

Processamento Digital de Imagens

Profa. Flávia Magalhães

PUC Minas

Unidade Vf - Simplificação e Segmentação de Imagens
Coloridas

1 Simplificação de Imagem Colorida

- O que é a Simplificação de Imagem Colorida
- Algoritmo Mean Shift
- K-means X Mean Shift
- Introdução à Teoria de Grafos
- Simplificação de Imagem Colorida usando método baseado em grafo
- Simplificação de Imagem Colorida usando método baseado em grafo com eliminação de cores com baixa Frequência (Outliers)

Simplificação de Imagem Colorida

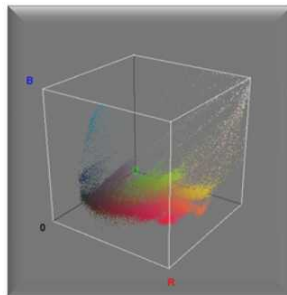
- As imagens coloridas podem possuir milhares de cores diferentes, dificultando assim a análise e identificação dos objetos que ela contém.
- A quantidade de cores utilizada para representar um mesmo objeto, ou região, pode dificultar ou, até mesmo, inviabilizar o processamento e a análise da imagem.
- A simplificação de imagem colorida auxilia as técnicas de processamento digital de imagens, como a segmentação, ao diminuir o número de cores presentes em uma imagem, possibilitando uma melhor identificação e análise de seus objetos.

Simplificação de Imagem Colorida

- Quantas balas vermelhas há na imagem?



42.059 Cores



Simplificação de Imagem Colorida

“Processo de reduzir o número de cores presentes na imagem, preservando, o máximo possível, as formas e contornos dos objetos.”



Simplificação de Imagem Colorida

- Quantas balas vermelhas há na imagem?

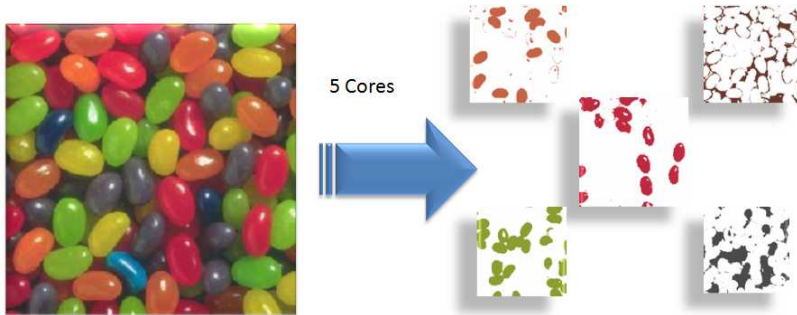


5 Cores



Simplificação de Imagem Colorida

- Quantas balas vermelhas há na imagem?



Simplificação de Imagem Colorida

- Quantas balas vermelhas há na imagem?



Cor Vermelho



Simplificação de Imagem Colorida

- Muitos trabalhos tratam o problema de simplificação de imagem colorida como um problema de quantização.
- O processo de quantização de cores em uma imagem corresponde à escolha de um conjunto de K cores que representem as N cores presentes em uma imagem, onde $K < N$, e que as K cores representem da melhor forma possível as N cores presentes na imagem.

Simplificação de Imagem Colorida: outros algoritmos

- A Figura abaixo apresenta o processo de quantização utilizando o algoritmo proposto por Wu (92), que está disponível em no ImageJ.



(a) $N=128$

(b) $K=5$



(c) $K=3$

(d) $K=2$

- Assim a quantização tenta “encaixar” as N cores de uma imagem, nas K cores possíveis de serem representadas por estes dispositivos. Com isso, a quantização não garante que a forma e os contornos dos objetos serão preservados.

Simplificação de Imagem Colorida

- A quantização de cores também está relacionada ao processo de compressão, diminuindo a quantidade de *bits* utilizados para representar a imagem (também conhecidos como BPP, ou profundidade).
- Com isso, a quantização diminui o tamanho original da imagem (em MB) facilitando a sua distribuição, como por exemplo o compartilhamento pela Internet, que possui limite da banda para transmissão de dados.
- Porém, ao realizar esta simplificação do número de cores, podem ser gerados ruídos e até mesmo perda de informação da cor e dos objetos.

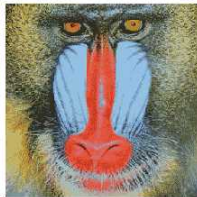
Simplificação de Imagem Colorida



(a) $N=47.593$
(24BPP)



(b) $K=256$ (8BPP)



(c) $K=16$ (4BPP)



(d) $K=2$ (1BPP)

Simplificação de Imagem Colorida

- O problema de simplificação da imagem colorida também pode ser abordado como um problema de agrupamento.
- O objetivo é agrupar cores similares em um mesmo grupo. Assim, a quantidade de grupos resultantes será igual a K , representando uma simplificação da quantidade total de cores da imagem (N).
- Técnicas de agrupamento de cores são muito utilizadas em algoritmos de segmentação de imagens coloridas.

Simplificação de Imagem Colorida: Algoritmo *K-means*

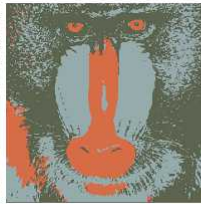
- A escolha dos algoritmos e técnicas de segmentação de imagens coloridas estão fortemente ligadas ao propósito desejado com a subdivisão da imagem em regiões.
- Quando a quantidade de grupos desejada, ou esperada, já é conhecida, pode-se utilizar outros algoritmos de segmentação baseados em agrupamentos, como o clássico *K-means*.



(a) $N=47.593$



(b) $K=2$



(c) $K=3$



(d) $K=4$

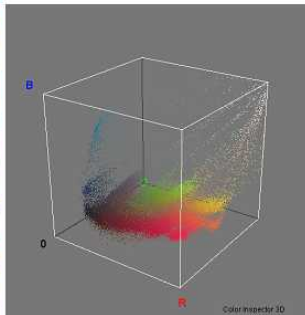
Simplificação de Imagem Colorida: Algoritmo *Mean Shift*

- Algumas técnicas de segmentação de imagem, por exemplo, possuem a característica de não precisar definir, *a priori*, a quantidade de K grupos que se deseja formar, como é o caso do algoritmo *Mean Shift*.
- No algoritmo *Mean Shift*, o parâmetro *Color Distance* (CD) está relacionado com a distância entre os canais de cores e o parâmetro *Spacial Radius* (SR), com o tamanho do objeto ou área que se deseja segmentar.
- Este algoritmo é muito útil quando não se sabe a quantidade de grupos que se deseja criar. Porém, a obtenção de bons resultados depende dos parâmetros CD e SR, que devem ser informados.

