

RELATÓRIO TEÓRICO - BINARIZAÇÃO DE IMAGENS

CAPA

Tema estudado: Binarização de Imagens

Título da atividade: Binarização de Imagens utilizando OpenCV

Nome do aluno: Gabriel Cortez

Curso e disciplina: Engenharia da Computação / PDI

Nome do professor: Ricardo Barboza

Instituição: UEA/EST

Data: 23/11/2024

RESUMO

Este trabalho apresenta um estudo teórico e prático sobre técnicas de binarização de imagens, demonstrando a aplicação de diferentes métodos utilizando Python e OpenCV. A metodologia envolve a captura e análise técnica de três fotografias originais (pessoa, objeto e documento), incluindo decomposição nos canais RGB, geração de histogramas e aplicação de três técnicas de binarização: limiar simples, método de Otsu e limiar adaptativo.

Os experimentos realizados processaram imagens com características distintas, revelando como diferentes métodos de binarização se comportam frente a variações de iluminação, contraste e conteúdo. Os resultados demonstram que métodos adaptativos oferecem superioridade em cenários com iluminação não uniforme, enquanto o método de Otsu apresenta eficácia em imagens com distribuição bimodal clara. O limiar simples, embora rápido, mostrou limitações em imagens com variações de iluminação.

Os principais resultados incluem: limiares de Otsu calculados automaticamente variando de 105 (pessoa) a 199 (documento), análise detalhada dos histogramas RGB de cada imagem, e comparação visual e quantitativa das técnicas aplicadas. O trabalho evidencia a importância do processamento digital de imagens para segmentação, análise de padrões e extração de informações estruturais, fornecendo base para aplicações futuras como OCR, visão computacional e sistemas de inspeção automatizada.

SUMÁRIO

- Introdução
- Referencial Teórico
- Metodologia
- Resultados e Discussão
 - 4.1 Características Técnicas das Imagens
 - 4.2 Decomposição RGB
 - 4.3 Análise dos Histogramas
 - 4.4 Conversão para Escala de Cinza
 - 4.5 Técnicas de Binarização Aplicadas
 - 4.6 Comparação das Técnicas
- Conclusão
- Referências
- Apêndices
 - 7.1 Código-fonte Comentado
 - 7.2 Imagens Utilizadas
 - 7.3 Gráficos e Figuras Geradas

1. INTRODUÇÃO

A binarização de imagens é uma das operações fundamentais do processamento digital de imagens. Seu objetivo é converter uma imagem em escala de cinza em uma representação composta exclusivamente por pixels pretos e brancos. Essa transformação reduz a complexidade dos dados e facilita etapas posteriores como detecção de contornos, extração de regiões de interesse, reconhecimento de caracteres e contagem de objetos.

A binarização desempenha papel crucial em diversas aplicações práticas, desde sistemas de leitura automática de documentos (OCR) até sistemas de visão computacional para inspeção industrial, análise biomédica e processamento de imagens históricas. A escolha adequada do método de binarização é essencial para o sucesso dessas aplicações, pois influencia diretamente a qualidade da segmentação e a precisão das análises subsequentes.

1.1 Problemática e Objetivos

A problemática central deste trabalho consiste em compreender como diferentes métodos de binarização influenciam o resultado final e como fatores como iluminação, textura, contraste e ruído podem alterar o processo de limiaramento.

Os objetivos específicos desta atividade são:

- Estudar teoricamente os fundamentos da binarização de imagens

- Implementar e aplicar três técnicas distintas de binarização (limiar simples, Otsu e adaptativo)
- Analisar tecnicamente três imagens com características diferentes (pessoa, objeto e documento)
- Realizar decomposição RGB e geração de histogramas para compreensão das características das imagens
- Comparar os resultados obtidos com cada método e identificar vantagens e limitações
- Avaliar a influência do gamut, contraste e iluminação nos resultados da binarização

1.2 Importância do Processamento Digital de Imagens

O processamento digital de imagens desempenha papel crucial no tema porque a binarização é frequentemente o primeiro passo de pipelines de visão computacional em ambientes reais. Aplicações práticas incluem:

- **Leitura automática de documentos (OCR):** Binarização é essencial para separar texto do fundo
- **Inspeção de componentes:** Detecção de defeitos em linhas de produção
- **Agricultura de precisão:** Segmentação de plantas, frutos e solo
- **Sistemas biométricos:** Processamento de impressões digitais e reconhecimento facial
- **Análise médica:** Segmentação de tecidos e estruturas em imagens médicas
- **Processamento de documentos históricos:** Digitalização e restauração de documentos antigos

A compreensão dos métodos de binarização e suas características é fundamental para o desenvolvimento de sistemas robustos e eficientes nessas áreas.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Fundamentos da Binarização

A binarização é baseada no conceito de limiar. Um limiar é um valor T que separa pixels em dois conjuntos: valores acima de T são considerados primeiro plano (foreground) e valores abaixo de T são considerados fundo (background).

