深蓝学院
shenlanxueyuan.com

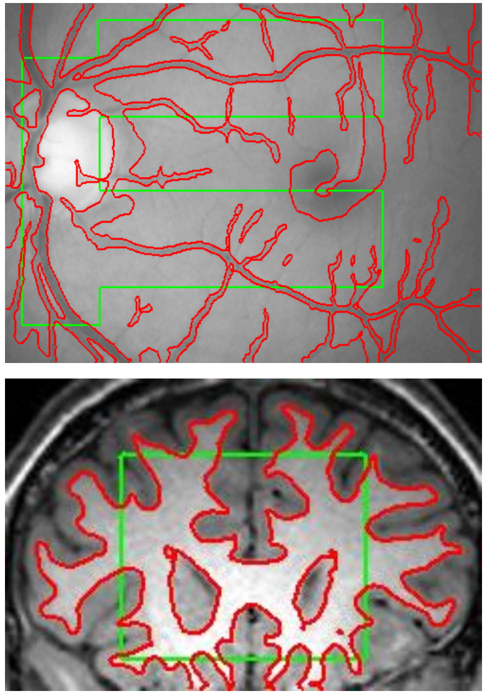
计算机视觉应用基础

第一部分：图像分割

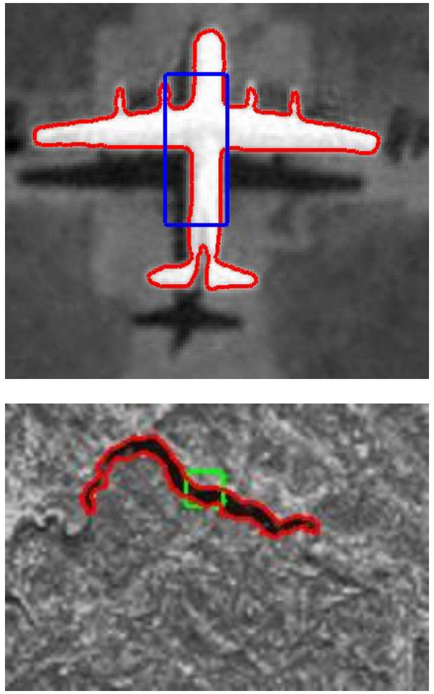
图像分割简介

深蓝学院 shenlanxueyuan.com

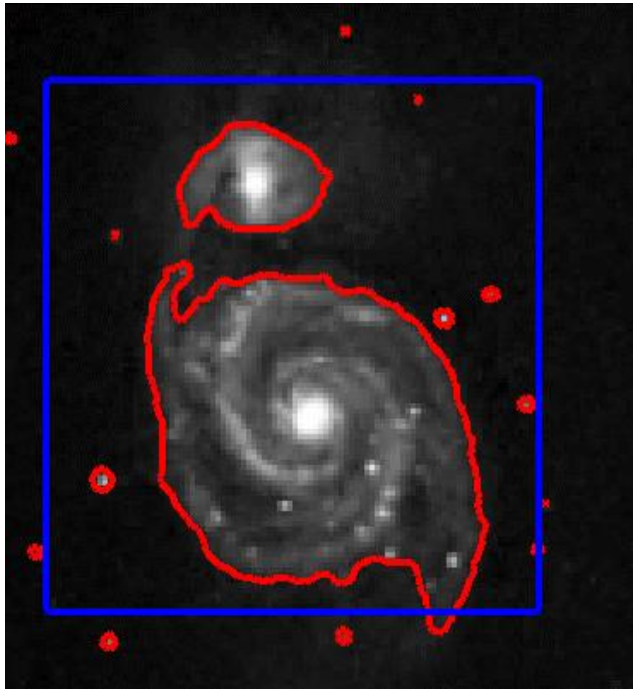
任务或目标是什么？有什么应用？



医学图像



遥感图像

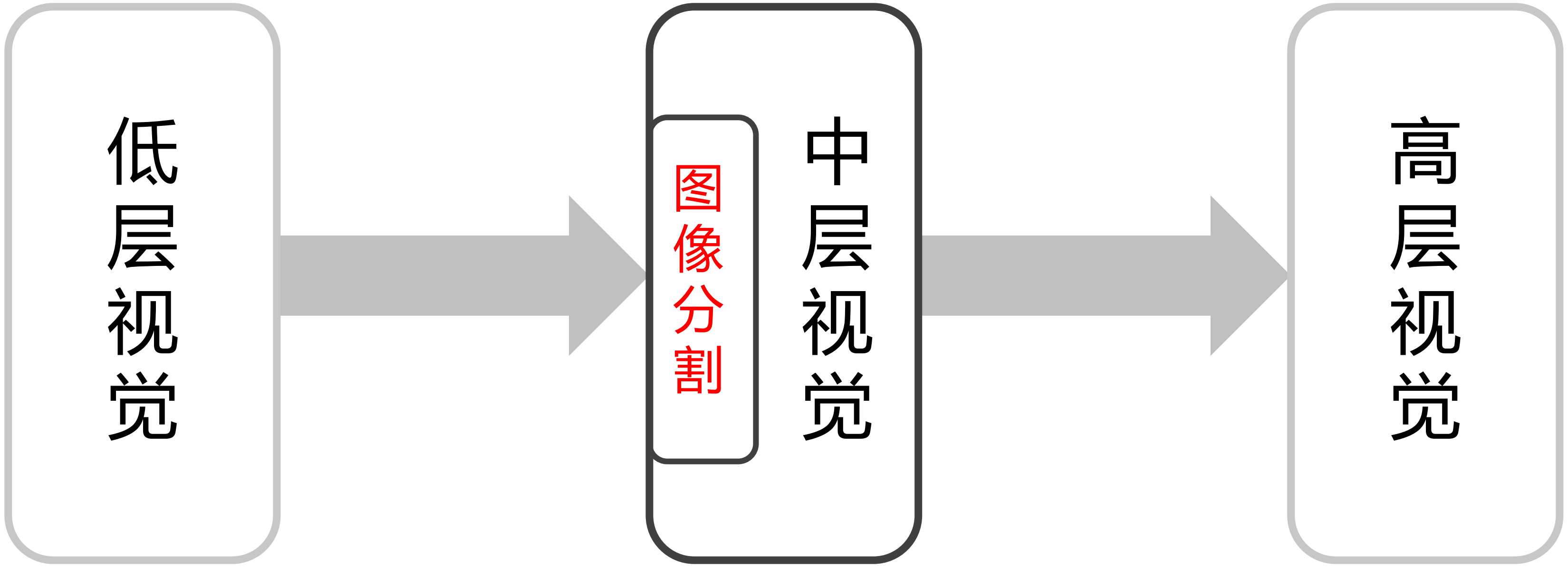


天文图像

自然图像

图像分割简介

图像分割在计算机视觉中的地位?



图像分割简介

图像分割难点以及处理?

难点： 图像特征的如何组合难以表达?

处理： 1. 限制图像类型（医学MRI）

2. 引入目标先验知识（轮廓、颜色等）

3. 引入人为交互信息

4. 多幅图像联合

图像分割方法分类（1）

1. 基于边缘的方法
2. 基于区域的方法
3. 综合边缘和区域的方法
4. 其它分割算法
    a) 交互式分割
    b) 基于学习的分割
