

VINÍCIUS CUBAS BRAND

**AVALIAÇÃO DE RUGAS CUTÂNEAS DA REGIÃO PERIORBITAL
BASEADA EM PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS**

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.

Orientador: Prof. Dr. Hélio Pedrini

Co-orientador: Prof. Dr. José Hermênio C. Lima Filho

CURITIBA

2007

AGRADECIMENTOS

Apesar de, para todos os efeitos oficiais, eu constar como autor desta dissertação, eu não conseguiria fazê-la sem o esforço de várias outras pessoas. Sem a colaboração ou participação dessas pessoas, este trabalho com certeza não seria possível.

Meus dois orientadores prof. Hermênio Lima e prof. Hélio Pedrini foram co-autores de todo o trabalho realizado, contribuindo com críticas, sugestões, discussões, com várias horas de esforço, e mostrando-me por várias vezes o caminho a ser tomado. Professores Hélio e Hermênio, eu gostaria de agradecê-los pela oportunidade de ter trabalhado com vocês, por terem acreditado em mim, por ensinar-me, pela paciência e compreensão. Parabéns a vocês também, pois é de vocês também este trabalho.

Eu gostaria de agradecer à minha família, especialmente a meus pais Miriam e Raul, e a meu irmão André. Sem a ajuda deles certamente seria muito mais difícil terminar este mestrado. Meu pai contribuiu com seu incentivo e com seus conselhos, baseados em sua experiência acadêmica e de vida. Minha mãe contribuiu de outras formas, mais indiretas e pessoais mas não menos importantes, preocupando-se para que nesse período eu estivesse bem, em todos os sentidos. Meu irmão contribuiu com sua amizade e companheirismo. A eles dedico este trabalho.

Agradeço também às outras pessoas que contribuíram direta ou indiretamente na realização deste trabalho, sejam amigos, colegas ou conhecidos, ou mesmo àqueles que eu não pude conhecer. Muitas pessoas participaram com conselhos, dicas, opiniões ou relatos, ou mesmo com sua presença e amizade. Ficaria difícil citar todas elas. Um obrigado também à Natura, por ceder o conjunto de fotografias utilizado nos testes.

Expresso aqui o meu desejo de que este trabalho seja utilizado para o bem, e de que ele contribua para o avanço da ciência, do conhecimento e do bem estar humanos.

SUMÁRIO

LISTAS DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS	viii
RESUMO	ix
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Motivações	1
1.2 Contribuições	2
1.3 Organização do Trabalho	3
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
2.1 Dermatologia	4
2.1.1 Envelhecimento da pele	5
2.1.2 Cor da pele	7
2.2 Processamento de Imagens	9
2.2.1 Pré-processamento	9
2.2.2 Retirada de ruído	10
2.2.3 Segmentação	13
2.2.3.1 Limiarização	14
2.2.3.2 Técnicas de segmentação baseadas em regiões	15
2.2.3.3 Detecção de bordas	16
3 METODOLOGIA	25
3.1 Aquisição	26
3.2 Calibração	27
3.3 Recorte	27
3.4 Segmentação	27
3.5 Mensuração e Análise dos Resultados	32
4 RESULTADOS EXPERIMENTAIS	37
4.1 Análise do Primeiro Conjunto de Fotografias	38
4.1.1 Características demográficas da população	38
4.1.2 Medições manuais	41
4.1.3 Correlação dos métodos com idade	44
4.1.4 Correlação dos métodos com Glogau	49
4.1.5 Correlação entre os métodos	49

	iii
4.1.6 Reprodutibilidade e repetibilidade dos métodos	51
4.2 Análise do Segundo Conjunto de Fotografias	52
5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	57
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59
APÊNDICE A ESPAÇOS DE CORES	63

LISTA DE FIGURAS

2.1	Seis graus de fotoenvelhecimento da escala de Beagley-Gibson. Fonte: Beagley [8].	6
2.2	Pacientes com grau de envelhecimento de pele de 1 a 4 na escala de Glogau. Fonte: Glogau [18].	7
2.3	Teste para verificar se uma cor parece com pele. Fonte: Hance et al. [20].	9
2.4	Distribuição Gaussiana com média 0 e $\sigma = 1$. Fonte: Fisher et. al. [17].	11
2.5	Distribuição Gaussiana bidimensional com média em (0,0) e $\sigma = 1$. Fonte: Fisher et. al. [17].	11
2.6	Aproximação discreta de uma função Gaussiana bidimensional com $\sigma = 1$ e tamanho 5.	12
2.7	Máscara unidimensional de tamanho 5 aplicada nas dimensões x e y para calcular o Gaussiano mais rapidamente do que a máscara mostrada na figura 2.6	12
2.8	Exemplo de filtro Gaussiano. O filtro Gaussiano atenua ruído, no entanto, faz com que as bordas fiquem difusas. (a) Imagem original; (b) Imagem após a aplicação do filtro Gaussiano.	12
2.9	Reconstrução morfológica. Dilatações repetidas da imagem de marcação, restrita pela máscara, em uma dimensão. Fonte: Matlab Documentation [4].	13
2.10	(a) Uma região 3×3 de uma imagem (os z 's são valores de nível de cinza); (b)-(d) três máscaras usadas para computar a derivada no ponto rotulado z_5 . Note-se que todos os coeficientes da máscara somam zero, indicando uma resposta nula em áreas constantes, como esperado de um operador diferencial. Fonte: Gonzalez e Woods [19].	19
2.11	Exemplo do operador gradiente Sobel. As áreas na imagem mais próximas do branco são as áreas onde há mudança mais brusca de intensidade. (a) Imagem original; (b) Imagem após a aplicação do operador Sobel.	19
2.12	Exemplo do operador Canny. A alteração no tamanho do filtro Gaussiano altera a sensibilidade do operador. Quanto maior o filtro, menor a sensibilidade a ruído, no entanto, menos precisa é a marcação da fronteira. (a) Imagem original; (b)-(d) aplicação do operador Canny com σ 0,5, 0,8 e 0,9, respectivamente.	20
2.13	Operações morfológicas. (a) Conjunto A; (b) conjunto A transladado de um ponto x ; (c) conjunto B; (d) reflexão de B; (e) conjunto J e seu complemento; (f) a diferença entre dois conjuntos. O ponto em cada uma das quatro primeiras figuras indica a origem do conjunto. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19] . . .	21

2.14 Dilatação morfológica. (a) Conjunto original; (b) elemento estruturante quadrado e sua reflexão; (c) dilatação de A por B, mostrada sombreada; (d) elemento estruturante alongado; (e) dilatação de A usando esse elemento estruturante. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19]	22
2.15 Erosão morfológica. (a) Conjunto original; (b) elemento estruturante B; (c) erosão de A por B, mostrada sombreada; (d) elemento estruturante alongado; (e) erosão de A usando esse elemento estruturante. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19]	23
2.16 Extração de fronteiras. (a) Conjunto A; (b) elemento estruturante B; (c) A erodido por B; (d) fronteira extraída tomando-se a diferença entre A e sua erosão. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19]	24
3.1 Metodologia utilizada neste trabalho.	25
3.2 Três fotografias de referências de cor e tamanho.	26
3.3 Exemplos de fotografias no momento da aquisição.	26
3.4 Exemplo de recorte do rosto na região periorbital.	28
3.5 Exemplos de recortes da região periorbital.	28
3.6 Alguns exemplos do efeito <i>Poster Edges</i> , do <i>Adobe Photoshop</i> . Da esquerda para a direita: seleção de rugas por <i>Color Range</i> com parâmetros 20, 60 e 100.	29
3.7 Alguns exemplos do operador Canny em três imagens de rugas do rosto. Para cada uma das imagens, são mostrados os resultados do operador Canny com σ igual a 1,0, 1,5 e 2,0, na primeira linha da esquerda para a direita, e 2,5, 3,0 e 5,0, na segunda linha, da esquerda para a direita. Quanto maior o σ , menor é a sensibilidade do operador a ruído, no entanto, é menor também a sua precisão na localização de bordas.	30
3.8 Exemplos da aplicação da localização de borda baseada em morfologia matemática em três imagens de rugas do rosto. Na primeira linha de cada imagem é mostrada a localização de borda utilizando erosão subtraída da dilatação, com limiares 1,0, 1,4 e 1,8, da esquerda para a direita, respectivamente. Na segunda linha é mostrada a localização de borda utilizando erosão subtraída da imagem original, com os mesmos limiares. Todos os exemplos desta figura utilizaram como elemento estruturante um quadrado de 3×3 pixels.	31
3.9 Exemplos da aplicação da localização de borda baseada no operador gradiente, em três imagens de rugas do rosto. Da esquerda para a direita: localização de borda sem filtragem de ruído, com uma filtragem de ruído e com duas filtrações de ruído.	32
3.10 Exemplo de gráfico de uma variável contínua (neste caso, área com rugas) por uma variável discreta (grupos).	36

4.1	Distribuição de idade na população. Foi obtida uma distribuição não-normal da população quanto à idade.	38
4.2	Distribuição da população quanto ao fototipo.	39
4.3	Grau de intensidade das rugas na população segundo a escala de Glogau. . . .	39
4.4	Idade \times grau de rugosidade cutânea, segundo a classificação de Glogau. . . .	40
4.5	Exemplos de medições manuais feitas por seis especialistas em fotografias de três voluntárias utilizando uma caneta sobre prancheta eletrônica. Para cada imagem de pele (esquerda) a avaliação dos especialistas 1, 2 e 3 pode ser observada na primeira linha, e a variação dos especialistas 4, 5 e 6 na segunda linha. Neste estudo foram observadas diferenças significativas entre medições realizadas por diferentes especialistas.	42
4.6	Análise do Coeficiente de Variação (CV) das medições efetuadas por diferentes observadores pelos grupos de tamanho de rugas. Os grupos I a IV correspondem aos grupos de imagens cujas rugas ocupam menos de 1%, 1% a 2%, 2% a 3% e mais de 3% do total da área da imagem, respectivamente. Neste estudo, o grau de variabilidade entre observadores diminuiu à medida que o tamanho das rugas aumentou.	43
4.7	Correlação da quantidade de rugas, encontradas pelo método Canny, com a idade das voluntárias. Este resultado é para o método Canny utilizando $\sigma = 5$. Este método apresentou um aumento na quantidade de rugas pela idade, conforme esperado.	45
4.8	Correlação da quantidade de rugas, encontradas pelo método baseado em gradiente, com a idade das voluntárias. O método foi aplicado com uma filtragens de ruído na etapa de pré-processamento. Este método apresentou um aumento na quantidade de rugas pela idade, conforme esperado.	45
4.9	Correlação da quantidade de rugas, encontradas pelo método baseado em gradiente, com a idade das voluntárias. O método foi aplicado com duas filtragens de ruído na etapa de pré-processamento. Este método apresentou um aumento na quantidade de rugas pela idade, conforme esperado.	46
4.10	Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 1 com a idade das voluntárias.	46
4.11	Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 2 com a idade das voluntárias.	47
4.12	Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 3 com a idade das voluntárias.	47
4.13	Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 4 com a idade das voluntárias.	48
4.14	Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 5 com a idade das voluntárias.	48

4.15	Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 6 com a idade das voluntárias.	49
4.16	Correlação do resultado da execução do método Canny, $\sigma = 3,0$ e $\sigma = 5,0$, com a classificação na escala de Glogau, para o primeiro conjunto de fotografias.	50
4.17	(a),(b) Exemplos de fotografia de rosto relaxado e contraído; (c),(d) Recortes das fotografias (a) e (b).	54
4.18	Resultados do método Gradiente sem filtragem de ruído.	54
4.19	Resultados do método Gradiente com uma filtragem de ruído.	55
4.20	Resultados do método Gradiente/Sobel com duas filtrações de ruído.	55
4.21	Resultados do método Canny com $\sigma = 5$	56

LISTA DE TABELAS

2.1	Classificação de Glogau para o fotoenvelhecimento.	8
2.2	Tipos de pele e resposta à exposição solar na escala de Fitzpatrick. Fonte: Glogau [18].	8
3.1	Morfologia Matemática: nomenclatura utilizada neste trabalho, de acordo com o tamanho do elemento estruturante (em pixels) e do tipo de operação.	32
3.2	Classificação da repetibilidade e reprodutibilidade. Fonte: Barrentine [6]	34
4.1	Associação Fototipo \times Idade, Teste de Kruskal-Wallis / Wilcoxon (<i>Rank Sums</i>). Não houve diferença significativa de idade com relação ao fototipo.	40
4.2	Associação Idade \times Região, médias de idade para teste Oneway ANOVA.	41
4.3	Contagem de ocorrências, distribuídas em uma tabela de região por fototipo.	41
4.4	Repetibilidade intra-observador, calculada pelo método Gage RR. A variabilidade para cada observador foi baseada nas diferenças de medição para fotografias semelhantes.	43
4.5	Correlação entre os métodos semi-automáticos, de acordo com o coeficiente de correlação de Pearson.	51
4.6	Resultados de repetibilidade para o método baseado no operador Canny.	51
4.7	Resultados de repetibilidade para o método baseado em <i>poster edges</i>	52
4.8	Resultados de repetibilidade para o método baseado no operador gradiente.	52
4.9	Resultados de repetibilidade para o método de morfologia matemática.	53

RESUMO

Alguns procedimentos de medição normalmente utilizados em dermatologia são subjetivos e dependentes da capacidade de avaliação de um observador humano. A precisão na medição de características cutâneas pode ser melhorada com o auxílio de métodos automáticos.

Há uma grande demanda pela medição de rugas cutâneas com precisão. Muitos tratamentos e produtos existentes no mercado prometem a melhora e redução das rugas cutâneas. No entanto, muitas vezes a avaliação destes produtos e tratamentos é realizada de maneira subjetiva e sua eficácia na redução de rugas é muitas vezes controversa.

Neste trabalho foram desenvolvidos quatro métodos semi-automáticos para medição de rugas da região periorbital, que utilizam processamento digital de imagens. Estes métodos avaliam a quantidade de rugas em fotografias digitais obtidas por câmeras fotográficas convencionais.

A eficácia e objetividade dos métodos foi testada com base na sua aplicação em dois conjuntos de fotografias, um deles com 762 fotografias de 109 voluntários de todo o Brasil e outro com 160 fotografias de 10 voluntários de Curitiba. Os métodos foram testados, com a utilização de métodos estatísticos, quanto à robustez a pequenas variações, capacidade de diferenciação entre rugas e pele não-rugosa, e associações bem conhecidas pelos médicos, como a associação dos resultados com a idade dos voluntários e com a classificação de rugas de Glogau.

Além disso, fez-se também uma pesquisa com seis médicos dermatologistas, visando obter uma definição precisa de ruga. A partir de medições manuais de rugas, realizadas pelos especialistas em uma prancheta eletrônica, foram realizados testes quanto à variabilidade entre as medições realizadas. Estas medições podem ser utilizadas como um padrão para avaliação dos métodos semi-automáticos.

Dois dos métodos semi-automáticos desenvolvidos apresentaram resultados satisfatórios, podendo ser assim utilizados para medição objetiva e para avaliação de tratamentos de rugas cutâneas.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

A análise de imagens digitais encontra na Medicina vários campos de aplicação. Alguns métodos de processamento digital de imagens podem melhorar sensivelmente diversos procedimentos médicos. É possível, a partir de fotografias ou de outras imagens médicas, utilizar métodos computacionais para realçar características de difícil visualização a olho nu, separar regiões de acordo com suas características visuais e realizar medições precisas com base em informações visuais.

A Dermatologia é um ramo da medicina que, por si só, apresenta uma diversidade de aplicações para análise digital de imagens. Muitos procedimentos usuais, principalmente de diagnóstico, ainda são subjetivos e dependentes da capacidade de avaliação do examinador humano.

Algumas aplicações do processamento digital de imagens em dermatologia são [22]:

- Diagnóstico de tumores de pele, psoríase e eritema baseado em fotografias da superfície da pele ou em fotografias subcutâneas (microscopia de epiluminescência);
- Visualização e documentação de regiões na superfície da pele com problemas de pigmentação;
- Detecção e mapeamento de lesões;
- Quantificação, classificação e monitoramento temporal de características na superfície da pele;
- Avaliação de Rugas.

A extração de informações quantitativas de fotografias de pele, como por exemplo cor, forma, tamanho ou textura, pode melhorar significativamente a precisão em diagnósticos médicos, bem como abrir a possibilidade de novos tipos de diagnósticos.

Este trabalho apresenta uma metodologia para avaliação objetiva de rugas, com base em métodos de processamento de imagens aplicado a fotografias digitais obtidas por câmeras digitais convencionais.

1.1 Motivações

O envelhecimento cutâneo ocorre por fatores intrínsecos (biológicos, genéticos, cronológicos) ou extrínsecos (ambientais). Esse envelhecimento é caracterizado por várias marcas cutâneas, como por exemplo, pela mudança da textura e pelo aumento da rugosidade da pele.

Atualmente, há no mercado muitos produtos que combatem as marcas do envelhecimento de pele, no entanto, a eficácia de alguns desses produtos é controversa. A medição do envelhecimento de pele e de rugas em uso no meio médico é subjetiva. A eficácia de tratamentos de rejuvenescimento não pode ser quantificada ou avaliada com exatidão por meio desses métodos subjetivos.

A partir do uso de processamento digital de imagens é possível obter um método que identifique a presença de rugas em uma fotografia com maior grau de objetividade. É desejável também que este método não dependa de equipamentos de alto custo, por exemplo, câmeras especiais ou outros, para que ele possa ser mais facilmente utilizado no ambiente clínico, e não apenas no ambiente de pesquisa.

Algumas pesquisas no Núcleo de Pesquisas em Imunodermatologia da Universidade Federal do Paraná visam à obtenção de resultados mais objetivos na avaliação e mensuração de doenças de pele. Alguns trabalhos utilizam métodos de processamento de imagens para o estudo de doenças de pele com mais objetividade, como por exemplo psoríase [23], e de métodos, como o teste de alergia por puntura [12, 13, 14, 15]. Nesses trabalhos, o principal interesse foi a medição da área e cor de regiões afetadas.

Apesar de terem aumentado a confiabilidade das medições, ainda existiam alguns fatores que podiam ser melhorados, como por exemplo considerar variações de luminosidade e escala. Além disso, esses métodos foram baseados em efeitos existentes em ferramentas comerciais, nem sempre abertos, e não havia um conhecimento muito profundo do funcionamento dos métodos de processamento por parte dos pesquisadores, dificultando a avaliação da eficácia desses métodos.

1.2 Contribuições

As medições de áreas cutâneas específicas e separação de determinadas características de pele são, no campo da dermatologia, muitas vezes realizadas de modo subjetivo ou com alta influência subjetiva. A computação e o processamento digital de imagens podem auxiliar na diminuição dessa influência subjetiva.

Há poucos trabalhos encontrados que utilizam o auxílio de métodos informatizados para melhoria da objetividade de medições de doenças de pele. Dentre esses, alguns trabalhos são bem específicos para determinada doença ou medição de determinada característica da pele, por exemplo, estudos para medição de tumores [20, 34, 35, 36, 40], psoríase [28, 38], lesões e manchas [24, 26, 30] e imagens de dermatoscopia [29]. Em geral, esses estudos utilizam métodos de aquisição que demandam equipamentos especiais, como por exemplo câmeras que trabalhem com luz infravermelha ou microscopia eletrônica, muitas vezes caras e impraticáveis fora do ambiente científico.

O estudo apresentado neste trabalho visa encontrar um método que possa ser utilizado no ambiente clínico para encontrar e medir rugas cutâneas a partir de fotografias obtidas por

câmeras digitais convencionais.

Os métodos desenvolvidos e utilizados neste trabalho foram baseados em diferentes operações e subtópicos da área de processamento digital de imagens. A eficácia desses métodos para diferenciar entre rugas e pele não-enrugada não pôde ser testada por meio de um padrão ótimo ou *Gold Standard*, pois não existe um padrão objetivo que separe uma pele rugosa de uma pele sem rugas. Além disso, nem mesmo especialistas conseguem chegar em um consenso sobre o que é ruga e o que não é ruga a partir da fotografia de um rosto, como foi demonstrado neste trabalho.

A eficácia dos métodos foi testada com base em um conjunto grande de dados, e procurou-se observar se os métodos apresentavam resultados condizentes com algumas hipóteses normalmente aceitas na comunidade médica e científica, por exemplo, se eles conseguiam achar mais rugas em um grupo de voluntárias de idade mais avançada, ou se eles conseguiam achar mais rugas quando o voluntário intencionalmente contraía o rosto.

Além disso, foi realizado um teste para verificar se há um consenso entre médicos dermatologistas na determinação da área de rugas. Este teste foi baseado em medições manuais realizadas em fotografias de rugas. Estas medições podem ser utilizadas como um padrão para avaliação dos métodos semi-automáticos.

1.3 Organização do Trabalho

O capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica dos trabalhos relacionados com a área da dermatologia, bem como de métodos que foram utilizados para realizar as transformações nas imagens de interesse.

O capítulo 3 detalha a metodologia de estudo desenvolvida neste trabalho. As principais etapas que compõem a metodologia incluem a aquisição das imagens, calibração, segmentação das regiões de interesse, mensuração das características e análise dos resultados.

O capítulo 4 apresenta os resultados obtidos com este estudo e mostra análises e comparações entre os métodos testados para dois conjuntos de fotografias.

No capítulo 5 são apresentadas as considerações finais sobre o trabalho, bem como propostas para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo descreve os tópicos das áreas de Dermatologia e de Processamento de Imagens que são relevantes para o desenvolvimento deste trabalho. Na seção 2.1 são descritas características importantes a serem observadas na criação de métodos automáticos de medição e de diagnóstico. Também são descritas algumas classificações de cor de pele e envelhecimento cutâneos normalmente utilizadas. Os algoritmos utilizados neste trabalho e seu embasamento teórico são encontrados na seção 2.2.

2.1 Dermatologia

As principais aplicações de processamento de imagens em dermatologia clínica incluem auxílio na visualização, documentação, quantificação e diagnóstico/classificação automáticas ou semi-automáticas [22].

Algumas aplicações têm um conjunto de regras claras para definir um diagnóstico, enquanto outras aplicações não possuem regras tão claras assim. Nessas últimas, ou em aplicações onde os problemas são muito complexos, é mais difícil elaborar um método automático de diagnóstico. Apesar disso, mesmo nessas aplicações é factível o uso do tratamento digital de imagens para melhorar a visualização ou a mensuração.

Vários projetos, em diversas áreas da dermatologia, utilizam métodos de processamento digital de imagens, geralmente com a finalidade de melhorar as mensurações, possibilitando um diagnóstico mais preciso, ou com a finalidade de realizar diagnósticos de forma automática ou semi-automática. Há vários métodos aplicáveis para uma grande variedade de casos e de patologias.

Para criar um método automático ou semi-automático de diagnóstico é necessário observar alguns pré-requisitos [22]:

- Conhecimento das características morfológicas necessárias para o diagnóstico;
- Habilidade em desenvolver algoritmos robustos de pré-processamento e extração de características morfológicas, ou seja, resistentes à variabilidade;
- Conhecimento das regras necessárias para se obter um diagnóstico, a partir de características morfológicas extraídas; ou, alternativamente, um grande conjunto de dados, previamente classificados, que contém praticamente todas as variações da patologia de interesse para ser utilizado no treinamento de uma rede neural ou outro classificador adaptativo;

- Um teste para avaliar o método computacional utilizado (*Gold Standard*).

2.1.1 Envelhecimento da pele

O envelhecimento da pele é um processo que ocorre paralelamente ao envelhecimento do restante do corpo. No entanto, alguns fatores podem atrasar ou adiantar esse processo, fazendo com que uma pessoa pareça mais velha ou mais nova do que realmente é.

Os mecanismos que promovem o envelhecimento da pele podem ser intrínsecos (biológico, genético, cronológico) ou extrínsecos (ambientais e outros, principalmente fotoenvelhecimento). O fotoenvelhecimento consiste no aparecimento prematuro dos sintomas do envelhecimento na pele e acontece pela exposição aos raios ultravioleta (UVA e UVB) provenientes do sol.

Atualmente, há uma grande demanda para produtos e técnicas que combatam o envelhecimento e o fotoenvelhecimento [1]. Esta grande demanda pode ser explicada em parte pelo “culto do bronzeador” que começou após a segunda guerra mundial [18]. As pessoas que não tomaram cuidado quando jovens estão sofrendo agora os efeitos da exposição ao sol, como fotoenvelhecimento (rugas, perda de elasticidade cutânea) e tumores em alguns casos.