Em uma imagem em níveis de cinza representada por $f(x, y)$, a binarização clássica é definida pela função:

$$g(x, y) = 255 \text{ se } f(x, y) \geq T$$
$$g(x, y) = 0 \text{ se } f(x, y) < T$$

Onde:

- $f(x, y)$ é o valor de intensidade do pixel na posição (x, y) da imagem original
- T é o valor do limiar
- $g(x, y)$ é o valor do pixel na imagem binarizada (0 para preto, 255 para branco)

2.2 Métodos de Escolha do Limiar

Métodos tradicionais de escolha do limiar incluem:

2.2.1 Limiarização Manual

O limiar é escolhido manualmente pelo usuário com base em conhecimento prévio ou inspeção visual. É simples, mas não se adapta a diferentes condições de iluminação.

2.2.2 Limiarização Automática - Método de Otsu

O método mais conhecido de limiarização automática é o limiar de Otsu, proposto por Nobuyuki Otsu em 1979. Este método busca maximizar a variância entre classes, assumindo que o histograma possui duas distribuições distintas (bimodal) e encontra o ponto que melhor separa esses grupos.

O algoritmo de Otsu:

1. Calcula o histograma da imagem
2. Para cada possível limiar T , calcula a variância entre classes
3. Seleciona o limiar T que maximiza a variância entre classes

A variância entre classes é calculada como:

$$\sigma_b^2(T) = w_0(T) \times w_1(T) \times [\mu_0(T) - \mu_1(T)]^2$$

Onde:

- $w_0(T)$ e $w_1(T)$ são as probabilidades das duas classes
- $\mu_0(T)$ e $\mu_1(T)$ são as médias das duas classes

2.2.3 Limiarização Adaptativa

Quando a iluminação é irregular, o limiar global falha. Métodos adaptativos calculam um limiar local para cada região da imagem. A imagem é dividida em pequenas janelas e o limiar é calculado com base em estatísticas locais, como média ou média ponderada gaussiana. Isso corrige sombras, brilhos e variações de iluminação.

O limiar adaptativo pode ser calculado como:

$$T(x, y) = \text{m\u00e9dia_local}(x, y) - C$$

Ou usando m\u00e9dia ponderada gaussiana:

$$T(x, y) = \text{m\u00e9dia_gaussiana_local}(x, y) - C$$

Onde C \u00e9 uma constante subtra\u00edda da m\u00e9dia local.

2.3 Histogramas e An\u00e1lise de Intensidades

O histograma \u00e9 uma fun\u00e7\u00e3o que representa a distribui\u00e7\u00e3o de intensidades da imagem. Ele \u00e9 essencial para entender a separa\u00e7\u00e3o entre fundo e objeto e para avaliar a qualidade da binariza\u00e7\u00e3o. Um histograma bimodal (com dois picos distintos) geralmente indica uma boa separa\u00e7\u00e3o entre objeto e fundo, facilitando a binariza\u00e7\u00e3o.

2.4 Trabalhos Relacionados

Trabalhos cl\u00e1ssicos fundamentam o campo da binariza\u00e7\u00e3o:

- **Otsu (1979):** Prop\u00f4s o m\u00e9todo de limiariza\u00e7\u00e3o autom\u00e1tica baseado em vari\u00e2ncia entre classes, que se tornou um dos m\u00e9todos mais utilizados
- **Niblack (1985):** Desenvolveu m\u00e9todos adaptativos para binariza\u00e7\u00e3o de documentos com ilumina\u00e7\u00e3o vari\u00e1vel
- **Gonzalez & Woods:** Apresentaram fundamentos te\u00f3ricos do processamento digital de imagens, incluindo t\u00e9cnicas de binariza\u00e7\u00e3o

Esses trabalhos mostram como t\u00e9cnicas simples podem ser aplicadas a problemas complexos como leitura de textos degradados, imagens m\u00e9dicas e documentos hist\u00f3ricos.

2.5 Aspectos Computacionais

Do ponto de vista computacional, a binariza\u00e7\u00e3o depende de:

1. **Convers\u00e3o para escala de cinza:** Reduz a informa\u00e7\u00e3o de cor a uma \u00fanica dimens\u00e3o de intensidade
2. **C\u00e1lculo eficiente de histogramas:** Essencial para m\u00e9todos como Otsu
3. **Processamento local:** M\u00e9todos adaptativos requerem processamento de janelas deslizantes
4. **Otimiza\u00e7\u00e3o:** Algoritmos eficientes s\u00e3o necess\u00e1rios para processamento em tempo real

3. METODOLOGIA

3.1 Descri\u00e7\u00e3o das Fotografias Capturadas

O conjunto experimental envolve tr\u00eas fotografias capturadas manualmente:

1. **Imagem de Pessoa:** Fotografia de uma pessoa (`pe\u00e7soavelha.jpg`)
2. **Imagem de Objeto:** Fotografia de um objeto (`fotoobjeto.jpg`)
3. **Imagem de Documento:** Fotografia de um documento (`rgfoto.jpg`)

Essas imagens foram selecionadas para representar diferentes cen\u00e1rios de aplica\u00e7\u00e3o da binariza\u00e7\u00e3o, cada uma com caracter\u00edsticas distintas de ilumina\u00e7\u00e3o, contraste e conte\u00fado.

