

广义核或混合核 FLICM 畜肉图像分割方法

吴一全^{1,2,3}, 曹鹏祥^{1,4}, 王凯¹, 朱丽¹

(1. 南京航空航天大学 电子信息工程学院, 江苏南京 210016) (2. 江南大学食品科学与技术国家重点实验室, 江苏无锡 214122) (3. 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏无锡 214122) (4. 中国人民解放军 93173 部队, 辽宁大连 116300)

摘要: 针对传统核模糊 C 均值聚类 (Kernel Fuzzy C-Means, KFCM) 畜肉图像分割方法对噪声适应能力不强的问题, 提出基于广义核函数或混合核函数的模糊局部信息 C 均值聚类 (Fuzzy Local Information C-Means, FLICM) 畜肉图像分割方法 (KFLICM_UG 方法和 KFLICM_MG 方法)。首先利用广义核函数或混合核函数可以有效兼顾学习能力和泛化能力的优势, 将图像的每一个像素映射到高维的特征空间, 扩大像素有用特征类间的差异, 使像素在高维特征空间中拥有更优的线性可聚性; 然后结合像素的局部空间和灰度信息, 确定其模糊隶属度, 在高维的特征空间中依据图像特征对像素进行模糊局部信息 C 均值聚类, 最终实现畜肉图像的分割。大量的实验结果表明, 相比现有的模糊 C 均值 (Fuzzy C-Means, FCM) 分割方法、KFCM 分割方法和 FLICM 分割方法, 本文提出的 KFLICM_UG 方法和 KFLICM_MG 方法可以获得更好的分割效果, 更低的分割错误率, 且具有更强的噪声适应能力和鲁棒性。

关键词: 畜肉图像; 图像分割; 模糊 C 均值聚类; 广义核函数; 混合核函数; 局部信息

文章编号: 1673-9078(2015)7-130-136

DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2015.7.022

Meat Image Segmentation Using Fuzzy Local Information C-Means Clustering for Generalized or Mixed Kernel Function

WU Yi-quan^{1,2,3}, CAO Peng-xiang^{1,4}, WANG Kai¹, ZHU Li¹

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China) (2. State Key Laboratory of Food Science & Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China) (3. Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment & Technology, Wuxi 214122, China) (4. Unit 93173, Chinese People's Liberation Army, Dalian 116300, China)

Abstract: Focusing on the lack of a strong adaptive ability to noise of the meat image segmentation method that is based on the traditional kernel fuzzy C-means (KFCM) clustering, two image segmentation methods (KFLICM_UG and KFLICM_MG) were applied to meat samples; these segmentation methods used fuzzy local information C-means clustering (FLICM), which is based on generalized or hybrid kernel function. Firstly, the generalized or hybrid kernel functions were used to strike a good balance between learning and generalization abilities. Each image pixel was mapped onto a high-dimensional feature space, which leads to a larger inter-class difference between the useful features of pixels. Thus, those pixels could be clustered more easily in the high-dimensional feature space. Then, the fuzzy membership of each pixel was determined based on the combination of its local space information with grayscale information. Finally, meat image segmentation was completed via the fuzzy local information C-means clustering according to the image features in the high-dimensional feature space. Considering results of previous studies, compared with the existing FCM (Fuzzy C-Means) segmentation methods such as KFCM and FLICM segmentation methods, the proposed method (KFLICM_UG, KFLICM_MG) can achieve better segmentation results with lower segmentation error rate, stronger adaptiveness, and robustness against noise.

Key words: meat image; image segmentation; fuzzy C-means clustering; generalized kernel function; mixed kernel function; local information

收稿日期: 2014-10-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60872065); 江南大学食品科学与技术国家重点实验室开放基金项目 (SKLF-KF-201310); 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室开放课题资助项目 (FM-201409); 江苏高校优势学科建设工程资助项目 (2012)

