

Universidade Federal do Amazonas Instituto de Computação Programa de Pós-Graduação em Informática (PPGI)

# Processamento Digital de Imagens 1ª Avaliação Parcial

Aluno: <u>DAILY DALENO DE O. RODRIGUES</u>
Professor: José Reginaldo Hughes Carvalho

ATENÇÃO!!! Todos os filtros e estruturas para manipulação de pixel devem do próprio aluno. Não usem bibliotecas prontas.

1. O que são filtros lineares e não-lineares? Elabore sua resposta de duas formas:

## Filtragem

São técnicas que aplicam transformações (operadores - máscaras) na imagem pixel a pixel, que não dependem apenas do nível de intensidade luminosa de um determinado pixel, mas também do valor dos níveis de intensidade dos pixels vizinhos. O processo de filtragem é feito utilizando matrizes denominadas máscaras, as quais são aplicadas sobre a imagem. Possui objetivo de corrigir, suavizar ou realçar determinadas características de uma imagem dentro de uma aplicação específica.

#### Filtros lineares x não-lineares

Filtros lineares são aqueles que aplicam, de alguma forma, uma operação matemática linear a um sinal (imagem) de entrada e buscam suavizar, realçar detalhes da imagem e minimizam efeitos de ruídos, sem alterar o nível médio da intensidade dos pixels na imagem.

Os filtros não-lineares são aqueles que exercem uma operação matemática não-linear e aplicam transformações sem o compromisso de manter o nível médio de intensidade dos pixels da imagem original.

## Linearidade de filtros

A classificação mais habitual dos filtros baseia-se na sua linearidade e resposta em frequência. Um filtro é linear quando são válidos os princípios da superposição e da homogeneidade explicados e abordados a seguir em forma de prova. Caso contrário, o filtro é não-linear.

a) Como uma prova matemática;

### Prova:

Seja um filtro (operador) H, que produz uma imagem de saída g(x, y) para uma imagem de entrada f(x, y).

$$H [f(x, y)] = g(x, y)$$

H é um filtro linear se e somente se:

- i) H[a.f(x, y)] = a.H[f(x, y)]
- ii)  $H[a.f_i(x, y) + b.f_i(x, y)] = H[a.f_i(x, y)] + H[b.f_i(x, y)]$

Onde a e b são constantes e  $f_i(x, y)$  e  $f_j(x, y)$  são imagens arbitrárias (do mesmo tamanho).

Considerando os princípios da linearidade **i** e **ii** apresentados acima, provemos que os filtros abaixo são lineares ou não. Para provarmos a linearidade, começamos com o lado esquerdo de cada situação e tentarmos provar que ele é igual ao lado direito.

Situação 1: 
$$f(x, y) = (T+bT).f(x, y)$$

Para que o filtro acima seja linear, deve atender as propriedades i e ii. Considerando o caso

i) H[ 
$$a.f(x, y)$$
 ] =  $a.H[f(x, y)]$ , verifiquemos:

Temos que:

Portanto, verdadeiro.

Considerando o caso

ii) H [ 
$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{f}_i(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + \mathbf{b} \cdot \mathbf{f}_j(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$
 ] = H[  $\mathbf{a} \cdot \mathbf{f}_i(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  ] + H[  $\mathbf{b} \cdot \mathbf{f}_j(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  ], verifiquemos:

Temos que:

$$\begin{split} H \ [ \ a.f_i(x,\,y) + b.f_j(x,\,y) \ ] &= (T + \,b\,T). \ [ \ a.f_i(x,\,y) + b.f_j(x,\,y) \ ] \\ &= (T + \,b\,T).a.f_i(x,\,y) + (T + \,b\,T).b.f_j(x,\,y) \\ &= H \ [ \ a.f_i(x,\,y) \ ] + H \ [ \ b.f_i(x,\,y) \ ] \end{split}$$

Portanto, verdadeiro.

Observando que i e ii são verdadeiros, então o filtro é linear.

Situação 2: 
$$f(x, y) = (f(x, y)+1)^2$$

Considerando o caso

i) H[ 
$$a.f(x, y)$$
 ] =  $a.H[f(x, y)]$ , verifiquemos:

Temos que:

H[ a.f(x, y) ] = 
$$a^2$$
.f(x, y)<sup>2</sup> +  $1^2 \neq$  a.H[ f(x, y) ]

Portanto, o filtro é não-linear.

b) Como uma descrição causal (relação entrada e saída).