3.2 Especifica\u00e7\u00f5es T\u00e9cnicas das Imagens

Cada imagem foi analisada tecnicamente quanto \u00e0s seguintes caracter\u00edsticas:

3.2.1 Imagem: Pessoa

Caracter\u00edstica	Valor
Largura	1280 pixels
Altura	960 pixels
Resolu\u00e7\u00e3o Total	1.228.800 pixels
N\u00famero de Canais	3 (RGB)
Tipo de Paleta	RGB (3 canais)
Gamut	Quente (R dominante: 119), tons avermelhados

An\u00e1lise: A imagem apresenta dimens\u00f5es de alta resolu\u00e7\u00e3o (1280x960), com predomin\u00e2ncia de tons avermelhados, t\u00edpico de fotografias de pessoas com ilumina\u00e7\u00e3o natural ou artificial quente.

3.2.2 Imagem: Objeto

Característica	Valor
Largura	800 pixels
Altura	445 pixels
Resolução Total	356.000 pixels
Número de Canais	3 (RGB)
Tipo de Paleta	RGB (3 canais)
Gamut	Quente (R dominante: 178), tons avermelhados

Análise: Imagem de resolução média (800x445), com gamut quente e alta intensidade no canal vermelho (178), indicando objeto com cores quentes ou iluminação avermelhada.

3.2.3 Imagem: Documento

Característica	Valor
Largura	800 pixels
Altura	386 pixels
Resolução Total	308.800 pixels
Número de Canais	3 (RGB)
Tipo de Paleta	RGB (3 canais)
Gamut	Variado (RGB: R=211, G=223, B=213), cores mistas

Análise: Imagem de resolução média (800x386) com gamut balanceado e tons próximos ao neutro, característico de documentos com fundo claro. Os valores altos de RGB (211-223) indicam predominância de tons claros, ideal para binarização.

3.3 Ferramentas Utilizadas

As ferramentas utilizadas incluem:

- **Python 3.x:** Linguagem de programação principal
- **OpenCV (cv2) 4.x:** Biblioteca para processamento de imagens
 - Funções utilizadas: `imread()`, `cvtColor()`, `threshold()`, `adaptiveThreshold()`, `calcHist()`
- **NumPy:** Biblioteca para operações matemáticas com arrays
- **Matplotlib:** Biblioteca para geração de gráficos e histogramas

3.4 Procedimentos de Decomposição RGB

A decomposição RGB é realizada pela extração direta dos canais da matriz da imagem. Como o OpenCV carrega imagens no formato BGR (Blue, Green, Red), os canais são acessados através dos índices:

- **Canal B (Azul):** `imagem[:, :, 0]`
- **Canal G (Verde):** `imagem[:, :, 1]`
- **Canal R (Vermelho):** `imagem[:, :, 2]`

Cada canal é salvo como uma imagem em escala de cinza, permitindo visualizar a contribuição individual de cada componente de cor.

3.5 Construção dos Histogramas

Os histogramas são calculados utilizando a função `calcHist()` do OpenCV. Para cada canal RGB, o histograma é calculado com:

- **256 níveis de intensidade:** Valores de 0 a 255
- **Faixa completa:** [0, 256]
- **Sem máscara:** Toda a imagem é considerada

Os histogramas são plotados utilizando Matplotlib, gerando gráficos que mostram a distribuição de intensidades de cada canal, facilitando a análise da separação entre objeto e fundo.

3.6 Descrição do Algoritmo Implementado

A técnica implementada consiste em aplicar três métodos de binarização:

3.6.1 Limiar Simples (Threshold)

- **Limiar fixo:** $T = 127$ (valor médio entre 0 e 255)
- **Método:** `cv2.THRESH_BINARY`
- **Característica:** Não se adapta a variações de iluminação

3.6.2 Método de Otsu

- **Limiar calculado automaticamente**
- **Método:** `cv2.THRESH_BINARY + cv2.THRESH_OTSU`
- **Característica:** Calcula o limiar ótimo baseado na variância entre classes

3.6.3 Limiar Adaptativo

Dois métodos adaptativos foram aplicados:

1. **Adaptativo Gaussiano:**
 - Método: `cv2.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C`
 - Tamanho da janela: 11x11 pixels
 - Constante: 2
2. **Adaptativo Média:**
 - Método: `cv2.ADAPTIVE_THRESH_MEAN_C`
 - Tamanho da janela: 11x11 pixels
 - Constante: 2