作者简介: 吴一全 (1963-), 男, 博士, 教授, 研究方向为图像处理、机器视觉检测与图像测量、模式识别

图像分割在畜肉等级评定过程中起着关键性的作用。分割方法对噪声的适应能力和畜肉图像分割效果的精确程度,都严重影响后续畜肉图像特征提取与分类工作的有效性^[1-2]。基于模糊聚类的方法作为一种经典而有效的图像分割方法,一直受到研究者的广泛关注,并被不断改进。模糊C均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类^[3]图像分割方法,能在一定程度上消除不确定因素对像素分类造成的影响^[4-5],但由于传统FCM图像分割方法存在对初值敏感和易陷入局部极值的问题,对图像噪声鲁棒性不强,有时不能得到期望的分割图像。核模糊C均值(Kernel Fuzzy C-Means, KFCM)聚类^[6-7]图像分割方法通过使用核函数映射方式,扩大图像有用特征的类间差异,使像素在高维特征空间拥有更好的线性可聚性,基于核函数的FCM图像分割方法在一定程度上增强了对噪声的鲁棒性。在KFCM聚类方法中,单一高斯核函数只有唯一的可调参数,这样就限制了其学习能力和泛化能力,有时会因为忽略各个特征对聚类贡献的不同而导致错误的聚类结果。广义核函数^[8-9]和混合核函数^[10]可以通过调整参数具备更好的综合学习能力和泛化能力,有利于提高核模糊聚类的性能^[11]。另一方面,为了达到抑制图像噪声的目的,文献^[12-13]在确定像素模糊隶属度过程中考虑了像素局部的空间和灰度信息,提出了模糊局部信息C均值(Fuzzy Local Information C-Means, FLICM)聚类图像分割方法,该方法可以较好地去除图像噪声的影响,比事先采用一些有针对性的噪声滤波方法显示出更强的鲁棒性。因此,将像素的局部空间和灰度信息引入到基于广义核和混合核函数的KFCM聚类算法中,之后将其应用于畜肉图像分割,有望达到更优的噪声抑制性能,并获得更高的分割精确度。

基于上述分析,本文提出了基于广义核函数或混合核函数的FLICM图像分割方法(KFLICM_UG方法和KFLICM_MG方法)。首先,利用广义核函数或混合核函数,将输入图像的每一个像素特征非线性映射到更高维特征空间,从而增大不同类别样本间有用特征的差别,在高维特征空间取得更好的线性可聚性;然后,在确定像素模糊隶属度过程中,考虑像素的局部空间和灰度信息,在高维特征空间中依据图像特征对像素进行核模糊局部信息C均值聚类,最终实现图像的分割。针对大量典型畜肉图像进行了实验,并与FCM图像分割方法^[4]、KFCM图像分割方法^[7]、FLICM图像分割方法^[14]进行了比较。

1 基于广义核或混合核函数的FLICM聚类算

法原理及步骤

FCM聚类算法的核心思想是通过消耗函数的迭代优化,使其方差和迭代误差最小,然后,将每个像素根据隶属于不同区域的程度大小划分到相应区域中。设含有 n 个样本的数据集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示图像像素的灰度值或像素的特征值,图像被划分为 c 个区域,各区域的聚类中心表示为 $\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, x_k 隶属于第 i 类区域的隶属度为 u_{ik} , $u_{ik} \in [0,1]$ 且 $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$,则消耗函数如式(1)所示。

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

式中, J_m 为 c 个区域中像素到各聚类中心欧氏距离的加权平方和, m 为模糊隶属度的加权指数, $d(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|$ 为第 k 个样本与第 i 类聚类中心之间的欧氏距离。 J_m 值的大小可以反映图像区域的紧致性程度,值越小聚类效果越好; m 值决定了分类结果的模糊程度,取值范围是 $[1, \infty)$, m 值越大分类结果的模糊程度越大,通过调整 m 值可以加强像素属于不同区域的对比度。

KFCM聚类是将核函数方法引入到FCM聚类中。

输入的原始样本空间数据 x 经过非线性变换 $\Phi(x)$ 映射到空间 Q 后,再进行FCM聚类,这里 Q 代表高维特征空间。通过非线性映射操作可以加大原始数据不同类样本间的特征差异,样本特征能被更好地分辨、提取和放大,进而在映射后的高维特征空间中取得更好的线性可聚性。选用的核函数需要满足Mercer条件,通常,所选核函数包括高斯函数、一般径向基函数、多项式函数、Sigmoid函数等。为了解决缺少先验知识的问题,通常采用高斯核函数,因为经过高斯核函数映射后的特征空间是无穷维的,有限的样本在映射后的高维特征空间肯定是线性可聚的。设含有 n 个样本的数据集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示图像像素的灰度值或像素的特征值,将图像划分为 c 个区域,其聚类中心表示为 $\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, x_k 隶属于第 i 类区域的隶属度为 u_{ik} , $u_{ik} \in [0,1]$ 且 $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$, x 到 Q