A eficácia de muitos desses produtos e técnicas pode ser considerada controversa, necessitando de avaliação mais objetiva na prática. Com os métodos de processamento digital de imagens existentes atualmente pode-se tentar medir, de um modo mais objetivo, o envelhecimento da pele.

Battistuta et al. [7] fazem um estudo que compara a topografia da pele com o grau de envelhecimento. Sabe-se que, quando a pele envelhece, ela perde elasticidade. Neste estudo, acha-se uma correlação entre a elasticidade da pele (medida a partir de biópsias) e do padrão de topografia.

Beagley e Gibson [8] propuseram um sistema de gradação de fotoenvelhecimento de pele dividido em seis graus, como pode ser visto na figura 2.1. O grau 1 indica pele sem danos, constituída por linhas igualmente espaçadas pela mesma distância. Graus maiores fazem com que a superfície fique mais plana, deixando as linhas horizontais mais profundas e as linhas verticais mais rasas. O grau 6 apresenta o maior grau de dano por exposição à luz solar e mostra apenas algumas ocasionais linhas horizontais profundas em uma superfície usualmente plana.

Glogau [18] propõe um sistema de gradação para rugas com quatro níveis. A avaliação é feita particularmente na face. Apesar de outras áreas, tais como a parte superior do tronco, costas das mãos e antebraços também poderem ser áreas de interesse, normalmente o que leva o paciente ao médico é o fotoenvelhecimento na face.

Pacientes jovens, normalmente na segunda ou terceira década de vida, apresentam apenas os primeiros sinais de fotoenvelhecimento, normalmente como uma mudança na uniformidade de cor, mas geralmente não apresentam sinais de rugas mesmo ao falar ou com determinadas

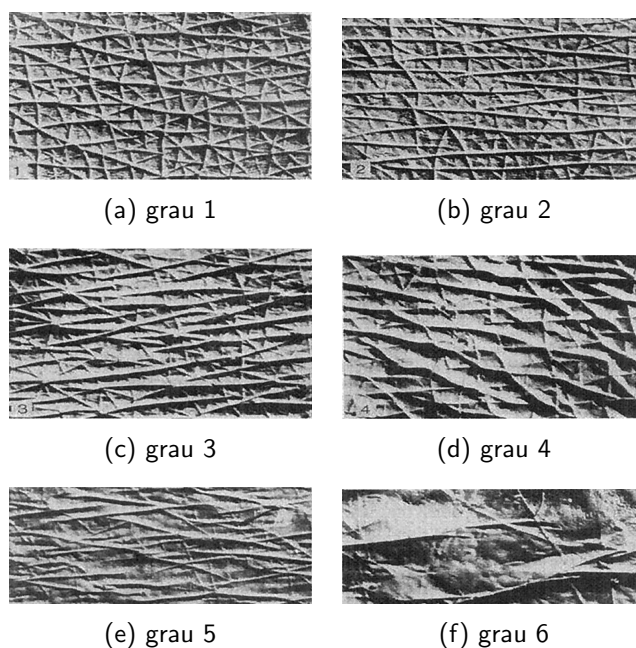


Figura 2.1: Seis graus de fotoenvelhecimento da escala de Beagley-Gibson. Fonte: Beagley [8].

expressões faciais. Estes pacientes são caracterizados com o tipo I na escala de Glogau, “*sem rugas*”.

Conforme o paciente envelhece, as rugas começam a aparecer, primeiramente apenas quando o rosto está em movimento, usualmente como linhas de expressão paralelas aos lábios, cantos da boca e outras pequenas áreas. Estes pacientes freqüentemente utilizam maquiagem para diminuir a irregularidade na cor e eles estão normalmente nos seus trinta ou quarenta anos de idade. Quando está imóvel, o rosto não apresenta linhas. Estes pacientes são caracterizados com o tipo II na escala de Glogau, “*rugos apenas em movimento*”.

Aproximadamente na quinta década de vida, as rugas aparecem quando o rosto está em repouso. Linhas horizontais se tornam visíveis paralelamente ao canto da boca, abaixo dos olhos e em outros lugares. A maquiagem é aplicada, mas tende a acentuar as linhas. Esses pacientes são considerados tipo III na escala de Glogau, “*rugos em repouso*”.

Com a continuidade do fotoenvelhecimento, as rugas gradualmente se expandem, cobrindo a maioria da pele facial, normalmente próximo da sexta ou sétima década de vida, ou mais cedo nos casos mais severos. Alguns desses pacientes já tiveram um ou mais tumores de pele. Maquiagem é completamente impraticável, pois o produto apresenta aspecto quebradiço sobre uma superfície muito instável. Esses pacientes não apresentam nenhuma região sem rugas no rosto e são caracterizados como tipo IV, “*somente rugas*”. Esta classificação pode ser vista com mais detalhes na tabela 2.1.

A avaliação de Glogau vem sendo feita até hoje de modo visual: conhecendo-se essas características e também a idade do paciente de antemão, o médico analisa visualmente a face

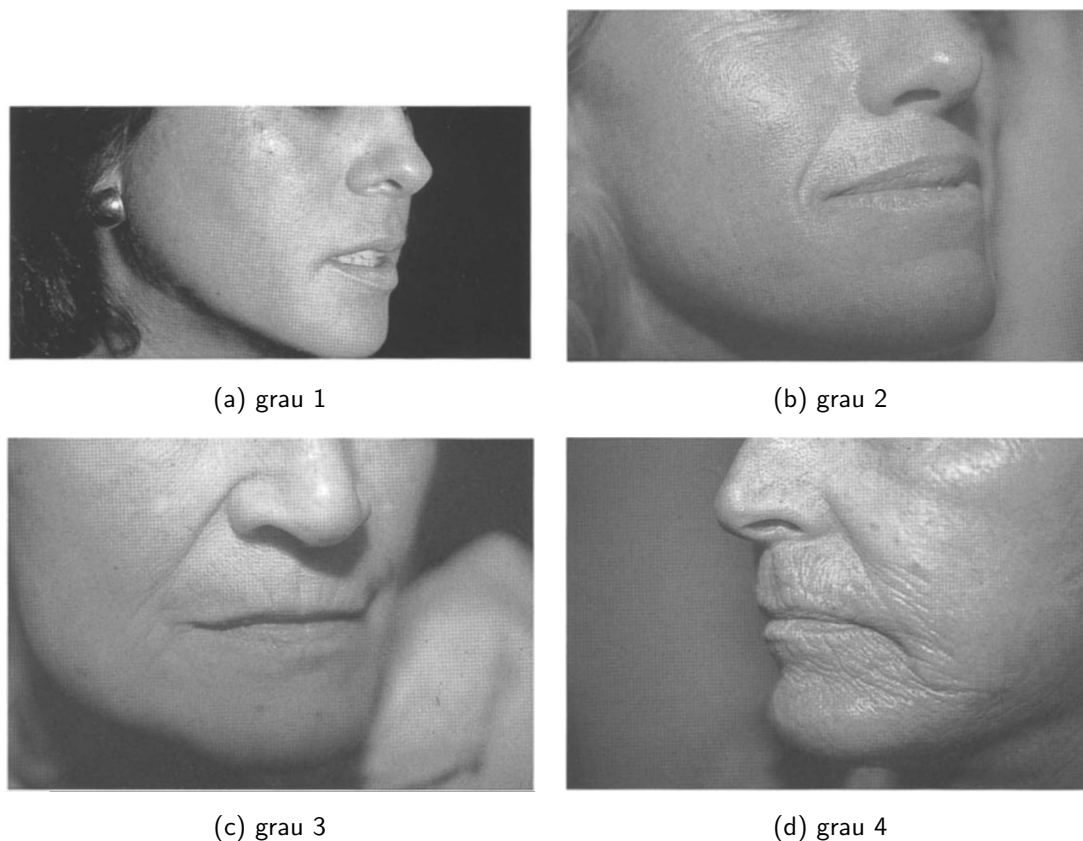


Figura 2.2: Pacientes com grau de envelhecimento de pele de 1 a 4 na escala de Glogau. Fonte: Glogau [18].

do paciente e, baseado nessas informações, estabelece um grau na escala de Glogau. Exemplos da escala de Glogau podem ser vistos na figura 2.2.

2.1.2 Cor da pele

A pele dos seres humanos pode assumir um grande número de cores e tonalidades, mas todas se enquadram dentro de uma faixa de cores mais ou menos conhecida. Sabendo disso, é possível utilizar métodos de processamento de imagens específicos para separação de regiões de pele de outros objetos.

A escala de Fitzpatrick é utilizada no ambiente clínico para classificar a pele de um indivíduo com relação à cor [18]. A escala de Fitzpatrick é mostrada na tabela 2.2.

Algoritmos de processamento de imagens podem aproveitar características comuns a todos os tipos de pele para processamento específico. Vários trabalhos encontrados na literatura utilizam características de cor da pele como base de segmentação. Hance et al. [20] utilizam um fluxograma cuja resposta de saída é um valor Booleano que indica se uma cor parece com cor de pele ou não. Este fluxograma pode ser visto na figura 2.3.

Yang e Ahuja [37] analisam um banco de dados de imagens de pele e isolam alguns valores

Tipo I	“sem rugas” - Fotoenvelhecimento inicial Pequenas mudanças de pigmentação Pele fina, com pouca espessura Rugas mínimas - Idade do paciente: segunda ou terceira décadas - Maquiagem mínima, ou nenhuma
Tipo II	“rugas em movimento” - Fotoenvelhecimento intermediário/moderado Pequenas manchas marrons na pele Espessura da pele mais grossa em alguns pontos, possível de ser sentida pelo tato, mas invisível Linhas começam a aparecer com o sorriso - Idade do paciente: final da terceira ou quarta décadas - Normalmente utiliza alguma maquiagem
Tipo III	“rugas em repouso” - Fotoenvelhecimento avançado Perda de cor e varizes em alguns lugares Pele espessa em alguns pontos, visível Rugas mesmo quando o rosto está parado - Idade do paciente: quinta década ou posterior - Sempre utiliza muita maquiagem
Tipo IV	“somente rugas” - Fotoenvelhecimento severo Cor da pele amarelo-acinzentada Apresenta ou já apresentou cânceres ou tumores Enrugado por completo, nenhuma pele normal - Idade do paciente: sexta ou sétima década - Não pode utilizar maquiagem, pois ela se torna quebradiça

Tabela 2.1: Classificação de Glogau para o fotoenvelhecimento.

Tipo de Pele	Cor da Pele	Resposta à exposição solar
Tipo I	Branca	Sempre queima, nunca bronzeia
Tipo II	Branca	Normalmente queima, bronzeia com dificuldade
Tipo III	Branca	Às vezes queima um pouco, mas normalmente bronzeia
Tipo IV	Marrom	Queima raramente, bronzeia facilmente
Tipo V	Marrom escuro	Queima muito raramente, bronzeia muito fácil
Tipo VI	Preta	Não queima, bronzeia muito fácil

Tabela 2.2: Tipos de pele e resposta à exposição solar na escala de Fitzpatrick. Fonte: Glogau [18].

de cor comuns a todos os tipos de pele. Regiões com pelo menos 70% dos pixels dentro dessa faixa de cores são consideradas regiões de pele. Jones e Rehg [21] utilizam uma abordagem semelhante.

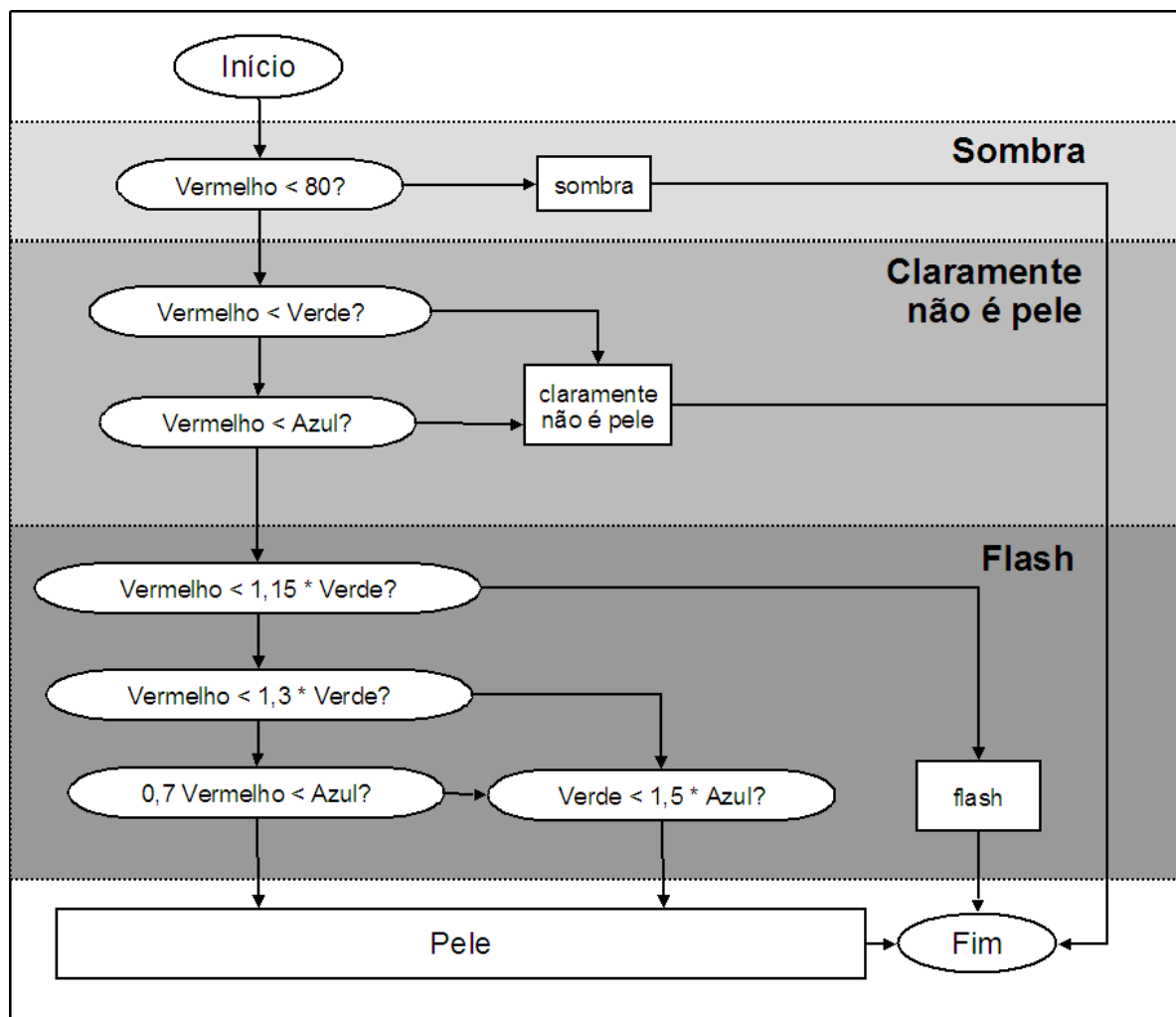


Figura 2.3: Teste para verificar se uma cor parece com pele. Fonte: Hance et al. [20].

O problema de detecção de pele em imagens é recorrente e bem conhecido, e vem sendo utilizado como etapa de pré-processamento em vários trabalhos sobre detecção de faces [5, 31] e outros [20, 39].

2.2 Processamento de Imagens

Nesta seção são explicados os algoritmos de processamento de imagens utilizados neste trabalho.

2.2.1 Pré-processamento

As etapas de pré-processamento têm por objetivo uniformizar as imagens, diminuindo diferenças na aquisição, de modo que essas diferenças não prejudiquem a etapa de segmentação.

Ajuste de cor

O ajuste de cor visa diminuir as diferenças de iluminação que podem ocorrer na aquisição. Mesmo que cuidados sejam tomados na etapa da aquisição para que a luminosidade seja sempre igual, ainda existe a possibilidade de que ocorram diferenças pequenas de luminosidade entre uma fotografia e outra.

Para realizar o ajuste, uma referência de cor é fotografada junto com o paciente em todas as imagens. A imagem é convertida para o sistema de cores HSI (ver apêndice A) e então uma calibração da intensidade (I) é realizada, de modo que, em todas as fotografias de um paciente, a referência de cor apresente a mesma intensidade.

Esta calibração de intensidade consiste na multiplicação de todos os pixels da imagem na banda de intensidade por um fator, de modo que o valor de intensidade final nas marcações de todas as imagens de um paciente seja o mesmo. É possível encontrar este fator por meio de uma regra de três simples:

$$I_{\text{final}} = I_{\text{inicial}} * \text{fator} , \text{ tal que } \text{fator} = \frac{I_{\text{final da referência}}}{I_{\text{inicial da referência}}} \quad (2.1)$$

Ajuste de escala

O ajuste de escala toma como base um objeto de tamanho fixo utilizado como referência e fotografado em todas as imagens. A partir do tamanho aparente deste objeto, ajusta-se a imagem aumentando-a ou diminuindo-a de modo que o objeto de referência apresente o mesmo número de pixels de largura em todas as imagens de uma seqüência.

2.2.2 Retirada de ruído

O ruído pode influenciar o resultado final de um algoritmo de processamento de imagens de uma maneira não desejável. O ruído na extração de objetos, por exemplo, consiste em pequenos detalhes que podem prejudicar ou dificultar a separação correta de objetos grandes na imagem.

Neste trabalho foram utilizados o filtro Gaussiano e a reconstrução morfológica como técnicas para redução de ruído, ambos explicados a seguir.

Filtro Gaussiano

O operador Gaussiano é um operador de convolução bidimensional que é utilizado para suavizar imagens, removendo detalhes e ruído. Operadores de convolução são operadores que substituem o valor de cada pixel da imagem pelo valor de uma função aplicada em sua vizinhança. No caso do filtro Gaussiano, essa função é uma distribuição Gaussiana.

A distribuição Gaussiana para uma dimensão tem a forma

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

onde σ é o desvio padrão da distribuição. Assume-se que a distribuição tem sua média em zero (isto é, está centrada na linha $x=0$). A distribuição é ilustrada na figura 2.4.

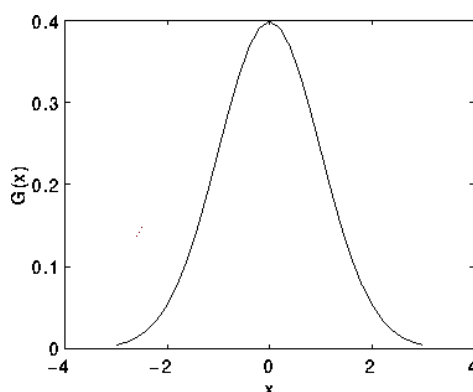


Figura 2.4: Distribuição Gaussiana com média 0 e $\sigma = 1$. Fonte: Fisher et. al. [17].

Em duas dimensões, uma distribuição isotrópica (isto é, simétrico circularmente) tem a forma:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.3)$$

Esta distribuição pode ser vista na figura 2.5.

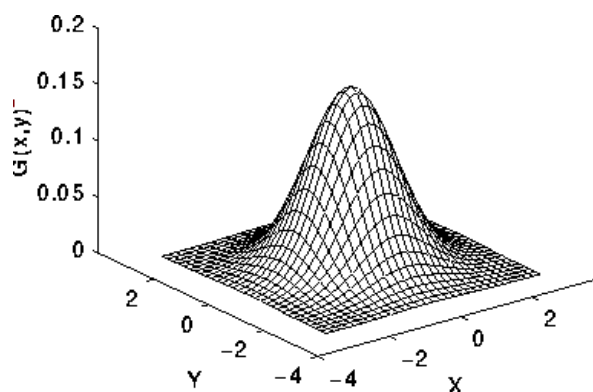


Figura 2.5: Distribuição Gaussiana bidimensional com média em $(0,0)$ e $\sigma = 1$. Fonte: Fisher et. al. [17].

A aplicação de convolução de uma máscara bidimensional pode ser utilizada para a aplicação do Gaussiano em uma imagem. Como uma distribuição Gaussiana para qualquer ponto é um valor acima de zero, a aplicação perfeita do Gaussiano exigiria uma máscara muito grande. No entanto, o valor torna-se praticamente zero aproximadamente em uma distância

de três vezes o desvio padrão do ponto médio, e pode-se truncar a máscara neste ponto. Um exemplo da máscara para o operador Gaussiano pode ser visto na figura 2.6.

$$\frac{1}{256} \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ \hline 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ \hline 6 & 26 & 36 & 26 & 6 \\ \hline 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ \hline 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Figura 2.6: Aproximação discreta de uma função Gaussiana bidimensional com $\sigma = 1$ e tamanho 5.

A aplicação do Gaussiano, como representado na figura 2.6, pode ser acelerada com a utilização de máscaras unidimensionais nos componentes x e y . A figura 2.7 ilustra uma máscara unidimensional que pode ser utilizada nas dimensões x e y para aplicação do operador Gaussiano.

$$\frac{1}{16} \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Figura 2.7: Máscara unidimensional de tamanho 5 aplicada nas dimensões x e y para calcular o Gaussiano mais rapidamente do que a máscara mostrada na figura 2.6

O Gaussiano pode ser visto como um método de suavização ponderada da imagem, onde os pixels vizinhos mais próximos do pixel de interesse ganham um valor de ponderação maior que pixels mais distantes. Além disso, pela escolha do filtro Gaussiano de tamanho correto, pode-se ter certeza sobre qual freqüência vai ser cortada na imagem resultante. Um exemplo de imagem suavizada com o filtro Gaussiano pode ser observada na figura 2.8.



Figura 2.8: Exemplo de filtro Gaussiano. O filtro Gaussiano atenua ruído, no entanto, faz com que as bordas fiquem difusas. (a) Imagem original; (b) Imagem após a aplicação do filtro Gaussiano.

Reconstrução morfológica

A reconstrução morfológica utiliza duas imagens, uma imagem *de marcação* e uma outra imagem, a *máscara*. Os picos na imagem de marcação determinam onde o processamento inicia. O processamento continua até que os valores da imagem não sofram mais alteração.

A operação de reconstrução morfológica pode ser entendida como uma série de dilatações da imagem de marcação limitadas pelo contorno da imagem máscara. Esta operação é representada em uma dimensão pela figura 2.9.

A reconstrução morfológica é utilizada neste trabalho para atenuar ruído nas imagens.

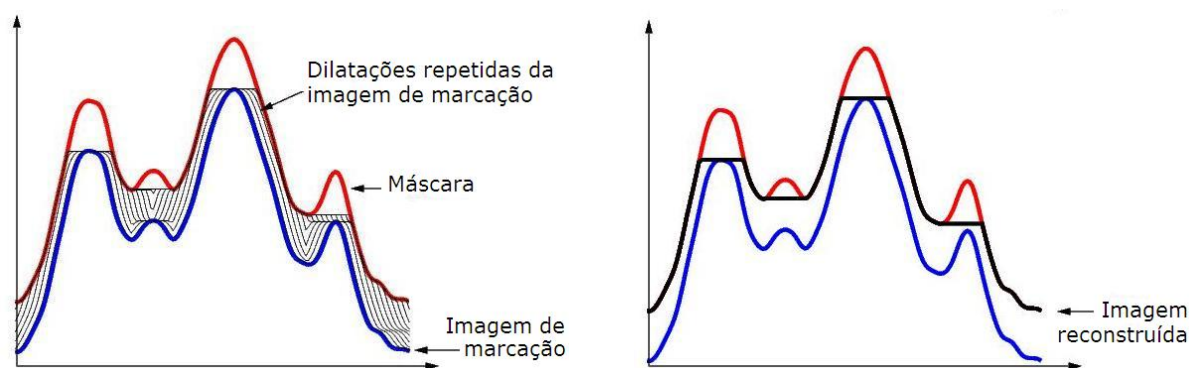


Figura 2.9: Reconstrução morfológica. Dilatações repetidas da imagem de marcação, restrita pela máscara, em uma dimensão. Fonte: Matlab Documentation [4].

2.2.3 Segmentação

Os algoritmos de segmentação têm por objetivo dividir uma imagem em várias regiões distintas. Estes algoritmos são utilizados para separar os objetos ou regiões representadas em uma imagem.

A segmentação de uma imagem é uma etapa crítica em um sistema de análise de imagens ou de reconhecimento de padrões. É também uma das etapas mais difíceis em processamento de imagens, determinando fortemente o resultado final de um processo de análise digital de imagem.