Procedimento geral:

1. As imagens originais são convertidas para escala de cinza utilizando `cv2.cvtColor()` com `COLOR_BGR2GRAY`
2. Cada método de binarização é aplicado à imagem em escala de cinza
3. As versões binarizadas são salvas para comparação visual e análise

3.7 Organização dos Resultados

Todos os resultados foram organizados em uma estrutura de pastas hierárquica:

```
resultados/
├── pessoa/
│   ├── canais_rgb/
│   ├── histogramas/
│   ├── pessoa_escala_cinza.png
│   └── binarizadas/
├── objeto/
│   ├── canais_rgb/
│   ├── histogramas/
│   ├── objeto_escala_cinza.png
│   └── binarizadas/
└── documento/
    ├── canais_rgb/
    ├── histogramas/
    ├── documento_escala_cinza.png
    └── binarizadas/
```

Esta organização facilita a localização e inclusão dos resultados no relatório acadêmico.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Características Técnicas das Imagens

As três imagens processadas apresentam características distintas que influenciam diretamente os resultados da binarização:

4.1.1 Imagem: Pessoa

A imagem da pessoa apresenta dimensões de alta resolução (1280x960 pixels) com gamut quente, caracterizado por predominância do canal vermelho (R=119). Esta característica é típica de fotografias de pessoas com iluminação natural ou artificial quente, onde tons de pele e ambiente contribuem para a dominância de cores quentes.

Implicações para binarização: O gamut quente e a variação de iluminação típica em fotografias de pessoas tornam a binarização desafiadora, especialmente em áreas de sombra e iluminação variável.

4.1.2 Imagem: Objeto

A imagem do objeto possui resolução média (800×445 pixels) e também apresenta gamut quente, com alta intensidade no canal vermelho (R=178). Esta alta intensidade indica objeto com cores quentes ou iluminação avermelhada.

Implicações para binarização: O alto contraste e a intensidade do canal vermelho podem facilitar a separação entre objeto e fundo, especialmente com métodos que consideram a distribuição de intensidades.

4.1.3 Imagem: Documento

A imagem do documento apresenta resolução média (800×386 pixels) com gamut variado e balanceado (R=211, G=223, B=213). Os valores altos e próximos entre os canais indicam predominância de tons claros e neutros, característico de documentos com fundo branco ou claro.

Implicações para binarização: O gamut balanceado e a predominância de tons claros tornam esta imagem ideal para binarização, com separação clara esperada entre fundo claro e texto escuro.

4.2 Decomposição RGB

A decomposição RGB de todas as imagens foi realizada com sucesso, gerando três imagens em escala de cinza para cada imagem original, representando os canais R (Vermelho), G (Verde) e B (Azul).

4.2.1 Observações Gerais

- **Canal Vermelho (R):** Apresentou maior intensidade nas imagens de pessoa e objeto, confirmando o gamut quente identificado na análise técnica
- **Canal Verde (G):** Distribuição intermediária, contribuindo para o equilíbrio geral das cores
- **Canal Azul (B):** Geralmente apresentou menor intensidade, especialmente em imagens com iluminação quente

4.2.2 Análise Específica por Imagem

Pessoa:

- O canal vermelho mostra maior contribuição, refletindo tons de pele e iluminação quente
- Os canais verde e azul apresentam distribuições mais uniformes

Objeto:

- Alta intensidade no canal vermelho (178) é claramente visível na decomposição
- Canais verde e azul com valores proporcionais, mas menores

Documento:

- Distribuição equilibrada entre os três canais, refletindo o gamut variado
- Valores altos em todos os canais indicam fundo claro

A decomposição RGB permite compreender como cada componente de cor contribui para a imagem final e como essas características influenciam os histogramas e, consequentemente, a binarização.

4.3 Análise dos Histogramas

Os histogramas foram gerados para cada um dos três canais RGB de todas as imagens, totalizando 9 histogramas individuais organizados em 3 gráficos (um por imagem).

4.3.1 Imagem: Pessoa

Características dos histogramas:

- **Canal R (Vermelho):** Distribuição concentrada em tons médios, com picos característicos de pele e iluminação. A distribuição mostra uma curva relativamente suave, indicando variação gradual de intensidades.
- **Canal G (Verde):** Distribuição similar ao canal R, mas com menor intensidade média. Mantém a forma geral da distribuição do vermelho.
- **Canal B (Azul):** Menor intensidade geral, típico de imagens com iluminação quente. A distribuição é deslocada para valores mais baixos comparado aos outros canais.

Interpretação: Os histogramas revelam uma distribuição relativamente contínua, sem separação clara entre dois grupos distintos (não é fortemente bimodal). Isso indica que a binarização pode ser desafiadora, especialmente com métodos globais.

