

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0773-11

论文索引信息: 纪则轩, 潘瑜, 陈强, 孙权森, 夏德深. 无监督模糊 C 均值聚类自然图像分割算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 773-783

无监督模糊 C 均值聚类自然图像分割算法

纪则轩, 潘瑜, 陈强, 孙权森, 夏德深

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要: 提出一种基于无监督模糊 C 均值聚类的彩色自然图像分割算法。使用置信区间交集准则自适应得到 Gabor 滤波器中各个像素点对应的尺度, 并以该自适应尺度为依据, 计算相应的自适应方向、频率以及相位; 使用该自适应 Gabor 滤波方法分别对各通道进行纹理分析得到相应的纹理图像。提出一种快速的基于多项式分割的方法对各个纹理图像进行分析, 确定聚类数目, 并使用无监督模糊 C 均值聚类算法得到最终的分割结果。实验结果表明, 该算法能够很好地克服图像纹理对于分割结果的影响, 有效区分目标与背景, 分割结果具有较高的分割精度, 是一种有效的自然彩色图像分割方法。

关键词: 自然图像分割; 无监督聚类; 模糊 C 均值; Gabor 滤波; 置信区间交集; 纹理特征

Natural image segmentation algorithm with unsupervised FCM

Ji Zexuan, Pan Yu, Chen Qiang, Sun Quansen, Xia Deshen

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094 China)

Abstract: In this work, we propose a natural image segmentation method based on unsupervised fuzzy C-means (USFCM) clustering algorithm. The intersection of confidence intervals rules is utilized to adaptively compute the scale of Gabor filter for each pixel. Then image features are measured by Gabor filter with adaptively computed scale, orientation, frequency and phase. Meanwhile, a fast polynomial segmentation method is proposed to determine the number of clusters. Then the algorithm USFCM is utilized to get the final segmentation. The experimental results show that the proposed method can overcome the impact of texture and distinguish the target from background. The performances have demonstrated the effectiveness, accuracy and superiority of the proposed method.

Keywords: nature image segmentation; unsupervised clustering; FCM; Gabor filter; intersection of confidence intervals (ICI); texture features

0 引言

图像分割是指把图像分成具有不同特性的区域并提取感兴趣的目标, 它是图像处理分析的关键步骤。作为计算机视觉领域中的经典问题, 人们对于自然图像的分割方法进行了广泛研究。目前公认较

好的分割结果是将具有相似特征(颜色、纹理等)的像素点划分为一个区域, 且各区域之间的边界应该具有简单精确的特点^[1]。然而, 从统计学的角度而言, 自然图像的分割本身就是一个有歧义的问题, 这主要体现在以下两方面^[2]:

1) 在相同空间尺度下, 自然图像中的局部统计特征(如颜色、纹理、边缘、轮廓等)通常并不具有同

收稿日期: 2010-04-07; 修回日期: 2010-06-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(60805003/60773172)。

第一作者简介: 纪则轩(1984—), 男, 南京理工大学模式识别与人工智能专业在读博士研究生, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉和模式识别, 以第一作者身份发表论文 8 篇, 3 篇 CSI 索引, 3 篇 EI 索引。E-mail: jizexuan@hotmail.com。

质性。不同的自然图像之间以及同一幅自然图像中的不同区域中均存在该现象。因此,自然图像的分割结果往往并不是唯一的^[3]。

2) 即使考虑到尺度变化所产生的影响,不同区域或纹理仍然具有内在的复杂性,使得分割区域数量以及模型维数难以确定。

已有的自然图像分割方法包括基于目标函数全局最优化的分割方法^[4]、基于区域分裂合并的分割方法^[5]、基于 Mean Shift 的分割方法^[6]、基于图论的分割方法^[7-8]以及基于最小描述长度符的分割方法^[9]等。目前,针对自然图像分割的主流方法主要集中于自然图像中纹理信息的表达。Khan 等人^[10]使用自适应尺度、方向、频率以及相位的 Gabor 滤波器对图像纹理进行分析,并使用 EM (expectation maximization) 算法对自然图像进行分割,但该算法对于 Gabor 滤波器中的尺度估计较为粗糙,使得算法的分割精度受到限制。Chen 等人^[11]使用方向局部方差抽取纹理特征图像,为了减少特征图像的冗余度,采用可分离性度量算法选择 4 个方向的最佳特征图像,最后采用变差框架进行分割。虽然该算法在一定程度上减少了图像的冗余信息,但由于只对 4 个不同方向分别进行处理,算法的执行效率较低。Tziakos 等人^[12]使用拉普拉斯特征映射的方法对彩色图像各个像素点的特征进行降维,并使用传统的 FCM 算法对降维后的特征子集进行分类。该算法仅通过图像的颜色空间对图像进行特征分析,

忽略了彩色图像中蕴涵的大量纹理信息,虽然文献中列出的分割结果较好,但是该方法只是针对部分彩色图像有效,其通用性较差。Yang 等人^[2]使用高斯混合模型表征图像纹理特征,并通过有损压缩聚类方法对图像进行分割。然而这种方法的参数鲁棒性较差,对于不同图像,需要通过实验调整各个参数以达到最佳分割结果。Kokkinos 等人^[13]通过主要成分分析方法(DCA)对使用调幅-调频模型建模后的图像进行纹理分析,并使用水平集的方法分割自然图像。但算法并未对水平集进行扩展,目前只能较好的分割一个或一类目标区域。

针对以上不同算法所呈现的问题,本文在前人工作的基础上,提出一种基于无监督模糊 C 均值聚类的自然彩色图像的分割算法。首先,本文算法提高了 Gabor 滤波器各像素点对应尺度的估计精度,为彩色图像的纹理分析以及提高算法的分割精度提供了良好的基础;其次,本文算法对彩色图像进行了较为全面的分析,提取出不同类型的纹理图像,并对所有纹理图像同时进行处理,得到最终的分割结果,这使得本文算法在彩色图像分割方面具有一定的通用性;再次,由于采用了自动确定图像类别数目的算法,本文方法可以同时分割多个不同类目标,且具有较高的分割精度;最后,本文算法大部分参数均采用自适应方法计算得到,算法具有较强的鲁棒性。算法流程图如图 1 所示。