    c) 共分割（Co-segmentation）

图像分割方法分类（2）

1. 传统分割方法
   a) 阈值分割（OTUS）
   b) 区域生长法（分水岭分割）
   c) 基于统计的分割算法：K-means图像分割及均值漂移分割等
2. 主动轮廓以及水平集分割算法
3. 图割方法（拉普拉斯分割）
4. 深度学习分割（FCN，SegNet，Deeplab等 ）

图像分割

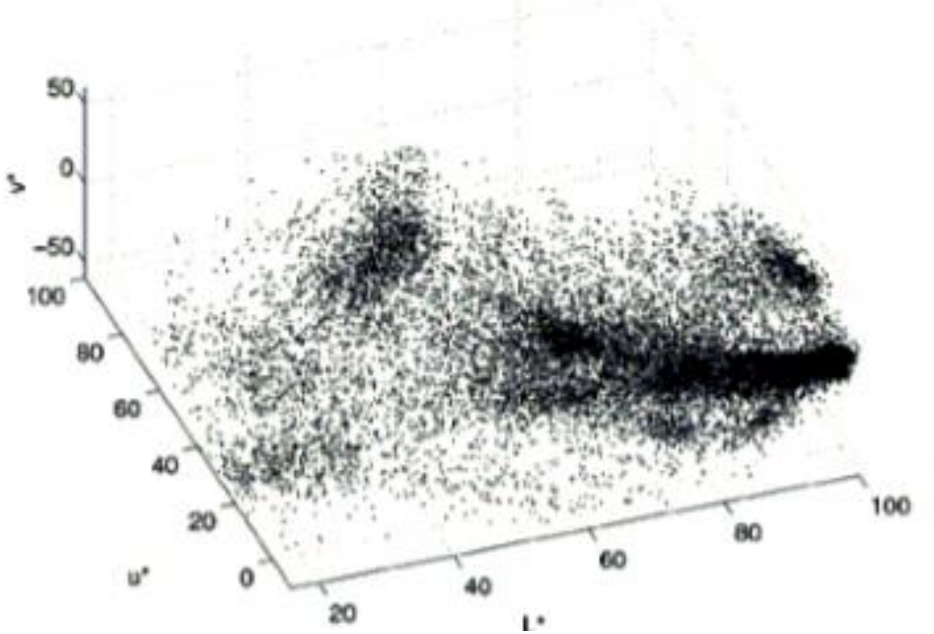
第一节：基于统计的图像分割

课程目录

- 基于统计的图像分割：K-means
- K-means算法分析
- 实验结果分析

基于聚类的图像分割基本思想

图像分割问题 → 像素聚类问题



特征空间映射：RGB空间 → Luv空间

基于统计的图像分割

深蓝学院
shenlanxueyuan.com

需要解决的问题

（1）每个像素的特征如何表达?

- 纹理特征：像素值、直方图特征、颜色矩、颜色相关图、Gabor特征等
- 描述子：SIFT、SURF、HoG、MSER、Brief、ORB、KAZE等

（2）如何聚类?

