



西安电子科技大学  
XIDIAN UNIVERSITY

人工智能学院  
School of Artificial Intelligence

# 计算智能导论

(*FCM* 聚类实现图像分割)

授课老师：张梦璇

学院：人工智能学院

班级：1820013

专业：智能科学与技术

姓名：刘继垚

学号：18200100176

# 1 背景介绍

## 1.1 图像分割概述

图像分割就是把图像细分为构成它的对象或子区域，这些区域是互不相交的，每个区域都满足特定区域的一致性。分割的程度主要取决于人们想要解决的问题，当感兴趣的区域或对象已经被区分出来，分割就算完成。图像分割是图像处理中的重要问题，也是计算机视觉研究中的一个经典难题。计算机视觉中的图像理解包括目标检测、特征提取和目标识别等，都依赖于分割的质量。

目前，图像分割算法一般是围绕亮度值的两个基本特性设计的：不连续性和相似性。亮度值的不连续性的应用途径主要是基于像素点特性（如灰度值）的不连续变化分割图像，如最常用的边缘检测。而利用亮度值的相似性可以形成一套机制，即依据事先指定的准则将图像分割为相似的区域。一些实例包括门限处理、区域分离、区域生长和聚类等。而采用模糊 C 均值聚类进行图像分割的好处是避免了阈值的设定问题，聚类的过程不需要人工干预，只需输入预想的分类数目即可实现自动化的图像分割。

## 1.2 模糊聚类在图像处理中的应用

模糊聚类广泛应用在控制、模式识别、信号处理、人工智能、决策等领域。本文使用 FCM 算法实现图像分割，用于实现火星图像场景分割。

# 2. 实验原理

## 2.1 模糊聚类理论

基于模糊集合的特点，模糊聚类方法应运而生。聚类，就是将一组给定的未知类标号的样本分成内在的多个类别，使得同一类中的样本具有较高的相似度，而不同的类中样本差别大。聚类分析的目的是揭示和刻画数据的内在结构，其内容涉及统计学、生物学、以及机器学习等研究领域，并在模式识别、数据分析和挖掘、图像处理等领域获得了广泛的应用。

在众多模糊聚类算法中，FCM 算法应用最广泛且较成功，它通过优化目标函

数得到每个样本点对所有类中心的隶属度,从而决定样本点的类属以达到自动对样本数据进行分类的目的。

## 2.2 模糊 C-均值聚类算法

根据聚类的数目  $C$  和一组包含  $n$  个  $L$  维向量的数据  $x_k$ , 用  $FCM$  算法输出元素的隶属度  $u_{ij}$ , 它代表着数据  $x_j$  属于第  $i$  个类的概率, 可以通过求式(1)目标函数的最小值得到, 通常取  $m=2$ 。

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d^2(x_j, v_i) \quad (1)$$

其中, 式(1)的约束条件为:

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad \forall j$$

$$0 < \sum_{j=1}^n u_{ij} < n, \quad \forall i$$

在(1)式的约束条件下, 可以求得(1)中目标函数取最小值时相应的隶属度矩阵和聚类中心。通常, 该最小值用极小值代替, 因此分别对各变量求偏导, 并令偏导数为 0, 联立并解出更新后的模糊隶属度和聚类中心, 如下公式(2) (3)。

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left[ \frac{d^2(x_j, v_i)}{d^2(x_j, v_k)} \right]^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

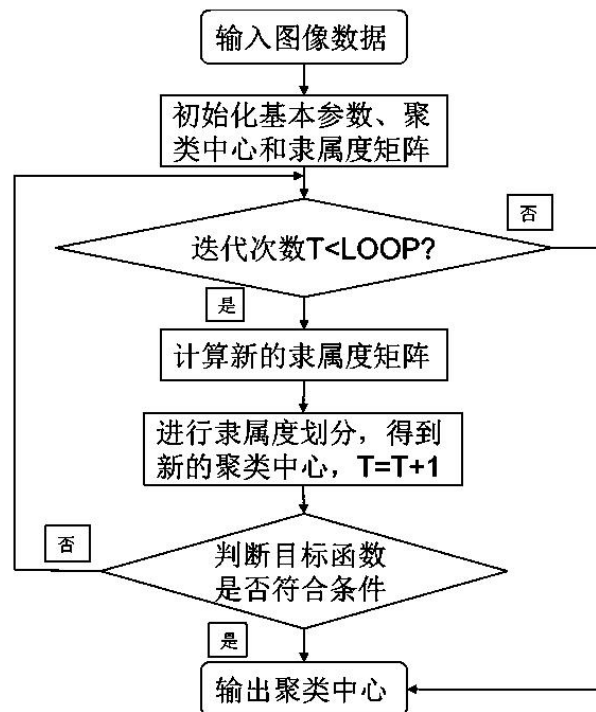
$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad \forall i, j, \quad i = 1, 2, 3, \dots, c \text{ and } j = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