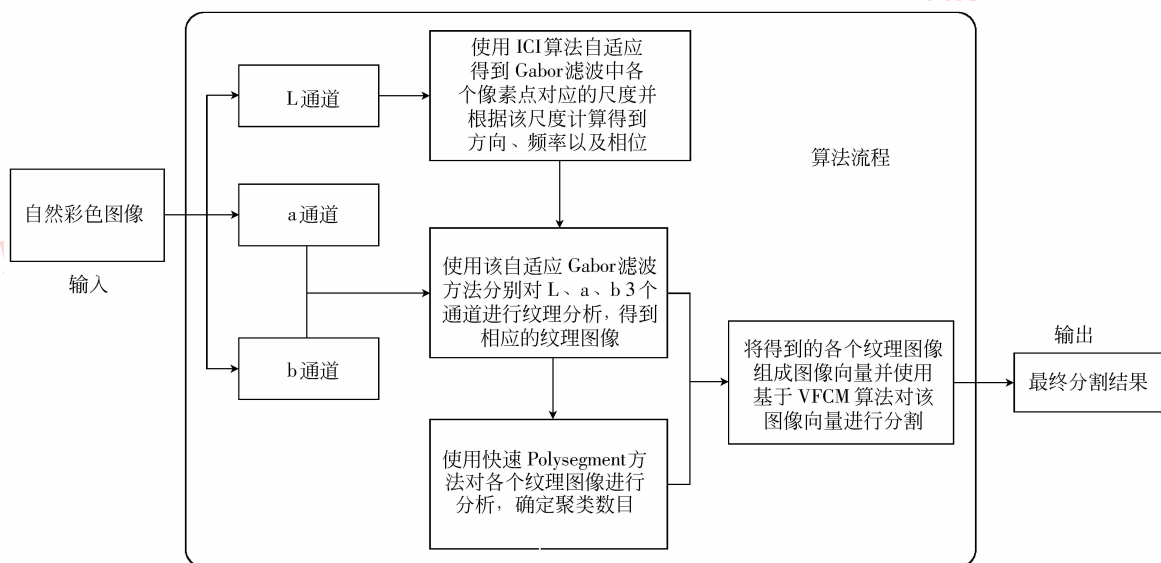


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 The flow chart of the proposed algorithm

1) 将自然图像变换至 Lab 颜色空间,其中 L 通道表达了图像的亮度信息,a、b 通道表达了图像的颜色信息。Lab 颜色被设计来接近人类视觉。它致力于感知均匀性,它的 L 分量密切匹配人类亮度感知。因此,可以被用来通过修改 a 和 b 分量的输出色阶来做精确的颜色平衡,或使用 L 分量来调整亮度对比。这些变换在 RGB 空间中是困难或不可能实现的,因此,本文采用 Lab 颜色空间来对彩色图像进行分割。

2) 通过对亮度通道 L 的分析,自适应得到 Gabor 滤波中各个像素点对应的尺度、方向、频率以及相位。

3) 使用该自适应 Gabor 滤波方法分别对 L、a、b 3 个通道进行纹理分析,得到相应的纹理图像。

4) 使用快速 Polysegment 方法对各个纹理图像进行分析,确定聚类数目。

5) 将得到的各个纹理图像组成图像向量,并使用基于 USFCM 的算法对该图像向量进行分割,得到最终的分割结果。

本文对于彩色图像分割领域的主要贡献体现在以下 3 个方面:

1) 使用 ICI 准则自适应得到 Gabor 滤波中各个像素点对应的尺度,使得该尺度的刻画更为精确,并以该自适应尺度为依据,得到相应的自适应方向、频率以及相位。

2) 提出一种快速的基于 Polysegment 的方法对各个纹理图像进行分析,确定聚类数目,相对于传统的聚类数目确定的方法而言,该方法只需要对图像进行一次聚类分割即可得到最终结果,大大提高了算法的时效性。

3) 本文涉及参数均采用自适应方法计算得到,算法具有较强的鲁棒性,适用于实际应用。

1 特征提取

本文使用 Gabor 滤波器对自然图像各个通道进行处理,得到各个通道图像的局部能量(local energy),并结合 DCA 方法得到纹理图像,同时生成同质区域特征图像,最终形成待处理的图像向量。

1.1 Gabor 滤波

Gabor 滤波器能够兼顾信号在空间域和频率域中的分辨能力,且具有易于调谐的方向和径向,与人

类视觉系统特性相似。在空间域,2 维 Gabor 滤波器的冲击响应是将复指数振荡函数乘以高斯包络函数所得的结果^[14]。本文考虑八尺度 Gabor 滤波, $\omega = 2k + 1, k = 0, 1, \dots, 7$ 。其中 ω 为邻域窗口宽度, k 为邻域窗口半径。滤波器的尺度与高斯函数中的标准差 σ 之间的关系为 $\omega = 2\sigma + 1, k = \sigma$ ^[10]。Gabor 滤波可以用如下公式表达

$$G_{f,\theta,\phi,k}(x,y) = \frac{1}{2\pi k^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2k^2}} \times (\cos(2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta) + \phi) + \text{jsin}(2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta) + \phi)) \quad (1)$$

式中, f 是滤波器的中心频率, θ 是 Gabor 滤波器的方向, ϕ 为相位,高斯函数中的标准差 σ 决定了 Gabor 滤波器的尺度大小。

1.2 纹理分析

Kokkinos 等人^[13]提出了纹理分析,使用 DCA 方法对自然图像进行纹理解析,得到纹理特征图像。DCA 由 Havlicek 等人^[15]提出,其基本思想是使用一组滤波器对图像信号进行解析,通过寻找图像各点对应的各滤波结果图像中的某一最大评判标准作为该点的取值。

$$i(x,y) = \arg \max_{1 \leq k \leq K} \{ \Gamma_k(x,y) \} \quad (2)$$

式中, $i(x,y)$ 为各点取值, K 为滤波器个数, $\Gamma_k(x,y)$ 为评判标准。文献[13]对原有评判标准 $\Gamma_k(x,y)$ 进行改进,通过使用一组 Gabor 滤波器对图像进行滤波后,将滤波后各点的幅值作为评判标准

$$\Gamma_k(x,y) = \Psi[(I * g_k)](x,y) \quad (3)$$

式中, Ψ 为幅值矩阵, I 为原始图像, g_k 为滤波窗口。最终获得纹理特征图像 A_{text} 。

1.3 自适应尺度

Gabor 滤波器中尺度的选择决定了相位、方向和频率,因此人们对于尺度自适应的方法进行了广泛研究。例如,文献[16]应用称为极性(polarity)的图像属性来确定图像中各像素点的尺度大小;极性是根据图像目标像素邻域对应的主方向来确定的。文献[10]使用相位梯度计算尺度。这两种方法都需要事先确定图像各个像素点对应的某一属性值(文献[16]方法需要计算各点对应的主方向;文献[10]方法需要计算不同尺度下各点对应的相位),但当尺度确定后,又需要重新根据尺度来计算主方向或相位,使得算法冗余性较高;同时这两种方法所