的非线性映射 $\Phi: x \rightarrow \Phi(x)$, $\Phi(x) \in Q$; 聚类中心 v 的映射关系同上。根据 Mercer 核定义, 在高维特征空间中的内积为:

$$K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle = \Phi(x)^T \Phi(y),$$

则在高维特征空间 Q 中两样本之间的欧氏距离为:

$$\begin{aligned} \|\Phi(x) - \Phi(y)\|^2 &= (\Phi(x) - \Phi(y))^T (\Phi(x) - \Phi(y)) \\ &= K(x, x) + K(y, y) - 2K(x, y) \end{aligned}$$

对应于高斯核函数 $K(x, y) = \exp[-\|x - y\|^2 / (2\sigma^2)]$,

$$K(x, x) = K(y, y) = 1$$

因此 $\|\Phi(x) - \Phi(y)\|^2 = 2 - 2K(x, y)$ 。KFCM 聚类算法中耗费函数的表达式为:

$$\begin{aligned} J_m &= \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|\phi(x_k) - \phi(v_i)\|^2 \\ &= 2 \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m [1 - K(x_k, v_i)] \end{aligned} \quad (2)$$

为使 J_m 在约束条件 $u_{ik} \in [0, 1]$ 且 $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ 下最小化, 需要分别计算并更新隶属度 u_{ik} 和聚类中心 v_i , 具体表达式分别如式 (3) 和式 (4) 所示。

$$u_{ik} = \frac{[1 - K(x_k, v_i)]^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c [1 - K(x_k, v_j)]^{-1/(m-1)}} \quad (3)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m K(x_k, v_i) x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m K(x_k, v_i)} \quad (4)$$

单一高斯核函数只有唯一的可调参数 σ , 这样就限制了聚类算法的学习能力和泛化能力, 有时会因为忽略各个特征对聚类贡献的不同而导致错误的聚类结果。同样满足 Mercer 条件的广义高斯核函数和混合高斯核函数, 可以通过调整多个参数来获取更强的综合学习能力和泛化能力, 优化样本数据在高维特征空间中的分布, 这有利于提高核模糊聚类的性能。

广义高斯核函数 (Universal Gaussian Kernel):

$$K_{UG} = \left\{ \frac{b + \exp[-\|x - y\|^r / (2\sigma^2)]}{V} \right\}^d \quad (5)$$

式中, b, r, d, P 为可变参数, 通常 $b > 0, r \geq 1, d$ 为整数; D 为数据的维数。

混合高斯核函数 (Mixed Gaussian Kernel):

$$K_{MG} = \alpha \exp[-\|x - y\|^2 / (2\sigma_1^2)] + (1 - \alpha) \exp[-\|x - y\|^2 / (2\sigma_2^2)] \quad (6)$$

式中, α 为权重因子。

图像像素的局部信息由空间位置关系和灰度级信息组成。FCM 算法和 KFCM 算法中将像素视为独立的点, 没有考虑像素的局部信息。因此, 这两种算法对图像噪声的鲁棒性不强, 甚至会产生错误的聚类结果。针对这一问题, 本文以空间函数的形式将像素的局部信息引入到 KFCM 聚类算法中。空间函数 h_{ik} 的表达式为:

$$h_{ik} = \sum_{t \in N_k} u_{it} \quad (7)$$

式中, u_{it} 为局部空间像素 x_t 属于第 i 类区域的隶属度,

N_k 为以 x_k 为中心的局部区域。

空间函数 h_{ik} 为由局部空间像素决定的 x_k 属于第 i 类区域的可能性。如果 x_k 的局部空间内所有像素点都属于第 i 类区域, 则 h_{ik} 会取到最大值; 反之, 都不属于第 i 类区域, 则会取到最小值。