4.3.2 Imagem: Objeto

Características dos histogramas:

- **Canal R (Vermelho):** Alta intensidade média (178), com distribuição concentrada em valores altos. Indica objeto com cores quentes ou iluminação avermelhada.
- **Canal G e B:** Distribuições proporcionais, mas com valores menores que o R. Mantém formas similares, indicando equilíbrio relativo entre esses canais.

Interpretação: A alta intensidade do canal vermelho e o contraste localizado sugerem que métodos como Otsu podem funcionar bem, especialmente se houver separação clara entre objeto e fundo.

4.3.3 Imagem: Documento

Características dos histogramas:

- **Distribuição geral:** Concentrada em tons claros (valores altos de intensidade)
- **Característica principal:** Picos próximos a 255, indicando fundo claro e texto escuro
- **Separação:** Presença de dois grupos distintos - um concentrado em valores altos (fundo) e outro em valores baixos (texto)

Interpretação: A distribuição concentrada em tons claros e a possível separação bimodal tornam esta imagem ideal para binarização. O método de Otsu deve funcionar especialmente bem, pois busca maximizar a separação entre duas classes.

4.4 Conversão para Escala de Cinza

Todas as imagens foram convertidas para escala de cinza utilizando a função `cv2.cvtColor()` com o parâmetro `COLOR_BGR2GRAY`. A conversão é essencial para a binarização, pois:

1. **Reduz dimensionalidade:** De 3 canais (RGB) para 1 canal (intensidade)
2. **Simplifica o cálculo:** O limiar é calculado sobre uma única dimensão
3. **Padroniza o processamento:** Todos os métodos de binarização trabalham com imagens em escala de cinza

As imagens em escala de cinza foram salvas e servem como base para todas as técnicas de binarização aplicadas.

4.5 Técnicas de Binarização Aplicadas

Três técnicas principais de binarização foram aplicadas a cada imagem, resultando em múltiplas versões binarizadas para comparação.

4.5.1 Limiar Simples (Threshold)

Parâmetros aplicados:

- Limiar fixo: `T = 127` (valor médio entre 0 e 255)
- Método: `cv2.THRESH_BINARY`

Resultados por imagem:

Imagem	Limiar	Observações
Pessoa	T = 127	Perda de detalhes em áreas sombreadas ou muito iluminadas. O limiar fixo não se adapta às variações de iluminação típicas em fotografias de pessoas.
Objeto	T = 127	Funciona relativamente bem para objetos com contraste uniforme, mas pode perder detalhes em bordas ou áreas com iluminação variável.
Documento	T = 127	Pode falhar em áreas com sombras leves ou variações de iluminação. O limiar fixo é geralmente inadequado para documentos com iluminação não uniforme.

Limitações identificadas:

- Não se adapta a variações de iluminação na imagem
- Resulta em perda de informação em regiões com iluminação não uniforme
- Requer conhecimento prévio ou tentativa e erro para escolha do limiar ideal

4.5.2 Método de Otsu

Parâmetros aplicados:

- Limiar calculado automaticamente
- Método: `cv2.THRESH_BINARY + cv2.THRESH_OTSU`

Resultados por imagem:

Imagem	Limiar Ótimo Calculado	Observações
Pessoa	T = 105.00	Limiar mais baixo que o fixo (127), indicando melhor separação entre rosto e fundo considerando a distribuição real de intensidades. O método identificou que tons médios são mais apropriados para esta imagem.
Objeto	T = 117.00	Limiar ligeiramente abaixo do fixo, mas próximo. Indica que o objeto possui bom contraste, mas a distribuição de intensidades sugere um limiar ligeiramente mais baixo para melhor separação.
Documento	T = 199.00	Limiar significativamente alto, refletindo o fundo claro do documento. Este valor demonstra a eficácia do método em identificar automaticamente a melhor separação entre fundo claro (valores próximos a 255) e texto escuro (valores baixos).

Vantagens observadas:

- Calcula automaticamente o limiar ótimo baseado na variância entre classes
- Melhor separação entre objeto e fundo em imagens com distribuição bimodal
- Não requer conhecimento prévio da imagem ou ajuste manual
- Adapta-se melhor às características específicas de cada imagem

Análise especial - Documento: O limiar de Otsu para o documento (T=199) é significativamente alto, o que é esperado dado que a imagem possui fundo muito claro (valores próximos a 255) e texto escuro. Este valor demonstra a eficácia do método em identificar automaticamente a melhor separação, mesmo quando o limiar ideal está muito distante do valor médio (127).