描述的尺度信息并不够准确。针对以上缺陷,本文使用 ICI(intersection of confidence intervals)^[17] 准则计算各点对应的尺度。

对于本文使用的有限尺度集 $k = 0, 1, \dots, 7$, 首先对图像在不同尺度下进行滤波, 得到 $\hat{y}(x, k_i)$, 即各点在不同尺度滤波后得到的结果; 同时计算该点在相应尺度下邻域的标准差, 表示为 $std(x, k_i)$, 这样可以得到各点在不同尺度下的置信区间

$$D(i) = [L_i, U_i]$$

$$U_i = \hat{y}(x, k_i) + \alpha \cdot std(x, k_i) \quad (4)$$

$$L_i = \hat{y}(x, k_i) - \alpha \cdot std(x, k_i)$$

式中, α 为置信区间的控制阈值, 文献[18]给出了该阈值的自适应求解方法, 为了简化, 本文设定该阈值为 1。

$$\bar{L}_{i+1} = \max[\bar{L}_i, L_{i+1}]$$

$$\underline{U}_{i+1} = \min[\underline{U}_i, U_{i+1}] \quad (5)$$

$$\bar{L}_1 = L_1 \quad \underline{U}_1 = U_1$$

根据式(5)迭代更新置信区间, 直到关系式 $\bar{L}_i \leq \underline{U}_i$ 无法满足, 此时即可得到该点对应的最佳窗口尺度。如图 2 所示为 ICI 准则的图形化显示。

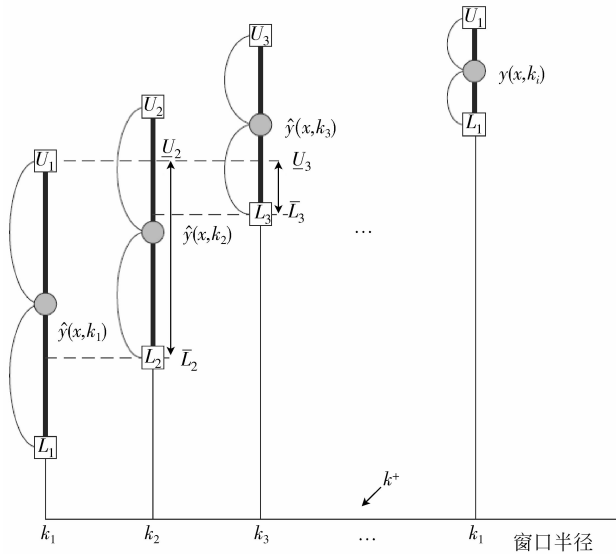


图 2 ICI 准则示意图
Fig. 2 Graphical illustration of ICI rule

对于目标图像可以得到图像中各点对应的尺度, 记为 $K(x, y)$, \mathbf{K} 为尺度矩阵, x, y 为像素点在图像中的坐标。图 3 列举出使用不同方法对同一图像进行处理所得到的尺度图。从中可以看出, 本文所使用的方法对于各个点的尺度刻画更为精确, 为后续工作打下了良好基础。

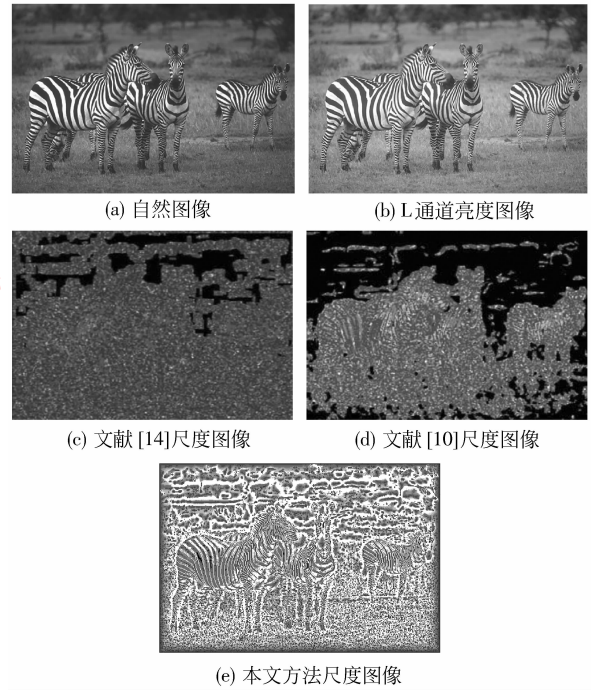


图 3 不同方法尺度图像比较
Fig. 3 The comparison of scale images

1.4 自适应相位、方向角和频率

1) 相位 信号的相位可以通过解析信号(analytic signal)技术得到。2 维解析信号^[17] 定义如下

$$s_A(x) = s(x) + is_{Hi}(x) \quad (6)$$

式中, $s_A(x)$ 为解析信号, $s(x)$ 为原始信号, 即目标图像, $s_{Hi}(x)$ 为 $s(x)$ 的希尔伯特变换 $s_{Hi}(x) = s(x) * \left(\frac{1}{\pi xy}\right)$ 。在空域中, 可以使用半径为 $k = 0, 1, \dots, 7$ 的窗口对目标图像进行滤波, 得到希尔伯特变换后的图像信号, 通过求取解析信号的幅角(argument of the analytic signal)得到不同尺度下的相位。结合上节中的自适应尺度得到自适应相位, 记为 $\phi(x, y)$ 。

2) 方向角 目标图像中各点对应的方向角可由下式得到^[19]

$$\theta(x, y) = 90^\circ + \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{2G_{xy}}{G_{xx} - G_{yy}}\right) \quad (7)$$

式中, G_{xy}, G_{xx}, G_{yy} 的定义如下

$$G_{xy} = \sum_{p=x-k}^{x+k} \sum_{q=y-k}^{y+k} \nabla_x(p, q) \nabla_y(p, q)$$

$$G_{xx} = \sum_{p=x-k}^{x+k} \sum_{q=y-k}^{y+k} \nabla_x^2(p, q)$$

$$G_{yy} = \sum_{p=x-k}^{x+k} \sum_{q=y-k}^{y+k} \nabla_y^2(p, q)$$

式中, ∇_x, ∇_y 为目标图像在水平和垂直方向上的梯度, k 为当前点对应尺度。

3) 频率 通过计算各点相位的标准方差可以得到相应的频率^[18]

$$f(x, y) = \sqrt{\sum_{p=x-k}^{x+k} \sum_{q=y-k}^{y+k} (\phi(p, q) - \bar{\phi}(x, y))^2} \quad (8)$$