依据上述分析, 重新定义的图像像素模糊隶属度函数为:

$$u'_{ik} = \frac{u_{ik}^p h_{ik}^q}{\sum_{j=1}^c u_{jk}^p h_{jk}^q} \quad (8)$$

式中, p, q 为决定原有隶属度函数和空间函数相关性的参数。

当 p 值一定时, q 值越大聚类分割的效果越好, 这是由于增大了像素局部空间特性的比重; 但是 q 值也不能趋于无限大, 否则会导致聚类分割后图像细节的模糊。对于划归同类区域的像素, 空间函数只不过是进一步加强了原有的隶属度函数, 聚类后的结果保持不变; 但对于噪声像素点, 式 (8) 考虑了像素局部空间的特性, 大大地减少了噪声点隶属度的权重, 从而对噪声像素点加以抑制, 在一定程度上可以有效避免错误分类。

以采用广义核函数为例, KFLICM_UG 聚类分割算

法的具体步骤如下:

步骤1: 设定图像像素的个数 n 、聚类数目 c 、隶属度指数 m 、最大迭代次数 T_M 、停止迭代条件 $\varepsilon > 0$, 初始化迭代次数 $t=0$ 、原始隶属度 u_{ik} 和聚类中心 $\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$;

步骤2: 计算并更新每个样本 x_k 的原始隶属度 u_{ik} ;

$$u_{ik} = \frac{[1 - K_{UG}(x_k, v_i)]^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c [1 - K_{UG}(x_k, v_j)]^{-1/(m-1)}} \quad (9)$$

步骤3: 按式(7)和式(8)计算并更新每个样本 x_k 的新的隶属度 u'_{ik} ;

步骤4: 计算并更新聚类中心 $v_i^{(t+1)}$;

$$v_i' = \frac{\sum_{k=1}^n (u'_{ik})^m K_{UG}(x_k, v_i) x_k}{\sum_{k=1}^n (u'_{ik})^m K_{UG}(x_k, v_i)} \quad (10)$$

步骤5: 如果满足 $\|v_i^{(t+1)} - v_i^{(t)}\| < \varepsilon$ 或 $t = T_M$ 条件, 则停止迭代, 否则 $t = t + 1$, 重复步骤2。

步骤6: 依据最大隶属度准则对图像像素进行分类, 如果 $u_{ji} > u_{jk}$ 则将 x_j 划分为第 i 类区域, 其中 $k = 1, 2, \dots, c; i \neq k$ 。

聚类分割算法的流程图见图1。

同理, 采用混合高斯核函数, 可得到相应的KFLICM_MG聚类分割结果。

2 结果与分析

试验材料的采集系统由暗室、摄像头、图像采集卡、PC机组成, 其中暗室内配置有LED环形光源、载物台和摄像头; 摄像头为Teli CS5270BP型, 有效像素是38万; 图像采集卡的型号为Matrox Cronos Plus; 计算机为Intel(R) Core(TM) Duo CPU T5550 1.83GHz、2G RAM、MATLAB7.8。待采集图像的牛肉样本为可直接用于牛肉大理石纹等级评定的第5肋至第7肋间的牛肉眼肌部分。针对大量典型测试图像, 利用本文提出的基于广义核函数的FLICM图像分割方法和基于混合核函数的FLICM图像分割方法, 分别对含有不同强度椒盐噪声的畜肉图像进行了聚类分割实验, 并与现有的

FCM图像分割方法^[4]、KFCM图像分割方法^[7]、FLICM图像分割方法^[14]进行了比较。在参数选择方面, $m = 2, \varepsilon = 0.1, T_m = 100, p = 3, q = 6, b = 3, r = 2, d = 5, P = 1, D = 1, \alpha = 0.3, \sigma_1 = 100, \sigma_2 = 80$ 。

