

RUBISLEY DE PAULA LEMES

**FOOTSCANID: SISTEMA AUTOMÁTICO PARA  
IDENTIFICAÇÃO DE RECÉM-NASCIDOS UTILIZANDO  
IMPRESSÕES PALMARES E PLANTARES.**

CURITIBA

2010

RUBISLEY DE PAULA LEMES

**FOOTSCANID: SISTEMA AUTOMÁTICO PARA  
IDENTIFICAÇÃO DE RECÉM-NASCIDOS UTILIZANDO  
IMPRESSÕES PALMARES E PLANTARES.**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre. Programa de Pós-Graduação em Informática, Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná.

Orientadora: Profa. Dra. Olga R. P. Bellon

Orientador: Prof. Dr. Luciano Silva

CURITIBA

2010

## AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer inicialmente a Deus por sempre ter iluminado o meu caminho. A minha avó Antônia Orsanta do Carmo da Silva, falecida ano passado e que durante toda sua vida me ensinou e ensinou sua grandiosa família o quão importante é viver a vida de uma forma digna e honesta, seguindo os ensinamentos de Deus. Muito obrigado por seu amor, amizade, carinho.

Aos meus pais, Coraci Maria Delurdes Lemes e Doracino Rodrigues Lemes que sempre me incentivaram e apostaram que a educação é a maior riqueza que poderiam deixar para seus filhos. A minha irmã que desde sempre me deu todo o apoio e coragem necessários sempre que eu precisava.

Aos meus orientadores Olga Regina Pereira Bellon e Luciano Silva por toda paciência e competência no qual sempre conduziram o seu trabalho, o qual venho acompanhando como aluno há 6 anos.

A CAPES, CNPq e FINEP pelo apoio financeiro.

Aos colegas, enfermeiras, professores e amigos que direta ou indiretamente me incentivaram e contribuíram para a conclusão deste trabalho.

A todos:

Que a estrada se abra à sua frente,

Que o vento sopra levemente em suas costas,

Que o sol brilhe morno e suave em sua face,

Que a chuva caia de mansinho em seus campos.

E até que nos encontremos de novo...

Que Deus lhe guarde nas palmas de suas mãos.

Prece Irlandesa

## CONTEÚDO

<b>LISTA DE FIGURAS</b>	<b>iv</b>
<b>LISTA DE TABELAS</b>	<b>v</b>
<b>LISTA DE SIGLAS</b>	<b>vi</b>
<b>RESUMO</b>	<b>vii</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>viii</b>
<b>1 INTRODUÇÃO</b>	<b>1</b>
<b>2 INFORMAÇÕES DATILOSCÓPICAS</b>	<b>4</b>
2.1 Impressões Digitais - Características . . . . .	4
2.2 Impressões Digitais - Propriedades . . . . .	5
2.3 Impressões Datiloscópicas em Recém-nascidos . . . . .	6
2.4 Impressões Palmares e Plantares . . . . .	7
2.5 Histórico . . . . .	8
<b>3 AQUISIÇÃO DE IMAGENS E ANÁLISE DE QUALIDADE</b>	<b>10</b>
<b>4 PROCESSAMENTO DAS IMAGENS</b>	<b>15</b>
<b>5 ALGORITMOS DE RECONHECIMENTO</b>	<b>21</b>
<b>6 ANÁLISE DE DESEMPENHO DO SISTEMA HÍBRIDO</b>	<b>27</b>
<b>7 CONCLUSÕES</b>	<b>31</b>
<b>BIBLIOGRAFIA</b>	<b>33</b>

## LISTA DE FIGURAS

1.1	Fluxograma de funcionamento do sistema de reconhecimento de recém-nascidos. . . . .	2
2.1	Singularidades de uma Impressão Digital. . . . .	5
2.2	Padrões globais: (a) Arco, (b) Arco Tendido, (c) <i>Loop</i> para a Esquerda, (d) <i>Loop</i> para a Direita e (e) Espiral. . . . .	5
2.3	Principais regiões da impressão palmar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos a, b, c, d e e, indicam a localização dos trirádios [15, 6]. . . . .	7
2.4	Principais regiões da impressão plantar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos a, b, c, d e, e p, indicam a localização dos trirádios [15, 6]. . . . .	8
3.1	Exemplo de impressão palmar coletada usando o sensor Crossmatch. . . . .	12
3.2	Análise de qualidade: a) boa, b) normal, c) seca, d) úmida e e) borrada. . . . .	14
4.1	Fluxograma do módulo de processamento das imagens. . . . .	15
4.2	Processo de rotação: (a) MRE e pontos extremos, (b) ângulo de rotação e (c) alinhamento final. . . . .	16
4.3	Resultado do processamento das imagens: (a)-(c) remoção dos dedos; (d) equalização; (e) reconstrução por Fourier; (f) estimação da orientação; (g) Filtro de Gabor e detecção dos deltas. . . . .	18
4.4	Processo de reconstrução das cristas: (a) região da imagem original; (b) Filtro de Gabor; (c) STFT; (d) Gabor + STFT. . . . .	19
4.5	Estimação local da frequência e orientação [8]. . . . .	20
5.1	Geração dos templates. . . . .	22

5.2	Componentes Orientados: (a) - (h) $0^\circ$ , $22.5^\circ$ , $45^\circ$ , $67.5^\circ$ , $90^\circ$ , $112.5^\circ$ , $135^\circ$ e $157.5^\circ$ . . . . .	23
5.3	Cálculo de similaridade Gabor. . . . .	24
5.4	Exemplo do resultado do registro: (a) pré-alinhamento utilizando o ponto de referência (círculo azul) e (b) alinhamento final. . . . .	25
5.5	Exemplo de área de sobreposição (retângulo envolvente) e pontos sobrepostos (círculo envolvente). . . . .	26
5.6	Resultados do reconhecimento em função da taxa FAR. . . . .	26
5.7	Distribuição da ocorrência dos escores na abordagem híbrida do SA. . . . .	26
6.1	Resultados do Rank para ambos os algoritmos FC e SA. . . . .	28
6.2	Cálculo do Rank Híbrido. . . . .	28
6.3	Exemplos de registro de imagens: (a) falso matching e (b) verdadeiro matching. . . . .	30

## LISTA DE TABELAS

2.1	Desenvolvimento das cristas papilares [15]. . . . .	7
3.1	Classificação manual. . . . .	13
3.2	Classificação automática. . . . .	13
6.1	Resultados do reconhecimento utilizando impressões palmares. . .	27

## LISTA DE SIGLAS

- FBI (Federal Bureau of Investigation) pg. 4,6
- NIST (National Institute of Standards and Technology) pg. 4
- UFPR (Universidade Federal do Paraná) pg. 9, 11
- IMAGO\_NB\_ID (Base de Dados Imago de Recém-Nascidos) pg. 11
- IPM (Impressões Palmares) pg. 11, 13
- IPT (Impressões Plantares) pg. 11, 13
- MRE (Menor Retângulo Envolvente) pg. 15-16
- RI (Região de Interesse) pg. 15, 17, 21, 29
- CLAHE (Contrast Limited Adaptative Histogram Equalization) pg. 15, 17, 31
- STFT (Short Time Fourier Transform) pg. 15, 19
- CD (Campo Direcional) pg. 15
- AHE (Adaptative Histogram Equalization) pg. 17
- HE (Histogram Equalization) pg. 17
- SA (Simulated Annealing) pg. 21, 23-29, 31
- FC (FingerCode) pg. 21-22, 25, 27-29, 31
- FAR (False Acceptance Rate) pg. 25-27, 29, 31

## RESUMO

O objetivo deste trabalho é comprovar que a identificação automática de recém-nascidos através de imagens palmares e plantares em alta resolução é praticável. As características necessárias ao reconhecimento destes indivíduos são difíceis de serem obtidas nestas imagens, uma vez que as cristas possuem em média espessura entre 2,5 e 3 vezes menor do que em adultos. Além do mais, estas cristas são muito frágeis em recém-nascidos, deformando-se facilmente ao contato. Atualmente, pelo nosso conhecimento, não há nenhum sistema biométrico ou equipamento comercialmente disponível que possa ser utilizado para o propósito de reconhecimento de recém-nascidos. Os métodos não-automáticos atualmente utilizados para tal fim são limitados, aplicáveis somente em ambientes hospitalares e não apresentam soluções eficientes para fins de identificação neonatal, tais como: evitar trocas de bebês, roubo, tráfico e até mesmo uma futura confirmação da identidade do indivíduo. Este documento apresenta um trabalho pioneiro no campo da identificação automática de recém-nascidos, desde a coleta e processamento das imagens até os algoritmos de reconhecimento. A abordagem proposta faz uso de impressões palmares e plantares capturadas por um sensor comercialmente disponível e com resolução de 1000dpi, próxima à estimada como adequada aos propósitos desta aplicação (1500dpi). O sistema biométrico proposto apresenta-se como uma solução prática, baseando-se em métodos não-invasivos de fácil aplicação e aceitação. Experimentos realizados em 1221 impressões palmares e 1221 impressões plantares de 250 recém-nascidos da maternidade do Hospital das Clínicas da UFPR atestam a viabilidade do sistema proposto.

## ABSTRACT

The objective of this work is to prove that the newborns automatic identification through high resolution palmar and plantar surfaces is feasible. The recognition process' features are difficult to be extracted in these images, due to both the small size of newborn's papillary ridges, which are, on average, 2.5 to 3 times smaller than the ridges in adult fingerprints, and their fragility, making them amenable to deformation. To our knowledge, there are no available biometric system or commercially equipment that can effectively be used for newborns recognition purposes. The manual procedure in practice is limited for use inside hospitals and it is not an effective solution for identification purposes, such as, avoid baby swaps, child kidnapping and illegal adoptions. This work presents a pioneering approach in the newborns automatic identification area, image acquisition and processing, and recognition algorithms. The proposed approach uses plantar and palmar prints obtained by a available commercially sensor with a resolution of 1000dpi, close to that estimated as appropriate to the purposes of this application (1500dpi). The proposed palmprint based automatic system for newborn identification is easy to use and it is likely to have wide acceptance. Experiments based on 1,221 images of 250 newborns from UFPR's University Hospital show the feasibility of the method.

## CAPÍTULO 1

### INTRODUÇÃO

Uma das tecnologias biométricas mais conhecida e utilizada é sem dúvida a impressão digital [3, 11]. Entretanto, apesar da maturidade das tecnologias baseadas nesta biometria, pelo nosso conhecimento, não existe até o momento nenhum sistema biométrico que possa ser utilizado para a identificação de recém-nascidos. Este é um problema não-resolvido uma vez que os métodos usados atualmente (impressão plantar coletada usando tinta e papel, braceletes, dentre outros) têm se mostrado ineficientes e inseguros, sendo altamente criticados.

A identificação de recém-nascidos é uma necessidade crescente e crucial para evitar trocas de bebês em maternidades, roubos, adoções ilegais, e até mesmo o tráfico. Dados estatísticos mostram que há anualmente no Brasil 5.000.000 de partos, e uma incidência de 1 troca de recém-nascido a cada 6.000 partos. Estes mesmos dados mostram que dentre as principais preocupações das mães durante o nascimento de seus filhos, 28% se refere à troca do recém-nascido ([www.datasus.gov.br](http://www.datasus.gov.br)).

