

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**ALGORITMOS DE PRÉ-PROCESSAMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS
PARA SISTEMAS DE IDENTIFICAÇÃO DATILOSCÓPICA AUTOMATIZADOS**

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE
EM ENGENHARIA ELÉTRICA

FLÁVIO AUGUSTO PENNA SOARES

FLORIANÓPOLIS, DEZEMBRO DE 1995

**ALGORITMOS DE PRÉ-PROCESSAMENTO DE IMPRESSÕES DIGITAIS PARA
SISTEMAS DE IDENTIFICAÇÃO DATILOSCÓPICA AUTOMATIZADOS**

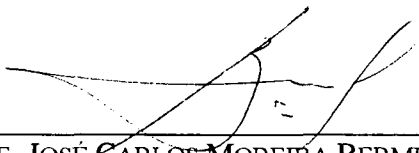
FLÁVIO AUGUSTO PENNA SOARES

ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA ADEQUADA PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE

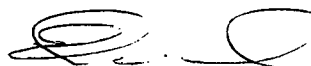
MESTRE EM ENGENHARIA

ESPECIALIDADE ENGENHARIA ELÉTRICA, CIRCUITOS E INSTRUMENTAÇÃO ELETRÔNICA,

E APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO.



PROF. JOSÉ CARLOS MOREIRA BERMUDEZ, PH.D.
ORIENTADOR

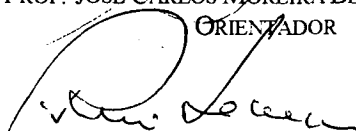


PROF. ENIO VALMOR KASSICK, PH.D.
COORDENADOR DO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO

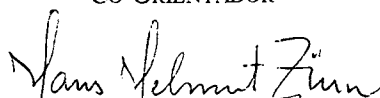
BANCA EXAMINADORA



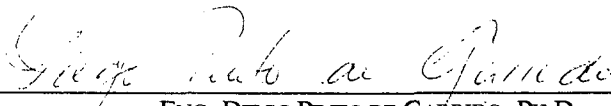
PROF. JOSÉ CARLOS MOREIRA BERMUDEZ, PH.D.
ORIENTADOR



PROF. RUI SEARA, DR.
CO-ORIENTADOR



PROF. HANS HELMUT ZÜRN, PH.D.



ENG. DIEGO PINTO DE GARRIDO, PH.D.

*À minha noiva, Andrea.
e aos meus pais, Flávio e Maria.*

AGRADECIMENTOS

Este trabalho só pode ser realizado com o carinho, a ajuda e a amizade de várias pessoas :

Aos meus pais, Flávio e Maria, pelo incentivo incessante.

Aos meus irmãos, Flávio Arthur e Flávio Antônio, e a minha irmã Dulce Helena.

À minha noiva Andrea que, apesar da separação infelizmente necessária, sempre procurou me incentivar para a realização deste trabalho com muito amor e compreensão.

Aos grandes amigos, João Manoel e Tong, que pela convivência de dois anos, além do mestrado em engenharia, ajudaram-me a concluir os mestrados de culinária, pintura, carpintaria, etc.

Ao professor, e depois amigo, Thomas Weihmann, o qual me despertou para a área de processamento de sinais, que sua estrela, lá de cima, continue a iluminar nossos caminhos.

Ao Marcus Vinicius, pela amizade desde os tempos da UFRGS.

Ao Orlando, companheiro inseparável de trabalho. Obrigado por tudo., *mi querido!*

À Polyana, pela amizade e carinho.

Ao Aldebaro, pela amizade e discussões filosóficas.

À Ana e Humberto pelo coleguismo.

Aos Professores Bermudez e Rui, pela orientação segura que culminou na conclusão deste trabalho, em especial pela grande idéia do tema. Muito obrigado!

Prof. Sidnei, pela amizade e Prof. Márcio, pela calma que sempre nos transmite.

A todos os colegas do LINSE: mestrandos, doutorandos, bolsistas, funcionários e demais professores. *Valeu!*

Aos colegas da Escola Técnica Federal de Santa Catarina por todo o apoio.

Ao Sr. Glênio Gastal, Coordenador Geral de Perícias do Rio Grande do Sul, ao Sr. Lauro Lauri Militão, Diretor do Instituto de Criminalística, e ao Sr. Antônio Rego, Diretor do Instituto de Identificação, pela franquia aos Institutos e a assessoria prestada.

A todos os datiloscopistas do II/RS e do IC/RS pelas explicações e o curso rápido de datiloscopia. Obrigado “colegas” !

Ao CNPq, representando o povo brasileiro, pelo incentivo financeiro.

À Deus, por ter dado a mim o dom da inteligência e da perseverança.

ÍNDICE

<u>Lista de Figuras</u>	3
<u>Lista de Tabelas</u>	5
<u>Resumo</u>	6
<u>Abstract</u>	7

CAPÍTULO I

<u>Introdução Geral</u>	8
--------------------------------	----------

CAPÍTULO II

<u>A Impressão Digital</u>	16
2.1. <i>Introdução</i>	16
2.2. <i>Histórico da Datiloscopia</i>	17
2.3. <i>O que é uma Impressão Digital</i>	18
2.4. <i>Aquisição da Impressão Digital</i>	19
2.5. <i>Identificação de uma Impressão Digital</i>	23
2.6. <i>Classificação de Impressões Digitais</i>	24
2.7. <i>O Sistema Datiloscópico Brasileiro</i>	26
2.8. <i>Conclusão</i>	27

CAPÍTULO III

<u>Sistemas Automáticos de Identificação Datiloscópica</u>	29
3.1. <i>Introdução</i>	29
3.2. <i>Estrutura de um Sistema Automatizado de Identificação Datiloscópica</i>	32
3.3. <i>Aquisição Automatizada da Impressão Digital</i>	36
3.4. <i>Binarização da Imagem</i>	39
3.5. <i>Reconstrução das Linhas</i>	42
3.6. <i>Pré-Processamento da Impressão Digital para Classificação</i>	45
3.7. <i>Classificação</i>	47
3.8. <i>Algoritmos de Identificação</i>	50
3.9. <i>Conclusão</i>	51

CAPÍTULO IV

<u>Aquisição e Melhoria da Impressão Digital</u>	53
4.1. <i>Introdução</i>	53
4.2. <i>Automação da Tomada da Impressão Digital</i>	54
4.3. <i>Problemas Devido à Aquisição</i>	56
4.4. <i>Binarização das Impressões Digitais</i>	59
4.5. <i>Eliminação de Ruídos</i>	63
4.6. <i>Algoritmo de Reconstrução de Linhas</i>	67
4.7. <i>Conclusão</i>	68

CAPÍTULO V

<u>Extração do Esqueleto da Impressão Digital</u>	71
5.1. <i>Introdução</i>	71
5.2. <i>Abordagem Empregada</i>	74
5.3. <i>Estrutura Neural Utilizada</i>	79
5.4. <i>Treinamento da Rede Neural</i>	82
5.5. <i>Conclusão</i>	83

CAPÍTULO VI

<u>Resultados Experimentais</u>	85
6.1. <i>Introdução</i>	85
6.2. <i>Avaliação da Binarização da Impressão Digital</i>	86
6.3. <i>Correção das Linhas</i>	107
6.4. <i>Obtenção do Mapa de Direções</i>	111
6.5. <i>Conclusão</i>	114

CAPÍTULO VII

<u>Conclusões e Sugestões</u>	117
<u>Referências Bibliográficas</u>	122

LISTA DE FIGURAS

Fig. 2.1. Linhas papilares: a) desenho no dedo indicador; b) impressão digital no papel.	19
Fig. 2.2. Aquisição da impressão digital: a) preparação da tinta; b) deposição da tinta no dedo; c) e d) rolagem do dedo sobre a Ficha Individual.	20
Fig. 2.3. Ficha Individual Datiloscópica: a) anverso; b) verso.	21
Fig. 2.4. Identificação de uma impressão digital.	23
Fig. 2.5. Exemplo dos 4 grupos de impressões digitais: a) arco; b) presilha interna; c) presilha externa; e d) verticilo.	25
Fig. 3.1. Esquema de funcionamento de um sistema misto de identificação datiloscópica.	30
Fig. 3.2. Funcionamento de um dispositivo para identificação de funcionários.	31
Fig. 3.3. Estrutura básica de um sistema datiloscópico automatizado.	33
Fig. 3.4. Digitalizador usado para adquirir diretamente a impressão digital.	37
Fig. 3.5. Técnica de codificação das linhas papilares.	48
Fig. 4.1. Imagem em tamanho original de uma impressão digital retirada de uma Ficha Individual Datiloscópica.	56
Fig. 4.2. Imagem segmentada em 64×64 blocos, onde cada bloco (k,l) possui $n \times m$ pixels.	61
Fig. 4.3. Correção de ruído: a) Imagem binarizada com erros; b) Imagem binarizada após a primeira correção; c) Imagem binarizada após a segunda correção.	65
Fig. 4.4. Linhas corroidas: a) Linha horizontal com erosão e sua correção; b) Linha vertical com erosão e sua correção.	65
Fig. 4.5. Linhas dilatadas: a) Linha horizontal com dilatação e sua correção; b) Linha vertical com dilatação e sua correção.	66
Fig. 4.6. Gabarito utilizado pelo algoritmo de correção de erosões e dilatações.	67
Fig. 4.7. Correção de linhas: a) Linha horizontal segmentada e sua correção; b) Linhas verticais unidas e sua correção.	68
Fig. 5.1. Linhas papilares principais para cada uma das classes de impressões digitais.	73
Fig. 5.2. Definição de sub-blocos. a) Bloco original; b) 36 Sub-blocos (3×3) criados a partir da redivisão sobreposta do bloco original.	77
Fig. 5.3. Definição de sub-blocos. a) Bloco original; b) 9 Sub-blocos (4×4) criados a partir da redivisão sobreposta do bloco original.	77
Fig. 5.4. Imagens e suas freqüências espaciais associadas: blocos com linhas bem definidas (superior) e seus respectivos padrões freqüenciais (inferior).	78
Fig. 5.5. Blocos padrões de imagens: a) linhas com 4 pontos de espessura; b) linhas com 5 pontos de espessura.	80
Fig. 5.6. Rede neural implementada.	81
Fig. 6.1. Histograma típico de uma impressão digital.	86
Fig. 6.2. Histograma típico de uma impressão digital.	87
Fig. 6.3. Imagem original de uma presilha interna de alta qualidade.	90
Fig. 6.4. Imagem 6.1 binarizada pela média do tom de cinza.	90
Fig. 6.5. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Ridler-Calvard.	91
Fig. 6.6. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Lloyd.	91
Fig. 6.7. Imagem 6.1 binarizada pela abordagem proposta.	92
Fig. 6.8. Imagem original de uma presilha externa de qualidade média.	93

Fig. 6.9. Imagem 6.6 binarizada pela média dos tons de cinza.....	93
Fig. 6.10. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Ridler-Calvard.....	94
Fig. 6.11. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Lloyd.....	94
Fig. 6.12. Imagem 6.6 binarizada pelo método proposto.....	95
Fig. 6.13. Imagem original de uma presilha interna de baixa qualidade.....	96
Fig. 6.14. Imagem 6.11 binarizada pelo nível médio do tom de cinza.....	96
Fig. 6.15. Imagem 6.11 binarizada pelo método de Ridler-Calvard.....	97
Fig. 6.16. Imagem 6.11 binarizada segundo o algoritmo de Lloyd.....	97
Fig. 6.17. Imagem 6.11 binarizada segundo o algoritmo proposto.....	98
Fig. 6.18. Imagem 6.1 binarizada pela média dos níveis de cinza e bloco móvel.....	99
Fig. 6.19. Imagem 6.6 binarizada pela média dos níveis de cinza e bloco móvel.....	99
Fig. 6.20. Imagem 6.11 binarizada pela média dos níveis de cinza e bloco móvel.....	100
Fig. 6.21. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Ridler-Calvard e bloco móvel.....	100
Fig. 6.22. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Ridler-Calvard e bloco móvel.....	101
Fig. 6.23. Imagens 6.11 binarizada pelo método de Ridler-Calvard e bloco móvel.....	101
Fig. 6.24. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Lloyd e bloco móvel.....	102
Fig. 6.25. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Lloyd e bloco móvel.....	102
Fig. 6.26. Imagem 6.11 binarizada pelo método de Lloyd e bloco móvel.....	103
Fig. 6.27. Imagem 6.1 binarizada pelo método proposto e bloco móvel.....	103
Fig. 6.28. Imagem 6.6 binarizada pelo método proposto e bloco móvel.....	104
Fig. 6.29. Imagem 6.11 binarizada pelo método proposto e bloco móvel.....	104
Fig. 6.30. Imagens binarizadas pelo método proposto e bloco móvel.....	108
Fig. 6.31. Imagens binarizadas da Fig. 6.28: correção de pequenas falhas e ruído.....	108
Fig. 6.32. Imagens corrigidas da Fig. 6.29: uniformização na espessura de linhas e vales.....	109
Fig. 6.33. Imagens corrigidas da Fig. 6.30: eliminação de falsos pontos característicos.....	110
Fig. 6.34. Mapa de direções obtido a partir das impressões digitais da Fig.6.31.....	113

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1. Escolha de α em função de ϵ e δ	62
Tabela 6.1. Distribuição das impressões digitais pela qualidade.	85
Tabela 6.2. Distribuição das impressões digitais por classe.	86
Tabela 6.3. Escolha de α em função de ϵ e δ	89
Tabela 6.4. Tempo de processamento médio de cada algoritmo.....	106
Tabela 6.5. Número médio de correções realizadas para cada tipo de binarização.....	111

RESUMO

Este trabalho apresenta um estudo sobre um sistema de identificação datiloscópica automatizado. As várias abordagens desenvolvidas para cada uma das etapas de um sistema automatizado foram analisadas e avaliadas. Um algoritmo específico para realizar a binarização de impressões digitais através de um limiar variável para cada região da imagem foi proposto. Devido a falhas que surgem durante os processos de aquisição e de binarização, foram desenvolvidos três algoritmos de correção de imagens binarizadas. Além destes, desenvolveu-se um novo algoritmo para a extração do mapa de direções de impressões digitais binarizadas. O objetivo do mapa de direções é a redução do volume de informações visando a classificação das impressões digitais. Todos os algoritmos foram avaliados e o algoritmo de binarização teve seus resultados confrontados com os obtidos por outros métodos clássicos. As avaliações quantitativas e qualitativas demonstram que, na maioria dos casos, as abordagens escolhidas para manipulação das impressões digitais implicaram numa imagem binarizada de alta qualidade. Os algoritmos propostos são independentes entre si e podem ser implementados em qualquer sistema de identificação datiloscópica automatizado.

ABSTRACT

This work presents a study on automatic systems for automatic fingerprint identification. Various existing approaches for each of the steps of the system are analyzed and evaluated. An algorithm for binarization of fingerprint images is proposed. In this new algorithm, a variable threshold is used for different image regions. Three algorithms are also proposed for correction of defects caused by acquisition and by the binarization algorithms. For classification purposes, a new algorithm is proposed to extract the directions map of binary fingerprint images. The new algorithm reduces significantly the redundancy in the information used for fingerprint classification. All algorithms proposed are evaluated. The binarization algorithm is tested against classical binarization methods. Qualitative and quantitative evaluations show that the new binarization approach presents a high quality level. All algorithms developed are independent and can be implemented as needed in any system for automatic fingerprint identification.

CAPÍTULO I

Introdução Geral

Desde o início da evolução da espécie humana, os homens sentiram a necessidade de identificar-se mutuamente à medida que começaram a reunir-se em grupos. Não apenas a si mesmos, mas também os seres vivos e as coisas que os cercavam. Assim, colocaram nomes nos animais e plantas, e designaram palavras para descrever os objetos e os locais onde viviam. Esta característica, ou mesmo necessidade humana de identificação, faz com que cada homem possua um nome próprio. Este nome permite que ele se diferencie perante os seus pares e lhe confere uma identidade. Aqui, entende-se por identidade a qualidade que individualiza uma pessoa, ou mesmo um objeto, fazendo-o diferente dos outros e idênticos a si mesmos.

A partir de então, toda criança ao nascer recebe um nome civil que é registrado para conhecimento de toda a sociedade. Porém, o nome civil não é um sinal da individualidade física da pessoa, porque pode ser trocado ou alterado. É comum inclusive encontrar-se pessoas com nomes idênticos. Além disso, existem indivíduos que podem ser portadores de vários nomes diferentes, como pseudônimos, ou mesmo por falsidade ideológica. Assim, o nome civil, que simbolicamente sintetiza a personalidade de alguém, representa tão somente a individualidade jurídica da pessoa que o traz e não àquela natural. Logo, trata-se de um atributo artificial e alterável pelo indivíduo físico.

De conseguinte, para se falar de identidade pessoal incontestável e indelével nos indivíduos, tem-se de fixar o nexo de identidade entre o nome (personalidade jurídica) e o homem (personalidade física). Este elo de identidade há de ser estável, inalterável, permanente e derivado dos caracteres físicos do ser humano. Tem-se de procurar para cada homem, não um nome civil,

mas um nome inapagável e natural, um nome antropológico. Este nome antropológico, o homem deve nascer com ele e acompanhá-lo por toda a sua vida. Deve ser imutável, a fim de diferenciá-lo dos seus semelhantes, individualizando-o de modo a não existir dois indivíduos que sejam idênticos. Desta forma, a qualquer instante poder-se-á afirmar com “absoluta” convicção a identidade de uma pessoa, eliminando-se qualquer possibilidade de erro ou fraude.

Dentre os caracteres antropológicos, as cristas papilares das polpas digitais são as que mais se destacam pela facilidade de sua verificação e pela sua constância. Elas formam figuras de fácil classificação: os desenhos digitais, existentes em todas os dedos dos indivíduos. Os desenhos digitais são perenes, imutáveis e classificáveis em grupos de fácil verificação, daí o seu grande valor para a identificação individual. Eles existem desde o terceiro mês de vida intra-uterina e só se destroem pela decomposição da pele após a morte.

A datiloscopia, como o nome indica (*dáctilos*, dedo e *skopein*, examinar), é a ciência que tem por objetivo examinar os desenhos digitais visando à identificação individual. Na Idade Moderna, os trabalhos de Vucetich deram o embasamento científico necessário para que a datiloscopia fosse utilizada com segurança. Além de comprovar a unicidade de cada impressão digital, Vucetich conseguiu demonstrar que as mesmas podiam ser classificadas em grandes grupos. Como é normal que as classes se apresentem aleatoriamente distribuídas em cada um dos dez dedos das mãos, o conjunto das dez impressões permite que este (conjunto) receba um código para representá-lo. Mais ainda, este código datiloscópico é passível de classificação, tal o número de combinações possíveis. A partir da confiança depositada na nova sistemática, começaram a surgir pelo mundo todo os Institutos de Identificação responsáveis pelos sistemas datiloscópicos.

Atualmente no Brasil, o sistema de classificação datiloscópica utilizado é baseado naquele definido por Vucetich. Os desenhos formados pelas linhas papilares são divididos em quatro grupos de padrões distintos. Cada grupo é subdividido em novas classes, que são

variações significativas encontradas em cada um dos padrões principais. Estes padrões são utilizados para classificar cada um dos dez dedos das mãos de um indivíduo. O trabalho é realizado por especialistas chamados datiloscopistas. A partir de uma ficha onde se encontram as dez impressões digitais do indivíduo, os datiloscopistas realizam a classificação. A seguir, este documento, chamado de ficha individual datiloscópica, é arquivada de acordo com o código datiloscópico atribuído a cada um dos dedos. Desta forma, permite-se que a ficha datiloscópica seja facilmente recuperada do arquivo a partir deste código.

Embora o método de Vucetich seja adotado em todo o Brasil, existem pequenas variações entre os Institutos Estaduais de Identificação na classificação dos subpadrões. Estas diferenças se devem a interpretações diferenciadas sobre a imagem formada pelas linhas papilares. Muitas vezes, os técnicos que trabalham lado a lado no processo de classificação possuem opiniões divergentes sobre como classificar uma determinada impressão digital.

O principal problema do atual sistema datiloscópico empregado no Brasil é sua defasagem tecnológica, mais do que divergências no processo de classificação. Em primeiro lugar, a manipulação diária das fichas provoca uma degradação natural do material. Mais ainda, as fichas datiloscópicas estão sujeitas à ação de agentes da natureza, como fogo e umidade, além da deterioração gradual do papel com o passar dos anos. As fichas infelizmente não podem ser fotocopiadas com o objetivo de se produzir uma ficha de reserva (cópia de segurança), por causa da riqueza de pequeníssimos detalhes que uma impressão digital apresenta: os pontos característicos. Estes pontos não podem ser alterados ou mascarados pelo processo de fotocópia porque a identificação de uma impressão digital é toda baseada na presença e tipo destes pequenos sinais. Desta forma, a troca de informações entre os Institutos de Identificação só se realiza mediante o envio das fichas datiloscópicas originais ao solicitante. Logo, o extravio de uma ficha datiloscópica pode ocorrer facilmente, constituindo um fato gravíssimo.

Num segundo aspecto, pode-se verificar que a falta de um intercâmbio fácil e ágil entre

os Institutos, aliado à falta de padronização na classificação, permite que um mesmo indivíduo cadastre-se simultaneamente em diversos Estados Brasileiros. Inclusive, poderá utilizar-se de nomes falsos para isto. Desta forma, constatamos a urgente necessidade de reestruturação da atual sistemática de identificação datiloscópica utilizada no país. Deve-se buscar a uniformização da classificação e também a modernização do sistema através da utilização de recursos computacionais e automatizados. Nesta linha de aperfeiçoamento, já existem Estados onde as fichas datiloscópicas encontram-se parcialmente armazenadas em sistemas computadorizados. Nestes sistemas são incluídos os dados pessoais de cada indivíduo (nome, filiação, endereço, data de nascimento, etc.) e o código datiloscópico. Através do código pode-se encontrar nos arquivos datiloscópicos a ficha do indivíduo com as suas impressões digitais. Esta automação auxilia em muito os técnicos na identificação de pessoas as quais se conhece pelo menos um dos seus dados pessoais. Porém, ainda exige que se faça a procura manual da ficha datiloscópica nos arquivos. Por outro lado, esta automação não resolve o problema da inclusão de um indivíduo no sistema. Como os dados pessoais fornecidos pelo indivíduo podem não ser verdadeiros, os técnicos são obrigados a verificar, uma a uma, todas as fichas do arquivo que apresentem o mesmo código datiloscópico que o novo indivíduo. Trata-se de um trabalho cansativo, pois é repetitivo e exige total atenção dos datiloscopistas durante um longo período de tempo.

Atualmente, existem muitos recursos tecnológicos que permitem a total automação dos sistemas datiloscópicos, o que resolveria os problemas citados. Aparelhos digitalizadores capazes de converter uma impressão digital numa imagem computadorizada já foram desenvolvidos. Eles podem trabalhar diretamente com o dedo do indivíduo ou obterem a imagem a partir das fichas datiloscópicas já arquivadas. Uma vez que esteja armazenada na memória do computador, uma impressão digital pode ser copiada e transmitida inúmeras vezes, sem nenhuma perda de qualidade. Além do mais, o computador permite o “manuseio eletrônico” das impressões digitais. Este manuseio agiliza os processos de classificação, armazenagem, procura e identificação da

impressão. E o importante, tudo é realizado segundo um único critério de classificação e identificação, sem os problemas da inconstância apresentada na avaliação pelo ser humano. Outra vantagem da automação de um sistema datiloscópico é a redução do espaço físico para armazenamento e a possibilidade de total descentralização do mesmo. Cada arquivo mecânico de uma tonelada é substituído por um pequeno computador de mesa com capacidade de armazenamento mil vezes maior. Além disto, estes computadores pessoais podem estar situados em várias cidades distantes e, uma vez ligados em rede, há a possibilidade do intercâmbio de informações sem perda de qualidade ou eficiência.

Porém, a implementação desta automação implica no desenvolvimento de algoritmos computacionais complexos. Inicialmente, a conversão da impressão digital do mundo físico para o mundo eletrônico não é perfeita. Este tipo de processo exige a implementação de algoritmos que corrijam pequenas distorções geradas pela conversão. Normalmente, a imagem gerada pelo digitalizador é colorida ou em tons de cinza. Como a impressão digital possui apenas dois elementos, linhas e vales, é interessante reduzir-se a imagem para apenas duas cores ou tons: branco e preto. Os algoritmos utilizados para este fim realizam um processo chamado de segmentação. Ou seja, a separação entre objetos e fundo da cena ou anteparo. Quando se tratarem de apenas dois elementos, são conhecidos como algoritmos de binarização. Desta forma, aplicando-se a binarização sobre a impressão digital separamos de forma nítida as linhas papilares do resto da imagem (os vales ou o próprio papel onde ela se encontra).

Além do inconveniente da imagem em tons de cinza gerada pelo conversor, outros problemas durante o processo de aquisição da impressão podem prejudicar a qualidade da imagem binarizada obtida. O pouco número de algoritmos de binarização específicos para impressões digitais leva muitas vezes a utilização de algoritmos genéricos. Estes algoritmos não realizam uma binarização eficiente pois não manipulam convenientemente as peculiaridades envolvidas com a aquisição de uma impressão digital. Notamos, então, o quão importante é

termos processos de aquisição e binarização muito bem interligados. Neste aspecto, a elaboração de algoritmos específicos para a manipulação de impressões digitais é indispensável. Somente com algoritmos dedicados, a imagem binarizada de uma impressão digital poderá conter as mesmas formas e direções das linhas e vales presentes na parte dorsal do dedo. E o mais importante, sem qualquer alteração dos pontos característicos.

Embora muitos cuidados sejam tomados durante a aquisição e a binarização, falhas nas linhas ainda podem existir. Para corrigir este problema, existem algoritmos capazes de verificar linha a linha a existência de falhas. Estes algoritmos de correção, muitas vezes apresentados também sob a forma de filtros numéricos, têm por objetivo uniformizar as impressões digitais. Assim, uma mesma impressão digital adquirida em dois instantes diferentes, possuirá praticamente a mesma imagem binarizada para fins de classificação, arquivamento e identificação. Outras técnicas foram desenvolvidas, principalmente para facilitar a classificação, onde as correções acontecem em cima de uma imagem reduzida da impressão digital. Esta redução, chamada de extração do esqueleto, procura reduzir cada linha e cada vale à espessura de um pixel. Trata-se de uma analogia com o que acontece aos ossos em relação ao corpo humano. No entanto, para o processo de identificação, este tipo de redução é inadequado pois simplifica o formato dos pontos característicos prejudicando um processo confiável de identificação.

Por outro lado, para um processo automático de classificação, este tipo de redução, via esqueletização¹, é muito interessante, pois diminui consideravelmente a quantidade de dados a serem analisados por um algoritmo classificador. Esta diminuição no volume de informações facilita também a definição de classes mais simples e compactas para o agrupamento das impressões digitais. Classes bem definidas e reduzidas também simplificam a estrutura de um classificador. Vários algoritmos foram desenvolvidos em cima de uma imagem esqueletizada da

¹ O verbo *esqueletizar* que significa extrair o esqueleto, constitui-se num jargão técnico da área de processamento de imagem e não se encontra presente nos dicionários da língua portuguesa.

impressão digital. Entre estes algoritmos, técnicas modernas de redes neurais e lógica difusa estão presentes. Notemos, então, que a manipulação automatizada de uma impressão digital necessita de duas abordagens diferentes: uma para a classificação e outra para a identificação.

A proposta deste trabalho é dar continuidade à evolução dos sistemas de identificação utilizados no país, trazendo-os para uma realidade de automação completa. Neste aspecto, vimos que além de equipamentos, a automação da classificação e identificação de uma impressão digital se dá através de algoritmos computacionais. Os algoritmos definem a qualidade, a eficiência e a segurança de um sistema automático de identificação datiloscópica. Logo, a manipulação de uma imagem de impressão digital, por se tratar de um processo específico e de muita acuidade, deve ser realizada por algoritmos também específicos.

Assim, no Capítulo IV, apresentamos um algoritmo de binarização que foi projetado procurando adequar-se às características da aquisição de uma impressão digital. Este algoritmo apresenta resultados superiores aos algoritmos genéricos de binarização de imagens por ser desenvolvido e ajustado para manipular somente impressões digitais. A seguir, uma técnica para corrigir falhas presentes nas linhas papilares binarizadas é apresentada. Esta técnica baseia-se nas características de aquisição e de binarização da impressão digital para inferir sobre a existência ou não de falhas nas linhas da imagem binarizada. Com esta técnica, conseguimos uma melhora na qualidade final da imagem da impressão digital, resultando em taxas de erro menores na classificação e identificação da mesma.

No Capítulo V, uma nova técnica para se reduzir as informações presentes na impressão digital é apresentada. O objetivo é obtermos um conjunto mínimo de dados capaz de permitir uma fácil classificação datiloscópica. Esta nova técnica utiliza a informação resultante do cálculo da Transformada de Fourier Discreta de segmentos da imagem binarizada. Esta informação é apresentada para análise de uma rede neural. Como resposta, a rede fornecerá dados para se construir um modelo reduzido da impressão digital. Este modelo servirá de entrada para um

algoritmo classificador de impressões digitais.

Complementando o trabalho, resultados comparativos entre alguns métodos de binarização são avaliados no Capítulo VI. Neste capítulo, mostramos também dados estatísticos da eficiência do algoritmo de redução de dados descrito no Capítulo V.

Para aqueles que não dominam o processo de análise de uma impressão digital para a sua classificação e identificação, faremos uma pequena revisão sobre o assunto no Capítulo II. Abordaremos as principais características das impressões digitais e a singularidade que permite o seu uso como meio de identificação inequívoca dos indivíduos. Os parâmetros que são utilizados para a sua classificação e identificação assim como os métodos de aquisição manual e a forma de armazenamento também são apresentados.

Por fim, os que querem ter uma visão mais detalhada do funcionamento de um sistema automático de identificação datiloscópica encontrarão no Capítulo III uma pequena explanação sobre o assunto. Ali apresentamos cada uma das etapas constituintes de um sistema automático e as técnicas e algoritmos já desenvolvidos para implementá-las. Análises rápidas sobre as características de cada técnica apresentada também são realizadas.