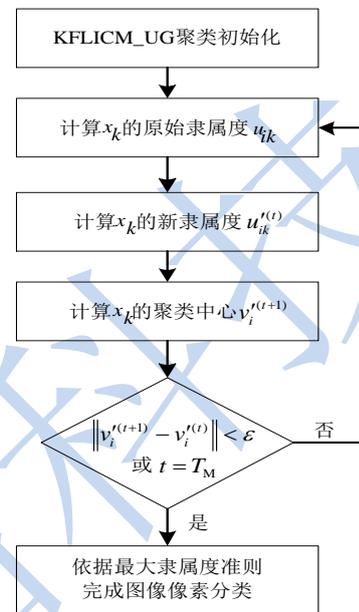


图1 KFLICM_UG 聚类算法的流程图

Fig.1 The flowchart of KFLICM_UG clustering algorithm

为便于描述, 随机选取了两幅采集到的牛肉眼肌图像, 并提取出背最长肌区域最大内接方形部分, 再将其调整为大小为 600×600 的灰度图像。下面对实验结果进行具体分析和说明。在图2中, a1和b1为牛肉1和牛肉2的原始灰度图像; 对于不含椒盐噪声的原始图像, 本文提出的两种方法和FCM图像分割方法^[4]、KFCM图像分割方法^[7]、FLICM图像分割方法^[14]在分割效果上没有差别, 具体分割结果如图1中a2和b2所示, 分割后的肌内脂肪颗粒边缘清晰, 能够有效地避免肌内脂肪交杂错分情况, 获得了较高的分割准确度; a3和b3为含椒盐噪声0.1的图像; a4和b4为含椒盐噪声0.2的图像。图3至图7分别为FCM图像分割方法^[4]、KFCM图像分割方法^[7]、FLICM图像分割方法^[14]及本文提出的KFLICM_UG、KFLICM_MG两种方法的分割结果。通过对比可以看出, 分别与图2和图4所对应的FCM图像分割方法^[4]、KFCM图像分割方法^[7]只具备很弱的椒盐噪声抑制能力, 对于受到椒盐噪声污染较重的图像, 其分割后的图像视觉效果变得很差, 也导致肌内脂肪交杂情况出现了不同程度的错分, 降低了图像分割的准确度。图5给出的是采用FLICM图像分割方法^[14]的分割结果, 该方法考虑了图像像素局部的空间和灰度信息, 改善

了模糊聚类结果，能够抑制强度为 0.1 椒盐噪声的轻度污染，但对于强度为 0.2 及以上椒盐噪声的重度污染，该方法抑制噪声的效果也变差。

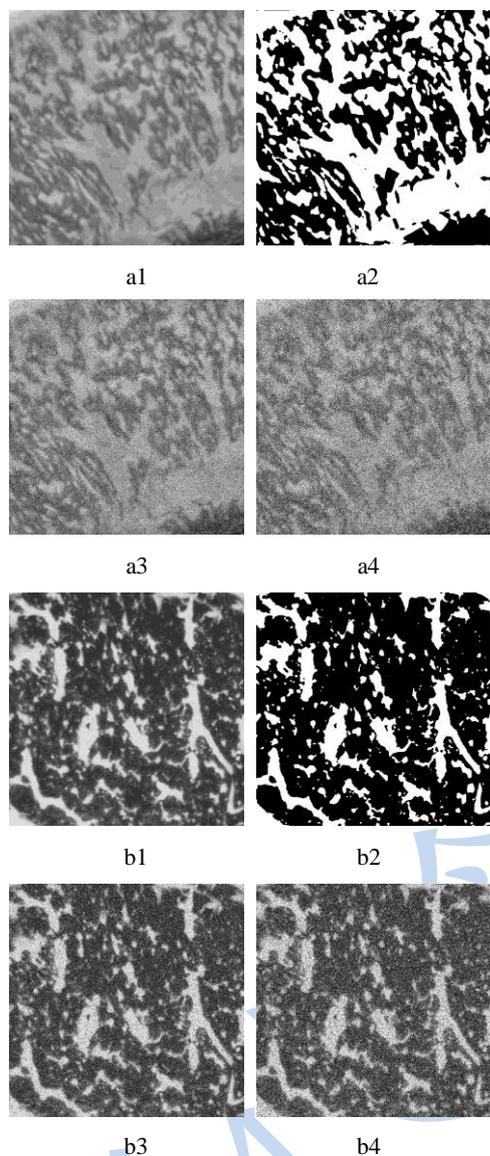


图2 原始图像、分割结果及含椒盐噪声图像

Fig.2 The original images, the segmentation results and images with salt and pepper noise

