

文章编号: 1004-9037(2001)03-0286-05

## 基于模糊聚类分析的彩色磨粒图像目标提取

陈 果 左洪福

(南京航空航天大学民航学院 南京, 210016)

**摘要** 运用模糊聚类分析的模糊C-均值算法(FCM 算法)。针对两类彩色显微磨粒图像, 选用适当的正交彩色特征, 实现了对磨粒目标的有效提取。并考虑在一维分割特征向量情况下, 通过引入直方图统计特性, 实现了模糊C-均值算法的快速运算。本文算法为磨粒识别和机械磨损状态监测及故障诊断提供了可靠的前提。最后, 分割实验表明了本文方法的简洁有效性。

**关键词:** 模糊聚类; 图像处理; 磨粒; 磨损; 目标提取

**中图分类号:** TP391.4; V233.4; V263.6

**文献标识码:** A

## Object Extraction of Color Microscope Debris Images Based on Fuzzy Cluster Analysis

Chen Guo Zuo Hongfu

Civil Aviation College,

Nanjing University of Aeronautics & Astronautics Nanjing 210016, P. R. China

**Abstract** The fuzzy cluster method (FCM) is applied. At two kinds of microscope debris images, the debris objects are effectively extracted by selecting correct color characters. Under considering 1-D segmentation character vector, the histogram is introduced, and the speed of FCM is greatly increased. The reliable foundation is provided in order to identify wear particles, monitor wear state of machine and diagnose wear faults of machine. Finally, the effectiveness of the method is demonstrated with an example.

**Key words:** fuzzy cluster; image processing; debris; wear; object extraction

### 引 言

随着机械行业的迅速发展, 对现代机械设备的运行状态提出了越来越高的要求, 如何准确可靠地进行机械设备运行状态监测和故障诊断是目前的热门课题。其中铁谱诊断技术就是一种重要的方法, 它通过对机械系统润滑油中的磨粒进行分析, 从而达到诊断机械磨损故障之目的。南京航空航天大学

动机故障诊断研究所针对传统铁谱分析方法误差大、依靠人工经验、自动化程度低等缺点, 从诊断原理、分析方法以及分析仪器等各方面加以研究改进, 开发出智能化铁谱分析系统——DMAS (Debris monitoring & analytic system)<sup>[1]</sup>。该系统通过全自动颗粒制谱仪获取铁谱片, 再通过自动扫描显微镜、彩色 CCD 摄像头以及彩色图像采集卡获取显微磨粒图像, 并将数字图像存入 PC 机, 图像的采集过程通过单片机进行控制, 最后再运用图像处理和模式

识别技术以得到磨损状态诊断结果。显然DMAS 系统软件组成部分的核心是图像处理和磨粒模式识别, 而磨粒识别的前提又必须要建立在磨粒图像处理和磨粒目标提取的基础上, 由于该系统目前是运用通用图像处理软件(如 photomagic 和 photoshop 等)进行磨粒目标提取, 因而缺乏针对性, 提取精度较差, 有时还需要人工进行手动点选提取, 所以使该系统的处理精度和自动化程度在一定程度上受到了影响。有鉴于此, 本文针对两类显微磨粒图像, 运用模糊聚类分析方法来实现对磨粒目标的自动提取。

## 1 模糊聚类分析<sup>[2]</sup>

### 1.1 模糊聚类基本思路

设数据集  $X$  中含有  $n$  个样本( $n$  个元), 表示为  $x_k, k = 1, \dots, n_0$ 。聚类问题是要将  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  区分为  $X$  中的  $c$  个子集,  $2 \leq c \leq n$ , 要求相似的样本应尽量在同一类,  $c$  为聚类数。

经典的聚类算法将每一个辨识对象严格地划分为属于某一类。但是在实际中某些对象并不具有严格的属性, 它们可能位于两类之间, 这时采用模糊聚类可以获得更好的效果。模糊聚类分析的基本思路为: 欲将数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_n\}$  分为  $c$  类, 设  $X$  中的任意样本  $x_k$  对第  $i$  类的隶属度为  $u_{ik}$ , 式中  $0 \leq u_{ik} \leq 1$ 。所以该分类结果可以用一个  $c \times n$  阶矩阵  $U$  来表示, 该矩阵称为模糊矩阵, 且具有如下性质

$$u_{ik} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k$$

$$\text{及 } 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n, \forall i$$

### 1.2 聚类准则

为了在众多可能的分类中寻求合理的分类结果, 为此, 就要确定合理的聚类准则。定义目标函数  $J(U, V)$  为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