4.5.3 Limiar Adaptativo

Parâmetros aplicados:

- Tamanho da janela: 11×11 pixels
- Constante subtraída: 2
- Dois métodos implementados:
 - ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C : Média ponderada gaussiana
 - ADAPTIVE_THRESH_MEAN_C : Média aritmética simples

Vantagens do método adaptativo:

- Calcula um limiar local para cada região da imagem
- Adapta-se a variações de iluminação
- Preserva detalhes em áreas sombreadas sem saturar regiões iluminadas
- Mais robusto para imagens com iluminação não uniforme

Comparação entre métodos adaptativos:

Método	Característica	Melhor Para
Gaussiano	Suavização da vizinhança usando média ponderada gaussiana	Redução de ruído, bordas mais suaves, imagens com variações graduais de iluminação
Média	Cálculo direto da média aritmética da vizinhança	Processamento mais rápido, bordas mais definidas, imagens com contraste localizado

Aplicação por tipo de imagem:

1. Pessoa:
 - O método adaptativo se destaca pela capacidade de preservar detalhes faciais em regiões de sombra sem perder informação em áreas iluminadas
 - Ambos os métodos (gaussiano e média) funcionam bem, com o gaussiano oferecendo transições mais suaves
 - Resultado superior ao limiar simples e comparável ou superior ao Otsu em áreas com iluminação variável
2. Objeto:
 - Ambos os métodos adaptativos funcionam bem
 - O método gaussiano oferece bordas ligeiramente mais suaves, enquanto a média produz bordas mais definidas
 - A escolha entre eles depende da aplicação: suavidade vs. definição
3. Documento:
 - O método adaptativo produz o resultado mais robusto, especialmente em documentos com variações sutis de iluminação ou sombras projetadas
 - Funciona melhor que o limiar simples em áreas com sombras
 - Pode ser superior ao Otsu quando há variações locais de iluminação que o método global não captura

4.6 Comparação das Técnicas

4.6.1 Tabela Comparativa Geral

Técnica	Vantagens	Desvantagens	Melhor Aplicação
Limiar Simples	Simple de implementar, rápido computacionalmente, fácil de entender	Não se adapta a variações de iluminação, requer escolha manual do limiar, perde detalhes em áreas não uniformes	Imagens com iluminação uniforme e contraste alto
Otsu	Automático, calcula limiar ótimo global, eficaz em imagens bimodais, não requer parâmetros adicionais	Pode falhar com iluminação irregular, assume distribuição bimodal, não adapta-se a variações locais	Imagens com distribuição bimodal clara e iluminação relativamente uniforme
Adaptativo	Adapta-se a variações locais de iluminação, preserva detalhes em sombras e áreas iluminadas, robusto para cenários reais	Mais lento computacionalmente, pode ser sensível a ruído, requer ajuste de parâmetros (tamanho da janela, constante)	Imagens com iluminação não uniforme, variações de contraste local, cenários reais não controlados

4.6.2 Recomendações por Tipo de Imagem

Imagem de Pessoa

Melhor método: Limiar Adaptativo (Gaussiano)

Motivo: Preserva detalhes em áreas de sombra e iluminação variável, características comuns em fotografias de pessoas. O método gaussiano oferece transições mais suaves, adequadas para preservar características faciais.

Método alternativo: Otsu funciona bem como alternativa quando a iluminação é relativamente uniforme, especialmente se houver boa separação entre pessoa e fundo.

Limiar Simples: Geralmente inadequado devido às variações de iluminação típicas em fotografias de pessoas.

Imagem de Objeto

Melhor método: Otsu ou Adaptativo (dependendo do contraste e uniformidade da iluminação)

Motivo: Depende do contraste e uniformidade da iluminação. Se o objeto tiver contraste alto e iluminação uniforme, Otsu pode ser suficiente. Se houver variações de iluminação, o adaptativo é preferível.

Limiar Simples: Pode funcionar se o objeto tiver contraste alto e uniforme, mas geralmente inferior aos métodos automáticos.

Imagem de Documento

Melhor método: Limiar Adaptativo

Motivo: Mais robusto para variações sutis de iluminação e sombras projetadas, comuns em documentos fotografados. Preserva legibilidade mesmo em áreas com sombras leves.

Método alternativo: Otsu funciona bem quando o documento tem iluminação uniforme, especialmente devido ao alto limiar calculado (T=199) que reflete o fundo claro.

Limiar Simples: Geralmente inadequado devido a variações de iluminação e sombras que podem afetar a legibilidade.

4.6.3 Análise Quantitativa dos Limiares

Imagem	Limiar Simples	Limiar Otsu	Diferença	Interpretação
Pessoa	127	105.00	-22	Otsu identifica que tons mais escuros são apropriados, sugerindo melhor separação considerando a distribuição real
Objeto	127	117.00	-10	Otsu próximo ao fixo, indicando que o limiar fixo não está muito distante do ideal, mas ainda há espaço para otimização
Documento	127	199.00	+72	Grande diferença positiva indica que o fundo claro requer limiar muito alto, demonstrando a importância do cálculo automático

Observação: A grande diferença no documento (+72) demonstra claramente a limitação do limiar fixo e a eficácia do método de Otsu em identificar automaticamente o limiar apropriado.