注：(a1) 牛肉1原始图像，(a2) 牛肉1原始图像分割结果，(a3) 牛肉1含椒盐噪声0.1的图像，(a4) 牛肉1含椒盐噪声0.2的图像，(b1) 牛肉2原始图像，(b2) 牛肉2原始图像分割结果，(b3) 牛肉2含椒盐噪声0.1的图像，(b4) 牛肉2含椒盐噪声0.2的图像。

图 6 和图 7 所示的分别是采用本文提出的基于广义核函数的 FLICM 图像分割方法 (KFLICM_UG) 和基于混合核函数的 FLICM 图像分割方法 (KFLICM_MG) 的分割结果，这两种方法对不同程度的椒盐噪声均有更好的抑制能力，分割后的图像与无噪灰度图像的分割结果同样清晰，几乎没有发生肌

内脂肪交杂错分的情况。这主要是由于在考虑图像像素的局部空间和灰度信息的同时，采用了具有较好综合学习能力和泛化能力的广义核函数或混合核函数，聚类性能有明显提高，对图像噪声的鲁棒性有了进一步增强，总体上获得了更好的模糊聚类效果。

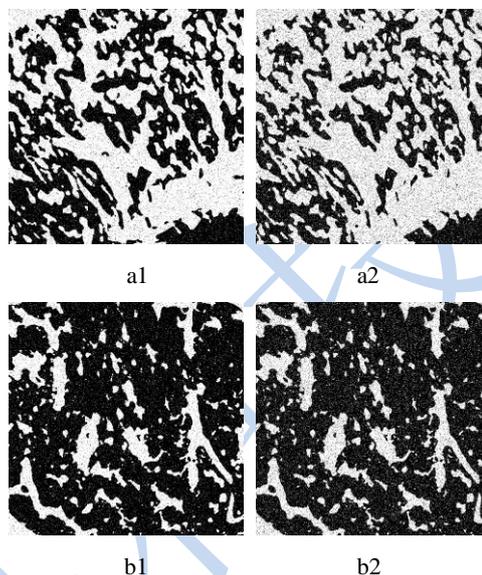


图3 FCM分割结果

Fig.3 FCM segmentation results

注：(a1) 牛肉1含椒盐噪声0.1的图像分割结果，(a2) 牛肉1含椒盐噪声0.2的图像分割结果，(b1) 牛肉2含椒盐噪声0.1的图像分割结果，(b2) 牛肉2含椒盐噪声0.2的图像分割结果。

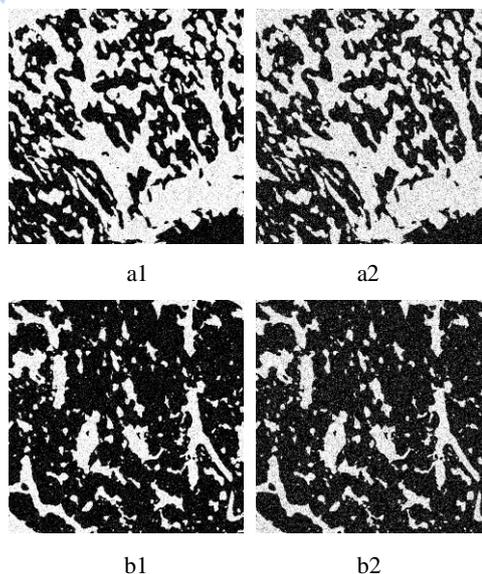


图4 KFCM分割结果

Fig.4 KFCM segmentation results

注：(a1) 牛肉1含椒盐噪声0.1的图像分割结果，(a2) 牛肉1含椒盐噪声0.2的图像分割结果，(b1) 牛肉2含椒盐噪声0.1的图像分割结果，(b2) 牛肉2含椒盐噪声0.2的图像分割结果。