- 采用机器学习中的聚类算法，如k-means、层次聚类等
- Mean-shift算法

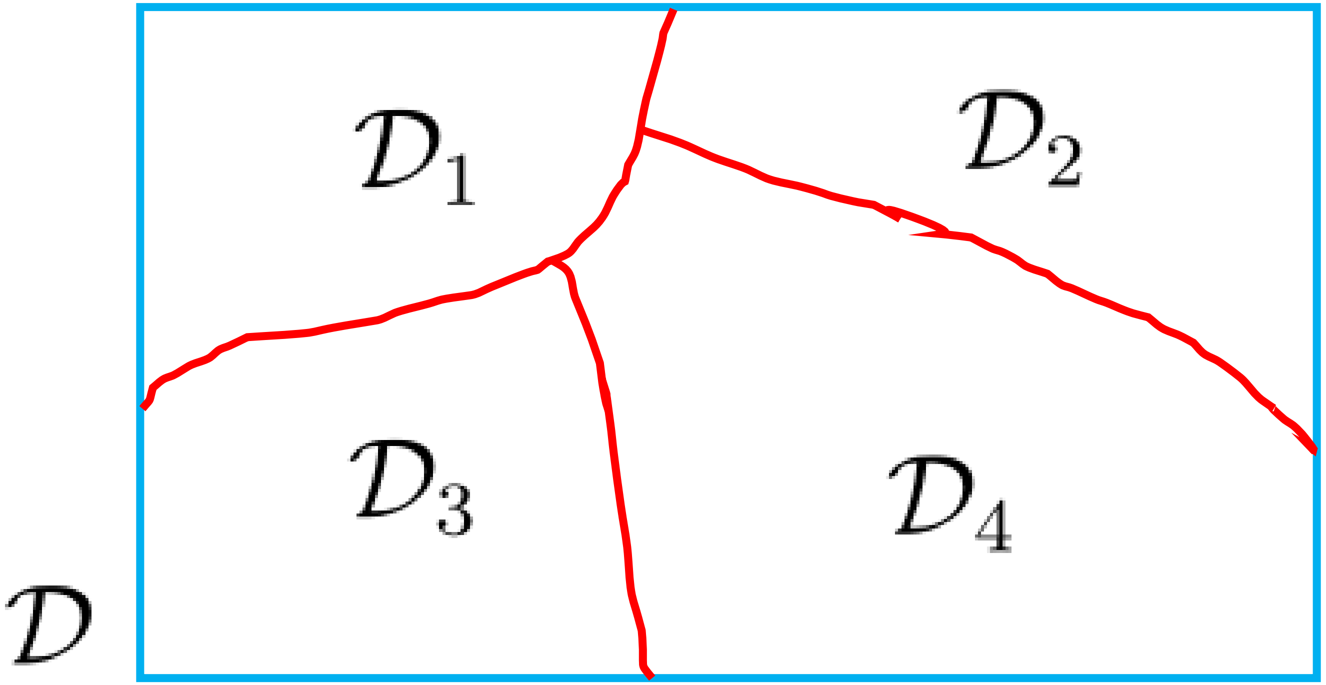
聚类任务形式化表示

输入：像素特征的集合 $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \ldots, \mathbf{x}_n\}$

输出：集合$\mathcal{D}$的一个划分，即：$\mathcal{D} = \bigcup_{i=1}^{k} \mathcal{D}_i$

同时 $\mathcal{D}_i \cap \mathcal{D}_j = \emptyset, \ \forall i \neq j$

聚类任务形式化表示



空间划分示意图

聚类任务形式化表示

$\mathcal{D}$ 中成员 $\mathcal{D}_1, \mathcal{D}_2, \ldots, \mathcal{D}_k$ 叫做**类或者簇**(cluster)，每个类都是通过一些“特征”来描述的：

- 通过**类中心**或者**类的边界点**来表示；
- 使用聚类树采用**图形化方式**来表示。

K-means聚类：定义

（1）K-means聚类算法是典型的**基于距离的聚类算法**

（2）最终目标：**得到紧凑且独立的簇**

（3）**采用均方误差最小化**，学习问题

定义：基于距离的聚类算法，采用距离作为相似性的评价指标，即认为两个对象的距离越近，其相似度就越大。

K-means聚类：定义

（1）K-means聚类算法是典型的**基于距离的聚类算法**

（2）最终目标：**得到紧凑且独立的簇**

（3）**采用均方误差最小化**，学习问题

$$\{\mu_j^*, \mathcal{D}_j^*\}_{j=1}^{k} = \arg \min_{\{\mu_j, \mathcal{D}_j\}_{j=1}^{k}} \sum_{j=1}^{k} \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_j} \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|_2^2$$

K-means聚类：优化（交替迭代优化）

示例：$x, y, z = \arg\min_{x,y,z} f(x,y,z)$

列方程求解

$$\begin{cases} \dfrac{\partial f(x,y,z)}{\partial x} = 0 \\ \dfrac{\partial f(x,y,z)}{\partial y} = 0 \\ \dfrac{\partial f(x,y,z)}{\partial z} = 0 \end{cases}$$

方程组求解难

难以求导

问题分解

① $x = \arg\min_{x} f(x, y^*, z^*)$

② $y = \arg\min_{y} f(x^*, y, z^*)$

③ $z = \arg\min_{z} f(x^*, y^*, z)$

交替迭代

① → ② → ③ → ① → ② → ...