式中, $\bar{\phi}(x, y)$ 为当前像素点对应邻域的相位均值。

在得到自适应尺度的前提下, 通过式(6)——(8)可以计算得到相应的相位 $\phi(x, y)$ 、方向 $\theta(x, y)$ 以及频率 $f(x, y)$, 其结果显示如图 4 所示。

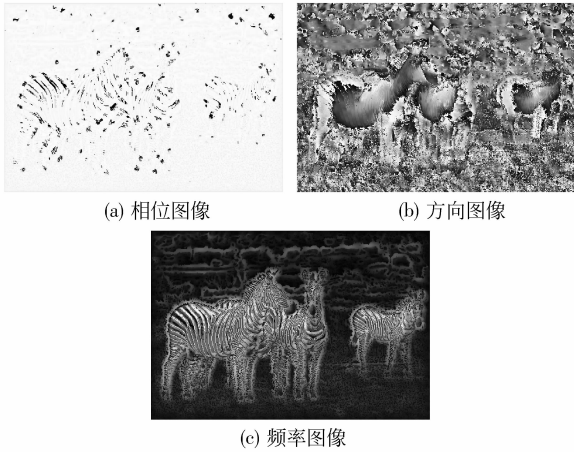


图 4 自适应 Gabor 滤波器相位、方向、频率显示图
Fig. 4 The phase, orientation and frequency images of the adaptive Gabor filter

1.5 局部能量

Venkatesh 和 Owens 定义的局部能量^[20]给出了描述图像特征的一个一般化模型。它利用偶对称和奇对称的 Hilbert 变换对信号卷积滤波, 响应的包络定义为局部能量。局部能量的计算需先对信号进行带通滤波, 以得到信号的局部频率特征。本文采用前文中描述的自适应 Gabor 滤波器进行带通滤波, 计算各颜色通道对应的局部能量信息。

$$LE(x, y) = (f(x, y) * G_{f, \theta, \phi, k}^o(x, y))^2 + (f(x, y) * G_{f, \theta, \phi, k}^e(x, y))^2 \quad (9)$$

式中, $f(x, y)$ 为目标图像, 本文中 $f(x, y)$ 为 L、a、b 3 个颜色通道; $G_{f, \theta, \phi, k}^o(x, y)$ 与 $G_{f, \theta, \phi, k}^e(x, y)$ 分别是偶对称和奇对称 Gabor 卷积滤波, 分别对应 Gabor 滤波中的实部与虚部; $G_{f, \theta, \phi, k}(x, y)$ 如式(1)定义。

1.6 同质性

图像的同质性同时反映出图像中局部与全局的信息^[21]。对于图像中任意一点, 同质性可由下式

计算

$$H(x, y) = 1 - E(x, y) \times V(x, y) \quad (10)$$

式中, $E(x, y)$ 是使用 3×3 窗口的 Sobel 滤波器滤波后的归一化梯度幅值, $V(x, y)$ 是像素点 (x, y) 对应邻域的归一化亮度标准差

$$v(x, y) = \sqrt{\sum_{p=x-k}^{x+k} \sum_{q=y-k}^{y+k} (L(p, q) - \mu(x, y))^2}$$

$$V(x, y) = \frac{v(x, y)}{\max(v(x, y))}$$

式中, $\mu(x, y)$ 为当前像素点对应邻域的亮度均值。同质性的取值范围在 0 到 1 之间, 局部区域越平滑, 同质性对应的取值越大。

通过以上分析, 对于一幅输入的自然彩色图像, 可以通过计算得到以下 8 个特征图像: 亮度图像 L 通道, 颜色图像 a、b, 3 个通道对应的局部能量特征图像 LE^L 、 LE^a 、 LE^b , 纹理特征图像 A_text , 同质性特征图像 H (如图 5 所示)。将得到的 8 个纹理图像组成图像向量, 并以此向量作为图像分割算法的输入。



图 5 特征图像
Fig. 5 Feature images

8 个纹理图像中, L 、 a 、 b 表示图像的不同通道的灰度信息; LE^L 、 LE^a 、 LE^b 表示不同通道的局部能量, 反映了各通道的局部信息; A_{text} 反映了彩色图像的整体纹理信息; H 表示图像的同质性, 及图像局部区域的平滑程度。8 个图像特征反映出不同的图像信息, 对于分割结果具有不同影响, 基本反映出彩色图像中的各项信息, 通过综合分析最终得到分割结果。

2 基于 USFCM 的图像分割

FCM 算法^[15,22] 作为无监督聚类算法, 在图像分割中得到了广泛应用。目前已有的改进算法, 主要是在目标函数中加入空间约束信息以提高算法的抗噪性^[23]。然而, 在自然图像分割中, 噪声较少, 可以忽略不计, 如何提高自然图像的纹理分割精度成为该领域的研究重点。迄今为止, 对于该算法的应用以及相应的改进算法依然存在以下两方面问题: 1) 聚类数目的确定; 2) 各种算法主要是针对图像的某一特征进行分割, 有些改进算法虽然采用的是对多种图像特征进行分割, 但究其根源, 只是依次将各个特征图像分割后按照一定的规则得到最终的分割结果。这样做不仅降低了算法的执行效率, 同时各特征图像分割结果联立规则的制定也存在诸多问题。针对以上缺陷, 提出一种基于向量的模糊 C 均值聚类的无监督分割算法, 根据已经提取的特征图像直接计算确定聚类数目, 在分类过程中针对图像特征向量, 迭代更新得到最终的分割结果。

2.1 确定聚类数目

在聚类算法中, 聚类的数目经常作为初始条件给出, 以实现对于数据集的分类。但是, 在实际应用中, 尤其是对于自然图像的分割, 数据的类别数目往往是未知的, 需要对聚类数目给出一个判别算法。如果聚类数目选择不适当, 会使得数据集 (待分类的特征向量集) 的划分结果与数据集的真正结构不相符, 从而导致聚类失败。目前主流算法是利用聚类的有效性函数对聚类结果进行评价^[24-27], 并最终得到最优的聚类数目。然而该方法的主要缺陷在于, 在聚类过程中, 需要使用递增的聚类数目 c 对图像进行多次分割后, 选取有效性函数值最优的聚类数作为最终分割图像中的类别数, 这样大大增加了算法的复杂度。Vidal 等人^[27] 提出了多项式分割 (Polysegment) 的概念, 采用特征分解的思想对图像进行分割, 由于分割精度不高, 因此该分割方法并未