Para ilustrar sua resposta aplique os filtros de negativo (Fn), equalização de histograma (Feq) e de limiarização (Flim) para binarizar a imagem em tons de cinza da Questão 1, obtendo como resultado letras brancas sobre um fundo negro.

Para resolver essa questão, primeiramente far-se-á uma explicação detalhada da metodologia adotada e implementada para aplicarmos os filtros e analisarmos os resultados. Em um segundo momento e com base nas observações identificadas, far-se-á uma explicação provando causalmente a linearidades dos filtros.

#### Aplicação dos Filtros na Imagem

Para obter a imagem com fundo preto e letras brancas, primeiramente transformou-se o espaço de cor para escala de cinza conforme pode ser vista na Figura 1.1. A partir desta imagem, aplicou-se a equalização de histograma, o que gerou a imagem da Figura 1.2. Com esta imagem equalizada, aplicou-se o negativo resultando na imagem apresentado na Figura 1.3.



Figura 1.1 – Imagem em escala de cinza

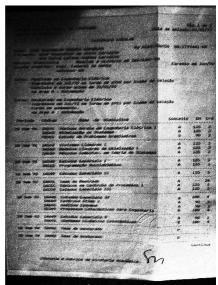


Figura 1.2 – Imagem equalizada.



Figura 1.3 – Imagem negativa.

Com posse da imagem negativa, deu-se início ao processo de binarização da imagem. Para realizar esse processo, implementou-se um procedimento para limiarização simples, o que resultou na imagem da Figura 1.4. O valor do limiar usado foi de 127, ressalta-se que este valor foi obtido a partir de seletiva análise partindo do ponto de vista do analisador. Com intuito de automatizar o processo de obtenção do valor do limiar, implementou-se o algoritmo de binarização por Otsu, o qual permite a seleção de um limiar ótimo para uma dada imagem. Observou-se durante o experimento, este método obteve o valor do limiar de 168, o que resultou em uma imagem quase que totalmente escura, conforme pode ser visto na Figura 1.5, mostrando não ser um método apropriado para fazer uso no decorrer dos experimentos.

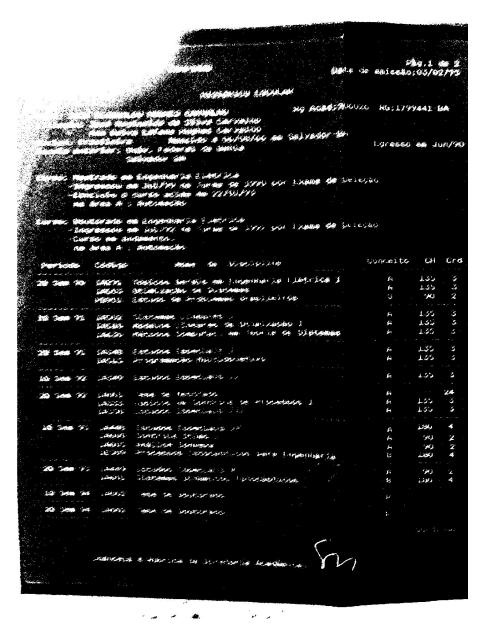


Figura 1.4 – Imagem binarizada.

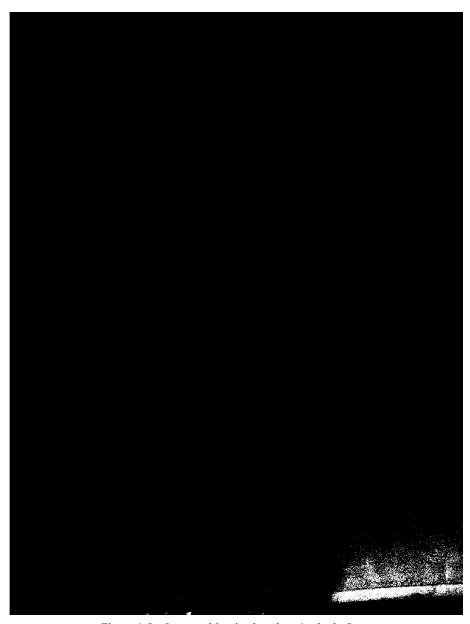


Figura 1.5 – Imagem binarizada pelo método de Otsu.

Percebeu-se durante o desenvolvimento dos experimentos que a imagem binarizada apresentava, após aplicação do método de equalização de histograma, uma quantidade bem maior de ruídos comparando com o resultado obtido no processo sem a aplicação da equalização, conforme pode ser visto na Figura 1.6. Considerando isto, foi nesta imagem que se aplicou o algoritmo de **AEstrela** para encontrar o caminho mínimo, conforme pode ser visto resultado na Figura 2.1. Vale ressaltar que os ruídos discutidos em questão encontram-se principalmente no canto superior e esquerdo da imagem da Figura 2.1.