K-means聚类：优化

$$\{\mu_j^*, \mathcal{D}_j^*\}_{j=1}^k = \arg\min_{\{\mu_j, \mathcal{D}_j\}_{j=1}^k} \sum_{j=1}^k \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_j} \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|_2^2$$

交替迭代优化

(1) 交替迭代什么

$$\{\mu_j\}_{j=1}^k \rightarrow \{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^k \rightarrow \{\mu_j\}_{j=1}^k \rightarrow \{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^k \rightarrow \ldots\ldots$$

(2) 具体如何交替迭代

1. 固定聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^k$ 优化划分 $\{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^k$ → 每个样本寻找最近的聚类中心

2. 固定划分 $\{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^k$ 优化聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^k$ → 对每个划分求解均值

K-means聚类：优化

交替迭代优化

$$\{\mu_j^*, \mathcal{D}_j^*\}_{j=1}^k = \arg \min_{\{\mu_j, \mathcal{D}_j\}_{j=1}^k} \sum_{j=1}^k \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_j} \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|_2^2$$

1. 固定聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^k$ ，优化划分 $\{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^k$

$$d_1 = \|\mathbf{x}_i - \mu_1\|_2^2$$

$$d_2 = \|\mathbf{x}_i - \mu_2\|_2^2$$

$$\cdots\cdots$$

$$d_k = \|\mathbf{x}_i - \mu_k\|_2^2$$

$\Rightarrow$ $j^* = \arg \min_j d_j$ $\Rightarrow$ $\mathbf{x}_i$ 归入第 j^*个簇

K-means聚类：优化

交替迭代优化

$$\boxed{\{\mu_j^*, \mathcal{D}_j^*\}_{j=1}^k = \arg\min_{\{\mu_j, \mathcal{D}_j\}_{j=1}^k} \sum_{j=1}^k \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_j} \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|_2^2}$$

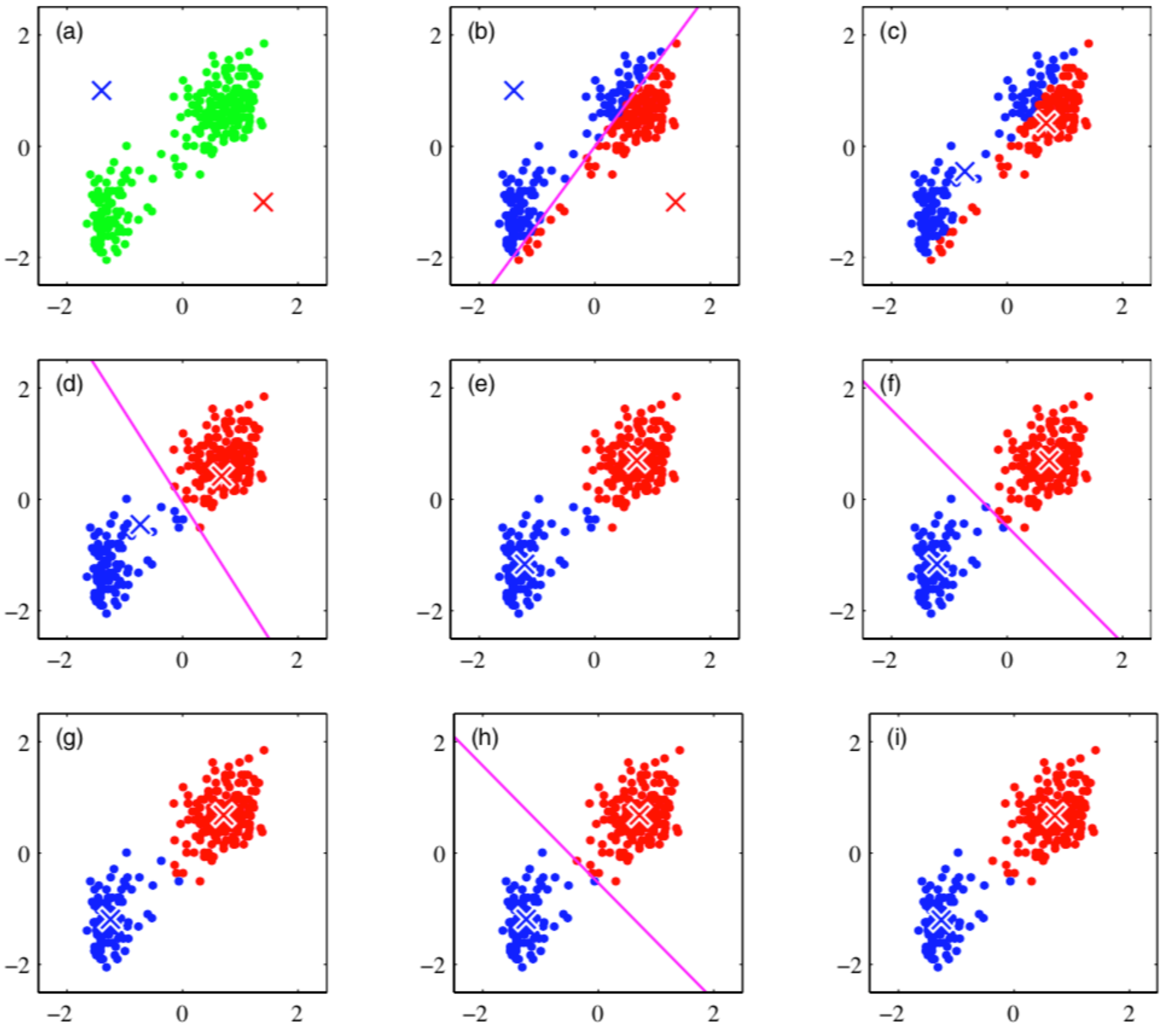
2. 固定划分 $\{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^k$，优化聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^k$

$$\mu_j^* = \arg\min_{\mu_j} \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_j} \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|_2^2 \quad \Rightarrow \quad \mu_j = \frac{\sum_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{D}_j} \mathbf{x}_i}{|\mathcal{D}_j|}$$