得到广泛使用。但是使用该方法可以直接根据图像本身的性质确定分类数目, 因此, 本文在文献^[27] 的基础上, 提出一种快速确定聚类数目的方法。实验结果表明, 该方法具有较好的准确性及实用性, 具体算法如下。

令 $I: \Omega \rightarrow \mathbf{R}^n$ 为定义在连续域 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$ 上的 2 维目标图像, 像素点总数为 N , 图像中每一个像素点对应的灰度值表示为 $x_i, i = 1, \dots, N$, 设聚类数的最大值为 $n \leq N$, 由此可以构造图像数据矩阵

$$L_n = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \cdots & x_1^n \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \cdots & x_2^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_N & x_N^2 & \cdots & x_N^n \end{bmatrix} \quad (11)$$

令 $L_i \in \mathbf{R}^{N \times (i+1)}$ 为 L_n 的前 $i+1$ 列, 则聚类数为

$$c = \min \{ i; \text{rank}(L_i) = i \}$$

$$\text{rank}(L_i) = \begin{cases} > i & i < n \\ = i & i = n \\ < i & i > n \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\text{rank}(L_i)$ 为矩阵 L_i 的秩 (具体证明请参照文献^[28])。

然而, 对于 $i \geq 1$, 矩阵 L_i 通常均为满秩矩阵, 因此直接使用该方法无法得到合理的聚类数目, 文献^[27] 将聚类数目的计算公式改为

$$c = \min \{ i; \sigma_{i+1} / \sigma_i < \varepsilon \} \quad (13)$$

式中, σ_i 为矩阵 L_i 的第 i 个奇异值, ε 为控制阈值, 由图像中的噪声方差决定。由于彩色图像本身所包含的噪声很小, 因此本文统一设定 $\varepsilon = 0.01$ 。

对于一幅目标图像 (灰度图像) 而言, 像素点总数 N 较大, 因此构造图像数据矩阵 L_n 以及对该矩阵进行奇异值分解均比较耗时。然而, 图像中所有像素点对应的灰度值均为 $0 \sim 255$ 的某一个值, 其数量远远小于 N , 因此采用直方图的思想对以上算法进行简化, 本文提出快速的 Polysegment 算法以计算图像的分类数, 降低计算聚类数目所消耗的时间。

构造矩阵

$$LH_n = \begin{bmatrix} \sqrt{h_1} & \xi_1 \sqrt{h_1} & \xi_1^2 \sqrt{h_1} & \cdots & \xi_1^n \sqrt{h_1} \\ \sqrt{h_2} & \xi_2 \sqrt{h_2} & \xi_2^2 \sqrt{h_2} & \cdots & \xi_2^n \sqrt{h_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sqrt{h_l} & \xi_l \sqrt{h_l} & \xi_l^2 \sqrt{h_l} & \cdots & \xi_l^n \sqrt{h_l} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, $\xi = \{ \xi_i, i = 1, 2, \dots, l \}$ 为图像各灰度级的像素值, l 为灰度级数量, 一般为 $l = 256$, h_i 表示图像中

灰度级为 $\xi_i, i \in \{1, 2, \dots, l\}$ 的像素数。使用式(13)计算得到聚类数 c (具体证明, 请参见附录)。由于图像的灰度级远远小于图像中的像素数, 因此本文基于直方图的快速求解聚类数目的方法在运算量以及运行时间方面均优于原方法; 同时两种方法计算得到的矩阵奇异值相等, 因此, 两种方法求解得到的聚类数目 c 相等。

需要指出的是, 如果只针对图像的亮度信息计算聚类数目, 本文所使用的确定聚类数算法往往容易出现聚类数 c 过大的现象, 即计算得到的聚类数目大于实际需要的分类数目。文献[28]指出, 需要通过二次聚类, 即对第一次聚类结果再进行一次聚类以达到最佳分类结果。即使采用这种方法, 其运行速度仍然优于利用聚类的有效性函数对聚类结果进行评价的方法。本文中, 由于对自然图像进行了细致的纹理分析, 通过不同的纹理特征图像反映出图像不同方面的信息, 因此在实际操作中, 对各个特征图像求取其相对应的聚类数目, 并取其中的最小值, 只通过一次聚类分割, 即得到最终的结果。实验结果证明, 该方法能够计算得到较好的分类数。

2.2 目标函数

令 $\mathbf{P}_{(x,y)}$ 为定义在像素点 $(x,y) \in \Omega$ 对应的各个特征纹理图像的像素值所组成的集合。本文中该集合的维数为 $q=8$ 。将 $\mathbf{P}_{(x,y)}$ 排列成 q 维向量

$$\mathbf{P}_{(x,y)} = (L_{(x,y)}, a_{(x,y)}, b_{(x,y)}, LE_{(x,y)}^l, LE_{(x,y)}^a, LE_{(x,y)}^b, A_text_{(x,y)}, H_{(x,y)})^T \quad (15)$$

即图像中的每一个像素点都对应一个 q 维向量。最小化目标函数为

$$J_{VFCM} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \sum_{r=1}^q \|P_{kr} - v_{ir}\|^2 \quad (16)$$

式中, $\mathbf{U} = \{u_{ik}\} \in \mathbf{R}^{N \times c}$ 为隶属度矩阵, $\mathbf{V}_i = (v_{ir}), r = 1, \dots, q$, 即聚类中心也是一个排列成 q 维的向量, \mathbf{V}_i 表示第 i 个聚类中心向量, v_{ir} 表示第 i 个聚类中心向量中的第 r ($r=1, \dots, q$) 个元素, P_{kr} 为第 k 个像素点对应向量中的第 r ($r=1, \dots, q$) 个元素, N 为图像中总像素数, $m \in [1, \infty]$ 为加权指数, 取值与 FCM 相同。约束条件如下

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^c u_{ik} &= 1 & \forall i \\ 0 \leq u_{ik} &\leq 1 & \forall i, k \\ \sum_{k=1}^n u_{ik} &> 0 & \forall i \end{aligned}$$

根据 Lagrange 乘子寻优算法可以得到隶属度矩

阵与向量聚类中心的更新函数

$$u_{ik} = \left(\sum_{j=1}^c \left\{ \frac{\left(\sum_{r=1}^q (P_{kr} - v_{ri})^2 \right)^{\frac{1}{m-1}}}{\left(\sum_{r=1}^q (P_{kr} - v_{rj})^2 \right)^{\frac{1}{m-1}}} \right\} \right)^{-1} \quad v_{ri} = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m P_{kr}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (17)$$