Simplificação de Imagem Colorida: Algoritmo *Mean Shift*



(a) $N=42.059$

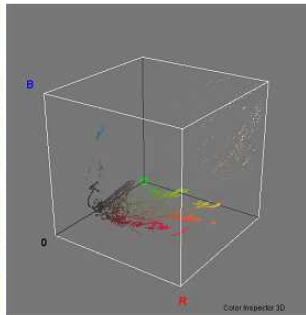


(b) Histograma

Simplificação de Imagem Colorida: Algoritmo *Mean Shift*



(c) $K=9088, CD=10, SR=20$

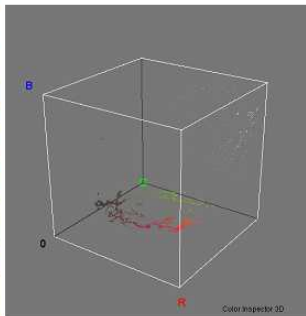


(d) Histograma

Simplificação de Imagem Colorida: Algoritmo *Mean Shift*



(e) $K=2659, CD=20, SR=40$



(f) Histograma

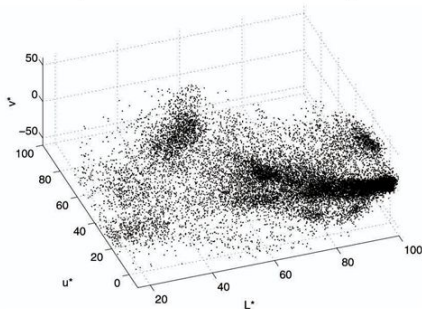
Mean Shift

- O *Mean Shift*, ou algoritmo de deslocamento médio, procura máximos locais de densidade de probabilidade **no espaço de características**.

image



Feature space
($L^*u^*v^*$ color values)



- O algoritmo *Mean Shift* é um processo para localizar os máximos de uma função de densidade de probabilidade no **espaço de características**, a partir de dados discretos amostrados.
- Trata-se de um método iterativo, baseado em função de kernel $K(x_i - x)$, que determina o peso de pontos x_i próximos do ponto x , para reavaliação da média. Aqui, x é um ponto amostral no espaço de características. Normalmente, utiliza-se um kernel gaussiano $K(x_i - x) = \exp \frac{-c||x_i - x||^2}{2\sigma^2}$, em que σ funciona como um parâmetro de largura de banda e está relacionado ao parâmetro SR do algoritmo Mean-Shift.

- Calcula-se a média ponderada da densidade de dados na janela determinada pelo kernel K :

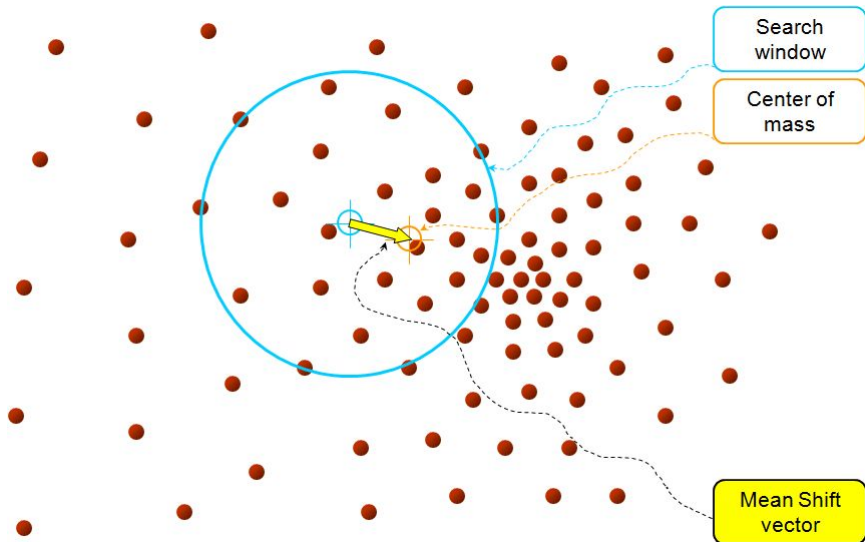
$$m(x) = \frac{\sum_{x_i \in N(x)} x_i K(x_i - x)}{\sum_{x_i \in N(x)} K(x_i - x)}$$

em que $N(x)$ é uma vizinhança de x , um conjunto de pontos para os quais $k(x) \neq 0$.

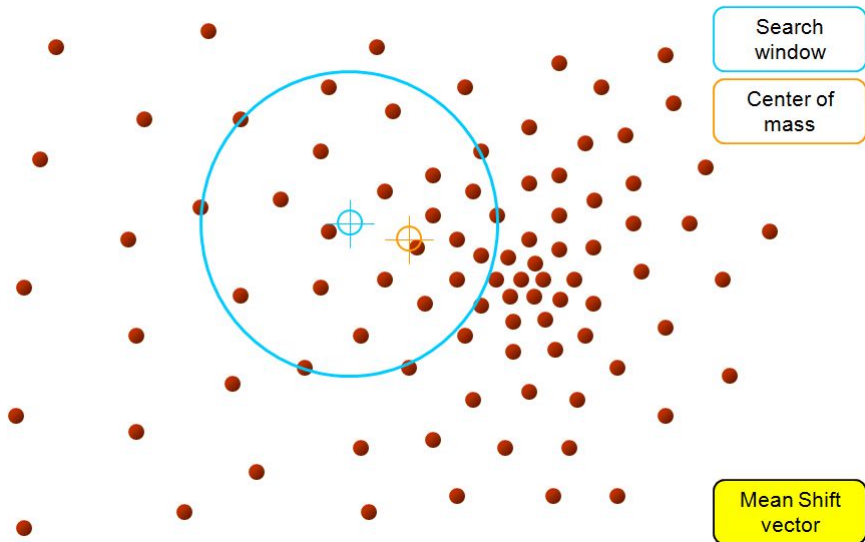
- A diferença $m(x) - x$ é chamada de *Mean Shift*, que aponta sempre para o sentido do máximo da função densidade.
- E então, o algoritmo faz $x \leftarrow m(x)$, repetindo a estimação até que $m(x)$ e x convirjam.