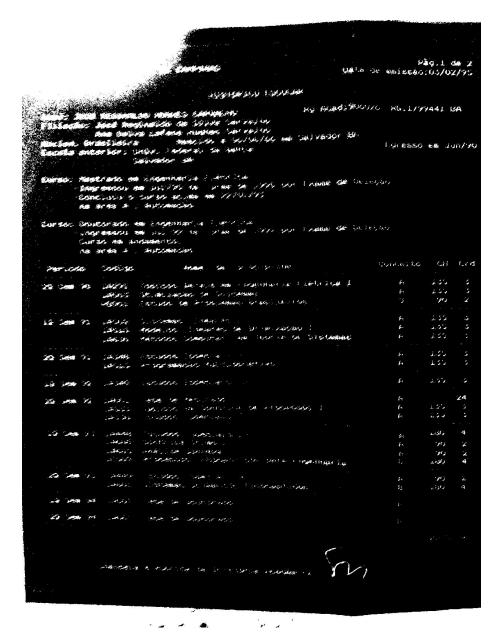


Figura 1.6 – Imagem binarizada sem aplicação do método de equalização de histograma.

## Descrição causal

Para provarmos através de uma descrição causal a linearidade dos filtros, procura-se criar uma relação de entrada e saída, isto é, deve-se verificar se o resultado da aplicação de um determinado filtro H em uma matriz ou imagem f(x, y) produz, sem depender de entradas futuras, uma matriz ou imagem g(x, y), provido que o segundo evento (matriz ou imagem g(x, y)) seja uma consequência unicamente ou exclusivamente do primeiro H[f(x, y)], além de

considerar que a inversão do processo permita obter, sem perda de dados, as intensidade de cada pixel da imagem anterior.

Por outro lado, se este evento resultante g(x, y) depender além do evento H[f(x, y)], assim como de entradas futuras, bem como não tornar possível a obtenção da imagem anterior a aplicação do processo caso se deseje fazer o processo inverso, podemos considerar como um filtro não causal. Diante deste contexto, verifiquemos dois casos explanados.

Caso 1: Considerando aplicar o operador negativo (Fn) na matriz ou imagem f(x, y), obtém-se uma imagem g(x, y) em que todos seus pixels são subtraídos pela maior intensidade dos pixels da imagem f(x, y). Esta operação, além de não depender de valores futuros para implicar no resultado em g(x, y), também torna possível recuperar os valores das intensidades dos pixels da imagem original partindo de g(x, y) aplicando-se apenas a operação inversa, ou seja, somar os pixels de g(x, y) pela maior intensidade dos pixels da imagem f(x, y). Logo, verificamos que essa operação é linear.

Caso 2: Por outro lado, considerando aplicar o filtro de equalização de histograma (Feq) na matriz ou imagem f(x, y), obtém-se uma imagem g(x, y) em que seus pixels recebem novos valores que não dependem unicamente da aplicação de uma operação reversível, haja vista que essa técnica, em suma, consiste em fazer com que as probabilidades de ocorrência das intensidades sejam distribuídas de modo uniforme, gerando um melhor contraste na imagem. Assim, pode-se considerar que o filtro de equalização de histograma é não causal, haja vista que, além de ser uma operação não linear, impedi que os valores das intensidades dos pixels da imagem original possam ser obtidos partindo de g(x, y).

2. Para a imagem binarizada da questão anterior calcule a o caminho mínimo entre o pixel preto próximo do canto superior esquerdo e o pixel negro mais próximo do canto inferior direito usando conectividade de 4 e de 8. Para os dois casos, sobreponha o caminho mínimo à imagem. Use o algoritmo A\*.

Durante a execução dos experimentos para obtenção do caminho mínimo entre os pixels mais extremo do canto superior esquerdo e o mais próximo do canto inferior direito, observou-se que o algoritmo AEstrela, além de apresentar um difícil nível de implementação, possui alto custo computacional, uma vez que para obtermos o resultado apresentado na Figura 2.1, necessitou-se diminuir a dimensão da imagem de 1920x2560 para 480x640, pois com a imagem de dimensão maior, sempre ocorria erro de estouro de pilha decorrente do uso de recursão em alguns trechos do código implementado. Os pontos início e destino do caminho mínimo são respectivamente (160, 70) e (479, 618). O tempo médio de

processamento em uma máquina com processador ATOM 1.6 GHz e 2 GB de RAM leva em média 4h para concluir tal operação.