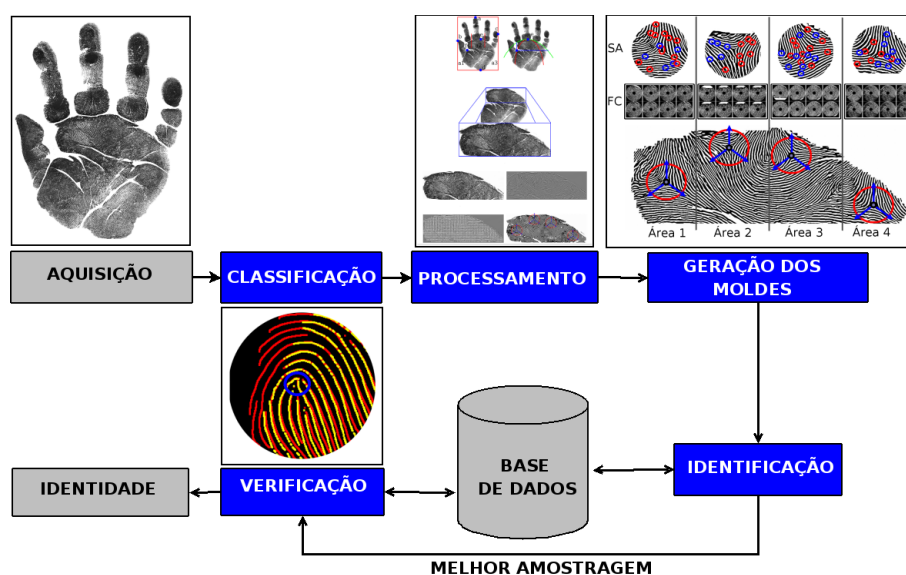
Em diversas partes do mundo, a tentativa de identificação dos recém-nascidos é realizada de forma precária, através da obtenção da impressão plantar utilizando tinta e papel [15], ou pelo uso de pulseiras, que em sua grande maioria são confeccionadas em material impróprio [15]. Há pulseiras mais eficientes, que permitem sua retirada somente quando desejado pela equipe médica e que possuem sensores que disparam quando esta deixa as dependências da maternidade<sup>1</sup>. Entretanto, estas pulseiras possuem um custo elevado e têm a grande desvantagem de não servir como identificação futura. Por outro lado é cada vez mais comum a utilização de técnicas alternativas de identificação, como o teste de DNA. Contudo, este procedimento demanda tempo e laboratórios sofisticados, além de ter um custo elevado. Também há uma crescente diversificação do emprego de

---

<sup>1</sup>[http://dn.sapo.pt/2008/06/21/sociedade/pulseira\\_electronica\\_e\\_infalivel\\_res.html](http://dn.sapo.pt/2008/06/21/sociedade/pulseira_electronica_e_infalivel_res.html)

outras tecnologias biométricas em adultos [3, 11]. Porém, estas são inviáveis quando aplicadas ao reconhecimento de recém-nascidos, uma vez que as características empregadas (face, íris, orelha) são de difícil aquisição ou são mutáveis no decorrer do crescimento da criança, tornando difícil uma futura confrontação da mesma característica.

Portanto, não há no sistema atualmente empregado, elementos científicos que permitam a certeza da identificação dos bebês [12, 15, 14]. Desta forma é importante aderir a novos procedimentos de segurança e identificação de recém-nascidos. Por estas razões, o objetivo deste trabalho é propor um sistema automático de identificação de recém-nascidos utilizando características datiloscópicas, adquiridas através de sensores de alta resolução e do emprego de técnicas apropriadas de limpeza da superfície plantar e palmar. O sistema proposto mostra-se ser uma solução viável, pois baseia-se em métodos não-invasivos, de fácil aplicação, alta disponibilidade e aceitação. Além disso, as cristas papilares das impressões palmares e/ou plantares possuem a grande vantagem da imutabilidade, podendo ser utilizadas para a identificação futura da criança.



**Figura 1.1:** Fluxograma de funcionamento do sistema de reconhecimento de recém-nascidos.

Nas seções seguintes abordaremos as propriedades e características das cristas papilares, forma de aquisição das imagens, processamento das imagens, algoritmos de reconhecimento e análise do sistema biométrico híbrido proposto. A Figura 1.1 apresenta o fluxograma de funcionamento do sistema, cuja entrada é uma impressão palmar adquirida

através de um sensor com alta resolução. As etapas seguintes englobam a classificação da imagem quanto sua qualidade, de forma que o sistema possa automaticamente determinar quais imagens possuem o nível de qualidade requerido. Caso a imagem seja aceita, o próximo passo é processá-la computacionalmente visando extrair informações necessárias ao processo de reconhecimento do indivíduo, gerando assim o molde biométrico de comparação. O molde é utilizado para filtrar na base de dados quais amostras mais se parecem com o indivíduo da imagem de entrada, etapa de identificação. Por fim, o molde é comparado com as amostras mais parecidas, verificando por contra-prova qual a verdadeira identidade do indivíduo.

## CAPÍTULO 2

### INFORMAÇÕES DATILOSCÓPICAS

#### 2.1 Impressões Digitais - Características

As impressões digitais oferecem um meio confiável de identificação. Dentre as biometrias é sem dúvida a mais estudada e utilizada, tanto em aplicações legais quanto comerciais. Sua individualidade é uma constatação empírica, que se obtém da observação de grande número de impressões digitais, sendo confirmada pelo estudo biológico da formação destas.

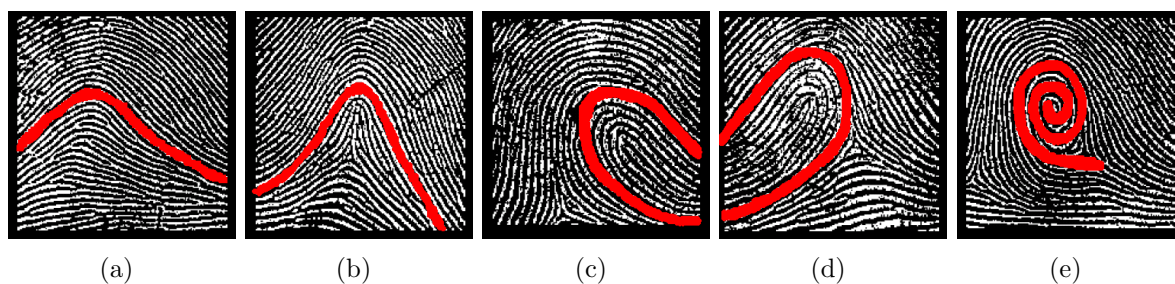
A impressão digital é formada por um conjunto de cristas e vales que encontram-se distribuídas paralelamente umas às outras, segundo determinada orientação e espaçamento. Neste conjunto de cristas, existem perturbações locais que são a terminação e a bifurcação de uma crista, conhecidas por minúcias (Figura 2.1). Estes dois tipos de minúcia subdividem-se dando origem pela sua conjugação a outras menos freqüentes. Porém, o FBI (*Federal Bureau of Investigation*) considera apenas terminações e bifurcações. Cada minúcia é caracterizada pelo seu tipo, coordenadas (x e y) e o ângulo formado entre a tangente da crista da minúcia com o eixo horizontal.

Do ponto de vista global, o padrão assume formas distintas em uma ou mais regiões, tais como freqüência e orientação. Neste conjunto de formas, encontram-se as singularidades núcleo e delta, principais características globais (Figura 2.1). A partir do núcleo, as cristas formam padrões geométricos, onde são identificados cinco tipos: Arco, Arco Tendido, *Loop* para a Esquerda, *Loop* para a Direita, Espiral, identificados pelo *National Institute of Standards and Technology* (NIST), utilizados principalmente em algoritmos de classificação de impressões digitais [16, 18, 19] e apresentados na figura 2.2. E no caso de imagens com boa qualidade e alta resolução outra característica possível de ser usada são os poros sudoríparos (Figura 2.1) [11]. O número, a disposição e a forma destes poros são altamente distintivos, fazendo desta característica uma excelente opção para o reconhecimento. Desta forma, podemos definir as impressões digitais tanto por suas

características globais quanto por suas características locais.



**Figura 2.1:** Singularidades de uma Impressão Digital.



**Figura 2.2:** Padrões globais: (a) Arco, (b) Arco Tendido, (c) *Loop* para a Esquerda, (d) *Loop* para a Direita e (e) Espiral.

## 2.2 Impressões Digitais - Propriedades

O processo de formação dos dermatóglifos (cristas papilares) na superfície dos dedos, na palma da mão e sola dos pés se inicia no estágio embrionário e se estende até o sétimo mês de gestação. Porém sua regeneração se mantém ao longo da vida. O crescimento das células acontece segundo um padrão determinado pela informação genética e pelo micro-ambiente no qual o feto está envolvido e que varia de dedo para dedo. O micro-ambiente é a razão pela qual as impressões digitais se diferem em gêmeos idênticos. A forma que os dermatóglifos assumem é tão variável, que não se repete em diferentes regiões das mãos, dedos ou pés do mesmo indivíduo, ou em indivíduos distintos (variabilidade). Esta variação ocorre dentro de limites que permitem uma classificação sistemática (classificabilidade). Sua forma e minúcias são imutáveis (imutabilidade) e permanentes, do nascimento à morte (perenidade) [3].

Assim, apesar da enorme variedade de impressões digitais, sendo praticamente impossível a existência de duas iguais, elas não são padrões totalmente aleatórios, já que são inicialmente determinadas pelos genes. E portanto permanecem imutáveis por toda a vida, seus detalhes não mudam, exceto no caso de formação de cicatrizes. Cortes ou queimaduras podem mudar temporariamente sua configuração, no entanto elas se regeneram idênticas ao que eram antes. Por tais motivos (variabilidade, classificabilidade, imutabilidade e perenidade) a utilização das informações datiloscópicas se torna atraente ante outras biometrias, uma vez que estas além de serem de fácil aplicação e aceitação têm a grande vantagem da imutabilidade podendo ser utilizadas no futuro para propósitos de identificação.

### 2.3 Impressões Datiloscópicas em Recém-nascidos

No feto humano, as cristas papilares dos dedos, palma das mãos e planta dos pés estão completamente formadas após a 18<sup>a</sup> semana de gestação, tornando-se visíveis na superfície da epiderme [4, 6]. Para ter chance de sobreviver, o bebê deve ter no mínimo 25 semanas ao nascer, de forma que deveria ser possível coletar impressões datiloscópicas de todo recém-nascido. Entretanto, de acordo com [4, 6, 7], as cristas papilares nos recém-nascidos de termo são de 2,5 a 3 vezes menores do que as de adultos, e são muito frágeis, deformando-se facilmente ao contato. A Tabela 2.1 mostra o resultado dos estudos de [7] e [6] quanto ao desenvolvimento das cristas papilares desde o nascimento até a vida adulta.

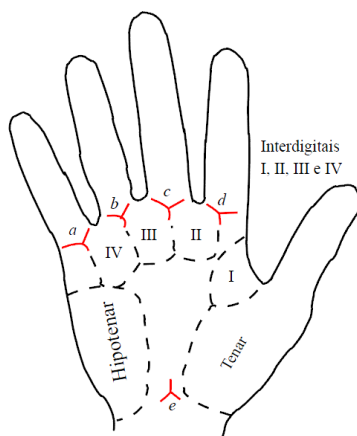
Em [15] foram utilizados os dados da Tabela 2.1 para estimar a resolução mínima necessária de um sensor para aquisição de impressões digitais apropriado para uso em recém-nascidos. Os sistemas automáticos de identificação por impressões digitais, homologados pelo FBI para uso em adultos, exigem sensores com uma resolução mínima de 500dpi [3]. As cristas papilares em adultos medem em média 0,45 milímetros (mm), então para um recém-nascido cujas cristas papilares medem em torno de 0,15mm [6, 7], é necessária uma resolução de pelo menos 1500dpi [15].