- A média móvel é executada para cada ponto no espaço de características, ou para pontos selecionados uniformemente nesse espaço. O parâmetro CD é responsável por essa definição.
- Em cada iteração, o algoritmo $x \leftarrow m(x)$ é implementado simultaneamente para todos os pontos amostrais e, no decorrer do processo de deslocamento dos kernels, alguns vão se fundindo.
- Em cada iteração, o kernel é deslocado para o centroide (média ponderada) dos pontos em seu interior.

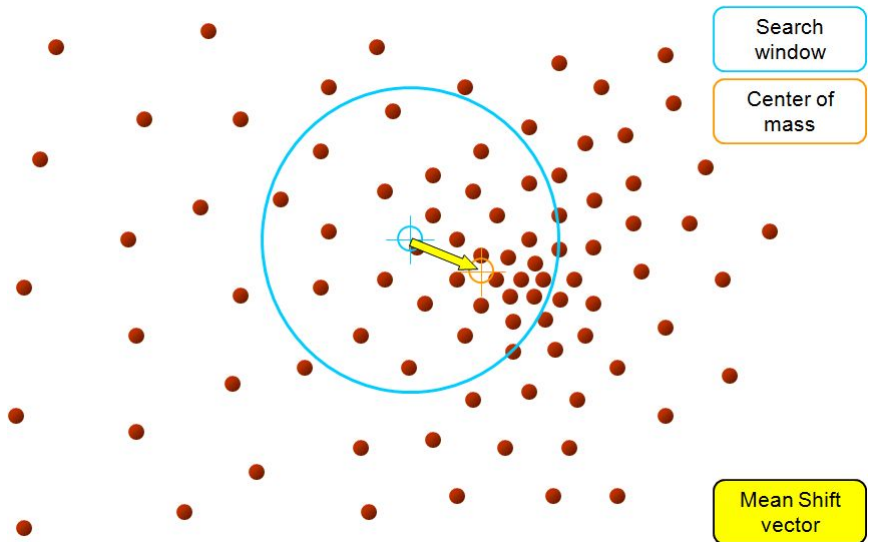
Mean Shift



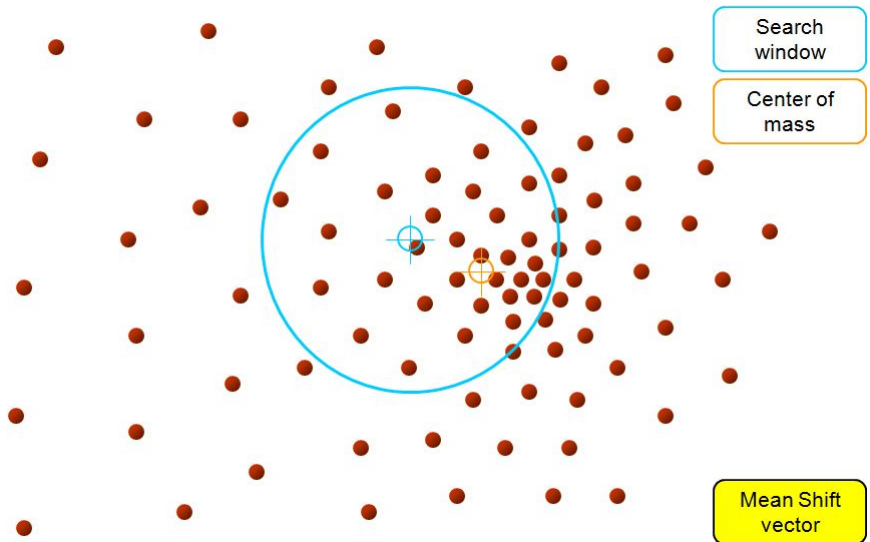
Mean Shift



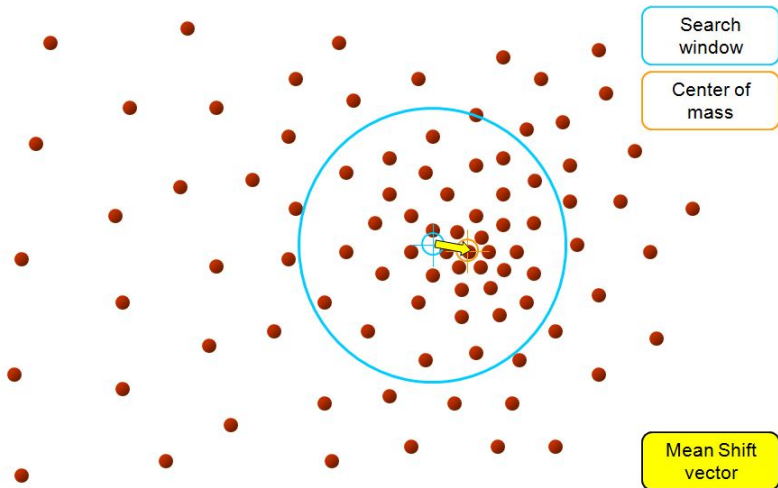
Mean Shift



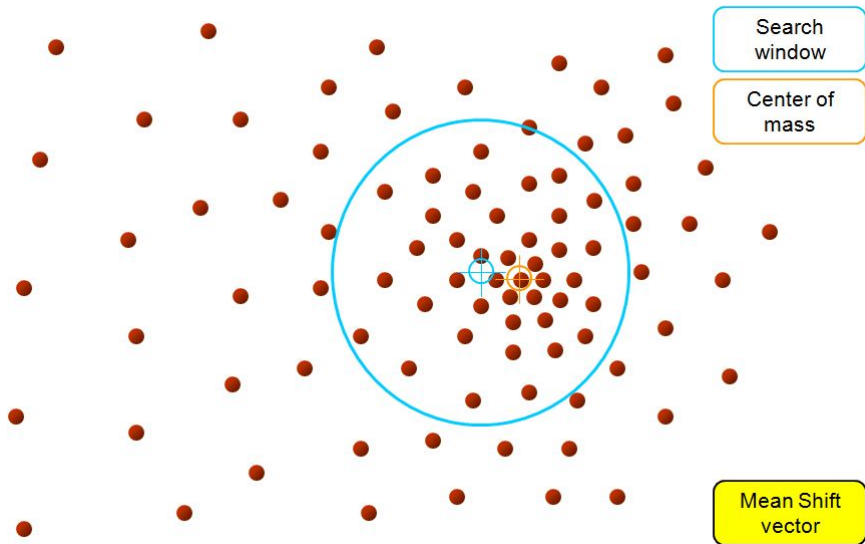
Mean Shift



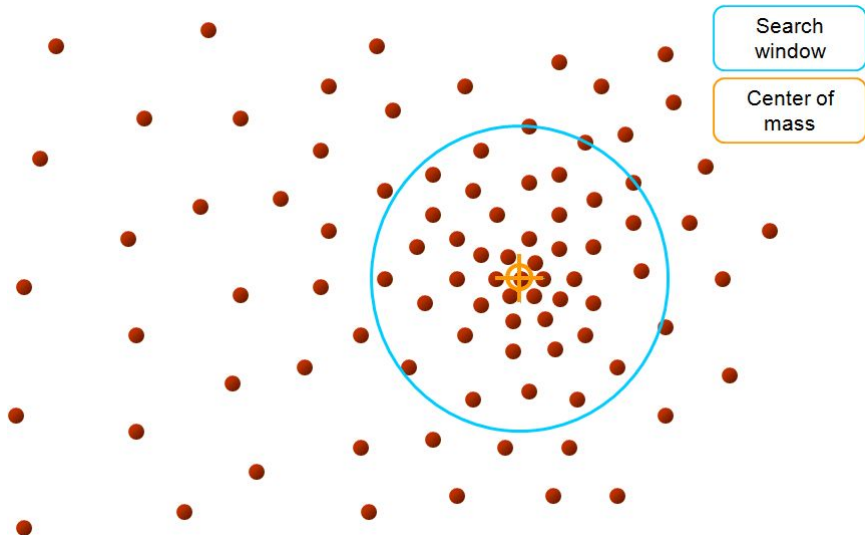
Mean Shift



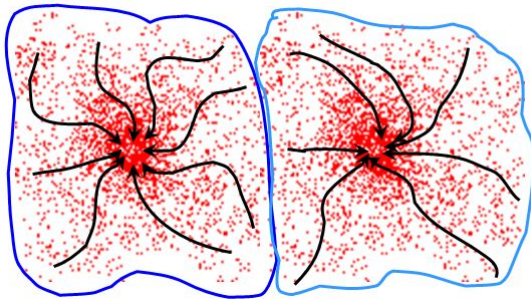
Mean Shift



Mean Shift



- Cluster: todos os pontos de dados na bacia de atração
- Bacia de atração: a região para a qual todas as trajetórias levam para o mesmo “pico”



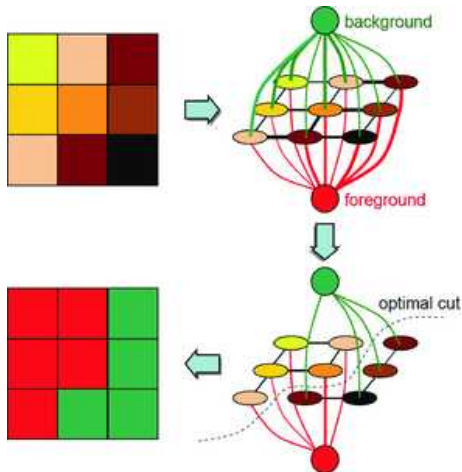
Simplificação de Imagem Colorida: *K-means* × *Mean Shift*

- Comparação entre os algoritmos *K-means* e *Mean Shift*
 - O *K-means* é um dos mais populares algoritmos de agrupamento. É simples, rápido e eficiente.