图6显示了本文方法对图3(a)的分割结果。从中可以看出, 本文方法很好地将目标图像(斑马)与背景图像区分开来, 有效地克服了斑马图像中较强对比度的影响, 与手工分割结果基本一致, 只是在斑马脚下的部分出现一定的误分类。

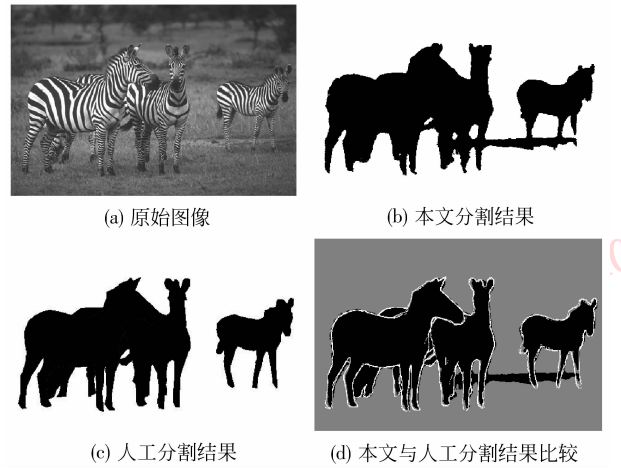


图6 本文方法分割结果及其与人工分割结果的比较

Fig. 6 The segmentation result and the ground-truth hand segmentation

3 实验结果

本文采用伯克利图像分割库(BSD)^[28]中的图像进行实验。实验中, 首先将本文算法与分割效果较好的算法进行比较, 然后使用本文方法对多幅自然图像进行分割, 最后采用目前较为流行的量化方法与其他自然图像分割方法针对部分图像以及BSD全库图像进行了量化比较。

图7列出了本文方法 USFCM 与 FCM^[22]算法、Mean Shift 算法^[6]、基于图论的分割方法 NCuts (normalized Cuts)^[7]和基于数据压缩的纹理合并算法 CTM (compression-based texture merging)^[2]实验结果的比较(各方法均为作者提供代码实现)。从中可以看出, 传统 FCM 算法对于目标纹理简单的图像具有一定的有效性, 但当目标图像中的纹理复杂

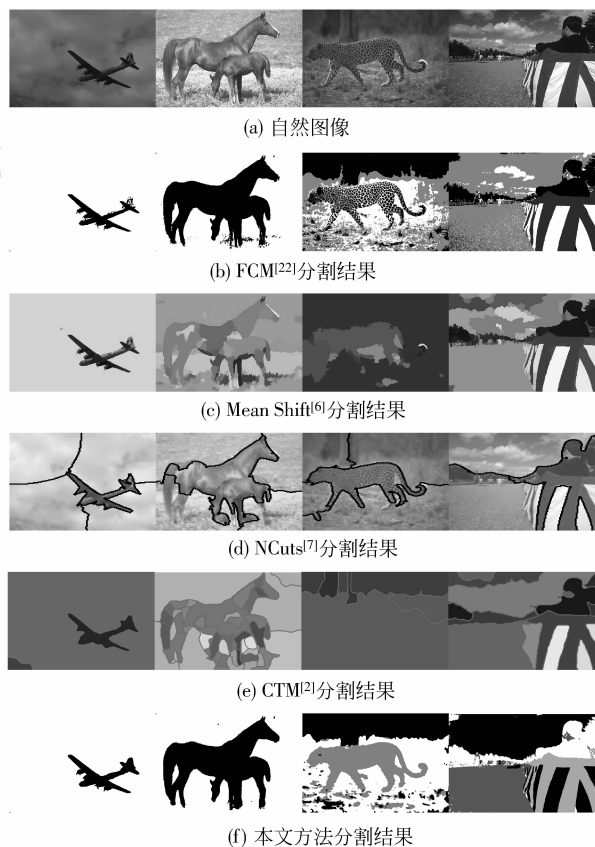


图 7 5 种算法的分割结果比较

Fig. 7 Segmentation results for images coming from BSD

度增加时,该算法明显失效,无法有效提取出感兴趣的目标,且算法对于噪声的克服十分有限,分割结果区域不光滑;Mean Shift方法与CTM方法存在分类数过多的现象,其分割结果往往将目标分为多个区域,不利于图像的后续处理;NCuts相对较好,但分割精度有限。通过比较发现,本文方法在分类数目、分割结果以及分割精度等方面均具有较大优势。

图 8 给出了多组实验结果。从中可以看出,对于不同图像,根据其图像自身的特点,本文算法所确定的聚类数目不同,大部分图像符合人的主观分类;分割结果基本表征了彩色图像中的目标与背景,有效地将二者分离,视觉效果也基本符合人们的主观分割。因此,本文方法可以作为自然图像分割方法的一种有效算法。

Unnikrishnan 等人^[29]提出了 PRI (probabilistic rand index) 用于量化自然图像的分割结果。PRI 的优点在于其量化结果与分割结果中的类别数无关,且采用多幅图像取均值的策略,因此,基本消除了算

法局限性所表现出来的不真实性(具体公式请参见文献[29])。

本文使用 PRI 对分割结果进行定量计算。表 1 列出了图 7 中各分割结果的量化比较数值,图 9 列出了本文方法与 FCM、Mean Shift、NCuts 以及 CTM 对于 BSD 数据库中所有图像量化数据均值及变化范围的比较。通过表 1 及图 9 可以看出,本文方法的分割结果较其他方法而言,具有较高量化值,且 PRI 变化幅度也相对较为稳定。因此,本文方法是一种相对有效的自然图像分割方法。

4 结 论

提出一种基于无监督模糊 C 均值聚类 (USFCM) 的自然彩色图像的分割算法。在 Lab 颜色空间中,通过对亮度通道 L 的分析,使用 ICI 准则自适应得到 Gabor 滤波中各个像素点对应的尺度,并以该自适应适度为依据,得到相应的自适应方向、频率以及相位;使用该自适应 Gabor 滤波方法分别对 L、a、b 3 个通道进行纹理分析,得到相应的纹理图像,并提出一种快速的基于 Polysegment 的方法对各个纹理图像进行分析,确定聚类数目。将得到的各个纹理图像组成图像向量,使用 USFCM 算法对该图像向量进行分割,得到最终的分割结果。实验结果表明,本文算法所得到的分割结果能够很好地克服图像纹理对于分割结果的影响,有效地将目标与背景区分开,分割结果具有较高的分割精度,且对于不同图像的分割精度,幅值变化较为稳定,是一种有效的自然彩色图像分割方法。