Analisando o resultado do caminho mínimo encontrado pelo algoritmo AEstrela demarcado em vermelho na Figura 2.1 fazendo uso da vizinhança de 4N, podemos notar que este caminho não é de fato o melhor caminho desejado partindo de uma avaliação subjetiva do ponto de vista do observador, uma vez que quanto mais parecido fosse como uma linha diagonal, melhor seria o resultado. Considera-se que isto se deve a quantidade de ruídos presentes na parte negra da imagem, bem como o peso dado ao cálculo do custo heurístico adotado. Percebe-se que ao remover cada vez mais o ruído e melhor balancear o cálculo do custo heurístico, melhor será o resultado do caminho mínimo.

Na imagem da Figura 2.2, apresenta-se o resultado do caminho mínimo encontrado pelo algoritmo AEstrela demarcado em vermelho e fazendo uso da vizinhança de 8N. Comparando o resultado do caminho mínimo entre as vizinhanças, percebe-se que a de 8N apresenta melhor resultado, haja vista que possui um tracejado mais parecido com uma diagonal.

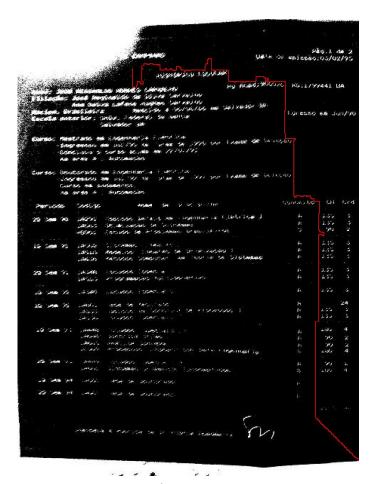


Figura 2.1 - Caminho mínimo utilizando vizinhança de 4N

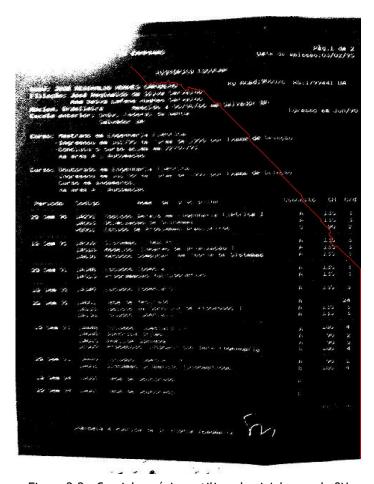


Figura 2.2 - Caminho mínimo utilizando vizinhança de 8N

## Referencias - Questão 2

http://web.mit.edu/eranki/www/tutorials/search/

http://www.policyalmanac.org/games/aStarTutorial port.htm

#### 3. Para a imagem da Questão 03, responda:

As considerações de identificação e contabilização de pessoas são decididas sobre avaliação da Figura 3.2 (b) e Figura 3.3. O código-fonte encontra em anexo ao trabalho.

### a) Quantos homens e mulheres estão presente;

Podemos contabilizar o total de 20 pessoas, conforme identificação sobreposta à mesma. Entretanto, ao tentar contabilizar homens e mulheres, torna-se inviável informar, de fato e correto, o quantitativo de cada sexo, mas se com muito esforço e habilidade do observador, torna-se possível identificar características masculinas ou femininas nas pessoas, é possível arriscar certo quantitativo de pessoas do sexo feminino. No entanto, considerando a subjetividade da identificação, não se apresenta tais quantitativos.

b) Quantos estão usando calça ou bermuda/short;

É possível contabilizar, mesmo que duvidosamente em 2 casos, 17 pessoas com bermudas/shorts e 2 pessoas certamente com calça. Ressalta que não foi possível identificar, em um caso, o que de fato certa pessoa está usando, haja vista que, se contabilizou essa pessoa levando em consideração apenas a identificação do braço e parte traseira da cabeça.

c) Quantos estão em pé e quantos estão sentados;

Contabiliza-se 15 pessoas em pé e 5 pessoas sentadas.

d) Apresente a imagem realçada que permitiu fazer a identificação pedida, informando as técnicas de PDI utilizadas.