K-means聚类：算法

1. 初始化聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^{k}$ 可以随机选取几个样本作为聚类中心
2. do
3. 基于聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^{k}$ ，计算划分 $\{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^{k}$
4. 基于划分 $\{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^{k}$ ，计算聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^{k}$
5. until
6. **return** 聚类中心 $\{\mu_j\}_{j=1}^{k}$ 和划分结果 $\{\mathcal{D}_j\}_{j=1}^{k}$

K-means聚类：示例



课程目录

K-means聚类：细节分析

（1）初始化：

–从划分开始：随机选择一个划分，计算每类中心，以此作为初始点。

–从聚类中心开始：随机选择几个样本（前k个样本）。

–**经验法**：凭经验选择初始代表点，主要根据问题相关性。

–**密度法**：以每个样本为中心，在一个球形区域内估计样本密度，类似Parzen窗方法，逐步地将数据划分至不同的密度区域。

–**中心分解方法**：先将所有数据看成一个聚类，计算聚类中心，然后寻找与该中心最远的点，划入一部分数据点至该最远点所在的区域；对剩下的数据，以此类推（参考K-means++算法）。

K-means算法分析

K-means聚类：细节分析

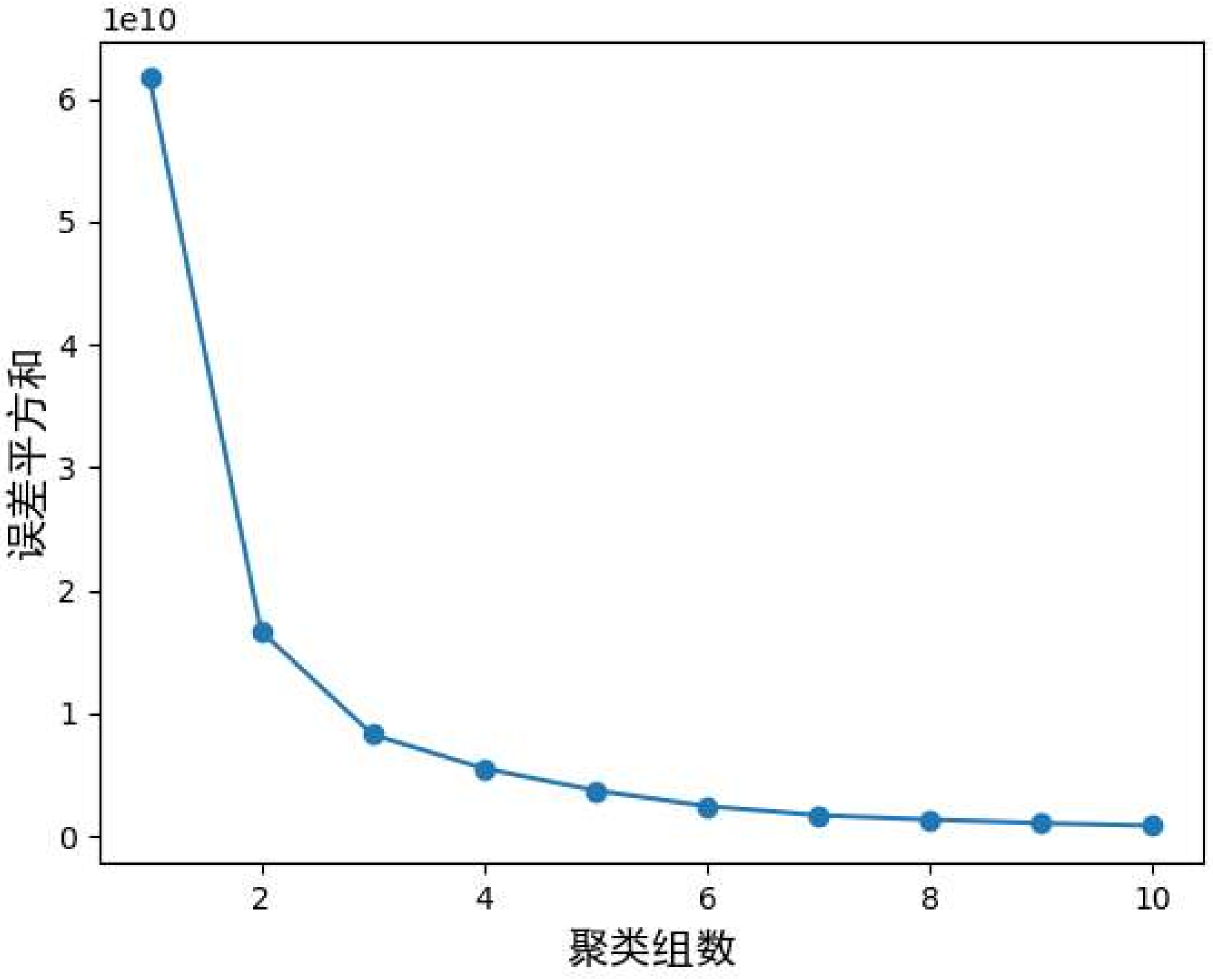
(2) 聚类个数确定：

–**经验法**：凭经验选择聚类个数，三

–**验证法**：根据不同“聚类个数”的

问题1：随着聚类个数的增加，目标

问题2：可不可以用一般的“交叉验



K-means聚类：细节分析

（3）算法退出判别：

–**迭代次数**：达到预先设置的最大迭代次数。

–**聚类中心差异**：根据前后两次聚类中心的差异，小于某阈值。

（4）大数据：

–elkan K-means

K-means聚类：细节分析

（3）算法退出判别：

–**迭代次数**：达到预先设置的最大迭代次数。

–**聚类中心差异**：根据前后两次聚类中心的差异，小于某阈值。

（4）大数据：

–elkan K-means

