

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Faculdade de Tecnologia

Bruno Henrique Nunes

RA 197225

**Avaliação FT067 - Tópicos em Comunicação I - Processamento de
Sinais Bidimensionais**

Limeira – SP

2024

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Faculdade de Tecnologia

**Avaliação FT067 - Tópicos em Comunicação I - Processamento de
Sinais Bidimensionais**

Relatório Técnico-Científico
apresentado na disciplina FT067 no
Mestrado em tecnologia da Universidade
Estadual de Campinas – Faculdade de
Tecnologia (UNICAMP - FT).

Limeira – SP

2024

RESUMO

O processamento digital de imagens desempenha um papel fundamental em várias aplicações, desde a medicina até a indústria. Este artigo aborda questões essenciais relacionadas à representação de imagens, operações de filtragem, reconstrução morfológica, registro de imagens e técnicas de segmentação. Além disso, são propostos processamentos específicos para contar elementos, calcular áreas e perímetros, bem como segmentar imagens complexas. As técnicas discutidas são fundamentadas em conceitos teóricos sólidos e exemplificadas por meio de implementações práticas em Python, utilizando bibliotecas amplamente disponíveis. Este trabalho contribui para a compreensão e aplicação eficaz de métodos de processamento de imagens em uma variedade de contextos.

PALAVRAS-CHAVE: Processamento Digital de Imagens, Segmentação de Imagens, Reconstrução Morfológica, Filtragem de Imagens, Registro de Imagens

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	1
2. DESENVOLVIMENTO	2
2.1 OBJETIVOS	2
2.2 JUSTIFICATIVA E DELIMITAÇÃO DO PROBLEMA	2
2.3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	2
2.4 METODOLOGIA	2
2.5 RESULTADOS	27
3. REFERÊNCIAS	28

1. INTRODUÇÃO

O processamento digital de imagens refere-se ao conjunto de técnicas e métodos utilizados para manipular imagens digitais com o objetivo de extrair informações relevantes ou melhorar sua qualidade visual. Esse campo interdisciplinar encontra aplicação em diversas áreas, incluindo medicina, automação industrial, visão computacional e geociências.

Neste artigo, exploramos conceitos fundamentais de processamento de imagens, com foco em segmentação e análise morfológica. Abordaremos desde a representação básica de imagens até técnicas avançadas de segmentação, utilizando exemplos práticos e fundamentação teórica sólida.

2. DESENVOLVIMENTO

2.1 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo explorar e discutir conceitos-chave do processamento digital de imagens, com ênfase em técnicas de segmentação e análise morfológica. Além disso, busca-se apresentar implementações práticas dessas técnicas utilizando a linguagem de programação Python e bibliotecas populares como numpy, opencv e scikit-image.

2.2 JUSTIFICATIVA E DELIMITAÇÃO DO PROBLEMA

A segmentação de imagens é uma etapa crucial em muitas aplicações de análise de imagem, permitindo a identificação e separação de objetos de interesse do fundo ou de outros objetos indesejados. No entanto, muitas vezes, a segmentação é uma tarefa desafiadora devido à presença de ruído, variações de iluminação e complexidade das estruturas a serem segmentadas. Portanto, é essencial explorar e desenvolver técnicas eficazes para abordar esses desafios.

2.3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para embasar nossas discussões, utilizamos as obras de referência de [1], [2], [3] e [4]. Esses autores fornecem uma base sólida em conceitos de processamento de imagens, incluindo representação de imagens, filtragem, reconstrução morfológica, registro e técnicas de segmentação.

2.4 METODOLOGIA

A metodologia adotada neste trabalho consiste em responder às questões propostas utilizando implementações em Python, com ênfase na utilização das bibliotecas numpy, opencv e scikit-image. Cada questão é abordada de forma teórica e prática, com exemplos e explicações detalhadas.

Na questão 1, cuja resolução pode ser encontrada em [6], temos as seguintes perguntas a serem respondidas:

a) Defina como uma imagem pode ser representada. Diferencie os principais formatos e sistemas de cores.

A representação de uma imagem pode ser definida como a conversão de uma cena ou objeto tridimensional em uma sequência de dados digitais, que podem ser processados e visualizados por computadores e dispositivos eletrônicos. Uma imagem pode ser representada digitalmente através de pixels, os quais são os elementos fundamentais de uma imagem digital. Cada pixel contém informações de cor e intensidade luminosa, permitindo a representação visual da imagem. Existem diferentes formatos de imagem, sendo os mais comuns o formato bitmap (ou raster) e o formato vetorial.

No formato bitmap, a imagem é representada por uma matriz de pixels, onde cada pixel possui uma cor específica.

Já no formato vetorial, a imagem é representada por objetos geométricos como linhas e formas, possibilitando escalabilidade sem perda de qualidade.



Figura 1 - Tipos de Imagens

Em relação aos sistemas de cores, os principais são:

- **RGB (Red, Green, Blue):** Onde as cores são representadas pela intensidade de luz vermelha, verde e azul. Este sistema é amplamente utilizado em dispositivos eletrônicos como monitores e câmeras digitais.

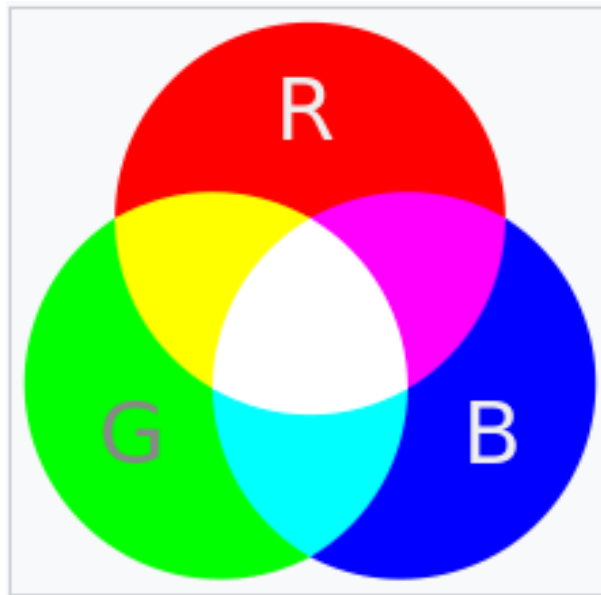


Figura 2 - Escala RGB

- **CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black):** Utilizado principalmente na indústria gráfica, este sistema subtrativo de cores é baseado na absorção de luz. É comumente utilizado em impressoras coloridas.



Figura 3 - Escala CMYK

- **HSI (Hue, Saturation, Intensity):** Este sistema separa a informação de cor em matiz, saturação e intensidade luminosa, proporcionando uma representação mais intuitiva das cores.