#### **Técnicas PDI Utilizadas**

Observando a Figura 3.1, percebe-se facilmente uma dificuldade em identificar e contabilizar a quantidade de pessoas presentes no fundo da imagem, isto se deve a baixa claridade ou brilho na imagem. Para corrigirmos esse problema, antes de qualquer operação, aplica-se a conversão da imagem para escala de cinza no intuito de permitir o processamento sobre a intensidade dos pixels, então podemos utilizar o **filtro de correção gamma**, muito utilizado, na área da computação gráfica, para corrigir o brilho, principalmente, de imagens que são exibidas em uma tela de computador e que apresentam baixa luminosidade.

A solução é simples, conhecendo a relação entre a voltagem que é mandada ao monitor e a intensidade que é produzida, o sinal pode ser corrigido antes de o monitor recebêlo. O sinal de entrada é ajustado de modo que seja o complemento da curva produzida pelo monitor. Ele é elevado à potência do inverso do gamma do monitor em questão, logo elevamos seu sinal de entrada há um determinado valor, corrigindo-o e fazendo com que ele seja exibido na intensidade desejada, conforme pode ser visto na Figura 3.2.



Figura 3.1 – Imagem 3 apresentado em escala de cinza.

Na Figura 3.2 demonstra-se o resultado após aplicação do filtro de correção gamma na Figura 3.1. Pode-se notar melhorias no brilho da imagem, tornando mais fácil a identificação e contabilização das pessoas presentes no fundo da imagem.



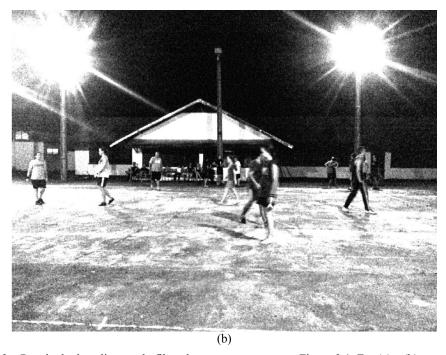


Figura 3.2 – Resultado da aplicação do filtro de correção gamma na Figura 3.1. Em (a) e (b) apresenta-se o resultado da aplicação e transformação gamma com valor de 0.8 e 0.6 respectivamente.

Outra técnica que pode ser aplicada para corrigir esse problema de baixa luminosidade é a utilização da **equalização (linearização) de histograma**. Essa técnica, em suma, consiste em fazer com que as probabilidades de ocorrência das intensidades sejam distribuídas de modo uniforme, gerando um melhor contraste na imagem. Na Figura 3.3 pode ser visto o resultado da aplicação da equalização de histograma na Figura 3.1.



Figura 3.3 – Resultado da aplicação do filtro de equalização de histograma na Figura 3.1.

## Referencias - Questão 3

http://www.siggraph.org/education/materials/HyperGraph/color/gamma\_correction/gamma\_intro.html
http://www.siggraph.org/education/materials/HyperGraph/color/gamma\_correction/gamma\_colorspace.html
Livro Processamento digital de imagem. Gonzales

#### 4. Para a imagem da questão 4, responda:

 a) Proponha uma forma de identificar automaticamente uma região de interesse na imagem na forma de um retângulo sobrescrito à pequena clareira no meio da parte superior da imagem;

Para identificarmos as regiões de clareira na Figura 4.1 (a), primeiramente aplica-se a conversão do espaço de cor da imagem para escala de cinza no intuito de permitir o processamento sobre a intensidade dos pixels representado na Figura 4.1 (b).

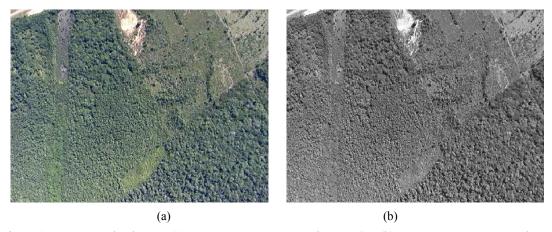


Figura 4.1 – Imagem de Floresta. (a) representação no espaço de cor RGB; (b) representação no espaço de cor escala de cinza

Uma vez que dispomos dos valores das intensidades dos pixels, faz-se necessário obter características ou parâmetros que nos permita identificar a pequena clareira no meio da parte superior da imagem. Para tanto, aplica-se o **processo de segmentação de intensidade na imagem (limiarização)**, a fim de separar as regiões de selva das regiões de clareira. O valor de limiar que melhor separou estas regiões foi 180, isto é, pixels com intensidade maiores que 180 são regiões de clareira, senão, são regiões de selva. O resultado do processo é apresentado na Figura 4.2.