CAPÍTULO II

A Impressão Digital

2.1. INTRODUÇÃO

A necessidade da identificação dos seres humanos vem desde a antiguidade. O objetivo desta atitude era excluir da sociedade o indivíduo que cometia um crime, evitando que tornasse a repeti-lo, ou servindo como indicador aos demais sobre seu caráter. Para este fim, ao longo dos tempos surgiram diversos sistemas de identificação dos cidadãos. No início das civilizações, a identificação do cidadão que cometia um crime era sempre realizada através de sua desfiguração física. Na França da Idade Média, por exemplo, os ladrões eram marcados com ferro em brasa. Geralmente no rosto, as marcas muitas vezes revelavam o tipo de crime cometido. À medida que os povos avançavam em cultura e conhecimento, em respeito pela pessoa e dignidade humanas, novos processos mais compassivos de identificação foram aparecendo. Durante muito tempo, utilizou-se a tatuagem como sinal para marcar um criminoso. Note-se que os processos de identificação eram todos deformadores do corpo humano. Apenas com a descoberta da fotografia, na metade do século XIX, é que se julgou resolvido o problema de identificação dos criminosos. Acreditava-se que a confecção de um álbum com as suas fotografias seria o suficiente para identificá-los quando necessário. No entanto, a alteração natural da face humana pelo envelhecimento ou aquela proposital (crescimento do cabelo ou corte da barba), dificultavam a identificação dos indivíduos. Além destes fatos, os problemas decorrentes de sócias e irmãos

gêmeos contribuíram para o fracasso da nova sistemática.

A fase científica da identificação iniciou-se com os trabalhos de Bertillon, técnico da Polícia de Paris. Ele criou um processo de identificação em 1878 que ficou conhecido com o nome de Bertillonage. A Bertillonage compreendia no assinalamento antropométrico, o retrato falado e, mais tarde, o autor acrescentou as impressões digitais à ficha de identificação dos criminosos. O sistema foi adotado oficialmente pela Prefeitura de Polícia de Paris em 1883. A partir deste momento, os sistemas de identificação começaram a ser utilizados para outros fins que não apenas os de catalogar criminosos. Com a ajuda dos conhecimentos científicos, verificou-se que era muito conveniente a identificação de todos os cidadãos, não somente a dos excluídos. A identificação datiloscópica hoje em dia já está substituindo a assinatura do indivíduo em muitas áreas, pois a impressão digital não pode ser falsificada e não se altera com o passar do tempo (a maneira de uma pessoa assinar seu nome se modifica com a idade).

2.2. HISTÓRICO DA DATILOSCOPIA

O primeiro trabalho sistematizado acerca dos desenhos digitais, chamando a atenção do mundo científico sobre sua importância, foi escrito por João Evangelista Purkinje [5]. Sua tese foi publicada em 1823, em Breslau, sob o título "*Comentatio de examine physiologico organi visus et systematis cutanei*", onde pela primeira vez aparecem os desenhos papilares classificados em nove tipos fundamentais. A seguir, em 1844, aparecem os trabalhos de Huschke sobre o assunto, seguidos em 1856 pelos estudos de J. Engel.

A primeira aplicação dos desenhos digitais à identificação deve-se, todavia, a William Herschell, em 1858. A frente do governo civil de Bengala, Índia Inglesa, ele exigiu que em todos os documentos de pessoas analfabetas fossem apostas as impressões do polegar e indicador

direitos. Em 1880, Gilbert Thompson, engenheiro da "*American Geological Survey*", para evitar fraudes nas ordens de pagamento que ordenava, escrevia a importância em algarismos a ser paga sobre sua impressão digital impressa no documento.

Coube, entretanto, ao antropologista inglês, Francisco Gálton, em 1888, numa conferência no Real Instituto de Londres, a glória de demonstrar cabalmente a importância datiloscópica para a identificação criminal, acabando com as dúvidas existentes. Os trabalhos de Gálton, no século passado, foram os que mais contribuíram para o êxito da datiloscopia.

O Brasil adotou a datiloscopia como processo de identificação em 1903, sendo portanto um dos primeiros países a utilizá-la. Nos dias de hoje, na grande maioria dos países do mundo, a dactiloscopia é adotada e empregada como o melhor e mais eficiente processo de identificação dos indivíduos. Em cada cidade de grande porte existe hoje um Instituto de Identificação, local onde se coletam, classificam e armazenam as impressões digitais de cada cidadão que reside na região.

2.3. O QUE É UMA IMPRESSÃO DIGITAL

A impressão digital nada mais é que a cópia feita em papel das linhas papilares que se formam na face palmar da última falange. Na Figura 2.1. podemos visualizar os desenhos papilares presentes no dedo e a impressão digital adquirida. O que faz da impressão digital ser objeto de estudo há mais de um século e meio, é justamente a peculiaridade de ser um desenho singular para cada dedo de cada indivíduo. As linhas papilares desenhavam várias figuras, formas e pontos característicos, tais como, bifurcações, descontinuidades, junções, deltas e laços. Este conjunto de características permite a infundável variedade de desenhos diferentes que se apresentam em cada um de nossos dedos. Por ser uma marca, um sinal único para cada indivíduo,

a impressão digital surgiu como instrumento para realizar a identificação de forma inequívoca dos indivíduos.



Fig. 2.1. Linhas papilares: a) desenho no dedo indicador; b) impressão digital no papel.

2.4. AQUISIÇÃO DA IMPRESSÃO DIGITAL

A técnica desenvolvida para a aquisição manual da impressão digital data da própria criação de todo o sistema de identificação. Como o próprio nome diz, a “impressão digital” é adquirida pelo registro em papel das linhas papilares de nossos dedos com auxílio de tinta. Vejamos a seguir os procedimentos para se tomar² uma impressão digital.

Primeiramente, prepara-se a tinta tipográfica, de cor preta. Esta, que se apresenta normalmente na forma pastosa, é depositada sobre uma superfície lisa e rígida (mármore, por exemplo). Em seguida, a tinta é “afinada” através da pressão de um pequeno rolo de borracha, até

²Palavra utilizada pelos técnicos para designar o ato de adquirir uma impressão digital, ou seja, transferir o desenho das linhas papilares do dedo para o papel com o auxílio de tinta.

apresentar uma consistência adequada. Na etapa seguinte, os dedos do indivíduo, já previamente limpos e desengordurados, são cobertos com uma pequena camada desta tinta, utilizando-se o mesmo rolo. Toda a região posterior da última falange de cada dedo, inclusive parte das laterais, fica então impregnada com a tinta. A seguir, podemos visualizar estes passos.

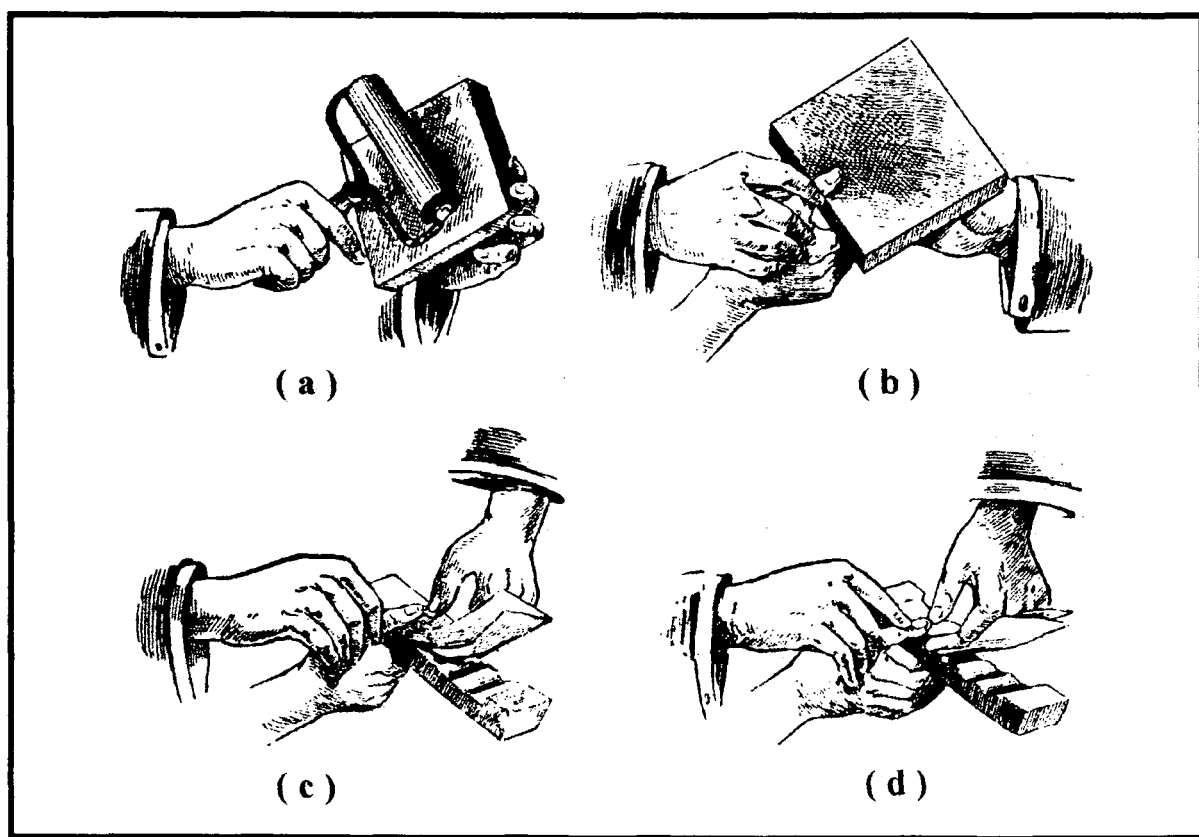



Fig. 2.2. Aquisição da impressão digital: a) preparação da tinta; b) deposição da tinta no dedo; c) e d) rolagem do dedo sobre a Ficha Individual.

A folha de papel onde se registram as impressões digitais é conhecida como Ficha Individual Datiloscópica. Esta ficha é confeccionada num tipo especial de papel branco e brilhante, adequado para receber a tinta tipográfica e absorvê-la, evitando sua degradação com o manuseio. Nesta ficha, além de se registrarem a impressão dos dez dedos no anverso, no verso são registrados os dados pessoais do indivíduo, conforme Fig. 2.3. Esta ficha, após ser

preenchida, é colocada num pequeno instrumento rígido que possui 5 sulcos dispostos verticalmente, de tamanho pouco maior do que a falange do dedo, afim de facilitar a tomada da impressão. Este instrumento procura também uniformizar a disposição das impressões sobre o papel. For fim, cada dedo é rolado levemente sobre a peça preparada para que, através da pressão exercida, faça com que as linhas papilares tingidas registrem-se no papel.

 ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL Secretaria de Justiça, do Trabalho e de Cidadania Instituto de Identificação	FICHA INDIVIDUAL DATILOSCÓPICA					CÓD. 02.02.021
	MÃO DIREITA					
	MÃO ESQUERDA					

(a)

ORDEM	DATA	PESO	REGISTRO
NOME			FOTO
ASSINATURA			
NOME DO PAI			
NOME DA MÃE			
NASC.			
DOCUMENTO		OBS.:	
LAVRO			
FOLHAS			
CIDADE			

(b)

Fig. 2.3. Ficha Individual Datiloscópica: a) anverso; b) verso.

A tomada da impressão digital é feita nos Institutos de Identificação espalhados pelo país por técnicos especializados, os datiloscopistas. A eles cabe garantir a qualidade das impressões digitais adquiridas e, posteriormente, realizar a classificação. Somente uma aquisição de alta qualidade pode garantir a fiel transferência das informações contidas nas linhas papilares do dedo para a impressão no papel.

2.5. IDENTIFICAÇÃO DE UMA IMPRESSÃO DIGITAL

Cada desenho formado pelas linhas papilares é de tal sorte único que a possibilidade de se encontrar duas impressões idênticas é praticamente nula. Esta unicidade está garantida por cada uma das linhas que compõem a impressão digital. A linha papilar possui um início e um fim, localizados em algum ponto da impressão. Este início ou fim pode ocorrer de forma espontânea ou ser decorrência de bifurcações ou interrupções abruptas. Além disto, cada linha pode unir-se às vizinhas de várias formas. A todas estas manifestações damos o nome de pontos característicos. Segundo a legislação em vigor, para que se possa fazer uma afirmativa de identidade, ou seja, comprovar que determinada impressão sob análise pertence a um dado indivíduo, são necessários que se identifique no mínimo 12 pontos característicos distintos. Eles devem ser do mesmo tipo e estar na mesma posição em ambas as impressões. Este número surgiu de intensa pesquisa realizada por Gálton, Ramos e Balthazar, que comprovaram que a possibilidade de duas pessoas possuírem os mesmos 12 pontos característicos é de 1 para 1 bilhão. Na Fig. 2.4 podemos visualizar a identificação de uma impressão digital encontrada no local do crime com àquela pertencente ao indivíduo suspeito.

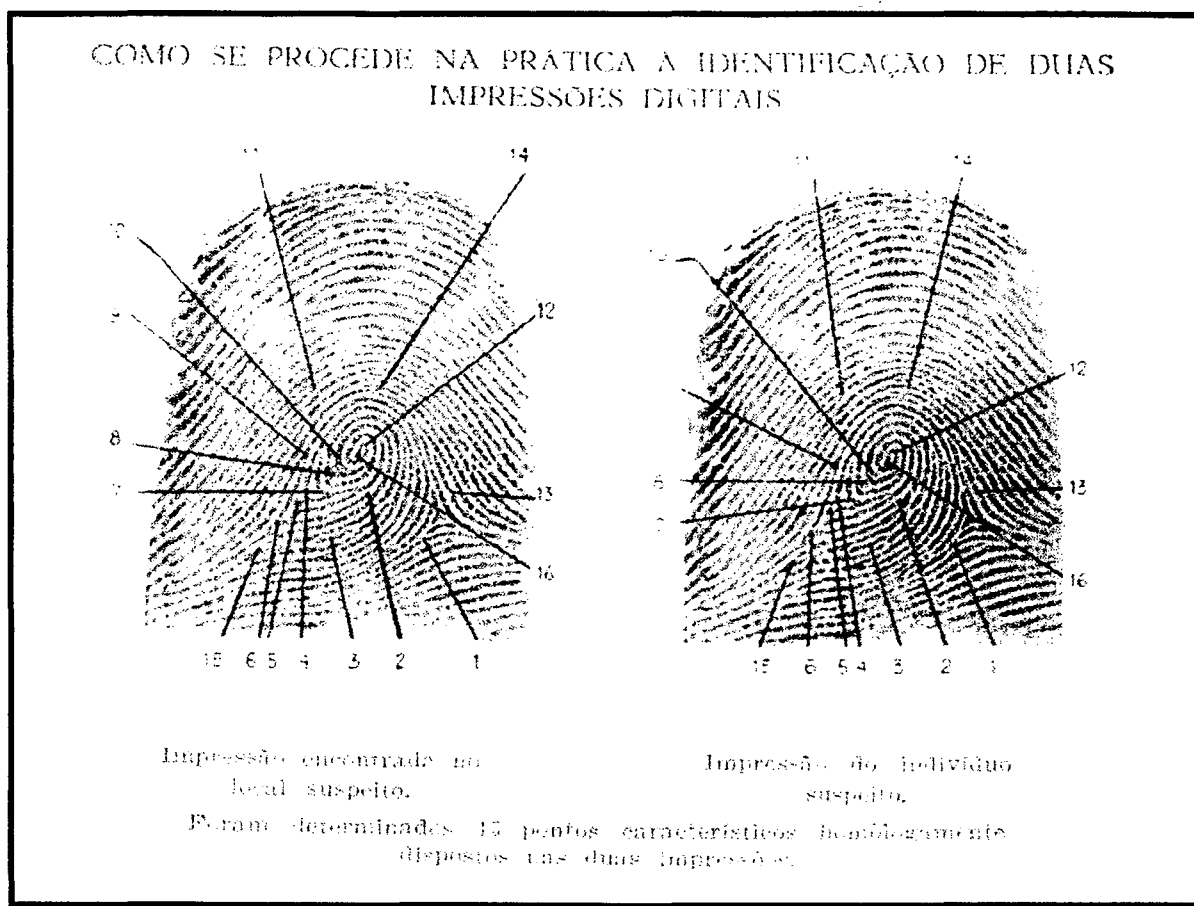


Fig. 2.4. Identificação de uma impressão digital.

Por ser uma característica individual e única, incapaz de ser adulterada, copiada ou falsificada, a impressão digital logo despertou o interesse dos agentes de segurança para sua utilização como um instrumento no auxílio à identificação dos indivíduos. Principalmente, porque é comum deixarmos nossa impressão digital registrada em cada local ou objeto onde encostamos ou pressionamos nossos dedos.

O objetivo da utilização da impressão digital como característica pessoal de identificação logo apresentou um pequeno inconveniente. Se as impressões são diferentes uma das outras (são únicas), como organizá-las em um fichário, para facilitar a procura? Logo, as impressões só podem ser agrupadas se existir pelo menos alguma característica evidente que permita sua rápida classificação, facilitando o arquivamento e a posterior procura. Esta característica em comum a

todas as impressões digitais é chamada de figura característica.

2.6. CLASSIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS

Ao se estudar as linhas papilares que percorrem a face posterior do dedo, pode-se classificá-las em três grupos fundamentais. Um grupo de linhas que se dispõe na base da falange e, por isso, denominado basal; outro que percorre as suas bordas marginais; e, finalmente, um terceiro que se dispõe no centro da polpa digital, chamado central. Observando-se detidamente certas impressões digitais, notamos em determinado ponto próximo à base, que as linhas marginais, quer de uma borda ou de outra do dedo, divergem para atingir o lado oposto. Assim fazendo, deixam no ponto de seu afastamento, espaços que tomam a forma de um triângulo, isto é, de um *delta grego*, Δ . Daí o nome de delta dado pelos autores a esta figura característica. Estas linhas divergentes são chamadas diretrizes. Continuando a observação, podemos verificar que as linhas diretrizes envolvem linhas papilares que têm a forma de um laço. Esses laços têm origem no lado oposto de onde se encontra o delta, como se por ali “escapassem”. Esses laços também são figuras características nas impressões digitais e auxiliam na sua classificação. Vucetich tomou para base de sua classificação datiloscópica a presença ou não destes deltas e classificou os desenhos em quatro tipos fundamentais:

Arco - são classificadas neste grupo todas as impressões digitais que não apresentam delta algum. Por consequência, as linhas que partem de uma das bordas do dedo vão ao lado oposto descrevendo curvas com uma leve convexidade voltada para a ponta do mesmo.

Presilha Interna - neste padrão encontramos agrupadas as impressões que apresentam um delta situado à direita da pessoa que observa a impressão. As linhas do lado oposto, após descreverem uma alça ou presilha no centro da polpa digital, voltam ao ponto de onde partiram. É

chamada de presilha interna pois no polegar direito, o delta estaria voltado para o lado interno da mão.

Presilha Externa - este padrão, como o nome sugere, apresenta um delta situado à esquerda da pessoa que observa a impressão, provocando, então, a "fuga" das linhas no lado direito. O nome é dado em oposição ao grupo anterior.

Verticilo - neste grupo, encontraremos as impressões que apresentam dois deltas, um à esquerda e um à direita. As linhas papilares descrevem no centro da polpa digital, círculos concêntricos ou espiralóides.

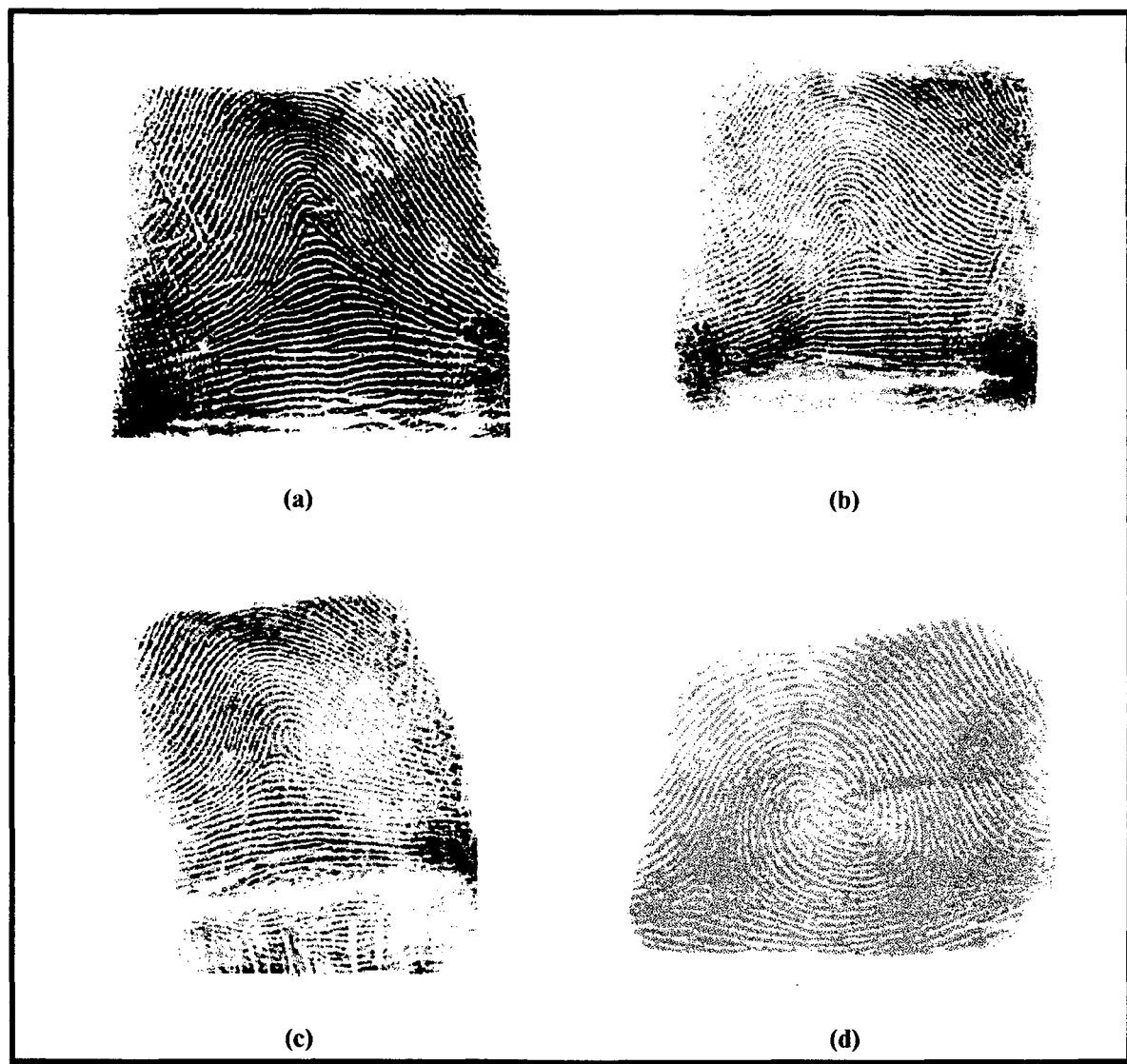


Fig. 2.5. Exemplo dos 4 grupos de impressões digitais: a) arco; b) presilha interna; c) presilha externa; e d) verticilo.

Para simplificar a classificação, as impressões são identificadas pelas iniciais *A*, *I*, *E*, e *V*, quando se tratarem dos polegares; e os números *1*, *2*, *3*, e *4*, para os demais dedos. Respectivamente, estes são os códigos para arcos, presilhas interna, presilhas externa e verticilos. Este tipo de codificação permite, teoricamente, para os dez dedos codificados simultaneamente, a existência de 1.048.576 combinações diferentes (equivalente a 4^{10}). Na realidade, a distribuição dos códigos datiloscópicos não é uniforme, havendo uma grande concentração em determinadas classes consideradas mais comuns.

2.7. O SISTEMA DATILOSCÓPICO BRASILEIRO

Atualmente, o sistema datiloscópico brasileiro encontra-se estruturado praticamente do mesmo modo quando de sua criação em 1903. Alterações marginais foram realizadas no que diz respeito aos móveis e utensílios. Hoje em dia, a aquisição das impressões digitais se dá utilizando instrumentos mais ergonômicos e eficientes. Os arquivos utilizados para armazenamento das fichas datiloscópicas são motorizados, o que agiliza o trabalho dos técnicos no momento da procura. No entanto, o material principal utilizado continua sendo a tinta e o papel. A classificação e a identificação são realizadas de forma manual, sem qualquer alteração em relação aos métodos utilizados no início do século.

Na última década, ocorreu uma pequena automação do sistema que facilitou a procura das fichas datiloscópicas e a identificação dos indivíduos. Até então, a única forma de identificar-se um indivíduo era através do seu código datiloscópico. Hoje, com a informatização parcial do sistema, os dados pessoais do indivíduo auxiliam na obtenção do seu código datiloscópico e da sua ficha arquivada. No entanto, as trocas de informações entre os Institutos de Identificação, principalmente das fichas datiloscópicas, continuam um ponto insolúvel. Apenas as fichas

originais podem ser enviadas. Pesquisas diretas sobre as fichas datiloscópicas, com objetivo de se identificar pessoas desconhecidas, são na prática infrutíferas. Junte-se a estas considerações os problemas decorrentes do aumento significativo do volume de fichas manipuladas e a necessidade sempre crescente de espaço físico e recursos humanos.

2.8. CONCLUSÃO

A datiloscopia é hoje uma ciência que evoluiu muito. Das práticas empíricas do século passado às teorias científicas modernas, a datiloscopia deu origem a outros ramos voltados para a identificação dos seres humanos. Hoje em dia já contamos com métodos de identificação que analisam a palma da mão (conhecida como impressão palmar) ou o fundo do olho de um indivíduo. Ambas possuem as mesmas características e peculiaridades que a impressão digital. Outras abordagens procuram na forma de assinar das pessoas, uma singularidade que lhe permita identificar sem equívocos. O ponto em comum de todas estas técnicas novas é a necessidade de se ter sistemas automatizados. Apenas com equipamentos capazes de adquirir estas informações e computadores para analisá-las, estas técnicas podem tomar decisões sobre a identidade dos indivíduos e serem viáveis para um uso massivo.

Embora o sistema datiloscópico para identificação dos indivíduos tenha cumprido sua função até o presente momento com processos totalmente manuais, este é o momento para uma grande reestruturação. Se o desenvolvimento tecnológico por um lado permite uma alteração substancial na concepção de um sistema datiloscópico, por outro lado, esta mesma tecnologia permite a sociedade exigir um sistema rápido, otimizado, eficiente e de alta confiabilidade. Desta forma, não se pode mais admitir que sejam usados os mesmos procedimentos de quase um século atrás. Há a necessidade iminente de se automatizar todo o sistema datiloscópico brasileiro, pois

acima de tudo, um sistema de identificação é a certeza de uma sociedade que possui mecanismos para assegurar justiça a seus cidadãos.

CAPÍTULO III

Sistemas Automáticos de Identificação Datiloscópica

3.1. INTRODUÇÃO

O crescimento contínuo das populações, aliado à necessidade cada vez mais indispensável de se identificar as pessoas com total segurança e eficiência, provocou a concentração de esforços dos organismos de Segurança Pública na automação dos sistemas de identificação datiloscópica. O volume de dados é tão grande, que sua manipulação torna-se cada dia mais difícil e pouco eficiente. Desta forma, a partir de 1960, quando a tecnologia permitiu, surgiram propostas para a implementação de algumas técnicas visando à automação da identificação de impressões digitais.

Os primeiros sistemas automáticos surgiram no final da década de 60 e se utilizavam de hologramas para realizar a correlação entre duas impressões digitais. Os hologramas eram obtidos a partir da impressão digital original que era fotografada com ajuda de lentes e prismas apropriados. Para a identificação, a luz de um laser iluminava o filme e a imagem gerada, após passar novamente por lentes e prismas especiais, era comparada com outra imagem gerada pelo filme guardado no banco de dados, que se supunha ser da mesma pessoa. Embora fosse um sistema até certo ponto preciso e confiável para a confirmação da identidade de uma pessoa, não era muito eficiente. Executava apenas a identificação de uma impressão digital, previamente selecionada como sendo a procurada. A intervenção humana era muito grande, incluindo a classificação das impressões feita manualmente por datiloscopistas, além da manipulação dos

filmes holográficos. Isto acabou resultando num processo muito lento. Além do mais, a base de dados com a qual se trabalhava não excedia algumas dezenas de milhares de impressões digitais.

Durante a década de 70, com o crescente desenvolvimento dos computadores, sistemas mistos foram desenvolvidos [16]. Nestes sistemas a identificação e a classificação eram realizadas por um computador que recebia a imagem estilizada da impressão digital, também gerada a partir de holograma. Na Fig. 3.1 podemos verificar sinteticamente o funcionamento do processo. O filme contendo a impressão digital era iluminado por um feixe de raio laser que a projetava sobre um conjunto óptico capaz de obter a Transformada de Fourier da imagem. O resultado passava por um disco rotativo que tinha duas funções: dividir a imagem em blocos e, para cada bloco, realizar a correlação deste com padrões pré-definidos. Cada padrão representava uma das quatro direções principais do plano. Aquele que apresentasse o ponto máximo de correlação com o bloco da impressão digital indicaria a direção principal do mesmo. Esta correlação era avaliada por um computador que através de uma matriz de fotodetectores e do controle sobre o disco rotativo, identificava a direção principal do bloco e armazenava a informação obtida. Para a identificação, primeiramente realizava-se a classificação da impressão digital do indivíduo. Em seguida, procurava-se no banco de dados por impressões digitais que lhe fossem semelhantes. As impressões escolhidas eram então submetidas a um processo de correlação entre os hologramas. Note-se que a intervenção humana foi reduzida substancialmente, aumentando significativamente a velocidade do processo.

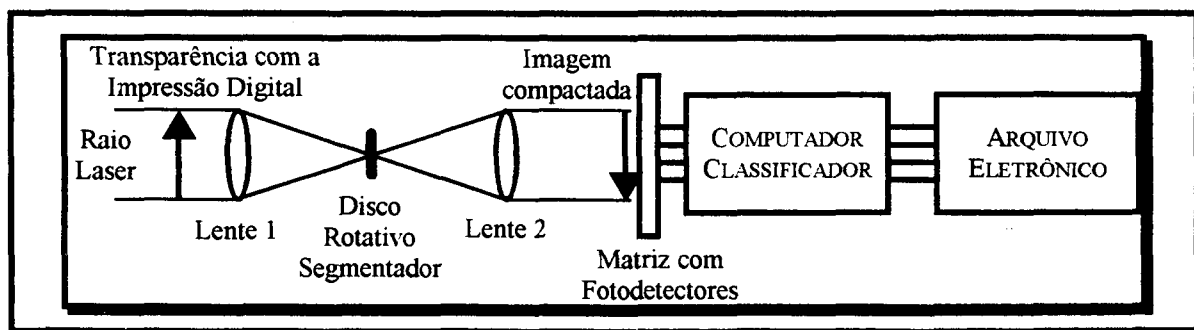


Fig. 3.1. Esquema de funcionamento de um sistema misto de identificação datiloscópica.