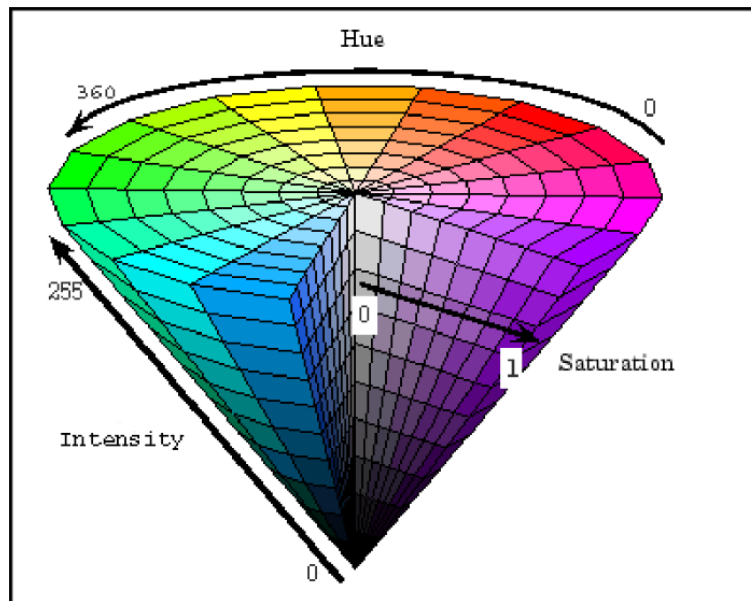


Figura 4 - Escala HSI

Além disso, existem formatos de imagem comuns, como JPEG, PNG, BMP, TIFF e GIF, que armazenam imagens com diferentes compressões, eficiências e suporte para transparência.

b) Caracterize imagens quanto ao comprimento de onda capturado por uma câmera. Cite aplicações para cada caso.

As imagens podem ser caracterizadas de acordo com o comprimento de onda da luz que é capturada pela câmera, o que é fundamental para entender as propriedades e aplicações das imagens. Cada faixa do espectro eletromagnético oferece informações distintas sobre a cena, expandindo as possibilidades de análise e processamento de imagens. De acordo com a literatura [1], as imagens podem ser classificadas em três categorias principais, baseadas no comprimento de onda da luz capturada:

- **Imagens visíveis:** Capturam a luz visível pelo olho humano, com comprimentos de onda entre aproximadamente 400 nm (violeta) e 700 nm (vermelho). Suas aplicações incluem Fotografia e Televisão:, com a captura imagens e vídeos percebidos pelo olho humano, com cores realistas e alta resolução; Visualização Médica, permitindo a análise de estruturas anatômicas e a detecção de patologias em diversas áreas, como dermatologia, oftalmologia e gastroenterologia; Reconhecimento de Objetos e Pessoas, utilizada em sistemas de segurança, biometria e automação industrial, para identificação e autenticação de indivíduos e objetos.

- **Imagens infravermelhas:** Capturam luz com comprimentos de onda maiores que a luz visível, geralmente na faixa de 700 nm a 1 mm. São usadas em aplicações como vigilância noturna (pois captura imagens em ambientes com pouca ou nenhuma luz ambiente, ideal para monitoramento de segurança e defesa), monitoramento ambiental (pois permite a detecção de variações de temperatura, útil para estudos climáticos, monitoramento de desastres naturais e agricultura de precisão) e diagnóstico médico (utilizada em exames como termografia, permitindo a detecção de tumores, inflamações e outros problemas relacionados à temperatura corporal).

- **Imagens ultravioleta:** Capturam luz com comprimentos de onda menores que a luz visível, entre aproximadamente 10 nm e 400 nm. São úteis em aplicações como identificação de fluidos corporais (utilizada em medicina para a detecção de sangue, fluidos corporais e outras substâncias invisíveis à luz visível.), inspeção de materiais (permite a detecção de falhas, rachaduras e outros defeitos em materiais como metais, plásticos e cerâmicas.) e fotografia forense (utilizada na investigação de crimes, para revelar impressões digitais, marcas de ferramentas e outros vestígios invisíveis à luz visível).

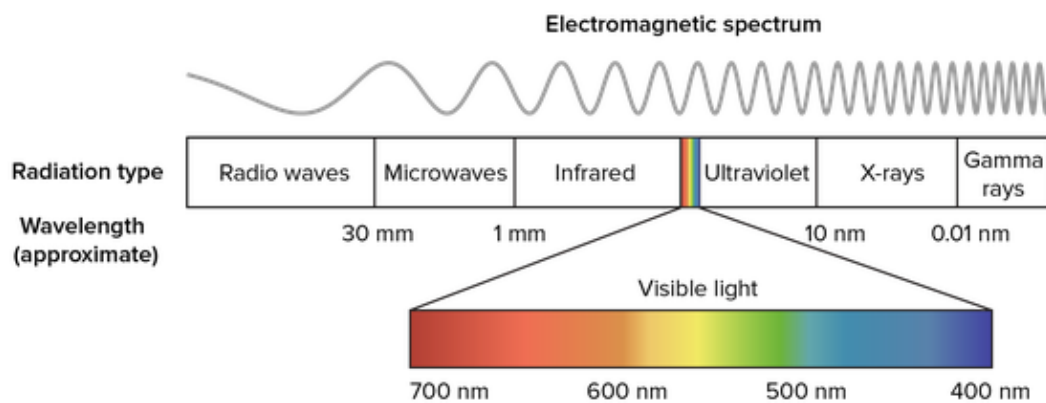


Figura 5 - Espectro Eletromagnético

c) **Defina reconstrução morfológica, dê um exemplo.**

A reconstrução morfológica é um método de processamento de imagens que utiliza conceitos da teoria dos conjuntos e da geometria para extrair informações sobre a forma e a estrutura de objetos em uma imagem. Ela é frequentemente usada para melhorar a visualização de estruturas específicas, remover ruído e segmentar objetos de interesse.

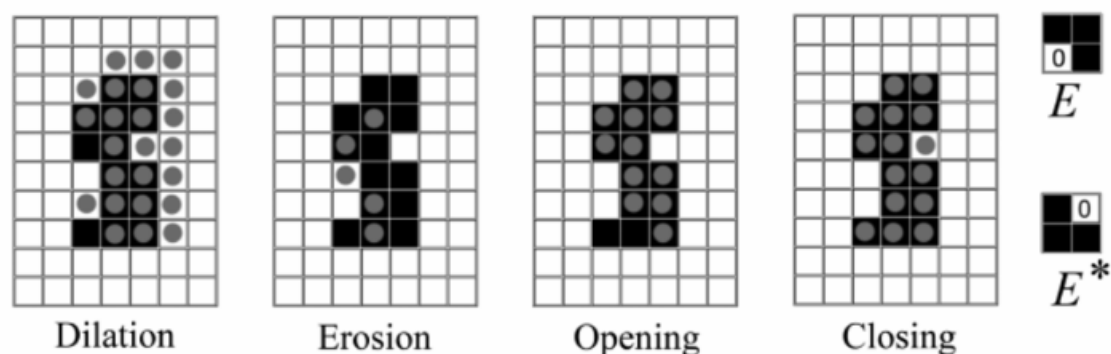


Figura 6 - Operações morfológicas

A reconstrução morfológica é uma aplicação propícia nas seguintes situações:

Segmentação de objetos: A reconstrução morfológica pode ser utilizada para segmentar objetos de interesse em imagens, separando-os do fundo e de outros objetos. Isso é particularmente útil em áreas como biomedicina, análise de materiais e inspeção industrial, onde a identificação precisa de objetos é crucial.