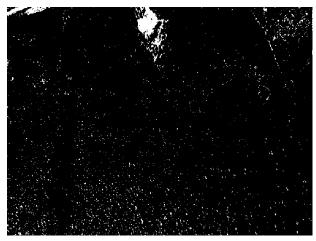
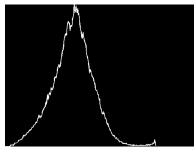


Figura 4.2 – Segmentação de intensidade na imagem de floresta da Figura 4.1 (b)

Para obter esse valor de limiar desenvolveu-se um trecho de código em linguagem C para obter e desenhar o histograma da imagem, e permitiu-se concluir que é de fundamental importância a utilização do histograma da imagem na identificação a partir de qual intervalor de valores é que se podia separar o *background* do *foreground* da imagem conforme demonstra-se na Figura 4.3. A observação do histograma permite a localização do melhor limiar para que sejam separadas as regiões de clareira da mata. Esta localização é tão mais fácil de identificar quanto mais bimodal for o histograma. Esse caso ocorre quando a imagem é composta por um objeto (clareira) e um fundo (floresta) onde é possível estabelecer o ponto de corte através de um isolamento das regiões que representam o fundo e o objeto. Entretanto, para imagens compostas por mais de um objeto (clareira) de intensidade diferentes sob um fundo (floresta), pode-se utilizar uma técnica de binarização multi-nível.



Intensidade dos pixels 0 - 255

Figura 4.3 – Histograma da imagem em escala de cinza

Observa-se facilmente na literatura a existência de vários métodos automáticos para a escolha e ajuste do ponto de corte que usam o histograma da imagem ou a imagem propriamente dita como referência. Outros métodos que comparam conhecimentos prévios sobre parâmetros da imagem e obtêm vários pontos de corte são também conhecidos.

Ressalta-se que o valor do limiar sugerido anteriormente está diretamente relacionado com o padrão de intensidade dos pixels que apresenta e constitui a clareira desta imagem. Casos em que as imagens com clareiras estão sobre sombra de nuvens, tal limiar pode não obter bons resultados no processo de identificação, haja vista que as clareiras apresentam intensidades diferentes das que possuem forte incidência da luminosidade solar. Uma técnica que pode ser utilizada e possivelmente permitiria contorna tal incompatibilidade de limiar, é fazer uso dos métodos de limiarização adaptativa ou segmentação de Otsu também implementados e testados na resolução desse problema.

Percebe-se facilmente na Figura 4.2 a presença de ruídos ou pontos brancos dispersos. Como o interesse do problema é identificar regiões de clareira com dimensões consideráveis e representativas, faz-se necessário aplicar algum filtro que amenize ou até mesmo elimine esses ruídos. Para tanto, pode-se utilizar dentre várias técnicas existentes, as operações morfológicas de abertura ou fechamento, fazendo uso de sucessivas interações de erosão x dilatação ou dilatação x erosão respectivamente.

Na Figura 4.4 é demonstrado o resultado das operações de abertura e fechamento. Nota-se que tanto a operação de abertura, quanto a de fechamento diminuem consideravelmente o ruído, assim como, permite a identificação de regiões constituídas de componentes conectados. Entretanto, a que manteve melhor fidelidade da dimensão da clareira foi o processo de fechamento, sendo este utilizado como uma das soluções no domínio do problema.

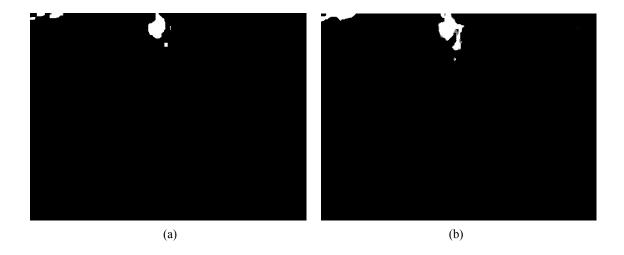




Figura 4.4 – Resultado da aplicação de operações morfológicas na Figura 4.2. (a) e (c) operação de abertura resultantes de 5 interações. Em (b) e (d) operação de fechamento, resultantes de 20 interações.

Uma vez que se obtém uma imagem contendo agrupamento de pixels e pouco ruído, o próximo passo destina-se a pesquisar e identificar (rotular) regiões na imagem contendo os componentes conectados a fim de contabilizar os pixels que cada região possui, para então obter apenas as que contêm uma quantidade maior que X pixels ou particularmente para este cenário de problema, a maior quantidade de pixels. Na Tabela 1, apresenta-se a técnica desenvolvida para rotulação das regiões de clareiras determinadas na Figura 4.4:

Tabela 1 – Algoritmo de rotulação de regiões constituídas de componentes conectados.