Embora sistemas ópticos para identificação de impressões digitais sejam confiáveis, eles não são muito práticos para grandes bases de dados. Tais sistemas arquivam filmes ou películas com impressões digitais que, devido ao tipo de informação registrada (hologramas ou semelhantes), só podem ser manuseados pelos próprios sistemas geradores. Como o material e o arquivamento não diferem muito do processo utilizando papel, o qual permite que qualquer datiloscopista classifique e identifique, os sistemas ópticos não apresentam praticidade. Ainda assim, pode-se encontrar pesquisas sendo desenvolvidas com técnicas de correlação de Transformadas de Fourier [6], demonstrando que este tipo de solução ainda pode ser usado para sistemas de pequeno porte. Por exemplo, para sistemas de segurança industrial, como acesso restrito a áreas de alto sigilo, a utilização desta técnica se torna muito eficiente e simples. Ela permite a construção de equipamentos de identificação de pequeno porte. Para o acesso a estas áreas especiais, o indivíduo precisa apenas portar um cartão de crédito contendo o holograma de sua impressão digital. Na Fig. 3.2 podemos ver como este holograma pode ser comparado com a impressão digital real do indivíduo para que lhe seja liberado o acesso.

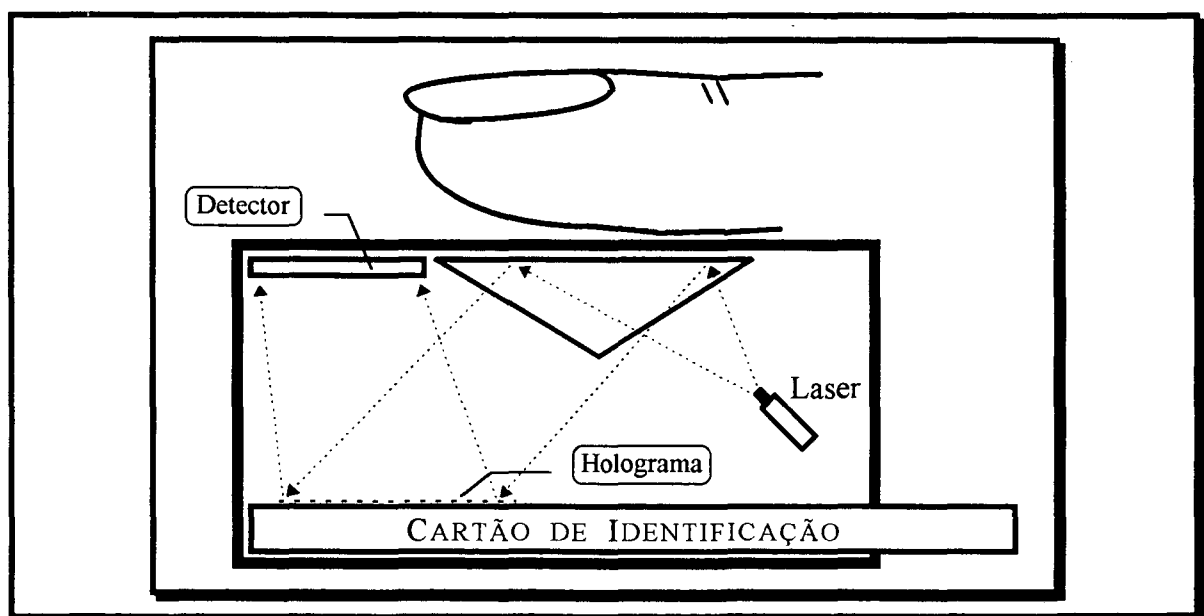


Fig. 3.2. Funcionamento de um dispositivo para identificação de funcionários.

Conjuntamente com o desenvolvimento de sistemas ópticos, outros sistemas de classificação e identificação baseados na cópia das fichas datiloscópicas do papel para arquivos eletrônicos também foram apresentados. Nestes sistemas, usa-se maciçamente o processamento digital de imagens, desde a aquisição até a identificação, passando pela classificação. São algoritmos de filtragem, segmentação, esqueletização, que dão suporte ao desenvolvimento dos sistemas automáticos modernos.

3.2. ESTRUTURA DE UM SISTEMA AUTOMATIZADO DE IDENTIFICAÇÃO DATILOSCÓPICA

Independente dos recursos disponíveis para a implementação um sistema datiloscópico automatizado, existirá sempre uma estrutura básica que deve nortear a sua elaboração. Esta estrutura é desenvolvida para garantir eficiência e segurança ao sistema automatizado a ser construído. Através da Fig. 3.3 podemos analisar o esquema básico de um sistema automatizado de identificação datiloscópica. Nele encontram-se apresentadas oito etapas fundamentais que devem estar presentes em qualquer sistema datiloscópico automatizado e pelas quais toda impressão digital deve passar.

A aquisição da impressão digital é a primeira etapa e a mais importante de todo o sistema. As técnicas e os equipamentos empregados nesta fase devem garantir que as linhas papilares sejam devidamente “fotografadas” e transformadas em informações nítidas para a manipulação pelo computador. É a partir de uma aquisição precisa e fiel que se poderá desencadear todo o processo de classificação e identificação, garantindo-se sua eficiência. Há também que se resguardar os direitos dos cidadãos, garantindo que não haja erros no processo que venham a produzir uma identificação equivocada.

Como veremos detalhadamente mais adiante, a “fotografia” da impressão digital pode ser

realizada de forma direta ou indireta mas, em ambos os casos, apresentará uma imagem composta por níveis de cinza. Estes tons de cinza aparecem naturalmente devido à rugosidade das linhas papilares e são evidenciados pelas técnicas de aquisição. No entanto, a classificação e a identificação de impressões digitais consistem na determinação da presença ou ausência de pequenos detalhes encontrados nas linhas papilares. Logo, o tom de cinza não agrega nenhuma informação útil além da simples indicação da existência de uma linha ou de um vale. Se o tom é mais claro (próximo do branco), certamente fará parte de um vale. Se é mais escuro (próximo do preto), com certeza pertencerá a uma linha.

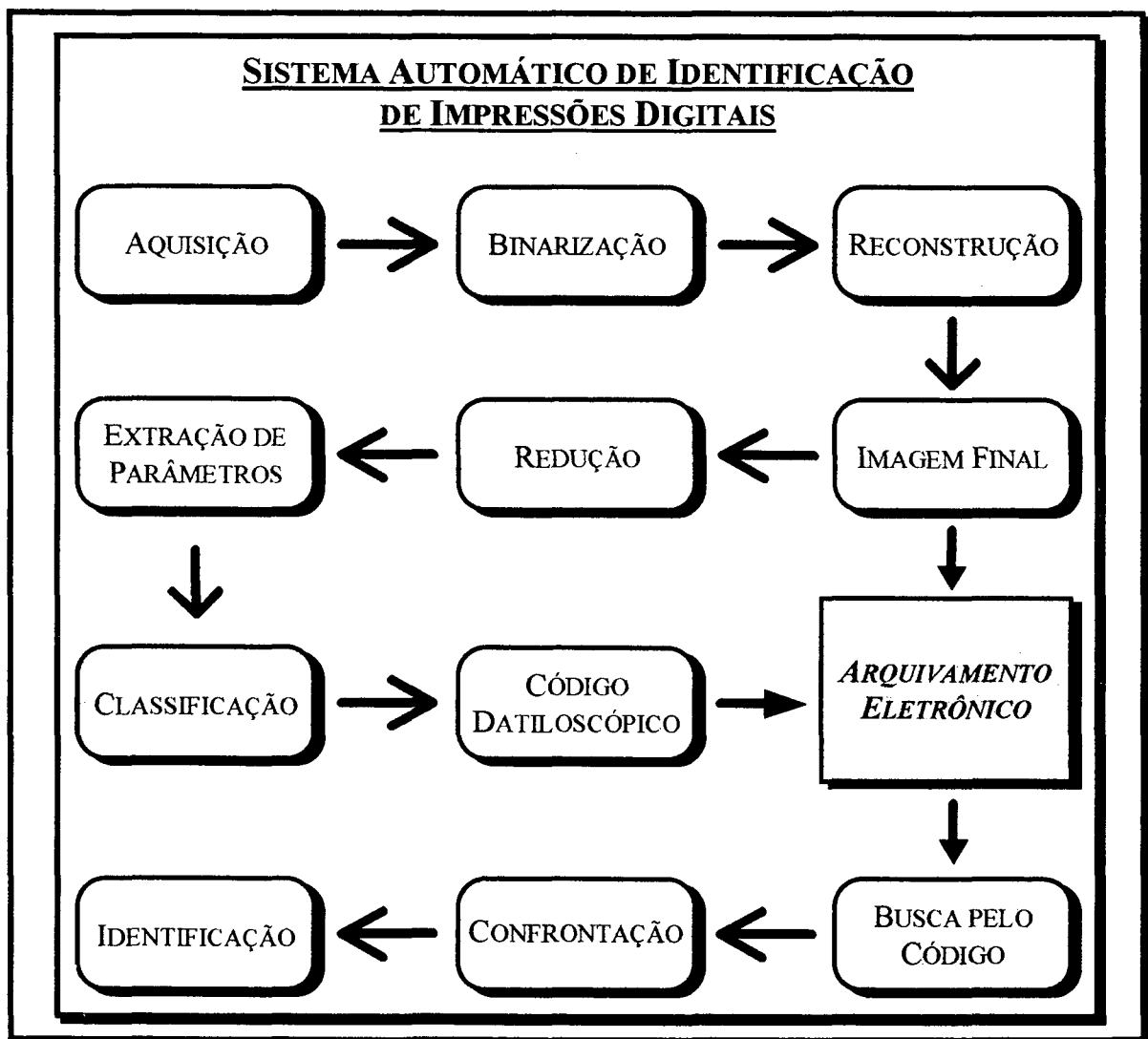


Fig. 3.3. Estrutura básica de um sistema datiloscópico automatizado.

Para os seres humanos, é fácil identificar rapidamente linhas e vales desprezando a tonalidade em que se encontram. Para um computador, esta informação de tonalidade, só representa um peso para o processamento. Por este motivo, faz-se necessária a utilização de um processo denominado segmentação. A segmentação tem por objetivo classificar os tons de cinza em grupos que representem cada um dos elementos ou objetos presentes na imagem. Como a impressão digital é constituída de apenas dois elementos, linhas e vales, o processo recebe a designação de binarização, pois a classificação será realizada em dois grupos somente. Após a binarização tem-se uma imagem composta apenas de pontos brancos (os vales) e pontos pretos (as linhas). A etapa de binarização permite que o sistema automatizado trabalhe com uma imagem bem mais simples do que a originalmente adquirida.

A terceira etapa do processo faz a reconstrução das linhas e a correção de defeitos que foram provocados pelas etapas anteriores. Devido a variações na pressão com a qual o dedo é depositado sobre o papel ou o vidro do digitalizador, linhas contínuas podem aparecer interrompidas enquanto outras podem estar unidas indevidamente. Este tipo de erro também leva ao surgimento de regiões borradas ou esmaecidas que serão degradadas ainda mais durante o processo de binarização. Desta forma, para que uma mesma impressão digital adquirida em dois momentos diferentes possa gerar a mesma imagem binarizada, tornam-se necessários certos ajustes.

Após a impressão digital ter sofrido todos estes procedimentos, ela estará pronta para ser armazenada. Normalmente, devido ao grande volume de pontos que formam a imagem de uma impressão digital (geralmente da ordem de 512×512 pontos), o arquivo é armazenado usando-se técnicas de compressão de dados. Assim, pode-se economizar até 85% do espaço original necessário para armazenamento.

Visando facilitar a futura recuperação da impressão digital, a mesma deve ser arquivada de acordo com a classificação desenvolvida por Vucetich. Cabe então ao sistema gerar o código

de classificação a partir da análise automatizada da impressão digital e agregá-lo à imagem para que seja usado como chave de busca no arquivo datiloscópico.

Para o processo de classificação, sabe-se que apenas a presença de deltas e laços é suficiente para classificar a impressão digital em grupos distintos. Logo, a imagem formada pelas linhas papilares pode ser comprimida, além da compressão feita durante a binarização, para que se identifiquem rapidamente as figuras características. Uma vez que as linhas se apresentam em paralelo e com curvaturas suaves, pode-se segmentar a imagem em blocos e, para cada um, sintetizar os dados das linhas ali presentes com uma informação única. Desta forma, uma imagem originalmente formada por 512×512 pontos, por exemplo, pode ter suas características reduzidas para um conjunto de 64×64 informações, ou mesmo menos. Para esta etapa, existem várias técnicas que foram desenvolvidas. Entre elas, a que mais se destaca é a do mapa de direções, a qual possui muitas abordagens, inclusive a que apresentaremos neste trabalho. Nesta técnica, cada bloco da imagem é analisado para obter-se a direção principal das linhas presentes naquele bloco. Também técnicas de esqueletização são utilizadas, com o objetivo de diminuir a espessura das linhas e vales, já que a espessura destes elementos não possui informação útil para a classificação de uma impressão digital.

Com um conjunto de informações significativamente reduzido, constitui-se num trabalho simples a procura de deltas e laços. A procura pode ser realizada diretamente neste conjunto de informações. Alternativamente, pode ser necessária alguma manipulação dos dados visando à obtenção de parâmetros que indiquem a presença e a posição das figuras características. Uma vez obtidos estes dados, o processo de classificação é concluído com a utilização dos mesmos por um algoritmo classificador. Sua função é determinar a que classe pertence a impressão digital sob análise. Este algoritmo classificador poderá utilizar técnicas de redes neurais, lógica difusa, abordagem métrica ou abordagem gramatical.

Na identificação de um indivíduo, inicialmente classificam-se suas impressões digitais.

Após, recupera-se do banco de dados as impressões digitais que pertençam à mesma classe. A seguir, um algoritmo de identificação confronta cada impressão digital do banco de dados com cada impressão digital do indivíduo até que se encontre aquela que apresente a maior semelhança. Para a identificação ser positiva, deve-se verificar o maior número possível de pontos característicos (no mínimo 12), garantindo-se assim, a confiabilidade do sistema.

3.3. AQUISIÇÃO AUTOMATIZADA DA IMPRESSÃO DIGITAL

Para a classificação e identificação automatizadas de uma impressão digital, a mesma deve ser representada na forma numérica. Somente desta maneira o computador será capaz de manipulá-la e analisá-la. Esta etapa, na qual a impressão digital é transformada em uma imagem computadorizada, é chamada de aquisição.

A aquisição da impressão digital pode ser realizada de duas formas: indireta ou direta. Na forma indireta, utiliza-se tinta tipográfica para pintar a última falange do dedo e imprimir a impressão digital sobre a ficha individual datiloscópica (papel). Esta ficha é então colocada num aparelho chamado digitalizador (do inglês *scanner*) o qual converte o desenho impresso no papel para uma imagem numérica. Este método apresenta o inconveniente de necessitar de um meio temporário, neste caso a ficha datiloscópica, para se completar a operação de transferência da impressão digital do mundo físico para o mundo digital. Além do mais, por possuir uma etapa intermediária, a acuidade do sistema fica prejudicada. O mau uso da tinta tipográfica poderá resultar numa imagem com regiões esmaecidas ou borradas, o que significa perda de informação. O papel empregado também deve ter uma capacidade de absorção adequada (para a tinta não desaparecer com o passar do tempo), assim como brilho e textura convenientes (para interagir com a luz do digitalizador sem gerar distorções na imagem). Este tipo de aquisição ainda é muito

empregado, já que até recentemente a única forma de obtenção e arquivamento da impressão digital era através das fichas datiloscópicas. Logo, a única maneira que existe para que todas estas fichas sejam repassadas para o novo sistema datiloscópico é através do digitalizador. Para o trabalho desenvolvido e aqui apresentado, utilizou-se esta forma de aquisição pela disponibilidade de recursos.

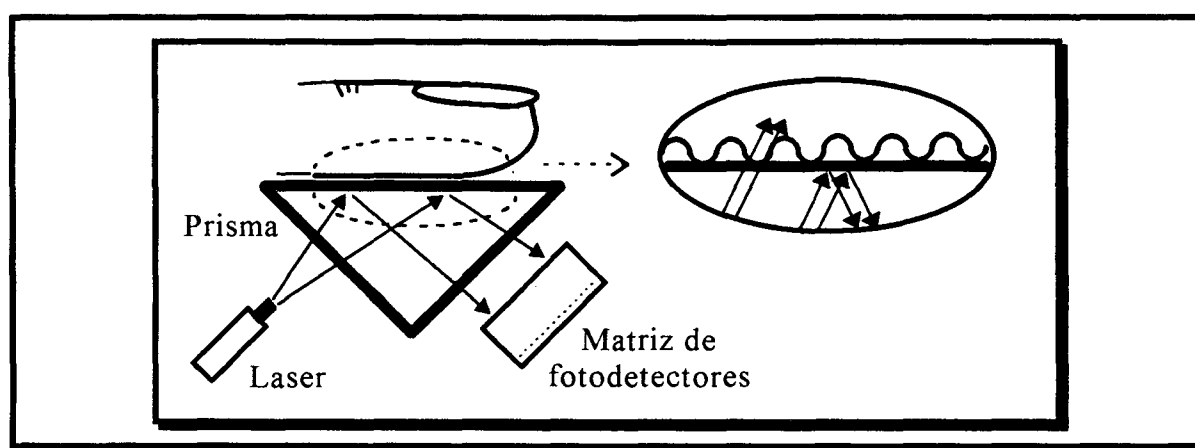


Fig. 3.4. Digitalizador usado para adquirir diretamente a impressão digital.

Na forma direta de aquisição, o indivíduo introduz seu dedo num digitalizador adaptado para este fim. A imagem das linhas papilares é então convertida diretamente do mundo físico para o mundo digital através de refração e usando sensores opto-eletrônicos. A Fig. 3.4 mostra um diagrama onde se pode visualizar o sistema óptico utilizado para capturar a imagem das linhas papilares. Com ajuda de um prisma de ângulo reto podemos obter imagens da impressão digital com alto contraste.

Este prisma é iluminado por luz em um de seus lados em direção à sua base. A luz incide sob o dedo a um ângulo de 45° , e pelas leis físicas, sofre reflexão quando atinge a base do prisma. Segue, então, em linha reta até atingir o sensor do outro lado do aparelho. Isto se deve ao fato de que a luz, enquanto dentro do prisma, encontra-se num meio óptico com coeficiente de refração

η_1 . O ar que envolve o prisma é considerado um meio óptico com coeficiente de refração η_2 . Quando a luz ultrapassa a interface entre os meios η_1 e η_2 sofre refração, ou seja, sua trajetória é deslocada de um determinado ângulo. No caso específico, a luz que incide na superfície de separação entre o prisma e o ar é totalmente refletida pois o ângulo de incidência na interface é maior que o permitido (ângulo crítico) para que ocorra uma simples refração. Ou seja, o desvio da trajetória da luz é máximo, o que corresponde a reflexão total. Esta reflexão faz com que a luz atinja o sensor óptico que se encontra do outro lado do prisma.

No processo para aquisição da impressão digital, o dedo, ou mais especificamente, as linhas papilares são consideradas como um terceiro meio óptico, com coeficiente de refração η_3 . Assim, quando o dedo é pressionado contra a base do prisma, a luz não encontra mais o meio de coeficiente η_2 (ar) como sendo o meio óptico externo ao prisma, mas sim o meio de coeficiente η_3 (dedo). Justamente por encontrar o meio de coeficiente η_3 em seu caminho, a luz é obrigada a deslocar sua trajetória num ângulo diferente ao da primeira situação. Esta diferença de trajetórias faz com que apenas parte da luz atinja o sensor localizado no lado oposto da fonte emissora. Assim, forma-se no sensor uma imagem composta de linhas escuras, que são as linhas papilares refratadas pela interface prisma/dedo; e linhas brancas (o espaço com ar entre as linhas) que é resultado da luz refletida pela interface prisma/ar. Desta forma simples, gera-se no sensor óptico uma imagem, ou fotografia, da impressão digital. Interessante observar que esta imagem já se encontra codificada no sistema binário e portanto pode ser imediatamente manipulada por um sistema datiloscópico automatizado, sem a necessidade de interferência humana. Nesta forma de aquisição, a imagem da impressão digital é passada diretamente do dedo para o meio eletrônico, sem passagem por etapas ou meios intermediários.

3.4. BINARIZAÇÃO DA IMAGEM

O resultado obtido da etapa de aquisição é uma imagem em nível de cinza. A informação contida no nível de cinza procura traduzir a profundidade ou a altura das linhas papilares em relação ao vales. No entanto, de uma forma geral, estes níveis de cinza não carregam informações úteis. Eles devem ser substituídos, pois a impressão digital possui uma característica binária marcante: apresenta apenas dois elementos (os vales e as linhas papilares). Então, para se reduzir a imagem para um conjunto de informações a dois níveis, lança-se mão dos algoritmos de binarização.

A técnica de binarização é muito utilizada no processamento digital de imagens, sempre que a informação contida na imagem for de natureza binária. Nestes casos, a binarização facilita o armazenamento e a manipulação destes dados. Inúmeros métodos foram desenvolvidos, utilizando-se as mais variadas técnicas e abordagens para realizar tal objetivo. A diversidade de opções mostra uma preocupação com a fidelidade da informação, que não deve ser degradada durante a passagem da imagem em níveis de cinza para uma representação binária.

Das abordagens que existem para a binarização, a do tipo limiar (do inglês *threshold*) é uma das mais utilizadas. Isto devido à conceituação simples e facilidade de implementação. Este tipo de abordagem, em linhas gerais, pressupõem que o objeto seja constituído de uma única cor, diferente da cor de fundo ou do anteparo que for utilizado como suporte ao objeto. Nestes casos, há um contraste suficiente na imagem para a determinação de um valor limiar como separador entre fundo e objeto. Na prática, os pontos com níveis de cinza abaixo do limiar calculado pertencem ao grupo do objeto e os pontos com valores acima do limiar são designados como pontos pertencentes ao grupo do não-objeto, geralmente designado como sendo o fundo da cena. Para diversas aplicações, esta análise simples é muitas vezes suficiente para identificar os objetos presentes nas imagens. Para o caso das impressões digitais, se estas fossem adquiridas com todo o

cuidado e precisão, bastaria designarmos o valor central, cinza = 128 (escala de 0 a 255), para que automaticamente todos os pontos pretos, ou muito escuros ($P_{(i,j)} < 128$), fossem designados como sendo as linhas papilares. Da mesma forma, todos os pontos brancos, ou muito claros ($P_{(i,j)} > 128$), seriam atribuídos ao fundo. No entanto, como sabemos, as impressões digitais adquiridas nas fichas datiloscópicas possuem uma inconstância em relação à deposição de tinta no papel. Muitas vezes, o nível de cinza é resultado apenas do excesso ou falta de tinta em certas regiões do dedo (aquisição em papel), ou pressão indevida do dedo sobre o vidro do digitalizador (aquisição direta). Assim, atribuir um valor fixo como limiar para determinar se dado pixel pertence a uma linha ou ao fundo seria inadequado. Com certeza, algo em torno de 15% das fichas encontradas nos arquivos policiais simplesmente seriam rejeitadas pelo sistema automatizado por resultarem em imagens binarizadas nulas: ou uma grande mancha preta, ou uma imagem em branco.

Para resolver este tipo de situação, a abordagem de binarização através do limiar evoluiu para métodos que determinam um limiar individual para cada imagem. Com isso, durante o processo de binarização de cada uma das impressões digitais, o próprio algoritmo escolhe o limiar adequado para aquela imagem. Desta maneira, imagens com pouco contraste (muito escuras ou muito claras) são binarizadas pelo mesmo algoritmo e com a mesma eficiência. Contudo note-se que numa mesma impressão digital pode-se encontrar regiões borradas. São regiões com excesso de tinta, ou regiões esmaecidas onde a tinta não conseguiu fixar-se como esperado. Vê-se então que a abordagem do cálculo de um limiar para cada imagem não será eficiente quando defrontar-se com tais regiões problemáticas. Assim, a solução será estender o conceito anterior e passar a trabalhar com uma imagem dividida em várias regiões. Para cada região é calculado um valor próprio de limiar. Desta forma, uma impressão digital que apresente regiões com contrastes diferentes terá um algoritmo que calculará um valor de limiar para cada uma destas regiões, garantindo-se maior qualidade e fidelidade ao processo.

Dentre os algoritmos conhecidos na literatura, os métodos de Ridler-Calvard [13], Lloyd

[13] e Otsu[24] aplicam-se a qualquer tipo de imagem. Estes algoritmos calculam o limiar a partir da análise do histograma da imagem. Eles calculam a média dos níveis de cinza e utilizam este valor como ponto inicial para chegar ao valor ótimo. Este valor é encontrado a partir de sucessivas iterações. Primeiramente, aplica-se o valor do limiar encontrado sobre a imagem. Em seguida, calcula-se o número de pontos pretos e brancos que resultaram da binarização com o valor encontrado. Por fim, o valor do limiar é recalculado com base no valor antigo e na ponderação realizada sobre os números de pontos pretos e brancos obtidos. Aplica-se então o novo limiar encontrado sobre a imagem original e contabiliza-se novamente o número de pontos brancos e pretos resultantes. Realiza-se este procedimento sucessivamente até que o valor do limiar não sofra mais alteração entre duas iterações. As diferenças entre os métodos são apenas quanto à forma de ponderação usada na equação de obtenção do limiar. Estes métodos são normalmente aplicados sobre imagens completas. No entanto, conforme salientado, deve-se aplicá-los em regiões distintas da impressão digital para evitar os problemas de variação de contraste.

Os métodos citados apresentam resultados muito bons em diversas aplicações, devido à abordagem utilizada que permite encontrar um limiar satisfatório em imagens com histogramas bimodais. Porém, quando aplicados sobre uma imagem de impressão digital, que não apresenta um histograma bimodal, a qualidade final da imagem binarizada fica comprometida. Logo, por se tratar de uma imagem com características peculiares, a impressão digital também deve ser tratada de forma particular. Elaborando-se um algoritmo específico para binarização de impressões digitais pode-se melhorar muito a qualidade final da imagem binarizada. Muitos autores procuraram, então, desenvolver métodos específicos para o problema da binarização de impressões digitais, entre eles, Mehre e Chatterjee [17,18]. Nesta nova abordagem, é proposto o cálculo do gradiente de cada ponto da imagem da impressão digital, para obter-se assim o que foi chamado pelos autores de imagem direcional. Esta imagem direcional, que possui o mesmo

tamanho da imagem em níveis de cinza que lhe deu origem, é dividida em blocos. Para cada bloco calcula-se o histograma das direções e, a partir de sua análise, determina-se então se o bloco possui uma linha ou um vale.

Por fim, temos também o algoritmo apresentado por Marr e Hildreth [14]. Nele, extraem-se primeiramente as bordas de cada uma das linhas papilares. Cada uma destas bordas possui um pixel de largura. Depois, a imagem formada por todas as bordas é avaliada em conjunto com a imagem original em nível de cinza para a localização das linhas e dos vales. Este processo não apresenta bons resultados pois necessita sempre de um pós-processamento para corrigir linhas segmentadas e erodidas indevidamente pela abordagem empregada.

3.5. RECONSTRUÇÃO DAS LINHAS

A aquisição de uma impressão digital, seja por métodos manuais ou automáticos, sempre acarretará uma pequena perda de informações. Esta perda está relacionada com a maneira com que, em última análise, será coletada a impressão digital: a ponta do dedo, uma superfície côncava e com uma textura formada por inúmeras saliências, é pressionada sobre um plano rígido. A pressão exercida é capaz de criar pequenas deformações na imagem pela tentativa de se transformar em duas dimensões informações que se encontram descritas espacialmente.

Por este motivo, para se evitar que uma mesma impressão digital, adquirida em momentos distintos, gere imagens ligeiramente diferentes, vindo a provocar falsas identificações, uma etapa de correção para a imagem adquirida se faz necessária. Embora para certas abordagens de classificação esta etapa possa até ser suprimida, para os casos da identificação ela se torna indispensável. Alguns autores têm demonstrado esta mesma preocupação e têm proposto várias abordagens para o problema. O'Gorman e Nickerson [21,22] apresentam a técnica de filtros

casados para serem aplicados na imagem antes de sua binarização. Os autores propõem que sejam projetados filtros espaciais para três direções do plano: 0 , $\frac{\pi}{3}$ e $\frac{2\pi}{3}$. Os parâmetros dos filtros são determinados previamente a partir das informações de largura mínima e máxima das linhas e vales, e do valor mínimo do raio de curvatura de uma linha. Para a filtragem da impressão, esta é dividida em partes para calcular-se a orientação dominante de cada segmento, dentre as três citadas anteriormente. Uma vez conhecida a orientação dominante do segmento, aplica-se sobre ele o respectivo filtro. Neste método, o processo de filtragem ocorre sobre a imagem originalmente adquirida em nível de cinza e, conseqüentemente, terá como resultado outra imagem em nível de cinza. Os resultados são muito bons. Porém, o esforço computacional para a determinação dos filtros é muito grande. Ainda se mantêm as perdas devido ao processo de binarização, realizado após a filtragem, embora em menor ocorrência. Xiao e Raafat [32] propõem, por outro lado, que a imagem binarizada sofra um processo de esqueletização. Este processo, muito utilizado para reconhecimento e avaliação de objetos presentes em fotografias, por exemplo, consiste em reduzir cada objeto a uma estrutura simples. Esta estrutura abstrata procura representar e dar forma ao objeto tal qual o esqueleto ósseo dá forma e sustentação ao corpo humano. Para uma imagem de impressão digital, os algoritmos de esqueletização usuais atuam de forma a estreitar cada linha papilar até a espessura de apenas um pixel. No algoritmo apresentado por Xiao e Raafat, após a esqueletização, uma análise estatística e estrutural permite recompor as linhas defeituosas. O método apresenta bons resultados, porém foram relatados problemas de geração de falsos pontos característicos. O algoritmo pode criar “novos defeitos” ao invés de apenas suprimir os existentes. Este é um problema grave, pois todo o processo de identificação é baseado na presença ou ausência de pontos característicos em determinados locais da impressão digital. Se um determinado algoritmo interfere diretamente nestes pontos característicos, automaticamente estará afetando a confiabilidade do sistema de identificação.

Outro ponto negativo desta abordagem, é a necessidade de manipulação de uma imagem esqueletizada, a qual nem sempre é a mesma imagem que será efetivamente arquivada. Neste caso, gera-se um esforço extra de computação a cada processo de identificação.

Para se classificar as impressões digitais segundo algumas abordagens, as linhas papilares devem estar muito bem conformadas. Por isso, muitas vezes os próprios autores apresentam algoritmos de correção das linhas conjugados com os métodos de classificação. Este é o caso do algoritmo apresentado por Coetzee e Botha [4]. O algoritmo consiste em percorrer toda a imagem com uma janela móvel em busca de buracos ou erosões presentes nas linhas. Quando algum destes defeitos é detectado, suas dimensões são calculadas. Se estas dimensões forem menores do que um valor estipulado, os defeitos são corrigidos automaticamente. Caso contrário, as falhas encontradas representam pontos característicos e, conseqüentemente, não devem ser alterados.