Remoção de ruído: A capacidade da reconstrução morfológica de preservar estruturas relevantes enquanto remove ruídos a torna ideal para pré-processamento de imagens antes da segmentação. Isso garante que a segmentação seja realizada em dados de alta qualidade, aumentando a precisão e confiabilidade dos resultados.

Aprimoramento de imagens: A reconstrução morfológica pode ser utilizada para aprimorar a visualização de detalhes em imagens, tornando-as mais fáceis de interpretar e analisar. Isso é particularmente útil em áreas como astronomia, microscopia e radiologia, onde a visualização precisa de estruturas complexas é essencial.

A escolha do elemento estrutural adequado é crucial para o sucesso da reconstrução morfológica. O tamanho e a forma do elemento estrutural devem ser cuidadosamente selecionados de acordo com a natureza da imagem e o objetivo da segmentação.

Para exemplificar, utilizaremos duas operações: Abertura e Fechamento.

Consideremos a Imagem Original:



Figura 7 - Imagem Original

Para aplicar as transformações, utilizamos a imagem em escala de cinza.



Figura 8 - Imagem em escala de cinza

a) **Abertura morfológica:** É uma operação que primeiro aplica uma erosão seguida de uma dilatação. Tal transformação é útil para remover pequenos objetos (ruídos) de uma imagem enquanto mantém o tamanho e a forma dos objetos maiores.



Figura 9 - Operação de Abertura Morfológica

b) **Fechamento morfológico:** É uma operação que primeiro aplica uma dilatação seguida de uma erosão. Isso é útil para fechar pequenos buracos na imagem ou para conectar objetos próximos.



Figura 10 - Operação de fechamento morfológico

Na questão 2, cuja resolução pode ser encontrada em [7], temos a seguinte pergunta a ser respondida:

Cite e explique as principais formas de se filtrar uma imagem nos domínios espacial e da frequência. Dê exemplos.

No âmbito da segmentação de imagens 2D, a filtragem assume um papel crucial no processamento e aprimoramento de imagens, visando realçar características relevantes e suprimir ruídos indesejados.

Um filtro espacial consiste em uma vizinhança, geralmente um pequeno retângulo, e uma operação pré-definida que é realizada nos pixels da imagem contidos pela vizinhança. A filtragem cria um novo pixel com coordenadas iguais às coordenadas do centro da operação, e cujo valor é o resultado da filtragem. Uma imagem processada (filtrada) é gerada à medida que o centro do filtro visita cada pixel na imagem de entrada. Se a operação realizada nos pixels da imagem for linear, então o filtro é chamado de filtro espacial **linear**. Caso contrário, o filtro é **não linear** [1].

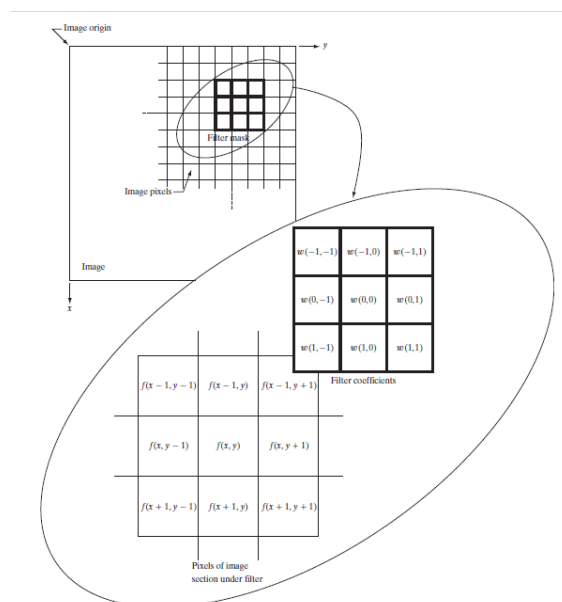


Figura 11 - Representação de filtragem no domínio espacial

A filtragem no domínio espacial opera diretamente nos pixels da imagem, manipulando seus valores de intensidade de acordo com um "filtro" ou máscara espacial. Essa abordagem é intuitiva e facilmente implementável, sendo particularmente útil para tarefas como suavização e realce de bordas.

Alguns exemplos de filtros **lineares** são:

- a) **Média (passa-baixa):** Substitui cada pixel pela média de seus vizinhos em uma janela definida pelo filtro. Ideal para suavização e redução de ruído.



Figura 12 - Média aplicada a imagem

- b) **Gaussiana:** Aplica uma ponderação exponencialmente decrescente aos pixels da vizinhança, priorizando os mais próximos. Útil para suavização e desfoque.



Figura 13 - Gaussiana aplicada a imagem

Já para os filtros **não-lineares**, temos por exemplo:

- a) **Mediana:** Substitui cada pixel pela mediana de seus vizinhos, preservando bordas e detalhes finos. Robusto contra ruído de sal e pimenta.



Figura 14 - Mediana aplicada a imagem

- b) **Sobel (Passa-alta) :** O filtro de Sobel calcula a derivada da imagem em cada direção, salientando as bordas.



Figura 15 - Filtro de Sobel aplicado a imagem

Os filtros de frequência atuam na transformada de Fourier da imagem, modificando as frequências presentes na mesma. Após aplicar a TF, a imagem é representada em termos de intensidade e frequência. Filtros podem ser aplicados para realçar ou suprimir

componentes de alta ou baixa frequência. Os principais tipos de filtros de frequência são os filtros passa-baixa, passa-alta e passa-banda, que têm efeitos semelhantes aos filtros espaciais correspondentes:

- a) **Filtros Passa-Baixa:** Atenuam frequências altas, suavizando a imagem e reduzindo ruídos de alta frequência.

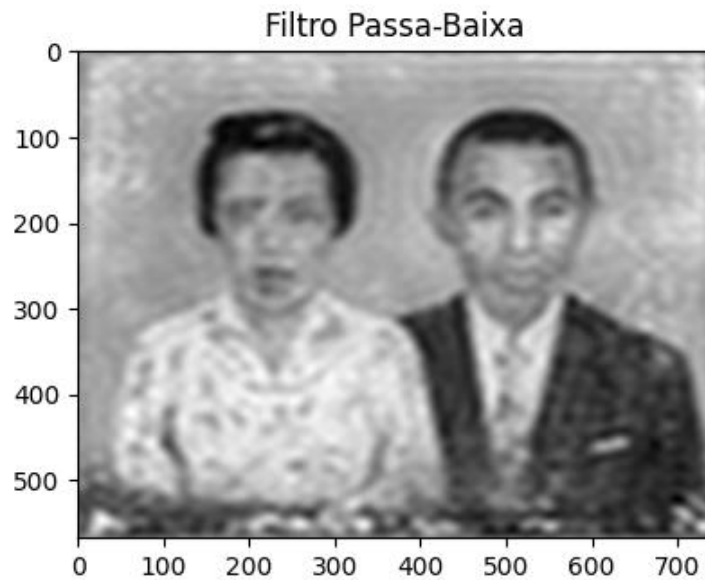


Figura 16 - Aplicação do filtro passa-baixa em frequência

- b) **Filtros Passa-Alta:** Realçam frequências altas, destacando bordas e detalhes finos.