Para cada "pixel" da matriz binarizada, faça:

Se "pixel" da matriz binarizada for branco, então:

Rotula estes pixels e seus vizinhos de acordo com o valor do rótulo de sua região:

Obtém na vizinhança de "pixel" na imagem de rotulação, o menor valor do rótulo maior que zero;

Se este menor valor de rótulo da vizinhança for zero, então cria uma nova região;

Atribui o valor do rótulo aos pixels vizinhos e ao "pixel" em si;

Fimse;

Fimpara;

Na figura 4.5 é apresentado a máscara utilizada para rotulação das regiões constituídas de seus respectivos componentes. Ressalta-se que para o correto funcionamento deste algoritmo, faz-se necessário unicamente percorrer os pixels da matriz de cima para baixo e da esquerda para direita (*top-down*). Caso contrário, isto é, de baixo para cima e da direita para a esquerda (*down-top*), seria necessário aplicar a máscara da Figura 4.6.

а	b	С
d	pixel	

Figura 4.5 – Máscara aplicada no processo de rotulação das regiões (*top-down*). Onde a, b, c e d são os pixels vizinhos ao pixel a ser rotulado na imagem de rotulação.

	pixel	d
С	b	а

Figura 4.6 – Máscara de rotulação das regiões (*down-top*). Onde a, b, c e d são os pixels vizinhos ao pixel a ser rotulado na imagem de rotulação.

Para obtermos a região de interesse, ou seja, a maior clareira presente na imagem, um algoritmo foi desenvolvido e é apresentado na Tabela 2:

Tabela 2 – Algoritmo para obter a região de interesse.

Para cada "pixel" da matriz rotulada, faça:

Se o rótulo do corrente "pixel" é maior que zero (correspondente ao fundo da imagem, i. e., região de floresta) e verifica se este rótulo é maior que o maior rótulo de região já encontrado até o momento, então:

Atualiza o maior rótulo de região;

Se o maior rótulo encontrado for maior que zero, então:

Contabiliza a quantidade de pixels por região;

Obtém o rótulo da região com maior quantidade de pixels;

Obtém a região de interesse dessa maior região, ou seja, duas coordenadas: pInicio (MenorX, MenorY) e pFim (MaiorX, MaiorY)

Pinta a borda da região de interesse na imagem principal.

O resultado da aplicação destes algoritmos na imagem é apresentado na Figura 4.7. Como pode ser visto, a região da clareira foi fielmente e automaticamente demarcada com pouquíssima perda de área de clareira, o que demonstra que o método possui bons resultados partindo de uma avaliação subjetivo do observador.

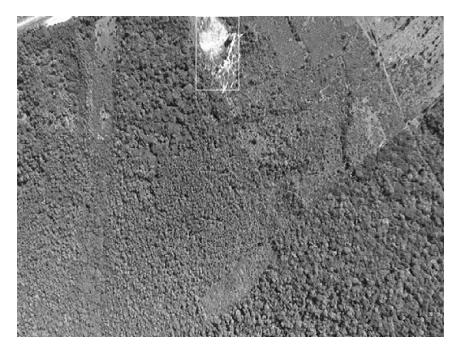


Figura 4.7 – Região de interesse obtida e demarcada na imagem automaticamente.

 Aplique um zoom na região de interesse da questão anterior com interpolação bilinear e bicúbica onde a imagem resultante deverá ter sua maior dimensão do mesmo tamanho da imagem original, mantendo a proporção do retângulo.

Obs.: se não identificar uma forma automática, defina manualmente a região de interesse.

Para aplicarmos o zoom na área de clareira identificada automaticamente, criou-se uma nova matriz contendo a mesma dimensão da região de interesse demarcada na imagem da Figura 4.7. Essa imagem é demonstrada na Figura 4.8 abaixo. Para que a imagem resultante tenha sua maior dimensão do mesmo tamanho da imagem original e mantenha a proporção do retângulo, desenvolveu-se o processo de obtenção da dimensão da imagem zoom seguindo o algoritmo conforme pode ser visto na Tabela 3.

Tabela 3 – Algoritmo para obter da dimensão da imagem zoom.