A reconstrução das linhas papilares dentro da imagem da impressão digital pode ocorrer de duas formas diferentes, conforme apresentado nos exemplos anteriores. No entanto, para um sistema automatizado de classificação e identificação, é necessário que este processo ocorra diretamente sobre a imagem binarizada que será armazenada. Desta forma, assegura-se que apenas um único processo de correção será executado. Assim, a imagem da impressão digital arquivada estará sempre disponível para sofrer qualquer processo de classificação ou identificação. Além da economia de tempo, garante-se também que a imagem poderá ser transmitida para outro banco de dados e por ele utilizada sem necessidade de qualquer novo processamento.

Logo, vê-se que um algoritmo de reconstrução de linhas é um elemento importante dentro de um sistema de identificação. Ele não pode, de forma alguma, alterar os pontos característicos que estão presentes na impressão digital. Por isso, deve receber uma atenção especial na sua elaboração e, se possível, estar muito bem ajustado às etapas anteriores e

posteriores do sistema datiloscópico automatizado. Dentro desta ótica, desenvolveu-se um algoritmo de reconstrução de linhas que trabalha sobre a imagem binarizada e, desta forma, está em sintonia com os processos de aquisição e binarização. A estrutura deste algoritmo e sua implementação se encontram apresentadas no Capítulo IV.

3.6. PRÉ-PROCESSAMENTO DA IMPRESSÃO DIGITAL PARA CLASSIFICAÇÃO

Conforme determinou Vucetich quando desenvolveu seu sistema de classificação datiloscópica, uma impressão digital pode ser classificada através da detecção da presença ou não de laços e deltas. A partir destes elementos, pode-se separar inicialmente as impressões digitais em 4 grandes grupos. Estes grupos dão origem a novos subgrupos, podendo-se chegar normalmente a um total de 20 classificações³. A identificação destas figuras características em qualquer impressão digital é um trabalho simples e rápido para um datiloscopista, apesar das formas variarem substancialmente de um dedo para outro. No entanto, em um processo automatizado, o computador deve “enxergar” tais figuras a partir de uma seqüência numérica. Como identificar a presença de um ou dois deltas, um laço à esquerda ou à direita? A dificuldade existe porque estes elementos não possuem uma forma singularmente definida, seja na impressão digital ou na seqüência numérica arquivada no computador. Para o ser humano existe a figura subjetiva dos chamados padrões. Formas genéricas que independentemente de posição, tamanho, rotação ou escalas, podendo até mesmo estar incompletas ou deformadas, são facilmente reconhecidas. Assim, a figura de um pequeno laço orientado para a esquerda, bem delineado, é reconhecida tão facilmente quanto um laço deformado pelo seu tamanho exagerado, rotacionado e orientado para direita. Esta capacidade de abstração, ou generalização, sustenta toda a

³O número e tipo de subgrupos variam para cada Instituto de Identificação e são definidos de acordo com as peculiaridades locais e conforme o entendimento dos datiloscopistas responsáveis.

sistemática de classificação datiloscópica. No entanto, como fornecer a um sistema automatizado esta capacidade? Como ensinar um computador a interpretar duas figuras tão diferentes como sendo o mesmo elemento? A solução mais empregada é a redução do volume de informações para facilitar a análise pelo computador. As propostas encontradas na literatura podem ser divididas em dois métodos principais: esqueletização e obtenção do mapa de direções.

A esqueletização reduz as linhas (em alguns casos os vales também), para uma espessura única de 1 pixel. Desta maneira, reduz-se efetivamente o tamanho da imagem da ordem de quatro vezes, uma vez que quatro pontos formam normalmente a espessura de uma linha. Com esta redução, a curvatura das linhas fica muito mais salientada, permitindo uma identificação mais nítida e precisa de suas direções. Esta simplificação permite ao classificador automático visualizar o formato em que as linhas se encontram e com isso tentar identificar as figuras características. Dentre os vários algoritmos que existem para a esqueletização de imagens binárias, os que se aplicam a impressões digitais são os apresentados por McFerran [15], e Arcelli e Baja [1]. Neles, as linhas papilares têm sua espessura diminuída a cada passagem do algoritmo até que, após algumas iterações, a linha apresente uma espessura de apenas um pixel.

Em outra abordagem, a imagem é dividida em blocos. Para cada bloco procura-se extrair a orientação das linhas que ali se encontram. A mudança do tipo de informação (de pontos que indicam linhas para dados que representam direções), facilita a classificação e proporciona grande redução na quantidade de dados a serem manipulados. Este conjunto de informações é conhecido por mapa de direções. O mapa de direções não contém mais os pontos característicos (desnecessários para a classificação de impressões digitais), mas informações precisas sobre o comportamento do fluxo das linhas ao longo de toda a impressão digital. É justamente este fluxo das linhas que acaba formando as figuras características, como deltas e laços. Logo, vemos que uma inspeção cuidadosa do mapa de direções permite identificar alterações mais bruscas no fluxo das linhas. Estas alterações indicam a presença de figuras características.

Um dos primeiros autores a apresentar um algoritmo de cálculo do mapa de direções foi Grasselli [8] em 1969. Em seu artigo, a matriz de amostragem, como foi designado o atual mapa de direções, era calculada com a ajuda de operadores diferenciais. A imagem era dividida em blocos e, para cada um, calculava-se o gradiente nas quatro direções principais. A direção que apresentasse o maior gradiente indicava que o bloco era composto por linhas perpendiculares ao gradiente encontrado. Kamijo e Mieno [11] também extraíram o mapa de direções da imagem para realizarem seu processo de classificação. Neste caso, a abordagem utiliza uma transformação linear aplicada às linhas papilares. O cálculo da integral desta transformação em um novo sistema de coordenadas permite determinar a orientação de cada uma das linhas.

3.7. CLASSIFICAÇÃO

A técnica de classificação fica automaticamente definida pelo processo utilizado na preparação da imagem. A classificação de imagens que sofreram um processo de esqueletização usualmente faz-se através de uma abordagem sintática. Este tipo de abordagem procura descrever as linhas papilares de uma forma codificada. A codificação é realizada a partir da origem da linha, a qual recebe um código referente à direção que a linha possui neste ponto. Assim que a linha muda de direção, esta informação é agregada ao código. Este procedimento é repetido sucessivamente até chegar-se à outra extremidade da linha. Com a ajuda da Fig. 3.5, podemos visualizar melhor esta seqüência de operações, a qual foi apresentada por Rao e Balck em 1980 [25].

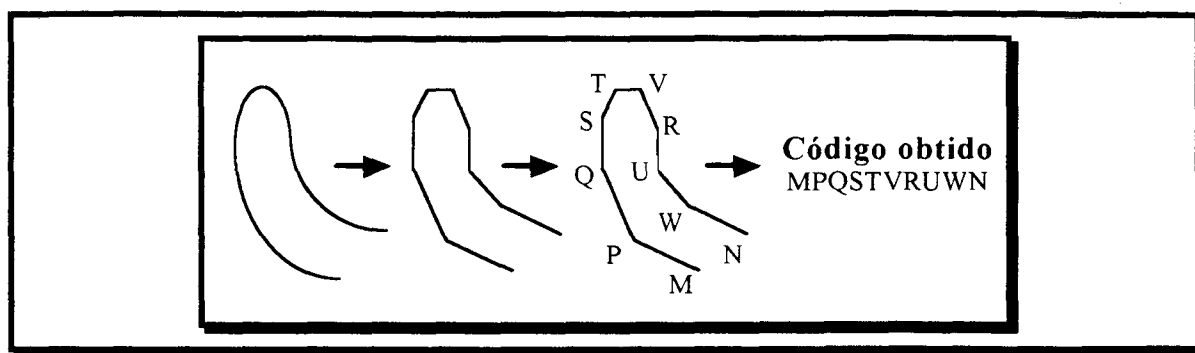


Fig. 3.5. Técnica de codificação das linhas papilares.

Obviamente, um laço orientado para a esquerda pode ser descrito por inúmeros códigos diferentes, tanto na seqüência como no comprimento. Por isto, após a codificação, cabe ao algoritmo procurar reduzir este código para uma palavra de tamanho único. Desta maneira, facilita-se a procura deste código numa tabela onde encontra-se a classificação da impressão digital. Mesmo com esta providência, notamos que a tabela de classificação deve conter todos os códigos possíveis de serem gerados por um laço à esquerda, por exemplo. Erros de classificação podem ocorrer caso uma linha seja codificada de forma errada. Além disto, o processo baseia-se numa esqueletização muito precisa e confiável, pois só assim poder-se-á encontrar facilmente o início da linha principal que forma os laços e deltas. Ou então, o esqueleto deve informar corretamente que nenhuma das duas figuras características encontra-se presente na imagem. Esta abordagem de codificação dos laços e deltas não funciona corretamente quando encontram-se linhas segmentadas ou bifurcadas. Por estes motivos, um algoritmo ótimo de correção de linhas se faz necessário, antes e depois da esqueletização.

Um sistema semelhante ao anterior foi apresentado por Moayer e Fu [20]. Este sistema codificava regiões da imagem ao invés de linhas isoladas. Com a ajuda de um sistema de procura em árvore, procurava-se classificar a impressão digital segundo as classes encontradas em cada região. Os autores apresentam seu próprio algoritmo de reconstrução de linhas [19] para garantir

a eficiência do classificador. Este algoritmo evita que uma mesma impressão digital possa gerar classificações diferentes em momentos diferentes. Segundo o artigo, cada região possui quase 200 codificações diferentes e a imagem é dividida em 16 regiões. Logo, observa-se que a possibilidade de combinação destas regiões permite a geração de mais de 2×10^{36} códigos diferentes, com uma distribuição de probabilidade não uniforme. Devido a estes fatos, Moayer e Fu reconhecem que a abordagem não é muito promissora.

A classificação de uma impressão digital reduzida ao seu mapa de direções possui inúmeras abordagens. Kawagoe e Tojo [12] utilizam o índice de Poincaré⁴ sobre regiões do mapa para encontrar os laços da impressão digital. Identificados os laços, os autores calculam as distâncias e ângulos entre os diferentes laços presentes na imagem, suas larguras e alturas. Com estas informações, definem (segundo um gráfico bidimensional), a qual classe pertence a impressão digital sob análise.

A abordagem via redes neurais também pode ser aplicada no processo de classificação datiloscópica. Kamijo e Mieno [11] apresentam uma técnica que utiliza as informações presentes no mapa de direções para alimentar uma rede neural. O mapa é dividido em vários blocos iguais, e cada um servirá de dado de entrada para um neurônio da camada de entrada. O sistema apresenta 5 sub-redes independentes e iguais, com três camadas escondidas cada. Este sistema pode identificar dois tipos de Arco, as duas Presilhas e o Verticilo. As saídas das sub-redes estão interligadas a uma camada de saída para que a rede neural apresente a classificação final da impressão digital.

⁴Índice que permite calcular a quantidade de rotação de um vetor V ao longo de uma dada curva C .

3.8. ALGORITMOS DE IDENTIFICAÇÃO

Todo o processo de identificação de uma impressão digital é baseado na comparação de duas impressões digitais. Procura-se encontrar um número mínimo de pontos característicos situados nas mesmas posições em ambas as impressões. O sistema automático deve ser capaz de detectar e catalogar estes pontos característicos de forma a realizar a identificação. Normalmente, a pesquisa se dá através de uma busca em toda a impressão digital. A imagem é percorrida por um bloco móvel (janela) de $n \times n$ pixels, para que se encontre um ponto característico em cada porção recortada da imagem. Hrechak e McHugh [10] utilizam este método com a ajuda de padrões de comparação. Os padrões considerados principais são aqueles que ajudam a diferenciar uma imagem da outra. Encontrados estes padrões, os mesmos são definidos como centróides de regiões de identificação. Uma vez definidas as regiões e seus centros de referência, os demais pontos característicos pertencentes àquela região são catalogados de acordo com seu tipo e posição (ângulo e distância) em relação ao centro da mesma. Desta forma, obtém-se invariância à translação e rotação, garantindo grande eficiência ao processo.

Este tipo de procedimento tenta levar em consideração todos os pontos característicos presentes na imagem, o que pode ser considerado um trabalho pesado computacionalmente. Procurando acelerar este processo, Yahagi, Igaki e Yamagishi [33] propuseram um algoritmo de identificação usando a detecção de alguns pontos característicos em torno da região central da impressão digital. Primeiramente, a figura característica presente na imagem é detectada para servir como referência para os demais pontos característicos. Estes pontos, que estão todos perto da região central, são detectados na imagem e com ela arquivados. Quando é feita a identificação, um processo de busca rápida procura determinar o mesmo ponto central na impressão digital sob investigação. Em um segundo momento, verifica-se então a coincidência dos demais pontos característicos. O processo de busca rápida procura os pontos característicos através de uma

abordagem de aproximações sucessivas. Inicialmente, a janela de busca percorre a imagem a passos largos. Ao detectar a proximidade do ponto característico que procura, o algoritmo diminui a distância de busca. O procedimento é repetido até que se determine exatamente o ponto em questão.

Atualmente, a abordagem via redes neurais tem se desenvolvido muito. Baldi e Chauvin [2] apresentam um processo muito interessante de identificação utilizando redes neurais. Inicialmente, as duas imagens a confrontar são preparadas e alinhadas pela região central, onde se encontram os deltas e os laços. Em seguida, apenas esta região central de cada imagem é filtrada por um banco de filtros digitais. A seguir, é determinada a diferença, uma a uma, entre a saída de cada um dos filtros de uma imagem com a saída dos filtros da outra imagem. Estes resultados são então apresentados a uma rede neural que faz a análise para decidir se as imagens apresentadas são da mesma impressão digital ou não.

3.9. CONCLUSÃO

A importância de um sistema datiloscópico automatizado está diretamente ligado à sua eficiência e confiabilidade. Cada fase do processo, desde a aquisição, passando pela classificação, arquivamento e finalizando na identificação, deve ser muito bem elaborada e desenvolvida. Como cada fase processa dados já previamente manipulados, a estrutura do sistema automatizado depende muito do afinamento entre suas etapas. Isto é especialmente verdade para as etapas iniciais de aquisição, binarização e reconstrução, pois das mesmas depende o sucesso ou o fracasso do sistema datiloscópico. Neste ponto, verificamos que os algoritmos apresentados na literatura não demonstraram resultados plenamente satisfatórios quando aplicados ao processamento de impressões digitais. Individualmente, os métodos citados possuem resultados

que se destacam. Porém, há uma perda de eficiência ao serem encadeados com os demais processos. Por isso, apresentamos no Capítulo IV dois algoritmos que foram desenvolvidos em conjunto para realizar as etapas de binarização e reconstrução das linhas. Ambos procuram recuperar o máximo possível da informação que a imagem pode fornecer e evitar a introdução de erros. Desta forma, a imagem da impressão digital estará pronta para sofrer um pré-processamento visando à classificação. Para esta etapa, verifica-se que a tendência entre os autores é a abordagem via mapa de direções, pois este leva a uma grande redução no volume de informações a ser manipulado. Aqui também apresentaremos nossa contribuição através de um algoritmo de extração do mapa de direções. Este algoritmo é descrito no Capítulo V, e utiliza a abordagem via rede neural para obter um mapa mais simples e preciso, facilitando muito o trabalho do algoritmo classificador.

A intenção de desenvolver tais algoritmos é a de capacitar o Brasil com tecnologia própria na área de processamento de impressões digitais. Infelizmente, pouco existe em nossa literatura sobre o assunto. Além disso, também queremos contribuir com a pesquisa mundial que em muito tem se dedicado a resolver os problemas de automação de sistemas datiloscópicos.

CAPÍTULO IV

Aquisição e Melhoria da Impressão Digital

4.1. INTRODUÇÃO

Um dos problemas críticos nos sistemas datiloscópicos é a aquisição da impressão digital. É a partir da tomada da impressão que se pode, então, iniciar todo o processo de classificação e arquivamento da mesma. Mesmo para se realizar a tarefa de identificação, há a necessidade de se adquirir novamente a impressão digital para o confronto com aquela que já se possui arquivada. Somente com um adequado processo de aquisição da impressão digital há a garantia da eficiência de um sistema de classificação, como também a segurança quando da identificação dos indivíduos.

Uma aquisição perfeita é praticamente impossível, por se tratar de uma informação tridimensional que está sendo representada em duas dimensões. Para os sistemas manuais, pequenas imperfeições devidas ao processo de tomada da impressão digital são relevadas pela capacidade dos datiloscopistas de generalização. O perito pode até mesmo inferir certas conclusões, como a presença ou não de deltas na imagem, apenas através de informações circunstanciais. Atribuir a um sistema automatizado a mesma capacidade de abstração e generalização do datiloscopista implica na elaboração de algoritmos complexos e pesados computacionalmente. A solução é aplicar então a abordagem inversa. Ao invés de desenvolver um algoritmo extremamente robusto e complexo, devemos simplificar e uniformizar a imagem da

impressão digital para sua manipulação pelo sistema automatizado.

Podemos facilmente observar que a imagem de uma impressão digital possui mais informações que o necessário para sua interpretação. Normalmente, a imagem é composta por vários níveis de cinza, que são irrelevantes para a análise da impressão digital. Este é um dos pontos que o sistema automatizado pode atacar no intuito de simplificar a imagem. Além disto, pequenas imperfeições presentes na impressão digital, que são normalmente desconsideradas pelos peritos, também podem ser manipuladas da mesma forma pelo sistema automatizado. Logo, vemos que muito pode ser realizado computacionalmente sobre a imagem de uma impressão digital a fim de torná-la um conjunto de dados simples e suficiente para a realização dos processos de classificação e identificação. Por outro lado, pela forma como a impressão digital é identificada, esta simplificação não pode alterar de forma alguma as informações dos pontos característicos ali presentes.

4.2. AUTOMAÇÃO DA TOMADA DA IMPRESSÃO DIGITAL

A aquisição automática da impressão digital possui o mesmo objetivo que o processo manual, porém os meios para obter o registro das linhas papilares são bem diferentes. No método automático a imagem da impressão digital é segmentada em um número finito de pontos equidistantes: técnica conhecida como discretização. Estes pontos são convertidos em números e transmitidos para o computador, num processo denominado quantização. O dispositivo que realiza estes procedimentos é conhecido como digitalizador (do inglês *scanner*), e é muito semelhante a uma fotocopadora.

Os digitalizadores utilizados nos sistemas datiloscópicos automatizados são de dois tipos: os digitalizadores diretos e os digitalizadores comuns. Os digitalizadores diretos são

aqueles que permitem adquirir uma impressão digital diretamente a partir do dedo do indivíduo. São especialmente construídos para receber cada um dos dedos por vez ou a mão inteira. De tamanho compacto, requerem uma mecânica de alta precisão e um vidro especial não suscetível a problemas de sujeira ou gordura para receber a pressão do dedo.

Os digitalizadores comuns são aqueles desenvolvidos para uso comercial comum. Embora mais simples, pois são utilizados para converter ou “ler” folhas avulsas, não são menos precisos. Muito pelo contrário, os digitalizadores de mesa muitas vezes alcançam resoluções melhores do que os digitalizadores diretos. Eles também são utilizados em sistemas automatizados para realizar a transferência das impressões digitais obtidas em folhas avulsas para o computador. Mais precisamente, as centenas de milhões de fichas datiloscópicas que se encontram arquivadas nos Institutos de Identificação de todo o Brasil. Estas fichas só podem ser integradas a um sistema automatizado com a ajuda destes digitalizadores. Este foi o principal motivo que nos fez escolher o digitalizador comum para a aquisição das impressões digitais que foram utilizadas neste trabalho. Vejamos a seguir uma descrição dos passos realizados para adquirir uma ficha datiloscópica.

Inicialmente, colocamos uma ficha individual datiloscópica no digitalizador de mesa. O equipamento é regulado para trabalhar com a resolução de 400 dpi⁵. Escolhemos esta resolução por ser suficiente para discriminar com precisão todos os detalhes da impressão digital. Parâmetros como brilho e contraste também são ajustados. Desta forma, regiões borradas ou tênues são adquiridas sem alterações, evitando-se degradar ainda mais a impressão digital. Estes ajustes sofreram pequenas correções para cada uma das fichas datiloscópicas digitalizadas. Fez-se necessário este procedimento para obtermos um banco de impressões digitais uniforme e de boa qualidade. Trata-se de um pré-requisito para garantir a validade dos métodos e algoritmos

⁵ *dots per inch* - pontos por polegada = unidade que descreve o número de pontos que um equipamento consegue discriminar no espaço de uma polegada (2,54 cm).

propostos neste trabalho. Uma vez colocada no digitalizador, a ficha é discretizada em torno de 2600×2600 pixels⁶. Cada pixel pode ser quantizado num dos 256 níveis de cinza identificáveis pelo equipamento (8 bits). Enquanto este processo se realiza, as informações são repassadas ao computador, que as armazena sobre a forma de uma seqüência numérica. Na etapa seguinte, a imagem digitalizada da ficha sofre um processo de corte para separar em arquivos de dados individuais cada um dos dez dedos que ela contém. Assim, cada um dos dedos constitui-se numa unidade básica sobre a qual todo o processamento é realizado. Esta unidade básica contém apenas a impressão digital, 512×512 pixels, que pode ser vista na Fig. 4.1. Durante o processo de corte, toda e qualquer marca gráfica que há na ficha é apagada para que não venha a gerar erros nas etapas seguintes. Isto diz respeito as linhas guias, timbres e marcas de classificação apostas próximo da impressão pelos datiloscopistas. Todo este processo pode ser facilmente automatizado.

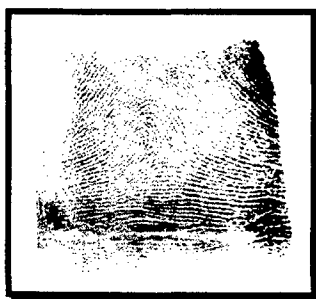


Fig. 4.1. Imagem em tamanho original de uma impressão digital retirada de uma Ficha Individual Datiloscópica.

4.3. PROBLEMAS DEVIDO À AQUISIÇÃO

Um sistema de identificação deve apresentar as mesmas características das impressões digitais: ser perene e imutável. Assim, pode-se confrontar impressões digitais que são registradas

⁶ *pixel* - picture element (elemento de fotografia) = unidade adimensional utilizada para designar um ponto de uma imagem.

com décadas de intervalo. Quando da implantação dos primeiros sistemas datiloscópicos, escolheu-se a maneira disponível à época para armazenar perenemente as impressões digitais: tinta tipográfica depositada sobre papel. Até hoje este método é utilizado quando se necessita transportar as impressões digitais de um indivíduo de um local para outro.

Embora o método e o material utilizados sejam conceitualmente adequados, na prática do dia a dia vemos alguns problemas que comprometem a eficiência e a qualidade do sistema. Se comparado ao processo automático que ora se discute, o método manual torna-se realmente ineficiente, inseguro, lento, dispendioso e sem nenhuma flexibilidade para adaptar-se às atuais necessidades da sociedade.

O principal problema da aquisição manual é sem dúvida a qualidade da impressão digital obtida. É muito comum haver problemas como excesso ou pouca tinta depositada sobre o dedo, o que resulta em impressões borradas ou esmaecidas. Este fato também pode ocorrer devido a uma pressão exagerada ou reduzida do dedo sobre a folha de papel. Esta degradação gera uma dificuldade extra para os datiloscopistas que trabalham com a classificação das impressões, pois pode omitir-lhes informações importantes sobre a forma e localização das linhas papilares. Quase sempre este tipo de ocorrência inviabiliza completamente a realização de uma *Afirmativa de Identidade*⁷, por não permitir que se identifiquem na impressão digital, com clareza e segurança, o número mínimo de pontos característicos.

Outro ponto desfavorável ao processo manual é a própria sistemática de armazenamento das fichas. Baseado ainda no tradicional método de fichas catalogadas segundo uma chave de procura, quilos de papel são guardados em grandes e pesados fichários. A chave de procura é o próprio código datiloscópico. Na prática, nem todos os grupos de padrões apresentam o mesmo índice de ocorrência. Isto representa um acúmulo excessivo de fichas em certos grupos, e um

⁷Nome técnico dado ao confronto de duas impressões digitais para confirmar que determinada impressão digital pertence a um indivíduo. Para que se certifique a *Afirmativa de Identidade*, é necessário encontrar no mínimo 12 pontos característicos idênticos, em tipo e localização, em ambas as impressões digitais.

número reduzido em outros. Por conseguinte, os grupos de maior ocorrência são os mais pesquisados e, conseqüentemente, os que demandam maior tempo de verificação. Logo, o sistema de armazenamento e procura é sempre lento.

Outra característica deste tipo de arquivamento é que só pode-se realizar a identificação de um indivíduo quando obtém-se suas dez impressões digitais. Desta forma, através do código datiloscópico, suas novas impressões podem ser procuradas e confrontadas com as armazenadas no fichário. A pesquisa inversa, ou seja, a partir do nome do indivíduo chegar-se às suas impressões digitais não pode ser realizada pela concepção do sistema manual. Esta é uma grande deficiência deste sistema e que felizmente já foi consideravelmente solucionada. Desde a década passada, com as facilidades do uso de sistemas computacionais, os meios policiais têm se preocupado em realizar um banco de dados em paralelo com as informações que são preenchidas no verso da ficha individual datiloscópica. Com esse banco de dados automatizado, é possível encontrar as impressões de um indivíduo a partir de alguns de seus dados pessoais: nome e data de nascimento, por exemplo. Infelizmente, os bancos de dados ainda não estão interligados em todo o Brasil, o que limita esta procura a uma consulta local em cada Estado.

Um dos pontos mais preocupantes do atual sistema de arquivamento é a sua segurança física. Por se tratar de papel, as fichas datiloscópicas estão sujeitas a deterioração causada pelo envelhecimento do papel e pela ação da umidade, ou mesmo serem completamente destruídas em caso de um incêndio. Além destes problemas, também existe a impossibilidade do fornecimento a outro Instituto de Identificação de uma cópia de qualquer ficha datiloscópica. Os Institutos só podem fornecer a ficha original, que a partir de então, estará sujeita ao extravio devido ao transporte e manuseio. Este ponto crítico não pode ser modificado pois atualmente as fichas não podem ser copiadas. Por se tratar de um sistema onde a fidelidade é uma característica indispensável para garantir a segurança, as fotocopiadoras ainda não possuem qualidade suficiente para garantir uma cópia fidedigna das fichas.

Porém, com a utilização de digitalizadores modernos e o auxílio de algoritmos especialmente desenvolvidos, a transferência e armazenamento das informações datiloscópicas para o computador se faz com perda de informação praticamente desprezível. O armazenamento ainda permite que haja uma descentralização de todo o sistema datiloscópico. Atualmente, a estrutura utilizada no Brasil, decorrente principalmente dos motivos expostos acima, centraliza o arquivamento das fichas datiloscópicas nas capitais dos Estados. Apenas a aquisição das impressões é tomada em núcleos regionais espalhados pelos Estados. Nestas cidades centralizadoras as fichas são acumuladas e remetidas periodicamente para a capital, onde são classificadas e arquivadas. No entanto, observe-se a possibilidade de ocorrer um extravio deste material durante o manuseio e transporte. Com a implementação de um sistema automatizado, cada cidade brasileira poderá possuir seu próprio sistema automatizado de identificação interligado, via rede de comunicação de dados ou telefone, a todos os outros sistemas datiloscópicos automatizados. Será possível haver, então, uma total descentralização destes processos, desde a aquisição e arquivamento, até a emissão de Carteiras de Identidade, por exemplo.

4.4. BINARIZAÇÃO DAS IMPRESSÕES DIGITAIS

Como pôde ser observado, a classificação de uma impressão digital se dá única e exclusivamente segundo a forma que se apresentam as linhas papilares em nossos dedos. A presença ou não do delta e sua localização são os pontos fundamentais para a separação entre os quatro principais grupos. Logo, os tons de cinza que se obtém na ficha datiloscópica, devido à utilização da tinta tipográfica, não nos fornecem informação alguma além de indicar a existência e posição das linhas. Pode-se então imaginar que seria mais fácil para o sistema datiloscópico, ao

invés de trabalhar com uma imagem de 256 níveis de cinza, trabalhar com apenas dois níveis: 0 (zero) e 1 (um) para codificar o vale e a linha. Esta simples mudança representa para o sistema uma grande facilidade de processamento e uma economia de memória da ordem de 8 vezes⁸.

A técnica de binarização é muito utilizada no processamento digital de imagens, justamente pela simplificação que ela proporciona, facilitando o armazenamento e a manipulação das imagens. Inúmeros métodos foram desenvolvidos, utilizando-se as mais variadas técnicas e abordagens. Tal diversidade de opções mostra a preocupação com a fidelidade da informação, que não pode ser degradada durante a passagem da imagem em níveis de cinza, ou mesmo colorida, para uma representação de apenas dois níveis: preto e branco. Por este motivo, é comum adaptar-se os algoritmos encontrados na literatura para cada caso específico.

Uma análise sobre os vários algoritmos desenvolvidos leva à conclusão de que a melhor abordagem para a binarização de impressões digitais é a abordagem via limiar (do inglês *threshold*). No entanto, este limiar não pode ser único para todas as imagens. As diferenças de tonalidade e contraste quando da aquisição de uma impressão digital levam à necessidade da determinação de um limiar para cada imagem. Uma análise mais criteriosa pode estender este conceito para o interior de uma única imagem. Conforme já salientado, a pressão exercida pelo dedo durante a aquisição de uma impressão digital pode facilmente gerar regiões borradas ou esmaecidas na imagem [27]. Logo, torna-se interessante determinar um limiar para cada região da imagem. Assim, propomos que a imagem seja dividida em vários blocos de tamanho fixo e que, para cada um deles, encontre-se o melhor valor de limiar.

O novo método proposto utiliza características estatísticas da cada bloco da imagem na determinação do limiar correspondente. Inicialmente, definimos o bloco (k,l) da imagem como um bloco de $n \times m$ pixels, cujo canto superior esquerdo corresponde ao pixel $[k,m, l,n]$ da imagem. A

⁸ No computador, a representação do número 256 é feita com 8 bits $\rightarrow 2^8 = 256$. Para se representar a existência ou não da linha (0 ou 1) precisamos de apenas um bit $\rightarrow 2^1 = 2$.

Fig. 4.2 ilustra a nomenclatura utilizada.

