, na forma de bifurcações e terminações das linhas papilares, que caracterizam de forma única uma imagem de impressão digital.

Finalmente, pode-se explorar a análise multi-resolução em mais níveis, vislumbrando-se a possibilidade do estabelecimento de padrões direcionais com pequeno número de *pixels*, sugerindo talvez uma técnica auxiliar de classificação/identificação de impressões digitais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] GANDELA, G. T.; WATSON, C. I.; WILSON, C. L. Neural-Network Fingerprint Classification. *J. Artificial Neural Networks*, Vol. 1, No. 2, pp. 203-228, 1994.
- [2] KUOSMANEN, P; TICO, M. A Multiresolutional method for singular points detection in fingerprint images, *IEEE Conference in Image Processing*, Vol. 4, pp. 183-186, 1999.
- [3] CHUNG, J. H.; LEE, W. K. Fingerprint Recognition Algorithm Development Using Directional Information In Wavelet Transform Domain. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Hong Kong, pp.1201-1204, 1997.
- [4] JAIN, A. K.; HONG, L.; BOLLE, R. On Line Fingerprint Verification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, No.4, pp.302-314, 1997.
- [5] MONRO, D. M.; SHERLOCK, B. G. A Model for Interpreting Fingerprint Technology. *IEEE Transactions in Pattern Recognition*, Vol.26, No.7, pp.1047-1055, 1993.
- [6] BLEIGH, S. T. *Fingerprinting Patterns*. Burnsville Elementary School, <http://www.wyonline/burnsville/fprint.htm> (em 17/06/1999).
- [7] MALLAT, S. G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, pp.674-693, 1989.
- [8] DAUBECHIES, I. Ten Lectures on Wavelets. *CBMS-NSF Regional Conference Series on Applied Mathematics (SIAM)*, Vol. 61, 1992.
- [9] POLIKAR, R. *The Engineer's Ultimate Guide to Wavelet Analysis: The Wavelet Tutorial*. Technical Report, Iowa State University, 1998.
- [10] FARIA, R. R. A. *Wavelets: Teoria e Aplicações*. LSI- Escola Politécnica da USP, 1994.
- [11] STRANG, G. Wavelets and Dilation Equations: a Brief Introduction. *CBMS-NSF Regional Conference Series on Applied Mathematics (SIAM)*, Vol.31, No.4, pp.614-

- 627, 1989.
- [12] BRISLAWN, C. M. *Fingerprints Go Digital*. Notices of the AMS, Vol. 42, no.11, pp.1278-1283, Nov. 1995.
- [13] COHEN, M. F.; DeROSE, T. D.; FOURNIER, A. et al. Wavelets and their Applications in Computer Graphics, *Siggraph '95 Notes*, 1995.
- [14] RAO, A. R.; SCHUNCK, B. G. Computing Oriented Texture Fields, *Comput. Vision Graphics Image Processing*, Vol. 53, No. 2, pp.157-164, 1991.
- [15] KASS, M; WITKIN, A. Analyzing Oriented Patterns. *Comput. Vision Graphics Image Processing*, Vol. 37, pp.362-285, 1987.
- [16] CHARKREYAVANICH, U. *Edge Detection Operators*. Technical report., No.418., Dept. Geodetic Science and Surveying, Ohio State University, pp.17-27, 1991.