–Mini Batch K-Means

K-means聚类：优缺点分析

（1）优点：

–简单、快速（是解决聚类问题的经典算法）。

–对处理大数据集，该算法仍可保持其高效率。

–对于密集簇，聚类效果很好。

（2）缺点：

–必须事先给定簇的个数，且对初始值较为敏感（局部最优）。

–不适合于发现非凸曲面的簇以及大小相差很大的簇。

–对噪声、孤立数据点、野点很敏感。

–对于类别不平衡的数据，处理不理想。

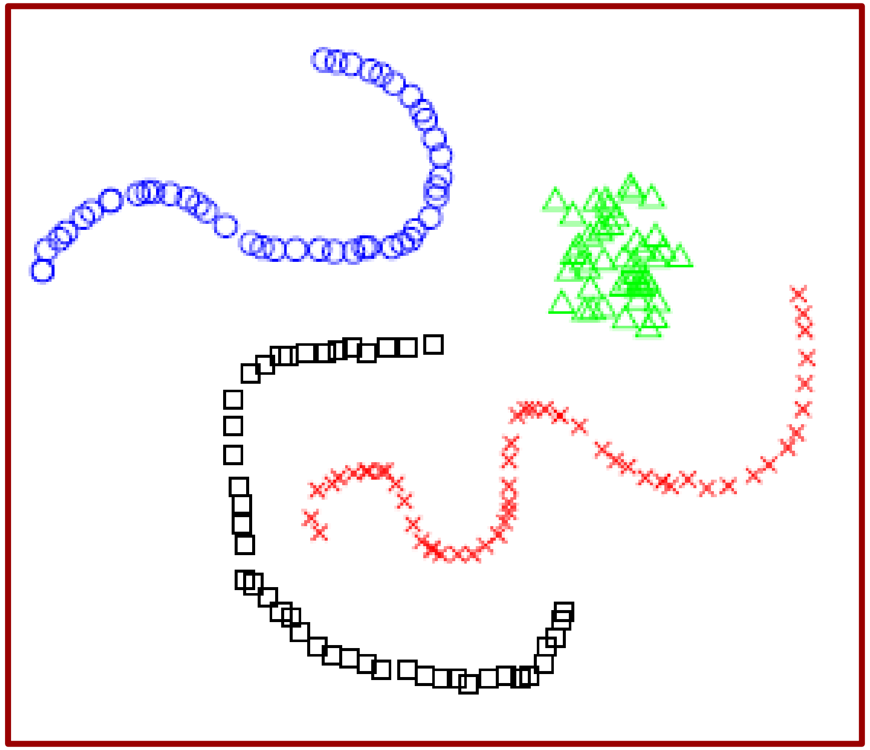
K-means聚类：优缺点分析

（1）不适合于发现非凸曲面的簇以及大小相差很大的簇

解决方法：

–使用新的度量函数

–引入“流形学习”技术，使用**谱聚类**



K-means聚类：优缺点分析

（2）对噪声、孤立数据点、野点很敏感。

解决方法：

–使用鲁棒的度量函数

–使用模糊K-means方法

–使用K-Mediods聚类技术

–引入“流形学习”技术，使用**谱聚类**

K-means聚类：优缺点分析

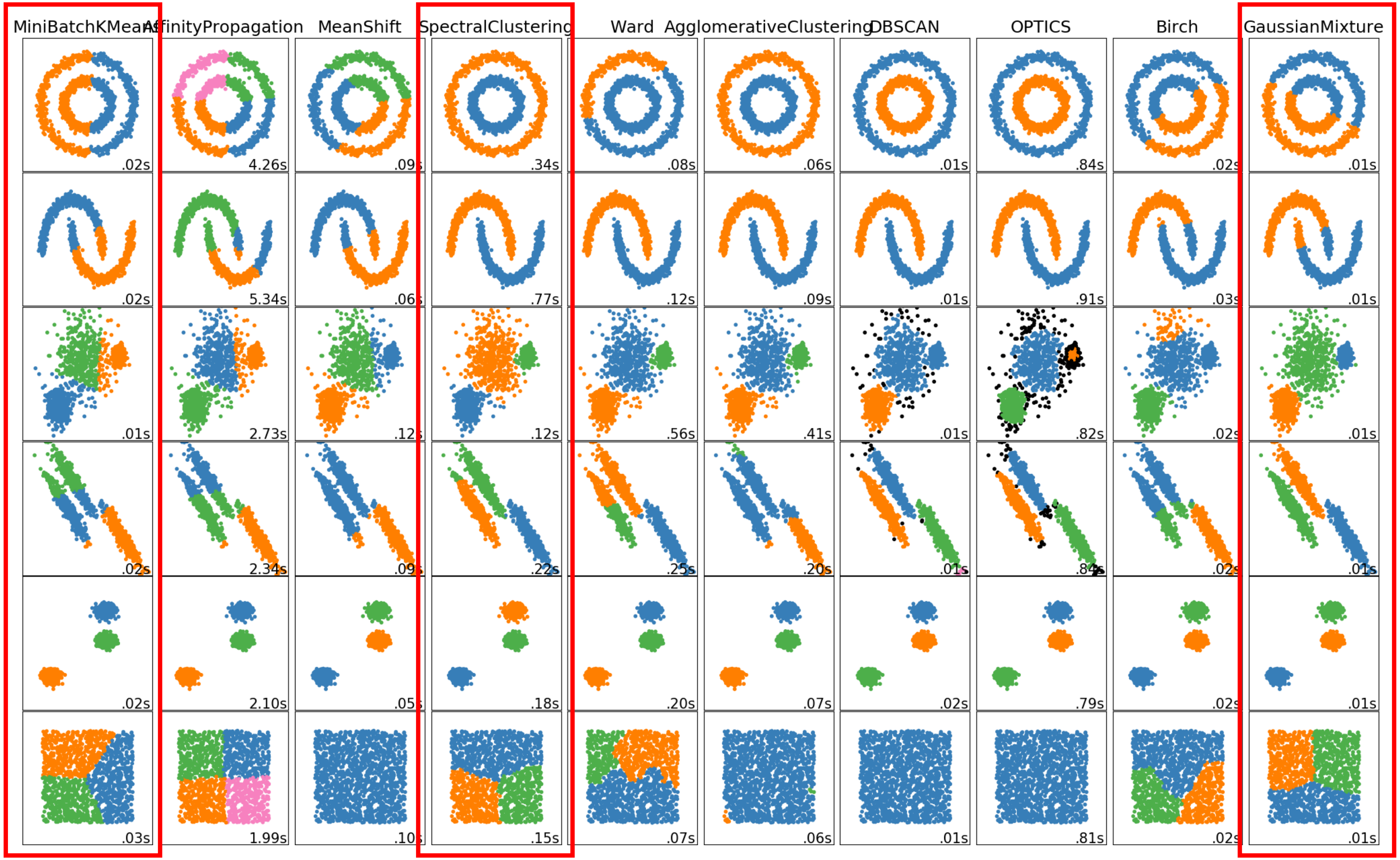
（3）对于类别不平衡的数据，处理不理想

解决方法：

–使用多高斯聚类技术

–引入“流形学习”技术，使用**谱聚类**