**Tabela 2.1: Desenvolvimento das cristas papilares [15].**

Grupo	Gómez [7]	Cummins [6]
Bebês prematuros	-	0.15mm
Recém-nascidos a termo	0.21mm	0.10 to 0.22mm
1 ano de idade	0.31mm	-
10 anos de idade	0.43mm	0.30 to 0.35mm
Adultos	0.50mm	0.43 to 0.48mm

## 2.4 Impressões Palmares e Plantares

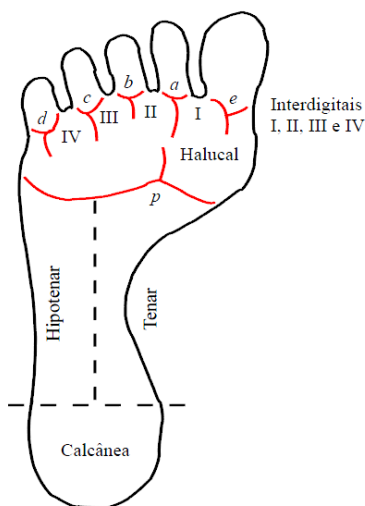
De acordo com o exposto em [15], as minúcias são encontradas em bem maior número na região palmar do que nos dedos, em decorrência do fato de serem muito maiores [6]. Além disso, as cristas papilares nesta região são, em média, 18% maiores do que nos dedos [6]. A região palmar, de acordo com [6], é subdividida em seis regiões principais: quatro regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar [6]. A divisão das regiões é feita a partir dos deltas (a, b, c, d e e) e fronteiras definidas por estes, conforme ilustrado na Figura 2.3.



**Figura 2.3:** Principais regiões da impressão palmar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos a, b, c, d e e, indicam a localização dos trirádios [15, 6].

Da mesma forma que as impressões palmares, as impressões plantares também possuem um grande número de minúcias e são passíveis de classificação de acordo com os padrões apresentados pelas cristas papilares. Porém, devido ao fato do pé ser uma área de contato e fricção constante, as impressões plantares apresentam menor nitidez do que as impressões palmares ou impressões digitais [15]. A Figura 2.4 exemplifica as oito principais regiões

da impressão plantar: quatro regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar, região hipotenar e região calcânea [6]. A divisão destas regiões é feita a partir dos deltas (a, b, c, d, e, e p) e fronteiras definidas por estes.



**Figura 2.4:** Principais regiões da impressão plantar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos a, b, c, d, e, e p, indicam a localização dos trirádios [15, 6].

## 2.5 Histórico

A impressão digital vêm sendo usada desde o séc. XIX, como elemento de identificação de indivíduos. Mas a história das impressões digitais começa muito antes, onde tais impressões podem ser encontradas em um grande número de artefatos arqueológicos e históricos [11]. No Egito, foi descoberta uma das primeiras impressões dos pés e das mãos, datadas de 4000 anos atrás. Na Babilônia antiga, as impressões digitais eram usadas em blocos de argila para transações comerciais. Na China, era prática comum usar impressões digitais em documentos oficiais [1], sendo encontrados desde o século III A.C. Na Pérsia do século XIV, vários documentos oficiais possuíam impressões digitais devido ao fato de um oficial do governo ter observado que quaisquer duas impressões digitais não eram exatamente iguais [2].

Nos tempos modernos, muitos contribuíram para o estudo da identificação através de impressões digitais e para o estudo da identificação de recém-nascidos utilizando tal característica. No âmbito da identificação neonatal, um histórico bastante interessante

pode ser encontrado no trabalho de [15]. Entretanto, de acordo com [15], a grande maioria dos autores conclui que a coleta de impressões datiloscópicas utilizando tinta e papel ou sensores com baixa resolução não serve para propósitos de identificação. Muitos também afirmam que mesmo com pessoal altamente qualificado, bons materiais e técnica adequada, é impossível obter boas impressões plantares ou palmares.

Sendo assim, na busca por soluções efetivas na área de identificação dos recém-nascidos, no trabalho de [15] foram coletadas impressões palmares e plantares de 106 recém-nascidos na maternidade do Hospital das Clínicas da UFPR. Tais imagens foram coletadas através de um sensor desenvolvido no próprio grupo de pesquisa e que é capaz de gerar imagens com resolução de 1400dpi. Tais imagens foram analisadas manualmente por papiloscopistas do Instituto de Identificação do Paraná e verificou-se que as impressões palmares possuem qualidade muito maior do que as impressões plantares. Além disso duas imagens de 30 bebês escolhidos aleatoriamente foram numeradas e emparelhadas com o objetivo de verificar a possibilidade de identificação por parte dos papiloscopistas. Como resultado desta análise manual os especialistas foram capazes de identificar corretamente 67.7% dos pares selecionados para a análise. Entretanto, tal resultado evidencia apenas a possibilidade de identificação manual.

Porém, cabe ressaltar que o sensor protótipo desenvolvido no grupo não atende aos requisitos de uma identificação automática com propósitos de implantação em larga escala em maternidades. Além de não estar comercialmente disponível, o sensor possui algumas limitações tais como: área de captura insuficiente para coletar imagem de toda a superfície palmar ou plantar; necessidade de correção de distorção na imagem; perda de foco nas laterais; difícil manuseio; as imagens não são disponibilizadas em tempo real.

## CAPÍTULO 3

### AQUISIÇÃO DE IMAGENS E ANÁLISE DE QUALIDADE

Este trabalho propõe um sistema automático inovador para identificação de recém-nascidos baseando-se em imagens em alta resolução. Descartamos, portanto, o método de coleta por tinta e papel e sensores com baixa resolução, incapazes de gerar imagens com nitidez suficiente para permitir a identificação [15], sobretudo quando tal procedimento é realizado de forma automática. Porém, pelo nosso conhecimento não há no mercado equipamentos que permitam a aquisição de imagens de impressões plantares ou palmares de recém-nascidos em alta resolução.

Para se obter imagens legíveis, mesmo utilizando sensores com alta resolução é essencial a utilização de técnicas de limpeza da superfície plantar ou palmar, pois a pele dos bebês está coberta por verniz caseoso [15]. Entretanto, em boa parte dos casos, devido à ilegibilidade das impressões plantares e palmares, a utilização destas para fins de identificação é inviável [12, 14], sobretudo quando utilizadas em sistemas computacionais que exigem imagens com um elevado grau de nitidez para efetuar o reconhecimento. Em resumo, Shepard e Thompson [12, 14] afirmam que é muito difícil obter boas impressões datiloscópicas de recém-nascidos, devido à: I) falta de treinamento da equipe médica; II) reduzida espessura da epiderme e das cristas papilares e que se deformam facilmente ao contato; III) pele coberta por verniz caseoso (substância gordurosa constituída de células epiteliais descamadas e substância sebácea que recobre a pele do feto).

Portanto, para viabilizar um sistema automático de identificação de recém-nascidos, foi adquirido um sensor comercialmente disponível com 1000dpi e características ópticas e ergonômicas razoavelmente capazes de satisfazer os requisitos desta aplicação<sup>1</sup>. Porém, este novo equipamento possui a grande desvantagem de possuir 500dpi a menos do que o estimado como necessário para aquisição de imagens datiloscópicas de recém-nascidos com

---

<sup>1</sup>[http://www.crossmatch.com/L\\_SCAN\\_1000P.html](http://www.crossmatch.com/L_SCAN_1000P.html)

boa qualidade. O equipamento possui também outras limitações, tais como: ser muito grande e pesado, tornando o processo de coleta de imagens um tanto quanto complicado; custo financeiro bastante elevado. Com este novo equipamento, foram coletadas imagens no Hospital de Clínicas da UFPR para criar a base de dados IMAGO\_NB\_ID e verificar a eficiência deste sensor comercialmente disponível para o propósito da identificação automática.

A base de dados construída possui imagens coletadas de 250 bebês. Todas as impressões foram coletadas durante as primeiras 48h de vida, porém o número de coletas para cada bebê varia entre 1 e 5. Em cada coleta, três imagens da planta do pé direito e três da palma da mão direita foram obtidas de cada bebê, totalizando 1221 impressões palmares e 1221 impressões plantares. A Figura 3.1 apresenta um exemplo de impressão palmar coletada com o sensor CrossMatch.

Com o objetivo de verificar automaticamente a qualidade das imagens na base de dados IMAGO\_NB\_ID, utilizamos o algoritmo proposto em [17]. Este algoritmo classifica automaticamente as imagens como boas, normais, secas, úmidas e borradas, variando de acordo com a qualidade, através de análises estatísticas dos tons de cinza, executadas localmente, e análises no domínio da frequência, utilizando a Transformada de Fourier. A porcentagem de imagens classificadas como boas ou normais é de 20,7% para impressões palmares e 5,7% para impressões plantares utilizando a classificação automática. Portanto, baseando-se nestes resultados optamos por utilizar somente impressões palmares ao invés de impressões plantares. Uma possível causa para este baixo índice de imagens boas ou normais poderia ser a própria resolução do sensor que é de apenas 1000dpi.

Da mesma forma, baseando nos cinco níveis de qualidade do algoritmo automático, utilizamos 5 imagens pertencentes a cada um destes níveis como moldes para classificar manualmente as imagens. As Tabelas 3.1 e 3.2 mostram os resultados da classificação manual e automática das impressões palmares (IPM) e impressões plantares (IPT) para a base de dados IMAGO\_NB\_ID. A Figura 3.2 mostra exemplos de imagens em cada categoria de qualidade segundo [17].

Sendo assim, utilizamos a classificação automática para selecionar na base imagens



**Figura 3.1:** Exemplo de impressão palmar coletada usando o sensor Crossmatch.

com qualidade boa ou normal, etapa de filtragem das melhores amostras. Portanto, baseando-se na taxa acima mencionada de 20,7% de classificação automática para boas e normais, selecionamos 210 imagens de 70 recém-nascidos como referência. As análises de desempenho dos algoritmos de reconhecimento serão portanto apresentadas levando-se em consideração apenas estas imagens de referência.