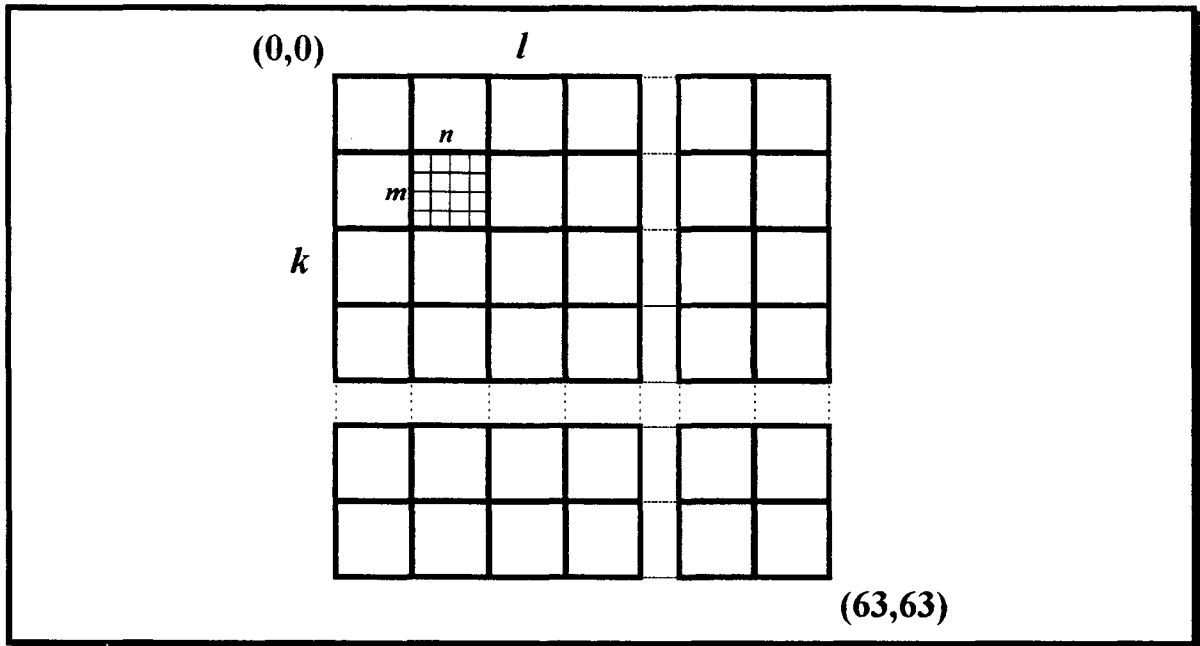


Fig. 4.2. Imagem segmentada em 64×64 blocos, onde cada bloco (k,l) possui $n \times m$ pixels.

O valor do limiar, para o bloco (k,l) , é dado por

$$th_{kl} = \bar{P}_{kl} + \alpha_{kl} \cdot \delta_{kl} \quad (4.1)$$

onde th_{kl} é valor do limiar; e

$$\bar{P}_{kl} = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} P(k \cdot m + i, l \cdot n + j) \quad (4.2)$$

é o valor médio das intensidade dos pixels do bloco (k,l) ;

$$\delta_{kl} = \frac{1}{n \cdot m} \sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (\bar{P}_{kl} - P(k \cdot m + i, l \cdot n + j))^2} \quad (4.3)$$

é o desvio padrão das intensidades dos pixels do bloco (k,l) ;

e α_{kl} é um coeficiente de ponderação do desvio padrão adicionado à média do nível de cinza para a determinação do limiar.

Com o parâmetro α podemos adequar melhor o valor do limiar às características de cada bloco. As regiões definidas pela Tabela 4.1, bem como os diferentes valores de α , foram encontrados experimentalmente, através de sucessivas avaliações. Inicialmente, verificamos que a utilização do valor médio dos tons de cinza de blocos da imagem não apresentava resultado satisfatório. Um exame dos histogramas das imagens demonstrava que o valor ótimo para a binarização situava-se próximo ao valor médio. A questão era a quantificação desta proximidade ou deslocamento em relação ao valor médio. Com base na abordagem realizada pelos demais métodos citados anteriormente, escolhemos parâmetros estatísticos para esta tarefa. Cerca de 200 impressões digitais foram avaliadas com a utilização de uma grande quantidade de valores diferentes para os limites de δ e \bar{P} . A partir dos resultados obtidos, os melhores valores foram selecionados para construir as faixas de atuação de α apresentados a seguir.

Tabela 4.1. Escolha de α em função de \bar{P} e δ

\bar{P}	δ	CONTRASTE	α
30 - 220	≥ 50	<i>grande</i>	0.00
30 - 220	< 50	<i>médio</i>	0.35
< 30	X	<i>saturado p/ preto</i>	-0.70
> 220	X	<i>saturado p/ branco</i>	1.00

X indica valor irrelevante

As situações descritas na Tabela 4.1 procuram descrever situações típicas de contraste em uma imagem de impressão digital. Para o caso onde o contraste da imagem é grande ($\delta \geq 50$), apenas o cálculo da média dos tons de cinza é suficiente para realizar a separação entre vales (papel) e linhas (tinta). Para um contraste médio, o limiar do bloco é calculado a partir da média mais 35% do valor do desvio padrão. Este procedimento procura classificar como linhas, pixels esmaecidos pela redução do contraste. A grande melhora que o novo método apresenta é conseguir identificar regiões com contrastes realmente muito baixos e extrair destas áreas as informações sobre vales e linhas. Estes blocos de qualidade inferior são aqueles que apresentam

uma imagem muito escura (borrões, $\bar{P} < 30$) ou muito clara (esmaecida, $\bar{P} > 220$). Nestes blocos, a abordagem comum de cálculo da média mais desvio padrão levaria à obtenção de um limiar que não recuperaria todas as informações ali presentes. Assim, nestas regiões extremamente danificadas, a equação é ajustada para que se consiga melhorar ao máximo a qualidade final da imagem binarizada. Este ajuste segue duas abordagens diferentes, uma para cada tipo de situação. Se o bloco apresentar uma imagem borrada, então a equação se ajusta, através de α , para que um menor número de pixels pretos sejam atribuídos às linhas. Por outro lado, para os blocos que contenham imagens esmaecidas, α é alterado para garantir que a maioria dos pixels diferentes do fundo branco (papel) sejam atribuídos a uma linha. Com estas duas alterações, que não são encontradas em outros algoritmos de binarização, procura-se maximizar a recuperação das informações presentes na imagem adquirida. Com esta técnica, obtém-se um incremento considerável no desempenho dos algoritmos de classificação e identificação.

4.5. ELIMINAÇÃO DE RUÍDOS

Durante o processo de conversão da impressão digital registrada no papel para uma imagem binária, notamos que cada etapa do processamento insere uma pequena degradação na imagem. Esta degradação começa pela tomada da impressão na ficha datiloscópica, já amplamente avaliada, seguida pelo próprio digitalizador, embora em percentual bem menor. O processo de binarização, embora desenvolvido para facilitar e simplificar o processo de classificação, também acrescenta uma pequena quantidade de erros à imagem. Devido a estes problemas, é conveniente introduzir uma etapa de melhoria da imagem binarizada.

A melhoria da imagem tem por objetivo diminuir as taxas de erros do classificador, melhorando a eficiência e a segurança do sistema datiloscópico. Também procura uniformizar as

impressões para que todas tenham a mesma qualidade, nitidez e fidelidade em relação às linhas papilares originais. Além disso, quando se realizar uma Afirmativa de Identidade, teremos a certeza de que as condições para a sua realização serão as melhores possíveis. Isso porque, tanto a impressão que está armazenada quanto a adquirida para confrontação sofreram os mesmos processos de binarização e melhoria. Assim, uma impressão degradada terá maiores chances de recuperação com qualidade suficiente para que seja pesquisada nos arquivos datiloscópicos.

O procedimento desenvolvido para esta etapa de melhoria consiste em corrigir falhas nas linhas papilares que são introduzidas pelas etapas anteriores. As falhas mais comuns são pequenos buracos nas linhas ou pixels ruidosos nos vales. Se os buracos forem do tamanho de uma linha, ocorrerá a segmentação da mesma. Se o ruído nos vales for excessivo, poderá provocar a união indevida entre duas linhas paralelas. Assim, os erros podem ser resumidos à presença de pixels brancos onde deveriam haver pixels pretos e vice-versa.

Para que o sistema automático possa identificar tais erros, utilizou-se uma abordagem baseada na largura média das linhas. Como sabemos, para o processo de aquisição da imagem de uma impressão digital utilizou-se a resolução de 400 dpi, que na prática resulta em uma imagem (uma polegada) com 400 pixels de largura. Como no sentido longitudinal uma impressão digital apresenta em média 50 linhas papilares, chega-se à conclusão de que cada linha apresenta a largura de 4 pontos; mais 4 pontos para a distância entre linhas (os vales). Na realidade, estas médias estão mais próximas de 5 e 3 pixels, respectivamente. Pode-se então afirmar que, após o processo de binarização, se houver um pixel branco cercado por vários pixels pretos, este pixel foi binarizado erroneamente. É sobre esta premissa que se desenvolveram vários algoritmos de correção para a imagem binarizada.

O primeiro algoritmo de correção pesquisa toda a imagem à procura dos buracos que possam existir nas linhas. Dadas as características já descritas, a pesquisa é feita buscando-se um pixel branco cercado por 7 ou 8 pixels pretos. Encontrando-se esta situação, o pixel branco é

substituído por um preto, como exemplificado na Fig. 4.3. Numa segunda pesquisa, é feita a procura inversa. Pelas diversas maneiras como os pixels errados podem estar dispersos na imagem, estes dois procedimentos são realizados novamente sobre a imagem obtida após a primeira correção. O algoritmo ainda pode ser repetido uma terceira e quarta vez, sempre sobre a última imagem corrigida, a fim de eliminar a maior parte das ocorrências deste tipo de erro.

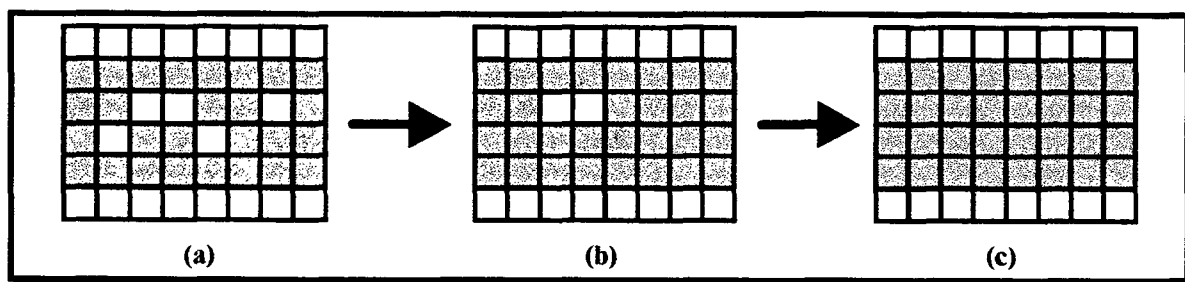


Fig. 4.3. Correção de ruído: a) Imagem binarizada com erros; b) Imagem binarizada após a primeira correção; c) Imagem binarizada após a segunda correção.

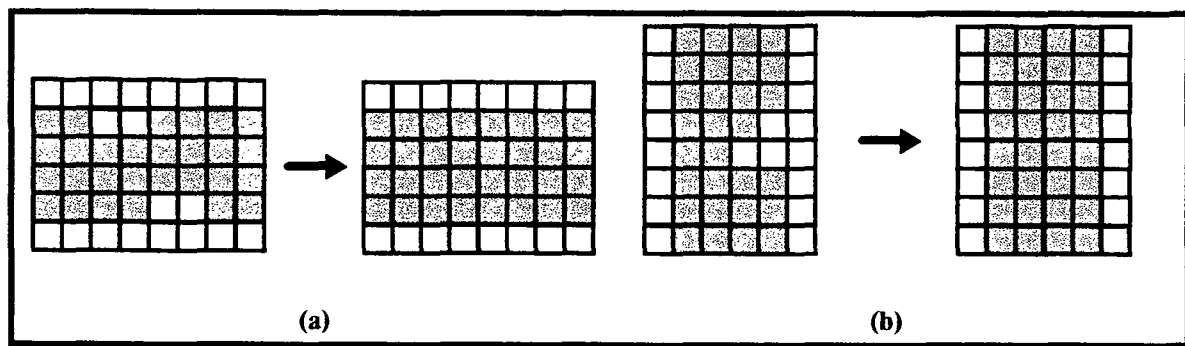


Fig. 4.4. Linhas corroídas: a) Linha horizontal com erosão e sua correção; b) Linha vertical com erosão e sua correção.

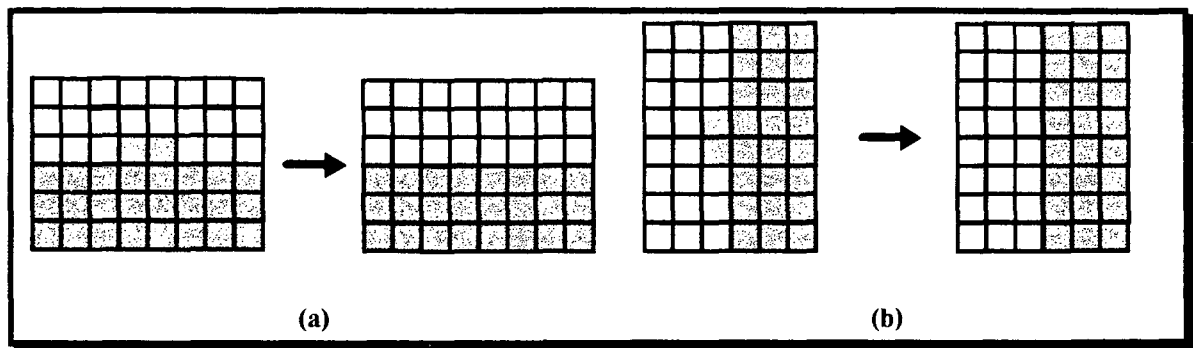


Fig. 4.5. Linhas dilatadas: a) Linha horizontal com dilatação e sua correção; b) Linha vertical com dilatação e sua correção.

No segundo algoritmo de melhoria, o objetivo é encontrar pequenas corrosões ou dilatações que possam existir nas linhas, conforme mostrado nas Figuras 4.4 e 4.5. Assim, desenvolveu-se uma seqüência de regras a fim de identificar tais ocorrências nas várias direções e posições. Visualizando a Fig. 4.6, descreveremos agora o funcionamento da regra para a extração de uma erosão na parte superior de uma linha horizontal (*erosão horizontal superior*).

SE $P(i,j)$ = branco ENTÃO

SE $P(i-2,j)$, $P(i-1,j)$, $P(i+2,j)$ e $P(i+3,j)$ forem pretos ENTÃO

SE de $P(i-2,j-1)$ até $P(i+3,j-1)$ os 6 pixels forem brancos ENTÃO

SE de $P(i-3,j+1)$ até $P(i+4,j+1)$ pelo menos 7 pixels forem pretos ENTÃO

estamos diante de uma erosão da linha

$P(i,j)$ e $P(i+1,j)$ passam a ser pretos.

Esta regra, com os devidos ajustes de índices, é repetida para as situações de erosão horizontal inferior, vertical direita e vertical esquerda, diagonal positiva superior e positiva inferior, diagonal negativa superior e negativa inferior. Por fim, todas estas regras são novamente repetidas à procura das dilatações, onde o que foi descrito como pixel preto é substituído por branco e vice-versa, pois vales e linhas possuem as mesmas características.

	$P_{(i-2,j-1)}$	$P_{(i-1,j-1)}$	$P_{(i,j-1)}$	$P_{(i-1,j-1)}$	$P_{(i-2,j-1)}$	$P_{(i+3,j-1)}$	
	$P_{(i-2,j)}$	$P_{(i-1,j)}$	$P_{(i,j)}$	$P_{(i+1,j)}$	$P_{(i+2,j)}$	$P_{(i+3,j)}$	
$P_{(i-3,j+1)}$	$P_{(i-2,j+1)}$	$P_{(i-1,j+1)}$	$P_{(i,j+1)}$	$P_{(i-1,j+1)}$	$P_{(i+2,j+1)}$	$P_{(i+3,j+1)}$	$P_{(i+4,j+1)}$

Fig. 4.6. Gabarito utilizado pelo algoritmo de correção de erosões e dilatações.

4.6. ALGORITMO DE RECONSTRUÇÃO DE LINHAS

Os algoritmos de melhoria da qualidade da imagem da impressão digital até aqui apresentados foram desenvolvidos apenas para corrigir pequenas falhas, da ordem de dois pixels de largura apenas. Defeitos maiores, muitas vezes decorrentes da própria impressão digital em si, como a segmentação de uma linha ou a união entre duas linhas paralelas requerem a implementação de algoritmos mais específicos que os apresentados na seção anterior.

Embora utilizando a mesma abordagem dos algoritmos anteriores, o algoritmo de reconstrução de linhas é um pouco mais complexo. Primeiramente, deve-se notar que as linhas interrompidas ou as uniões entre elas são consideradas pontos característicos e por isso não podem ser removidas sob pena de estar-se adulterando a impressão digital. Logo, assim como se definiu que uma erosão ou um buraco na linha é provocado pela presença de um ou dois pixels, as segmentações e uniões de linhas também devem ter um tamanho máximo estipulado. Relembrando, o processo de aquisição da impressão digital juntamente com o processo de binarização limitaram a espessura da linha em torno de 4 a 5 pixels. Com isso, pode-se estabelecer novamente que a espessura de dois pixels em uma linha segmentada constitui uma falha e não um

ponto característico.

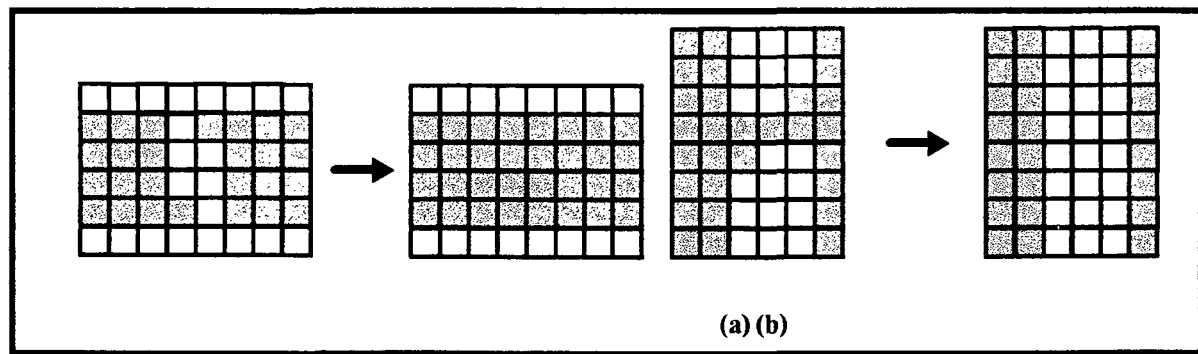


Fig. 4.7. Correção de linhas: a) Linha horizontal segmentada e sua correção; b) Linhas verticais unidas e sua correção.

4.7. CONCLUSÃO

A automação completa de um sistema datiloscópico passa necessariamente pela aquisição da impressão digital de forma eletrônica. Embora esta aquisição automatizada, realizada pelos digitalizadores, permita a manipulação da imagem da impressão digital por computadores, traz um pequeno inconveniente: a complexidade desta manipulação. As impressões digitais adquiridas pelos equipamentos digitalizadores apresentam imagens que correspondem fielmente à realidade. No entanto, esta realidade se mostra computacionalmente complexa para ser manipulada por um sistema datiloscópico automatizado. As características de brilho e contraste da imagem, por exemplo, devem ser substituídas pela informação simples da presença ou não de linhas e vales. Esta nova imagem de dois níveis é muito mais fiel ao que se define como impressão digital do que a imagem originalmente adquirida, que poderia ser considerada apenas uma fotografia em tons de cinza.

Esta transformação da imagem original para uma imagem de dois níveis é conhecida

como binarização. A característica principal do processo de binarização para um sistema datiloscópico é a capacidade de transformar tons de cinza em informações de presença ou não de linhas papilares. Para tanto, vários algoritmos apresentados na literatura foram testados em busca daquele que apresentasse a transformação mais fiel. Embora alguns métodos tenham apresentados bons resultados, nenhum deles foi plenamente satisfatório. Isto provocou a necessidade de desenvolvermos um algoritmo de binarização dedicado à manipulação de impressões digitais. Este novo algoritmo tem por princípio dividir a imagem da impressão digital em vários blocos iguais e calcular para cada um deles um limiar de binarização próprio. A inovação deste método está na propriedade de alterar a equação de cálculo do limiar de acordo com as características de brilho e contraste da imagem naquele bloco. Como a variação de brilho e contraste de um lado a outro das impressões digitais é muito grande na maioria dos casos, este algoritmo consegue adaptar-se para extrair o máximo possível de informações a respeito das linhas papilares ali presentes. Este fato é importante para garantir a fidelidade, a credibilidade e a eficiência de sistemas automatizados, além de simplificar os algoritmos de classificação e identificação.

O algoritmo de binarização, embora seja adaptável às condições de qualidade da impressão digital adquirida, produz uma imagem binarizada quase ótima. Imperfeições ocorridas durante a digitalização da impressão digital algumas vezes são ampliadas pelo processo de binarização. Mesmo imagens de baixa qualidade não são perfeitamente binarizadas ou “recuperadas”. Devemos também lembrar que as linhas papilares possuem um desenho tridimensional que está sendo representado, forçosamente, em duas dimensões. Por estes motivos, um algoritmo de melhoria e reconstrução das linhas papilares deve ser aplicado sobre a imagem binarizada. Com este algoritmo estar-se-á garantindo a uniformidade de todas as impressões digitais, deixando-as insensíveis a variações do digitalizador, forma de aquisição e até mesmo ao próprio envelhecimento do indivíduo. Existem várias abordagens apresentadas na literatura que realizam estas melhorias. No entanto, estas abordagens não se adaptam à imagem binarizada

gerada. Torna-se interessante que a imagem binarizada seja manipulada por um algoritmo de correções e melhorias desenvolvido segundo suas características.

Com a necessidade de desenvolver-se um algoritmo que realizasse a eliminação do ruído e pequenas correções na imagem binarizada da impressão digital, optamos por uma abordagem estratificada. O problema de melhoria da imagem foi dividido em três etapas:

- a) eliminação do ruído;
- b) correção de pequenas falhas na espessura das linhas (erosões e dilatações); e
- c) eliminação de falsos pontos característicos.

Dividindo-se o problema em partes distintas, podemos elaborar um algoritmo otimizado para processar cada uma das falhas apresentadas. Desta forma, obtemos um ganho de qualidade na imagem final, resultando em taxas de erros menores nas operações seguintes.

CAPÍTULO V

Extração do Esqueleto da Impressão Digital

5.1. INTRODUÇÃO

Nos sistemas manuais de classificação, cabe ao datiloscopista analisar a impressão digital baseado apenas na presença ou ausência das figuras características e na forma geral das linhas, desconsiderando a qualidade da imagem apresentada. Para realizar a classificação das impressões digitais de uma forma automatizada é conveniente que sigamos a abordagem realizada pelos datiloscopistas. Assim, toda imagem adquirida sofre um processo de binarização e correção que serve para o sistema automatizado generalizar sua inferência sobre a impressão digital da mesma forma que o perito a faz. Com esta uniformização, podemos ter o controle da qualidade das imagens apresentadas ao sistema classificador.

No entanto, não basta apenas termos uma impressão digital limpa e uniforme para conseguirmos perceber nela as características e formas necessárias para sua classificação. Notemos que as “transformações” executadas sobre a imagem originalmente adquirida não alteraram a forma como a impressão digital encontra-se representada no sistema automatizado. Antes, tínhamos uma seqüência numérica cujos valores variavam de 0 a 255. Estes valores não eram capazes de afirmar com absoluta certeza onde se localizavam as linhas e os vales. Agora, com a representação binária, a seqüência numérica nos dá a certeza de onde encontrar as linhas e os vales. Embora a qualidade da informação tenha melhorado bastante, a quantidade de pontos

presentes na imagem permaneceu a mesma. Ou seja, a quantidade de informações continua ainda muito grande.

Voltando ao comportamento do datiloscopista, vemos que este classifica as impressões digitais através da observação do fluxo das linhas papilares. É a maneira como este fluxo se comporta na impressão digital que faz surgir as figuras características, determinando sua classificação. Notemos, mais uma vez, que a qualidade da impressão digital foi deixada de lado. Não há necessidade de contar o número de linhas presentes na impressão, nem ao menos de identificar com clareza as figuras características. Basta ao datiloscopista identificar com convicção o fluxo das linhas papilares ao longo de toda a impressão digital. Desta forma lhe será possível reconhecer, objetiva ou subjetivamente, as figuras características e realizar a classificação.

Conforme o exposto, o importante no processo de classificação de uma impressão digital é a direção que as linhas papilares tomam ao longo da imagem. Porém, a imagem digitalizada de que dispomos não apresenta tal tipo de informação de forma clara e direta. Para implementarmos um sistema automatizado de classificação será necessário então obtermos da impressão digital binarizada as informações sobre o fluxo das linhas. Desta forma estaremos copiando o processo humano de classificação.

A abordagem escolhida para realizar esta mudança do tipo de informação é baseada no esqueleto da impressão digital. Este esqueleto nada mais é do que a descrição do desenho da impressão através de linhas mestres. Assim como o esqueleto ósseo dá sustentação e forma ao corpo humano, o esqueleto que procuramos também dá forma ao padrão desenhado nas falanges. Retomando-se os grupos de classificação apresentados no Capítulo II, verificamos que cada padrão pode ser muito bem descrito através de algumas poucas linhas mestres. Vejamos a Fig. 5.1 que representa a situação descrita.

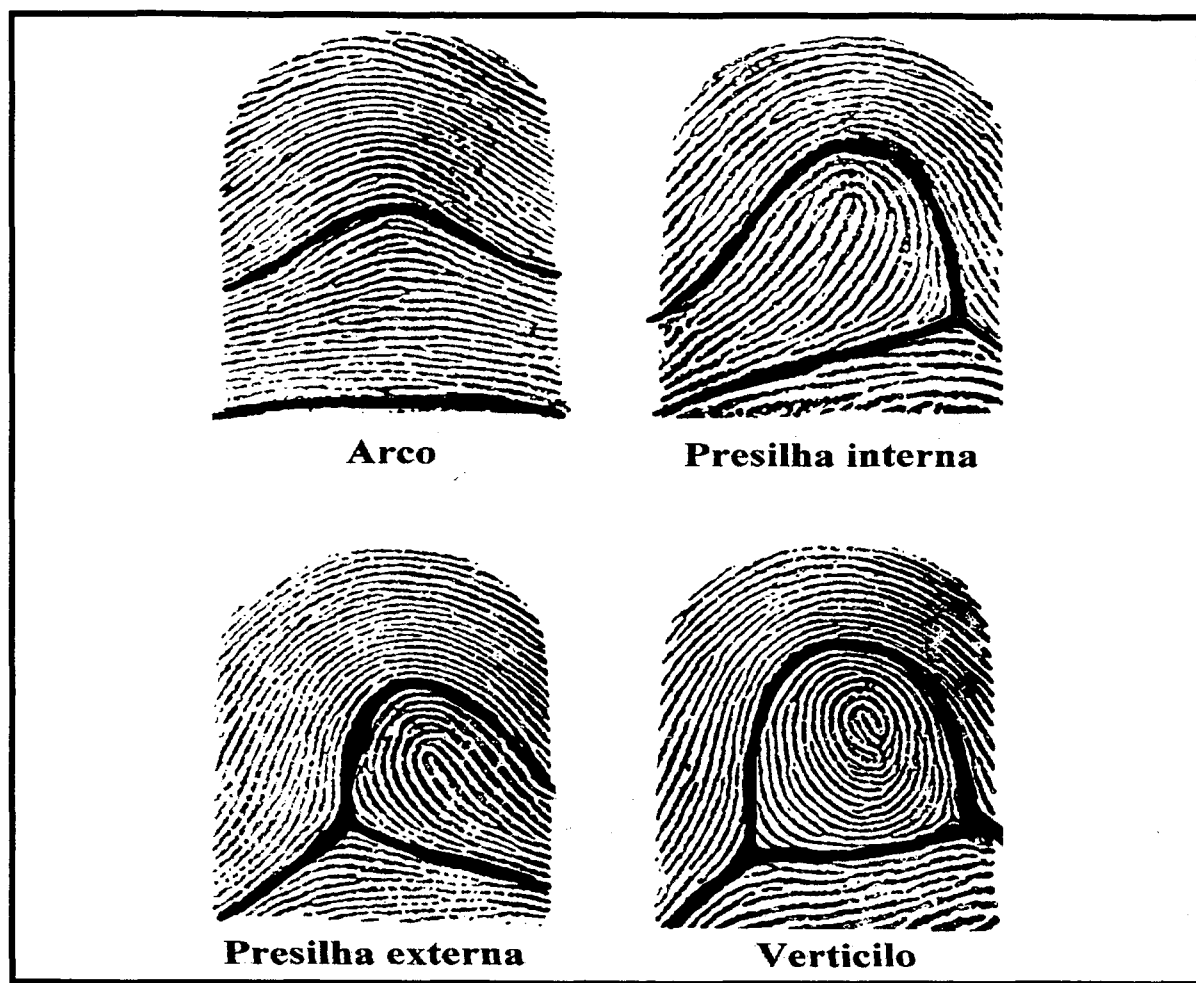


Fig. 5.1. Linhas papilares principais para cada uma das classes de impressões digitais.

Por esta figura, comprovamos que a descrição da impressão digital através de um esqueleto é possível e facilita sua classificação na medida que reduz enormemente a quantidade de dados. O desafio agora é desenvolvermos uma abordagem que consiga extrair este esqueleto da imagem binarizada que dispomos. Como veremos a seguir, o método desenvolvido para a extração do esqueleto utiliza uma associação entre rede neural e Transformada de Fourier [28][29]. Trata-se de uma metodologia baseada na aproximação de cada linha por sua direção principal. Esta aproximação, além de trocar a informação para uma representação de fluxo, também reduz a quantidade de informações, facilitando e simplificando a implementação do algoritmo classificador.

5.2. ABORDAGEM EMPREGADA

Conforme já é de nosso conhecimento, a classificação dos padrões de impressão digital é realizada principalmente através da visualização da presença e da quantidade de *deltas*. Pode-se afirmar que o fluxo das linhas papilares é o que determina a formação deste tipo de figura característica, que por consequência, leva à formação dos laços. Portanto, a alteração da informação da impressão digital adquirida, de um conjunto inicial de valores binários para uma representação de direções ou fluxo, demonstra ser uma abordagem que encontra respaldo na prática diária dos datiloscopistas.

A imagem com a qual trabalhamos, de 512×512 pixels, contém muito mais informação do que o necessário para sua análise, pois o nível de redundância é alto. A construção do esqueleto da impressão digital deve ser realizada, então, através de uma abordagem que procure eliminar esta redundância. O interessante para o sistema automatizado é que o processo de esqueletização produza tanto uma redução do número de linhas quanto do tamanho da imagem. Assim, o processo de classificação pode ser realizado de forma simples e eficaz.

