



Métodos de Threshold através de histogramas bidimensionais com análise de entropia

Sistemas de Processamento para Multimídia

Vitor Hugo Honorato Tiago

Contextualização do trabalho de referência



- Segmentação simples de imagem em background e conteúdo por meio de Thresholding
- Métodos tradicionais podem resultar em segmentação fraca devido a falta de informação
- Considerar a informação de contexto entre pixels pode melhorar a segmentação
- Histograma bi-dimensional usando brilho e entropia relativa dos pixels vizinhos
- Thresholding baseado na minimização de cross entropy

Contextualização do trabalho de referência



- Testes utilizando 6 imagens
- Otsu, Otsu bidimensional, Kapur, Kapur bidimensional e Método Proposto
- Avaliação através do ME

Objetivo



- Implementar os algoritmos de segmentação do artigo de referência
- Adicionar diferentes funções de otimização para definir o threshold
- Aplicar em dataset com 100 imagens
- Comparar resultados

Metodologia

Entropia



- Indica a desordem / incerteza de uma distribuição de probabilidade P .
- Entropia de Shannon:

$$E(P) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i$$

- Entropia Relativa Local:

$$D(P||Q) = \sum_{i=1}^n p_i \log \frac{p_i}{q_i}$$

Metodologia

Entropia Relativa Local

- Segunda dimensão do histograma
- Vizinhança dos pixels - $n \times n$

$$J(x, y) = \sum_{i=-(n-1)/2}^{(n-1)/2} \sum_{j=-(n-1)/2}^{(n-1)/2} I(x+i, y+j) \cdot \log \frac{I(x+i, y+j)}{\bar{I}(x, y)},$$

- Normalização de J entre 0 e L - 1
- Cálculo do histograma

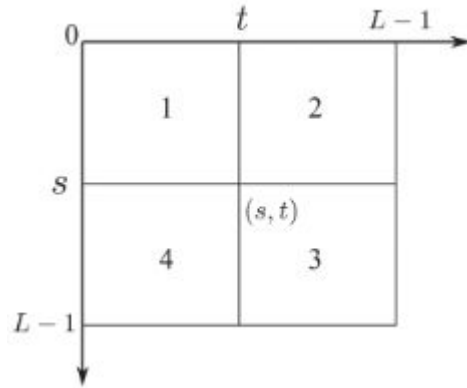
$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{M \cdot N},$$

onde n_{ij} é o número de ocorrência de pixels com $I(x, y) = i$ e $J(x, y) = j$

Metodologia

Histograma

- Matriz bidimensional $L \times L$



- As áreas 1 e 4 indicam o conteúdo e o fundo
- As áreas 2 e 3 indicam bordas ou ruídos

Metodologia

Otsu e Otsu bidimensional

- Implementada pela biblioteca OpenCV
- Maximiza a variância entre as classes
- Histograma 2d é calculado somente as áreas 1 e 4

$$P_0(s, t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t H(i, j), \quad P_1(s, t) = \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=1}^t H(i, j).$$

$$\mu_{0i}(s, t) = \frac{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t i \cdot H(i, j)}{P_0(s, t)}, \quad \mu_{0j}(s, t) = \frac{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t j \cdot H(i, j)}{P_0(s, t)}.$$

$$\mu_{1i}(s, t) = \frac{\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=1}^t i \cdot H(i, j)}{P_1(s, t)}, \quad \mu_{1j}(s, t) = \frac{\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=1}^t j \cdot H(i, j)}{P_1(s, t)}.$$

$$\sigma^2(s, t) = P_0(s, t) \cdot P_1(s, t) \cdot [(\mu_{1i}(s, t) - \mu_{0i}(s, t))^2 + (\mu_{1j}(s, t) - \mu_{0j}(s, t))^2].$$

