

## 机器视觉第六次作业

1、用伪码编写 mean shift 实现图像分割的过程，重要步骤须加注。

均值漂移的基本思想是先初始确定一个中心点，再在中心点的基础上，计算半径为  $r$  的圆形空间中所有的点与中心点的向量，计算所有向量的平均值则可以得到一个偏移均值，随后将中心点移动到这个偏移均值，再次重复上述步骤依次迭代直到中心点不再发生移动。伪代码如下：

# 输入：图像  $I$ ，带有颜色和空间特征的特征向量  $F$ ，窗口半径  $r$ ，收敛阈值  $threshold$

# 输出：分割后的图像标签  $map$

function MeanShift\_Segmentation( $I, r, threshold$ ):

1. 初始化：

- 将图像  $I$  转换为特征向量  $F = \{(x_i, y_i, R_i, G_i, B_i)\}$ ，每个像素点包含空间位置和颜色，从而便于计算每个像素点的偏移量。
- 设窗口半径  $r$ ，收敛阈值  $threshold$ 。
- $N$ =总像素数量，初始化每个点的起始位置  $M_i = F_i$ （自身特征）。

2. 对每个像素点迭代更新：

for  $i = 1$  to  $N$ :

While True:

    //提取当前点的特征向量  $M_i$ 。

    // 在窗口内查找邻近点：

        Neighbor\_Set =  $\{ F_j \mid \text{距离}(M_i, F_j) \leq h \}$

    //计算均值向量：

$M_{new} =$  计算窗口内所有邻近点的加权均值

$M_{new} = (\sum w_j * F_j) / (\sum w_j)$

    // $w_j$  是核函数权重，例如高斯核。

    //计算均值偏移向量大小：

$shift = || M_{new} - M_i ||$

    //更新点的位置：

$M_i = M_{new}$

    //收敛判断：

```
if shift < threshold:
```

```
    break //当前点达到了最佳的中心点，结束迭代
```

3. 聚类与合并模式:

将所有收敛的点  $M_i$  聚类，比如合并相近的  $M_i$ ，分配唯一的标签  $label$ 。

4. 映射标签到图像空间:

将标签  $label$  映射回原始图像的像素位置，生成分割后的图像。

5. 返回分割结果。

```
end function
```

## 2、阅读论文：J. Shi and J. Malik, Normalized Cuts and Image Segmentation, CVPR, 1997

该论文提出了“归一化割”作为一种新的图像分割方法，旨在克服传统方法的不足，尤其是在处理复杂图像时的分割效果。论文通过将图像分割问题建模为图论中的割问题，结合图的谱理论，提出了一种基于图的分割方法，这种方法能够更好地捕捉到图像区域之间的相似性，并通过优化技术实现全局最优分割。

传统的图像分割方法（如基于区域的分割方法和基于边缘的分割方法）往往局限于处理简单的图像，且容易受到噪声和边界不明确的影响。研究者希望找到一种更鲁棒的分割方法，能够在复杂的图像中更有效地分割出不同的区域。论文提出将图像分割问题视为图论中的“割问题”。具体来说，图像中的每个像素被视为图的一个节点，节点之间的边的权重代表它们之间的相似性（例如颜色、纹理等）。通过这种方式，图像分割转化为寻找图中一个“割”，该割将图像分成两个区域，且割的“代价”最小。

然而，传统的“割”方法可能会受到图像规模或节点数量的影响，因此，论文提出使用归一化割来避免这种问题。归一化割方法不仅考虑了割的代价，还通过归一化处理减少了图像规模的影响，保证了分割的鲁棒性。

归一化割方法思想是给定一个图  $G$ ，其中每个点表示图中每个像素，每条边表示像素之间的连接关系，边的权重表示两个像素之间的相似性，最后目标是通过最小化归一化割值来优化分割。为了使其最小化，作者通过求解图的拉普拉斯矩阵的特征向量来找到最优的割。通过求解拉普拉斯矩阵的特征向量，能够得到一个有效的分割，最终将图像分割成多个区域。谱方法的引入使得计算变得更加高效，并且能够保证在全局范围内找到较优的分割。

从论文中，我深刻感受到该方法在处理复杂图像时的优势，尤其是对于边界不明显、纹理复杂的图像。归一化割的提出有效地解决了传统分割方法中局部最优和噪声干扰的问题，其通过优化割的代价函数，避免了对图像规模的过度敏感，保证了分割的全局最优。最令人印象深刻的是，作者通过引入谱图理论，利用图的拉普拉斯矩阵的特征向量来求解最优分割，这使得计算变得更加高效，并且能够从全局角度找到更为合理的分割方案。

这篇论文的研究意义深远，尤其是它为后来的图像分割技术奠定了理论基础。

通过这种基于图的方法，图像分割从传统的像素级别的局部处理，转向了全局的图论框架，不仅为分割技术提供了更强的理论支持，也为实际应用中的图像处理提供了新思路。

在阅读过程中，我对归一化割的数学公式和谱图方法有了更深入的理解。通过优化割的代价函数，算法能够较好地捕捉图像不同区域之间的相似性，并通过拉普拉斯矩阵的特征值和特征向量进行全局优化，这在复杂图像的分割任务中表现出色。这种方法的优势不仅在于其全局优化能力，还在于它能够自然地处理具有复杂纹理和模糊边界的图像，这是传统方法无法轻易实现的。

通过归一化分割的方式，能够使用于需要高质量分割的图像处理任务。在现实生活中，任何涉及图像分析和理解的任务都可能受益于此方法。例如，在医学影像处理中，归一化割可以帮助医生精确地从复杂的医学图像中分割出病灶区域，从而进行更精确的诊断；在遥感图像分析中，归一化割可以用来从卫星图像中分离出不同的地物类型，如水体、森林和城市区域。