Uma definição formal de segmentação de imagens é dada em [11]: “Seja $P()$ um *predicado de homogeneidade* definido sobre um grupo de pixels conexos, então segmentação é uma partição do conjunto F em regiões ou subconjuntos (S_1, S_2, \dots, S_n) tal que

$$\bigcup_{i=1}^n S_i = F, \text{ sendo } S_i \cap S_j = \emptyset \quad (i \neq j) \quad (2.4)$$

O predicado de homogeneidade $P(S_i) = \text{verdadeiro}$ para todas as regiões, S_i , e $P(S_i \cup S_j) = \text{falso}$, quando $i \neq j$ e S_i e S_j são vizinhos.”

O problema de segmentação de uma imagem é basicamente um problema de percepção psicofísica, portanto, não suscetível a uma solução puramente analítica [11].

Muitas técnicas são conhecidas para segmentação de imagens em escala de cinza. A segmentação de imagens coloridas é especialmente interessante, pois imagens em cores contêm mais informação que imagens em tons de cinza, e esta informação pode facilitar a segmentação ou reconhecimento de padrões. As técnicas de segmentação usualmente utilizadas em imagens coloridas são extensões ou adaptações das técnicas utilizadas em imagens monocromáticas, levando em consideração o espaço de cores que está sendo utilizado.

A segmentação de imagens em escala de cinza pode ser baseada tanto na *descontinuidade* como na *homogeneidade* dos tons de cinza em uma região. Abordagens com foco na descontinuidade tendem a particionar uma imagem com base na detecção de pontos, linhas ou bordas, e abordagens baseadas em homogeneidade incluem limiarização, agrupamento (*clustering*), crescimento de regiões e divisão-e-fusão de regiões.

2.2.3.1 Limiarização

Limiarização, em processamento de imagens, é a escolha de um valor que divide o histograma de uma imagem em dois ou mais grupos de pixels [19].

Uma limiarização pode ter dois ou mais valores de limiar. Quando se escolhe um limiar, os pixels com intensidade menor que o limiar são atribuídos a uma região, e os pixels com intensidade maior que o limiar são atribuídos a outra.

Em técnicas de limiarização, a maior dificuldade é escolher um valor adequado de limiarização que separe corretamente as regiões de interesse. A seleção correta do limiar é crucial para que a segmentação produza bons resultados [19].

A limiarização global utiliza informações dos pixels de toda imagem. Em contrapartida, a limiarização local considera apenas os pixels da vizinhança de um determinado ponto. Em vários casos, a limiarização global não é adequada, pois as imagens podem conter variações nos níveis de cinza dos objetos e do fundo devido à iluminação não uniforme, ruído, parâmetros do dispositivo de aquisição não uniformes ou outros fatores. Nesses casos, a limiarização local é mais adequada.

Método Otsu

Otsu [25] propôs um método de limiarização automática baseado em propriedades intrínsecas da imagem. Sua principal característica é a maximização da variância entre as classes da imagem, isto é, a maximização da separação entre objeto e fundo da imagem.

O método de Otsu é um método eficiente para aplicações em que exista uma separação clara entre níveis de intensidade do objeto e de fundo. Ele assume um limiar candidato t e faz a medição da variância entre as classes da imagem. Este teste é feito com todos os níveis de

intensidade do histograma e é escolhido o limiar que mantenha a maior variância entre classes.

A variância σ_T^2 e a média μ_T globais da imagem são calculadas. O método de Otsu procura maximizar a razão $\eta(T)$ da variância entre as classes σ_B^2 em relação à variância total, para todos os valores possíveis de limiar T , sendo

$$\eta(T) = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \quad (2.5)$$

tal que

$$\begin{aligned} \sigma_T^2 &= \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_T)^2 p_i & \mu_T &= \sum_{i=0}^{L-1} i p_i & \sigma_B^2 &= \omega_1 \omega_2 (\mu_1 \mu_2)^2 \\ \omega_1 &= \sum_{i=0}^T p_i & \omega_2 &= 1 - \omega_1 & \mu_1 &= \frac{\mu_S}{\omega_1} \\ \mu_2 &= \frac{\mu_T - \mu_S}{\omega_2} & \mu_S &= \sum_{i=0}^T i p_i & \sum_{i=0}^{L-1} p_i &= 1, \quad p_i = \frac{n_i}{n} \end{aligned}$$

em que n_i é o número de pixels com nível de cinza i , n é o número total de pixels da imagem, p_i representa a probabilidade do nível de cinza i ser encontrado na imagem e L é o número de níveis de cinza da imagem.

Conforme equação 2.5, a razão $\eta(T)$ é calculada para todos os valores possíveis de T . O limiar ótimo pode ser determinado como

$$T = \arg \max \eta(T) \quad (2.6)$$

2.2.3.2 Técnicas de segmentação baseadas em regiões

As técnicas de segmentação baseadas em regiões incluem crescimento, divisão e junção de regiões, e têm por objetivo agrupar pixels vizinhos em regiões homogêneas [11].

Na abordagem de crescimento de regiões, escolhe-se um pixel ou região semente, havendo depois a expansão desta região, anexando todos os pixels vizinhos homogêneos. Esse processo de expansão é repetido até que todos os pixels da imagem estejam classificados. Um problema do crescimento de regiões é a dependência inerente à escolha da região semente e à ordem na qual os pixels e regiões são examinados.

Quando se utiliza divisão de regiões, a imagem inteira é considerada como região semente. Se a região não é homogênea, ela é dividida em subregiões, usualmente quatro subregiões, e cada uma dessas é testada quanto à homogeneidade. Se a sub-região não é homogênea, ela é dividida, e assim sucessivamente, até que todas as regiões da imagem sejam homogêneas. A maior desvantagem desse método é que a imagem resultante tende a ser influenciada pelo padrão de divisão e pela estrutura de dados utilizada [11].

A técnica de junção de regiões é utilizada em combinação com as técnicas de crescimento ou de divisão de regiões. Duas regiões vizinhas podem ser unidas caso a união das duas seja homogênea.

As técnicas baseadas em regiões funcionam melhor em imagens com critérios óbvios de homogeneidade e tendem a ser menos sensíveis a ruído que outras técnicas [11]. Elas são melhores que técnicas de limiarização, ao levar em consideração tanto a intensidade de cor quanto a localização espacial dos pixels. No entanto, elas são técnicas seqüenciais e são muito influenciadas pela escolha da região semente e pela ordem em que os pixels são percorridos.

2.2.3.3 Detecção de bordas

Técnicas de detecção de bordas são baseadas na presença de discontinuidades na imagem e são normalmente classificadas em duas categorias: seqüenciais e paralelas. Técnicas de detecção paralelas são técnicas nas quais é possível decidir se um ponto pertence ou não à borda independentemente de outros pontos.

A detecção de bordas pode ser feita dando-se ênfase na alta freqüência da imagem. Altas freqüências estão associadas com mudanças bruscas de intensidade, desse modo pode-se extrair ou realçar bordas com o uso de um filtro passa-alta baseado no operador de Fourier [19].

Outra abordagem para detecção de bordas é a aplicação da derivada na imagem. O operador de gradiente é o operador mais comum para diferenciação em aplicações de processamento de imagens, detectando mudanças bruscas de intensidade em pixels vizinhos. O operador de gradiente é um operador que detecta as bordas da imagem aplicando uma máscara de pixels. Além disso, ele é um operador de execução paralela. Alguns exemplos de operadores paralelos baseados no gradiente são os operadores de Roberts, Sobel, Prewitt e Laplaciano [11, 19]. No entanto, esses operadores não conseguem encontrar bordas que não estejam bem definidas na imagem original.

Dois dos métodos desenvolvidos nesse trabalho utilizam o operador gradiente: um método utiliza o operador Canny e o outro utiliza o operador Sobel. Ambos serão explicados mais adiante neste capítulo.

Em imagens em tons de cinza, uma borda ocorre em uma discontinuidade no valor de cinza. Em imagens coloridas, no entanto, a informação sobre a borda é muito mais rica que a informação em uma imagem com tons de cinza. Por exemplo, bordas entre dois objetos com a mesma intensidade, mas com tonalidade de cor diferente, só podem ser detectadas em imagens coloridas.

Em uma imagem colorida, uma borda deve ser definida como uma discontinuidade em um espaço tridimensional colorido. Pode-se fazer a detecção de bordas em uma imagem colorida de três formas [11]:

- Uma métrica que defina distância em um espaço de cores pode ser utilizada. Uma borda é encontrada quando existem discontinuidades nesta distância. Neste caso, a detecção

de bordas ainda é feita em espaço unidimensional. Por exemplo, Shafarenko et al. [32] utilizam a distância Euclidiana no espaço CIE $L^*u^*v^*$ (ver apêndice A) e aplicação do gradiente, baseado nesta distância;

- Considerando-se que uma imagem colorida é um conjunto de imagens em tom de cinza (uma para cada componente de cor), pode-se utilizar métodos de detecção de borda em cada uma das componentes de cor em separado, e juntar os resultados de cada componente em uma única imagem final, utilizando algum procedimento específico. Esse método pode ser insatisfatório em alguns casos, por exemplo, quando o operador gradiente é utilizado, o vetor gradiente em uma componente pode anular o vetor de outra componente;
- Definir um padrão de uniformidade para as bordas, aplicado nas bordas presentes simultaneamente nas três componentes de cor. Dessa maneira, pode-se utilizar as informações de borda presentes nas três componentes de cor e, ao mesmo tempo, as informações de borda de uma componente específica.

Cheng [11] realizou alguns experimentos com detecção de borda para imagens coloridas. O espaço de cores que apresenta melhor resultado na detecção de borda é dependente da aplicação.

Filtros por derivadas

A aplicação da derivada tende a aguçar uma imagem [19], realçando as bordas e regiões onde exista alto contraste entre pixels vizinhos.

O gradiente é o método mais comum de aplicação da derivada em processamento de imagens. Para uma função $f(x, y)$ o gradiente de f nas coordenadas (x, y) é definido como o vetor

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

A magnitude desse vetor

$$\nabla f = \|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (2.8)$$

é a base para várias abordagens de diferenciação de imagens. Considere a imagem mostrada na figura 2.10(a), em que os valores dos níveis de cinza são denotados por z_i . A equação 2.8 pode ser aproximada no ponto z_5 de várias maneiras. A mais simples consiste em usar a

diferença $(z_5 - z_8)$ na direção x e $(z_5 - z_6)$ na direção y , combinadas como

$$\nabla f \approx \sqrt{(z_5 - z_8)^2 + (z_5 - z_6)^2} \quad (2.9)$$

Ao invés de usar quadrados e raízes quadradas, podemos obter resultados similares através do uso dos valores absolutos

$$\nabla f \approx |z_5 - z_8| + |z_5 - z_6| \quad (2.10)$$

Uma outra abordagem para a equação 2.8 é usar as diferenças cruzadas

$$\nabla f \approx \sqrt{(z_5 - z_9)^2 + (z_6 - z_8)^2} \quad (2.11)$$

ou, usar os valores absolutos

$$\nabla f \approx |z_5 - z_9| + |z_6 - z_8| \quad (2.12)$$

As equações 2.9 a 2.12 podem ser implementadas através do uso de máscaras de tamanho 2×2 pixels. Por exemplo, a equação 2.12 pode ser implementada tomando-se o valor absoluto das respostas das duas máscaras mostradas na figura 2.10(b) e somando-se os resultados. Essas máscaras são chamadas de *operadores cruzados de gradiente de Roberts*.

Máscaras de tamanhos pares são inconvenientes de se implementar. Uma aproximação para a equação 2.8 ainda no ponto z_5 mas agora utilizando uma vizinhança 3×3 pixels, é

$$\nabla f \approx |(z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3)| + |(z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)| \quad (2.13)$$

A diferença entre a terceira e a primeira coluna da região de 3×3 pixels aproxima a derivada na direção x , e a diferença entre a terceira e a primeira linha aproxima a derivada na direção y . As máscaras mostradas na figura 2.10(c), chamadas de *operadores Prewitt*, podem ser usadas para implementar a equação 2.13. Finalmente, a figura 2.10(d) mostra ainda outro par de máscaras (chamados *operadores de Sobel*) para aproximação da magnitude do gradiente. O operador de Sobel possui a vantagem de oferecer ao mesmo tempo as funções de diferenciação e de suavização [19]. Um exemplo da aplicação do operador Sobel pode ser observado na figura 2.11.

Operador Canny

O operador de Canny foi desenvolvido por John F. Canny em 1986 [10] e consiste em um algoritmo de múltiplos estágios para detectar bordas.

O objetivo de Canny foi o de desenvolver um algoritmo ótimo para detecção de bordas. Este algoritmo deveria ter as seguintes características:

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

(a)

1	0	0	1
0	-1	-1	0

(b) Roberts

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

(c) Prewitt

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

(d) Sobel

Figura 2.10: (a) Uma região 3×3 de uma imagem (os z 's são valores de nível de cinza); (b)-(d) três máscaras usadas para computar a derivada no ponto rotulado z_5 . Note-se que todos os coeficientes da máscara somam zero, indicando uma resposta nula em áreas constantes, como esperado de um operador diferencial. Fonte: Gonzalez e Woods [19].

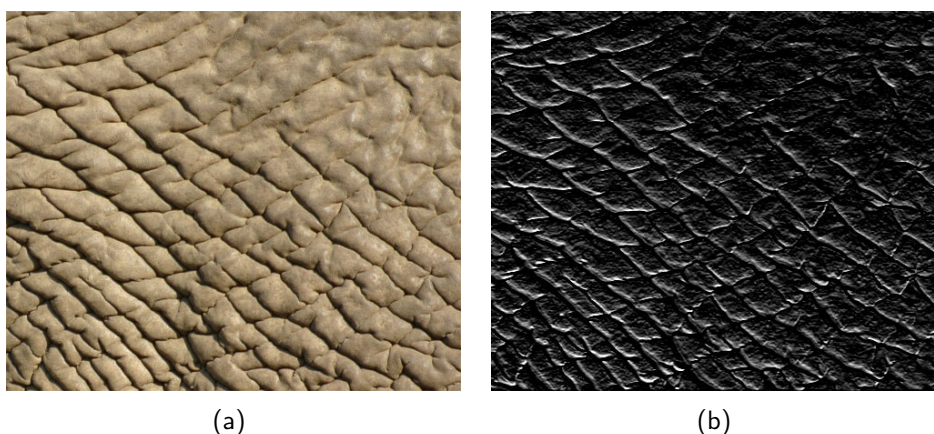


Figura 2.11: Exemplo do operador gradiente Sobel. As áreas na imagem mais próximas do branco são as áreas onde há mudança mais brusca de intensidade. (a) Imagem original; (b) Imagem após a aplicação do operador Sobel.

- *Boa detecção*: o algoritmo deveria marcar o máximo de bordas reais na imagem quanto possível;
- *Boa localização*: as bordas a serem marcadas deveriam estar mais próximas quanto possível das bordas na imagem real;
- *Resposta mínima*: uma dada borda na imagem deveria ser marcada apenas uma única vez, e, onde possível, ruído não deveria criar falsas bordas.

O primeiro estágio do operador Canny é um filtro Gaussiano, aplicado com o objetivo de atenuar o ruído da imagem. Quanto maior for a máscara utilizada pelo filtro Gaussiano, menor é a sensibilidade do operador para ruído, e menor também é a exatidão do operador.

O segundo estágio do operador Canny é a aplicação de operadores de gradiente, para identificar as localizações que têm maior derivada primeira. Normalmente, a área onde existe

a mudança mais brusca de coloração é que vai apresentar a maior derivada.

O terceiro estágio consiste em encontrar os pontos da imagem que não possuem vizinhos com maior derivada, ou seja, que são picos locais. Esses pontos serão semente para o próximo estágio.

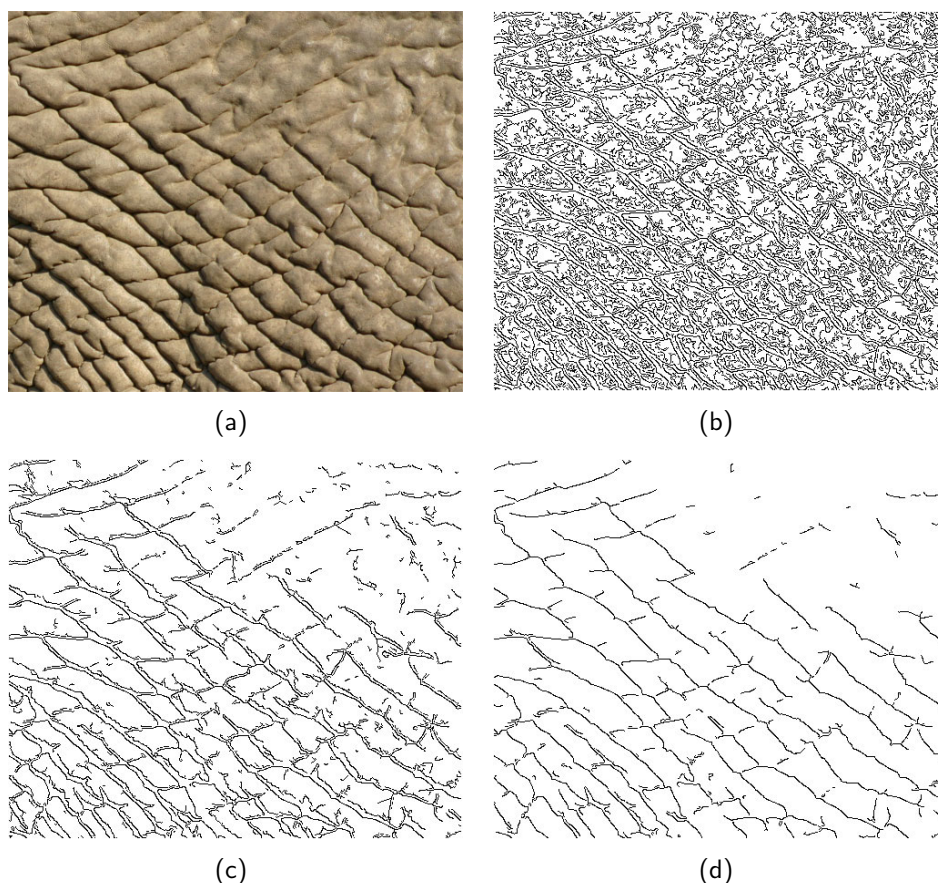


Figura 2.12: Exemplo do operador Canny. A alteração no tamanho do filtro Gaussiano altera a sensibilidade do operador. Quanto maior o filtro, menor a sensibilidade a ruído, no entanto, menos precisa é a marcação da fronteira. (a) Imagem original; (b)-(d) aplicação do operador Canny com σ 0,5, 0,8 e 0,9, respectivamente.

O quarto estágio utiliza dois limiares, T_1 (superior) e T_2 (inferior). Apenas os pontos semente cujo valor seja maior que o limiar superior serão incluídos nesse estágio. A partir de cada ponto semente válido estende-se uma linha para os dois pontos vizinhos de maior gradiente. Esta linha é estendida para os vizinhos dos novos pontos incluídos, e assim por diante, até que o próximo ponto a ser adicionado esteja abaixo do limiar T_2 .

A figura 2.12 mostra o efeito da aplicação do operador Canny em uma imagem de exemplo.

Extração de borda por operadores morfológicos

A localização de borda por operadores morfológicos consiste em uma operação de erosão subtraída de uma imagem normal [19].

Neste trabalho foi utilizada também uma versão que consiste na erosão subtraída da dilatação. Para entender o que é dilatação e erosão morfológicas, é necessário antes conhecer algumas definições:

Sejam A e B subconjuntos de $Z \times Z$ (onde Z é o conjunto dos números inteiros), com componentes $a = (a_1, a_2)$ e $b = (b_1, b_2)$, respectivamente. A *translação* de A por $x = (x_1, x_2)$, denotada por $(A)_x$, é definida como

$$(A)_x = \{c \mid c = a + x, \text{ para } a \in A\} \quad (2.14)$$

A *reflexão* de B , denotada por \hat{B} , é definida como

$$\hat{B} = \{x \mid x = -b, \text{ para } b \in B\} \quad (2.15)$$

O *complemento* do conjunto A é definido como

$$A^C = \{x \mid x \notin A\} \quad (2.16)$$

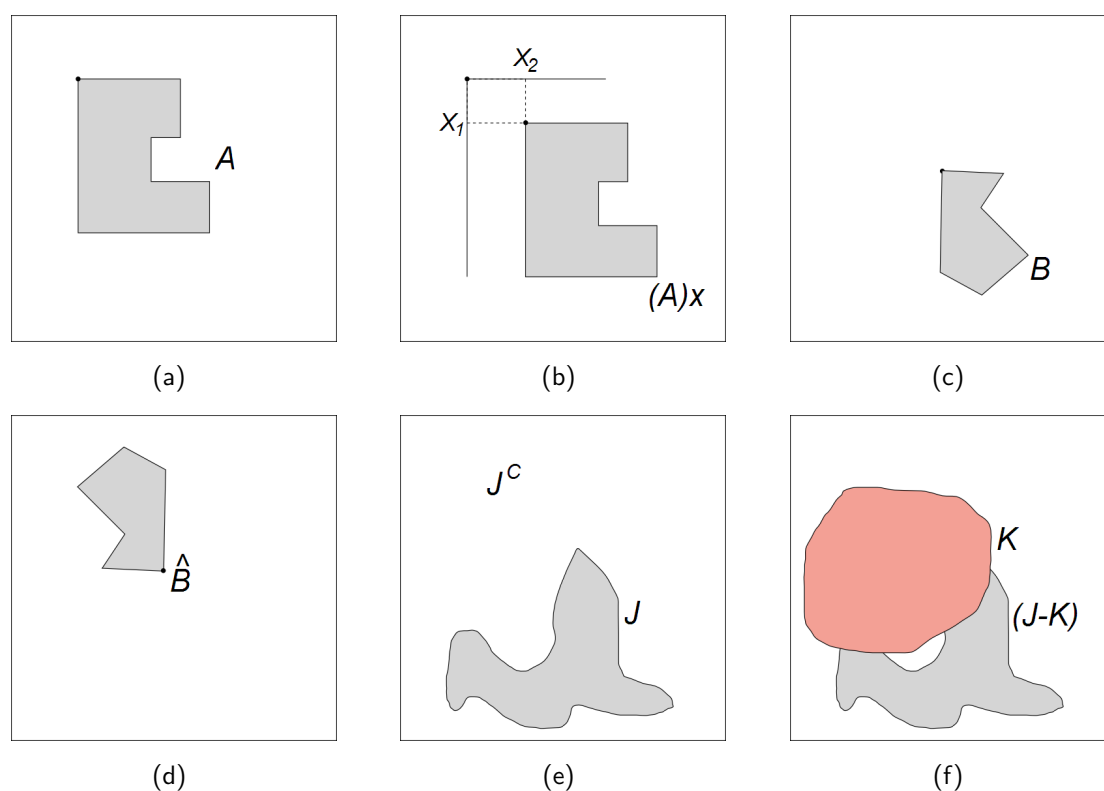


Figura 2.13: Operações morfológicas. (a) Conjunto A; (b) conjunto A transladado de um ponto x ; (c) conjunto B; (d) reflexão de B; (e) conjunto J e seu complemento; (f) a diferença entre dois conjuntos. O ponto em cada uma das quatro primeiras figuras indica a origem do conjunto. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19]

A *diferença* entre dois conjuntos A e B , denotada por $A - B$, é definida como

$$A - B = \{x \mid x \in A, x \notin B\} = A \cap B^C \quad (2.17)$$

Os conceitos de translação, reflexão, complemento e diferença, definidos nas equações 2.14 a 2.17, podem ser observados na figura 2.13.

A *dilatação* de A por B é denotada por $A \oplus B$ e é definida como

$$A \oplus B = \{x \mid (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\}, \text{ sendo } \emptyset \text{ o conjunto vazio.} \quad (2.18)$$

Portanto, o processo de dilatação começa na obtenção da reflexão de B em torno de sua origem, seguido da translação dessa reflexão por x . A dilatação de A por B é então o conjunto de todos os deslocamentos x tais que \hat{B} e A se sobreponham em pelo menos um elemento não nulo.

O conjunto B é normalmente chamado de *elemento estruturante* da dilatação, bem como de outras operações morfológicas. Um exemplo de dilatação morfológica pode ser visto na figura 2.14.