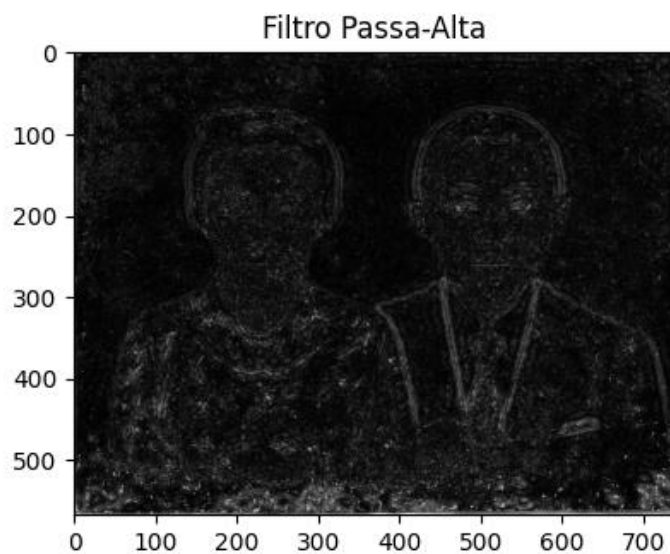


Figura 17 - Aplicação do filtro passa-alta em frequência

c) **Filtros Passa-Banda:** Permitem selecionar uma faixa específica de frequências, útil para extrair características específicas da imagem.

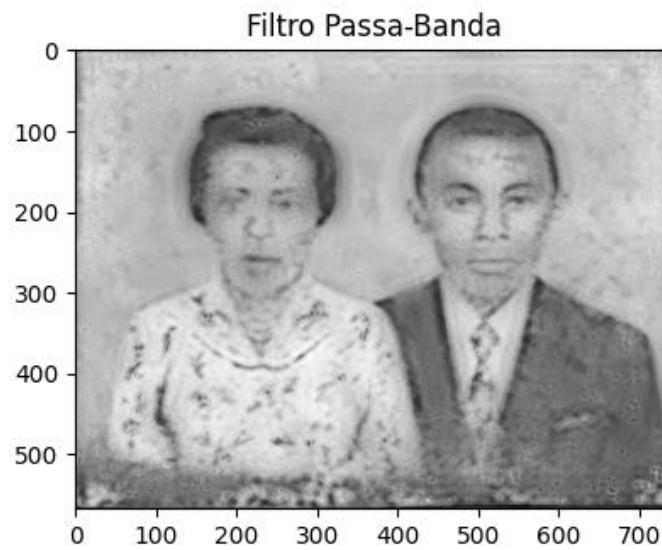
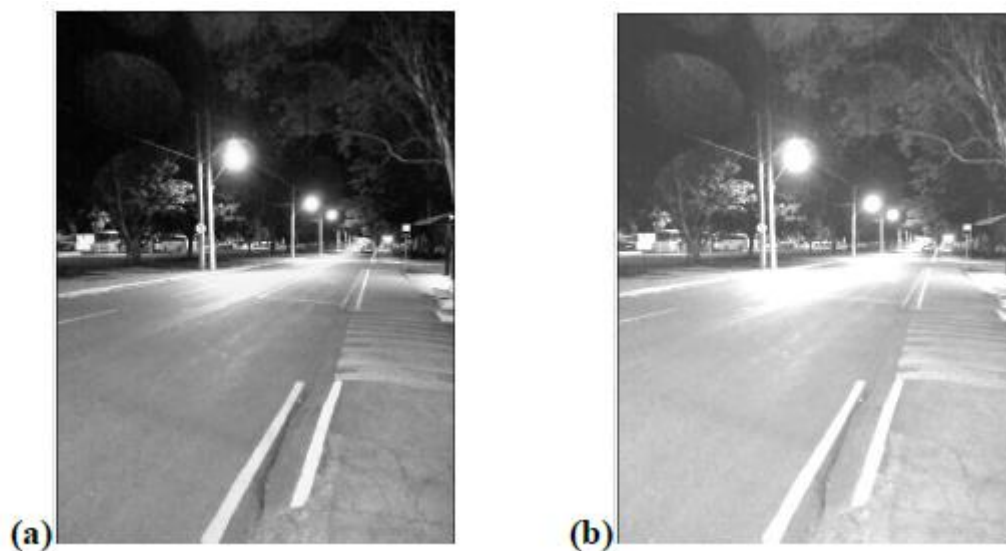


Figura 18 - Aplicação do filtro passa-banda em frequência

Já na questão 3, cuja resolução pode ser encontrada em [8], temos o seguinte desafio:

A partir do par de imagens abaixo, que mostra a imagem original (a) e após o processamento (b), explique uma possível operação utilizada.



Para estimarmos quais possíveis transformações foram aplicadas na imagem B, precisamos notar as diferenças perceptíveis entre as duas imagens:

1. Ambas as imagens são fotografias em escala de cinza que retratam uma rua tranquila à noite.
2. A rua é iluminada por postes de luz que lançam luz sobre a superfície da estrada.
3. Em ambas as imagens, há marcações de faixa de rodagem visíveis na estrada.
4. Árvores e outras vegetações são visíveis em ambos os lados da rua.
5. Não há atividade de pedestres ou veículos evidente em nenhuma das imagens.

A diferença fundamental entre as duas está nos níveis de brilho e contraste.

A imagem (a) tem menor brilho e contraste. Como resultado, detalhes como árvores e marcações de faixa são menos distintos.

A imagem (b) é melhorada com aumento de brilho e contraste. Essa melhoria torna detalhes como a textura da superfície da estrada, árvores e marcações de faixa mais pronunciados

Se plotarmos os histogramas da imagem A e B, teremos a seguinte figura abaixo.

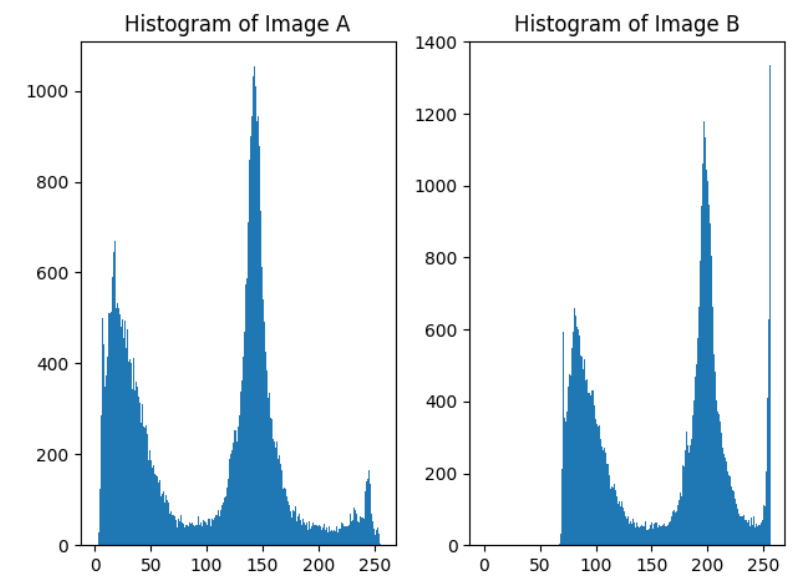


Figura 19 - Comparação de histogramas antes e depois

O histograma da Imagem B mostra um deslocamento perceptível para a direita em comparação com a Imagem A. Isso indica um aumento no brilho geral. O pico proeminente na Imagem A em torno do valor 150 deslocou-se para mais perto de 200 na imagem B.