式中:  $U = [u_{ik}]$  为模糊分类矩阵,  $i = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, n$  且满足  $u_{ik} \in [0, 1]$ , 和  $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k, V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$  为  $c$  个聚类中心集合,  $v_i \in R^p, m \in [1, \infty)$  为加权指数。

$d_{ik}$  为第  $k$  个样本到第  $i$  类的距离, 定义为

$$(d_{ik})^2 = \|x_k - v_i\|^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) \quad (2)$$

式中,  $x_k$  为数据样本,  $x_k \in R^p, T$  表示矩阵转置, 矩阵  $A$  为对称矩阵。当  $A = I$  时, 即为欧式距离。

显然  $J(U, V)$  表示了各类中样本到聚类中心的加权距离平方和, 权重是样本  $x_k$  对第  $i$  类隶属度的  $m$  次方, 聚类准则取为求  $J(U, V)$  的极小值:  $\min\{J(U, V)\}$ 。

由于矩阵  $U$  中各列都是独立的, 因此

$$\min\{J(U, V)\} = \min\left\{\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2\right\} = \sum_{k=1}^n \left[\min\left\{\sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2\right\}\right] \quad (3)$$

上述极值的约束条件为等式  $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ , 可用拉格朗日乘法来求解

$$F = \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 + \lambda \left(\sum_{i=1}^c u_{ik} - 1\right)$$

最优化的一阶必要条件为

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial \lambda} = \left(\sum_{i=1}^c u_{ik} - 1\right) \\ \frac{\partial F}{\partial u_{st}} = [m (u_{st})^{m-1} (d_{st})^2 - \lambda] = 0 \end{cases} \quad (4)$$

考虑到  $d_{ik}$  可能为 0, 应分两种情况加以讨论。对比定义集合  $I_k$  和  $\tilde{I}_k$  为

$$\begin{cases} I_k = \{i | 1 \leq i \leq c, d_{ik} = 0\} \\ \tilde{I}_k = \{1, 2, \dots, c\} - I_k \end{cases}$$

通过求解式(4), 可以得到  $J(U, V)$  为最小的  $u_{ik}$  值为

$$\begin{cases} u_{ik} = 1 / \sum_{j=1}^1 \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}}\right)^{\frac{2}{m-1}} & I_k = \Phi \\ u_{ik} = 0, \forall i \in \tilde{I}_k \\ \text{以及 } u_{ik} = 1 & I_k = \Phi \end{cases} \quad (5)$$

同样可以获得  $J(U, V)$  为最小时  $v_i$  的值, 令

$$\frac{\partial}{\partial v_i} J(U, V) = 0$$

同理可得

$$v_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (6)$$

若数据集  $X$ , 聚类别数  $c$  和权重  $m$  已知, 就能用式(5, 6) 确定最佳分类矩阵和聚类中心。该方法可由迭代算法求解, 本文采用了模糊  $C$ -均值算法 FCM (Fuzzy C-means)<sup>[2]</sup>。该算法的基本思路是首先进行隶属度矩阵的初始化, 然后由式(6) 计算出  $c$  个聚类中心, 再由式(5) 得到新的隶属度矩阵, 再代入式(6) 计算得到新的  $c$  个聚类中心, 最后直到新的聚

类中心与上次得到的聚类中心距离差在允许误差范围内为止。算法收敛后, 设分割门限为  $\alpha$ , 则分割可由式(7)表示

$$\text{如果 } u_{ik} = \max_i \{u_{1k}, u_{2k}, \dots, u_{ck}\} \quad \alpha \\ \text{则 } x_k \quad \text{第 } i \text{ 类} \quad (7)$$

## 2 彩色显微磨粒图像的特征选取

为了更为详细地描述磨粒特征, DMS 系统采用了彩色 CCD 摄像头和真彩色图像采集卡, 最终得到 24 位真彩色磨粒图像, 比以前的黑白摄像头有了长足的进步。传统的边沿检测和目标提取的方法均是基于灰度图像。所以如何有效地进行彩色图像分析和目标提取是一个十分重要的问题, 其关键在于彩色特征的选取。多种基于直方图的门限技术已经用来分割彩色图像。这类方法是通过对每个特征轴进行直方图门限分割来划分特征空间。但此传统的门限技术主要是对灰度图像, 并不适合彩色图像分析<sup>[3]</sup>。