Para tanto, neste trabalho propomos que a construção do esqueleto seja realizada usando um passo intermediário: a extração do mapa de direções da impressão digital. Originalmente, o mapa de direções de uma imagem é uma matriz que contém a direção preferencial da linha a que cada ponto da imagem pertence. Como vemos, este método gera um mapa de direções que contém o mesmo volume de dados que a imagem original. Logo, temos uma duplicação da ocupação de memória, o que pode levar a um processamento mais lento de classificação. Para o caso das impressões digitais, este tipo de informação é obtido naturalmente, por se tratar de uma imagem constituída unicamente de linhas estreitas. Uma vez obtido o mapa, podemos analisá-lo mais facilmente a fim de retirar as redundâncias ainda presentes.

A nova proposta procura unir os vários conceitos de esqueletização e mapa de direções

num processo único e simples: segmentar a linha em partes e substituir cada parte pela informação da sua direção principal. Assim, podemos cumprir duas condições estabelecidas anteriormente: redução do número de linhas e do volume de informações como um todo. O volume de informações é reduzido pela simples substituição de cada parte da linha por um número que indique sua direção preferencial. Esta abordagem também permite que, numa segunda etapa, se reduza o número de linhas, pois facilita a identificação da redundância existente sobre o mapa de direções gerado. Esta identificação se dá pela simplicidade de detecção de linhas paralelas, permitindo obter rapidamente o esqueleto pretendido.

Em face às características do problema em questão, a utilização de uma rede neural passa a ser uma solução interessante, dada a sua reconhecida capacidade de generalização. Conforme descrito na literatura, [31][7][3], esta capacidade das redes neurais permite que as mesmas sejam utilizadas para a tarefa de reconhecimento de padrões, tarefa até hoje restrita apenas ao ser humano devido à sua complexidade. O desempenho da generalização está muito relacionada ao tipo e à qualidade dos dados de entrada que são apresentados à rede neural.

Para que a rede neural possa apresentar o resultado desejado, seus dados de entrada devem ser escolhidos de forma a criar classes de padrões com características independentes entre si. O sinal de saída que queremos da rede neural é a informação da direção preferencial de um bloco de imagem que lhe seja apresentado. Várias análises foram feitas sobre a imagem da impressão digital a fim de obtermos dados que pudessem dar à rede neural condições de extrair a direção principal das linhas papilares. Inicialmente, a imagem foi simplesmente segmentada em blocos fixos. Cada bloco foi apresentado individualmente à rede neural. Para cada pixel deste bloco, designou-se um neurônio da camada de entrada para processá-lo. Por se tratar de uma imagem binária, os pixels do bloco apresentam apenas dois valores, 0 (preto = linha) e 1 (branco = fundo). Por ser esta uma informação não-linear (de grau unitário), a rede não conseguiu realizar a tarefa proposta devido aos algoritmos de treinamento que necessitam calcular várias derivadas

sobre a entrada e os pesos dos neurônios. O bloco mínimo com o qual trabalhamos, 8×8 pixels, implicou numa rede com 64 neurônios na camada de entrada. Aplicada na prática, esta rede apresentaria no total algo em torno de 100 neurônios, resultando num processamento computacionalmente pesado.

Numa segunda abordagem, procuramos redividir o bloco segmentado da imagem a fim de reunir um número mínimo de pontos que fornecesse uma informação com uma variação linear mais significativa. O bloco de segmentação inicial da imagem, variando de 8 a 12 pixels de lado, foi dividido novamente em pequenos sub-blocos de 3, 4 ou 5 pontos de lado. Para facilitar o trabalho de classificação da rede, estes sub-blocos foram definidos de forma sobreposta do bloco original. De um bloco para outro, deslocamos a janela de segmentação em 1 pixel. Para cada sub-bloco, calculou-se o valor de sua energia. Este valor era o dado de entrada para um neurônio associado ao sub-bloco. Assim, um bloco de 8×8 pixels foi redividido em 36 sub-blocos de 3×3 , com exemplificado na Fig. 2.5. Outra possibilidade é redividir o bloco em 9 sub-blocos de 4×4 pontos com um passo de 2 pixels de sobreposição, conforme apresentado na Fig. 5.3. Mesmo obtendo uma informação linearmente variável, a nova rede neural não desempenhou sua tarefa a contento, tendo que ser descartada a abordagem pretendida.

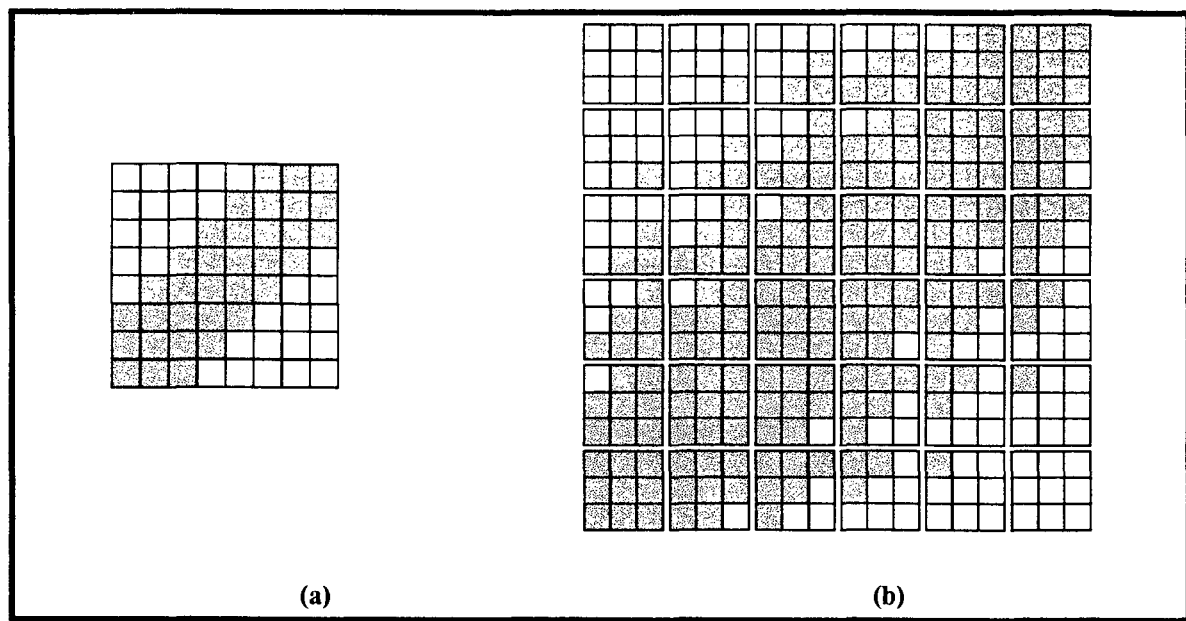


Fig. 5.2. Definição de sub-blocos. a) Bloco original; b) 36 Sub-blocos (3×3) criados a partir da redivisão sobreposta do bloco original.

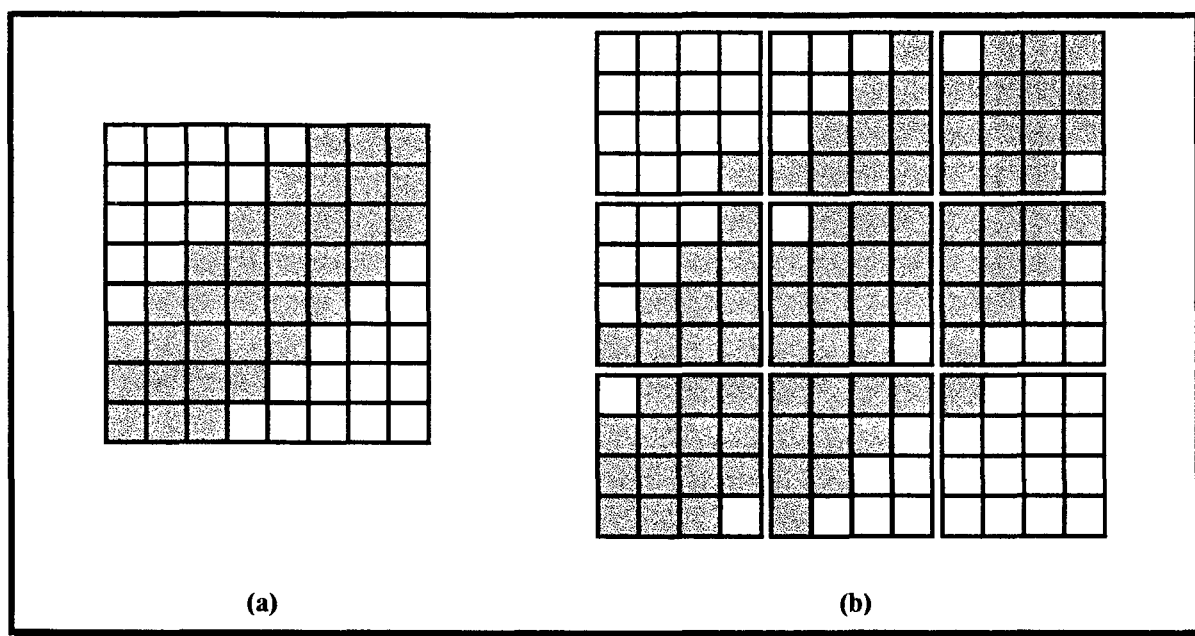


Fig. 5.3. Definição de sub-blocos. a) Bloco original; b) 9 Sub-blocos (4×4) criados a partir da redivisão sobreposta do bloco original.

Uma vez que a abordagem feita diretamente em cima da imagem da impressão digital não produziu resultados satisfatórios, resolvemos extrair outros parâmetros para serem analisados

pela rede neural. Verificamos que as frequências espaciais contidas nos blocos retirados da imagem fornecem um conjunto de dados adequados para classificar o bloco segundo sua direção. Estes dados frequenciais são obtidos através do cálculo da Transformada de Fourier Discreta (TFD) [34]. Esta mudança do domínio espacial para o domínio das frequências, permite atribuir uma "assinatura" para cada padrão de direção que se deseja. Na Fig. 5.4 podemos ver os padrões de frequências que apresentam diferentes tipos de imagem quando aplicamos a TFD sobre as mesmas.

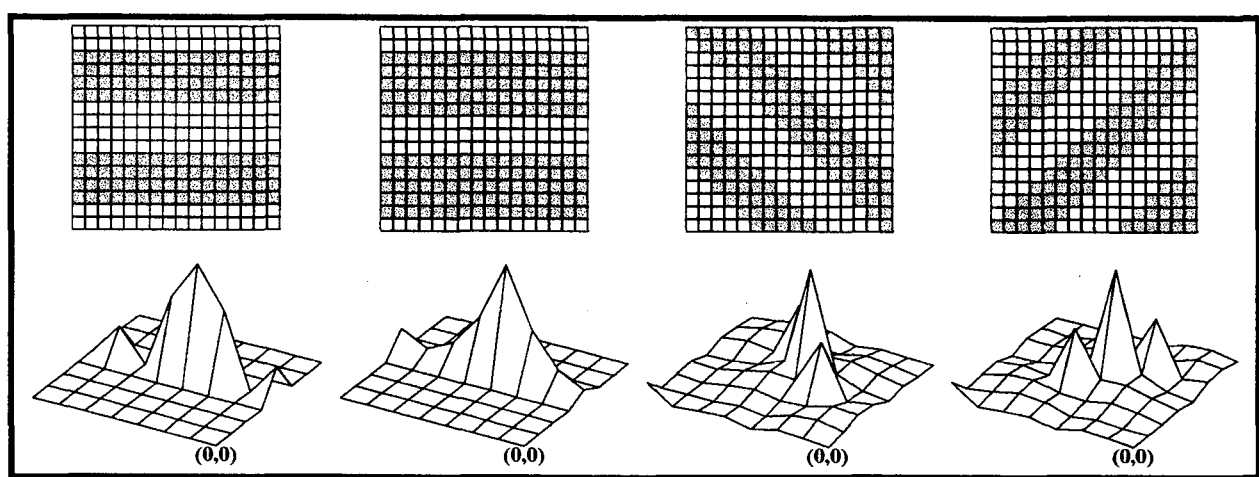


Fig. 5.4. Imagens e suas frequências espaciais associadas: blocos com linhas bem definidas (superior) e seus respectivos padrões frequenciais (inferior).

Esta "assinatura" permite que a rede neural trabalhe com dados que contêm uma informação mais qualificada e diferenciada. Outra vantagem da utilização do domínio frequencial é a manipulação conveniente do ruído pelo conjunto TFD-rede neural. O ruído normalmente encontrado nas imagens é mapeado como sinal de alta frequência pela TFD. Para a rede neural, é muito fácil desconsiderar esta informação quando lhe for apresentada. Assim, podemos considerar esta abordagem como pouco sensível ao ruído.

Conforme demonstrado na teoria da TFD [34], as frequências podem ser descritas de duas formas equivalentes: através de números complexos (parte real e parte imaginária) ou com a

notação polar (módulo e fase). Para o caso da atribuição de uma "assinatura" a um bloco de imagem, decidimos utilizar o módulo do espectro por sua característica de invariância à translação. Outra característica favorável a esta escolha é o fato do módulo produzir o mesmo resultado (a menos do nível DC) tanto para imagens positivas quanto para seus complementos (imagens negativas). Isto constitui uma vantagem, pois permite considerar os espaços entre as linhas também como um padrão de direção pois possuem a mesma largura média.

5.3. ESTRUTURA NEURAL UTILIZADA

Uma vez decidida a abordagem definitiva com a qual tratar-se-á o processo de esqueletização, deve-se definir a estrutura da rede neural. Em primeiro lugar, escolheu-se como bloco básico de esqueletização aquele formado por 8×8 pixels. Esta escolha é baseada em dois fatores decisivos: a) largura média das linhas - 4 pixels, (resultado da discretização realizada com resolução de 400 dpi); b) facilidade de se implementar tanto o algoritmo de FFT⁹ bidimensional, quanto a rede neural necessária para analisá-la. Estes fatores fazem com que se descarte a utilização de um bloco maior, por exemplo, 16×16 pixels, devido ao maior tempo de processamento e à maior complexidade para treinamento e utilização da rede neural.

Escolhido o tamanho do bloco de análise, passa-se para a definição das direções que podem ser identificadas neste bloco. Observando a Fig. 5.5, pode-se verificar que o bloco de 8×8 pontos nos permite definir com precisão 8 direções: 0.0° , 22.5° , 45.0° , 67.5° , 90.0° , 112.5° , 135.0° e 157.5° , tanto para linhas de 4 pixels quanto de 5 pixels de espessura. Estas 8 direções, que correspondem à máxima resolução angular permitida por um bloco de 8×8 pontos, foram consideradas necessárias e suficientes para bem descrever o esqueleto de uma impressão digital

⁹ Fast Fourier Transform = Transformada Rápida de Fourier.

com boa precisão, facilitando os processos posteriores.

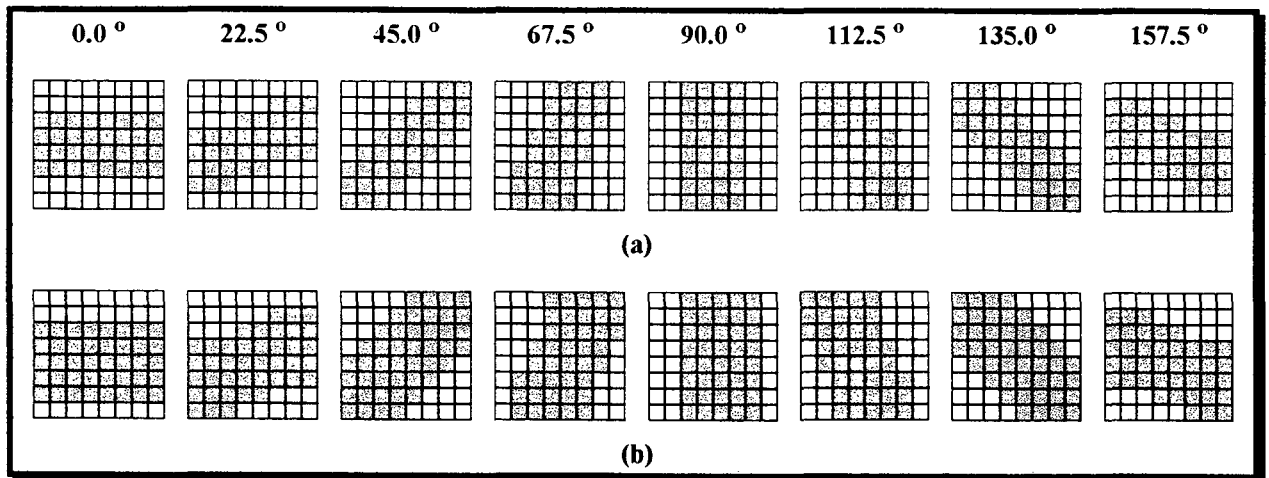


Fig. 5.5. Blocos padrões de imagens: a) linhas com 4 pontos de espessura; b) linhas com 5 pontos de espessura.

Para a classificação da direção principal presente nos blocos padrões, foi escolhida uma estrutura neural *feedforward*, em conjunto com o algoritmo de retro-propagação para seu treinamento. Esta escolha foi realizada porque este tipo de estrutura se adequa aos problemas de reconhecimento de padrões e, segundo a literatura [7], quase sempre apresenta bons resultados. Para que a estrutura *feedforward* não ficasse demasiadamente grande, realizou-se a seguinte distribuição de neurônios, conforme ilustra a Fig. 5.6:

- a) 24 elementos na camada de entrada;
- b) 8 neurônios na camada intermediária; e
- c) 8 elementos na camada de saída.

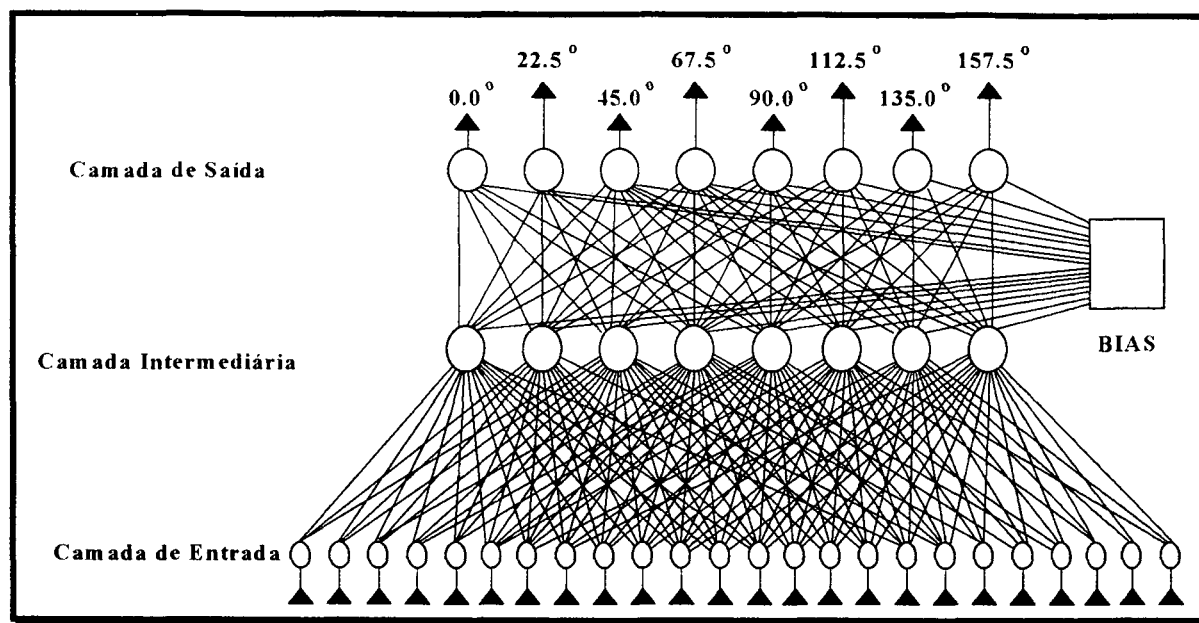


Fig. 5.6. Rede neural implementada.

A definição dos 24 neurônios na camada de entrada deve-se às características particulares da TFD. A partir do bloco de 8×8 pontos, a TFD gera uma matriz também de 8×8 elementos. São 64 frequências que descrevem o bloco da imagem. Porém, essa matriz é diagonalmente simétrica. Ou seja, dos 64 valores, apenas 25 são distintos. Logo, podemos desprezar 39 frequências, pois elas já se encontram repetidas no grupo das 25. Com isso, nossa rede neural pode ser consideravelmente reduzida, evitando redundância nas informações, que seriam naturalmente desprezadas pela própria rede. O 40° valor descartado corresponde ao nível DC. Por se tratar de imagens binárias, e devido ao fato de que as linhas e os espaços entre elas possuem a mesma espessura, média de 4 pixels, em média teremos o número de pixels brancos igual ao número de pixels pretos. Ou seja, os blocos apresentam sempre um nível DC da ordem de 0,5. Logo, este valor é aproximadamente constante para qualquer uma das direções da linha, e não representa uma informação que ajude a rede neural a identificar esta ou aquela direção específica. Portanto, a própria rede neural desprezaria esta informação por ser irrelevante para a classificação. Para evitar um processamento desnecessário, tanto a nível de treinamento quanto de

implementação final, a informação do nível DC foi suprimida. Assim, chegamos a um total de 24 parâmetros freqüenciais que são apresentados aos 24 neurônios de entrada da estrutura neural. Estes neurônios apresentam uma função de transferência linear.

Os 8 neurônios da camada de saída se justificam pela proposta de classificar as linhas em 8 direções. Assim, cada neurônio de saída está associado a umas das 8 direções possíveis, e estará ativo se o conjunto de dados apresentado à rede neural representar a sua direção. Os demais deverão apresentar uma saída nula. A função de transferência dos neurônios de saída é sigmoideal, descrita pela equação $y = 1/(1 + e^{-x})$.

Por fim, a escolha dos 8 neurônios da camada intermediária ocorreu durante a fase de treinamento da rede. A estrutura foi treinada e implementada com várias configurações, variando-se a camada intermediária entre 6 e 12 neurônios. Após vários treinamentos e testes, como veremos a seguir, chegou-se à conclusão que 8 neurônios na camada escondida, com função de transferência também sigmoideal, era a estrutura ideal.

5.4. TREINAMENTO DA REDE NEURAL

Para a realização do treinamento e avaliação (testes) da rede neural foram criados blocos de imagens binárias, de tamanho 8×8 pixels, correspondendo a cada um dos padrões de direção definidos, conforme apresentados na Fig. 5.5. Estas imagens indicam a presença de linhas com 4 a 5 pixels de largura, representando a média da largura das linhas encontradas nas imagens binarizadas das impressões digitais.

Embora o módulo da TFD bidimensional seja invariante ao deslocamento, resolveu-se também utilizar padrões com deslocamento de linhas na etapa de treinamento. Esta estratégia foi empregada para possibilitar um treinamento exaustivo, utilizando-se todo o universo possível de

padrões de imagens. Com isso, cada padrão original sofreu um deslocamento de 1 a 4 pontos nas quatro direções principais. Assim, cada direção possui 28 padrões de imagens que a representam (14 com linhas de 4 pontos e 14 com 5 pontos). No total, obtivemos um grupo básico de 240 padrões de imagens - ($28 \times 8 + 16$ originais/sem translação). A seguir, a este grupo básico, adicionamos vários níveis de ruído aleatório. Este ruído significa a inversão de um pixel. Desta forma, geramos padrões de imagens com 1, 2, até 6 pixels ruidosos para cada bloco.

Para o treinamento da rede, geramos várias seqüências de padrões compostas por um grupo de padrões sem ruído e dois grupos com níveis de ruído diferentes (por exemplo, um grupo com 3 e outro com 6 pixels de ruído por bloco). As seqüências utilizadas chegaram a mais de 1700 padrões diferentes. Assim, nesta etapa, foi selecionado o número de neurônios que constituiria a camada intermediária da rede neural baseado no seu desempenho. Foi também determinado o nível de ruído adequado que permite à rede trabalhar da forma mais genérica possível. Para a avaliação do desempenho da rede, utilizamos uma seqüência de blocos construída por todos os grupos de padrões com ruído que não foram utilizados durante o treinamento. Desta forma, os ajustes na etapa de treinamento foram considerados terminados quando a seqüência de teste foi classificada com 100% de acerto.

5.5. CONCLUSÃO

A utilização do mapa de direções como forma de codificar a impressão digital apresenta algumas vantagens interessantes. Em primeiro lugar, para fins de classificação, permite a substituição de um dado simples, a presença ou não de linhas papilares, por uma informação mais elaborada: o comportamento das linhas por regiões da impressão digital. Esta troca do tipo de informação resulta num conjunto de dados muito menor e mais fácil de ser manipulado por

sistemas computacionais.

Num segundo aspecto, a obtenção do mapa de direções permite que se extraia a partir dele o esqueleto da impressão digital. Este esqueleto resume todo o comportamento das linhas papilares dentro da impressão digital. Embora seja um informação mais macroscópica, o esqueleto é suficiente para se obter a classificação da impressão digital. Por conter toda a informação necessária e de uma forma bem concisa, a classificação via esqueleto permite o desenvolvimento de algoritmos classificadores computacionalmente simples.

CAPÍTULO VI

Resultados Experimentais

6.1. INTRODUÇÃO

No presente capítulo serão apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação dos algoritmos desenvolvidos a impressões digitais reais. As impressões digitais foram cedidas gentilmente pelo Instituto de Identificação do Rio Grande do Sul através de Fichas Individuais Datiloscópicas. Todas as impressões foram coletadas normalmente por datiloscopistas experientes e novatos, tal qual são realizadas no dia a dia da Instituição. A utilização de diferentes datiloscopistas tem por objetivo evitar que alguma peculiaridade ou vício de um técnico possa condicionar os resultados. Também não houve qualquer preocupação em se evitar erros ou perda de qualidade, pois constituir-se-ia uma situação irreal. Desta forma, a qualidade das impressões digitais aqui manipuladas é a mesma daquelas que se encontram arquivadas no Instituto de Identificação.

Das quase 2 mil fichas cedidas, foi selecionado inicialmente um grupo de 20 para serem utilizadas na avaliação dos algoritmos. Estas 20 fichas resultaram em 200 impressões digitais das mais diversas qualidades assim distribuídas:

Tabela 6.1. Distribuição das impressões digitais pela qualidade.

QUALIDADE	PERCENTUAL DE IMPRESSÕES
Baixa	20 %
Média	70 %
Alta	10 %

Além da qualidade, também nos preocupamos com a representatividade das classes de impressões digitais presentes neste grupo. A ocorrência dos 4 padrões fundamentais de classificação nas impressões digitais escolhidas pode ser verificada na Tabela 6.2 seguinte. Esta distribuição das classes está de acordo com as estatísticas encontradas na Instituição.

Tabela 6.2. Distribuição das impressões digitais por classe.

CLASSE	NÚMERO DE IMPRESSÕES
Arco	34
Presilha Interna	78
Presilha Externa	75
Verticilo	13

6.2. AVALIAÇÃO DA BINARIZAÇÃO DA IMPRESSÃO DIGITAL

Para a avaliação do processo de binarização, utilizaram-se os resultados obtidos pelos algoritmos descritos por Ridler-Calvard e Lloyd para confrontar com os resultados do algoritmo desenvolvido. Ambos os métodos foram escolhidos porque também executam a binarização através da determinação de um limiar a partir da análise do histograma da imagem (Fig.6.1).

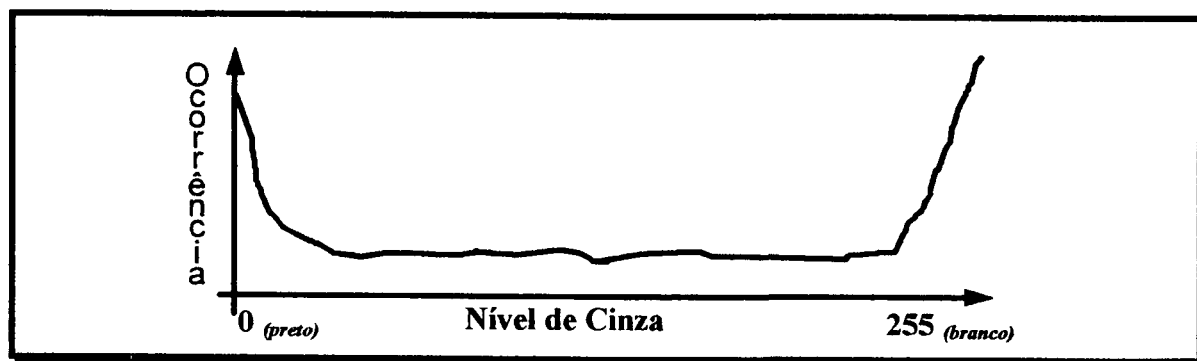


Fig. 6.1. Histograma típico de uma impressão digital.

Inicialmente, é calculada a média dos níveis de cinza e utiliza-se este valor como ponto

inicial para obterem o valor ótimo. Este valor é encontrado a partir de sucessivas iterações, onde o novo valor de limiar é calculado com base no valor antigo e na ponderação realizada sobre o número de pontos pretos e brancos que resultaram da binarização com o valor anterior. As iterações são realizadas sucessivamente até que o valor do limiar não sofra mais alteração entre duas iterações consecutivas.

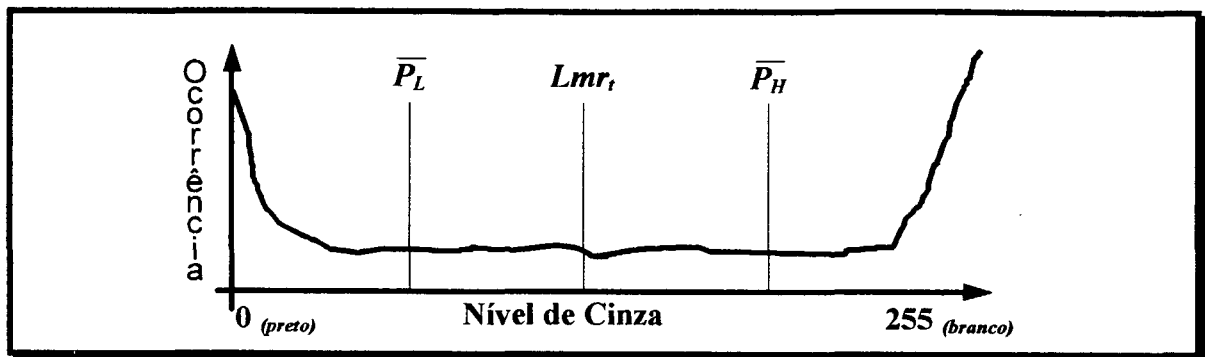


Fig. 6.2. Histograma típico de uma impressão digital.