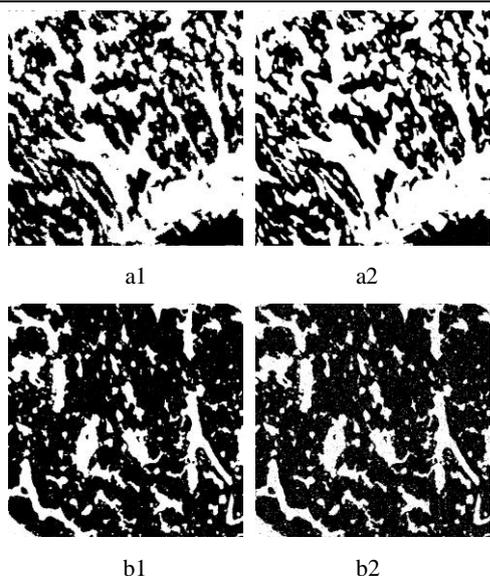


图5 FLICM分割结果

Fig.5 FLICM segmentation results

注: (a1) 牛肉 1 含椒盐噪声 0.1 的图像分割结果, (a2) 牛肉 1 含椒盐噪声 0.2 的图像分割结果, (b1) 牛肉 2 含椒盐噪声 0.1 的图像分割结果, (b2) 牛肉 2 含椒盐噪声 0.2 的图像分割结果。

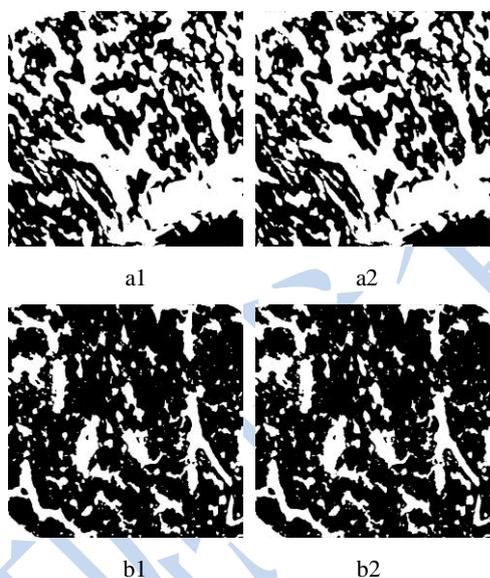


图6 KFLICM_UG分割结果

Fig.6 KFLICM_UG segmentation results

注: (a1) 牛肉 1 含椒盐噪声 0.1 的图像分割结果, (a2) 牛肉 1 含椒盐噪声 0.2 的图像分割结果, (b1) 牛肉 2 含椒盐噪声 0.1 的图像分割结果, (b2) 牛肉 2 含椒盐噪声 0.2 的图像分割结果。

下面对图像分割的错误率进行定量评价。设定图 1 中 a2 和 b2 为分割后的标准图像, 那么 5 种方法的图像分割错误率对比情况如表 1 所示。由表 1 可以看出, 分割图像的定量指标评价结果与主观视觉效果一

致, 对比 FCM 图像分割方法^[4]、KFCM 图像分割方法^[7]、FLICM 图像分割方法^[14], 本文提出的基于广义核函数的 FLICM 图像分割方法 (KFLICM_UG) 和基于混合核函数的 FLICM 图像分割方法 (KFLICM_MG) 所得分割错误率最低, 且在不同强度的椒盐噪声污染情况下都表现出了更好的抑制能力。

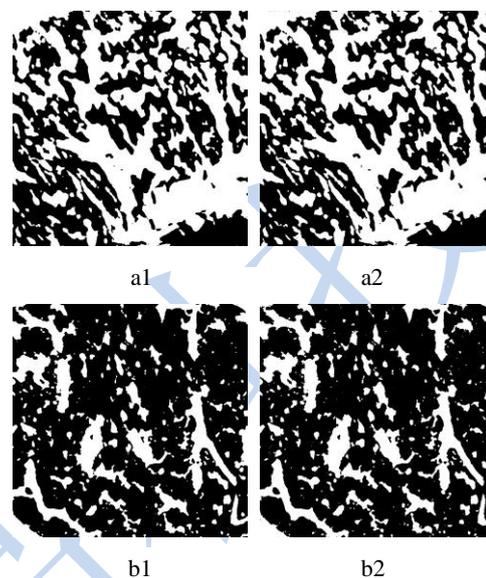


图7 KFLICM_MG分割结果

Fig.7 KFLICM_MG segmentation results

注: (a1) 牛肉 1 含椒盐噪声 0.1 的图像分割结果, (a2) 牛肉 1 含椒盐噪声 0.2 的图像分割结果, (b1) 牛肉 2 含椒盐噪声 0.1 的图像分割结果, (b2) 牛肉 2 含椒盐噪声 0.2 的图像分割结果。