Outra análise importante e que também diz respeito à qualidade das imagens, foi quanto à verificação automática do número de centros (core) e triângulos (deltas) passíveis de serem detectados nas amostras dos 70 recém-nascidos. Na maioria dos casos há somente um ou nenhum centro. Por outro lado, em mais de 70% das amostras, 2 ou mais deltas foram detectados. Sendo assim, optou-se pela utilização dos deltas como características

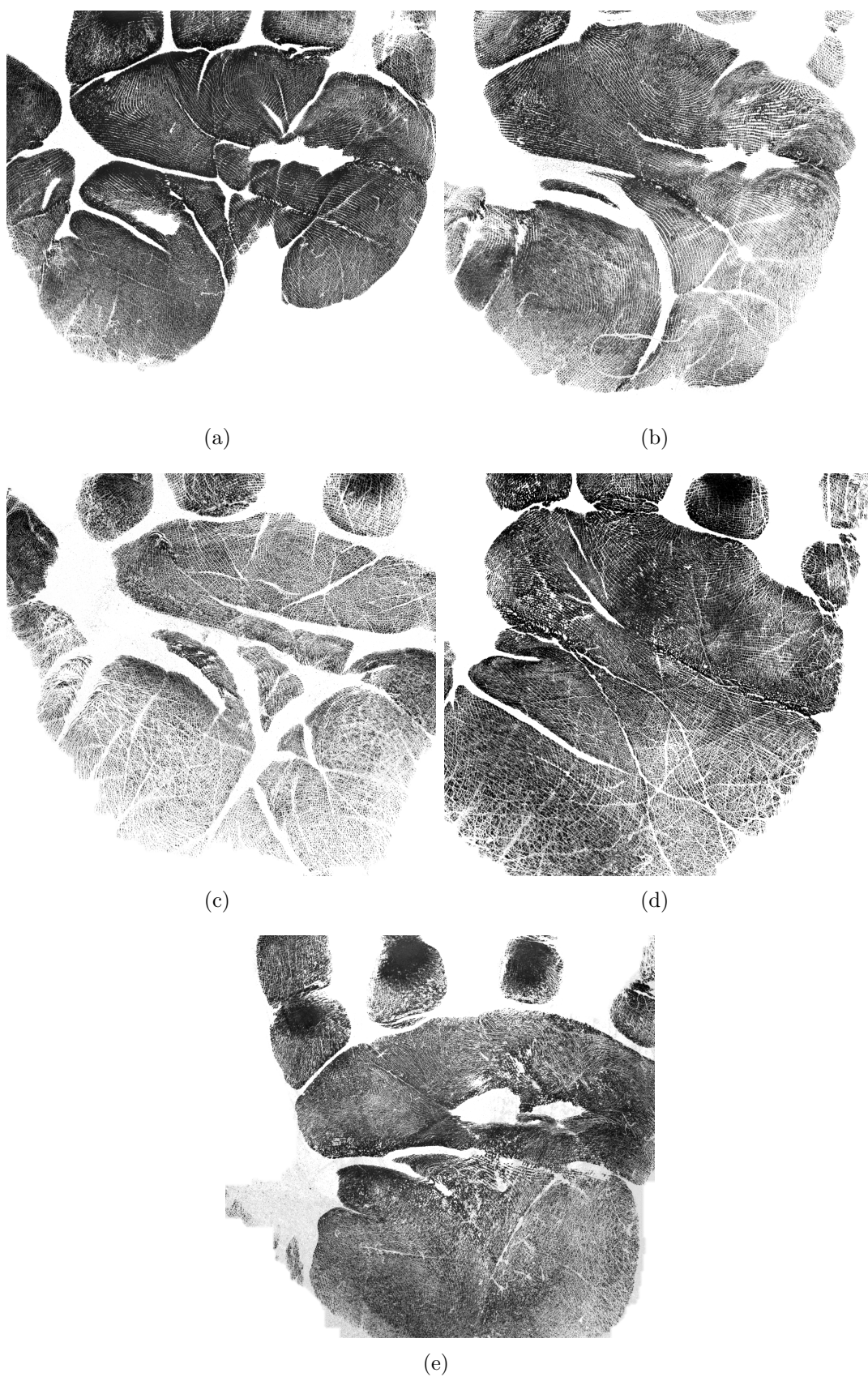
necessárias ao reconhecimento.

**Tabela 3.1: Classificação manual.**

	Boa	Normal	Seca	Úmida	Borrada
IPM	4.75%	20.33%	16.31%	40.9%	17.87%
IPT	1.56%	7.13%	12.13%	23.28%	55.9%

**Tabela 3.2: Classificação automática.**

	Boa	Normal	Seca	Úmida	Borrada
IPM	3.36%	17.29%	19.01%	34.5%	25.66%
IPT	1.1%	4.6%	23.37%	29.87%	41.06%

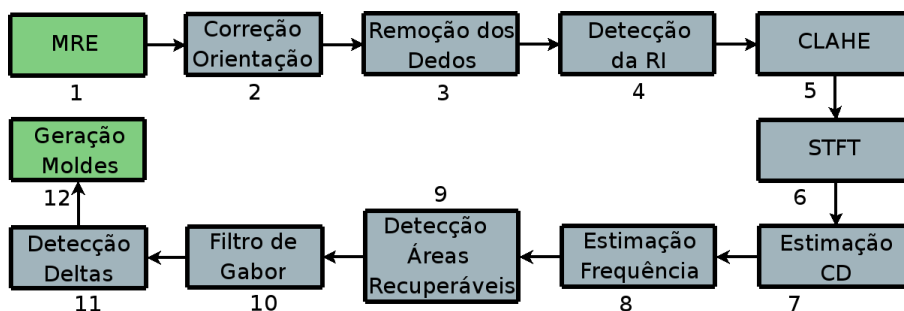


**Figura 3.2:** Análise de qualidade: a) boa, b) normal, c) seca, d) úmida e e) borrada.

## CAPÍTULO 4

### PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Uma vez coletadas as imagens, o próximo passo é processá-las computacionalmente, de modo que as características necessárias ao processo de identificação sejam obtidas. O módulo proposto para este fim possui os seguintes estágios: (1) definição do menor retângulo envolvente (MRE), (2) correção da orientação da imagem, (3) remoção dos dedos, (4) segmentação (Região de Interesse - RI), (5) classificação da imagem e equalização por CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* [20]), (6) Short Time Fourier Transform [5] (STFT), (7) estimação do Campo Direcional (CD), (8) estimação da frequência, (9) detecção de cristas com qualidade suficiente para a reconstrução, (10) Filtro de Gabor e (11) detecção dos deltas. A Figura 4.1 apresenta um fluxograma das etapas do processamento listadas acima.



**Figura 4.1:** Fluxograma do módulo de processamento das imagens.

No primeiro estágio, o menor retângulo envolvente é detectado para evitar processamento desnecessário em etapas seguintes. No estágio 2, o MRE é utilizado para corrigir a orientação da imagem (Fig. 4.2c) usando um estimado ângulo  $\alpha$  (Fig. 4.2b). Este processo consiste em encontrar os pontos extremos do MRE, como pode ser visto na Fig. 4.2a. Os pontos  $a$  até  $d$  são os pontos extremos do MRE (Fig. 4.2a). Os pontos  $e$  e  $f$  são os extremos esquerdo e direito da parte inferior do MRE respectivamente, e são computados utilizando uma pequena região (cerca de 20% do MRE), acima do ponto  $d$ . Então,

utilizando estes 6 pontos, pode-se determinar os pontos  $g$  e  $h$ , onde:

$$x_g = x_a, \quad y_g = \frac{|y_c - y_b|}{2} + y_b$$

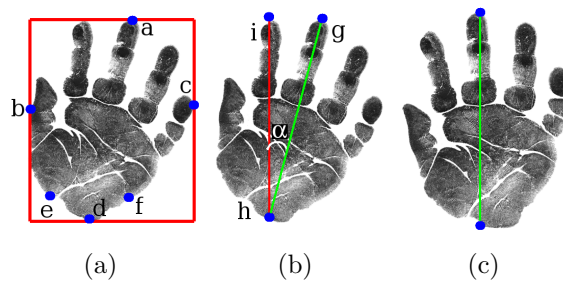
$$x_h = x_d, \quad y_h = \frac{|y_f - y_e|}{2} + y_e$$

com  $x$  e  $y$  como linhas e colunas da imagem, respectivamente. Assim, calculando um terceiro ponto  $i$ , como mostrado na Fig. 4.2b, onde  $x_i = x_g$  e  $y_i = y_h$ , determina-se o ângulo de rotação  $\alpha$  definido como:

$$\alpha = \arcsin\left(\frac{\text{dist}(h, i)}{\text{dist}(h, g)}\right)$$

com  $\text{dist}(x, y)$  sendo a Distância Euclidiana entre dois pontos,  $x$  e  $y$ .

Após computar  $\alpha$ , a imagem original é rotacionada. Verificamos a eficiência deste estágio de correção da orientação das imagens usando um significativo número de imagens (*i.e.* mais de 1000), com diferentes ângulos de rotação, e obtemos 90% de alinhamentos corretos.



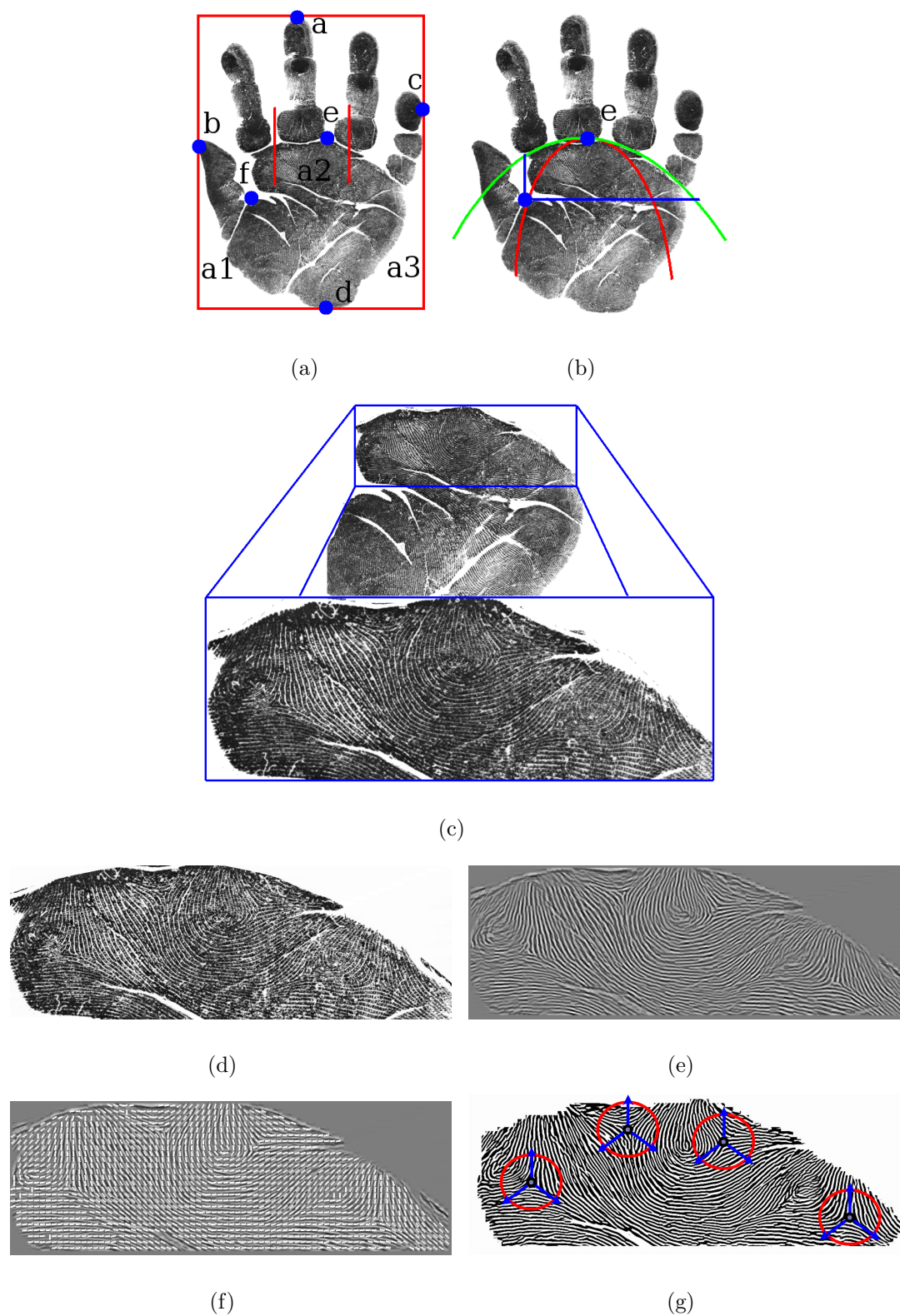
**Figura 4.2:** Processo de rotação: (a) MRE e pontos extremos, (b) ângulo de rotação e (c) alinhamento final.