A diferença entre os métodos situa-se apenas na forma como se pondera a equação de obtenção do novo limiar. Para o caso do algoritmo de Ridler-Calvard, o novo limiar é simplesmente o valor médio entre o nível de cinza do grupo de pixels considerados acima do limiar escolhido e o nível de cinza do grupo de pixels abaixo deste mesmo limiar (Fig. 6.2). A seguir, apresentamos as equações e um algoritmo utilizado para implementação do método de Ridler-Calvard.

$$\bar{P} = \frac{1}{nm} \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m P(i, j) \quad (6.4)$$

$$Lmr_0 = \bar{P}$$

Fazer enquanto $Lmr_{t+1} \neq Lmr_t$; Iniciar:

$$\text{SE } P_{(i,j)} > LMR_T, \text{ ENTÃO } N_h = N_h + 1 \quad \text{E} \quad H = H + P_{(i,j)}$$

$$\text{SE } P_{(i,j)} < LMR_T, \text{ ENTÃO } N_l = N_l + 1 \quad \text{E} \quad L = L + P_{(i,j)}$$

$$\bar{P}_L = \frac{L}{N_L} \quad \bar{P}_H = \frac{H}{N_H} \quad (6.5)$$

$$Lmr_t = \frac{\bar{P}_L + \bar{P}_H}{2} \quad (6.6)$$

Fim.

Onde: n, m indicam o tamanho da imagem;

\bar{P} = valor médio do nível de cinza para a imagem; (valor inicial)

N_L e N_H indicam, respectivamente, o número de pixels abaixo e acima do limiar;

L e H representam, respectivamente, o nível de cinza acumulado para os grupos de pixels abaixo e acima do limiar;

Lmr_t = valor do limiar de binarização; (valor iterativo).

O método de Lloyd implementa um algoritmo um pouco mais aperfeiçoado ao introduzir na ponderação do novo limiar uma função não-linear. A execução é a mesma de Ridler-Calvard, porém com a Equação (6.6) alterada para:

$$Lmr_t = \frac{\bar{P}_L + \bar{P}_H}{2} + (\bar{P}_L - \bar{P}_H) \frac{\log(N_H/N_L)}{\log(N_L + N_H)} \quad (6.7)$$

Para fins de avaliação dos algoritmos, uma quarta abordagem de binarização foi implementada. Trata-se daquela onde o limiar utilizado é simplesmente o valor médio dos níveis de cinza, conforme apresentado na Equação (6.4). Uma vez que todos os três algoritmos (Lloyd, Ridler-Calvard e o novo algoritmo desenvolvido) calculam a média do nível de cinza como ponto de partida para encontrarem o limiar ideal, torna-se interessante obter os dados desta abordagem. Assim, obtemos um parâmetro que representa o esforço computacional mínimo para se obter uma binarização. Além disto, a comparação permite avaliar a melhoria obtida sobre a imagem quando se altera o algoritmo da média introduzindo as modificações estatísticas apresentadas.

Originalmente, os algoritmos foram desenvolvidos para trabalharem com uma imagem inteira. No entanto, com as diferenças de contraste entre as diversas regiões da impressão digital, as impressões foram divididas em blocos. Sobre estes blocos, então, aplicou-se cada uma das abordagens apresentadas. O algoritmo desenvolvido obedece as seguintes equações e a Tabela 1.3 para escolha do valor da variável α :

$$\bar{P}_{kl} = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} P(k \cdot m + i, l \cdot n + j) \quad (6.8)$$

$$\delta_{kl} = \frac{1}{n \cdot m} \sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (\bar{P}_{kl} - P(k \cdot m + i, l \cdot n + j))^2} \quad (6.9)$$

$$th_{kl} = \bar{P}_{kl} + \alpha_{kl} \cdot \delta_{kl} \quad (6.10)$$

Onde: n, m indicam o tamanho do bloco;

\bar{P}_{kl} e δ_{kl} são, respectivamente, valor médio e desvio padrão do nível de cinza para o bloco (k, l) ;

th_{kl} = valor do limiar calculado para o bloco (k, l) ;

α_{kl} é definido segundo a tabela abaixo.

Tabela 6.3. Escolha de α em função de \bar{P} e δ

\bar{P}	δ	CONTRASTE	α
30 - 220	≥ 50	<i>grande</i>	0.00
30 - 220	< 50	<i>médio</i>	0.35
< 30	X	<i>saturado p/ preto</i>	-0.70
> 220	X	<i>saturado p/ branco</i>	1.00

X indica valor irrelevante

Para segmentar a imagem em blocos, utilizamos duas abordagens diferentes. Na primeira abordagem, as imagens foram divididas em blocos fixos de 8×8 pixels. Assim, cada imagem gerou 4096 blocos (64×64 blocos) que foram binarizados individualmente por cada um dos quatro algoritmos. Para uma avaliação melhor dos algoritmos, utilizamos todas as 200 imagens escolhidas. A seguir, podemos visualizar três destas imagens, que representam cada um dos grupos em que foram separadas as impressões digitais em relação à qualidade. Inicialmente, aplicaremos os algoritmos sobre a impressão digital apresentada na Fig. 6.1 que foi classificada como de qualidade alta. Para uma melhor comparação entre os resultados obtidos, as imagens binarizadas são apresentadas ampliadas para destacar a região central da impressão digital. Os resultados estão apresentados nas Figs. 6.2, 6.3, 6.4 e 6.5.



Fig. 6.3. Imagem original de uma presilha interna de alta qualidade.



Fig. 6.4. Imagem 6.1 binarizada pela média do tom de cinza.



Fig. 6.5. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Ridler-Calvard.



Fig. 6.6. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Lloyd.



Fig. 6.7. Imagem 6.1 binarizada pela abordagem proposta.

De um modo geral, observamos que todos os algoritmos conseguem binarizar a imagem completamente. Apenas a região central direita representa uma dificuldade para o método de Lloyd por possuir um contraste menor. Para os algoritmos de Ridler-Calvard e o da média, esta região não chegou a prejudicar a eficiência dos mesmos. Contudo, verificamos que a nova abordagem proposta consegue gerar uma boa imagem binarizada em todas as regiões da impressão digital. Mesmo nas regiões onde o contraste é menor, a nova abordagem manteve o nível de eficiência, produzindo linhas contínuas e com espessura mais regular.

Para uma segunda avaliação, utilizamos uma imagem considerada de qualidade média, pois apresenta variações de contraste ao longo da imagem que não interferem na sua classificação e identificação. A imagem original, apresentada na Fig 6.6, também foi binarizada pelas quatro abordagens e os resultados encontram-se nas Figs. 6.7, 6.8, 6.9 e 6.10.

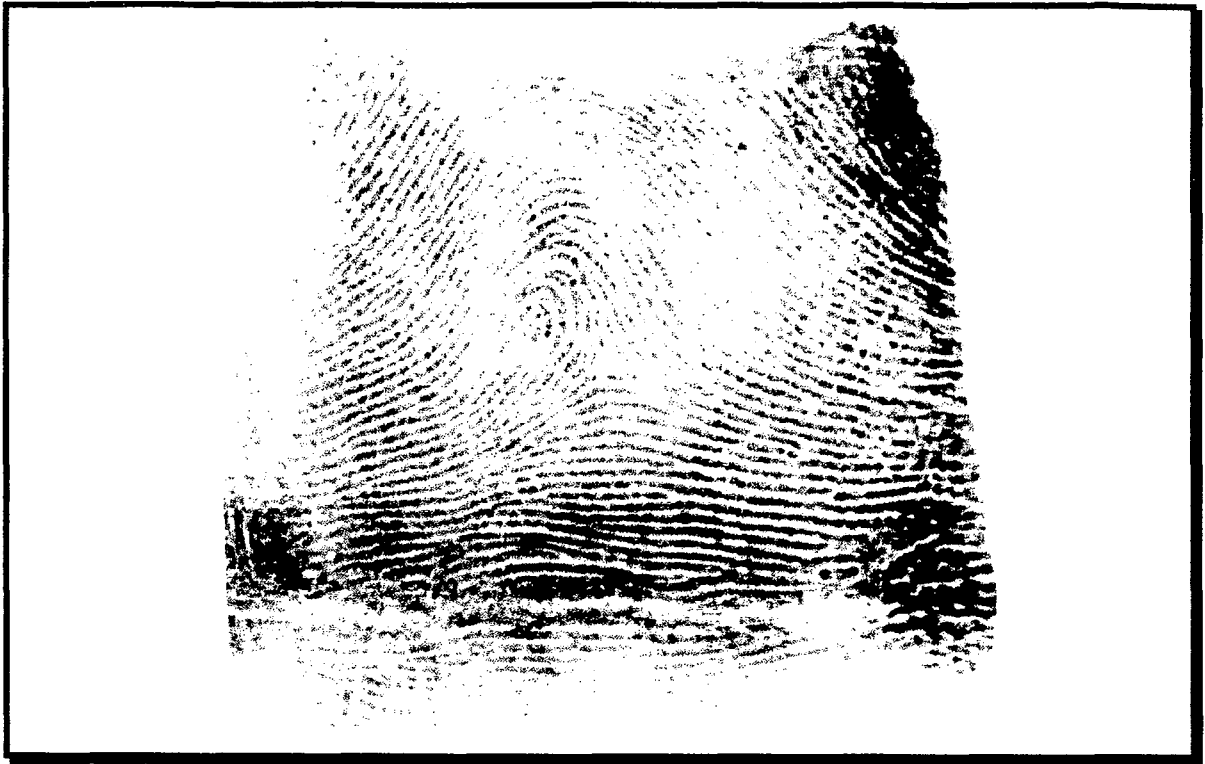


Fig. 6.8. Imagem original de uma presilha externa de qualidade média.



Fig. 6.9. Imagem 6.6 binarizada pela média dos tons de cinza.



Fig. 6.10. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Ridler-Calvard.



Fig. 6.11. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Lloyd.



Fig. 6.12. Imagem 6.6 binarizada pelo método proposto.

Analisando-se inicialmente os métodos propostos por Ridler-Calvard e Lloyd, verificamos que eles realmente não conseguem manter a continuidade das linhas papilares, principalmente na região superior da impressão digital onde o contraste é menor. A abordagem de binarização pela média dos tons de cinza proporcionou uma imagem de qualidade aceitável, porém ainda com algumas linhas descontínuas e de espessura irregular. Por fim, visualizando a imagem binária gerada pelo método proposto constatamos a nova abordagem produz uma imagem mais limpa e com menos falhas do que as demais abordagens. A região superior da impressão digital resultou numa imagem binarizada com a mesma definição das linhas que as demais regiões da imagem. A melhoria da imagem nesta região se deve justamente à adaptação do algoritmo que permite o reconhecimento de regiões com baixo contraste e desta forma binarizá-las diferenciadamente. As linhas, na média, apresentaram um espessura mais regular e larga do que os demais métodos.

A última imagem para avaliação, Fig. 6.11, foi considerada de qualidade baixa, pois possui pouco contraste e está esmaecida.

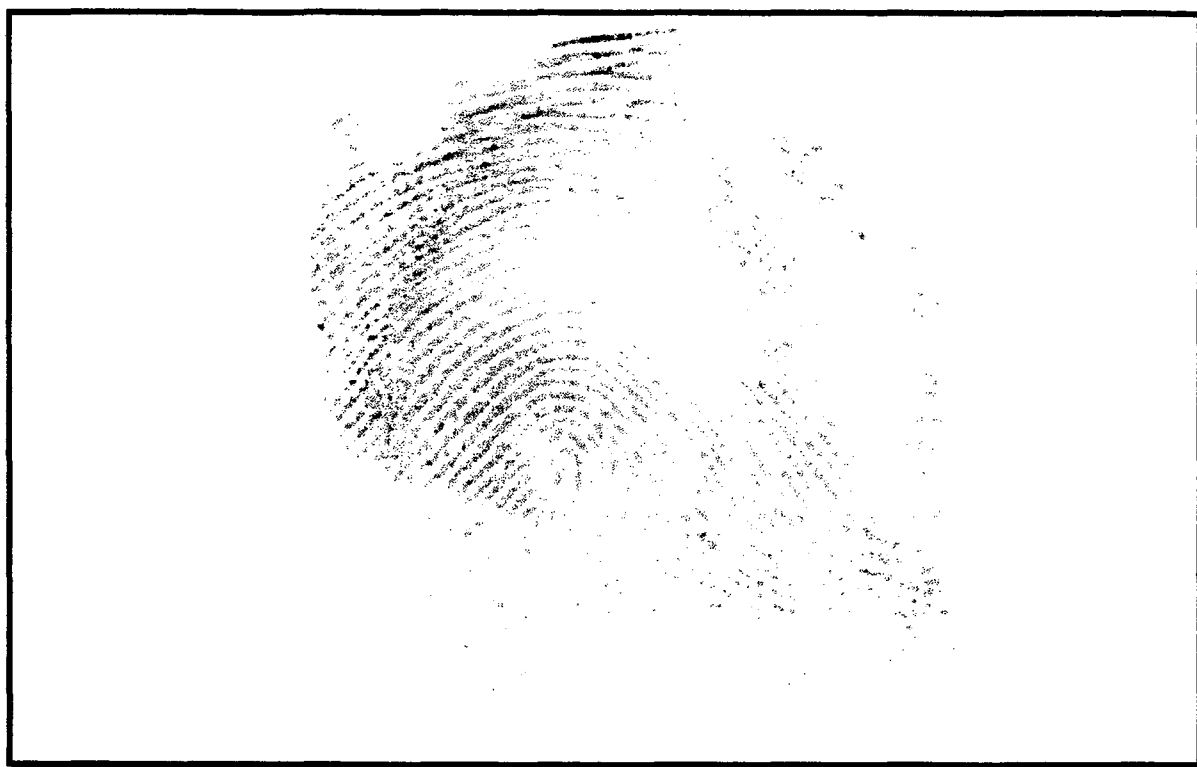


Fig. 6.13. Imagem original de uma presilha interna de baixa qualidade.



Fig. 6.14. Imagem 6.11 binarizada pelo nível médio do tom de cinza.



Fig. 6.15. Imagem 6.11 binarizada pelo método de Ridler-Calvard.



Fig. 6.16. Imagem 6.11 binarizada segundo o algoritmo de Lloyd.



Fig. 6.17. Imagem 6.11 binarizada segundo o algoritmo proposto.

O último grupo de imagens permite-nos constatar a dificuldade dos algoritmos de binarização em manipular impressões digitais adquiridas com baixo contraste. Dos quatro algoritmos avaliados, podemos perceber que o algoritmo do cálculo da média dos níveis de cinza apresentou uma imagem melhor binarizada no todo. A região lateral esquerda da impressão digital foi quase totalmente recuperada, embora com linhas segmentadas. No entanto, a região central onde se localizam o laço e o delta foi melhor definida pelo algoritmo que propomos.

Na segunda abordagem, a segmentação da imagem foi alterada substituindo-se uma divisão fixa da impressão digital por uma janela móvel de 9×9 pixels. Esta janela percorre a imagem com o passo de um pixel. Desta forma, realizou-se a binarização com um limiar diferente para cada pixel da imagem. O tempo de processamento cresce muito, pois os cálculos passam a ser executados sobre mais de 250 mil blocos. Porém a qualidade das imagens geradas por todos os algoritmos também apresentam melhoras significativas, que podem ser verificadas nas Figuras a seguir.



Fig. 6.18. Imagem 6.1 binarizada pela média dos níveis de cinza e bloco móvel.



Fig. 6.19. Imagem 6.6 binarizada pela média dos níveis de cinza e bloco móvel.



Fig. 6.20. Imagem 6.11 binarizada pela média dos níveis de cinza e bloco móvel.



Fig. 6.21. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Ridler-Calvard e bloco móvel.



Fig. 6.22. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Ridler-Calvard e bloco móvel.



Fig. 6.23. Imagens 6.11 binarizada pelo método de Ridler-Calvard e bloco móvel.

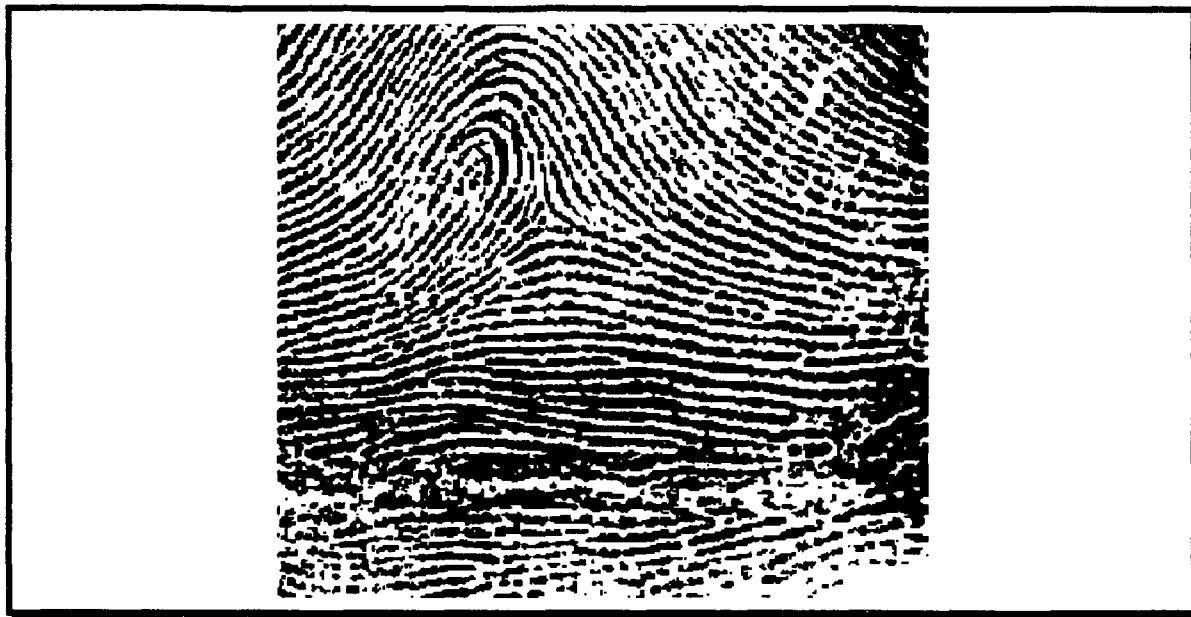


Fig. 6.24. Imagem 6.1 binarizada pelo método de Lloyd e bloco móvel.



Fig. 6.25. Imagem 6.6 binarizada pelo método de Lloyd e bloco móvel.



Fig. 6.26. Imagem 6.11 binarizada pelo método de Lloyd e bloco móvel.



Fig. 6.27. Imagem 6.1 binarizada pelo método proposto e bloco móvel.



Fig. 6.28. Imagem 6.6 binarizada pelo método proposto e bloco móvel.



Fig. 6.29. Imagem 6.11 binarizada pelo método proposto e bloco móvel.

Avaliando-se visualmente as Figs. 6.16 a 6.27, podemos notar que todos os algoritmos apresentaram melhoria na qualidade da imagem binarizada. Na média, as linhas papilares se

apresentaram melhor definidas e menos segmentadas. Novamente observamos que as impressões digitais adquiridas com baixo contraste representam uma dificuldade para os métodos utilizados. Apenas o método através da determinação do limiar através da média dos níveis de cinza manteve o bom resultado obtido com a abordagem por bloco fixo. Cabe ressaltar que para algumas aplicações, como classificação, a imagem gerada pelo cálculo da média do tom de cinza apresenta uma boa qualidade. Nestes casos, o algoritmo proposto passa a ser um ferramenta complementar ao processo de binarização de impressões digitais. Devido a sua maior complexidade computacional, o algoritmo desenvolvido deve substituir o algoritmo da média nas situações onde uma fidelidade maior às linhas papilares se fizer necessária, como na identificação, por exemplo.

Cabe aqui salientar que infelizmente não existe nenhuma figura de mérito que meça quantitativamente a eficiência ou desempenho de um algoritmo que manipule impressões digitais. Devido à presença de inúmeros pontos característicos presentes nas impressões digitais, idealmente a eficiência de um algoritmo de binarização estaria relacionada com a sua capacidade de não degradar ou suprimir tais pontos. Também seria considerado ineficiente aquele algoritmo que provocasse a introdução de falsos pontos característicos. No entanto, tal verificação torna-se na prática impossível. Mesmo o melhor datiloscopista tem dificuldades em determinar com exatidão o número total de pontos característicos presentes numa única impressão digital. Há sempre a dúvida se certos pontos característicos observados na impressão estão realmente presentes nas linhas papilares ou tratam-se de falhas do processo de aquisição. Com isso, fica difícil avaliar um algoritmo de binarização quando ele suprime certas falhas por julgar que são decorrentes do processo de aquisição.

Pelo acima exposto, a abordagem encontrada para uma avaliação mais quantitativa do algoritmo proposto em relação aos demais, foi mensurar duas características diferentes:

- a) tempo de processamento do algoritmo; e
- b) número de falhas presente nas linhas e ruído após a binarização, onde por ruído

consideram-se os pixels pretos presentes nos vales.

A medida do tempo de processamento é uma característica fácil de ser verificada e reflete a complexidade do algoritmo que se está implementando. Na Tabela 6.4, pode-se verificar os resultados obtidos para um PC 486 DX2 66 MHz executando os quatro algoritmos escritos em linguagem C++. Os algoritmos não estão otimizados em relação ao código de execução ou velocidade de processamento e foram aplicados sobre as 200 impressões digitais disponíveis.

Tabela 6.4. Tempo de processamento médio de cada algoritmo.

ALGORITMO	TEMPO RELATIVO	
	BLOCO FIXO	BLOCO MÓVEL
Média	1.0	22.4
Ridler-Calvard	1.6	89.4
Lloyd	2.0	107.2
Proposto	1.2	46.4

Observando os valores obtidos com o algoritmo da média, podemos perceber o tempo despendido para se realizar a segmentação da imagem e sua binarização por um cálculo estatístico simples. Podemos notar também que, para o caso da binarização por bloco fixo, o tempo gasto para se realizar os demais cálculos para obtenção do limiar (desvio padrão para a abordagem proposta e as devidas iterações nas abordagens clássicas) não incrementa significativamente o tempo total de processamento. A obtenção do desvio padrão, que necessita do cálculo de potência e raiz quadrada, aumentou em apenas 20 % o tempo total despendido para a binarização. Já os algoritmos de Ridler- Calvard e Lloyd, por terem abordagens recursivas, implicam num acréscimo de 60 % e 100 %, respectivamente, no tempo gasto para a manipulação da imagem.

Todavia, para o caso da implementação de uma binarização por bloco móvel, verifica-se que a característica de recursividade dos algoritmos de Ridler-Calvard e Lloyd incrementa em demasia o tempo de binarização. Neste ponto, o novo algoritmo apresentado, por não possuir cálculo recursivo, obtém um desempenho sensivelmente melhor. No aspecto de compromisso entre tempo despendido e qualidade final da imagem binarizada, ocorre uma vantagem

considerável da nova abordagem sobre as clássicas. O tempo gasto é, no mínimo a metade do necessário pelas outras abordagens e com uma qualidade final da imagem binarizada, na maioria dos casos, superior àquela apresentada pelos demais algoritmos.

A segunda característica mensurada para se avaliar o desempenho dos algoritmos apresentados, correção das linhas e eliminação de ruídos após a binarização, será avaliada na próxima seção.

6.3. CORREÇÃO DAS LINHAS

Conforme demonstrado nos Capítulos III e IV, a confiabilidade de um sistema datiloscópico na identificação de duas impressões digitais como pertencente a uma única pessoa reside na capacidade deste sistema em manipular eficientemente estas impressões. Logo, para que o processo de identificação apresente um desempenho satisfatório, as impressões digitais adquiridas em momentos diferentes devem ser manipuladas a fim de que as diferenças provocadas pelos processos de aquisição e/ou binarização sejam eliminadas. Somente gerando-se imagens binárias extremamente semelhantes para ambas as impressões poder-se-á realizar o confronto entre elas. Por isso, além de uma binarização que procure corrigir erros devido a uma aquisição imperfeita, se faz necessário a realização de uma etapa de correção da imagem binarizada.

Os algoritmos de correção para uma imagem binarizada foram apresentadas no Capítulo IV. Estes algoritmos atuam sobre as linhas papilares binarizadas de forma gradativa na correção das falhas. Primeiramente, após a binarização e, a imagem é corrigida para a eliminação de ruído e pequenas falhas nas linhas. A seguir, veremos o resultado deste algoritmo aplicado sobre duas impressões digitais, apresentadas na Fig. 6.28.

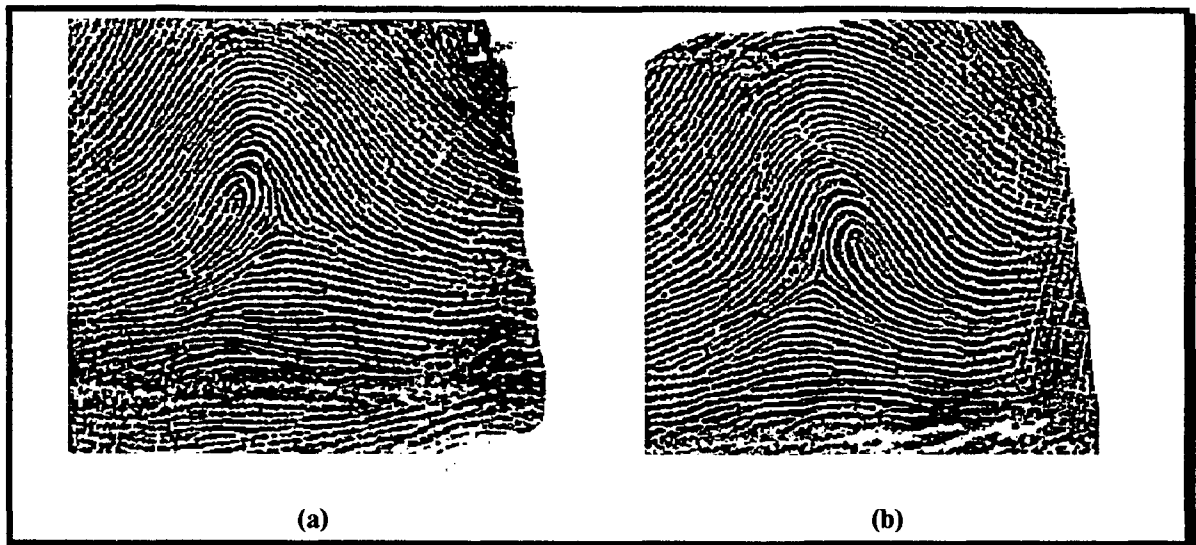


Fig. 6.30. Imagens binarizadas pelo método proposto e bloco móvel.

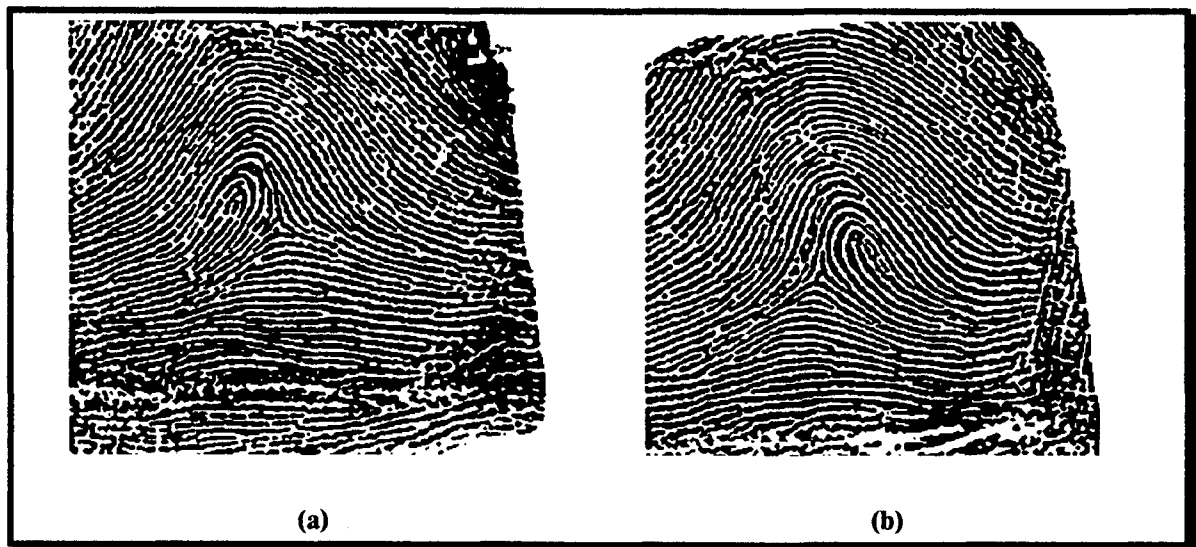


Fig. 6.31. Imagens binarizadas da Fig. 6.28: correção de pequenas falhas e ruído.

Conforme observado no exemplo anterior, o primeiro algoritmo de correção procura apenas eliminar erros que podem ser atribuídos ao processo de binarização. A imagem binarizada apresenta linhas que possuem pequenos “furos” (um ou dois pixels) e pixels pretos espalhados pelos vales (ruído). A abordagem utilizada é simples, pois baseia-se na espessura média das linhas

(quatro pixels) que permite inferir que um pixel do fundo (branco) constitui-se numa falha quando inserido numa linha. O mesmo raciocínio é usado para os vales, onde podemos considerar os pixels pretos como falhas quando estes se apresentam aos pares ou únicos.

A segunda etapa de correção proporciona uma conformação melhor das linhas papilares binarizadas. Devido aos problemas de pressão inconstante durante a aquisição de uma impressão digital, as linhas papilares não se registram com a mesma espessura. Este fato muitas vezes pode gerar falsos pontos característicos. Quando o dedo é pressionado com muita força, por exemplo, as linhas papilares comprimidas podem se aproximar e configurar uma falsa união entre linhas. Com este segundo algoritmo de correção, procura-se então obter uma imagem binarizada onde todas as linhas apresentem uma espessura constante, em torno de quatro pixels. Conseqüentemente, também os vales possuirão uma espessura uniforme. Esta abordagem proposta é executada após a primeira etapa de correção, propiciando uma eficiência maior do algoritmo e uma qualidade melhor da imagem corrigida resultante.