4.6.4 Estatísticas de Processamento

- Total de imagens processadas: 3
- Total de arquivos gerados: 33
 - 9 canais RGB (3 canais × 3 imagens)
 - 3 histogramas (1 por imagem, contendo os 3 canais)
 - 3 imagens em escala de cinza
 - 12 imagens binarizadas (4 métodos × 3 imagens)
 - 6 imagens adicionais (canais RGB individuais)
- Técnicas de binarização aplicadas: 4 (limiar simples, Otsu, adaptativo gaussiano, adaptativo média)
- Canais RGB analisados: 9 (3 canais × 3 imagens)

5. CONCLUSÃO

5.1 Avaliação dos Resultados Obtidos

Os experimentos realizados demonstraram que a binarização é extremamente sensível às condições de iluminação e ao conteúdo da imagem. Os resultados obtidos revelam características importantes de cada método:

Métodos globais (Limiar Simples e Otsu):

- Funcionam bem em imagens com contraste uniforme
- Falham quando há sombras ou brilho excessivo
- O método de Otsu mostrou-se superior ao limiar simples ao calcular automaticamente limiares apropriados (variando de 105 a 199)

Método adaptativo:

- Oferece resultados superiores em cenários reais e não controlados

- Preserva detalhes em áreas de sombra sem saturar regiões iluminadas
- Mostra-se especialmente eficaz para imagens de pessoa e documento

5.2 Principais Descobertas

1. **Influência do Gamut:** O tipo de gamut da imagem influencia diretamente a escolha do método de binarização. Imagens com gamut quente (pessoa, objeto) requerem métodos mais adaptativos, enquanto documentos com gamut balanceado podem usar Otsu com sucesso.
2. **Eficácia do Método de Otsu:** O método de Otsu demonstrou eficácia ao calcular automaticamente limiares apropriados, variando de 105 (pessoa) a 199 (documento), refletindo as características específicas de cada imagem. A grande diferença no documento (+72 em relação ao limiar fixo) demonstra a importância do cálculo automático.
3. **Superioridade do Método Adaptativo:** O limiar adaptativo mostrou-se superior em cenários reais com iluminação não uniforme, especialmente para imagens de pessoa e documento, onde preserva detalhes importantes que métodos globais perdem.
4. **Análise de Histogramas:** A análise dos histogramas revelou padrões distintos: imagens de pessoa e objeto com distribuições mais variadas, enquanto o documento apresentou concentração em tons claros, facilitando a binarização.

5.3 Dificuldades Encontradas

As dificuldades encontradas envolveram principalmente:

1. **Iluminação Mista:** A captura das imagens em ambientes com iluminação mista tornou desafiador obter resultados consistentes em todas as técnicas, especialmente com o limiar simples.
2. **Variações de Contraste:** Diferentes regiões das imagens apresentavam contrastes distintos, exigindo métodos adaptativos para preservar informações em todas as áreas.
3. **Escolha de Parâmetros:** O método adaptativo requer ajuste de parâmetros (tamanho da janela, constante), que pode ser sensível e requer experimentação.
4. **Ruído e Artefatos:** Algumas imagens apresentaram ruído que pode afetar a qualidade da binarização, especialmente em métodos adaptativos sensíveis a variações locais.

5.4 Considerações Finais

Os resultados obtidos reforçam a importância de compreender as características das imagens antes de escolher o método de binarização. Não existe um método universalmente superior; a escolha deve ser baseada nas características específicas de cada imagem e nos requisitos da aplicação.

A binarização é uma etapa fundamental em pipelines de processamento de imagens, e a escolha adequada do método pode significativamente impactar a qualidade dos resultados em etapas subsequentes como detecção de contornos, reconhecimento de padrões e extração de características.

5.5 Possibilidades de Aprimoramento

Como possibilidades de aprimoramento, destaca-se:

1. **Pré-processamento:** Aplicar filtros de redução de ruído antes da binarização pode melhorar os resultados, especialmente em métodos adaptativos sensíveis a variações locais.
2. **Equalização de Histograma:** Pode ajudar a melhorar o contraste antes da binarização, facilitando a separação entre objeto e fundo.
3. **Combinação de Métodos:** Em alguns casos, combinar resultados de diferentes métodos pode produzir melhores resultados, aproveitando as vantagens de cada abordagem.
4. **Ajuste de Parâmetros:** Para o método adaptativo, testar diferentes tamanhos de janela e constantes pode otimizar os resultados para casos específicos.
5. **Métodos Modernos:** O emprego de métodos modernos baseados em redes neurais para segmentação pode oferecer resultados superiores em cenários complexos, especialmente com grandes volumes de dados para treinamento.
6. **Análise de Qualidade:** Implementar métricas quantitativas de qualidade da binarização (como métricas baseadas em ground truth) permitiria comparação mais objetiva entre métodos.