O primeiro passo da remoção dos dedos é a detecção dos pontos extremos baseando-se no MRE, como mostrado na Fig. 4.3a. Através dos pontos  $b$  e  $c$ , a região palmar ou plantar é dividida em 3 áreas de tamanhos iguais (veja Fig. 4.3a) e o ponto  $e$  é detectado baseando-se em [13]. Então, a partir do ponto  $e$  uma nova origem da imagem será calculada. A partir da origem, algumas parábolas com diferentes ângulos de abertura são traçadas. A idéia principal em [13] é encontrar a parábola que menos intercepta o pé ou a mão, ou

seja, a que melhor separa o pé ou a mão dos dedos, como pode ser visto na Fig. 4.3b (Parábola verde). Em seguida o ponto  $f$  é detectado. Em todas as colunas na região 1 da imagem é localizado o primeiro ponto de borda. O ponto  $f$  é o mais baixo dentre todas as colunas analisadas. Em seguida toda a imagem a esquerda do ponto  $f$  é descartada. Da mesma forma, toda a imagem abaixo do ponto  $f$  é descartada (Fig. 4.3c). Estes processos de remoção são necessários para diminuir o tempo de processamento e obter informações somente na RI que corresponde à região logo abaixo dos dedos (4.3c).

No estágio 5, uma técnica interessante de pré-processamento de imagens foi utilizada, visando melhorar a qualidade das imagens e facilitar etapas futuras do sistema. A abordagem foi aplicada segundo o proposto por [17], no qual as imagens são processadas segundo sua categoria de qualidade, variando entre boa (1), normal (2), seca (3), úmida (4) e borrada (5). Esta classificação é conseguida eficientemente utilizando Fourier e análises estatísticas da imagem. Após a classificação em um dos 5 níveis de qualidade, a imagem é localmente equalizada através da técnica conhecida por CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* [20]) que utiliza o nível de classificação como limitador do contraste final, ou seja, o nível de qualidade é usado para restringir uma função de mapeamento da intensidade de entrada para a intensidade de saída.

Em outras palavras, CLAHE é um algoritmo de melhoramento do contraste que supera limitações da equalização padrão do histograma (*Histogram Equalization* - HE). Suas características principais são a equalização adaptativa (*Adaptive Histogram Equalization* - AHE), que divide a imagem em regiões contextuais não sobrepostas e executa uma equalização local, e a equalização adaptativa limitada ao contraste (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* - CLAHE), que minimiza o ruído por reduzir a equalização local. A equalização neste processo é importante para eliminar informações indesejáveis geradas por fatores externos, tais como sujeira ou pressão inadequada aplicada sobre o sensor, bem como para maximizar a variação do histograma melhorando o contraste nestas imagens. A Fig. 4.3d mostra a imagem equalizada por CLAHE usando o nível de qualidade 2.



**Figura 4.3:** Resultado do processamento das imagens: (a)-(c) remoção dos dedos; (d) equalização; (e) reconstrução por Fourier; (f) estimação da orientação; (g) Filtro de Gabor e detecção dos deltas.

O estágio 6 utiliza uma importante ferramenta de processamento e melhoramento de imagens conhecida como STFT [5](Fig. 4.3e). Esta técnica mostra-se bem mais eficiente na reconstrução das cristas das impressões digitais do que o método utilizando Filtro de Gabor [8]. Porém, para maximizar a qualidade da reconstrução, após a reconstrução por STFT utilizamos a reconstrução por Gabor, gerando cristas mais bem definidas (Fig. 4.4). Portanto, os estágios 7, 8, 9 e 10 correspondem as etapas necessárias ao processamento por Filtro de Gabor [8].



**Figura 4.4:** Processo de reconstrução das cristas: (a) região da imagem original; (b) Filtro de Gabor; (c) STFT; (d) Gabor + STFT.

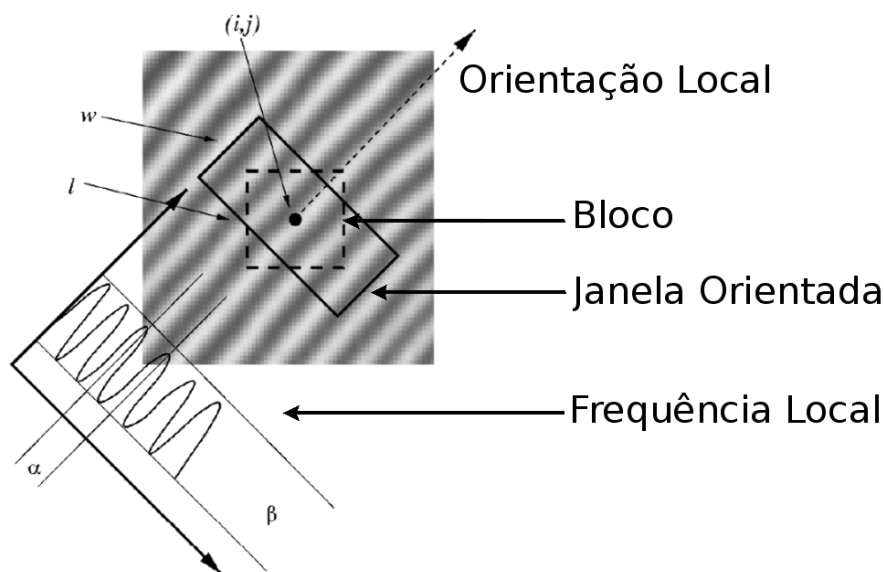
Nos estágios 7 e 8 as imagens são divididas em um conjunto de blocos não-sobrepostos de tamanho  $16 \times 16$  para extrair informações locais [8]. No estágio 7 a orientação local das cristas é definida para cada bloco. Esta orientação local representa a direção que é ortogonal a direção dominante das cristas dentro do bloco ((Fig. 4.3f)) e é calculada usando a fórmula a seguir:

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\sum_{u=1}^w \sum_{v=1}^w 2\rho_x(u, v)\rho_y(u, v)}{\sum_{u=1}^w \sum_{v=1}^w (\rho_x^2(u, v) + \rho_y^2(u, v))} \right) , \quad (4.1)$$

onde  $\theta(i, j)$  é a orientação local das cristas dentro do bloco centrado no pixel  $(i, j)$ ,  $w$  é o tamanho do bloco,  $\rho_x$  e  $\rho_y$  são as magnitudes de gradiente nas direções x e y, respectivamente.

Em seguida, no estágio 8, para cada bloco centrado no pixel  $(i, j)$  é computada uma janela orientada de tamanho  $l \times w$  ( $32 \times 16$ ) para estimar a frequência local. Esta frequência local é definida como a frequência da estrutura de cristas e vales dentro da janela orientada ao longo da direção normal à orientação local do bloco (Fig. 4.5). Os tons de cinza ao longo da estrutura de cristas e vales dentro da janela orientada podem ser modelados como uma onda de forma sinusoidal. Então, a distância média entre dois picos consecutivos nesta

onda é a frequência local das cristas dentro do bloco.



**Figura 4.5:** Estimativa local da frequência e orientação [8].

No estágio 9 a imagem é dividida em 2 categorias: regiões com qualidade suficiente para serem melhoradas e regiões irrecuperáveis. Tal classificação é feita utilizando-se a frequência calculada no estágio 8. Se a frequência estiver dentro de um intervalo considerado apropriado, então a região em questão é considerada como boa (há uma boa alternância entre cristas e vales na região), caso contrário a região é considerada intratável. Assim, no estágio 10, o Filtro de Gabor melhora a definição da estrutura de cristas nas regiões com boa qualidade e remove as regiões de baixa qualidade, gerando uma imagem reconstruída (Fig. 4.3g). Os estágios 7-10 foram implementados como descrito em [8], devido este trabalho apresentar um método estado-da-arte, altamente usado e principalmente porque este trabalho apresenta informações suficientes para a replicação dos experimentos.

Finalmente, no estágio 11, o algoritmo conhecido como Índice de Poincaré [3], é usado para extrair os deltas (Fig. 4.3g). Os estágios 2 e 11 são muito importantes para melhorar a performance dos algoritmos de reconhecimento, uma vez que estes estágios reduzem a necessidade de buscar matrizes de transformação para alinhar as imagens durante o processo de reconhecimento. Os estágios 2 e 11 reduzem a diferença de orientação e translação, respectivamente.

## CAPÍTULO 5

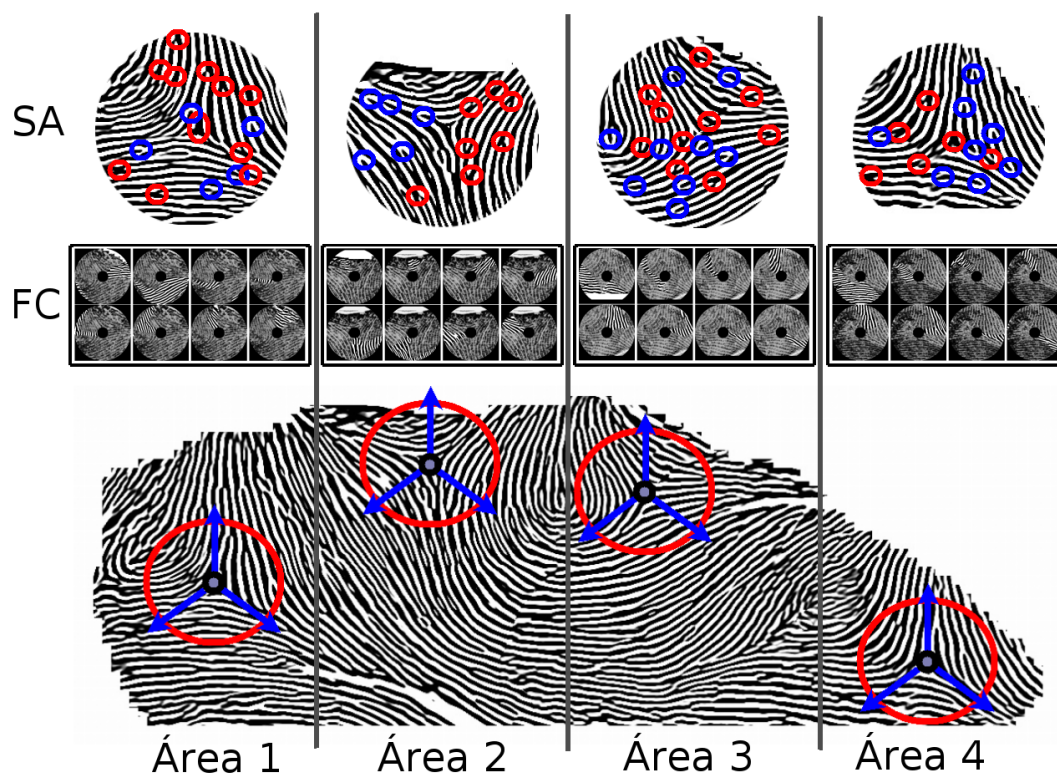
### ALGORITMOS DE RECONHECIMENTO

Para o reconhecimento dos recém-nascidos, propomos uma abordagem híbrida que combina duas estratégias diferentes, baseando-se em registro de imagem utilizando Simulated Annealing (SA) [10] e campos de textura orientada (FingerCode - FC) [9].

O sistema híbrido de autenticação de digitais proposto possui dois estágios: (1) identificação e (2) verificação. No primeiro, procura-se pelos melhores cruzamentos entre uma imagem de entrada e imagens da base de dados utilizando o algoritmo FC. Finalmente, a verificação que utiliza o SA, confere se um destes melhores cruzamentos refere-se ao indivíduo da imagem de entrada.