Verifica-se a maior dimensão da imagem contendo a região de interesse demarcada, quantidade de linhas ou colunas; Se quantidade de linhas for maior, então:

Dimensão linha da Imagem zoom recebe esse valor;

Calcula-se o percentual de aumento de linhas;

Calcula-se a quantidade de colunas de acordo com esse percentual e com base na dimensão da imagem original. Senão se quantidade de colunas for maior, então:

Dimensão coluna da Imagem zoom recebe esse valor;

Calcula-se o percentual de aumento de colunas;

Calcula-se a quantidade de linhas de acordo com esse percentual e com base na dimensão da imagem original.

Senão

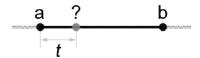
Dimensão da imagem zoom é o mesmo da imagem original.

Uma vez com essa imagem de região de interesse e com a dimensão da imagem zoom, aplica-se o algoritmo de ampliação de imagem fazendo uso das técnicas de **interpolação bilinear e bicúbica**. Nos próximos parágrafos realizaremos uma breve explicação sobre o funcionamento de cada uma dessas técnicas.



4.8 – Imagem Região de Interesse (ROI – Region of Interest)

Antes de abordarmos os tipos de interpolação acima referenciados, é importante saber o que é interpolação. Interpolação é um método que permite construir um novo conjunto de dados a partir de um conjunto discreto de dados pontuais previamente conhecidos. Na Figura 4.9 ilustra um exemplo de interpolação onde uma valor ? é encontrado a partir dos valores de *a*, *b* e *t*.



4.9 – Interpolação de valores. Fonte: http://www.scratchapixel.com

Interpolação bilinear é usada quando precisamos saber os valores em posição aleatória em uma matriz 2D regular. Como exemplo, vamos encontrar um valor no local marcado pelo ponto verde (c que tem coordenadas cx, cy). Para calcular um valor para c vamos primeiro realizar duas interpolações lineares em uma direção (direção x) para obter b e a. Para fazer isso, vamos interpolar linearmente  $c\theta\theta$ - $c1\theta$  e  $c\theta1$ -c11 para chegar a e b usando tx (onde tx = cx). Em seguida, vai interpolar ab linearmente ao longo da segunda direcção (eixo-y) para obter c usando ty (ty = cy). Se você começar a interpolação dos dois primeiros valores ao longo do eixo-x ou ao longo do eixo-y não faz qualquer diferença.

No nosso exemplo vamos começar pela interpolação c00-c10 e c01-c11 para chegar a e b. Pode-se muito bem interpolar c00-c01 e c10-c11 usando ty, então interpolados o resultado (a e b), utilizando tx. Para tornar o código mais fácil de depurar e escrever embora se recomende seguir a ordem dos eixos (x, y e z para interpolação trilinear).

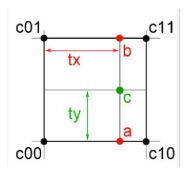


Figura 4.10 – Interpolação Bilinear. Realiza-se duas interpolações lineares primeiro a calcular a e b e, em seguida, interpolamos a e b para encontrar c. Fonte: http://www.scratchapixel.com

Quando você executa a interpolação linear, é geralmente uma boa idéia para verificar no código que *t* não é maior do que 1 ou menor que 0 e para verificar se o seu ponto está tentando avaliar, não está fora dos limites de sua rede (se o grade ou matriz tem um NxM resolução que você pode precisar criar (N +1) x (M +1) vértices ou vértices NxM e assumir sua grade tem uma resolução de (N-1) x (M-1). Ambas as técnicas funcionam é uma questão de preferência).

Vale ressaltar que ao contrário do que o nome sugere, a interpolação bilinear não é um processo linear, mas o produto de duas funções lineares. A função é linear, se o ponto de amostra encontra-se em uma das extremidades da célula (linha c00-c10 ou C00-C01 ou C01-C11 ou C10-C11). Em qualquer outro lugar, é quadrática. Na imagem da Figura 4.11, demonstra-se o resultado da aplicação do método de interpolação bilinear aplicada na imagem da Figura 4.8.



Figura 4.11 – Imagem ampliada com interpolação bilinear.

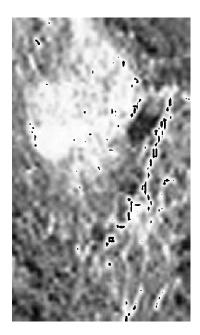


Figura 4.12 – Imagem ampliada com interpolação bicúbica.

# Referencias - Questão 4

http://www.scratchapixel.com/lessons/3d-advanced-lessons/interpolation/trilinear-interpolation/http://en.wikipedia.org/wiki/Bilinear\_interpolation