在图像理解问题中, 特征空间分析是十分有用且非常必要的, 通常假设那些在图像上有明显定义的显著特征, 对应于特征空间中高的密度区。而特征空间分析是一个恢复这些高密度区中心的过程, 即找显著的图像特征代表<sup>[3]</sup>。

Ohta 等人<sup>[5]</sup>提出以动态  $K-L$  变换法找不同彩色区域, 并由此得出一组适用于多种彩色图像分割用的正交彩色特征  $I_1, I_2, I_3$ , 即

$$\begin{cases} I_1 = (R + G + B) / 3 \\ I_2 = (R - B) / 2 \text{ 或 } (B - R) / 2 \\ I_3 = (2G - R - B) / 4 \end{cases} \quad (8)$$

所以运用三个正交彩色特征  $I_1, I_2$  和  $I_3$  进行磨粒图像的模糊聚类分析时, 特征空间维数  $p = 3$ 。由于本文所研究的磨粒图像, 其特点是子集类别为目标和背景两类, 所以聚类别数可取为  $c = 2$ 。但是, 不同类型和特点的磨粒图像, 需要正确选择彩色特征方能对其进行有效分割和聚类。下面通过算例来说明本文方法的有效性。

## 3 彩色磨粒图像分割

在实验中<sup>[1]</sup>, 分别将黑色金属磨粒(如铁及其合金等)用玻片收集, 有色金属磨粒(如铜、铝及其合金

等)用滤膜收集, 从而形成玻片图像和膜片图像。一般玻片图像的目标可以靠其灰度加以区分, 而膜片图像的目标则需用彩色特征加以辨别。本文选用一幅玻片图像(如图 1(a))和二幅膜片磨粒图像(如图 2(a)和图 3(a))进行分割实验。

图 1(b~h)为图 1(a)的分割结果; 图 2(b~h)为图 2(a)的分割结果; 图 3(b~h)为图 3(a)的分割结果。它们所选取的彩色特征均分别为  $I_1-I_2-I_3, I_1-I_2, I_1-I_3$  和  $I_1$  时, 实现了有效分割, 但在选取其他特征组合时, 均分割失败。从图 2 的分割结果可以看出, 磨粒图像 2 在选取彩色特征  $I_2-I_3, I_2$  和  $I_3$  时, 实现了有效分割, 且选取  $I_2-I_3$  和  $I_3$  的分割效果最佳, 但在选取其他特征组合时, 均分割失败。从图 3 的分割结果可以看出, 磨粒图像 3 在选取彩色特征  $I_1-I_2-I_3, I_1-I_2, I_2-I_3, I_2$  和  $I_3$  时, 实现了有效分割, 且选取  $I_2-I_3$  和  $I_2$  的分割效果最佳。

由此可见,  $I_1$  是磨粒图像 1 的主要聚类特征;  $I_3$  是磨粒图像 2 的主要聚类特征,  $I_2$  为次要特征;  $I_2$  是磨粒图像 3 的主要聚类特征,  $I_3$  为次要特征。同时, 从计算结果也发现, 将图像的主要聚类特征量纳入了特征空间后, 如果其他不能作为聚类特征量的特征也同时被纳入特征空间时, 对最后的聚类结果的影响不能确定, 可能无任何影响, 也可能影响很大以致导致分割失败。如, 对磨粒图像 1, 当考虑了特征量  $I_1$  后, 同时考虑  $I_2$  或  $I_3$ , 对结果几乎无影响; 对磨粒图像 2, 当考虑了特征量  $I_3$  后, 同时考虑  $I_1$ , 则对结果影响很大, 从而导致分割失败, 同时考虑  $I_2$ , 则对结果无影响; 对磨粒图像 3, 当考虑了特征量  $I_2$  后, 同时考虑  $I_1$  或  $I_3$ , 则对结果均几乎无影响。由此可见, 特征空间的组合十分重要。

同时, 从图 1~3 的分割结果可以看出, 仅选用  $I_1, I_2, I_3$  单个彩色特征量也能实现磨粒图像的有效分割。其中, 对磨粒图像 1, 仅选择  $I_1$  组成一维特征向量与用  $I_1-I_2-I_3, I_1-I_2, I_1-I_3$  组成的三维和二维特征向量的分割结果几乎相当; 对磨粒图像 2, 仅选择  $I_3$  组成一维特征向量与用  $I_2-I_3$  组成的二维特征向量的分割结果几乎相当, 甚至前者更好; 对磨粒图像 3, 仅选择  $I_2$  组成一维特征向量与用  $I_2-I_3$  组成的二维特征向量的分割结果几乎相当, 效果达到最佳。由此可见, 可以通过正确选取一维彩色特征量, 实现彩色磨粒图像的有效分割和目标的正确提取。