A distribuição dos valores dos pixels na imagem B parece ligeiramente mais comprimida ou mais estreita em comparação com a imagem A. Isso poderia sugerir uma diminuição no contraste.

Aumentando o brilho em 64 pontos e reduzindo o contraste em 5%, teremos um histograma que lembra muito o obtido para a imagem transformada original:

```
img_contraste=ajustar_contraste(image_a, 0.95)  
img_contraste = ajustar_brilho(img_contraste, 64)
```

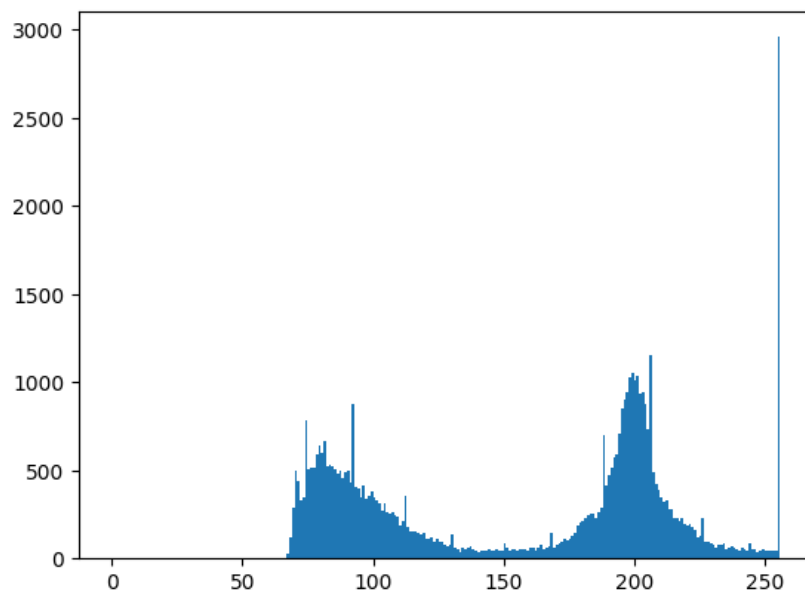


Figura 20 - Transformação aplicada



Figura 21 - Transformação Proposta versus Transformação Original

Em nosso caso, o valor de deslocamento em brilho de 64 foi obtido através da comparação do menor valor do histograma da imagem original, que é 66. Por tentativa e erro, o valor de brilho foi alterado na imagem teste até igualarmos os valores da imagem de teste com a imagem original em 66. Já para o valor de contraste, também por iteração, alteramos os valores até que obtivéssemos níveis próximos aos dos pontos máximos do histograma da figura original (aproximadamente (70,600) e (200,1200)). Vemos um pico em 255 para a imagem teste. Isso pode estar relacionado a problemas no corte da imagem para análise, que não necessariamente teve a mesma quantidade de pixels que a imagem original A.

Na questão 4, cuja resolução pode ser encontrada em [9], temos a seguinte proposição:

Defina registro de uma imagem. Em que situações ele deve ser aplicado e quais os processamentos necessários para isso.

O registro de uma imagem é o processo de alinhamento de duas ou mais imagens para que elas estejam em concordância espacial, ou seja, para que correspondam geometricamente o máximo possível. Esse procedimento é essencial em diversas situações, tais como:

- 1. Correção de Movimento:** Quando há movimento entre as imagens adquiridas, seja por tremores da câmera, movimento do objeto ou variações na cena ao longo do tempo.
- 2. Fusão de Imagens:** Ao combinar imagens de diferentes fontes ou com diferentes modalidades (por exemplo, imagens de ressonância magnética e tomografia computadorizada), é necessário alinhar suas características espaciais para análise conjunta.
- 3. Análise de Mudanças Temporais:** Para estudar mudanças em uma cena ao longo do tempo, como em imagens de satélite para monitoramento ambiental ou em imagens médicas para acompanhamento de pacientes.

O processo de registro envolve uma série de etapas, que podem incluir:

- 1. Extração de Características:** Identificação de pontos-chave ou características nas imagens, como cantos, arestas ou padrões distintivos.
- 2. Estimação de Transformação:** Determinação da transformação geométrica que mapeia os pontos de uma imagem para os pontos correspondentes na outra imagem.

Isso pode envolver métodos como a transformação de afinidade, transformação de projeção perspectiva ou transformação não rígida.

3. Otimização da Transformação: Ajuste dos parâmetros da transformação para maximizar a correspondência entre os pontos das imagens.

4. Aplicação da Transformação: Aplicação da transformação estimada para alinhar as imagens, utilizando técnicas como interpolação para preencher áreas vazias ou distorcidas.

Na questão 5, cuja resolução pode ser encontrada em [10], o desafio proposto é o seguinte:

Proponha processamentos para contar o número de elementos de cada grupo da imagem dos parafusos (em anexo). Calcular a área e o perímetro de cada elemento.



Inicialmente, verificamos o histograma da imagem em escala de cinza:

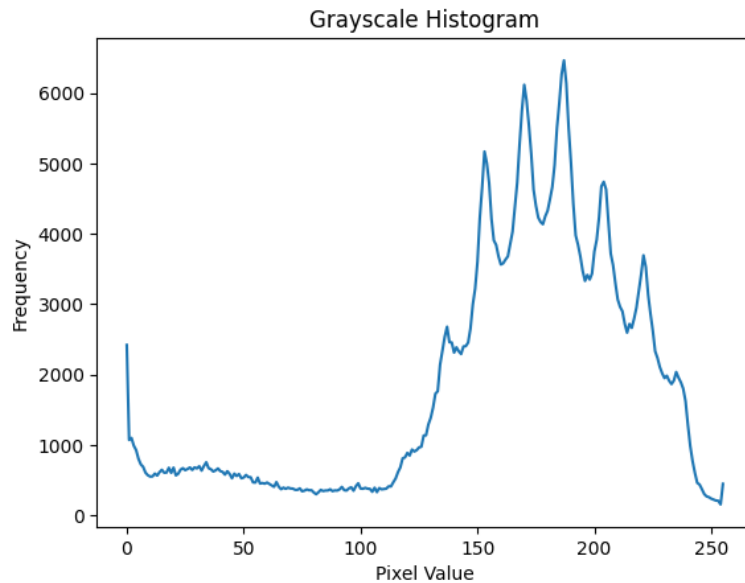


Figura 22 - Histograma da imagem dos parafusos

Como o fundo da imagem é branca, podemos ver claramente uma distinção entre fundo (próximo de 255) e peças (mais próximas de 0). Dessa forma, uma técnica possível de ser utilizada nesse caso é a limiarização de Otsu, pois de acordo com [1], O método de Otsu funciona bem quando o histograma da imagem é bimodal ou quando há uma clara separação entre as intensidades do primeiro plano e do fundo.