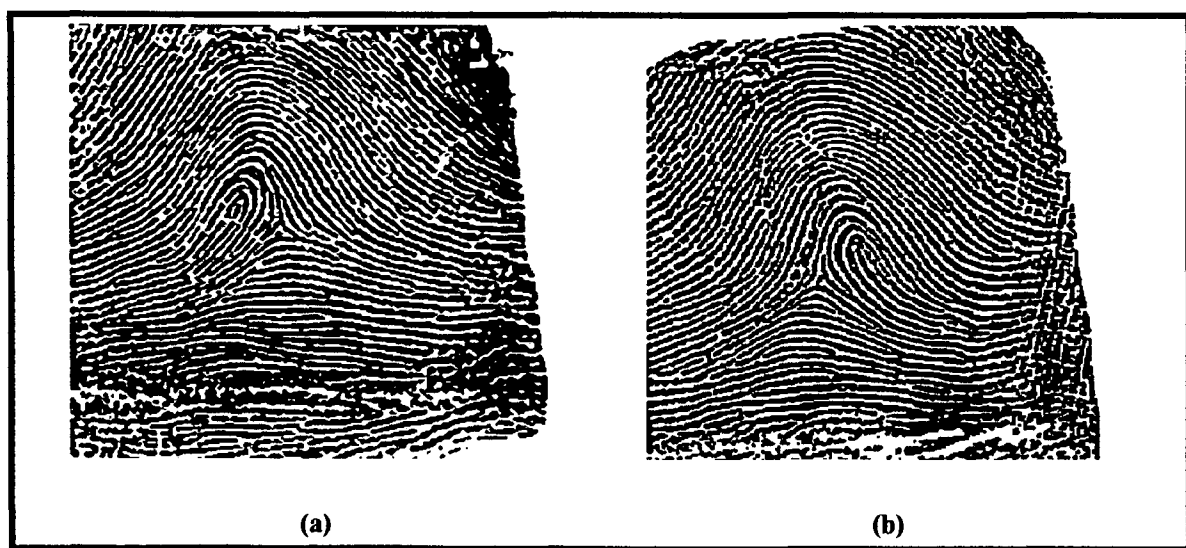


Fig. 6.32. Imagens corrigidas da Fig. 6.29: uniformização na espessura de linhas e vales.

A última etapa de correção é aquela onde se procura eliminar os falsos pontos

característicos que por ventura tenham sido introduzidos, seja pelo processo de aquisição ou binarização. Mais uma vez vale-se das características de aquisição da imagem (resolução de 400 dpi) para novamente encontrar os falsos pontos e corrigi-los. Conforme apresentado no Capítulo IV, esta correção procura encontrar segmentações de linha cuja distância seja igual ou inferior a dois pixels. Também permite eliminar as falsas uniões entre linhas paralelas, quando a espessura destas uniões também são menores do que dois pixels.

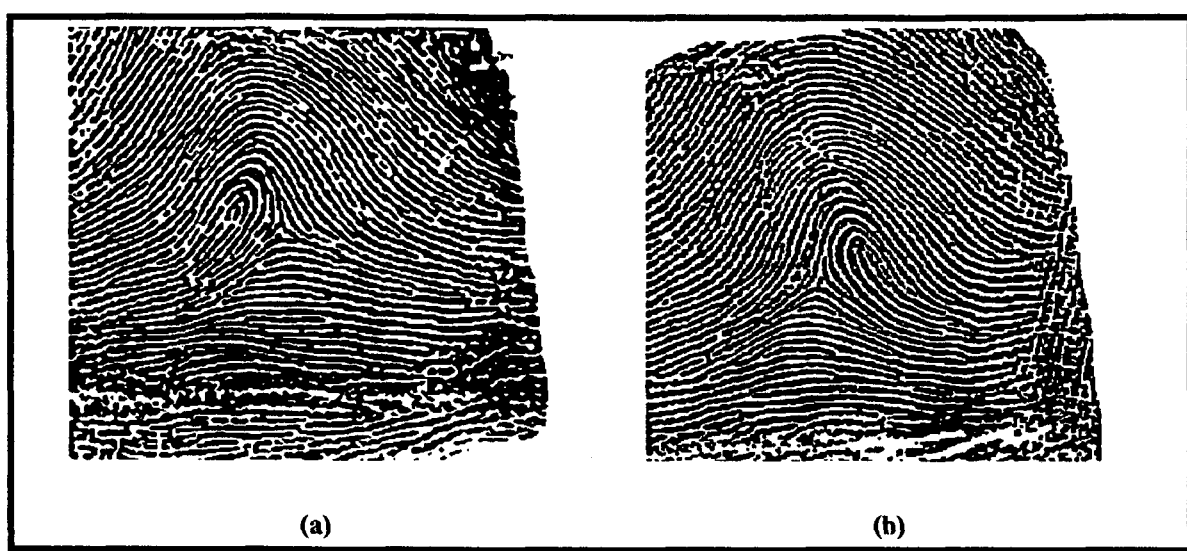


Fig. 6.33. Imagens corrigidas da Fig. 6.30: eliminação de falsos pontos característicos.

A segunda avaliação dos algoritmos de binarização foi realizada com a ajuda desta etapa de correções. Selecionou-se um grupo de 40 impressões digitais, dentre as 200 com que se trabalhou, para que fossem binarizadas utilizando-se os quatro métodos apresentados anteriormente. Cada imagem foi manipulada pelos algoritmos de correção. Durante a execução dos algoritmos, contabilizou-se o número de falhas encontradas e, conseqüentemente, corrigidas. Esta contabilização não tem por objetivo verificar a qualidade da imagem binarizada produzida por cada uma das técnicas apresentadas, uma vez que as falhas encontradas não são as mesmas em cada imagem binarizada. No entanto, esta abordagem permite avaliar o esforço computacional

necessário após a binarização para que a imagem apresente uma melhor qualidade.

Os resultados obtidos para cada uma das técnicas de binarização e cada uma das segmentações utilizadas estão apresentados na Tabela 6.5.

Tabela 6.5. Número médio de correções realizadas para cada tipo de binarização.

ALGORITMO	NÚMERO RELATIVOS	
	BLOCO FIXO	BLOCO MÓVEL
Média	1.0	0.78
Ridler-Calvard	0.89	0.77
Lloyd	0.88	0.76
Proposto	0.83	0.67

Mais uma vez, podemos notar que o método proposto necessita de um menor número de correções em relação aos demais. Também verificamos que a utilização de uma janela móvel de binarização melhora a qualidade da imagem na medida que exige um menor número de correções. Embora o tempo de binarização com o uso da janela móvel tenha aumentado, a etapa de correção diminui seu esforço em 25%. Dado o grande número de correções necessárias, esta é uma redução muito significativa.

6.4. OBTENÇÃO DO MAPA DE DIREÇÕES

Uma imagem binarizada com linhas e pontos característicos bem definidos é requisito fundamental para um desempenho eficiente dos algoritmos classificador e identificador. Porém, se para a etapa de identificação, cada linha e cada ponto característico devem estar bem nítidos e conformados; para a classificação, este rigorismo é desnecessário. Para que se realize a separação das impressões digitais em classes distintas, se faz necessário apenas ter uma descrição do fluxo das linhas papilares ao longo da impressão digital. Esta simplificação da imagem binarizada para fins de classificação foi apresentada no Capítulo V através da obtenção do mapa de direções da

impressão digital. Este mapa de direções serve como um resumo ou síntese das características de dispersão das linhas papilares ao longo da impressão digital. Novamente, a imagem da impressão é dividida em blocos para que, de cada segmento, se determine a direção principal das linhas que ali se encontram. O algoritmo de extração do mapa de direções utiliza-se de uma rede neural, cujos dados de entradas são o módulo da TFD do bloco de imagem. Esta abordagem conseguiu realmente detectar o conjunto de linhas que formam a impressão digital para manipulação pelo classificador. A Fig. 6.24 apresenta um exemplo que permite visualizar nitidamente como a impressão digital fica após a aplicação desta técnica.

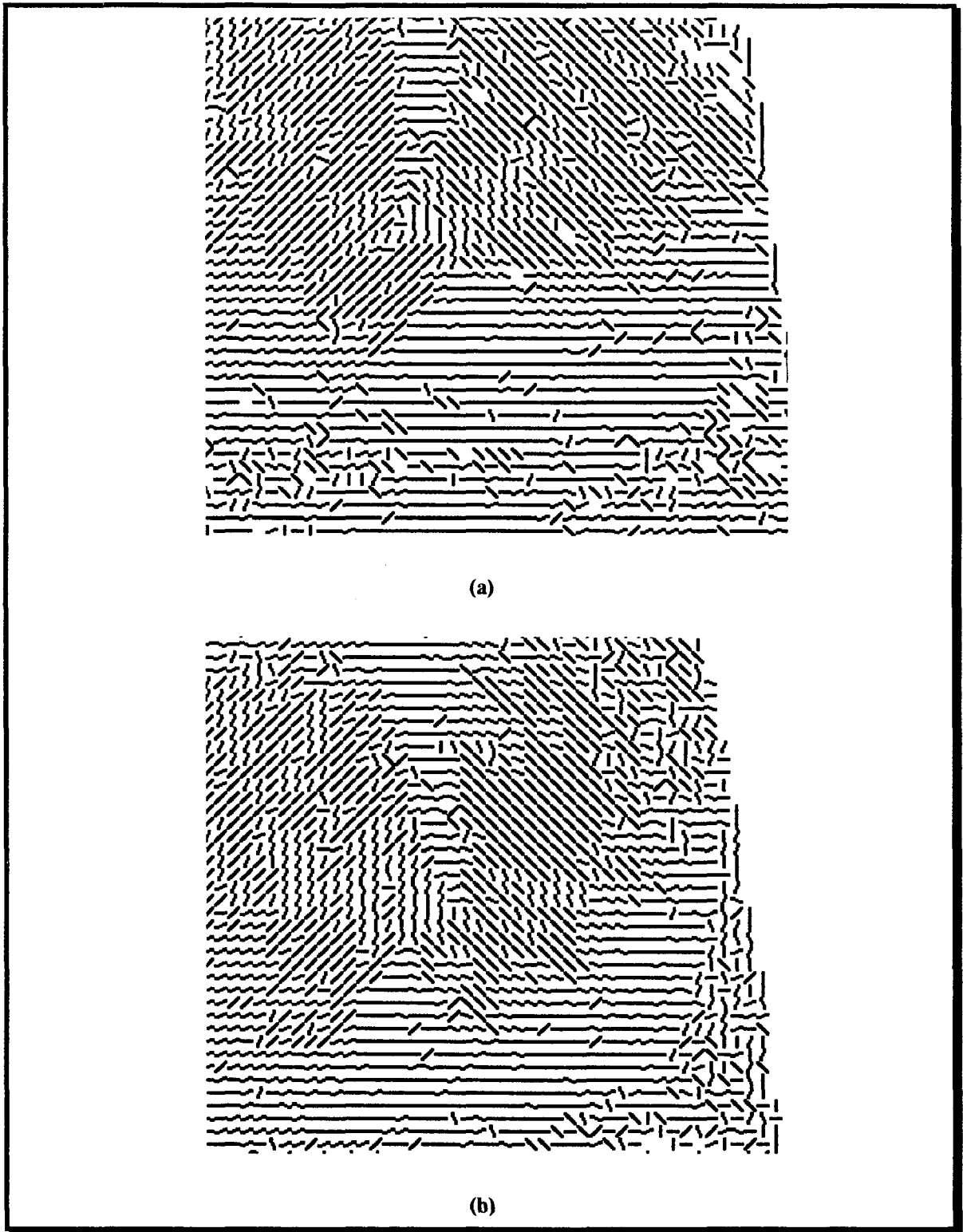


Fig. 6.34. Mapa de direções obtido a partir das impressões digitais da Fig.6.31.

A Fig. 6.32 acima é apenas uma representação visual da matriz que contém o mapa de

direções. Desta forma, para um sistema automatizado, a manipulação de números no lugar de imagens é uma tarefa bem mais simples. Para nós, a imagem do mapa de direções não representa nitidamente a impressão digital com a qual estamos familiarizados. No entanto, para o algoritmo classificador é fácil a identificação de três regiões distintas nas imagens binárias:

- a) região inferior ou base, onde as linhas são predominantemente horizontais;
- b) região interna ou lateral direita, onde as linhas estão preferencialmente inclinadas a 135° ; e
- c) região externa ou lateral esquerda, onde as linhas se encontram inclinadas a 45° .

Observemos que com estas informações descritas de uma forma numérica, um sistema computacional pode identificar que não existe um arco (onde a direção preferencial de toda a impressão digital seria horizontal) ou um verticilo (onde haveria uma região central circular). Podendo ser dividida em três regiões, a impressão digital seria pré-classificada como pertencente ao grupo das presilhas. Bastaria então ao classificador localizar o delta presente em cada uma das impressões digitais para determinar o tipo de presilha: interna ou externa.

Com a abordagem do mapa de direções, todo o processo de classificação está restrito a uma matriz de 64×64 posições. Esta matriz ainda apresenta redundância, visível na Fig. 6.32 e pode ser eliminada ou desconsiderada pelo próprio classificador por um simples algoritmo de média, por exemplo. Desta forma conseguimos obter um conjunto de dados extremamente reduzido para a classificação de impressões digitais. Isto garantirá eficiência e rapidez ao algoritmo classificador.

6.5. CONCLUSÃO

Embora tenha sido salientada a não existência de uma figura de mérito capaz de avaliar

com eficiência o desempenho de algoritmos que manipulam com impressões digitais, podemos notar que as características escolhidas traduzem um bom desempenho para as novas abordagens propostas. Longe de serem soluções definitivas, os algoritmos foram propostos com o objetivo de indicar novas abordagens para uma área que ainda não está consolidada. Inclusive, pudemos verificar que em algumas situações de binarização, o algoritmo da média do nível de cinza é suficiente para apresentar bons resultados se o objetivo for a classificação, por exemplo. Desta forma, vemos que os dois algoritmos podem ser trabalhados de forma complementar uma vez que a manipulação eficiente e confiável de impressões digitais requer um ajuste de muitos parâmetros e envolve muitas etapas, conforme descrito no Capítulo III. Embora a nova proposta de binarização utilize-se de uma abordagem adaptativa para realizar a segmentação da imagem, ajustes ainda podem ser realizados. Resultados melhores podem ser obtidos se novos parâmetros forem adicionados a esta abordagem adaptativa. O nível médio de cinza de toda a impressão digital, por exemplo, poderia ser um parâmetro a mais capaz de alterar os valores de α da Tabela 6.3 ou os limites das faixas de contraste.

Os resultados aqui apresentados procuram apenas corroborar as abordagens propostas como sendo alternativas importantes para a implementação de um sistema de identificação datiloscópica automatizado. Estas abordagens seguem a filosofia de criar algoritmos específicos para resolver problemas particulares em etapas distintas. Desta forma, se mantém a fidelidade entre a imagem manipulada e a impressão digital original, garantindo confiabilidade ao sistema. Embora estas abordagens diferenciadas resultem em um maior consumo de tempo e esforço computacional, também propiciam uma maior eficiência na classificação e na identificação. A eficiência baseia-se na manipulação diferenciada da impressão digital segundo o fim a que se destina. Para o processo de identificação, a impressão digital é manipulada pelos algoritmos de correção procurando-se incrementar a qualidade da imagem adquirida. Todavia a mesma impressão digital é sintetizada através de um mapa de direções a fim de reduzir a quantidade de

dados e facilitar o processo de classificação.

Dividindo-se a manipulação da impressão digital em partes distintas, pode-se elaborar algoritmos otimizados para o processo de cada uma das características apresentadas. Desta forma, obtém-se um ganho de qualidade na imagem final, resultando em taxas de erros menores nas etapas de classificação e identificação.

CAPÍTULO VII

Conclusões e Sugestões

A utilização em massa da impressão digital como meio de identificação dos indivíduos tem-se baseado na facilidade com que a tecnologia permite sua manipulação através de equipamentos confiáveis e algoritmos eficientes. O sistema datiloscópico que no passado era um sistema complexo, manual e que despendia muito tempo e espaço físico para ser manipulado, hoje em dia pode ser implementado em computadores pessoais para realizar identificações quase instantâneas.

No entanto, esta tecnologia ainda está distante dos Institutos de Identificação brasileiros. Utilizando metodologias e equipamentos desenvolvidos há algumas décadas, no momento de suas implementações, os Institutos pouco se modernizaram. Trabalhando quase totalmente de forma manual, desde a aquisição até o arquivamento e pesquisa das fichas datiloscópicas. Mais do que simplesmente melhorar o desempenho do sistema datiloscópico público, trata-se de dar-lhes eficiência e rapidez, exigências de uma sociedade moderna e dinâmica na qual nos encontramos.

Com os recursos computacionais hoje disponíveis, a sociedade brasileira não mais aceita manter um sistema pouco eficiente, desestruturado e que muitas vezes lhe causa mais incômodos do que lhe presta serviços. Podemos citar, como exemplos, a demora na confecção das Carteiras de Identidade e a necessidade muitas vezes do cidadão deslocar-se até a capital do seu Estado para obtê-la. A impossibilidade de haver uma troca ágil e simplificada entre os Institutos de Identificação também pode ser elencado como deficiência dos sistemas atuais. O atual sistema é tão frágil que permite a um indivíduo obter simultaneamente uma Carteira de Identidade em cada Estado brasileiro, utilizando-se ou não de nomes falsos.

Pelo acima exposto, verifica-se a urgente necessidade de se reformular e reestruturar todo o sistema datiloscópico brasileiro. Outros bancos de dados sobre o cidadão, como o eleitoral e o de trânsito, já estão totalmente automatizados e interligados em todo o Brasil. Vê-se então que existem condições técnicas para se realizar também a interligação nacional do sistema datiloscópico. Porém, existem outras dificuldades mais restritivas, como o armazenamento eletrônico das impressões digitais, que necessitam de um maior aprofundamento teórico/científico.

Esta dissertação foi desenvolvida justamente para compilar a literatura existente sobre o tema e apontar algumas soluções possíveis de serem implementadas. No Capítulo III é apresentada uma descrição resumida da estrutura de um sistema datiloscópico automatizado. Ali podem ser encontradas as várias técnicas empregadas para a solução dos mais variados problemas decorrentes da manipulação eletrônica de impressões digitais. Dentre as etapas apresentadas, aquelas de pré-processamento foram selecionadas para uma análise mais detalhada. A etapa de aquisição menciona alguns problemas em relação à fidelidade da impressão adquirida. A imagem obtida deve corresponder fielmente aos desenhos presentes na ponta dos dedos. Esta etapa é a porta de entrada para o sistema datiloscópico e portanto, deve ser bem executada. Neste aspecto, as abordagens apresentadas na literatura sobre aquisição de impressões não satisfazem plenamente o compromisso de fidelidade. Em face disto, foi descrita no Capítulo IV uma seqüência de algoritmos de manipulação de impressões digitais desenvolvidos especificamente para trabalhar sobre imagens de impressões digitais. Com a aplicação destes algoritmos, as imagens resultantes podem apresentar alta qualidade, garantindo um bom desempenho para as fases seguintes de processamento.

Outra etapa importante para um sistema datiloscópico automatizado é aquela que prepara a impressão digital para ser posteriormente classificada. Este tipo de situação não existe num sistema manual de classificação, pois o datiloscopista realiza a classificação diretamente

sobre a impressão digital adquirida em papel. A eficiência de um algoritmo classificador de impressões digitais está diretamente relacionado com os dados que são utilizados para a classificação. Como dados de entrada para um classificador, pode-se usar desde a imagem inteira ou dividida em partes até parâmetros os mais diversos, como medidas de curvatura das linhas ou forma e posição de certos pontos característicos. Uma perfeita parceria entre dados ou parâmetros disponíveis e o algoritmo classificador que os utilizará garante um alto desempenho e confiabilidade ao sistema. Também neste ponto, existem várias abordagens diferentes. No entanto, nota-se uma tendência em se reduzir a imagem da impressão digital a uma estrutura menor e mais simples, conhecida como esqueleto. Este esqueleto seria uma imagem estilizada da impressão que forneceria o padrão de distribuição das linhas papilares em toda a impressão digital. A quantidade de dados a ser manipulada pelo algoritmo classificador é sensivelmente reduzida e apresenta uma qualidade melhor em termos de classificação. Para esta etapa também foi deixada alguma contribuição. Seguindo a filosofia de reduzir a impressão digital a um esqueleto simplificado, desenvolveu-se um algoritmo baseado em redes neurais que tem por objetivo extrair o mapa de direções das linhas papilares. Este mapa de direções, que contém a direção principal das linhas papilares em cada região da imagem, pode ser considerado um esqueleto grosseiro da impressão digital. Ele deve ser novamente analisado para que se realizem mais algumas simplificações resultando então no esqueleto final da impressão digital.

Ambas as etapas descritas foram implementadas e imagens reais de impressões digitais foram utilizadas para validação dos algoritmos. No Capítulo VI, estas implementações encontram-se apresentadas juntamente com as implementações de outros autores. Os resultados obtidos foram comparados e analisados, demonstrando que os algoritmos desenvolvidos nesta dissertação são mais rápidos e resultam, na maioria dos casos, em imagens de melhor qualidade.

Porém, o presente trabalho não pretende ser definitivo nas técnicas e abordagens apresentadas para resolver os problemas de aquisição e pré-processamento de impressões digitais.

Muito pelo contrário, aqui buscamos apenas apresentar algumas possíveis soluções para as etapas iniciais de um sistema de identificação datiloscópica automatizado que podem inclusive servir como complementação a outros algoritmos já utilizados. Mesmo as soluções desenvolvidas requerem ainda refinamentos para serem definitivamente implementadas. Algoritmos otimizados em relação ao tempo, necessidades de processamento (memória) e melhor interação entre as várias etapas, com eliminação de redundância, são exemplos de ajustes necessários que se devem realizar. Há ainda espaço para que as técnicas descritas cresçam em desempenho e apresentem resultados ainda melhores. No entanto, acreditamos que conseguimos desenvolver uma base sólida para a continuação dos trabalhos nesta área.

Por outro lado, se o objetivo final for a automação de um sistema datiloscópico, há de se lembrar que ainda faltam ser desenvolvidas as etapas de classificação e identificação de impressões digitais. Estas etapas requerem algoritmos mais robustos e mais otimizados do que os até então apresentados neste trabalho. Sobre estes algoritmos recairá toda a responsabilidade de, ao substituir o ser humano, apresentar resultados confiáveis.

As impressões digitais, quando classificadas, possuem fronteiras muito tênues entre uma classe e outra. Com frequência, é muito difícil aos datiloscopistas realizarem a classificação de impressões que se encontram na fronteira entre duas classes. Nestes momentos é que ocorre a queda de eficiência do sistema. Dada esta característica, sugere-se a utilização de lógica difusa para a implementação do algoritmo de classificação. Através de um classificador difuso, pode-se facilmente descobrir qual a pertinência de uma impressão digital em relação a cada uma das diversas classes. Realiza-se a classificação a partir da composição dos valores obtidos pelo classificador difuso, segundo um critério bem definido e, principalmente, único. Neste aspecto, tem-se um aumento de desempenho em relação ao processo humano, sempre suscetível as variações de interpretação pessoal.

Quanto ao problema de identificação de impressões digitais, muitas abordagens foram

descritas na literatura mas ainda não nota-se nenhuma tendência a respeito. Esta é uma tarefa muito difícil, pois implica na comparação entre duas impressões digitais, coletadas em momentos diferentes e sob formas diversas. A prática dos datiloscopistas indica que a presença de 12 pontos característicos, com as mesmas formas e nas mesmas posições, em ambas as impressões digitais garantem a unicidade das impressões. Para situações favoráveis, onde ambas as impressões estão em boas condições, a localização de 12 pontos característicos (dentre os mais de 200 existentes na ponta do dedo) se constitui em tarefa fácil. Porém, na maioria dos casos, a imagem da impressão digital encontra-se deformada ou parcialmente destruída. Nestas situações, a identificação pode ficar completamente prejudicada. Para um sistema de identificação automatizado, a procura de impressões digitais a partir de parte de sua composição é possível se o arquivamento das mesmas prever esta situação. Neste caso, além da imagem da impressão digital e sua classificação, outros parâmetros, como o seu mapa de direções ou esqueleto, podem ser armazenados conjuntamente. Desta forma, com a extração das informações sobre direções da parte segmentada que se dispõe da impressão digital, pode-se realizar uma procura nos arquivos. Aquelas impressões que apresentassem um esqueleto semelhante a impressão parcial que se possui, seriam candidatas a um confronto no algoritmo identificador. Trata-se de uma operação complexa e que exige muito cuidado na sua realização para que se atinja uma alta eficiência.

Em sistemas de reconhecimento de padrões complexos, como o caso da impressão digital, encontrar-se uma solução ótima para o problema é tarefa árdua. O próprio ser humano possui uma capacidade limitada para a distinção de pequenos detalhes ou a percepção de formas repetitivas. Por conseguinte, torna-se difícil propiciar a um sistema computacional tais prerrogativas. Apenas com um trabalho incessante e exaustivo, na procura de soluções realmente alternativas, se conseguirá desenvolver um sistema de identificação datiloscópica eficiente e otimizado, capaz de cumprir plenamente suas funções.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] ARCELLI, C. e BAJA, G. S. D. A width independent fast thinning algorithm. **IEEE Trans. on Patt. Analysis and Mach. Intelligence**, v. 2, p. 223-231, 1984.
- [2] BALDI, P. e CHAUVIN, Y. Neural networks for fingerprint recognition. **Neural Computation**, v. 5, p. 402-418, 1993.
- [3] CALÔBA, Luiz P. Uma introdução às redes neurais. **Minicurso do 9º Congr. Bras. de Automática**, Vitória, ES, 1992.
- [4] COETZEE, L. e BOTHA, E. C. Fingerprint recognition in low quality images. **Pattern Recognition**, v. 26, n. 10, p. 1441-1460, out. 1993.
- [5] FERREIRA, Arnaldo A. **Da técnica médico-legal na investigação forense**. São Paulo: revista dos tribunais, 1962. v. 1, cap. 1-6.
- [6] FIELDING, K. H.; HORNER, J. L. e MAKEKAU, C. K. Optical fingerprint identification by binary joint transform correlation. **Optical Engineering**, v.30, n. 12, p. 1958-1961, dez. 1991.
- [7] FREEMAN, J. A. **Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques**. New York: Addison-Wesley Publishing, 1991.
- [8] GRASSELLI, A. On the automatic classification of fingerprints - some considerations of the linguistic interpretation of pictures. **Methodologies of Pattern Recognition**, S. Watanabe: New York Academic, pp 253-273, 1969.
- [9] HARALICK, R. M. e SHAPIRO, L. G. Image segmentation techniques. **Computer Vision, Graphics and Image Processing**, v. 29, p. 100-132, 1985.
- [10] HRECHAK, A. K. e MCHUGH, J. A. Automated fingerprint recognition using structural matching. **Pattern Recognition**, v. 23, n. 8, p. 893-903, ago. 1990.
- [11] KAMIJO, Masayoshi e MIENO, Hiroshi. Classification of fingerprint images using a neural network. **Systems and Computers in Japan**, v. 23, n. 3, p. 89-101, mar. 1992.
- [12] KAWAGOE, M. e TOJO, A. Fingerprint pattern classification. **Pattern Recognition**, v. 17, p. 295-303, 1984.
- [13] MARDIA, K. V. e HAINSWORTH, T. J. A spatial thresholding method for image segmentation. **IEEE Trans. on Patt. Analysis and Mach. Intelligence**, v. 10, n. 6, p. 919-927, jun. 1988.
- [14] MARR, D. e HILDRETH, E. C. Theory of edge detection. **Proc. Royal Soc. of London**, v. B-207, p. 187-217, 1980.
- [15] MCFERRAN, J. B. Feature extraction in pattern recognition. **TR-EE 70-19**, Purdue University, mai. 1970.
- [16] MCMAHON, D. H.; JOHNSON, G. L.; TEETER, S. L. e WHITNEY, C. G. A hybrid optical computer processing technique for fingerprint identification. **IEEE Trans. On Computers**, v. 24, n. 4, p. 358-369, abr. 1975.
- [17] MEHTRE, B. M., Segmentation of fingerprint images using the directional image. **Pattern Recognition**, v. 20, n. 4, p. 429-435, abr. 1987.
- [18] _____ e CHATTERJEE, B. Segmentation of fingerprint images - a composite method. **Pattern Recognition**, v. 22, n. 4, p. 381-385, abr. 1989.
- [19] MOAYER, B. e FU, K. S. A syntactic approach to fingerprint pattern recognition. **Pattern Recognition**, v. 7, p. 1-23, 1975.

- [20] _____. A tree system approach to fingerprint pattern recognition. **IEEE Trans. on Patt. Analysis and Mach. Intelligence**, v. 8, n. 3, p. 376-387, mar. 1986.
- [21] O'GORMAN, L. e NICKERSON, J. Matched filter design for fingerprint image enhancement. **Proc. of IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing**, p. 916-919, 1988.
- [22] _____. An approach to fingerprint filter design. **Pattern Recognition**, v. 22, n. 1, p. 29-38, jan. 1989.
- [23] OPPENHIEM, A. **Signal and Systems**. New York : Practice-Hall, 1991.
- [24] OTSU, N. A threshold selection method from gray level histograms. **IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics**, v. 9, n. 1, p. 62-66, jan. 1979.
- [25] RAO, K. e BALCK, K. Type classification of fingerprint: a syntactic approach. **IEEE Trans. on Patt. Analysis and Mach. Intelligence**, v. 2, n. 3, p. 223-231, mar. 1980.
- [26] SHERLOCK, B. G.; MONRO, D. M. e MILLARD, K. Algorithm for enhancing fingerprint images. **Electronic Letters**, v. 28, p. 1720-1721, 1992.
- [27] SOARES, Flávio A. P.; BERMUDEZ, José C. M.; TOBIAS, Orlando J. e SEARA, Rui. A new corrective binarization method for fingerprints. **DSPW 5th Int. Conf. on Signal Proc. Applic. & Tech.**, Dallas, Estados Unidos, p. 893-898, out. 1994.
- [28] _____. Extração do mapa de direções de impressões digitais via rede neural. **1^o Congr. Bras. de Redes Neurais**, p. 209-213, out. 1994.
- [29] SOARES, Flávio A. P.; TOBIAS, Orlando J. e SEARA, Rui. Neural network applied to direction map extraction in fingerprints images. **SPIE Int. Symp. on Aerospace/Defense Sensing and Dual-use Photonics**, Orlando, Estados Unidos, v. 2492, p. 884-892, abr. 1995.
- [30] TOU, J. T. e GONZALEZ, R. **Pattern Recognition Principles**, p. 137-139. Addison Wesley, Reading, 1974.
- [31] WASSERMAN, P. D. **Neural Computing: Theory and Practice**. New York: Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [32] XIAO, Q. e RAAFAT, H. Fingerprint image postprocessing: a combined statistical e structural approach. **Pattern Recognition**, v. 24, n. 10, p. 985-992, out. 1991.
- [33] YAHAGI, H.; IGAKI, S. e YAMAGISHI, F. Moving-window algorithm for fast fingerprint verification. **Proceedings of Southeastcon '90**, p. 343-348, 1990.
- [34] ZELNIKER, G. **Advanced Digital Signal Processing: Theory and Applications**. New York: Marcel Dekker, 1994.