 - Uma das diferenças mais importante é que o *K-means* faz duas grandes hipóteses - o número de *clusters* já é conhecido e os *clusters* são moldados esfericamente (ou elípticamente), já que se baseia na comparação da distância de um ponto amostral aos centroides. Por sua vez, o *Mean Shift* é um algoritmo que não assume nada sobre o número de *clusters*. Além disso, dado que se baseia na estimativa da densidade de pontos amostrais, pode lidar com aglomerados de forma arbitrária.
 - O *K-means* é muito sensível a inicializações. A inicialização errada pode atrasar convergência ou, em algumas vezes, até mesmo resultar em *clusters* errados. Já o *Mean Shift* é bastante robusto à inicialização, porque a média móvel é executada para cada ponto ou para pontos selecionados uniformemente no espaço de características.
 - Da mesma forma, o *K-means* é sensível a *outliers*, mas o *Mean Shift* não.

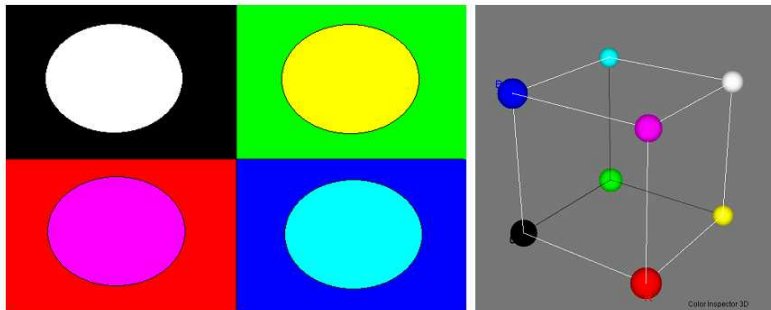
Introdução à Teoria de Grafos

- Muitos problemas da computação são resolvidos utilizando grafos, que auxiliam na representação e manipulação de conexões entre pares de objetos.
- Um grafo é constituído por um conjunto de vértices e um conjunto de arestas, onde os vértices representam os objetos e as arestas representam as conexões entre estes objetos.
- Em PDI, podemos modelar uma imagem como um grafo representando as cores da imagem, em um determinado modelo de cor, como os vértices. E representando a conexão entre estas cores, como arestas.
- Normalmente usa-se um função de distância para atribuir o valor das arestas, como por exemplo, a distância Euclideana.