需要指出的是,本文方法在运行效率上具备一定的缺陷,对于一幅自然图像,纹理分析一般需要 4~6 min,聚类数目的确定以及分割需要 2 min。虽然本文算法与其他针对自然图像分割的算法在运行时间上具备较强的竞争力,但仍然无法满足实时性操作的需求。另外,纹理图像数量的确定仍然无法得到较好解决,纹理图像数量过少,无法有效克服纹理对于分割结果的影响;纹理图像数量过多,大大增加了算法的运行时间。本文采用了 8 种纹理分析图像,虽然具有较好的分割结果,但从各个纹理图像分析,图像之间仍然具有一定数据信息的冗余。因此,如何减少纹理图像之间的冗余以及如何提高算法的运行速度,是日后研究的重点。

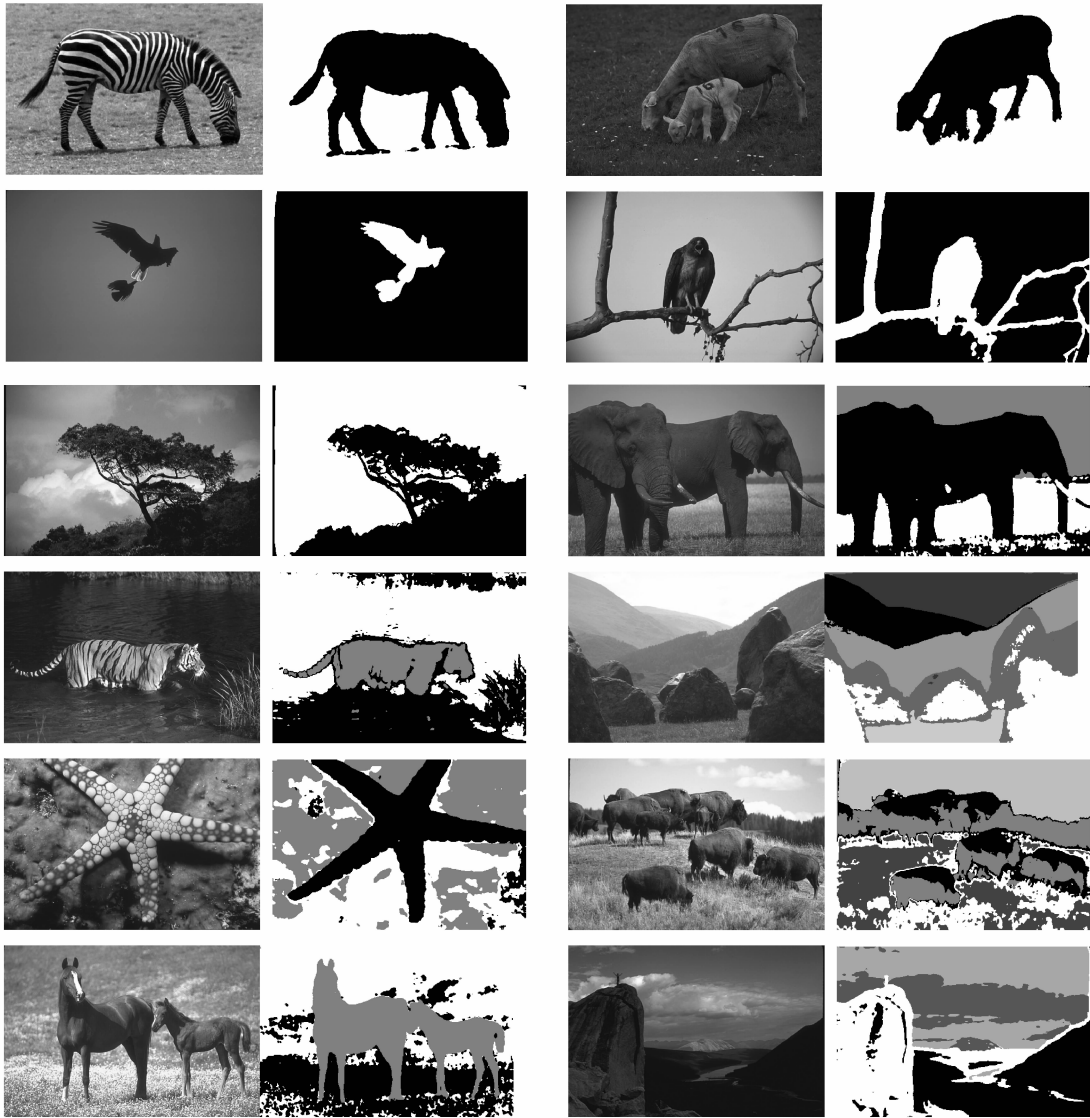


图 8 本文方法对多幅自然图像的分割结果

Fig. 8 The segmentation results with the proposed method

表 1 图 7 中各算法结果的量化比较
Tab.1 The quantitative evaluation of the segmentation results in Fig. 7

图像	FCM	Mean Shift	NCuts	CTM	USFCM
1	0.76	0.83	0.80	0.82	0.88
2	0.78	0.75	0.79	0.73	0.85
3	0.59	0.63	0.70	0.78	0.80
4	0.60	0.70	0.74	0.72	0.82

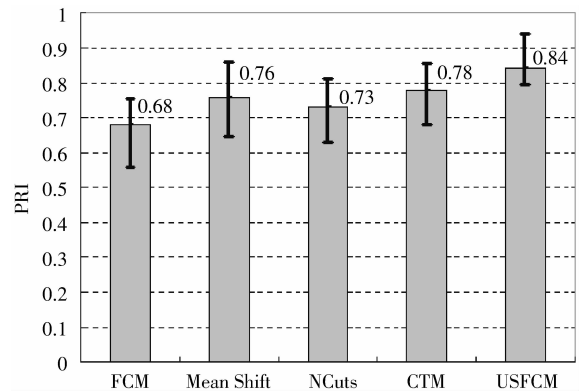


图 9 5 种算法 PRI 量化结果比较

Fig.9 The average quantitative evaluation (PRI) for all the images in BSD

参考文献 (References)