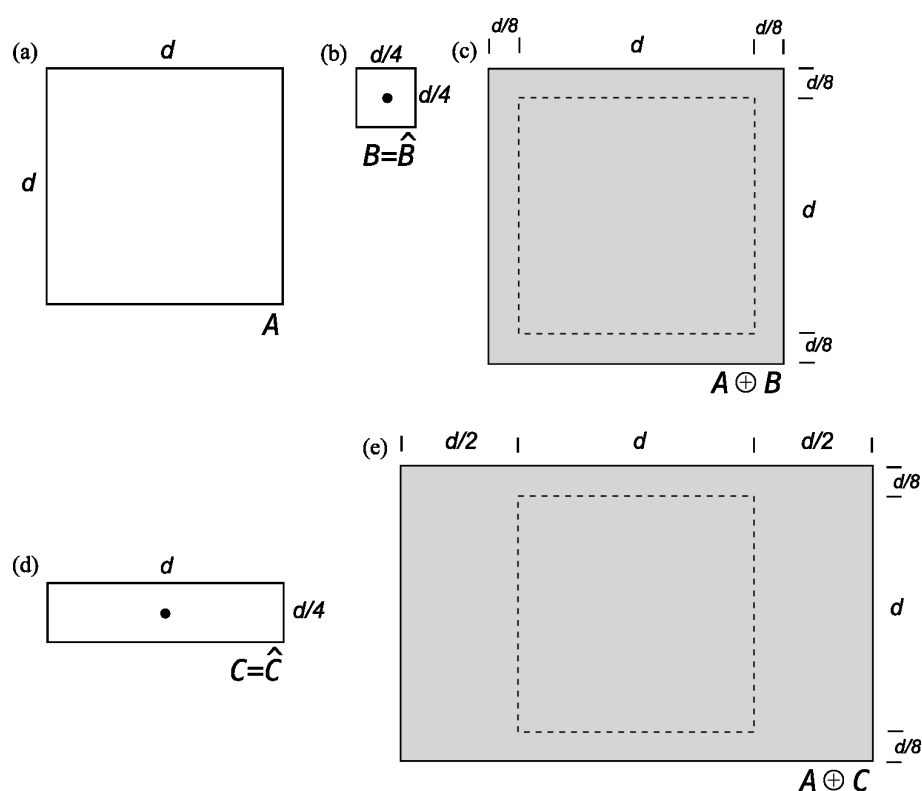


Figura 2.14: Dilatação morfológica. (a) Conjunto original; (b) elemento estruturante quadrado e sua reflexão; (c) dilatação de A por B , mostrada sombreada; (d) elemento estruturante alongado; (e) dilatação de A usando esse elemento estruturante. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19]

A erosão de A por B é denotada por $A \ominus B$ e definida como

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\} \quad (2.19)$$

o que significa que a erosão de A por B é o conjunto de todos os pontos x tais que B , quando transladado por x , fique contido em A . Um exemplo de erosão pode ser visto na figura 2.15.

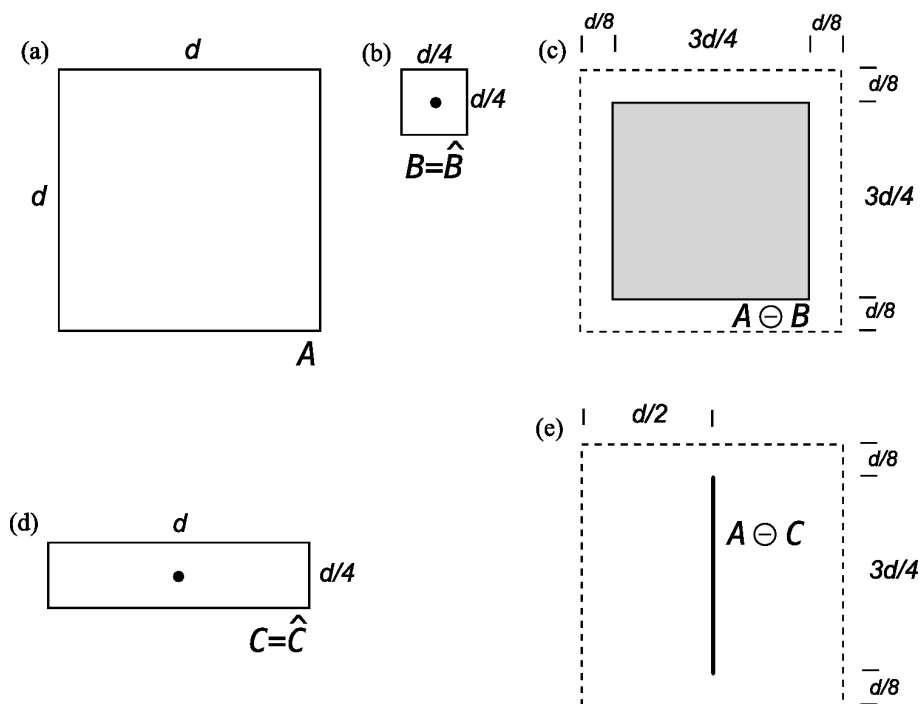


Figura 2.15: Erosão morfológica. (a) Conjunto original; (b) elemento estruturante B ; (c) erosão de A por B , mostrada sombreada; (d) elemento estruturante alongado; (e) erosão de A usando esse elemento estruturante. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19]

A *borda* ou *fronteira* pode ser obtida por meio da erosão de A por B , seguido da diferença de conjuntos entre A e sua erosão. Ou seja,

$$\beta(A) = A - (A \ominus B) \quad (2.20)$$

A localização de fronteira por morfologia matemática pode ser vista na figura 2.16.

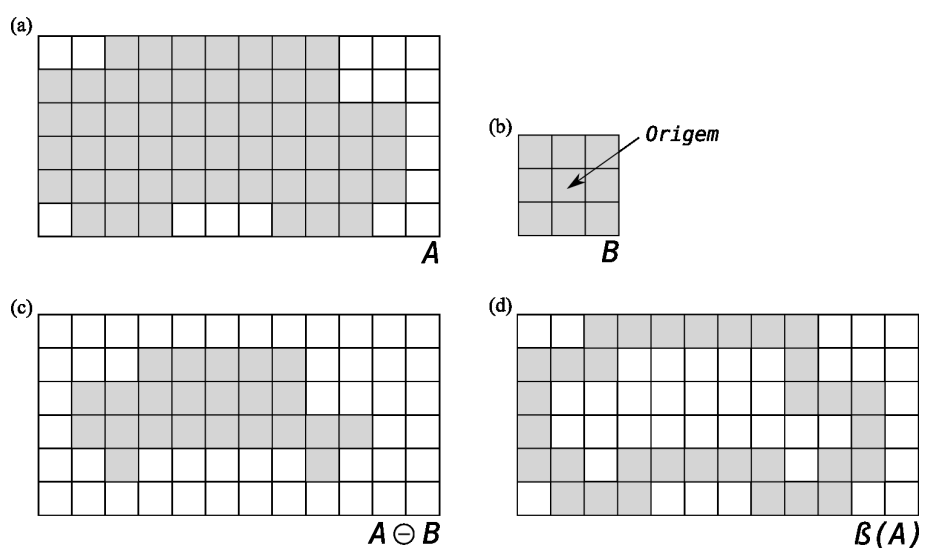


Figura 2.16: Extração de fronteiras. (a) Conjunto A; (b) elemento estruturante B; (c) A erodido por B; (d) fronteira extraída tomando-se a diferença entre A e sua erosão. Adaptado de: Gonzalez e Woods [19]

CAPÍTULO 3

METODOLOGIA

Este capítulo apresenta a metodologia desenvolvida no decorrer deste trabalho. As principais etapas que compõem a metodologia são mostradas na figura 3.1.

A etapa de aquisição consiste na obtenção da fotografia dos pacientes sob certas condições. A calibração dessa fotografia visa minimizar a influência de diferenças de luminosidade e escala entre imagens. Após a calibração é realizado um recorte da região de interesse (periorbital). Essa etapa é seguida da segmentação, onde é realizada a separação entre as rugas e o fundo da imagem. Neste trabalho são apresentados quatro métodos de segmentação de rugas de natureza distinta. A seguir é medida a área percentual das rugas na fotografia e, com essa medida obtida de várias fotografias, são realizadas análises estatísticas visando avaliar os métodos de segmentação de rugas na sua eficácia. Essas etapas são descritas nas próximas seções.

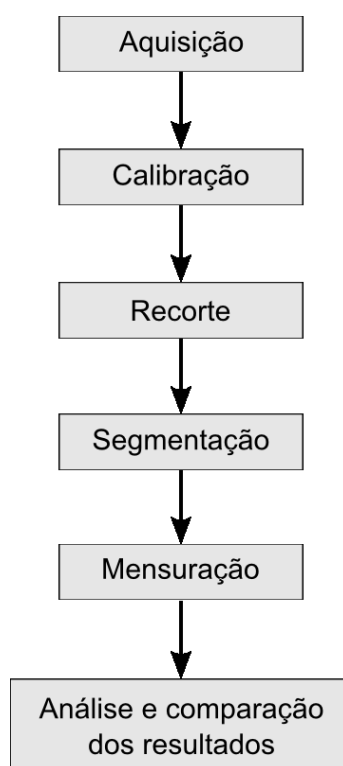


Figura 3.1: Metodologia utilizada neste trabalho.

3.1 Aquisição

A aquisição das imagens é realizada utilizando-se câmeras digitais convencionais que trabalham no espectro visível, buscando-se assegurar que a iluminação seja uniforme e aproximadamente a mesma em todas as fotografias. São utilizadas etiquetas circulares, sempre com a mesma tonalidade e tamanho, como objeto de referência de cor para calibração. Exemplos podem ser vistos na figura 3.2.

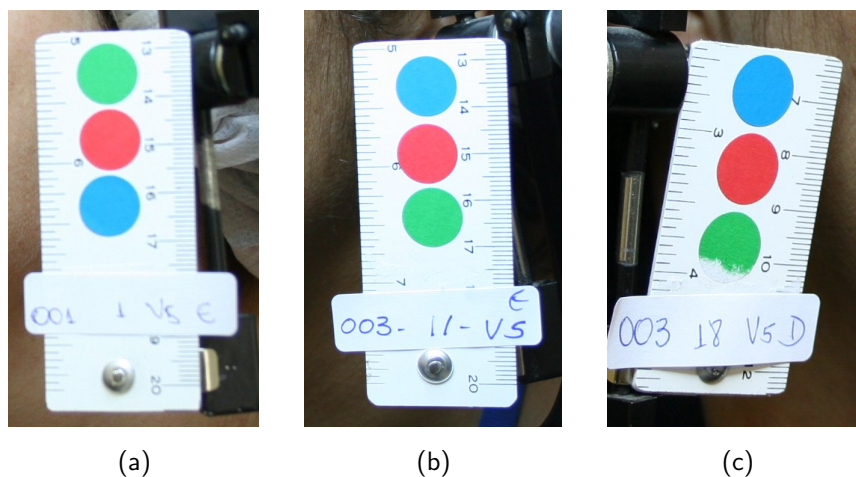


Figura 3.2: Três fotografias de referências de cor e tamanho.

As fotografias de rugas são obtidas em um ambiente fechado e com luminosidade controlada. O fundo é de cor preta e a cabeça do paciente é presa em um suporte. Exemplos de fotografias no momento da aquisição podem ser vistas na figura 3.3.

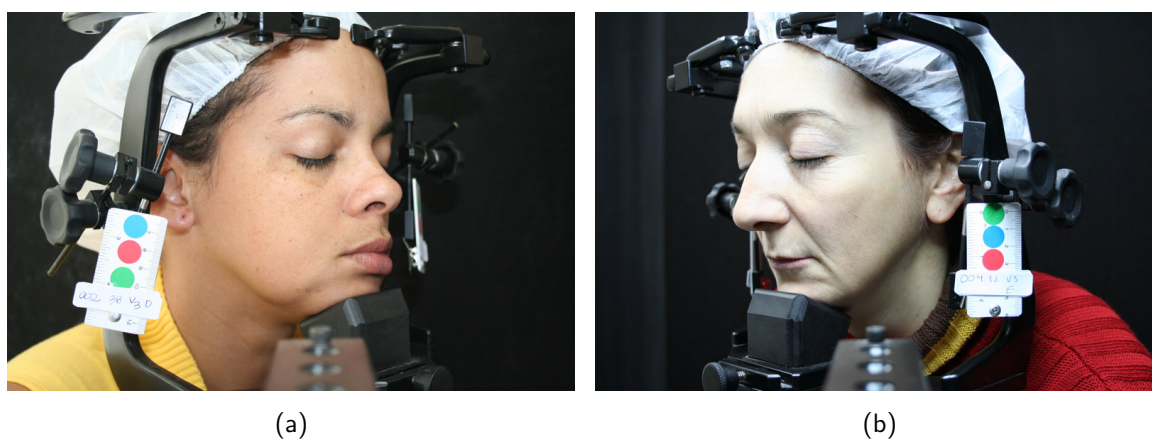


Figura 3.3: Exemplos de fotografias no momento da aquisição.

Observou-se a ocorrência de várias imagens fora de foco na etapa de aquisição. Essas imagens foram retiradas manualmente dos conjuntos de imagens avaliados.

3.2 Calibração

A calibração das imagens é necessária para garantir que diferenças de iluminação entre fotografias diferentes não afetem o resultado final do método proposto. A técnica utilizada foi uma calibração linear, como a descrita na seção 2.2.1, com base na cor do objeto de referência.

As imagens dos conjuntos avaliados foram agrupadas por paciente, e a calibração foi feita de modo que as referências ficassem iguais em tamanho e cor, em cada grupo de imagens.

A adequação da escala foi feita por meio da redução ou ampliação da fotografia inteira, de modo que o objeto de referência atingisse um tamanho padrão. As imagens utilizadas foram ajustadas de modo que cada marca de referência de 2 centímetros de diâmetro aparecesse com 100 pixels de diâmetro na imagem digitalizada.

A adequação da cor foi feita inicialmente transformando-se a imagem de interesse no sistema de cores HSI (ver apêndice A), e depois disso, houve o ajuste linear da intensidade (I), de modo que todas as fotografias de um paciente tivessem a mesma intensidade na referência.

3.3 Recorte

Um recorte manual foi realizado em cada fotografia, de modo que a região periorbital, na face, fosse extraída. O tamanho do recorte foi uniforme para a maioria das fotografias (150 × 81 pixels), no entanto, em algumas fotografias não foi possível fazer um recorte do tamanho padrão, devido à presença de pêlos, maquiagem ou outros elementos contaminantes. Nesses casos, houve o cuidado de se manter o mesmo tamanho do recorte para o mesmo paciente.

O posicionamento do recorte foi feito manualmente, tomando como referência a posição de alguma característica peculiar da pele do paciente, como por exemplo, uma determinada mancha ou marca. Também tomou-se o cuidado para não incluir elementos indesejáveis dentro da área do recorte, como pêlos, maquiagem ou qualquer outro objeto que não fosse pele. Exemplos de recortes podem ser vistos nas figuras 3.4 e 3.5.

3.4 Segmentação

A etapa de segmentação da imagem tem como objetivo dividir a imagem em duas regiões: região com rugas e região sem rugas. Para isto foram utilizados quatro métodos automáticos de segmentação, cujos resultados serão comparados no capítulo 4. Além disso, foi realizada segmentação manual de um subconjunto de imagens por médicos especialistas, para fins de comparação com os resultados obtidos automaticamente.

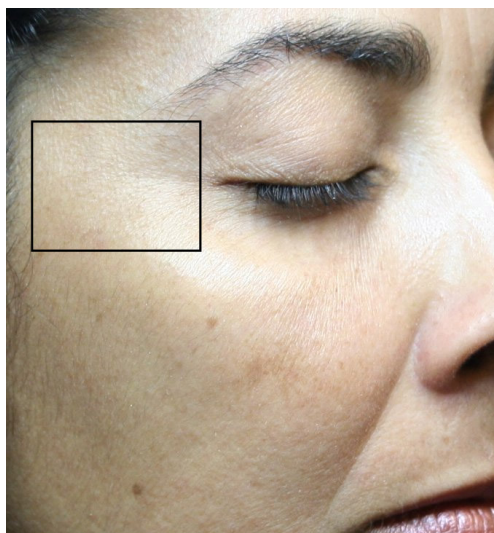


Figura 3.4: Exemplo de recorte do rosto na região periorbital.

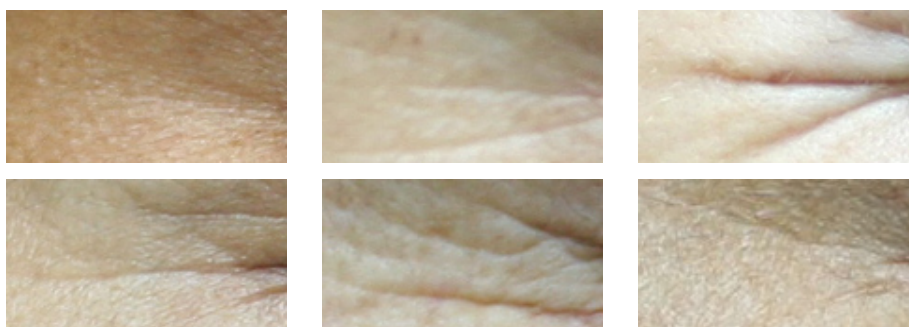


Figura 3.5: Exemplos de recortes da região periorbital.

Método baseado em Poster Edges

Antes do início deste trabalho, um método para a avaliação de rugas foi desenvolvido pelo Núcleo de Pesquisas em Imunodermatologia da UFPR. Este método foi baseado em ferramentas existentes no software *Adobe Photoshop* [2].

Inicialmente, a operação *Poster Edges* do Adobe Photoshop pinta de preto as áreas onde há bordas, no caso deste trabalho, as rugas. Depois disso, essas áreas em preto são separadas e é realizada uma contagem dos pixels encontrados. Não se sabe com exatidão quais transformações de imagem são realizadas pela operação *Poster Edges*, pois se trata de um método implementado em um software comercial e fechado.

De acordo com a seção de ajuda do Adobe Photoshop, esse método reduz o número de cores e localiza as bordas presentes na imagem, traçando nelas linhas pretas. Áreas maiores recebem um sombreamento simples, enquanto detalhes mais escuros aparecem distribuídos em toda a imagem.

A separação das áreas com rugas do fundo é feita pela operação *Color Range* do Adobe

Photoshop. Essa operação seleciona pixels na imagem por similaridade de cor e tem um parâmetro que aumenta ou diminui a faixa de cores considerada. O parâmetro originalmente utilizado era de 100, mas neste trabalho foram considerados os valores de 20, 40, 60, 80 e 100. Após a limiarização, os pixels foram contados e o valor resultante utilizado na análise dos resultados.

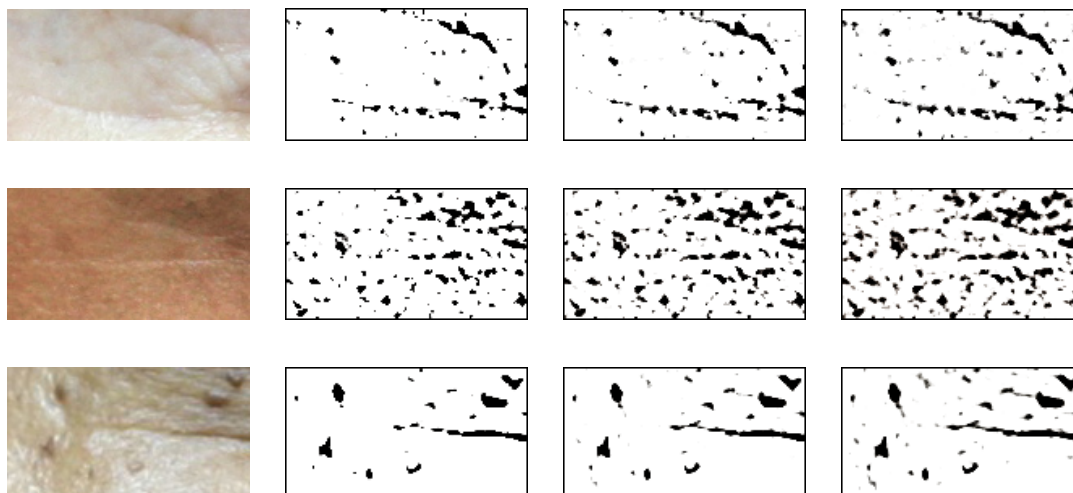


Figura 3.6: Alguns exemplos do efeito *Poster Edges*, do *Adobe Photoshop*. Da esquerda para a direita: seleção de rugas por *Color Range* com parâmetros 20, 60 e 100.

A operação *Poster Edges* apresenta três parâmetros: largura de borda (*edge thickness*), intensidade de borda (*edge intensity*) e redução do número de cores (*posterization*). Os parâmetros utilizados neste trabalho foram fixados em 10 para largura de borda, 2 para intensidade de borda e 6 para redução do número de cores. Estes valores já estavam sendo utilizados pela equipe médica no início deste estudo.

Nas imagens utilizadas, este método não somente marcou as regiões onde havia rugas presentes, mas também demais marcas na pele. De acordo com opinião de médico especialista, este método marca, além da ruga, os poros da pele. Alguns exemplos do uso do método estão na figura 3.6.

Método baseado no operador Canny

O método baseado no operador Canny (seção 2.2.3.3) foi utilizado para medição de rugas. Como parâmetros foram fornecidos ao programa os limiares T_1 e T_2 , e o desvio padrão do núcleo do filtro Gaussiano. Os limiares escolhidos foram $T_1 = 0,1$ e $T_2 = 0,9$ (em uma escala $[0 - 1]$) com base na observação empírica do resultado da aplicação do método em algumas fotografias. Foram utilizados valores de desvio padrão do núcleo do filtro Gaussiano (σ) iguais a 1, 1,5, 2, 2,5, 3 e 5, gerando uma imagem diferente para cada valor.

Todas as seis imagens geradas para cada imagem original tiveram seus pixels contados e o valor resultante foi utilizado na análise dos resultados. Alguns exemplos da aplicação do operador Canny para imagens de rugas do rosto podem ser vistos na figura 3.7.

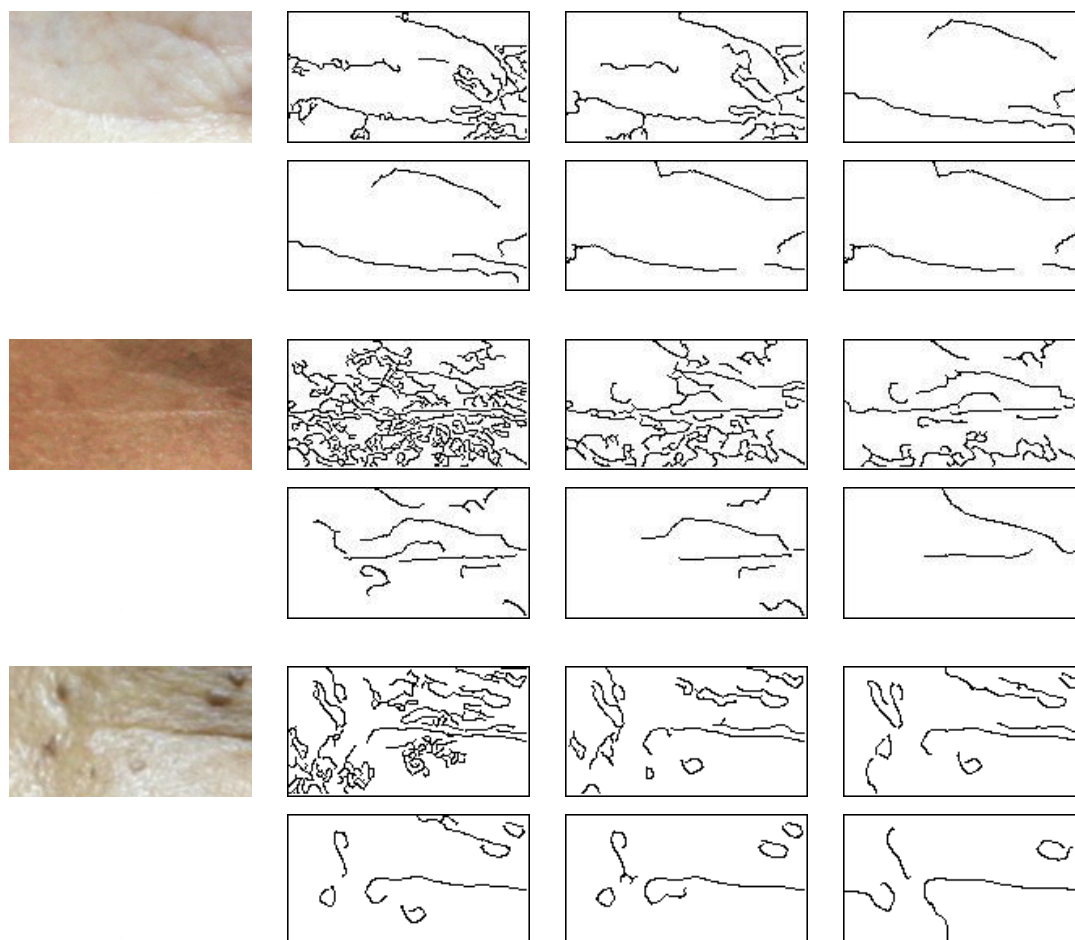


Figura 3.7: Alguns exemplos do operador Canny em três imagens de rugas do rosto. Para cada uma das imagens, são mostrados os resultados do operador Canny com σ igual a 1,0, 1,5 e 2,0, na primeira linha da esquerda para a direita, e 2,5, 3,0 e 5,0, na segunda linha, da esquerda para a direita. Quanto maior o σ , menor é a sensibilidade do operador a ruído, no entanto, é menor também a sua precisão na localização de bordas.