Para criar o template de autenticação, um algoritmo de esqueletização [8] é aplicado sobre a imagem reconstruída para gerar um mapa afinado. Após este processo, as minúcias (fim de linha e bifurcação) são extraídas. O template inclui  $n$  sub-templates, onde  $n$  é o número de deltas detectados. Os sub-templates incluem somente a informação contida dentro da RI com raio  $r_{dp} = 200pixels$  em torno de cada delta, como pode ser visto na Fig. 4.3g. Cada sub-template inclui todos os pontos das cristas, minúcias, ponto de referência (*i.e.* delta) e suas respectivas orientações para serem usadas pelo algoritmo do SA. Em adição a estas informações, um vetor de características composto pelos componentes orientados (FC) [9] da RI em torno do delta é gerado para cada sub-template. O template e seus sub-templates podem ser vistos na Figura 5.1.

No método FC, oito componentes orientados são extraídos através de um banco direcional de Filtros de Gabor na RI setorizada em torno do delta gerando um vetor de característica (Fig. 5.2). Cada componente orientado possui 5 bandas e em cada banda 16 setores, totalizando 80 setores. Cada amostra possui  $n$  vetores de características, *i.e.*  $n$  deltas detectados. O grau de similaridade convencional entre dois vetores de características é medido computando-se a Distância Euclidiana entre eles. Nesta etapa do



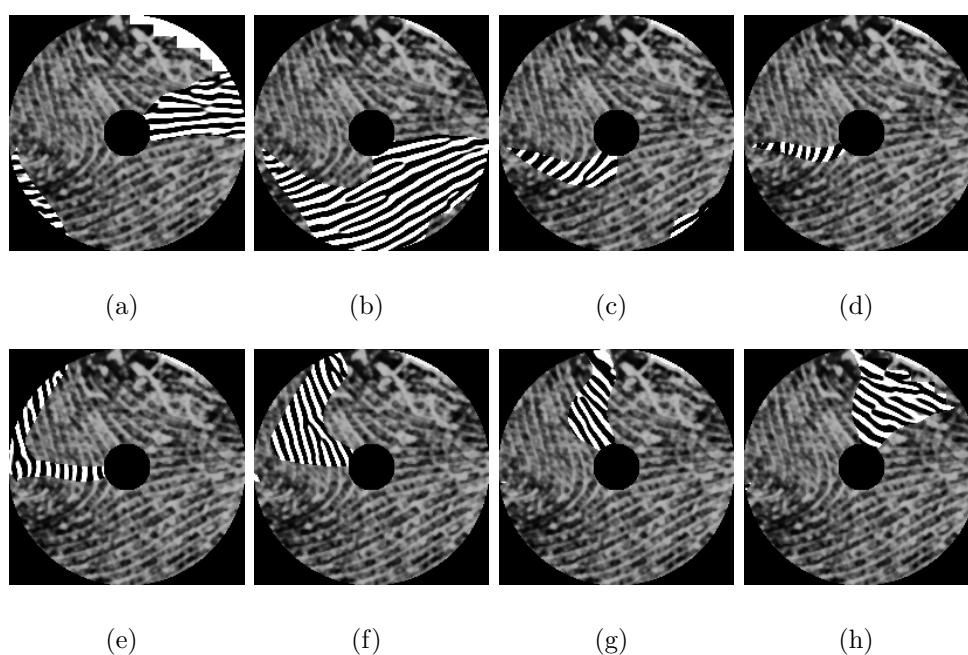
**Figura 5.1:** Geração dos templates.

reconhecimento, a palma da mão é dividida em 4 regiões de igual tamanho (Figura 5.1). Teoricamente, há um delta abaixo de cada dedo, isto é, 4 regiões interdigitais [6] (Figura 2.3). Para calcular a similaridade entre duas amostras, o matching é executado somente entre vetores de características que pertençam a mesma região, resultando em 4 possíveis testes.

Porém, como tentativa de se obter resultados mais precisos, mais 2 escores adicionais são computados no FC ao invés de somente a Distância Euclidiana. Estes escores são calculados levando-se em consideração os setores do FC. Por exemplo, quando se compara o FC de  $0^\circ$  de uma amostra com o FC de  $0^\circ$  de outra amostra, teoricamente as cristas na orientação de  $0^\circ$  ocupariam os mesmos setores em uma situação ideal entre amostras do mesmo indivíduo (primeira linha da Figura 5.3). Contudo, pode ocorrer dos setores não se encaixarem na prática (blocos sobrepostos e não sobrepostos). Assim, foi criada a definição de setores válidos e inválidos (Figura 5.3, setores verdes e vermelhos respectivamente). Setores válidos são aqueles que quando é calculada a diferença entre eles, os dois possuem cristas detectadas dentro deles, ou seja, possuem um valor de variância diferente

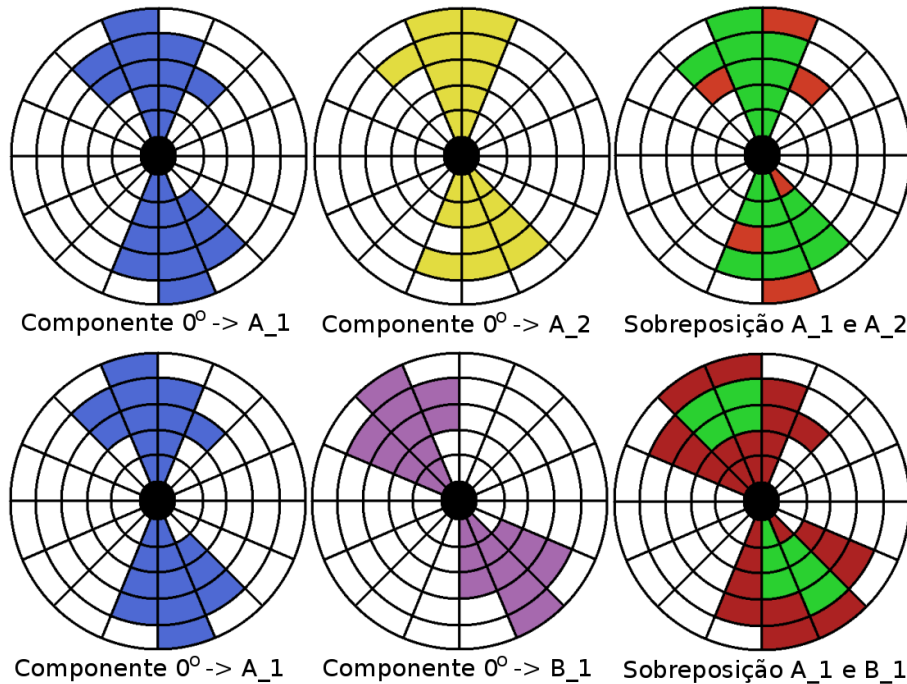
de zero, ao passo que setores inválidos são aqueles que somente um possui valor diferente de 0, levando-se em consideração dois setores de mesma posição e mesma orientação.

Assim, os escores adicionais se referem à Distância Euclidiana entre somente os setores válidos (escore 2) e diferença absoluta somente entre setores inválidos (escore 3). Entre indivíduos iguais, a diferença válida tende a gerar escores mínimos (primeira linha da Figura 5.3), ao passo que a diferença inválida é bastante elevada entre indivíduos diferentes (segunda linha da Figura 5.3). É importante notar que quando o número de setores válidos é menor do que o número de setores inválidos, a diferença válida é desconsiderada (diferença entre setores válidos da segunda linha da Figura 5.3). Portanto, o resultado final de comparação entre dois indivíduos gera 3 escores. Cada um desses escores é a média dos 4 possíveis testes (4 deltas) para o escore em questão. O grau de similaridade final é obtido através da regra da soma que será exemplificada no final desta seção.



**Figura 5.2:** Componentes Orientados: (a) - (h)  $0^\circ$ ,  $22.5^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $67.5^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $112.5^\circ$ ,  $135^\circ$  e  $157.5^\circ$ .

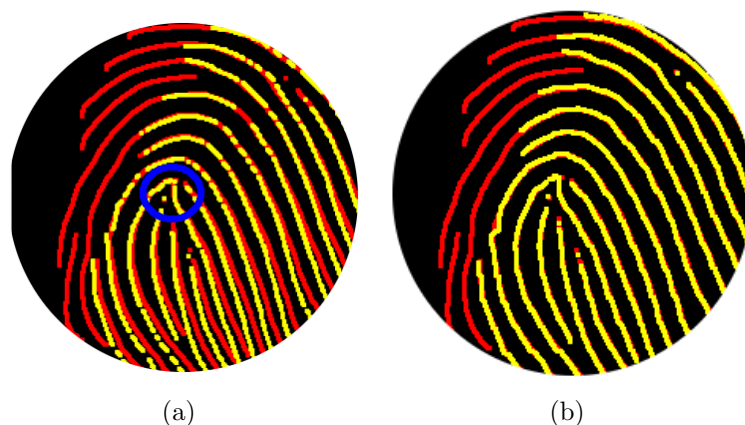
No método de reconhecimento baseado no SA, a palma da mão também é dividida em 4 regiões e somente matchings entre sub-templates pertencentes à mesma região são executados. Da mesma forma, a média dos 4 possíveis testes é utilizada como medida de similaridade final. O método de verificação aplica o registro entre cristas utilizando um



**Figura 5.3:** Cálculo de similaridade Gabor.

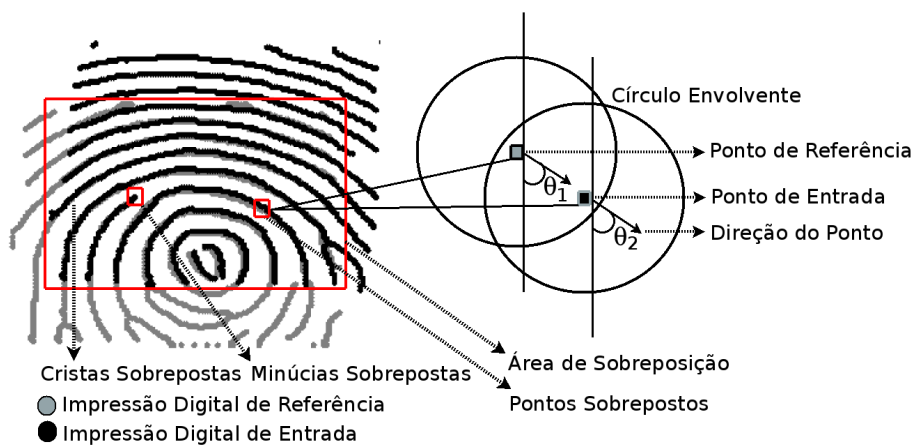
técnica de busca local baseada no SA [10]. Partindo de um alinhamento grosseiro obtido através do registro dos pontos de referência (Fig. 5.4a), o SA analisa soluções vizinhas procurando por uma solução com um melhor alinhamento, que é computada como a taxa de pontos sobrepostos com direções equivalentes. Dois pontos são considerados sobrepostos se eles satisfazem a seguinte propriedade: eles devem estar dentro de um círculo envolvente de raio  $r_R = 1$  (Fig. 5.5); eles devem possuir direções similares, *i.e.* a diferença entre suas orientações ( $\theta_1$  e  $\theta_2$ , veja Fig. 5.5) deve ser menor do que  $\theta = 10^\circ$ . Estes limiares foram empiricamente definidos. Fig. 5.4 mostra um exemplo do resultado do registro utilizando nossa abordagem, onde pode-se ver a eficiência do pré-alinhamento e a precisão do alinhamento final.