- [1] Haralick R, Shapiro L. Image segmentation techniques [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 29(1): 100-132.
- [2] Yang A Y, Wright J, Ma Y, et al. Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(2): 212-225.
- [3] Tu Z, Zhu S C. Image segmentation by data-driven Markov chain Monte Carlo [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 657-673.
- [4] Zhu S, Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(9): 884-900.
- [5] Yu S. Segmentation induced by scale invariance [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society Press, 2005: 444-451.
- [6] Comanicu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [7] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society Press, 1997: 731-737.
- [8] Felzenszwalb P, Huttenlocher D. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal on Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181.
- [9] Kanungo T, Dom B, Niblack W, et al. A fast algorithm for MDL-based multi-band image segmentation [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society Press, 1994: 609-616.
- [10] Khan J, Adhami R, Bhuiyan S. A customized Gabor filter for unsupervised color image segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(4): 489-501.
- [11] Chen Q, Luo J, Heng P A, et al. Fast and active texture segmentation based on orientation and local variance [J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2009, 18(2): 119-129.
- [12] Tziakos I, Theoharatos C, Laskaris N A. Color image segmentation using Laplacian eigenmaps [J]. Journal of Electronic Imaging, 2009, 18(2), 023004-023010.
- [13] Kokkinos I, Evangelopoulos G, Maragos P. Texture analysis and segmentation using modulation features, generative models and weighted curve evolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(1): 142-157.
- [14] Daugman J G. Uncertainty relations for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters [J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, 2(7): 1160-1169.
- [15] Havlicek J P, Harding D S, Bovik A C. Multidimensional quasi-eigenfunction approximations and multicomponent AMFM models [J]. IEEE Trans. Image Processing, 2000, 9(2): 227-242.
- [16] Carson H G C, Belongie S, Malik J. Blobworld: image segmentation using expectation-maximization and its application to image querying [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(8): 1027-1038.
- [17] Katkovnik V, Egiazarian K, Astola J. Adaptive window size image de-noising based on intersection of confidence intervals (ICI) rule [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2002, 16(3): 223-235.
- [18] Bilow T, Sommer G. A novel approach to the 2D analytic signal [C] // Proceedings of the 8th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns. New York: Springer Press, 1999: 25-32.
- [19] Rao A R. A Taxonomy for Texture Description and Identification [M]. New York: Springer Press, 1990: 47-57.
- [20] Venkatesh S, Owen R. An energy feature detection scheme [C] // Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington: IEEE Computer Society Press, 1989: 553-557.
- [21] Cheng H, Sun Y. A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(12): 2071-2082.
- [22] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well separated cluster [J]. Journal of Cybernetics, 1973, 3(3): 32-57.
- [23] Ji Zexuan, Chen Qiang, Sun Quansen, et al. Image segmentation with anisotropic weighted fuzzy C-means clustering [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(10): 1451-1459. [纪则轩, 陈强, 孙权森, 等. 各向异性权重的模糊 C 均值聚类图像分割 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(10): 1451-1459.]
- [24] Suna H, Wanga S, Jiang Q. FCM-based model selection algorithms for determining the number of clusters [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(10): 2027-2037.
- [25] Xie X L, Beni G. A validity measure for fuzzy clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 841-847.
- [26] Idrissa M, Acheroy M. Texture classification using Gabor filters [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(9): 1095-1102.
- [27] Vidal R, Ma Y, Sastry S. Generalized principal component analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(12): 1-15.
- [28] Martin D T D, Fowlkes C, Malik J. A database of human

segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [C]

//Proceedings of the Eighth International Conference on Computer Vision. Washington: IEEE Computer Society Press, 2001: 416-423.

[29] Unnikrishnan R, Pantofaru C, Hebert M. Toward objective evaluation of image segmentation algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 929-944.

附录

定理 令 $I: \Omega \rightarrow R^n$ 为定义在连续域 $\Omega \subset R^2$ 上的 2 维目标图像,像素点总数为 N ,图像中每一个像素点对应的灰度值表示为 $x_i (i = 1, \dots, N)$,设聚类数的最大值为 $n \leq N$,由此构造的图像数据矩阵 L_n 与矩阵 LH_n 具有相同的非零奇异值。

$$L_n = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^n \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_N & x_N^2 & \dots & x_N^n \end{bmatrix}$$

$$LH_n = \begin{bmatrix} \sqrt{h_1} & \xi_1 / \sqrt{h_1} & \xi_1^2 / \sqrt{h_1} & \dots & \xi_1^n / \sqrt{h_1} \\ \sqrt{h_2} & \xi_2 / \sqrt{h_2} & \xi_2^2 / \sqrt{h_2} & \dots & \xi_2^n / \sqrt{h_2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sqrt{h_l} & \xi_l / \sqrt{h_l} & \xi_l^2 / \sqrt{h_l} & \dots & \xi_l^n / \sqrt{h_l} \end{bmatrix}$$

式中, $\xi = \{\xi_i\} (i = 1, 2, \dots, l)$ 为图像各灰度级的像

素值, l 为灰度级数量,一般 $l = 256$, h_i 表示图像中灰度级为 $\xi_i, i \in \{1, 2, \dots, l\}$ 的像素数。

证明 令 $A_i = (1 \ x_i \ x_i^2 \ \dots \ x_i^n)^T, B_j = (1 \ \xi_j \ \xi_j^2 \ \dots \ \xi_j^n)^T$, 其中 $i \in [1, N], j \in [1, l]$, 则矩阵 L_n 可表示为

$$L_n = [A_1 \ A_2 \ \dots \ A_N]^T$$

因此

$$L_n^T L_n = A_1^2 + A_2^2 + \dots + A_N^2$$

由于对于图像中的 N 个像素点其灰度值分布在 $\xi = \{\xi_i\}, i = 1, 2, \dots, l$ 中, 因此

$$L_n^T L_n = \underbrace{B_1^2 + \dots + B_j^2}_{h_1} + \dots + \underbrace{B_l^2 + \dots + B_i^2}_{h_l}$$

故

$$L_n^T L_n = h_1 B_1^2 + h_2 B_2^2 + \dots + h_l B_l^2$$

矩阵 LH_n 可以表示为

$$LH_n = [B_1 / \sqrt{h_1} \ B_2 / \sqrt{h_2} \ \dots \ B_l / \sqrt{h_l}]^T$$

因此

$$LH_n^T LH_n = h_1 B_1^2 + h_2 B_2^2 + \dots + h_l B_l^2$$

故 $LH_n^T LH_n = L_n^T L_n$, 即 $LH_n^T LH_n$ 与 $L_n^T L_n$ 具有相同的特征值。

由于任意矩阵 A 的非零奇异值是 $A^T A$ 的非零特征值的正平方根, 因此 LH_n 与 L_n 具有相同的非零奇异值。

证毕。