Método baseado em morfologia matemática

O método baseado em morfologia matemática foi utilizado em duas formas: localização de borda pela erosão da imagem subtraída da imagem original, e localização de borda pela erosão subtraída da dilatação. Foram utilizados quadrados de tamanhos 3×3 , 5×5 e 7×7 como elemento estruturante.

A imagem resultante teve seu histograma equalizado linearmente e foi limiarizada utilizando-se o método de Otsu. Foram armazenadas imagens com o limiar de Otsu multiplicado pelos fatores 1,0, 1,4, 1,8 e 2,2. Esses valores foram escolhidos com base na observação

empírica dos resultados do método aplicado em algumas fotografias. Todas as 24 imagens geradas para cada imagem original tiveram seus pixels contados e o valor resultante foi utilizado na análise dos resultados. Alguns exemplos de imagens de localização de borda baseada em operações de morfologia matemática podem ser observados na figura 3.8.

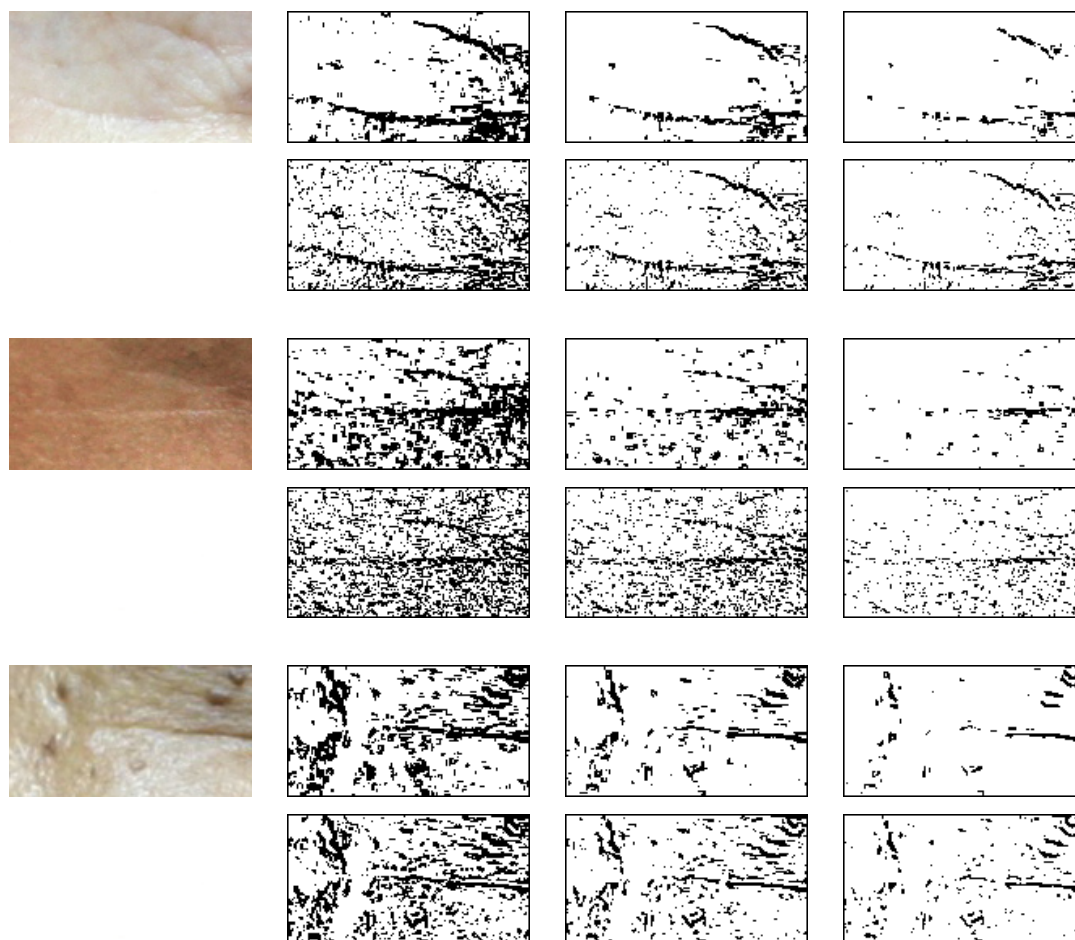


Figura 3.8: Exemplos da aplicação da localização de borda baseada em morfologia matemática em três imagens de rugas do rosto. Na primeira linha de cada imagem é mostrada a localização de borda utilizando erosão subtraída da dilatação, com limiares 1,0, 1,4 e 1,8, da esquerda para a direita, respectivamente. Na segunda linha é mostrada a localização de borda utilizando erosão subtraída da imagem original, com os mesmos limiares. Todos os exemplos desta figura utilizaram como elemento estruturante um quadrado de 3×3 pixels.

Para efeito de simplificação, os métodos de morfologia matemática vão ser denominados de acordo com a nomenclatura definida na tabela 3.1.

Método baseado no gradiente

O método baseado no gradiente tem duas etapas: a primeira etapa consiste em uma atenuação de ruído, baseada na operação de reconstrução morfológica, e a segunda etapa é a aplicação

Denominação	Elemento Estruturante	Operação
DE3	3×3	Dilatação - Erosão
OE3	3×3	Imagem Original - Erosão
DE5	5×5	Dilatação - Erosão
OE5	5×5	Imagem Original - Erosão
DE7	7×7	Dilatação - Erosão
OE7	7×7	Imagem Original - Erosão

Tabela 3.1: Morfologia Matemática: nomenclatura utilizada neste trabalho, de acordo com o tamanho do elemento estruturante (em pixels) e do tipo de operação.

do operador Sobel sobre a imagem resultante.

Duas imagens resultantes foram geradas: uma filtragem de ruído é realizada na primeira imagem, e duas filtrações de ruído na segunda imagem. O valor de limiar é fixo, escolhido com base em observações empíricas. Alguns exemplos da aplicação do operador gradiente podem ser observados na figura 3.9.

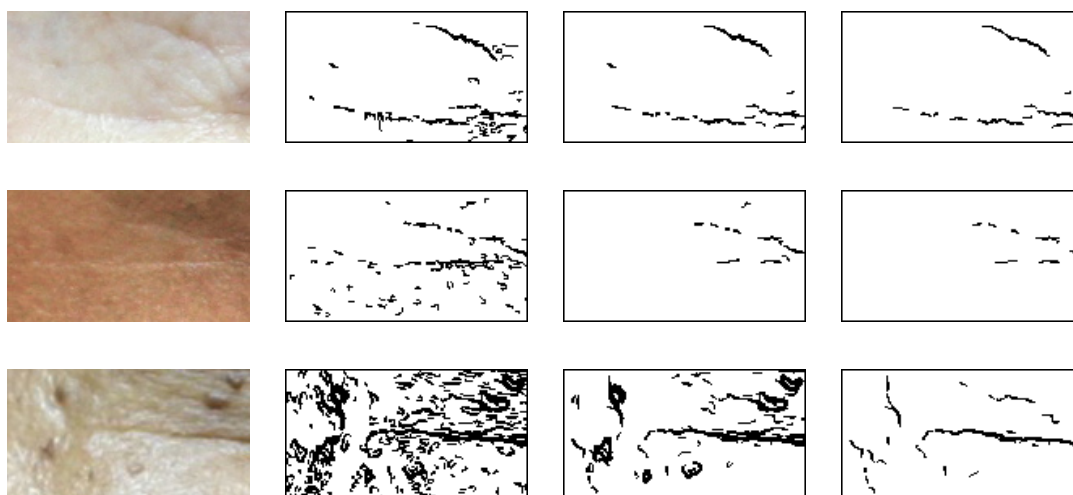


Figura 3.9: Exemplos da aplicação da localização de borda baseada no operador gradiente, em três imagens de rugas do rosto. Da esquerda para a direita: localização de borda sem filtragem de ruído, com uma filtragem de ruído e com duas filtrações de ruído.

3.5 Mensuração e Análise dos Resultados

Após isoladas as regiões de interesse, há a necessidade de mensuração de suas características. Neste estudo, uma contagem de pixels foi realizada na região acometida por rugas, de acordo com o resultado encontrado por cada método de segmentação. A comparação subsequente foi baseada nesse número de pixels.

A análise dos resultados visa avaliar cada um dos métodos nos seguintes quesitos:

- **Efetividade** - quanto o método consegue distinguir entre pele rugosa e pele não-rugosa;
- **Correspondência com o conhecimento médico** - quanto o resultado corresponde à resposta esperada, observando-se variação de rugas com a idade e com a classificação de Glogau previamente estabelecida;
- **Repetibilidade e Reprodutibilidade** - quanto o método varia, considerando recortes por um mesmo observador e por observadores diferentes, em fotografias semelhantes.

O desafio deste trabalho é achar uma medida objetiva para rugas cutâneas. Na prática médica atual, as rugas são classificadas de forma aproximada, de acordo com a observação de alguns critérios subjetivos. Não é possível utilizar uma medida padrão ou *Gold Standard* para avaliar a eficácia de um método de segmentação de rugas, pois esta medida não existe.

Um experimento foi realizado neste trabalho visando medir se há diferenças entre a classificação de rugas por diferentes profissionais e, caso afirmativo, qual a magnitude dessas diferenças. Nesse experimento, seis profissionais utilizaram uma caneta digital sobre uma prancheta eletrônica para demarcar manualmente as rugas em um conjunto de imagens. Os resultados deste experimento são mostrados e discutidos na seção 4.1.2.

Avaliação da qualidade dos processos

A habilidade de um processo tem seu sucesso baseado no seu controle de qualidade. O processo deve ser capaz de reproduzir, com pouca variabilidade, as mesmas medidas várias vezes. A qualidade do processo é considerada boa quando a variabilidade entre medidas obtidas pela mesma pessoa e instrumento é baixa.

A repetibilidade é a medida utilizada para quantificar variações de medida pelo mesmo indivíduo e instrumento. A reprodutibilidade quantifica variações de medida com diferentes indivíduos mas com o mesmo instrumento ou método. Uma medida é dita reprodutível quando essa variação de medida é menor que um limite concordado.

A repetibilidade é obtida por método estatístico sobre a variação de medições feitas com o mesmo instrumento, observador e posição, em um curto intervalo de tempo de aquisições. A reprodutibilidade é obtida por método estatístico sobre a variação de medições feitas com o mesmo instrumento e utilizando o mesmo método, mas por diferentes observadores. Barrentine [6] sugere uma classificação do resultado de acordo com a porcentagem de variabilidade. Essa classificação pode ser observada na tabela tabela 3.2.

Um método estatístico utilizado neste trabalho para medição de repetibilidade e reprodutibilidade é a análise Gage RR [9]. A análise Gage RR determina a variação de um equipamento ou método (repetibilidade), a variação pelo observador, a variação de cada parte (variação das partes = variação da fotografias neste estudo) e variação da interação deste equipamento ou método com as partes (variação por interação). A mesma análise calcula a variação julgada

(reprodutibilidade) dentro de todo processo ou método considerando a variação do observador e a variação por interação. Assim, o valor total da variação (Gage RR) é determinado pela repetibilidade juntamente com a reprodutibilidade. A variação total é determinada pela repetibilidade, pela reprodutibilidade e pela variação das partes. Um valor percentual do total é determinado.

Resultado	Classificação
< 10%	Excelente
11% a 20%	Adequada
21% a 30%	Aceitável
> 30%	Inaceitável

Tabela 3.2: Classificação da repetibilidade e reprodutibilidade. Fonte: Barrentine [6]

Correlação entre os métodos

O coeficiente de correlação de Pearson pode ser utilizado para medir o grau de correlação entre duas variáveis [16]. Esse coeficiente pode assumir valores no intervalo entre -1 e 1, onde 1 significa uma correlação perfeita positiva entre as duas variáveis, e -1 significa uma correlação perfeita negativa entre as duas variáveis. Zero significa que as duas variáveis não dependem linearmente uma da outra.

Neste trabalho, o coeficiente de Pearson foi calculado para todos os pares da execução de cada método, visando observar se existiu correlação entre quaisquer métodos, para o conjunto de fotografias utilizado. Os resultados deste estudo são apresentados na seção 4.1.5.

Análise da variância

Os testes de análise de variância ou ANOVA são utilizados para comparar as diferenças entre dois ou mais grupos de uma população, com base na variância. Esse teste é melhor que uma simples comparação da média entre os grupos, pois por este teste é possível obter a probabilidade de os resultados terem acontecido por acaso [27].

Os testes de ANOVA assumem que o conjunto de dados apresenta uma distribuição normal, que as amostras são independentes entre si, e que as variâncias entre as populações são iguais (hipótese-nula). Um teste (teste-F) utiliza uma distribuição-F para verificar se as variâncias são iguais e se a hipótese nula é bem aceita [16]. Dependendo do posicionamento do resultado na distribuição-F, pode-se verificar se a hipótese-nula ocorre ou não. A partir do teste-F, pode-se verificar, por meio de uma probabilidade p , se os resultados aconteceram por acaso. Uma probabilidade de 0,05 ou menos geralmente significa que os resultados não aconteceram por acaso.

O Kruskal-Wallis [16] é um teste não-paramétrico para testar a igualdade das medianas de uma população dividida por Grupos. Este teste é semelhante ao teste ANOVA, no entanto, ele não assume que a população apresente uma distribuição normal.

A distribuição de qui-quadrado [16] pode ser utilizada como distribuição-F, ou seja, em testes de significância de resultados. Ela assume que a hipótese-nula é verdadeira.

Coeficiente de Variação

Uma maneira de se expressar a variabilidade dos dados tirando a influência da ordem de grandeza da variável é através do coeficiente de variação, definido pela divisão do desvio padrão pela média [33].

O CV pode ser interpretado como a variabilidade dos dados em relação à média. Quanto menor o CV mais homogêneo é o conjunto de dados. Quando não houver variabilidade entre os dados o CV é igual a zero. Este coeficiente é usualmente expresso em porcentagem.

O CV pode ser classificado como baixo, médio, alto ou muito alto, dependendo da aplicação. Ele pode ser útil na comparação de duas variáveis ou grupos que a princípio não são comparáveis.

Representação dos Resultados

No capítulo 4 alguns resultados são apresentados em um gráfico com uma variável discreta no eixo x e uma variável contínua no eixo y . Um exemplo deste gráfico pode ser visto na figura 3.10.

Cada ponto preto representado no gráfico corresponde ao valor obtido em uma amostra, no caso deste trabalho, à uma medição em uma fotografia. A linha cinza horizontal cortando a figura ao meio é a média simples entre todas as amostras. A representação em uma caixa vermelha contém uma linha no meio, correspondente à mediana das amostras, e os quartis 25% e 75%. Entre a mediana e cada quartil estão 25% de todas as amostras do respectivo grupo. Os valores além das linhas extremas dessa caixa vermelha são os outliers de cada grupo. Quando houver uma representação de diamante verde, esta corresponde à média do grupo calculada por método ANOVA.

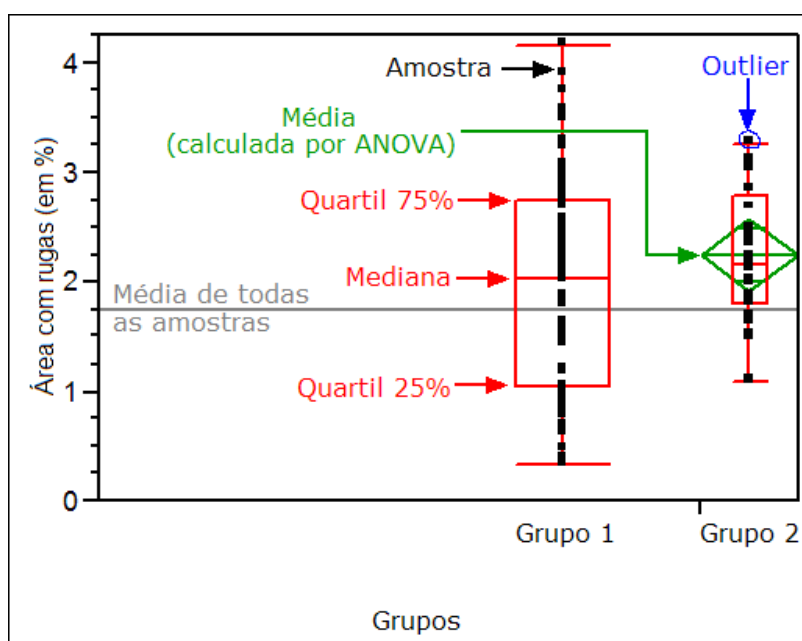


Figura 3.10: Exemplo de gráfico de uma variável contínua (neste caso, área com rugas) por uma variável discreta (grupos).

CAPÍTULO 4

RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Neste trabalho foram utilizados dois conjuntos de fotografias para avaliação de quatro métodos semi-automáticos de avaliação de rugas cutâneas.

O primeiro conjunto de fotografias foi utilizado para estudo e avaliação dos métodos desenvolvidos, contemplando os seguintes quesitos:

- similaridade entre o resultado dos métodos semi-automáticos e o grau de rugosidade da pele, segundo classificação por especialistas na escala de Glogau;
- determinação do grau de correlação entre dois métodos semi-automáticos quaisquer;
- similaridade entre o resultado dos métodos semi-automáticos e a medição manual com base em experiência de especialistas;
- resposta do método com a variação da faixa etária das pacientes;
- reprodutibilidade e repetibilidade, para medições realizadas em duas imagens idênticas, com pequenas diferenças.

O objetivo do segundo conjunto de fotografias foi o de avaliar a eficácia dos métodos automáticos em distinguir entre pele enrugada ou pele não enrugada. Para realizar esta comparação, foram utilizados dois conjuntos de fotografias de voluntárias, onde, em um dos conjuntos as voluntárias aparecem com rosto relaxado e no outro conjunto aparecem com rosto contraído intencionalmente. A contração intencional do rosto faz com que a rugosidade aparente da pele fique maior.

A avaliação dos métodos semi-automáticos realizada utilizando o primeiro conjunto de fotografias foi abordada na seção 4.1, e a avaliação utilizando o segundo conjunto de fotografias foi abordada na seção 4.2.

Os quatro métodos semi-automáticos para detecção de rugas foram os métodos já citados em capítulos anteriores: o método baseado no efeito *Poster Edges* do *Adobe Photoshop*, o método baseado no operador Canny, o método baseado em morfologia matemática e o método baseado no operador gradiente com reconstrução morfológica.

Os métodos foram executados em um computador padrão IBM-PC com processador de 2GHz, a implementação do método Canny foi em linguagem C para linux, e os métodos de morfologia matemática e gradiente foram desenvolvidos no Matlab 7 para linux. As análises estatísticas foram feitas utilizando-se o software JMP 6.

4.1 Análise do Primeiro Conjunto de Fotografias

O primeiro conjunto contém 762 fotografias de 109 voluntárias das cinco regiões do país. Estas fotografias foram cedidas pela Natura [3], sendo parte de um projeto maior de pesquisa. Essa amostra abrange uma parcela da população similar ao perfil médio da população brasileira. Houve variação de fototipo cutâneo e de idade entre as voluntárias. Além disso, todas elas foram avaliadas por especialistas e um grau na escala de Glogau foi atribuído para cada voluntária, conforme a prevalência e grau de rugas cutâneas observadas. A idade e fototipo de cada voluntária também estavam disponíveis, conforme classificação efetuada por especialistas.

4.1.1 Características demográficas da população

Nesta seção são apresentadas algumas características da primeira população como, por exemplo, informações de idade, fototipo, classificação de rugas na escala de Glogau e associações com a região do país.

Idade

Foram estudadas 109 voluntárias das 5 regiões do Brasil. A média de idade é de $46,94 \pm 10,20$ anos (média \pm desvio padrão). Duas voluntárias de 72 e 76 anos foram consideradas *outliers* na distribuição, mas foram mantidas na análise. A população apresentou uma distribuição não-normal com relação à idade, como pode ser observado na figura 4.1.

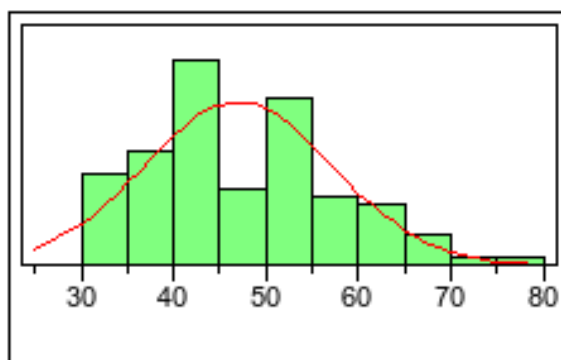


Figura 4.1: Distribuição de idade na população. Foi obtida uma distribuição não-normal da população quanto à idade.

Fototipo

A maioria das voluntárias recebeu grau III na escala de fototipo cutâneo de Fitzpatrick. Apenas 4% delas foram classificadas como fototipo I e nenhuma delas como V ou VI. Isto pode ser observado na figura 4.2.

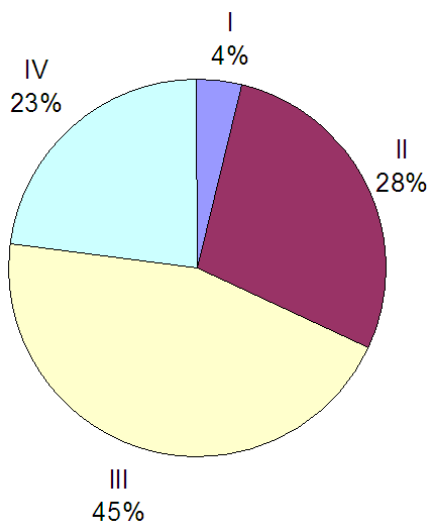


Figura 4.2: Distribuição da população quanto ao fototipo.

Glogau

A maioria das voluntárias foi classificada com graus II ou III na escala de rugas de Glogau. Apenas 6% foram classificadas com o grau IV nesta escala, como pode ser notado na figura 4.3.

A classificação de Glogau sofre influência da idade, isto é, a idade é um parâmetro de entrada para o método. A média da população é de 46,94 anos e houve o predomínio de do grau III na escala de Glogau, que é característico desta idade.

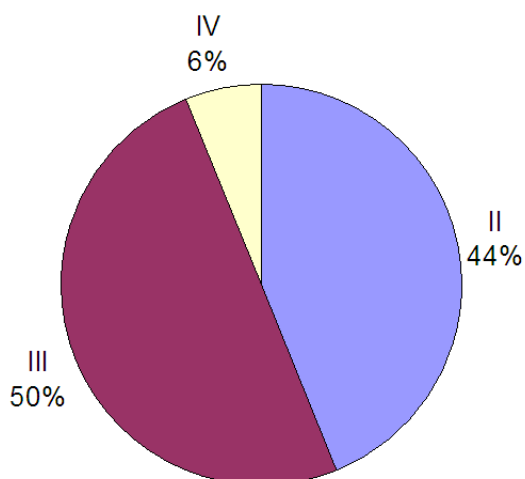


Figura 4.3: Grau de intensidade das rugas na população segundo a escala de Glogau.