Após o registro, a similaridade entre as digitais é o resultado da combinação da taxa final de pontos sobrepostos com direções equivalentes  $S_R$  (*score ridges*) e a taxa de minúcias sobrepostas  $S_M$  (*score minutiae*). Somente minúcias dentro de um círculo envolvente de raio  $r_M = 10pixels$  (*raio minutiae*) são consideradas como minúcias sobrepostas. Estes escores são combinados gerando um escore final  $S_{R+M} = \alpha_1 S_M + \alpha_2 S_R$ , onde  $\alpha_1$  e  $\alpha_2 \in [0; 1]$ . Para determinar os valores de  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$ , computamos  $S_R$  e  $S_M$  para cada combinação

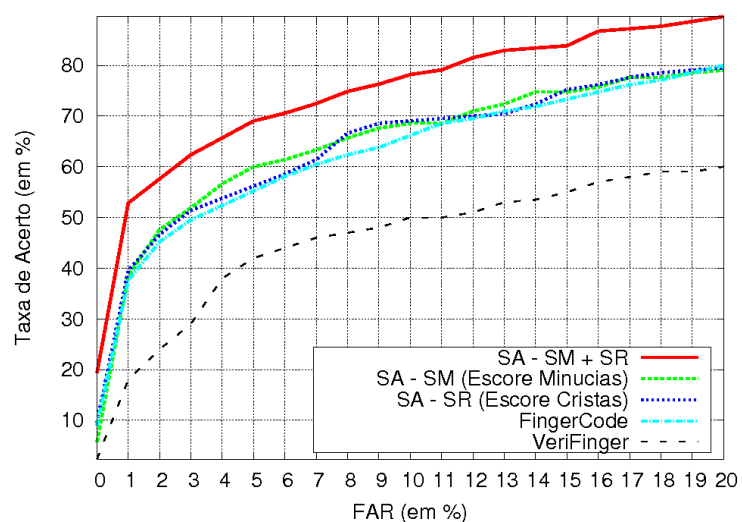


**Figura 5.4:** Exemplo do resultado do registro: (a) pré-alinhamento utilizando o ponto de referência (círculo azul) e (b) alinhamento final.

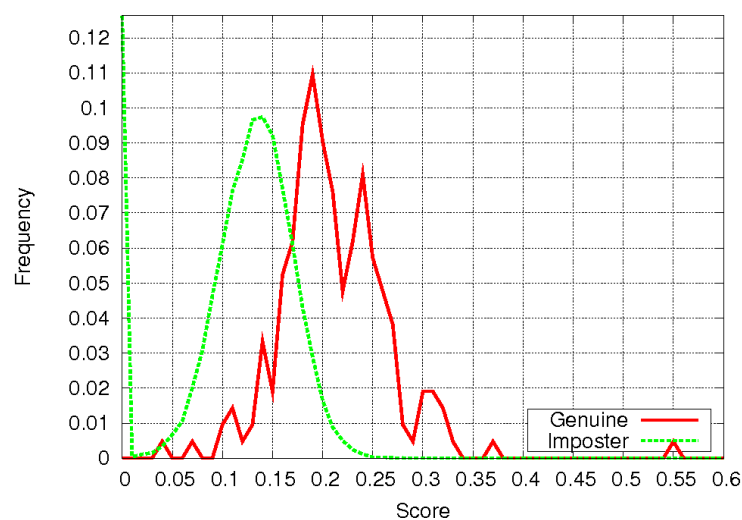
entre duas amostras e executamos buscas exaustivas para encontrar os valores de  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  que maximizam a taxa de verificação considerando uma Taxa de Falsa Aceitação (*False Acceptance Rate* - FAR) de 0%. A Figura 5.6 mostra os resultados do SA utilizando os melhores valores de  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  ( $SA - 0,66 S_M + 0,18 S_R$ ), os resultados do  $S_R$  e  $S_M$  isoladamente, os resultados do FC e também os resultados obtidos utilizando o algoritmo comercial VeriFinger. A figura 5.7 apresenta a frequência de ocorrência dos escores combinados ( $SA - 0,66 S_M + 0,18 S_R$ ) entre cruzamentos verdadeiros e falsos. Cabe relatar que o resultado de FAR apresentado para o FC se refere também a combinação dos 3 escores da mesma forma que é feita no SA, o que gera uma taxa de aceitação melhor em relação as obtidas utilizando os escores individualmente. Porém, como o sistema utiliza o FC para identificação, resultados da combinação no âmbito da identificação utilizando os 3 escores do FC serão apresentados na seção seguinte.



**Figura 5.5:** Exemplo de área de sobreposição (retângulo envolvente) e pontos sobrepostos (círculo envolvente).



**Figura 5.6:** Resultados do reconhecimento em função da taxa FAR.



**Figura 5.7:** Distribuição da ocorrência dos escores na abordagem híbrida do SA.

## CAPÍTULO 6

### ANÁLISE DE DESEMPENHO DO SISTEMA HÍBRIDO

Para testar a eficiência do sistema biométrico proposto, experimentos foram realizados na base de dados construída neste trabalho. A base de dados consiste de 1221 impressões palmares e 1221 impressões plantares, obtidas de 250 recém-nascidos. Porém, com base nos resultados obtidos através da classificação automática [17], somente impressões palmares de 70 recém-nascidos foram utilizadas, ou seja, impressões classificadas como boas ou normais. Desta forma selecionamos as 3 melhores impressões palmares de cada um dos 70 bebês, totalizando 210 impressões palmares.

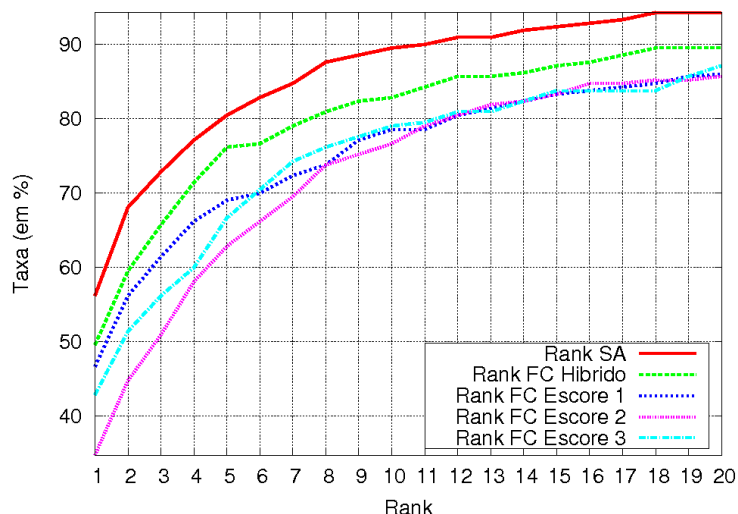
Para verificar a viabilidade da identificação automática destes 70 recém-nascidos, experimentos baseados em Rank [3] e FAR foram executados. A Tabela 6 mostra as taxas de reconhecimento dos algoritmos FC e SA isoladamente. A Figura 6.1 apresenta as taxas de Rank obtidas em ambos os algoritmos.

**Tabela 6.1: Resultados do reconhecimento utilizando impressões palmares.**

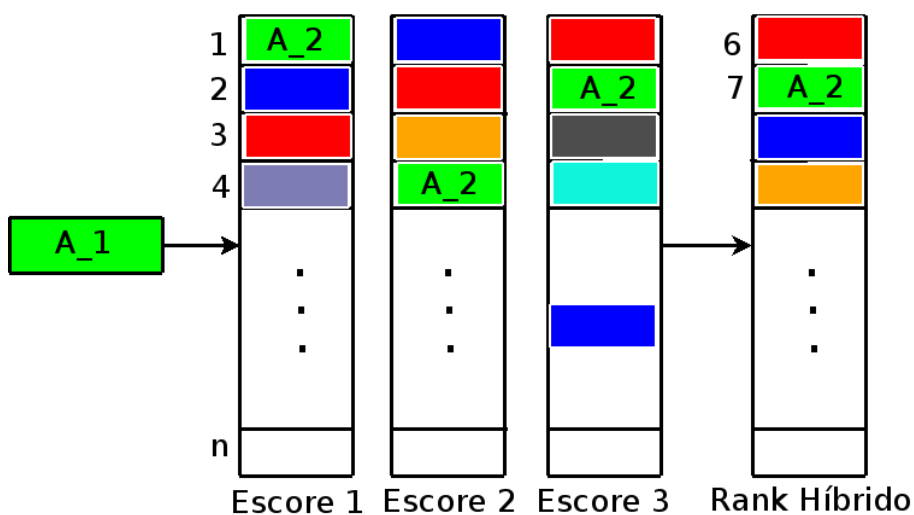
	0% FAR	Rank1	Rank5
FC	9%	49%	76%
SA	19%	56%	81%

Para melhorar as taxas de Rank do algoritmo FC, combinamos os resultados de rank dos 3 escores calculados pelo método, gerando um rank híbrido. Para uma dada entrada, cada amostra na lista de rank de cada escore foi numerada de acordo com sua posição na lista (*i.e.* 0 até  $n$ , onde  $n$  é o número de amostras) (Figura 6.2). Uma nova lista de rank é obtida somando as posições de cada amostra nas 3 listas e fazendo-se a reordenação da nova lista (Rank Híbrido). Por exemplo, caso alguma amostra referente ao indivíduo da entrada esteja em uma das 5 primeiras posições do Rank Híbrido, então a amostra do indivíduo foi identificada como Rank5. Desta forma, usando este método, melhoramos a taxa de Rank como pode ser visto na Figura 6.1.

Como pode ser visto, o método de registro (SA) apresentou os melhores resultados em



**Figura 6.1:** Resultados do Rank para ambos os algoritmos FC e SA.



**Figura 6.2:** Cálculo do Rank Híbrido.

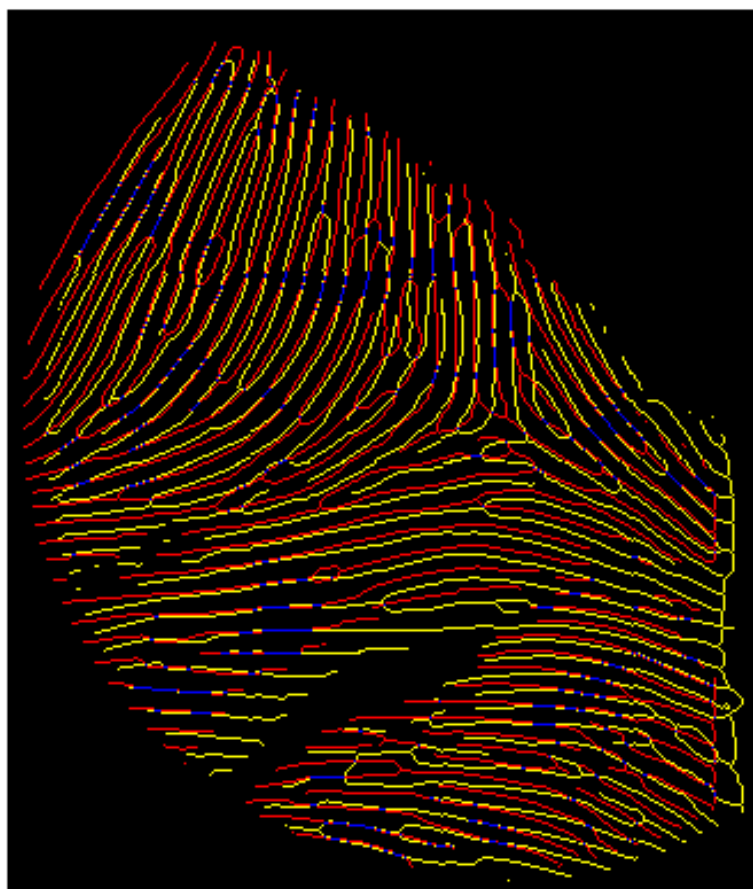
ambos experimentos. Entretanto, devido ao fato deste algoritmo ser capaz de executar apenas cerca de cinco comparações por segundo em um Pentium D 3.4GHz e o algoritmo FC ser capaz de executar eficientemente cerca de 10000 comparações por segundo, além de apresentar resultados de Rank próximos aos obtidos pelo SA, decidimos usar o FC para identificação e o SA apenas para propósito de verificação. Ou seja, o FC procura pelos melhores cruzamentos entre uma dada amostra e as demais amostras armazenadas na base de dados. Então o SA verifica se uma destas melhores amostras refere-se a amostra de entrada.