## 2.3 FCM 算法流程

根据 FCM 的基本原理，总结出该算法的步骤如下：

- 1) 设置目标函数的精度  $\epsilon$ ，模糊指数  $m$  ( $m$  通常取 2) 和算法最大迭代次数；
- 2) 初始化隶属度矩阵或聚类中心；
- 3) 由式 (2) (3) 更新模糊划分矩阵和聚类中心；
- 4) 若目标函数则迭代结束；否则，跳转执行第三步；
- 5) 根据所得到的隶属度矩阵，取样本隶属度最大值所对应类作为样本聚类的结果，聚类结束。

给出 FCM 的算法流程图。



## 3. 实验过程及结果及分析

本次实验使用 FCM 算法，用于实现像素级别的火星图像场景分割。参数设置如下：

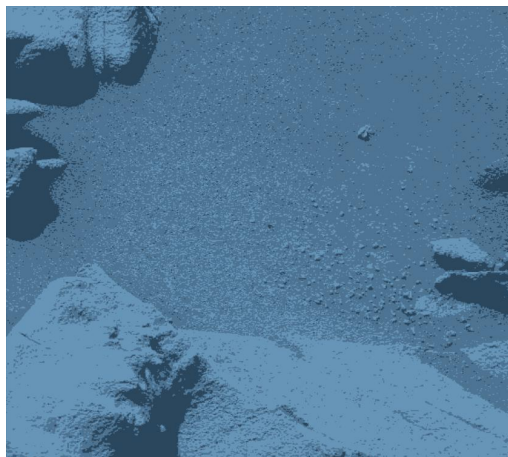
分类数	3
模糊指数 $m$	2
终止迭代精度	0.001

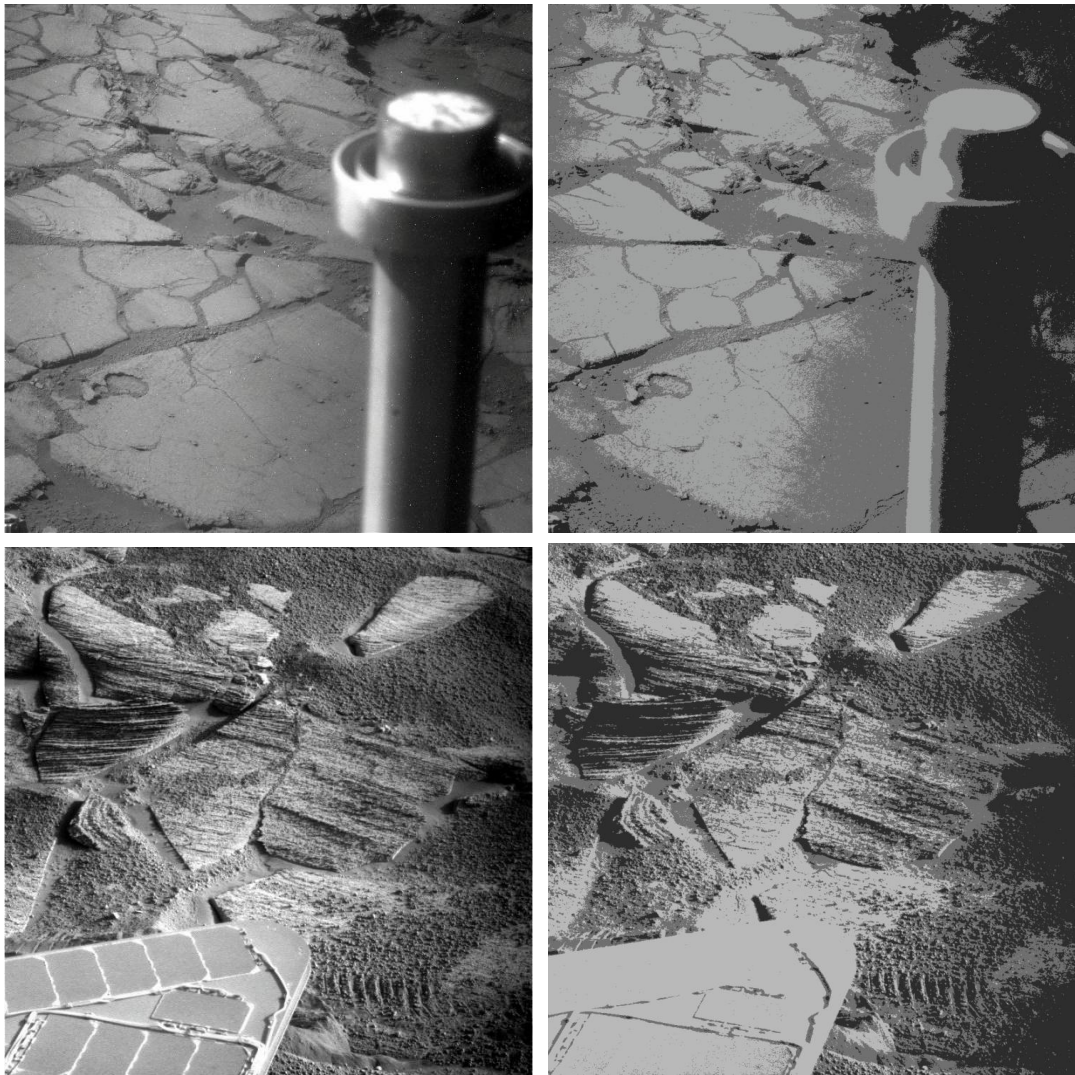
### 3.1 实验结果

原图



分割结果





## 四、实验总结与结果分析

本实验通过 FCM 实现了火星图像的分割。

我们将图片按像素分为三类，可以看出，FCM 分割的图像效果是显著的，能够准确地按照像素值的大小进行聚类，实现基于像素值的分割。

FCM 算法有几个超参数，其中  $m$  值和迭代停止阈  $e$  对算法影响最大，考虑到  $e$  可以设定一极小量，即满足条件就行；而  $m$  值研究过取 2 时最合适。

那么，如何使分类最合理，使目标函数值最小。这也直接决定了分割质量的好坏。

在 FCM 算法中，一开始都是随机初始一个隶属矩阵，然后通过不停的迭代计算，在达到迭代停止阈值时完成分类，分类的好坏直接受制于最开始的随机隶属

矩阵。

## 五、实验代码（python）

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

np.random.seed(1234)#Random seeds, random to the same array at a time
def fcm(X,k,b):
    iter = 0
    N,p = X.shape
    P = np.random.randn(N,k)#Generating Random Numbers with Normal
Distribution
    P = P / np.dot(np.sum(P,1).reshape(N,1),np.ones((1,k)))
    J_prev = np.inf
    J = []
    while True:
        t = pow(P,b)
        #Here's a concrete iteration algorithm
        C = np.dot(X.T, t).T / (sum(t, 0).reshape(k, 1) * np.ones((1, p)))

        dist = np.dot(np.sum(C*C,1).reshape(k,1),np.ones((1,N))).T+\
            np.sum(X*X,1).reshape(N,1)*np.ones((1, k)) - \
            2*np.dot(X,C.T)

        t2 = pow(1.0/dist,1.0/(b-1))
        P = t2/(np.sum(t2,1).reshape(N,1)*np.ones((1,k)))
        J_cur = sum(sum((pow(P,b))*dist,0),0)/ N
        J.append(J_cur)

        print(iter, J_cur)
        if abs(J_cur - J_prev) < 0.001:
            #Stop iteration when the error after iteration is less than 0.001
            break

        iter += 1
        J_prev = J_cur
    return C,dist,J

img = cv2.imread(r'data_seg\1P262601208EFF89AHP2440R2M2.tif')
m,n,p = img.shape
img = img.astype(np.double)#This step is critical for converting to double type
img = img.reshape(m*n,p)
```

```
C,dist,J = fcm(img,3,2)
#J is the error value of each iteration, which can be displayed by plot.
label = dist.argmax(axis=1)
print(label.shape)
img_1 = C[label,:]
img_2 = img_1.reshape(m,n,p)
# print(type(img_2))
plt.imshow(img_2/255,cmap='gray')
plt.show()
```