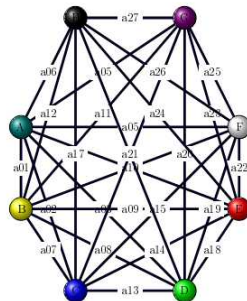
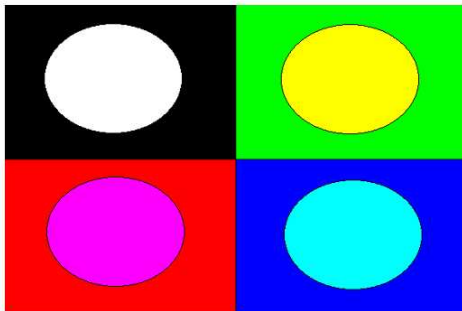
Introdução à Teoria de Grafos



Introdução à Teoria de Grafos



Introdução à Teoria de Grafos



- Modelando o problema como grafo
 - A relação de adjacência (aresta) pode levar em conta a posição relativa entre os nós, bem como propriedades da imagem.
 - na segmentação de imagens, os grafos originais serão simplificados a fim de cortar arestas cujo peso mostre uma conexão fraca entre dois vértices.
 - Quanto maior o peso (mais similares os vértices), mais difícil será cortar a aresta.

- Representar um problema usando grafos auxilia na manipulação das conexões entre os objetos.
- Algumas propriedades existentes nesta relação, entre vértices e arestas, são:

Grafo Completo – G^k é um grafo no qual todos os pares de vértices são adjacentes, ou seja, possui arestas ligando todos os vértices entre si.

Componente Conexo – CC são conjuntos de vértices sob a relação “é alcançável a partir de”, ou seja, são porções de vértices de um grafo conectados entre si.

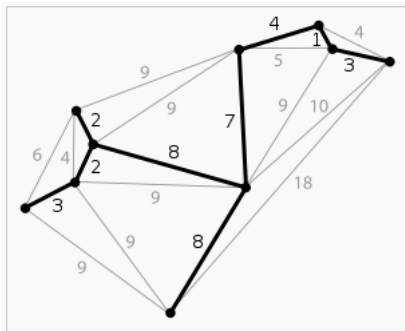
Grafo Conectado – G^C é um grafo em que há pelo menos uma sequência de vértices ligando cada par de vértices deste grafo.

Introdução à Teoria de Grafos

Árvore – A representa um grafo conectado em que não existem ciclos (ciclos são cadeias em que o vértice inicial é o mesmo que o vértice final).

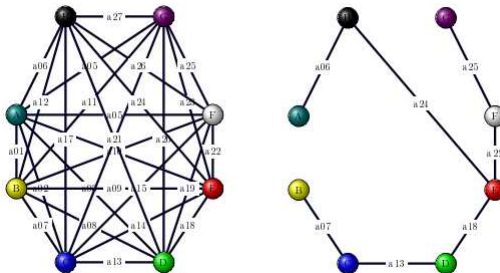
Árvore Geradora – AG representa qualquer subárvore de G que contenha todos os vértices de G .

Árvore Geradora Mínima – AGM é qualquer árvore geradora do grafo que minimiza a soma dos pesos das arestas.



Introdução à Teoria de Grafos

- A AGM é muito utilizada em problemas que envolvem agrupamento.
- Na Figura abaixo, é apresentado um exemplo de como poderia ficar o grafo da uma imagem ao executar um algoritmo de criação da AGM sobre ele.



- Para gerar K grupos basta cortar $K - 1$ arestas na AGM, assim cada grupo corresponde a um subgrafo conexo da AGM.

Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

- Grygorash e outros (2006) apresentaram dois algoritmos de simplificação de imagem colorida, utilizando a AGM (Árvore Geradora Mínima) onde as cores, no modelo de cor RGB, são usadas como os vértices do grafo.
- O primeiro algoritmo apresentando foi o *HEMST* (*Hierarchical Euclidean Minimum Spanning Tree*) que, dado o valor de K (número de classes), realiza a segmentação, por redução das cores, baseado nos valores do modelo RGB.



(a) $N=128$



(b) $K=2$

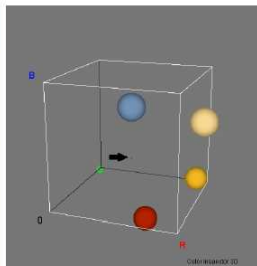


(c) $K=5$

Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo



(a) HEMST, $K=5$



(b) Histograma de Frequência

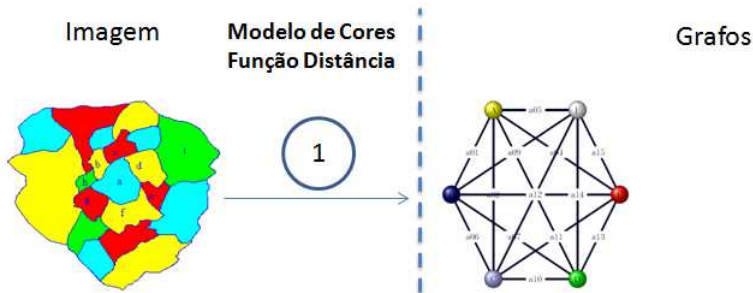
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

- O segundo algoritmo proposto por Grygorash (2006), chamado de *MSDR (Maximum Standard Deviation Reduction Clustering Algorithm)*, já não precisava do valor de K para realizar a segmentação da imagem.
- Porém, a abordagem proposta não apresenta bons resultados para imagens com grande quantidade de cores ou que apresentam textura.
- Isto ocorre porque na abordagem descrita por Grygorash, a escolha da aresta a ser removida é baseada no peso das arestas e no tamanho dos componentes conexos da AGM, onde se procura equilibrar o tamanho dos componentes gerados após a retirada de uma aresta. Mas, como não é realizada nenhuma análise sobre a frequência das cores nos componentes criados, pode-se gerar simplificação de cores com ruídos.

Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Algoritmo:

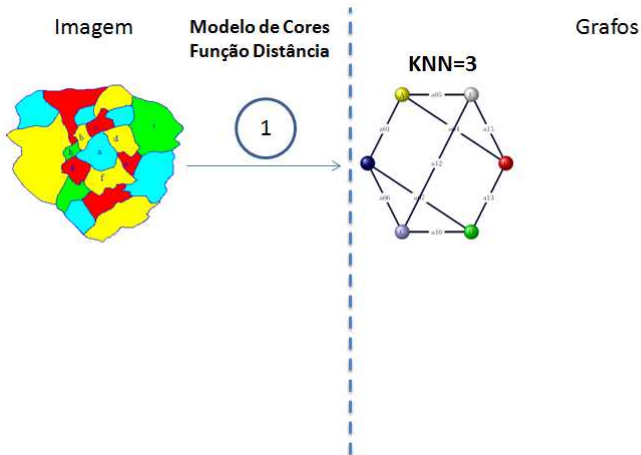
Passo 1: modelar a imagem em um grafo, onde os vértices representam as cores da imagem, em um determinado modelo de cores, em que as arestas são representadas pelas distâncias (quanto maior a distância, menor a conexão, maior o peso) entre as cores.



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

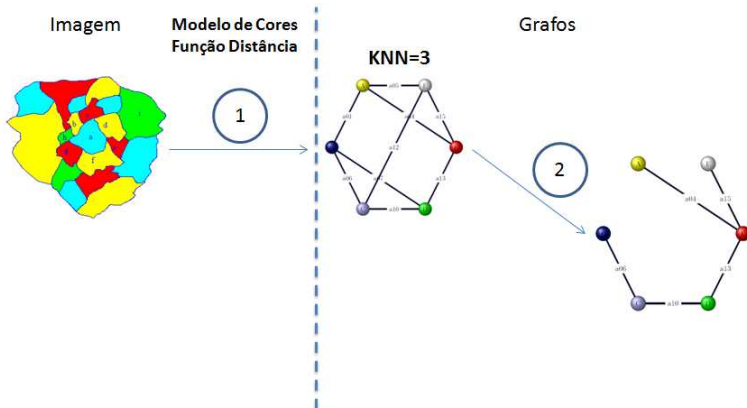
- Uma imagem pode possuir milhares de cores, dependendo de seu modelo de cor. No modelo de cor RGB, por exemplo, podemos ter até 16.777.216 cores distintas, combinando os canais R(Red), G(Green) e B(Blue), que variam de 0 até 255 cada um.
- Criar arestas entre todos os vértices da imagem, de todos para todos, gerando um grafo completo, é um processo muito lento e caro computacionalmente.
- Assim, é proposta a utilização de um algoritmo KNN (*K Nearest Neighbor*) para decidir quais vértices serão conectados por meio das arestas.
- Algoritmos KNN são utilizados em problemas de classificação e seu objetivo é retornar os K vizinhos mais próximos de uma determinada consulta.
- Então, para criar o grafo de cores, em vez de conectar todos os vértices uns aos outros, foi utilizado um algoritmo KNN para recuperar as K cores mais próximas de uma determinada cor, e assim conectá-las.

Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

- **Passo 2:** Construção da Árvore Geradora Mínima (AGM), tal que preserve as informações de cor e as relações entre todos os valores de cor, utilizando o grafo de cores construído no passo anterior.



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

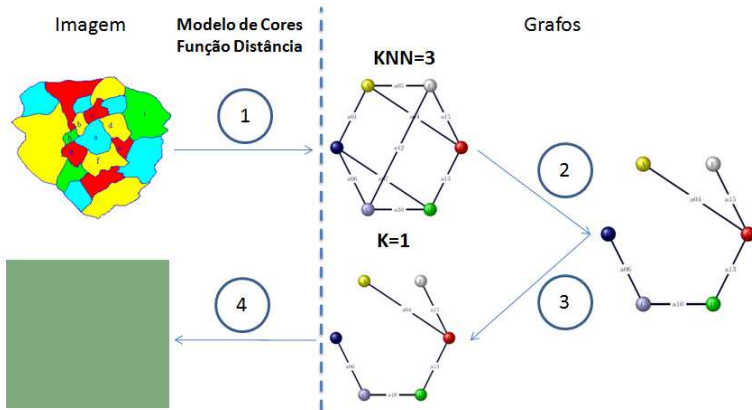
- **Passo 3:**

- Seja K o número de classes.
- Remover as $K - 1$ arestas de **maior** peso da AGM (representando a maior distância de cor), realizando assim a divisão do componente conexo gerado pela AGM.

- **Passo 4:** o grafo de cores é utilizado para recolorir a imagem, onde os componentes conexos são representados como uma única cor, gerada a partir da média simples ou ponderada do componente conexo do qual faz parte.

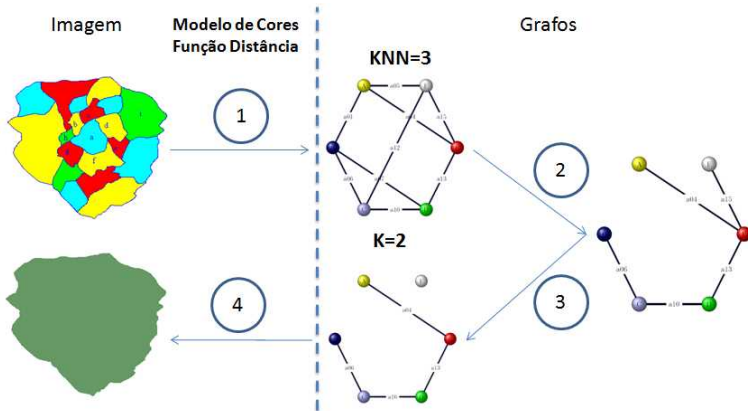
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Resultado final com passo 3 usando $K=1$:



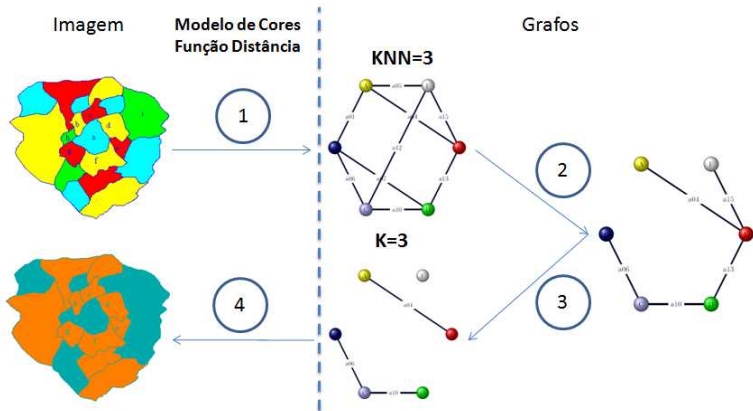
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Resultado final com passo 3 usando $K=2$:



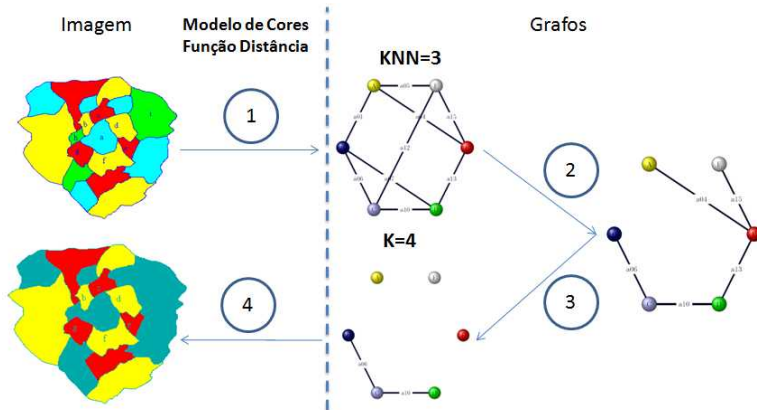
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Resultado final com passo 3 usando $K=3$:



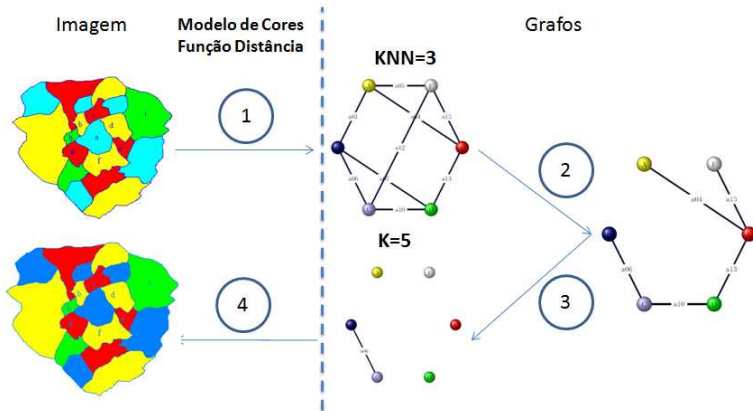
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Resultado final com passo 3 usando $K=4$:



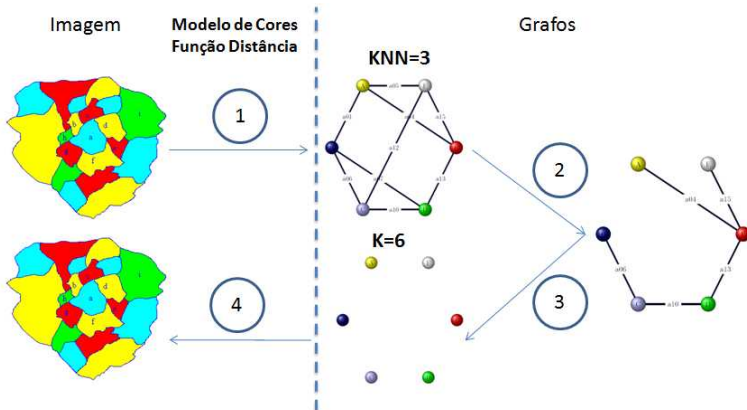
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Resultado final com passo 3 usando $K=5$:



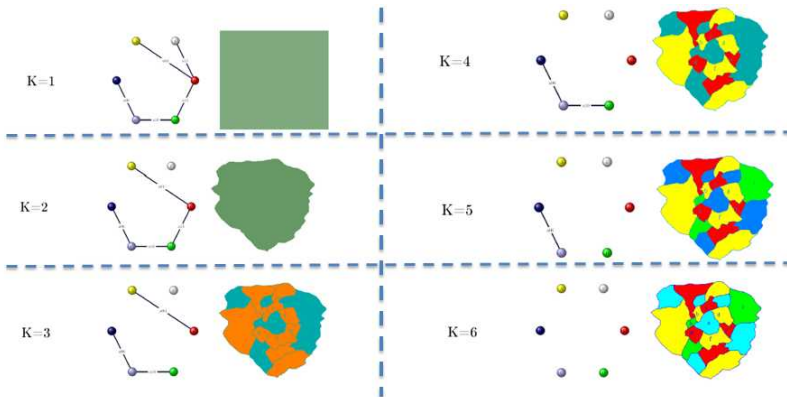
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Resultado final com passo 3 usando $K=6$:



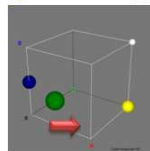
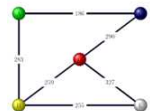
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo

Resumo:



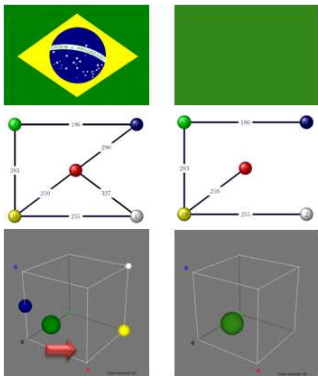
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

- A remoção das $K - 1$ arestas de maior peso da AGM pode produzir algumas distorções, principalmente em imagens com alto número de cores e alguns ruídos.
- Assim foi desenvolvido um novo algoritmo para realizar a simplificação da cor, com base na frequência dos componentes:
 - Identifica-se a aresta com o maior peso.
 - Avalia-se se esta remoção irá produzir apenas componentes em que a soma das frequências dos seus vértices seja superior ao limiar de *outlier*.
 - Caso contrário, o peso da aresta é reduzido para zero e reinicia-se a busca até encontrar a aresta viável a ser removida.