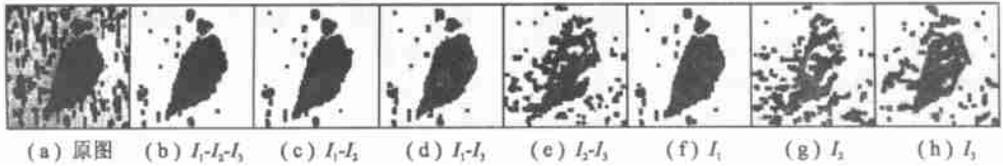


图 1 显微磨粒图像 1(玻片图像)

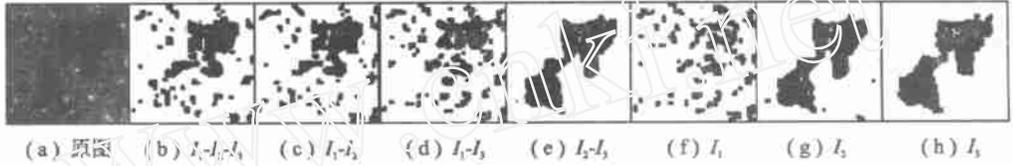


图 2 显微磨粒图像 2(膜片图像)

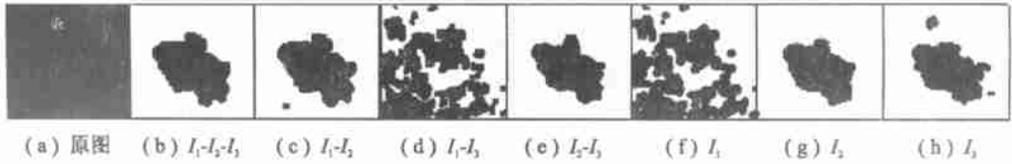


图 3 显微磨粒图像 3(膜片图像)

现在考虑图像数据样本  $x_k$  为一维向量的情形, 即  $x_k \in R^p$ , 其中  $p=1$ 。设彩色特征量  $I_1$  或  $I_2$  或  $I_3$  的直方图用  $h(k)$  表示,  $k=0 \sim L$ ,  $L$  为特征量的最大值,  $h(k)$  表示具有特征量值  $k$  的像素数。此时数据项可以用灰度级来代替像素灰度  $x_k$ , 同时可以引入直方图以实现快速计算<sup>[6]</sup>。在引入  $h(k)$  后, 第  $k$  个样本到第  $i$  类的距离  $d_{ik}$  改为

$$(d_{ik})^2 = |k - v_i|^2 \quad k = 0, 1, 2, \dots, L \quad (9)$$

计算模糊聚类矩阵  $U$  仍用式(5), 但其中的样本到聚类中心的距离需要用式(9)进行计算。此时  $c$  个聚类中心的计算公式(6)应改为

$$v_i = \frac{1}{L-1} \frac{\sum_{k=0}^{L-1} (u_{ik})^m h(k) k}{\sum_{k=0}^{L-1} (u_{ik})^m h(k)} \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (10)$$

从式(9, 10)可以看出, 假设图像大小为  $n=M \times N$ , 由于引入了直方图的统计特性, 将原来的数据个数由  $n$  下降到  $L$ , 其计算速度提高的倍数近似为  $S=n/L$ , 设  $n=512 \times 512, L=256$ , 则  $S=n/L=512 \times 512/256=1024$ 。由此可见, 在考虑一维彩色分割特征的情形下, 通过引入直方图统计特性, 大大提高了 FCM 算法的速度。通过采用该改进算法, 本文实现

了彩色磨粒图像的快速聚类分割, 实现了彩色磨粒目标的有效提取。

## 4 结 论

本文运用模糊聚类分析方法, 针对两类显微磨粒图像, 通过选取不同的彩色特征量, 成功地提取了磨粒目标。并考虑在一维分割特征向量的情况下, 通过引入直方图统计特性, 实现了 FCM 算法的快速运算。整个提取过程自动完成, 不需要进行人工手动点选, 因此克服了 DAMS 系统以前运用通用软件(如 Photomagic 和 Photo shop)进行磨粒目标提取的弊病, 大大地提高了系统的自动化程度。算例表明, 本文方法简洁有效, 切实可行。