Metodologia

Kapur e Kapur bidimensional

- Maximiza a soma das entropias de Shannon
- Histograma 2d é calculado somente as áreas 1 e 4

$$P_0(s, t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t H(i, j), \quad P_1(s, t) = \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=1}^t H(i, j).$$

$$R_0(i, j) = \frac{H(i, j)}{P_0(s, t)} \quad \text{para } i = 1, \dots, s; j = 1, \dots, t,$$

$$R_1(i, j) = \frac{H(i, j)}{P_1(s, t)} \quad \text{para } i = s + 1, \dots, L; j = 1, \dots, t.$$

$$H_0(s, t) = - \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t R_0(i, j) \log (R_0(i, j) + \epsilon),$$

$$H_1(s, t) = - \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=1}^t R_1(i, j) \log (R_1(i, j) + \epsilon),$$

$$H(s, t) = H_0(s, t) + H_1(s, t).$$

$$(s^*, t^*) = \arg \max_{(s, t)} H(s, t).$$

Metodologia

Método Proposto

- Minimiza a soma das entropias relativas das duas regiões
- Histograma 2d é calculado somente as áreas 1 e 4
- Cálculos como Otsu para as médias das áreas

$$D_0(s, t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t H(i, j) \cdot \left[i \cdot \log \frac{i + \epsilon}{\mu_{0i}(s, t) + \epsilon} + j \cdot \log \frac{j + \epsilon}{\mu_{0j}(s, t) + \epsilon} \right],$$

$$D_1(s, t) = \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=1}^t H(i, j) \cdot \left[i \cdot \log \frac{i + \epsilon}{\mu_{1i}(s, t) + \epsilon} + j \cdot \log \frac{j + \epsilon}{\mu_{1j}(s, t) + \epsilon} \right],$$

$$D(s, t) = D_0(s, t) + D_1(s, t). \quad (s^*, t^*) = \arg \min_{(s, t)} D(s, t).$$

Metodologia

Método Proposto Compartilhando T de Kapur

- Minimiza a soma das entropias relativas das duas regiões
- Encontra T pelo método de Kapur
- Realiza o método anterior com o T fixo encontrado anteriormente

$$D(s, t) = D_0(s, t) + D_1(s, t).$$

$$(s^*, t^*) = \arg \min_{(s, t)} D(s, t).$$

Metodologia

Entropia Cruzada Mínima bidimensional



- Minimiza a entropia cruzada entre as regiões
- Difere do método proposto pela normalização do histograma

Li

- Abordagem iterativa
- Inicia os limiares na média do L
- Calcula média ponderadas das intensidades de cada região
- Calcula novos limiares
- Para quando os valores de limiares convergem

Experimentos e Resultados

- Cameraman (256×256) e Eight (242×308) como no artigo de referência



Imagem	Otsu	Otsu-GLLRE	Kapur	Kapur-GLLRE	Proposto	Li	Entropia Cruzada	Prop. Comp. T
Cameraman Ref.	89	(92, 249)	193	(191, 249)	(69, 249)	-	-	-
Cameraman	89.0	(90, 254)	130	(191, 254)	(61, 1)	(102, 0)	(17, 1)	(63, 253)
Eight Ref.	167	(184, 244)	211	(165, 244)	(212, 244)	-	-	-
Eight	174.0	(191, 254)	217	(204, 254)	(235, 1)	(244, 0)	(44, 30)	(215, 254)

Experimentos e Resultados

- Banco de Dados Weizmann
- 100 imagens preto e branco com um único objeto
- Métrica de Avaliação: Misclassification Error (entre 0 e 1)
- Janela de 3 pixels para LRE e reflexo de borda

Método	ME Médio	Desvio Padrão	Melhor Contagem
Otsu-GLLRE	0.1745	0.1468	22
Otsu	0.1763	0.1462	20
Proposto com T Compartilhado	0.2089	0.1850	19
Kapur	0.2265	0.2003	17
Kapur-GLLRE	0.2519	0.2023	16
Proposto	0.3940	0.2507	6
Li	0.3952	0.2298	6
Entropia Cruzada Mínima	0.4922	0.2408	7

Conclusões



- Otsu bidimensional mais eficiente, porém demanda mais tempo para execução
- Otsu tradicional em segundo lugar e método proposto com T compartilhado em terceiro
- Método Proposto, Li, e Entropia Cruzada Mínima apresentaram os maiores erros médios
- Análise da causa que levou as diferenças entre os resultados
- Paralelo entre os critérios de otimização descritos e tipos de imagens em que eles são eficazes