O limiar obtido por Otsu nos proporciona algo próximo a 114. Porém, quando aplicamos esse limite, vemos que alguns elementos muito claros da cena desaparecem. A solução portanto é utilizar um limiar um pouco maior. Por iteração, verificamos que o valor de **141** é um bom candidato, que é basicamente o ponto no histograma que separa o mesmo em duas regiões distintas.

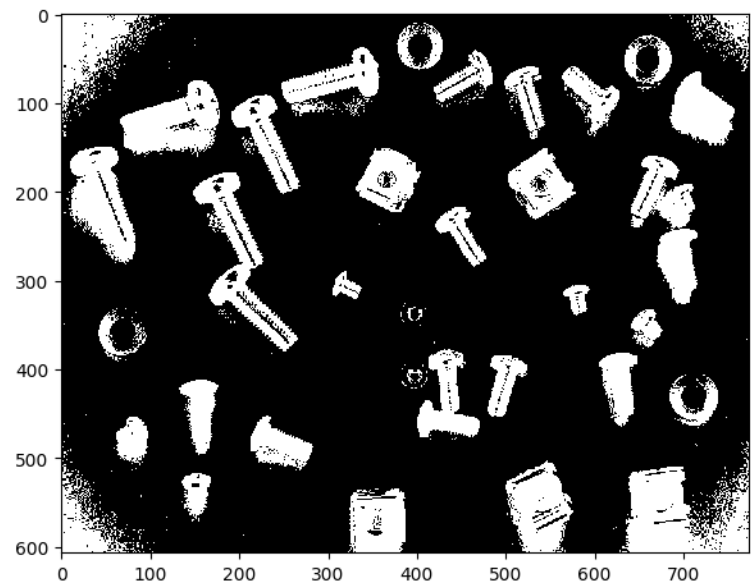


Figura 23 - Aplicação de Otsu para segmentação

Após, procedemos por segmentar as imagens. Com o objetivo de remover ruídos, utilizamos duas transformações morfológicas já apresentadas na primeira questão, que são a abertura (remoção de ruídos) e o fechamento (preenchimento de pequenos buracos).

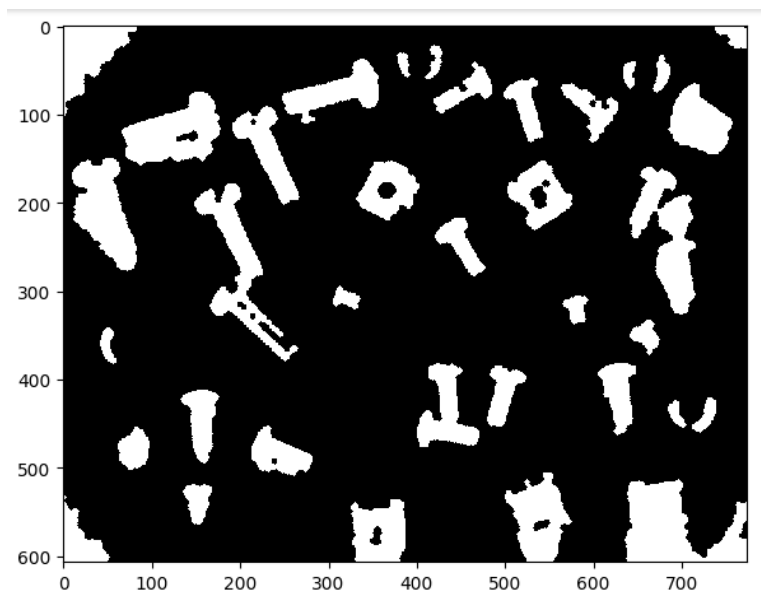


Figura 24 - Imagem após abertura e fechamento

Por inspeção, utilizamos um elemento morfológico que é um disco, propício para o caso, pois temos muitos elementos circulares em cena.

Uma vez segmentados, podemos calcular as quantidade de contornos detectados:

Number of objects: 36

Areas: [4242, 692, 373, 258, 491, 3498, 329, 1448, 1560, 1648, 3656, 5570, 3143, 5424, 2843, 2802, 5997, 5569, 1563, 487, 602, 740, 441, 3285, 2077, 1631, 2064, 535, 335, 2210, 1236, 4358, 7596, 1002, 1920, 3459]

Perimeters: [370.2731239591687, 124.08326112068522, 113.05382386916237, 74.76955262170047, 107.1543289325507, 373.5462479183374, 81.59797974644667, 246.0071426749364, 223.03657992645927, 288.7766952966369, 264.3919189857867, 440.4163056034261, 361.0609665440988, 409.8305191657992, 369.3452377915607, 318.0904037956216, 642.0386719675123, 841.1168824543142, 210.45079348883235, 103.7401153701776, 111.15432893255071, 126.12489168102785, 106.32590180780451, 388.5340546095176, 241.3797256769669, 211.8233764908628, 240.20815280171308, 113.98275605729688, 84.66904755831213, 248.0071426749364, 145.78174593052023, 418.0315292925759, 606.9959953866432, 144.8528137423857, 247.0893577750951, 348.8355697996826]

Na questão 6, cuja resolução pode ser encontrada em [11], temos outro desafio:

Proponha e explique uma técnica para segmentar a imagem do pé de laranja em anexo.



As laranjas possuem uma cor que as destaca no cenário. Portanto, uma boa estratégia é criar uma máscara que segmente as cores da laranja na imagem. Carregando a imagem utilizando o esquema de cores HSV (já apresentado na questão 1), teremos:

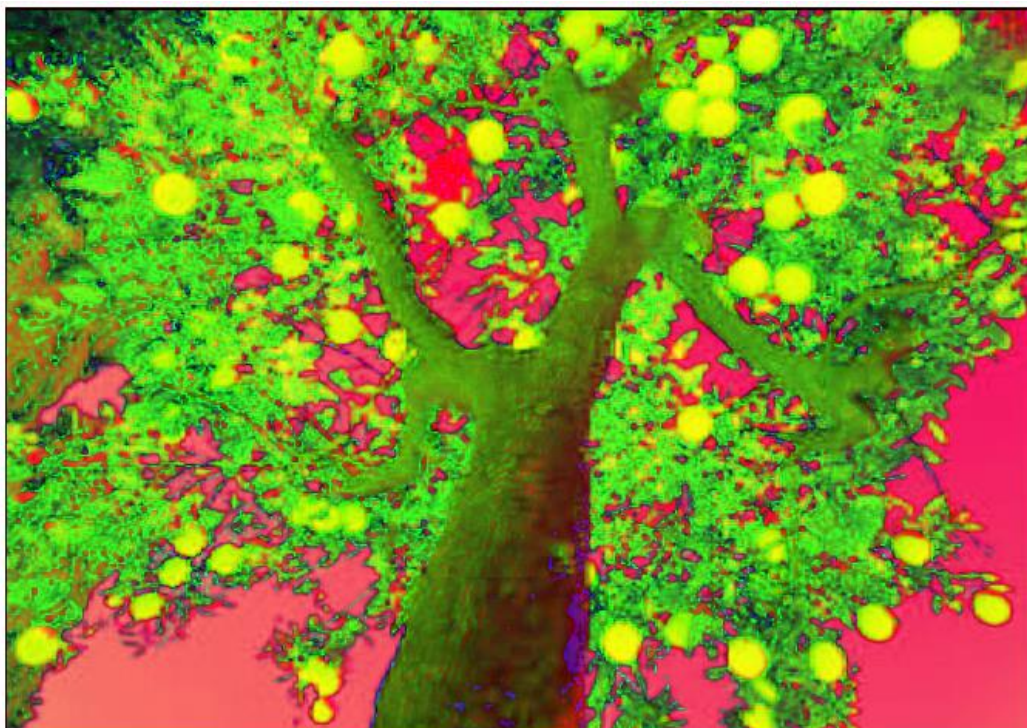


Figura 25 - Imagem em coloração HSV

Na escala HSV, a cor laranja pode ser definida no intervalo de (39,100,100). Precisamos determinar um valor máximo e um valor mínimo para as variações da coloração laranja da foto. Utilizamos os intervalos de (5,100,100) para valor mínimo e (15,255,255) para valor máximo. Assim, conseguimos criar a seguinte máscara:

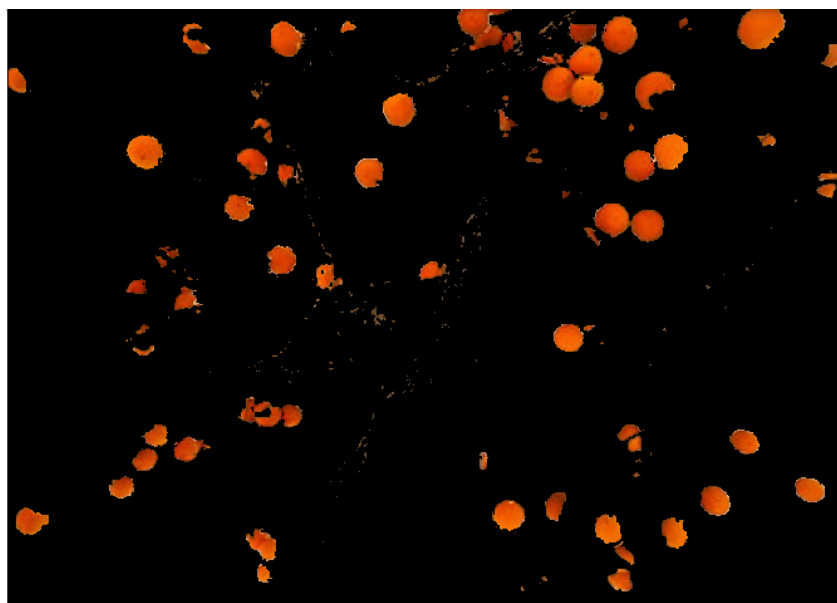


Figura 26 - Máscara de coloração

Para diminuir ruídos, aplicamos uma operação morfológica de fechamento, com o objetivo de diminuir pequenos buracos. Em seguida, calculamos os contornos detectados, obtendo aproximadamente 66 laranjas.



Figura 27 - Segmentação e contagem

Número de laranjas detectadas: 66

Na questão 7, cuja resolução pode ser encontrada em [12], temos:

Defina a transformada de watershed, mostre e explique uma aplicação que utiliza essa transformada para a segmentação de uma imagem.

A transformada de Watershed é uma técnica de segmentação de imagens baseada em morfologia matemática que é frequentemente utilizada para segmentar objetos em uma imagem. Ela é baseada no conceito de tratar a imagem como uma paisagem topográfica, onde os pixels de intensidade representam elevações. A ideia é inundar esses vales a partir de marcadores pré-definidos, criando regiões segmentadas na imagem.

A transformada de Watershed é comumente aplicada em imagens em tons de cinza ou em imagens de gradiente, onde os mínimos locais correspondem aos vales e os máximos locais correspondem aos picos.

Ela é particularmente útil em cenários onde os objetos de interesse na imagem têm regiões de intensidade semelhantes ou próximas, pois pode ajudar a separar esses objetos de forma eficaz. Além disso, é conhecida por produzir resultados de

segmentação mais estáveis e com fronteiras conectadas, o que é importante em muitas aplicações de processamento de imagem.

Como exemplo, tomemos o caso de segmentar moedas em um conjunto, apresentado em [5]:



Figura 28 - Imagem inicial

Aplicando transformações morfológicas para remover o plano de fundo das moedas e delimitar a localização das moedas, teremos o seguinte mapa:

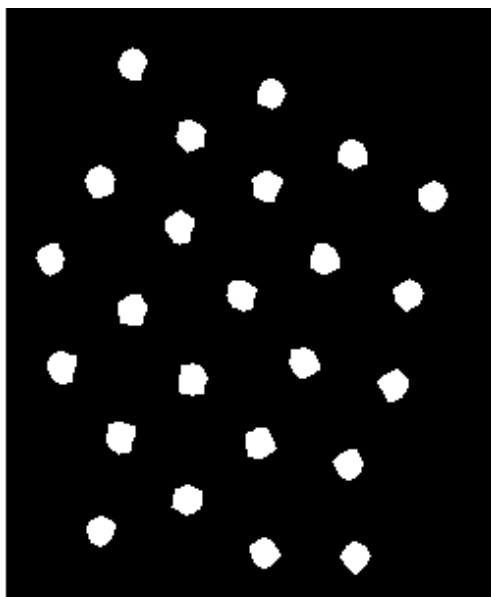


Figura 29- Transformações aplicadas para separação de regiões de interesse

Com isso, após aplicar a transformação de Watershed, teremos:

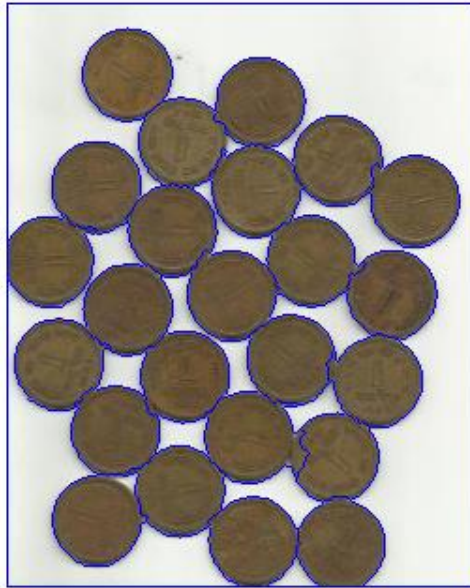


Figura 30 - Segmentação por Watershed

Para a última questão, cuja resolução pode ser encontrada em [13], temos:

Mostre uma imagem de PCB e proponha uma técnica clássica (sem deep learning) que faça a segmentação de alguns elementos dessa placa.



Figura 31 - Placa a ser analisada

Uma possível aplicação clássica que pode ser utilizada para esse caso de segmentação de placa de circuito é o chamado **filtro de Canny**.