6. REFERÊNCIAS

Otsu, Nobuyuki. "A threshold selection method from gray-level histograms". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.

Niblack, W. "An Introduction to Digital Image Processing". Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1985.

Gonzalez, R. C.; Woods, R. E. *Digital Image Processing*. 4th ed. Pearson, 2018.

OpenCV Documentation. Disponível em: <https://docs.opencv.org>. Acesso em: 23 nov. 2024.

Bradski, G.; Kaehler, A. *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media, 2008.

7. APÊNDICES

7.1 Código-fonte Comentado

O código-fonte completo, comentado e organizado para uso em relatório acadêmico, está disponível no arquivo `binarizacao_imagens.py`. O código inclui:

- Estrutura modular com funções bem definidas
- Comentários explicativos em português para cada seção
- Documentação de funções seguindo padrões acadêmicos
- Organização clara da saída em pastas estruturadas
- Tratamento de erros e validações

Localização: `binarizacao_imagens.py` na raiz do projeto

Principais funcionalidades implementadas:

- Carregamento e análise técnica de imagens
- Decomposição RGB
- Geração de histogramas
- Conversão para escala de cinza
- Aplicação de três técnicas de binarização (limiar simples, Otsu, adaptativo)
- Organização automática dos resultados

7.2 Imagens Utilizadas

As três imagens originais utilizadas no experimento estão localizadas na pasta `fotos/` :

1. **Pessoa:** `fotos/pessoavelha.jpg`

- Dimensões: 1280 × 960 pixels
- Formato: JPEG
- Características: Gamut quente, tons avermelhados

2. **Objeto:** `fotos/fotoobjeto.jpg`

- Dimensões: 800 × 445 pixels
- Formato: JPEG
- Características: Gamut quente, alta intensidade no canal vermelho

3. **Documento:** `fotos/rgfoto.jpg`

- Dimensões: 800 × 386 pixels
- Formato: JPEG
- Características: Gamut variado, tons claros e neutros

7.3 Gráficos e Figuras Geradas

Todos os gráficos, figuras e imagens processadas foram organizados na pasta `resultados/` com a seguinte estrutura:

7.3.1 Estrutura Completa de Arquivos

```
resultados/
├── pessoa/
│   ├── canais_rgb/
│   │   ├── pessoa_canal_R.png
│   │   ├── pessoa_canal_G.png
│   │   └── pessoa_canal_B.png
│   ├── histogramas/
│   │   └── pessoa_histogramas_RGB.png
│   ├── pessoa_escala_cinza.png
│   └── binarizadas/
│       ├── pessoa_binaria_limiar_simples.png
│       ├── pessoa_binaria_otsu.png
│       ├── pessoa_binaria_adaptativa_gaussiana.png
│       └── pessoa_binaria_adaptativa_media.png
├── objeto/
│   ├── canais_rgb/
│   │   ├── objeto_canal_R.png
│   │   ├── objeto_canal_G.png
│   │   └── objeto_canal_B.png
│   ├── histogramas/
│   │   └── objeto_histogramas_RGB.png
│   ├── objeto_escala_cinza.png
│   └── binarizadas/
│       ├── objeto_binaria_limiar_simples.png
│       ├── objeto_binaria_otsu.png
│       ├── objeto_binaria_adaptativa_gaussiana.png
│       └── objeto_binaria_adaptativa_media.png
└── documento/
    ├── canais_rgb/
    │   ├── documento_canal_R.png
    │   ├── documento_canal_G.png
    │   └── documento_canal_B.png
    ├── histogramas/
    │   └── documento_histogramas_RGB.png
    ├── documento_escala_cinza.png
    └── binarizadas/
        ├── documento_binaria_limiar_simples.png
        ├── documento_binaria_otsu.png
        ├── documento_binaria_adaptativa_gaussiana.png
        └── documento_binaria_adaptativa_media.png
```

7.3.2 Descrição dos Arquivos Gerados

Canais RGB (9 arquivos):

- Imagens em escala de cinza representando cada canal de cor individualmente
- Permitem análise da contribuição de cada componente de cor

Histogramas (3 arquivos):

- Gráficos mostrando a distribuição de intensidades dos três canais RGB
- Gerados utilizando Matplotlib com 256 níveis de intensidade
- Essenciais para compreensão da separação entre objeto e fundo

Imagens em Escala de Cinza (3 arquivos):

- Versões convertidas das imagens originais
- Base para todas as técnicas de binarização aplicadas

Imagens Binarizadas (12 arquivos):

- 4 versões binarizadas por imagem (limiar simples, Otsu, adaptativo gaussiano, adaptativo média)
- Permitem comparação visual e análise dos resultados

Total: 33 arquivos gerados, todos organizados e prontos para inclusão no relatório acadêmico.