Associação Idade × Glogau

Observa-se um significativo aumento da idade com a classificação de Glogau, conforme ilustrado na figura 4.4. A associação da idade com Glogau confirma que este sofre uma forte influência da idade na sua determinação. Os resultados obtidos confirmam essa influência.

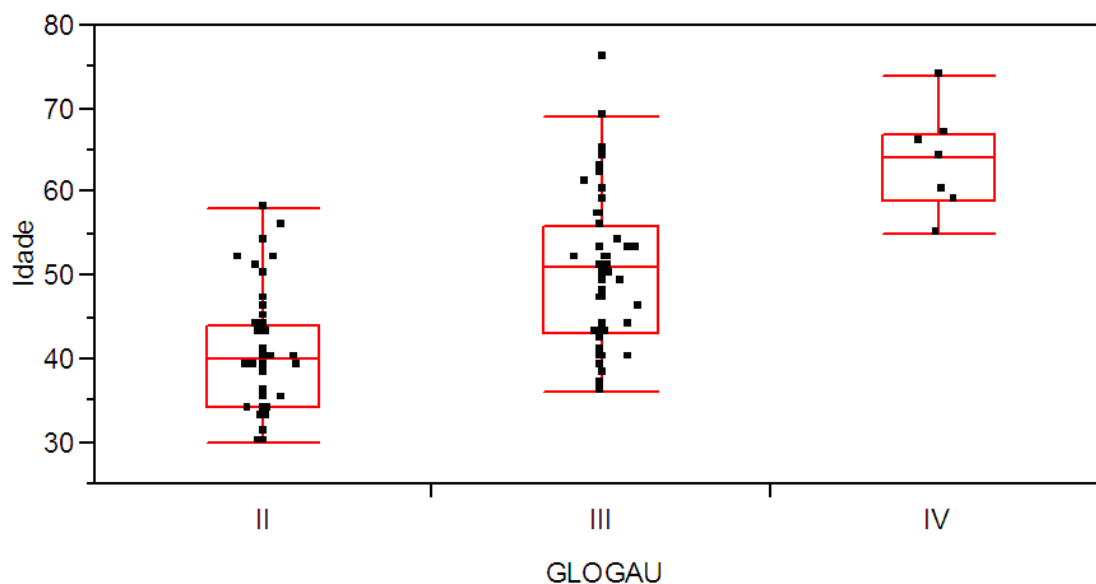


Figura 4.4: Idade × grau de rugosidade cutânea, segundo a classificação de Glogau.

Associações Idade × Fototipo e Idade × Região

Não houve diferença da idade com relação ao fototipo (ANOVA, $p = 0,832$, utilizando uma distribuição qui-quadrado). Pode-se observar na tabela 4.1 as médias de idade para cada fototipo.

Fototipo	Amostras	Média de Idade
I	4	69,2500
II	32	53,7031
III	48	54,8542
IV	25	54,6600

Tabela 4.1: Associação Fototipo × Idade, Teste de Kruskal-Wallis / Wilcoxon (*Rank Sums*). Não houve diferença significativa de idade com relação ao fototipo.

Entretanto, com relação à região, houve diferença na idade média de cada centro (ANOVA, $p < 0,001$). A região centro-oeste apresenta a menor média de idade e a região sul a maior média, conforme a tabela 4.2.

Região	Amostras	Média de idade
CO	18	38,2222
N	14	47,8571
NE	19	45,7368
S	20	53,3000
SE	38	47,9737

Tabela 4.2: Associação Idade \times Região, médias de idade para teste Oneway ANOVA.

Região \times Fototipo

A região Norte apresenta fototipos III e IV e a região Sudeste apresenta fototipos I e II (qui-quadrado, $p = 0,0005$, conforme a tabela 4.3).

	I	II	III	IV	Total
CO	0	4	9	5	18
N	0	0	5	9	14
NE	0	5	8	6	19
S	0	7	11	2	20
SE	4	16	15	3	38
Total	4	32	48	25	109

Tabela 4.3: Contagem de ocorrências, distribuídas em uma tabela de região por fototipo.

4.1.2 Medições manuais

Foi elaborado um estudo com base em marcações de rugas realizadas manualmente por seis dermatologistas, visando encontrar o que especialistas da área entendem por ruga e obter um padrão ou *Gold Standard* para avaliação dos métodos.

Duzentas e seis fotografias do primeiro conjunto de fotografias tiveram suas rugas determinadas manualmente usando uma caneta digitalizadora, por médicos e residentes do Hospital de Clínicas da UFPR. Este conjunto de dados abrangeu fotografias de 49 voluntárias, em que cada voluntária teve de 2 a 6 fotografias repetidas e semelhantes, de cada lado do rosto. Todas as fotografias consideradas fora do padrão de foco ou na orientação do rosto foram excluídas. A figura 4.5 mostra alguns exemplos de medições manuais.

A área correspondente à marcação da ruga foi percentualmente determinada em relação à área total de análise, conforme a percepção subjetiva do especialista. A partir desse processo, observa-se que a medida de variação (reprodutibilidade) entre seis médicos dermatologistas e residentes quanto à área correspondente de rugas foi de 61,49% da variação total, de acordo com cálculo baseado no método Gage RR.

Esses resultados indicam uma variabilidade elevada e inaceitável nos padrões de controle

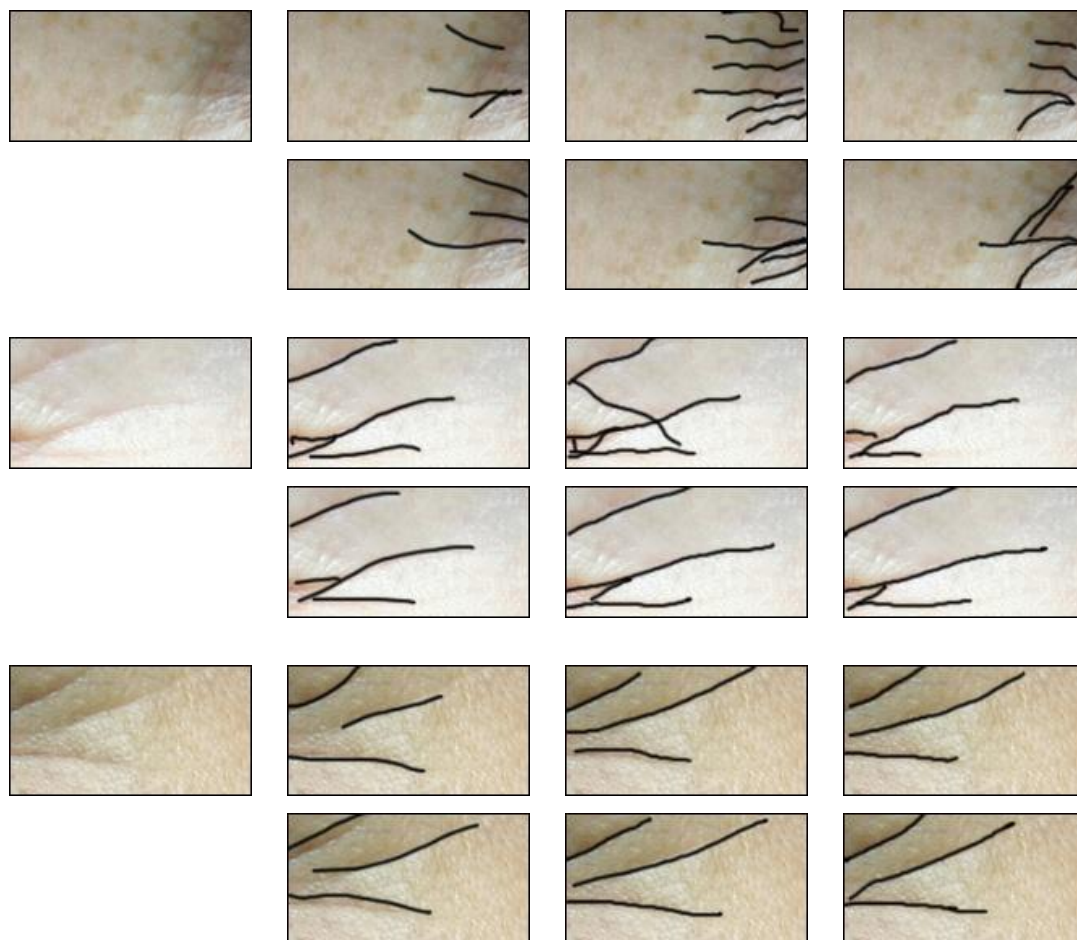


Figura 4.5: Exemplos de medições manuais feitas por seis especialistas em fotografias de três voluntárias utilizando uma caneta sobre prancheta eletrônica. Para cada imagem de pele (esquerda) a avaliação dos especialistas 1, 2 e 3 pode ser observada na primeira linha, e a variação dos especialistas 4, 5 e 6 na segunda linha. Neste estudo foram observadas diferenças significativas entre medições realizadas por diferentes especialistas.

de acurácia. A repetibilidade, que é variação do método para cada observador, foi de 23,24% da variação total. Esse índice de repetibilidade total foi obtido com base nos valores de repetibilidade de cada observador pelo método Gage RR [6]. A repetibilidade é calculada com base na demarcação de rugas em duas imagens idênticas e posteriormente comparadas. A tabela 4.4 mostra a repetibilidade de cada observador.

Coeficiente de Variação (CV)

O Coeficiente de Variação (CV) é outra medida de variabilidade. O coeficiente de variação entre os avaliadores foi determinado e o CV médio foi de 31,77%, variando entre 3,16% até 88,9%.

A partir desses resultados, estratificou-se a área correspondente a rugas em 4 grupos: menos de 1% (grupo I), de 1 a 2% (grupo II), de 2 a 3% (grupo III) e acima de 3% (grupo

Observador	Variabilidade (em %)	Classificação
1	8,01%	Excelente
2	19,80%	Adequada
3	3,80%	Excelente
4	14,09%	Adequada
5	7,25%	Excelente
6	6,44%	Excelente

Tabela 4.4: Repetibilidade intra-observador, calculada pelo método Gage RR. A variabilidade para cada observador foi baseada nas diferenças de medição para fotografias semelhantes.

IV) de área correspondente de rugas. O CV nestas categorias foi determinado e comparado. Observa-se que, significativamente, quanto menor a área de rugas maior o CV (Kruskal-Wallis Tests; $p < 0,001$). Um gráfico pode ser visto na figura 4.6.

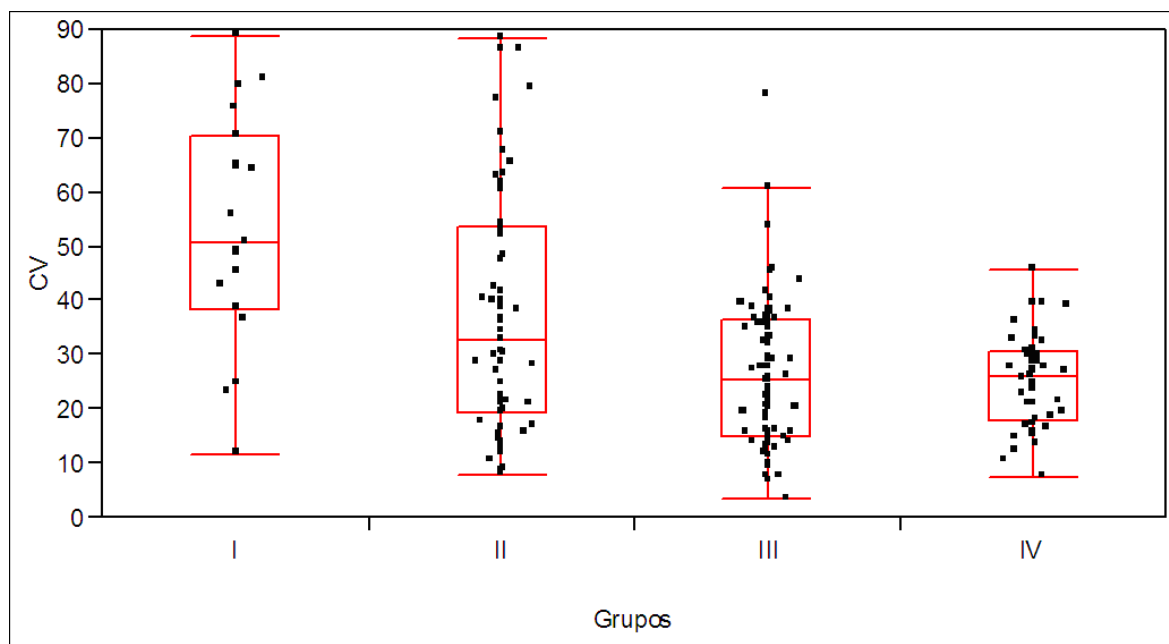


Figura 4.6: Análise do Coeficiente de Variação (CV) das medições efetuadas por diferentes observadores pelos grupos de tamanho de rugas. Os grupos I a IV correspondem aos grupos de imagens cujas rugas ocupam menos de 1%, 1% a 2%, 2% a 3% e mais de 3% do total da área da imagem, respectivamente. Neste estudo, o grau de variabilidade entre observadores diminuiu à medida que o tamanho das rugas aumentou.

A partir da análise Gage RR, pode-se observar que a variabilidade total do processo foi de 38,53% para o grupo com menos de 1% de rugas, 43,52% para o grupo com 1% a 2% de rugas, 24,32% para o grupo com 2% a 3% e 23,98% para o grupo com mais de 3% de rugas. Ou seja, houve um maior consenso entre os observadores quando eles marcaram mais de 2% de rugas na imagem. Segundo essa mesma análise, a repetibilidade, ou seja, a capacidade

do observador reproduzir o mesmo resultado com duas imagens semelhantes foi de 12,11%, 5,52%, 3,48% e 28,06% para os grupos I, II, III e IV. Observa-se que os piores resultados quanto à repetibilidade acontecem quando poucas rugas ou muitas rugas são marcadas pelos especialistas.

Por meio desses resultados, pode-se concluir que houve incongruência na capacidade de determinar o tamanho das rugas entre os médicos observadores, embora eles fossem capazes de reproduzir adequadamente o tamanho das rugas em fotografias semelhantes. Também pode-se concluir que a maior dificuldade acontece quando há poucas ou muitas rugas a serem determinadas.

4.1.3 Correlação dos métodos com idade

É conhecido amplamente que, à medida que envelhecemos, as rugas se acentuam por um efeito biológico nas fibras colágenas e elásticas da pele. Embora tenha uma influência genética, a maioria das pessoas perde colágeno e suas fibras elásticas sofrem elastose, perda da função elástica, com a idade.

Assim, testou-se qual método poderia prever um maior valor percentual de rugas com a idade. Para isso, a idade foi estratificada em 3 grupos e a intensidade de rugas de cada método avaliado. As figuras 4.7 a 4.15 ilustram a correlação dos métodos que melhor se relacionaram com a idade da maneira esperada. Os gráficos onde não se observou aumento de rugas com a idade foram omitidos.

Observou-se que apenas para os métodos Canny (com $\sigma = 5$) e Gradiente (com uma e com duas filtragens de ruído) se observou aumento de rugas de acordo com a idade. Para as medições manuais, observou-se incremento de idade com a faixa etária, em todas as faixas etárias, para os observadores 1 e 2. Para os observadores 3, 4 e 6 observou-se que a média de idade entre os grupos 45-59 anos e 60+ anos foi semelhante. Finalmente, o observador 5 identificou, na média, mais rugas no grupo de 45 a 59 anos do que no grupo de voluntárias com mais de 60 anos.

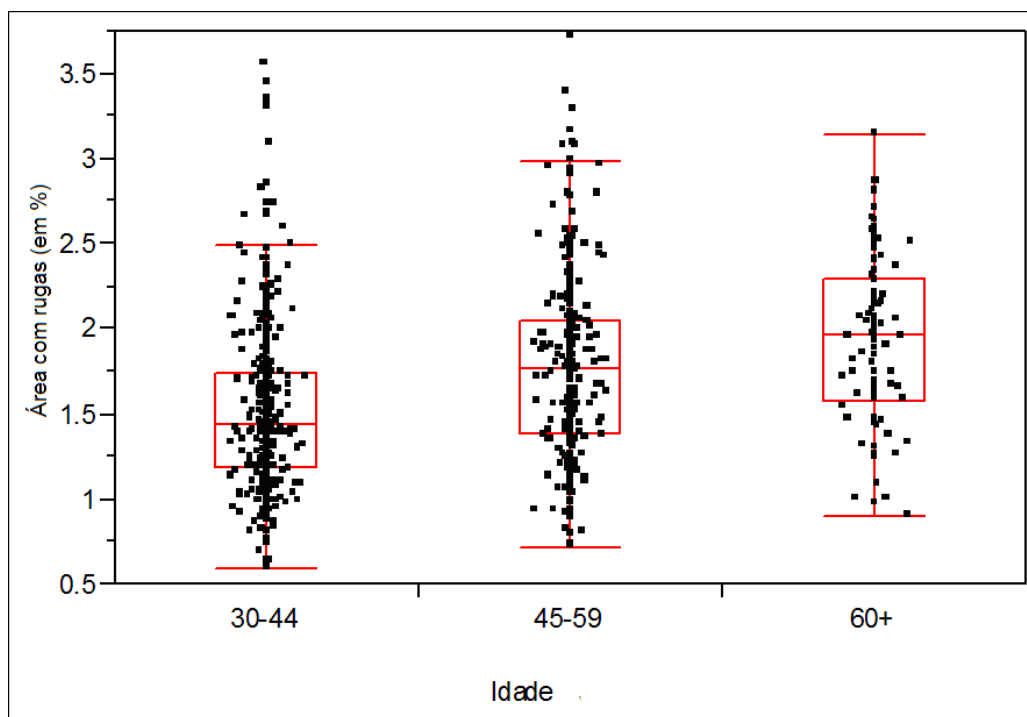


Figura 4.7: Correlação da quantidade de rugas, encontradas pelo método Canny, com a idade das voluntárias. Este resultado é para o método Canny utilizando $\sigma = 5$. Este método apresentou um aumento na quantidade de rugas pela idade, conforme esperado.

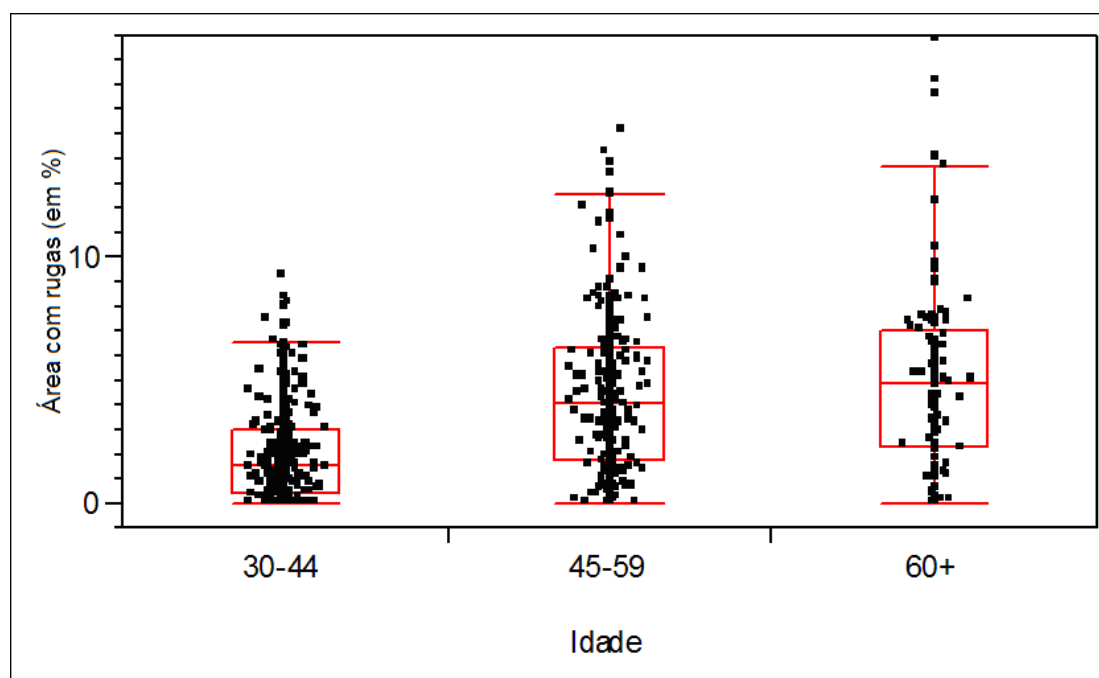


Figura 4.8: Correlação da quantidade de rugas, encontradas pelo método baseado em gradiente, com a idade das voluntárias. O método foi aplicado com uma filtragem de ruído na etapa de pré-processamento. Este método apresentou um aumento na quantidade de rugas pela idade, conforme esperado.

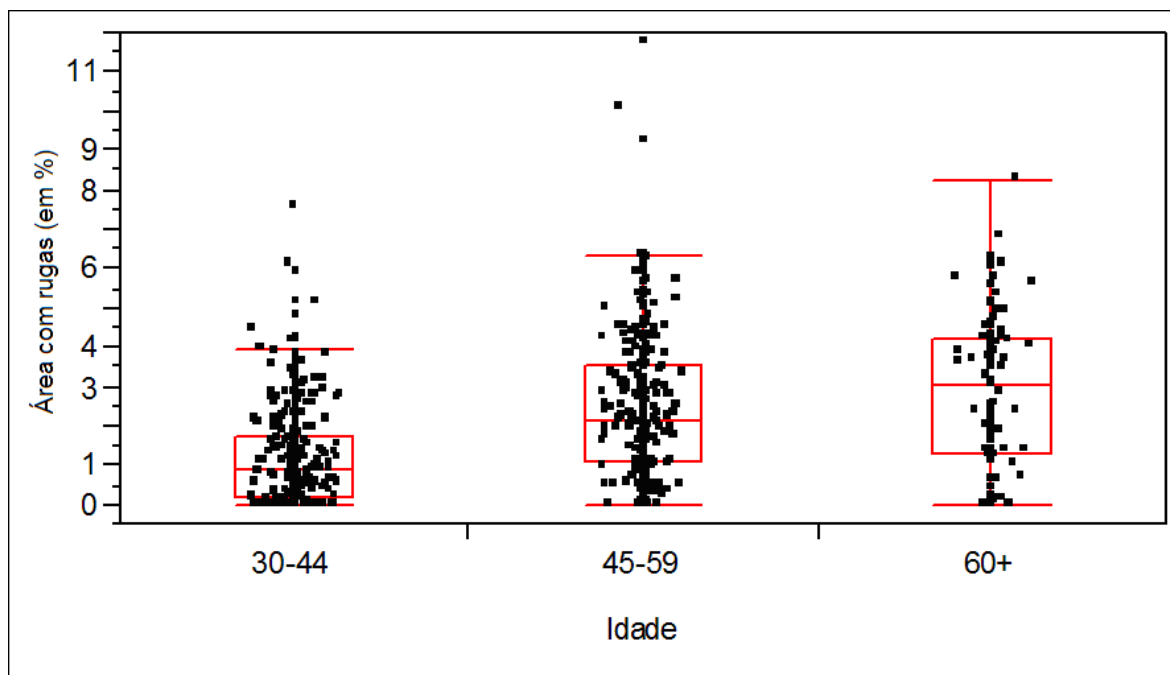


Figura 4.9: Correlação da quantidade de rugas, encontradas pelo método baseado em gradiente, com a idade das voluntárias. O método foi aplicado com duas filtragens de ruído na etapa de pré-processamento. Este método apresentou um aumento na quantidade de rugas pela idade, conforme esperado.