K-means优缺点分析



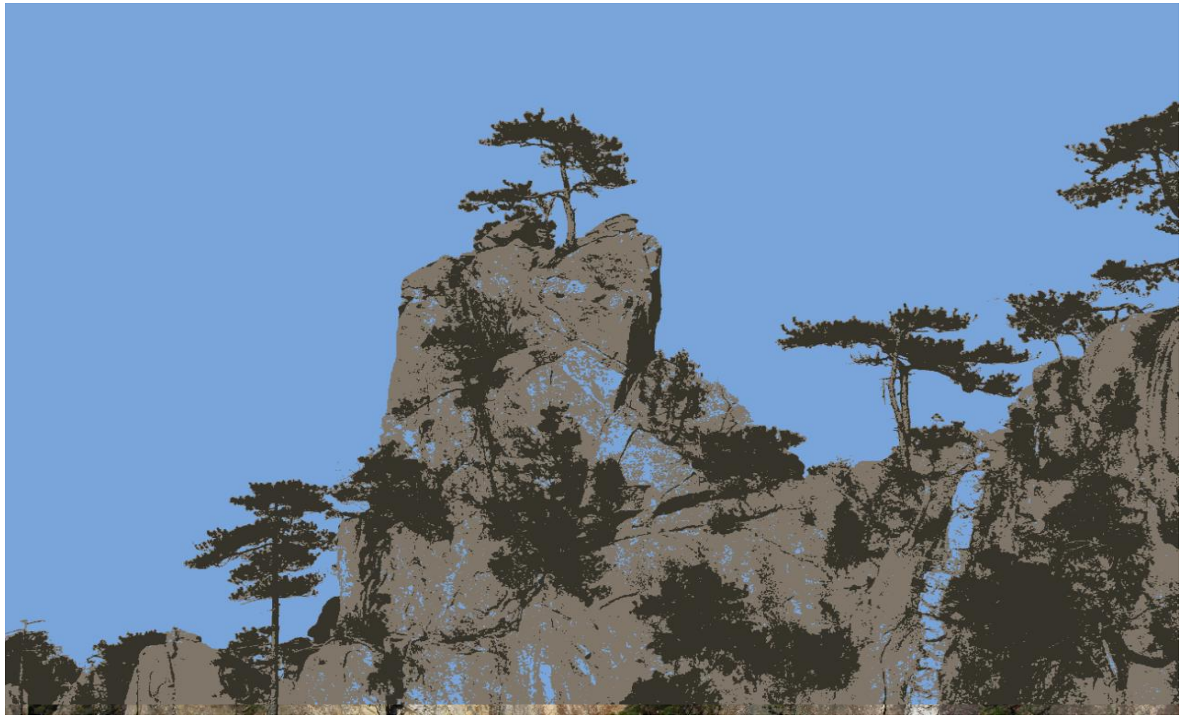
课程目录

- 基于统计的图像分割：K-means
- K-means算法分析
- 实验结果分析

实验结果分析

深蓝学院 shenlanxueyuan.com

K-means图像分割结果 不同的空间加权，固定聚类中心个数=3



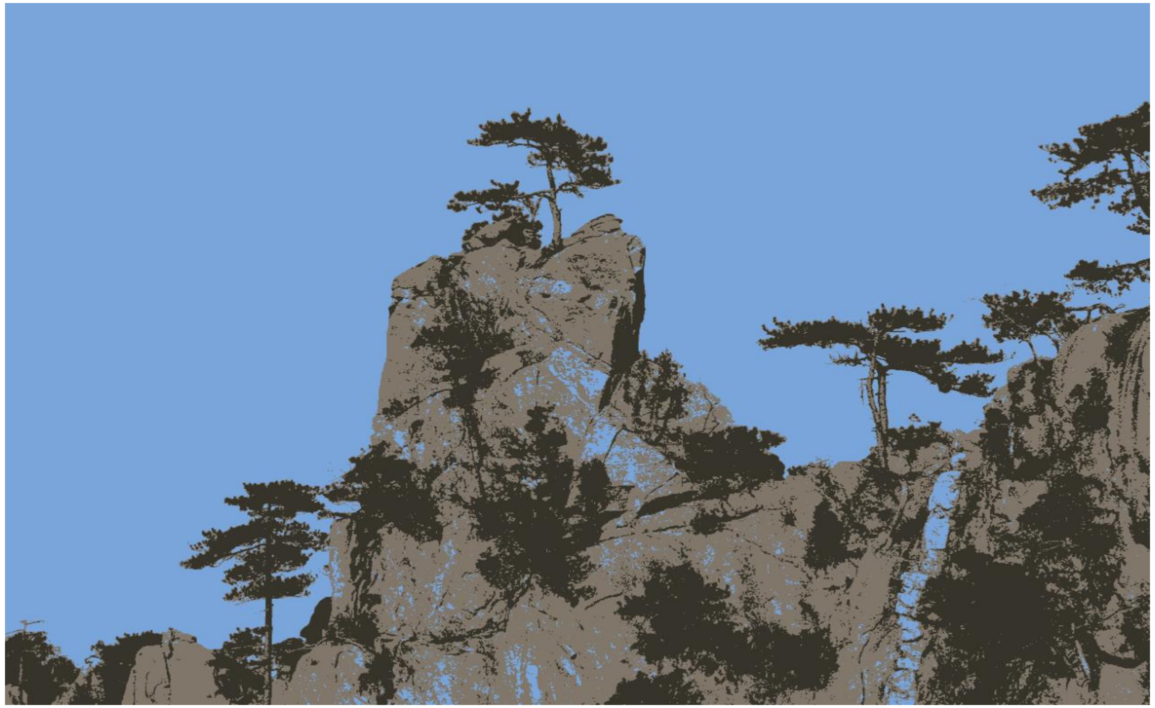
空间加权 = 0

空间加权 = 0.15

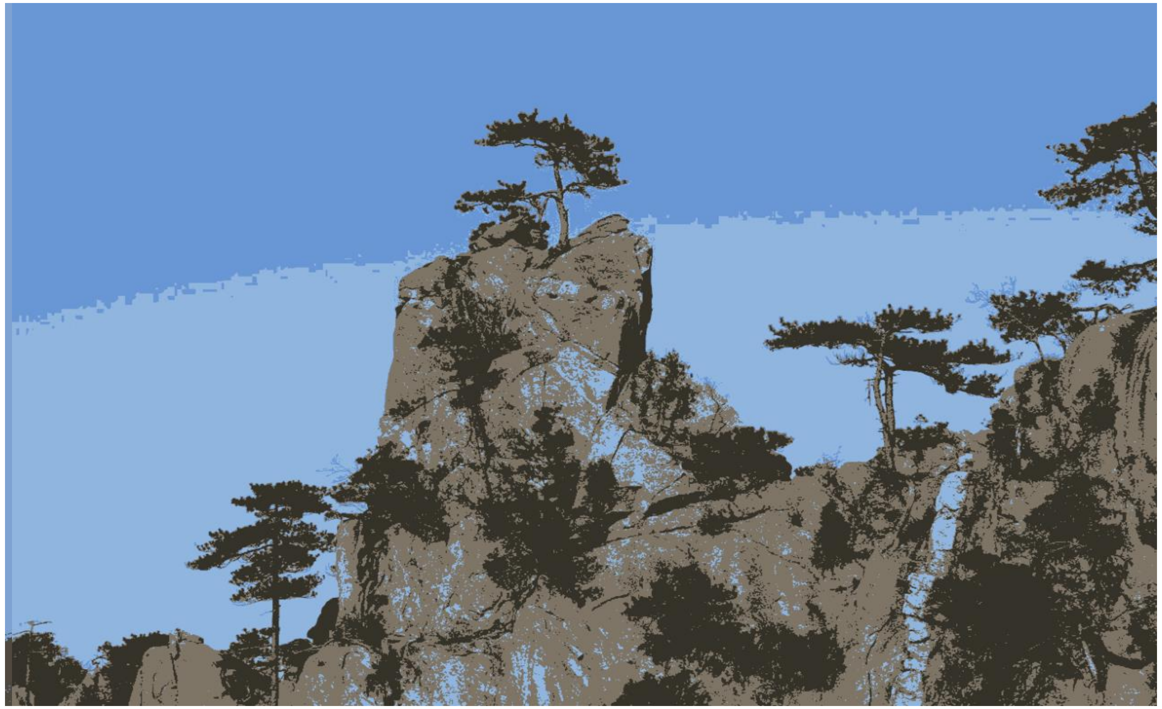
空间加权 = 1

实验结果分析

K-means图像分割结果 不同的聚类中心个数，固定空间加权=0



聚类中心个数 = 3



聚类中心个数 = 4

作业

作业1：自己实现k-means算法。

作业2：证明，随着聚类个数增加，聚类目标函数值不增加?

作业3（选做）：交替迭代算法优化“非负矩阵分解”问题，并用代码实现。

问题：参考资料：https://zhuanlan.zhihu.com/p/27460660

目的：加深对交替迭代算法理解。

深蓝学院
shenlanxueyuan.com

感谢聆听！

Thanks for Listening