Finalmente, o experimento mais importante foi executado combinando-se o FC + SA,

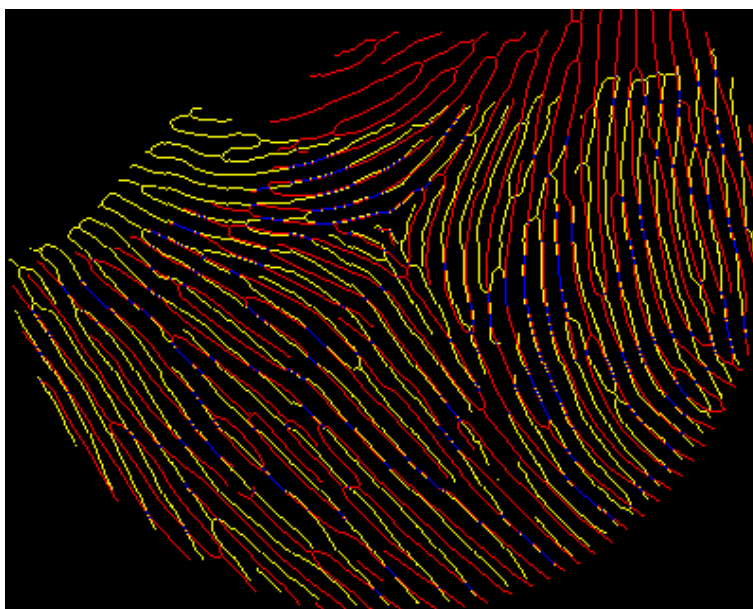
gerando resultados híbridos. O FC procura pelos cinco melhores cruzamentos (Rank5) utilizando uma dada amostra de entrada. Então, a verificação baseada em SA, atesta se um destes melhores cruzamentos se refere a amostra de entrada. Assim, considerando Rank5 para FC e 0%FAR para SA, obtemos 42% de taxa de reconhecimento para impressões palmares, levando-se em consideração o universo das 210 amostras referentes aos 70 recém-nascidos filtrados pelo algoritmo de classificação, ou seja, que possuem imagens boas ou normais. Cabe ressaltar que a taxa híbrida de reconhecimento (42%) está limitada a no máximo 76%, que é a taxa de Rank5 obtida pelo FC, porém reitero que tal taxa se refere ao universo de 100%, incluindo os 24% que não se incluem no Rank5. Sendo assim, a abordagem híbrida é capaz de melhorar as taxas de acerto quando comparadas aos resultados obtidos pelos algoritmos FC e SA isoladamente, como pode ser visto na Tabelas 6.

Cabe relatar que taxas melhores de reconhecimento estão diretamente relacionadas ao fato das imagens possuírem toda a RI com estruturas de cristas, minúcias e deltas visíveis. Isto não ocorre com boa parte das imagens boas ou normais na base de dados, uma vez que estas imagens possuem um, dois ou três deltas visíveis e não todos os quatro. Assim, quanto mais deltas e seu entorno forem visíveis e passíveis de reconstrução, mais elevadas serão as taxas de aceitação geradas pelos algoritmos de reconhecimento de digitais. Nitidamente é possível notar que as estruturas necessárias ao reconhecimento estão presentes na maioria absoluta das imagens, porém é necessário que o sensor possua a resolução adequada às características datiloscópicas dos recém-nascidos que são bem diferentes das dos adultos.

Outro problema inerente ao reconhecimento dos recém-nascidos quando se utiliza deltas ao invés de centros é que as cristas e os componentes orientados em torno dos deltas tendem a formar estruturas muito similares entre indivíduos diferentes (Ver Figura 6.3a), afetando diretamente a taxa de reconhecimento de ambos os algoritmos.



(a)



(b)

**Figura 6.3:** Exemplos de registro de imagens: (a) falso matching e (b) verdadeiro matching.

## CAPÍTULO 7

### CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta resultados originais utilizando imagens datiloscópicas em alta resolução na identificação automática de recém-nascidos. Para validar os experimentos, uma base de dados foi construída no HC da UFPR, onde 1221 impressões palmares e 1221 impressões plantares de 250 recém-nascidos foram coletadas durante as primeiras 48 horas de vida. Porém, através do algoritmo automático de classificação de imagens, verificou-se que apenas 20% das impressões palmares possuem nível de qualidade variando entre boa e normal, ou seja, possuem qualidade suficiente para executar o reconhecimento. Portanto, foram selecionadas apenas imagens de 70 recém-nascidos cujas imagens possuem tal classificação, descartando portanto imagens secas, úmidas e borradas. Experimentos quanto ao reconhecimento, realizados em impressões palmares destes 70 recém-nascidos mostram que o processo de identificação automática é executável, porém bastante difícil.

Outra importante constatação quanto aos nossos resultados no reconhecimento de impressões palmares é que nosso método apresentou resultados superiores quando comparados ao algoritmo comercialmente conhecido como VeriFinger. É importante mencionar também que as abordagens híbridas agregam eficiência a todo o processo de reconhecimento. A aplicação da regra da soma para obter melhores resultados com os escores obtidos com o SA e com o FC melhoram as taxas de FAR. Da mesma forma, a utilização em conjunto dos escores melhora as taxas de Rank, como foi verificado através do Rank híbrido. Além disso, a combinação do Rank5 do FC e 0%FAR do SA resulta numa taxa melhorada do reconhecimento híbrido final do sistema biométrico proposto. Como pode-se notar, o SA possui taxa de 0%FAR de 20% quando analisado isoladamente, ao passo que quando incorporado ao Rank5 do FC, sua taxa de reconhecimento eleva-se para 42%.

Quanto ao módulo de processamento das imagens qualificadas como boas ou normais, os resultados também foram bastante satisfatórios, tanto no que diz respeito ao resultado

final da reconstrução das cristas papilares, quanto ao processo de extração das informações necessárias ao reconhecimento. Isso pode ser notado na classificação das imagens uma vez que os resultados obtidos tanto pela classificação manual quanto automática mostraram equivalentes. O uso dos algoritmos de correção de orientação e remoção dos dedos garantem maior eficiência aos algoritmos de reconhecimento, uma vez que diminuem o número de iterações necessárias. O uso em conjunto da Transformada de Fourier no domínio da frequência e do Filtro de Gabor espacial também melhoram significativamente o resultado de reconstrução das cristas. Além disso, a equalização adaptativa local (CLAHE) mostrou-se muito apropriada a todo o módulo de processamento das imagens.

Porém, para tornar possível o reconhecimento, dois requisitos são necessários: (1) as impressões palmares devem possuir resolução apropriada para permitir a extração das características dactiloscópicas dos recém-nascidos, e (2) técnicas apropriadas de aquisição de imagens devem ser seguidas (limpar a superfície palmar e aplicar a pressão correta entre a palma e o sensor evitando deformar as cristas). Entretanto, é importante reportar que não há pelo nosso conhecimento, métodos ou equipamentos capazes de atender aos requisitos desta aplicação, ou seja, permitir a aquisição de imagens em alta definição da superfície palmar ou plantar com resolução igual ou maior a 1500 dpi. Em outras palavras, o sensor utilizado neste trabalho não atende aos requisitos de um sistema de reconhecimento automático com propósitos de implantação em larga escala em maternidades. Além de não atender ao requisito de resolução mínima necessária, o sensor é difícil de manusear devido ao tamanho e também possui custo bastante elevado.

Entretanto, mesmo com as limitações do sensor CrossMatch, foi possível obter impressões palmares viáveis tanto para identificação manual quanto automática. Além disso, o sistema proposto apresenta importantes características tais como ser não-invasivo e de fácil aplicação, ter uma alta taxa de aceitação por parte dos usuários e poder garantir a identidade da criança que deixa as dependências da maternidade caso sejam atendidos os requisitos necessários da aplicação.

## BIBLIOGRAFIA

- [1] History of fingerprint. <http://www.policensw.com>, 2006.
- [2] History of fingerprint - a time line. <http://www.scro.police.uk>, 2006.
- [3] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, e A. W. Senior. *Guide to Biometrics*. Springer, 2003.
- [4] I. Castellanos. Limitations of footprinting as means of infant identification. *Dermopapilosopia Clinica. Imp. P. Fernández y Cía, Havana, Cuba.*, 1953.
- [5] S. Chikkerur, A. N. Cartwright, e Govindaraju V. Fingerprint enhancement using STFT analysis. *Pattern Recognition*, 40(1):198–211, 2007.
- [6] H. Cummins e C. Midlo. Finger prints, palms and soles. *New York: Dover Publications.*, 1943.
- [7] J.C. Gómez. La identificación del recién nacido. *Buenos Aires: apud. (Castellanos, 1953).*, 1943.
- [8] L. Hong, Y. Wan, e A. K. Jain. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation. *IEEE TPAMI*, 20(8):777–789, 1998.
- [9] A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, e S. Pankanti. Filterbank-based fingerprint matching. *IEEE TIP*, 9(5):846–859, 2000.
- [10] S. Kirkpatrick, C. Gelatt, e M. Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220:671–680, 1983.
- [11] A. Ross, K. Nandakumar, e A. K. Jain. *Handbook of Multibiometrics*. Springer, 2006.
- [12] K.S. Shepard, T. Erickson, e H. Fromm. Limitations of footprinting as means of infant identification. *Journal of Pediatrics.*, 37(1):107–108, 1966.

- [13] L. Silva, O. R. P. Bellon, R. P. Lemes, J. A. Meira, e M. N. L. Cat. An image processing tool to support gestational age determination. *Proc. IEEE CBMS*, páginas 867–874, 2006.
- [14] J.E. Thompson, D.A. Clark, B. Salisbury, e J. Cahill. Footprinting the newborn: not cost-effective. *Journal of Pediatrics.*, 99(1):797–798, 1981.
- [15] D. Weingaertner, O. R. P. Bellon, M. N. L. Cat, e L. Silva. Aquisição de impressões palmares em formato digital para a identificação biométrica de recém-nascidos. phd thesis. *Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PR*, 2007.
- [16] C. L. Wilson, G. T. Candela, e C. I. Watson. Neural network fingerprint classification. *Journal of Artificial Neural Networks*, 1(2):203–228, 1994.
- [17] C. Wu, S. Tulyakov, e V. Govindaraju. Image quality measures for fingerprint image enhancement. *Lecture Notes in Computer Science*, 4105:215–222, 2006.
- [18] Y. Yao, P. Frasconi, e M. Pontil. Fingerprint classification with combinations of support vector machines. *Proc. Int. Conf. on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA)*, páginas 253–258, 2001.
- [19] Y. Yao, G. L. Marcialis, P. Frasconi, M. Pontil, e F. Roli. Combining flat and structured representations for fingerprint classification with recursive neural networks and support vector machines. *Pattern Recognition*, páginas 397–406, 2003.
- [20] K. Zuiderveld. *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*. *Graphics gems IV*, páginas 474–485. Academic Press Professional, 1994.