De acordo com [1], O algoritmo de detecção de bordas Canny, desenvolvido por John Canny em 1986, é um método popular para detectar uma ampla gama de bordas em imagens enquanto minimiza o ruído e localiza as bordas com precisão. O filtro é

conhecido por sua capacidade de produzir mapas de bordas de alta qualidade com bordas bem definidas e baixos falsos positivos.

O filtro de Canny é um processo de múltiplas etapas que envolve redução de ruído, cálculo de gradiente, supressão de não-máximo, thresholding e rastreamento de bordas, operações melhor apresentadas a seguir:

Redução de Ruído: O algoritmo de Canny inclui um passo de suavização gaussiana para reduzir o ruído na imagem antes da detecção de bordas. Isso ajuda a obter mapas de bordas mais limpos, reduzindo o impacto do ruído no processo de detecção de bordas.

Cálculo do Gradiente: O algoritmo calcula a magnitude e orientação do gradiente em cada pixel usando técnicas como operadores de Sobel para identificar as mudanças de intensidade na imagem que correspondem às bordas.

Supressão de Não-Máximo: A detecção de bordas Canny realiza supressão de não-máximo para afinar as bordas, preservando apenas os máximos locais na direção do gradiente. Este passo ajuda a obter contornos de borda finos e precisos.

Dupla Thresholding: Canny usa duplo thresholding para classificar os pixels de borda em fortes, fracos e não-borda com base em suas magnitudes de gradiente. Este passo ajuda a identificar bordas potenciais e filtrar ruídos.

Rastreamento de Bordas por Histerese: O algoritmo de Canny emprega rastreamento de bordas por histerese, onde pixels de borda fracos conectados a pixels de borda fortes são considerados como parte da borda. Isso ajuda a conectar segmentos de borda e formar contornos de borda contínuos.

Em Python, podemos aplicar o filtro de Canny através do comando:

```
contornos = cv2.Canny(imagem_bin, 30, 200)
```

Os valores de 30 e 200 são os dois valores de limiar utilizados pelo detector de bordas Canny e foram obtidos por inspeção. O primeiro valor (30 neste caso) é o limiar inferior para o procedimento de histerese, que ajuda a suprimir o ruído. O segundo valor (200 neste caso) é o limiar superior para o procedimento de histerese, que ajuda a manter apenas as bordas fortes.

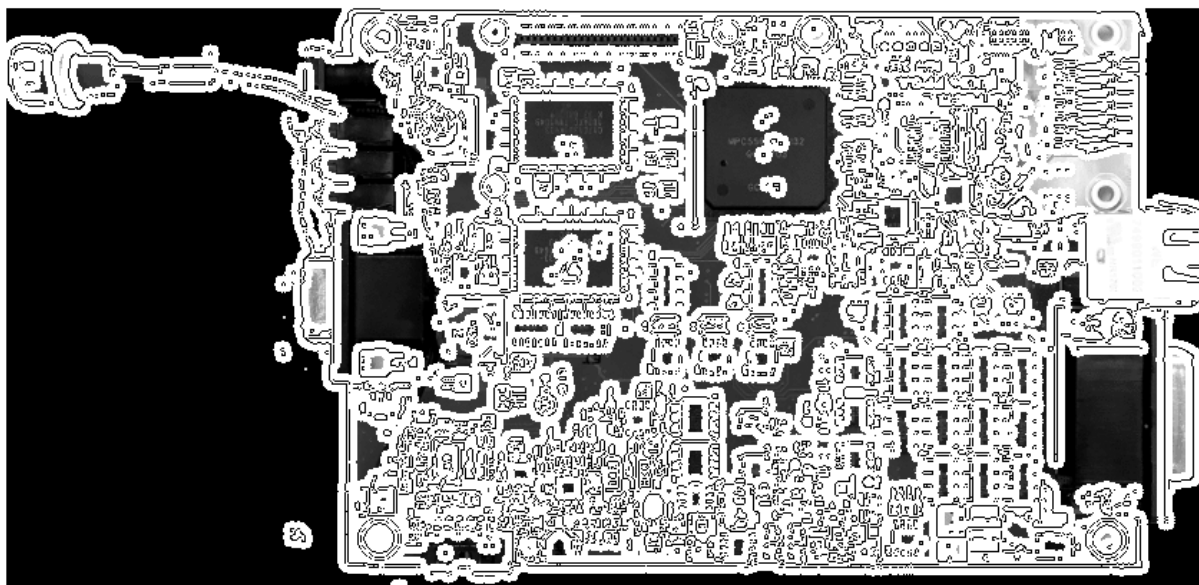


Figura 32 - Imagem Segmentada

2.5 RESULTADOS

Os resultados deste trabalho incluem a compreensão aprofundada de conceitos fundamentais de processamento de imagens, bem como a aplicação prática de técnicas de segmentação e análise morfológica em exemplos específicos. Esses resultados são apresentados de forma clara e acompanhados de explicações em vídeo no Youtube, facilitando a replicação e compreensão por parte dos leitores. As fundamentações teóricas e implementações práticas tornam o conteúdo acessível para estudantes e profissionais interessados no campo.

3. REFERÊNCIAS

1. Gonzalez, R.C; Woods, R. E. Processamento Digital de imagens. São Paulo: Pearson, 3a ed, 2010.
2. Pedrini, Hélio; Schwartz, William Robson. Análise de Imagens Digitais – Princípios, Algoritmos e Aplicações. Editora Thomson Learning Edições Ltda. 2007.
3. Dougherty, E. R., Lotufo, R. A. Hands-on Morphological Image Processing, SPIE Press, Bellingham, 2003, 1st ed.
4. Goodfellow, Ian; Bengio, Yoshua; Courville, Aaron. Deep Learning. MIT Press, 2016.
5. “Image Segmentation with Watershed Algorithm”; Disponível em https://docs.opencv.org/4.x/d3/db4/tutorial_py_watershed.html; Acesso em 02 Mai. 2024
6. Nunes, Bruno H. “Questão 1”; Disponível em <https://youtu.be/4jA8Ehc24YM> ; Acesso em 02 Mai. 2024
7. Nunes, Bruno H. “Questão 2”; Disponível em <https://youtu.be/DInPMCW9W9I>; Acesso em 02 Mai. 2024
8. Nunes, Bruno H. “Questão 3”; Disponível em <https://youtu.be/DjXRoMn8Zh0>; Acesso em 02 Mai. 2024
9. Nunes, Bruno H. “Questão 4”; Disponível em https://youtu.be/3rsyaPW_8aY; Acesso em 02 Mai. 2024
10. Nunes, Bruno H. “Questão 5”; Disponível em <https://youtu.be/Kb5RXYVQIWg>; Acesso em 02 Mai. 2024
11. Nunes, Bruno H. “Questão 6”; Disponível em <https://youtu.be/r-Ob8LofZGo>; Acesso em 02 Mai. 2024
12. Nunes, Bruno H. “Questão 7”; Disponível em <https://youtu.be/7YRnIDYX7XM>; Acesso em 02 Mai. 2024
13. Nunes, Bruno H. “Questão 8”; Disponível em <https://youtu.be/7VjJP6S-3dl>; Acesso em 02 Mai. 2024