## 参 考 文 献

- 1 左洪福 发动机磨损状态监测与故障诊断技术[M]. 北京: 航空工业出版社, 1995 63~ 149
- 2 郭桂蓉 模糊模式识别[M]. 长沙: 国防科技大学出版社 1993 134~ 197
- 3 Ucjoyama T, Arbib M A. Color image segmentation

- using competitive learning [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel PAM I-16, 1994 1197~ 1206
- 4 Comaniciu D, Meer P. Robust analysis of feature spaces, color image segmentation [C]. In: CVPR 97, 1997. 750~ 755
- 5 Ohta Y I, *et al*. Color information for region Segmentation [C]. CGIP, B, 1980 222~ 241

- 6 叶秀清, 顾伟康, 肖 强. 快速模糊分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 1996, 9(1): 66~ 70

**作者简介** 陈 果, 男, 博士后, 1972 年 11 月生。研究方向: 图像处理、模式识别、信号分析与处理及机械故障诊断研究; 左洪福, 男, 教授, 博士生导师, 1959 年 9 月生。研究方向: 磨损监测、机械系统故障诊断。

## 《数据采集与处理》来稿要求

《数据采集与处理》是中国科协主管, 由中国电子学会、中国仪器仪表学会所属信号处理学会、中国仪器仪表学会、中国物理学会所属微弱信号检测学会和南京航空航天大学联合主办, 南京航空航天大学出版, 向国内外公开发行的技术刊物。

《数据采集与处理》主要反映信号处理、测试工程和计算机应用的科技成果, 为中国科技核心期刊, 中国科技论文统计期刊, 中国科学引文数据库(CSCD)中文核心期刊统计源, 并被美国 Ei Page One 数据库、俄罗斯《文摘杂志》《中国电子科技文摘》《中国无线电电子学文摘》《计算机应用文摘》《中国导弹与航天文摘》等多种国内外著名检索刊物列为统计源。并是“中国国防科技中文期刊文献数据库”和“中国学术期刊(光盘版)”的成员。从 1999 年起, 本刊目次及中、英文摘要等已经上网, 从南航校园网、中国期刊网、北京“北极星网站”等可直接查找。刊号 ISSN 1004-9037, CN 32-1259/TN, CODEN SCYCE4, 季刊, 16K, 130 页, 每季末出版。现将投稿要求通知如下:

### 1 论文内容范围

本刊设“理论与试验研究、研究简报、综述”等栏目, 刊登的论文主要范围有:

- (1) 信号处理的新理论、新方法; (2) 图象处理; (3) 语音信号处理; (4) 神经网络; (5) 传感器融合技术; (6) 虚拟仪器技术; (7) 微弱信号处理技术; (8) 计算机网络技术; (9) 计算机数据库; (10) 测试技术; (11) 多媒体技术; (12) 计算机应用; (13) 通信系统的理论等科研成果的学术性总结、国内外科技动态的综合评述。

### 2 来稿要求

- (1) 语句通顺, 观点鲜明, 文字精炼, 数据可靠, 图表清晰。属省、部级以上基金项目论文需注明。
- (2) 论文要重点突出, 主要阐述作者的创新之处, 引用别人的成果要在论文中注明, 切忌写成实验报告或系统说明书。
- (3) 论文要有结论, 最好和同行的结果作一比较, 以明晰工作的效果。
- (4) 计量单位一律采用国家颁布的法定计量单位及其符号。
- (5) 论文需配摘要, 字数 200~ 300 字。文题、单位及其摘要都需译成英文, 单位名称用对外公开的标准英译名。
- (6) 投稿时一定要写清作者详细的通讯地址、电话、E-mail, 以便联系。
- (7) 文末应附有参考文献, 其序号应与文中出现的顺序一致, 并用上标注明。
- (8) 论文章节编号采用三级标题, 用阿拉伯数字作序数, 一级标题如{1, 2, 3}, 二级标题如{1. 1, 1. 2, 1. 3, ...}, 三级标题如{1. 1. 1, 1. 1. 2, 1. 1. 3, ...}。

### 3 其他说明

编辑部暂时不接收 E-mail 投稿, 请打印一式两份寄往编辑部, 同时汇 80 元审稿费。作者的稿件经评审录用后, 将发录用证明和版面费通知书(每页 140 元), 一般在 1 年内刊出。

欢迎来稿, 欢迎订阅。

《数据采集与处理》编辑部