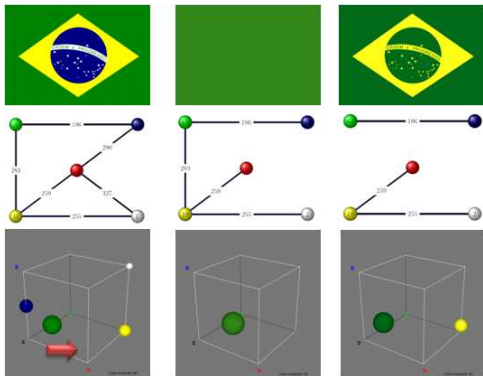
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

Resultado final com $K=1$ (remoção de 0 arestas da AGM)



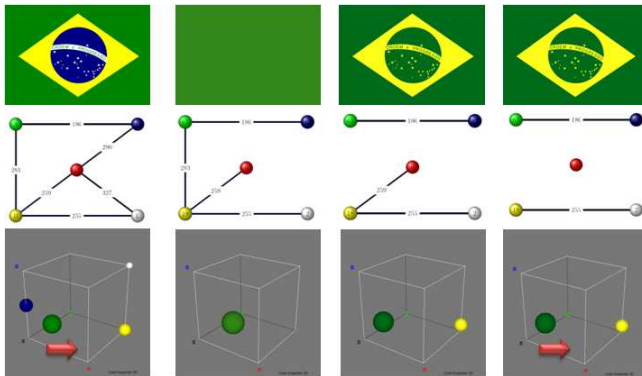
Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

Resultado final com $K=2$ (remoção de 1 aresta da AGM)



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

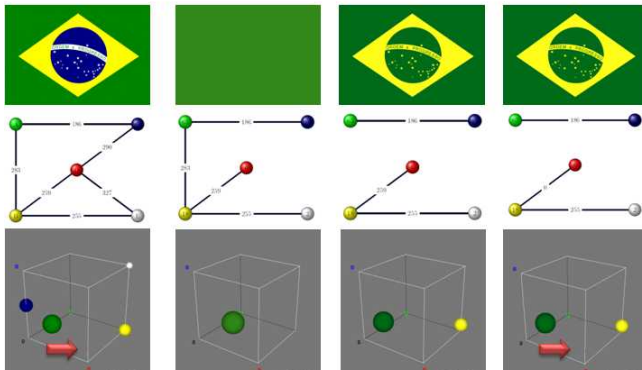
Resultado transitório com $K=3$ (remoção de 2 arestas da AGM) - a aresta retirada (de maior peso) produziu componentes conexos com frequência inferior ao limiar de *outlier*.



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

Resultado transitório com $K=3$ (remoção de 2 arestas da AGM) - retorna a aresta que havia sido retirada, atribuindo-lhe valor zero.

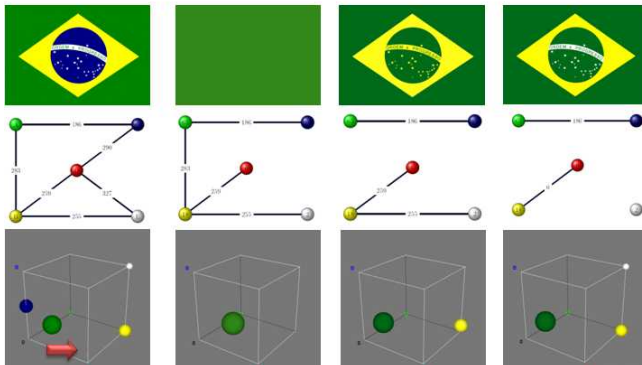
$F = 2\%$



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

Resultado final com $K=3$ (remoção de 2 arestas da AGM) - a aresta retirada (de maior peso) produziu componentes conexos com frequência maior que o limiar.

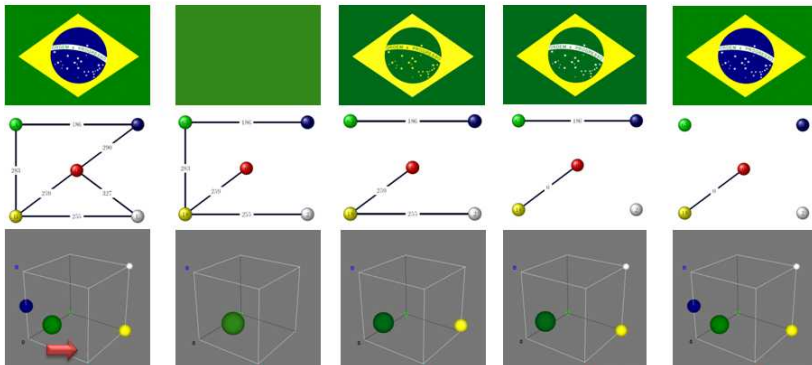
$F = 2\%$



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

Resultado final com $K=4$ (remoção de 3 arestas da AGM) - a aresta retirada (de maior peso) produziu componentes conexos com frequência maior que o limiar.

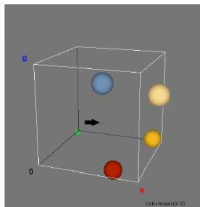
$F = 2\%$



Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)



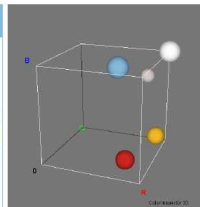
(a) HEMST, $K=5$



(b) Histograma de Frequência





















(a) Abordagem Proposta, $K=5$, Limiar=8















(b) Histograma de Frequência

Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

Abordagem	Original	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5
Método Proposto, Limiar=9						
K-means						
Quantização Wu						

Simplificação de Imagem Colorida: método baseado em grafo com eliminação de Cores com baixa Frequência (*Outliers*)

Abordagem	Original	K=1	K=2	K=3	K=4	K=5
Método Proposto, Limiar=2						
K-means						
Quantização Wu	