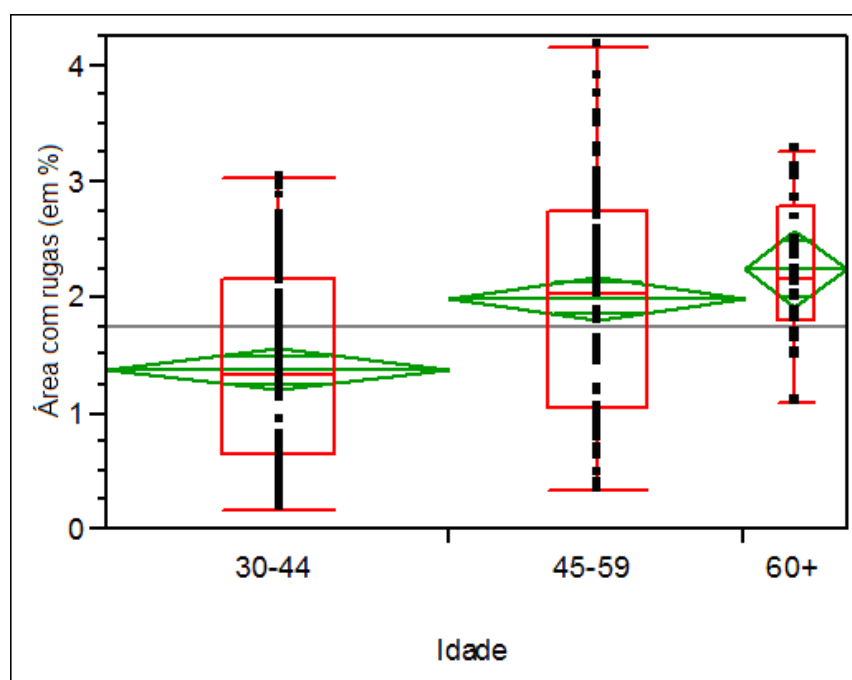


Figura 4.10: Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 1 com a idade das voluntárias.

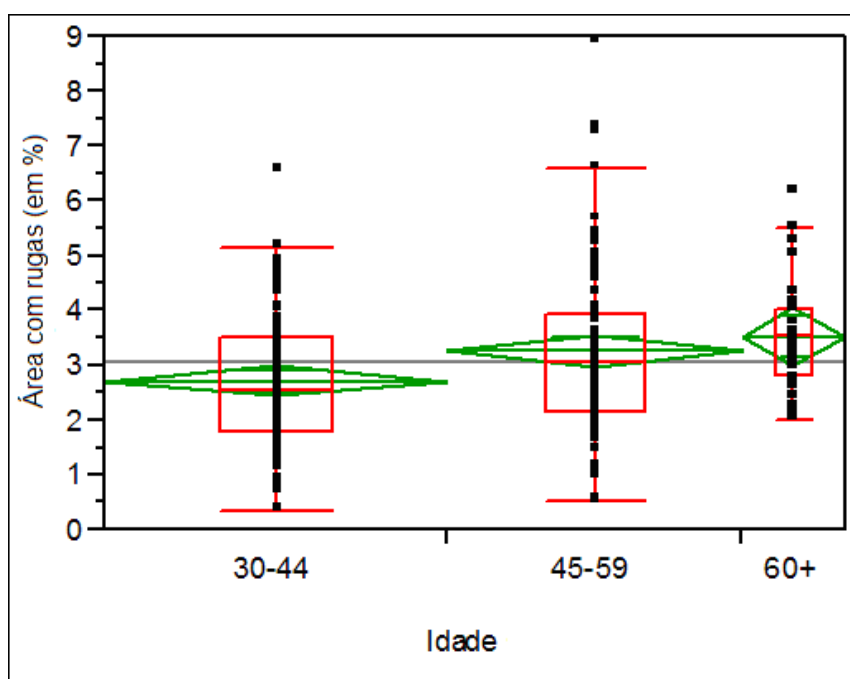


Figura 4.11: Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 2 com a idade das voluntárias.

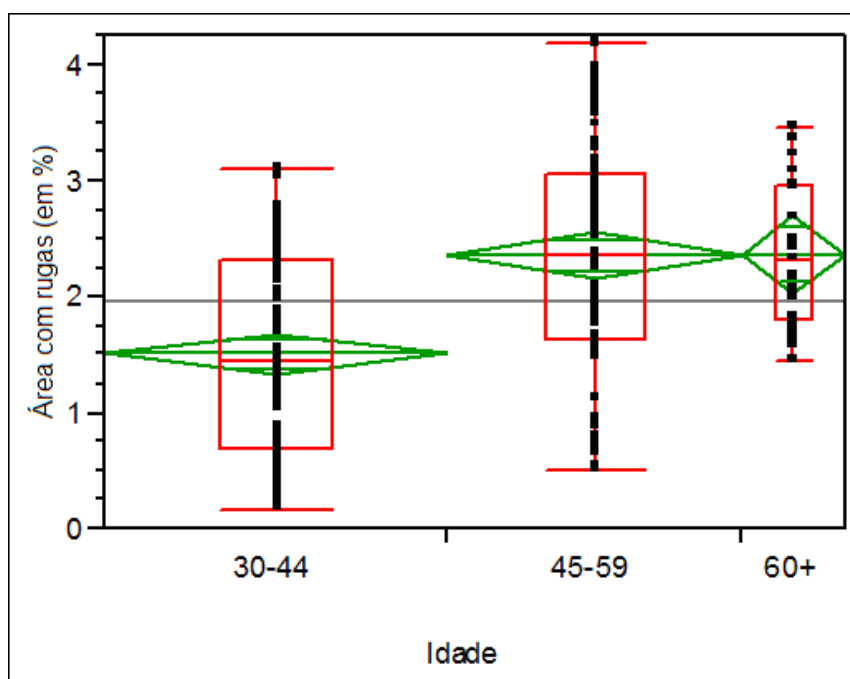


Figura 4.12: Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 3 com a idade das voluntárias.

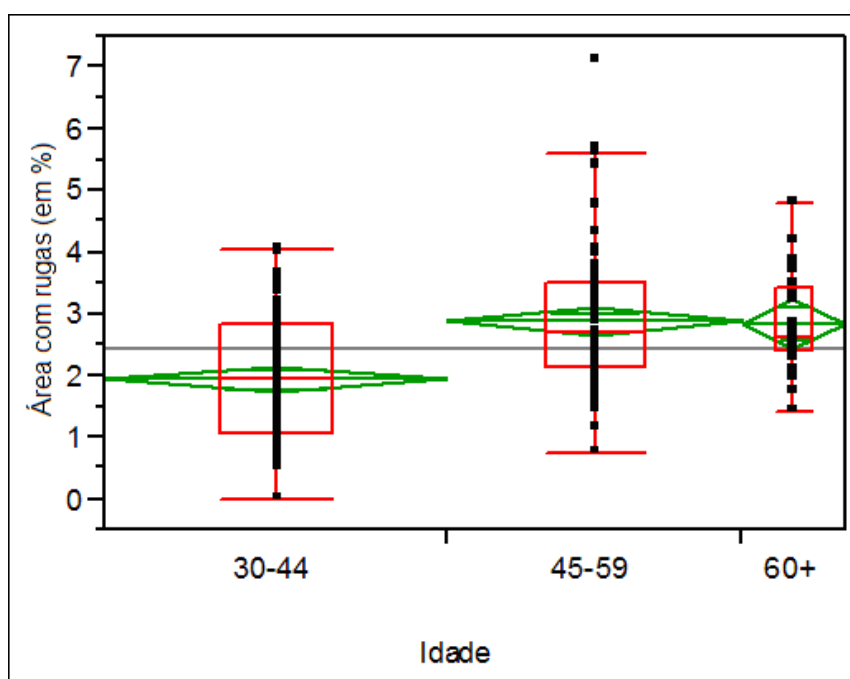


Figura 4.13: Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 4 com a idade das voluntárias.

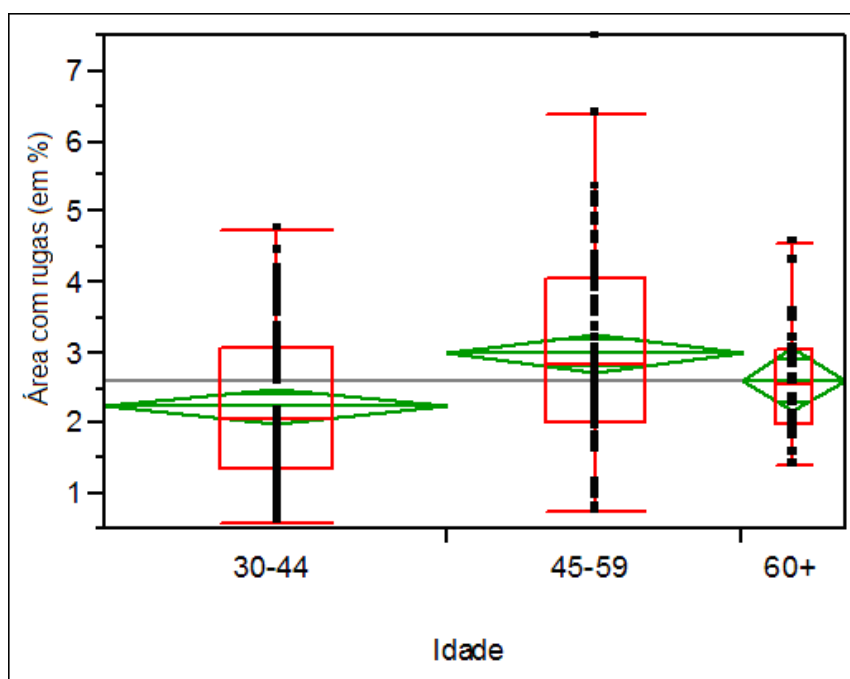


Figura 4.14: Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 5 com a idade das voluntárias.

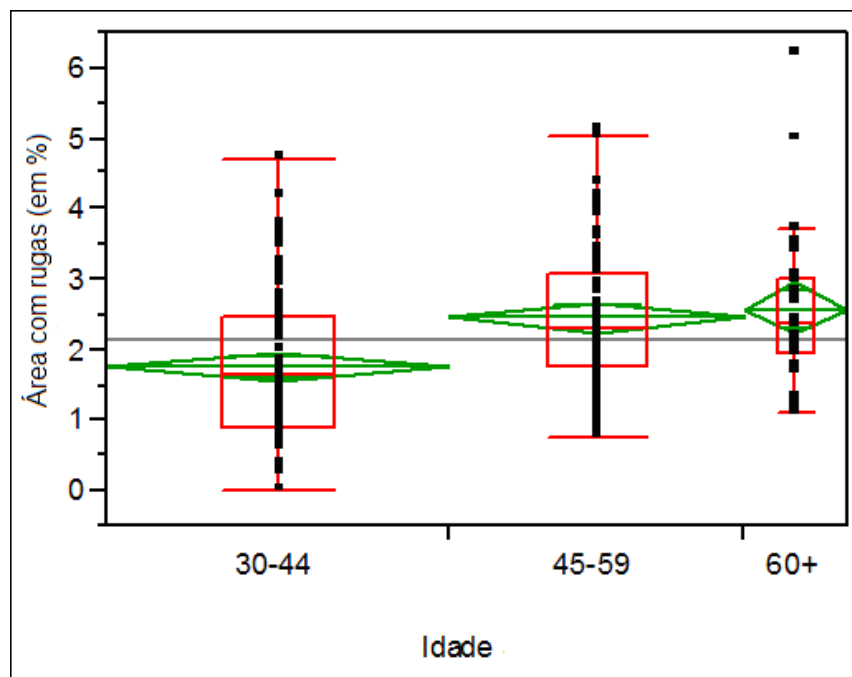


Figura 4.15: Correlação da quantidade de rugas encontradas de maneira manual pelo Observador 6 com a idade das voluntárias.

4.1.4 Correlação dos métodos com Glogau

Foi realizado um teste para verificar se os métodos automáticos conseguiriam resultado semelhante à classificação de Glogau, efetuada por especialistas. Um resultado favorável para o método é se ele conseguisse identificar mais rugas em fotografias classificadas com um grau maior na escala de Glogau.

Apenas o método Canny conseguiu apresentar este resultado, e apenas com $\sigma = 3,0$ e $5,0$. Os gráficos da correlação entre esses dois métodos e a classificação de Glogau podem ser observados na figura 4.16.

4.1.5 Correlação entre os métodos

O coeficiente de correlação de Pearson (r) foi calculado para todos os métodos semi-automáticos. Em geral, houve baixa correlação entre os métodos (máxima correlação de 0,2, entre morfologia e Canny). Para alguns parâmetros, a correlação chegou a ficar maior, sendo o máximo 0,66 (correlação entre morfologia matemática, DE3, com limiar $1,0 \times$ Canny, com $\sigma = 1,0$). A tabela 4.5 mostra um resumo da correlação entre os métodos semi-automáticos.

Uma interpretação possível para a baixa correlação é que cada método mede uma característica diferente da imagem.

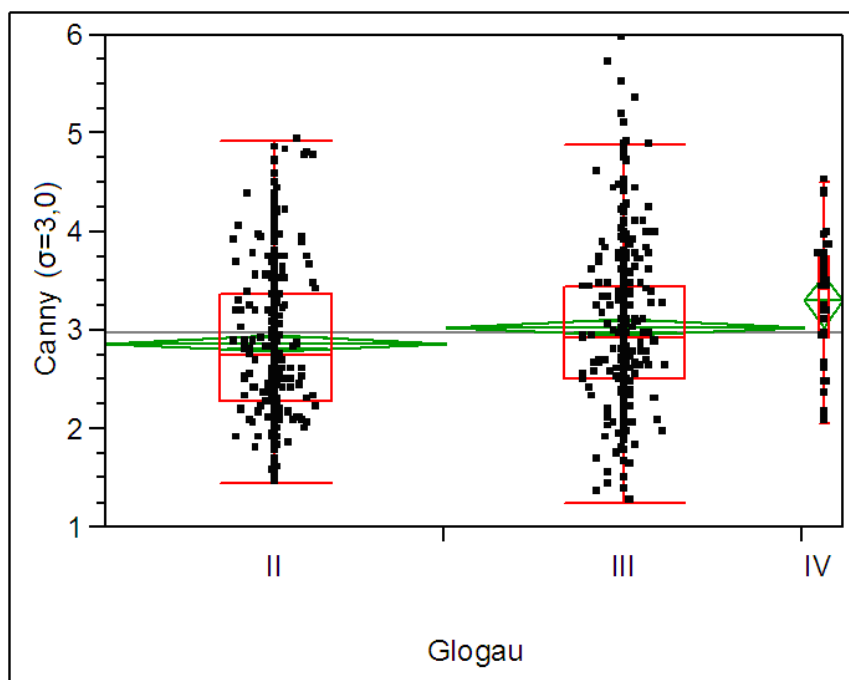
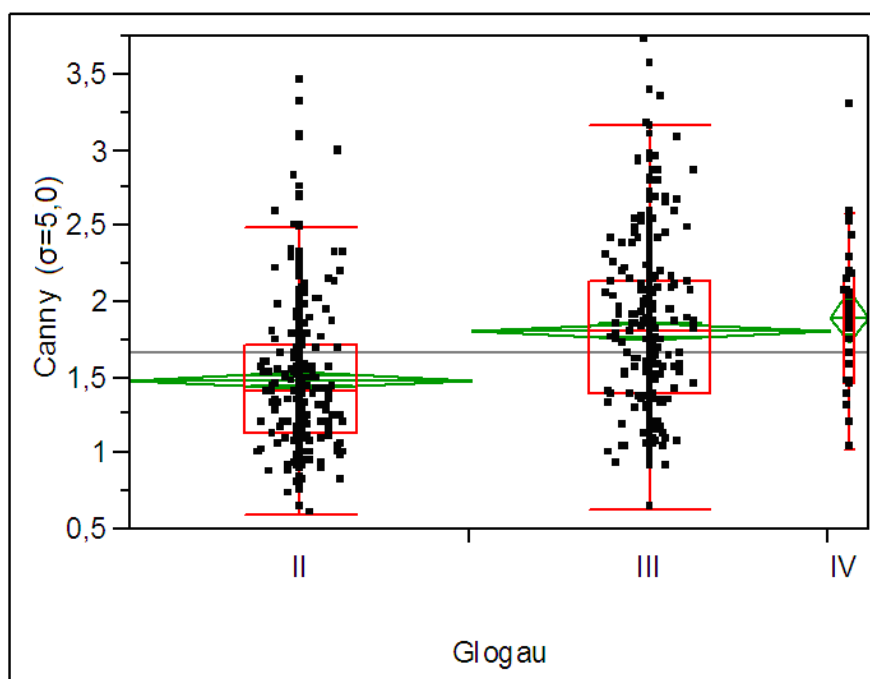
(a) Canny ($\sigma = 3, 0$) \times Glogau(b) Canny ($\sigma = 5, 0$) \times Glogau

Figura 4.16: Correlação do resultado da execução do método Canny, $\sigma = 3, 0$ e $\sigma = 5, 0$, com a classificação na escala de Glogau, para o primeiro conjunto de fotografias.

	Poster Edges	Canny	Morfologia
Canny	Não significativa ($r < 0,14$)	-	-
Morfologia	Não significativa ($r < 0,16$)	Apresentou alta correlação com limiares menores do método Morfologia, para valores σ baixos do método Canny. A maior correlação foi $r = 0,66$ (Morfologia DE3 $1,0 \times$ Canny $\sigma = 1,0$).	-
Gradiente	Não significativa ($r < 0,12$)	$r < 0,4362$, sendo os maiores valores utilizando 2 filtragens	$r < 0,55$, sendo os maiores valores utilizando 2 filtragens, e baixos limiares de morfologia.

Tabela 4.5: Correlação entre os métodos semi-automáticos, de acordo com o coeficiente de correlação de Pearson.

4.1.6 Reprodutibilidade e repetibilidade dos métodos

O estudo de reprodutibilidade dos métodos foi baseado na medição de rugas de duas ou mais fotografias semelhantes, obtidas quase no mesmo instante e recortadas no mesmo procedimento pela mesma pessoa. Esse processo gerou duas ou mais fotografias com grande semelhança.

O objetivo deste estudo foi medir a robustez de cada método frente a pequenas variações na imagem. Idealmente, deveria ser notada uma diferença mínima entre resultados de diferentes fotografias. Os resultados da execução dos métodos no subconjunto de imagens repetidas do conjunto de imagens I foram submetidos ao teste de repetibilidade Gage RR. Os resultados deste teste podem ser observados nas tabelas 4.6 a 4.9. Apenas o método de morfologia matemática apresentou alguns resultados inaceitáveis.

σ	Variabilidade (em %)	Classificação
1,0	16,4	Adequada
1,5	11,5	Adequada
2,0	15,1	Adequada
2,5	20,0	Aceitável
3,0	22,6	Aceitável
5,0	13,1	Adequada

Tabela 4.6: Resultados de repetibilidade para o método baseado no operador Canny.

Limiar	Variabilidade (em %)	Classificação
20	7,0	Excelente
40	6,0	Excelente
60	5,3	Excelente
80	4,8	Excelente
100	4,0	Excelente

Tabela 4.7: Resultados de repetibilidade para o método baseado em *poster edges*.

Tipo	Variabilidade (em %)	Classificação
Sem filtragem de ruído	16,5	Adequada
Com 1 filtragem	7,3	Excelente
Com 2 filtrações	4,4	Excelente

Tabela 4.8: Resultados de repetibilidade para o método baseado no operador gradiente.

4.2 Análise do Segundo Conjunto de Fotografias

O segundo conjunto de fotografias consistiu em 160 fotografias experimentais de dez voluntários, em que 84 fotografias foram efetuadas sem contração intencional do rosto, e 76 com contração intencional do rosto. Todas as fotografias consideradas estavam com foco aceitável.

A contração intencional do rosto faz com que, momentaneamente, o rosto pareça mais enrugado, e possibilita que para cada voluntário existam dois estados a serem comparados: um estado com poucas rugas (a rugosidade normal da pele) e outro estado com muitas rugas. Como é impossível para um estudo como este esperar que um voluntário envelheça e as rugas apareçam naturalmente em sua pele, esse artifício teve que ser proposto e utilizado. Um exemplo de contração intencional do rosto pode ser observado na figura 4.17.

Nesse conjunto de fotografias foram aplicados os métodos: Canny, com variação no diâmetro do núcleo Gaussiano (foram utilizados os valores 1,0, 1,5, 2,0, 2,5, 3,0 e 5,0); Morfologia Matemática (OE3, OE5 e OE7, com limiares de 1,0, 1,4, 1,8 e 2,2), Poster Edges (com limiares 20, 60 e 100) e Gradiente (sem filtrações de ruído, com 1 filtragem de ruído e com 2 filtrações de ruído).

Para a maioria dos métodos, as imagens sem contração intencional do rosto tiveram mais rugas do que as imagens com contração intencional do rosto, o que contraria o resultado esperado. Apenas os métodos Canny 5 e Gradiente (com todas as variações) apresentaram resultado esperado. Os resultados destes métodos são apresentados nas figuras 4.18 a 4.21.

Tipo e Limiar	Variabilidade (em %)	Classificação
DE3 1,0	6,5	Excelente
DE3 1,1	7,1	Excelente
DE3 1,2	15,5	Adequada
DE3 1,3	11,0	Adequada
DE3 1,4	12,9	Adequada
DE3 1,5	15,3	Adequada
DE3 1,6	18,3	Adequada
DE3 1,7	26,4	Aceitável
DE3 1,8	27,0	Aceitável
DE3 1,9	28,4	Aceitável
DE3 2,0	26,2	Aceitável
OE3 1,0	12,0	Adequada
OE3 1,2	17,4	Adequada
OE3 1,4	9,1	Excelente
OE3 1,6	18,4	Adequada
OE3 1,8	10,3	Adequada
OE3 2,0	18,4	Adequada
DE5 1,0	9,6	Excelente
DE5 1,2	15,8	Adequada
DE5 1,4	22,4	Aceitável
DE5 1,6	22,1	Aceitável
DE5 1,8	23,6	Aceitável
DE5 2,0	18,4	Adequada
OE5 1,0	6,4	Excelente
OE5 1,2	7,8	Excelente
OE5 1,4	9,9	Excelente
OE5 1,6	18,0	Adequada
OE5 1,8	25,8	Aceitável
OE5 2,0	41,3	Inaceitável
DE7 1,0	5,0	Excelente
DE7 1,2	8,5	Excelente
DE7 1,4	7,9	Excelente
DE7 1,6	16,0	Adequada
DE7 1,8	18,7	Adequada
DE7 2,0	31,1	Inaceitável
OE7 1,0	5,0	Excelente
OE7 1,2	8,5	Excelente
OE7 1,4	7,9	Excelente
OE7 1,6	16,0	Adequada
OE7 1,8	18,7	Adequada
OE7 2,0	31,1	Inaceitável

Tabela 4.9: Resultados de repetibilidade para o método de morfologia matemática.

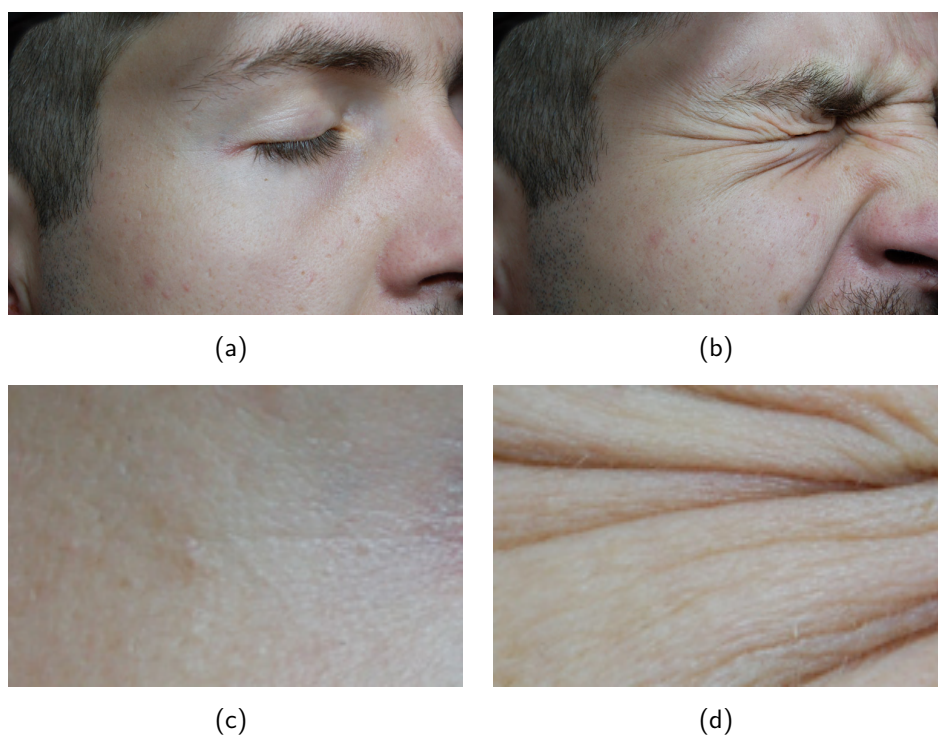


Figura 4.17: (a),(b) Exemplos de fotografia de rosto relaxado e contraído; (c),(d) Recortes das fotografias (a) e (b).

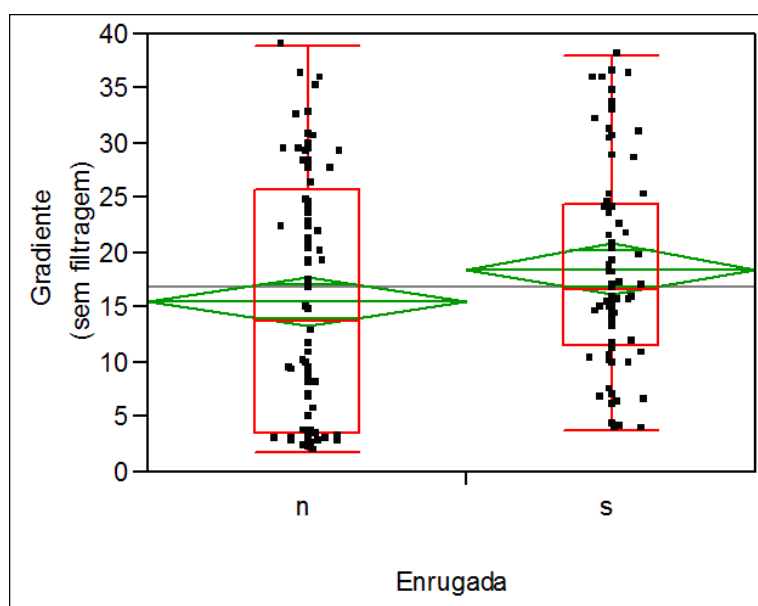


Figura 4.18: Resultados do método Gradiente sem filtragem de ruído.

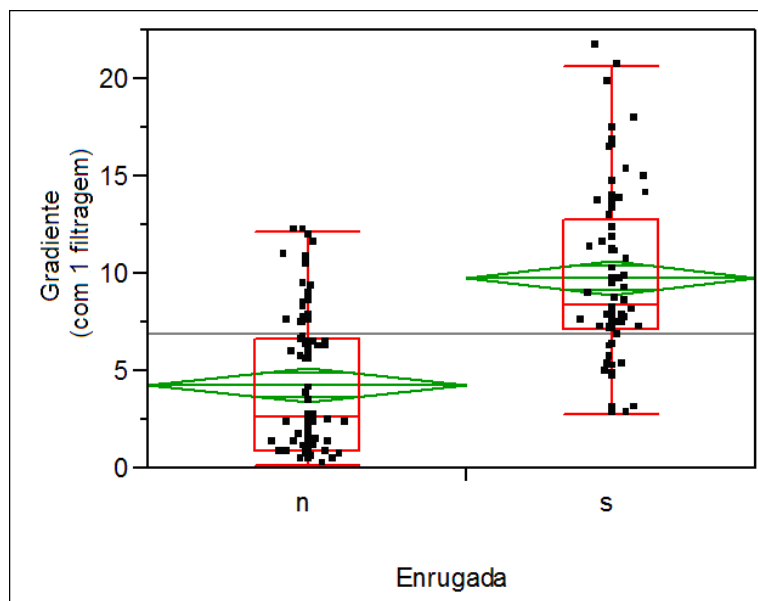


Figura 4.19: Resultados do método Gradiente com uma filtragem de ruído.

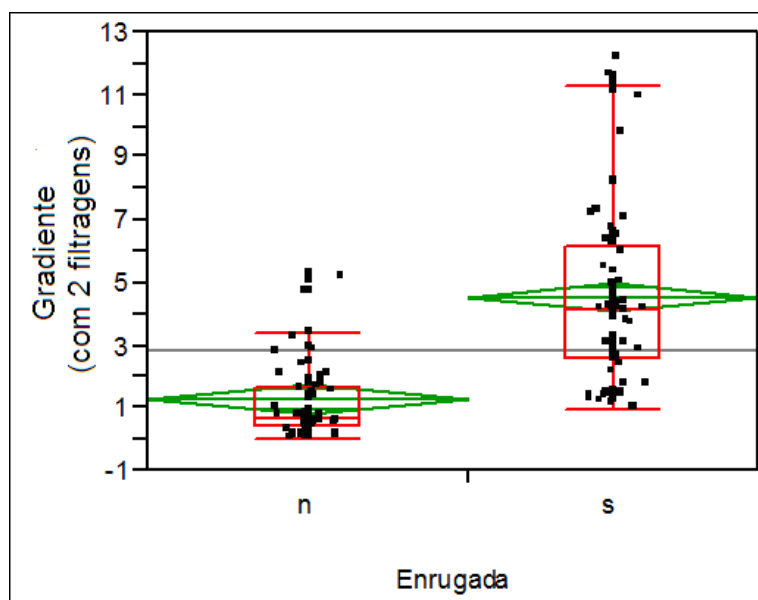


Figura 4.20: Resultados do método Gradiente/Sobel com duas filtraçens de ruído.

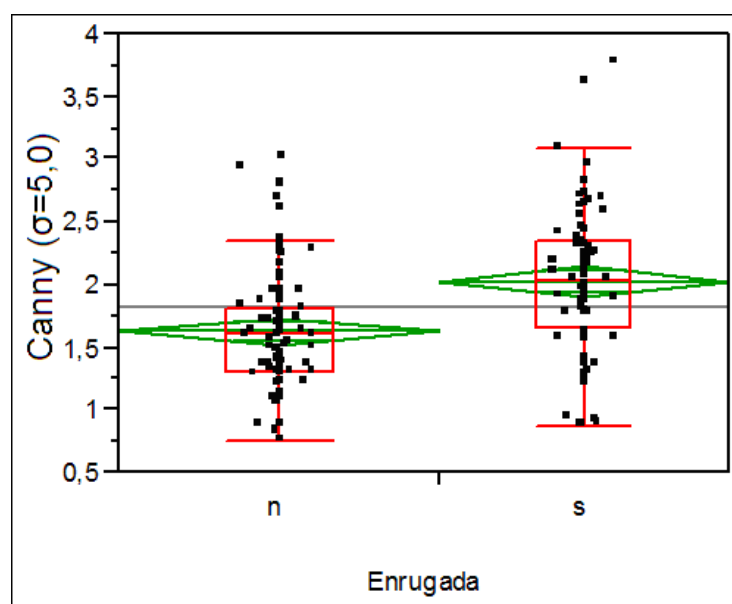


Figura 4.21: Resultados do método Canny com $\sigma = 5$.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Foram avaliados quatro métodos semi-automáticos de medição de rugas cutâneas utilizando processamento digital de imagens. Dentre eles, três foram implementados no decorrer deste trabalho. Esperava-se que um estudo mais aprofundado pudesse aumentar a confiabilidade dos métodos existentes. Foram realizados testes para medição da eficácia dos métodos, isto é, quanto à eficácia e robustez a pequenas variações e foram também realizados testes visando averiguar se os métodos apresentavam comportamento semelhante ao esperado de acordo com conhecimento médico.

Por não existir na literatura uma definição objetiva de ruga cutânea, foi realizado um estudo, com base em demarcações manuais efetuadas por dermatologistas, visando encontrar o que especialistas da área entendem por ruga. Caso fosse encontrado um consenso, esse poderia ser utilizado como *Gold Standard*. Entretanto, no estudo realizado não foi encontrado um consenso entre especialistas. Vale notar que este estudo possui caráter inovador, pois essas medições manuais não são efetuadas na prática médica.

A qualidade dos métodos foi baseada em premissas conhecidas e bem aceitas na comunidade médica, como por exemplo que o número de rugas aumenta com a idade. Também foram realizados testes quanto à eficácia dos métodos em distinguir pele rugosa de pele não rugosa, e à resistência a pequenas variações.

Um conjunto de imagens de 109 voluntários de todas as regiões do Brasil foi utilizado para a maioria dos testes dos métodos automáticos. Houve amostras de vários fototipos e idades no conjunto. Estas imagens foram previamente classificadas por especialistas segundo a escala de rugas de Glogau, então pôde-se também fazer uma comparação desse sistema com os métodos automáticos. No entanto, devido ao método de Glogau ser dependente de avaliação subjetiva, aceitou-se que pudessem haver diferenças entre a avaliação de rugas pelo método de Glogau e pelos métodos semi-automáticos, sem que isso comprometesse a credibilidade dos métodos semi-automáticos.

A correlação encontrada entre os métodos foi baixa na média, mas para alguns parâmetros a correlação chegou a valores significativos. Nesses casos, pode ocorrer, mas não se pode provar somente com este estudo, que ambos os métodos estejam medindo as mesmas características na imagem.

Observou-se que os métodos Canny, com σ alto (5,0 e, em menor escala, 3,0) e os métodos baseados no Gradiente, principalmente onde houve filtragem de ruído, obtiveram resultado esperado na maioria dos testes.

A proposta inicial deste trabalho era de utilizar o processamento digital de imagens para

auxiliar nas medições de várias doenças de pele, como por exemplo de psoríase, testes alérgicos por puntura, entre outros. Posteriormente, decidiu-se abordar o tratamento de rugas para desenvolvimento da metodologia e estudo dos tipos de análise que poderiam ser utilizados. No futuro, outros métodos para medição de doenças de pele poderiam ser desenvolvidos baseados na metodologia apresentada neste trabalho, pois há grande demanda para medição objetiva de várias doenças.

Para tornar o uso na prática clínica mais fácil, os métodos desenvolvidos neste trabalho poderiam ser anexados a uma ferramenta de uso em consultório. Esta ferramenta poderia tratar de aspectos adicionais do tratamento de rugas em pacientes, como o gerenciamento de dados de pacientes para acompanhamento ao longo do tempo.

Na metodologia desenvolvida, a etapa de recorte ainda não é automática. Realizar um recorte preciso da área de interesse, na região periorbital, poderia aumentar ainda mais a objetividade e precisão do método, além de tornar mais fácil o uso nas clínicas de dermatologia. Um teste para verificar se uma imagem está fora de foco também poderia ser implementado, e talvez um procedimento para corrigir esse foco.

Este trabalho compara os métodos de segmentação com base na contagem do número de pixels das rugas encontradas. Não há garantia de que os métodos identificam rugas nas mesmas localizações na imagem. Dessa forma, a localização das rugas na imagem também poderia ser utilizada na comparação dos métodos, em vez de somente pelo número de pixels.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Tudo contra as rugas. *Carta Capital*, 424 (Dezembro 2006).
- [2] Adobe Photoshop, Acesso em abril de 2007. <http://www.adobe.com/products/photoshop>.
- [3] Natura, Acesso em abril de 2007. <http://www.natura.net>.
- [4] *Matlab Documentation - Image Processing Toolbox. Morphological Reconstruction*, Acesso em março de 2007. <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/f18-16264.html>.
- [5] ALBIOL, A., TORRES, L. E DELP, E. J. An unsupervised color image segmentation algorithm for face detection applications. In *Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Image Processing* (Thessaloniki, Greece, 2001), IEEE Computer Society, pp. 681–684.
- [6] BARRENTINE, L. B. *Concepts for Gage R and R*. ASQ Quality Press, 1991.
- [7] BATTISTUTTA, D., PANDEYA, N., STRUTTON, G. M., FOURTANIER, A., TISON, S. E GREEN, A. C. Skin surface topography grading is a valid measure of skin photo-aging. *Photodermatology, Photoimmunology & Photomedicine* 22, 1 (2006), 39–45.
- [8] BEAGLEY, J. E GIBSON, I. Changes in skin condition in relation to degree of exposure to ultraviolet light, 1980. School of Biology, Western Australian Institute of Technology.
- [9] BURDICK, R. K., BORROR, C. M. E MONTGOMERY, D. C. A review of methods for measurement system capability analysis. *Journal of Quality Technology* 35, 4 (Outubro 2003), 342–354.
- [10] CANNY, J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 8, 6 (1986), 679–698.
- [11] CHENG, H. D., JIANG, X. H., SUN, Y. E WANG, J. L. Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition* 34, 12 (Dezembro 2001), 2259–2281.
- [12] DOS SANTOS, R. V., LIMA, H. C. E ROSÁRIO, N. Determinação da área da pápula de histamina por puntura usando a fotografia digital. In *XXIX Congresso Brasileiro de Alergia e Imunopatologia* (Natal, RN, 2002).
- [13] DOS SANTOS, R. V., ROSÁRIO, N. E LIMA, H. C. Eritema induzido por teste por puntura avaliado por fotografia digital. em fase de publicação.

- [14] DOS SANTOS, R. V., ROSÁRIO, N. E LIMA, H. C. Teste cutâneo por puntura avaliado por fotografia digital. em fase de publicação.
- [15] DOS SANTOS, R. V., ROSÁRIO, N. E LIMA, H. C. Objective evaluation of skin test reactions using digital photography. *Journal of Allergy and Clinical Immunology* 111 (2003), 182–182.
- [16] FISHER, L. D. E VAN BELLE, G. *Biostatistics: A Methodology for the Health Sciences*. Wiley-Interscience, New York, 1993.
- [17] FISHER, R., PERKINS, S., WALKER, A. E WOLFART, E. Gaussian Smoothing. *Image Processing Learning Resources*, Acesso em março de 2007. <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/gsmooth.htm>.
- [18] GLOGAU, R. G. Aesthetic and anatomic analysis of the aging skin. *Seminars in Cutaneous Medicine and Surgery* 15, 3 (1996), 134–138.
- [19] GONZALEZ, R. C. E WOODS, R. E. *Processamento de Imagens Digitais, tradução do original Digital Image Processing*. Edgard Blücher, São Paulo, 2000.
- [20] HANCE, G. A., UмбаUGH, S. E., MOSS, R. H. E STOECKER, W. V. Unsupervised color image segmentation with application to skin tumor borders. *IEEE Engineering in Medicine and Biology* 15, 1 (Janeiro/Fevereiro 1996), 104–111.
- [21] JONES, M. J. E REHG, J. M. Statistical color models with application to skin detection. *Int. J. Comput. Vision* 46, 1 (2002), 81–96.
- [22] KENET, R. D. Digital imaging in dermatology. *Clinics in Dermatology* 13 (Novembro 2000), 381–392.
- [23] NUNES, D. H. Avaliação da superfície corporal em pacientes com psoríase através de análise de imagem digital. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, 2003.
- [24] ONDUCU, H., HOPPE, A., CLARK, M., WILLIAMS, R. J. E HARDING, K. G. Analysis of skin wound images using digital color image processing: a preliminary communication. *The International Journal of Lower Extremity Wounds* 3, 3 (2004), 151–156.
- [25] OTSU, N. A threshold selection method from gray level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* 9 (Março 1979), 62–66. minimize inter class variance.
- [26] PEREZ, A. A., GONZAGA, A. E ALVES, J. M. Segmentation and analysis of leg ulcers color images. In *International Workshop on Medical Imaging and Augmented Reality* (Hong Kong, China, Junho 2001), pp. 262–266.

- [27] PLONSKY, M. One-way anova. *Psychological Statistics*, Acesso em abril de 2007. <http://www.uwsp.edu/psych/stat/12/anova-1w.htm>.
- [28] SAVOLAINEN, L., KONTINEN, J. E OIKARINEN, A. Application of machine vision to assess involved surface in patients with psoriasis. *British Journal of Dermatology*, 137 (1997), 395–400.
- [29] SCHMID, P. Segmentation of digitized dermatoscopic images by two-dimensional color clustering. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 18, 2 (1999), 164–171.
- [30] SCHMID, P. E FISCHER, S. Colour segmentation for the analysis of pigmented skin lesions. In *Sixth International Conference on Image Processing and its Applications* (Dublin, Ireland, Julho 1997), pp. 254–259.
- [31] SCHWERDT, K. E CROWLEY, J. L. Robust face tracking using color. In *FG '00: Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition 2000* (Washington, DC, EUA, 2000), IEEE Computer Society, p. 90.
- [32] SHAFARENKO, L., PETROU, M. E KITTLER, J. Automatic watershed segmentation of randomly textured color images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 19, 11 (Novembro 2000), 1128–1143.
- [33] SHIMAKURA, S. Coeficiente de variação. *Bioestatística A*, Acesso em abril de 2007. <http://leg.ufpr.br/~silvia/CE055/node26.html>.
- [34] UMBAUGH, S. E., MOSS, R. H. E STOECKER, W. V. Automatic color segmentation of images with application to detection of variegated coloring in skin tumors. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 8, 4 (Dezembro 1989), 43–52.
- [35] UMBAUGH, S. E., MOSS, R. H., STOECKER, W. V. E HANCE, G. A. Automatic color segmentation algorithms - with application to skin tumor feature identification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology* 12, 3 (Setembro 1993), 75–82.
- [36] XU, L., JACKOWSKI, M., GOSHTASBY, A., ROSEMAN, D., BINES, S., YU, C., DHAWAN, A. E HUNTLEY, A. Segmentation of skin cancer images. *Image and Vision Computing* 17 (1999), 65–74.
- [37] YANG, M.-H. E AHUJA, N. Detecting human faces in color images. In *International Conference on Image Processing* (Chicago, EUA, Outubro 1998), pp. 127–130.
- [38] YUNE, Y.-M., PARK, S. Y., OH, H. S., KIM, D.-J., YOO, D.-S., KIM, I.-H., MOON, J.-S., KIM, M.-K. E OH, C.-H. Objective assessment of involved surface area in patients with psoriasis. *Skin Research and Technology* 9, 4 (2003), 339–342.

- [39] ZARIT, B. D., SUPER, B. J. E QUEK, F. K. H. Comparison of five color models in skin pixel classification. In *Proceedings of International Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems*. (1999), pp. 58–63.
- [40] ZHANG, Z., STOECKER, W. V. E MOSS, R. H. Border detection on digitized skin tumor images. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 19, 11 (Novembro 2000), 1128–1143.

APÊNDICE A

ESPAÇOS DE CORES

Ao trabalhar com imagens coloridas, pode-se escolher um dentre vários espaços de cores diferentes. O uso de um espaço de cores ao invés de outro pode facilitar o processo de extração de determinada característica morfológica [34, 35].

Na literatura pesquisada, normalmente trabalha-se utilizando o espaço de cores RGB, que é o espaço de cores padrão, ou o espaço de cores HSI [26, 24]. No entanto, outros podem ser utilizados [35].

A escolha do melhor espaço de cores é dependente da aplicação [35].

Espaço de cores RGB

O espaço de cores RGB surgiu como consequência natural do uso de máquinas de vídeo, equipamentos de aquisição e de visualização que utilizavam as cores vermelho, verde e azul. O espaço originário destas três cores é definido pelo uso de cada cor como um eixo em um espaço ortogonal tridimensional. Cada pixel da imagem consiste de um vetor de três dimensões, onde cada dimensão varia de 0 a 255.

Pode-se obter qualquer espaço de cor a partir de transformações do espaço RGB.

Espaço de cores HSI

Consiste das componentes matiz (*hue*), saturação e intensidade ou brilho [19]. O matiz é um atributo associado com o comprimento de onda dominante em uma mistura de ondas de luz. Em outras palavras, ele define a cor dominante. A saturação refere-se à pureza relativa, ou à quantidade de luz branca misturada com um matiz. A intensidade é, a grosso modo, a quantidade de energia.

O modelo HSI de cores deve sua utilidade a dois fatos principais. Primeiramente, o componente de intensidade é desacoplado da informação de cor na imagem. Dessa forma, pode-se trabalhar com a intensidade com as mesmas técnicas utilizadas em escala de cinza. Em segundo lugar, os componentes de matiz e saturação são intimamente relacionados à percepção humana de cores. Estas características tornam o modelo HSI uma ferramenta ideal para o desenvolvimento de algoritmos de processamento de imagens baseados em alguma das propriedades do sistema visual humano.

As componentes do sistema HSI podem ser definidas, para cada pixel, como [19]:

$$H = \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2}[(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right]$$

$$S = 1 - \left[\frac{3}{R + G + B} \right] (\min(R, G, B))$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B)$$

Espaço transformado esférico

Este espaço foi definido originalmente em [34] como parte de um método de segmentação baseado em cores, cuja finalidade era encontrar regiões com cores diferentes em imagens de tumor de pele [35]. A transformação divide o espaço de cores em um espaço bidimensional, representado por dois ângulos, ângulo A e ângulo B; e um espaço unidimensional de intensidade (L).

$$L = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2}$$

$$\hat{A} = \cos^{-1} \left[\frac{B}{L} \right]$$

$$\hat{B} = \cos^{-1} \left[\frac{R}{L \times \sin(\hat{A})} \right]$$

Coordenadas de cromaticidade

Coordenadas de cromaticidade (*chromaticity coordinates*) podem ser definidas com base no espaço RGB, ou em outro espaço de cores. As coordenadas de cromaticidade são mais interessantes em transformações lineares do espaço RGB, que em transformações não lineares [35]. Basicamente, as coordenadas de cromaticidade são componentes de cores que foram normalizadas para o vetor de intensidade.

As equações abaixo definem as coordenadas de cromaticidade para um espaço de cores xyz qualquer [19].

$$x = \frac{X}{X + Y + Z}$$

$$y = \frac{Y}{X + Y + Z}$$

$$z = \frac{Z}{X + Y + Z}$$

onde $x + y + z = 1$.

Espaços transformados CIE

Os espaços definidos pela CIE (*Commission Internationale de l'Eclairage*) são espaços designados para representar uniformidade perceptual [11], ou seja, o espaçamento de duas cores no espaço

de cores corresponde diretamente à distância perceptual entre elas [35].

O espaço CIE principal possui três cores primárias (X, Y e Z), que estão definidas da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.607 & 0.174 & 0.200 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.116 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Espaços derivados do espaço XYZ são definidos pela CIE, como o espaço $L^*a^*b^*$ e o espaço $L^*u^*v^*$. Nesses espaços, a similaridade perceptual entre dois pontos corresponde à distância Euclidiana entre eles, que pode ser calculada.

O espaço $L^*a^*b^*$ é definido da seguinte forma [11]:

$$\begin{aligned} L^* &= \begin{cases} 116\left(\frac{Y}{Y_n}\right)^{1/3} - 16, & \text{se } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ 903.3\left(\frac{Y}{Y_n}\right), & \text{se } \frac{Y}{Y_n} \leq 0.008856 \end{cases} \\ a^* &= 500 \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right] \\ b^* &= 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right] \end{aligned} \quad (\text{A.1})$$

em que $f(t) = t^{1/3}$ se $t > 0.008856$ ou, caso contrário, $f(t) = 7.787t + 16/116$.

O espaço $L^*u^*v^*$ é definido da seguinte forma [11]:

$$\begin{aligned} L^* &= \begin{cases} 116\left(\frac{Y}{Y_n}\right)^{1/3} - 16, & \text{se } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ 903.3\left(\frac{Y}{Y_n}\right), & \text{se } \frac{Y}{Y_n} \leq 0.008856 \end{cases} \\ u^* &= 13L^*(u' - u'_n) \\ v^* &= 13L^*(v' - v'_n) \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

em que $u' = 4X/(X+15Y+3Z)$ e $v' = 9Y/(X+15Y+3Z)$. Os valores u'_n e v'_n são definidos de maneira similar aos valores u' e v' , entretanto, são aplicados com referência ao branco (X_n, Y_n, Z_n). Assim, $u'_n = 4X_n/(X_n + 15Y_n + 3Z_n)$ e $v'_n = 9Y_n/(X_n + 15Y_n + 3Z_n)$. O valor de L^* varia de 0 a 100, sendo que a luminância relativa (Y/Y_n) varia de 0 a 1.

Cada ponto em um desses dois espaços de cores é referido como um ponto no espaço de cores tridimensional (L^*,a^*,b^*) ou (L^*,u^*,v^*), e a diferença entre duas cores pode ser calculada como a distância Euclidiana entre dois pontos. As fórmulas para diferença de cor seguem abaixo [11]:

$$\begin{aligned} \Delta E_{ab} &= \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2} \\ \Delta E_{uv} &= \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta u^*)^2 + (\Delta v^*)^2} \end{aligned}$$

Esse espaço de cores é especialmente interessante para aplicações que envolvem comparação entre cores. Por exemplo, Shafarenko et al. [32] utilizam esse espaço para aplicar em imagens coloridas um método de detecção de bordas que normalmente funciona bem apenas em imagens em tons de cinza.