3 结论

本文提出了基于广义核函数或混合核函数的 FLICM 图像分割方法。通过调整广义核函数或混合核函数的参数, 使广义核函数或混合核函数获得更好的综合学习能力和泛化能力, 然后将输入的样本特征非线性映射到更高维特征空间, 增大不同类别样本间有用特征的差别, 在高维特征空间取得更好的线性可聚性; 在确定图像像素模糊隶属度过程中, 充分考虑图像像素局部的空间和灰度信息, 在高维的特征空间中对图像像素进行模糊局部信息 C 均值聚类, 最终实现畜肉图像的分割。实验结果表明, 与 FCM 图像分割方法^[4]、KFCM 图像分割方法^[7]、FLICM 图像分割方法^[14]相比, 本文提出的 KFLICM_UG 方法、KFLICM_MG 方法对图像噪声的鲁棒性更强, 大理石纹的误分割率更低, 为畜肉图像的后期等级评定奠定了良好的基础。

表 1 5 种方法的图像分割错误率对比

Table 1 Image segmentation error rate comparison of five methods

方法		牛肉1		牛肉2	
		含椒盐噪声	含椒盐噪声	含椒盐噪声	含椒盐噪声
		0.1	0.2	0.1	0.2
FCM方法 ^[4]	误分割像素数	33517	60380	34240	61694
	误分割率	9.31%	16.80%	9.51%	17.13%
KFCM方法 ^[7]	误分割像素数	30988	50803	31830	51189
	误分割率	8.62%	14.13%	8.84%	14.22%
FLICM方法 ^[14]	误分割像素数	4035	8320	4487	8713
	误分割率	1.13%	2.31%	1.25%	2.42%
KFLICM_UG方法	误分割像素数	1150	1271	1174	1247
	误分割率	0.32%	0.35%	0.33%	0.35%
KFLICM_MG方法	误分割像素数	1109	1193	1236	1255
	误分割率	0.31%	0.33%	0.34%	0.35%

参考文献

[1] 杜垒,周光宏.人工牛肉大理石花纹的生产研究性状[J].现代食品科技,2008,24(8): 851-855
DU Lei, ZHOU Guang-hong. Research of the Artificial Beef Marbling [J]. Modern Food Science and Technology, 2008, 24(8): 851-855

[2] 董庆利,胡孟晗.应用计算机视觉评定肉类品质的研究进展[J].现代食品科技,2011,27(2):209-212
DONG Qing-li, HU Meng-han. Application of Computer Vision in Meat Quality Evaluation [J]. Modern Food Science and Technology, 2011, 27(2): 209-212

[3] A B Said, S Fougou, M Abidi. A FCM and SURF Based Algorithm for Segmentation of Multispectral Face Images[C]// IEEE International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems, Kyoto, 2013: 65-70

[4] S Chen, D Zhang. Robust Image Segmentation Using FCM with Spatial Constraints Based on New Kernel-induced Distance Measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(4): 1907-1916

[5] 李旭超,刘海宽,王飞,等.图像分割中的模糊聚类方法[J].中国图象图形学报, 2012,17(4): 447-458
LI Xu-chao, LIU Hai-kuan, WANG Fei, et al. The Survey of Fuzzy Clustering Method for Image Segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(4): 447-458

[6] X Y Wang, T Wang, Bu J. Color Image Segmentation Using Pixel Wise Support Vector Machine Classification [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(4): 777-787

[7] X Yang, G Zhang, J Lu, et al. A Kernel Fuzzy C-means Clustering-based Fuzzy Support Vector Machine Algorithm for Classification Problems with Outliers or Noises [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2011, 19(1): 105-115

[8] 吴小燕,陈松灿.联机核模糊 C 聚类方法[J].系统工程与电子技术,2012,34(12): 2599-2606
WU Xiao-yan, CHEN Song-can. Online Kernel Fuzzy C-means Clustering Algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(12): 2599-2606

[9] E A Zanaty, A Afifi. Support Vector Machines (SVMs) with Universal Kernels[J]. Applied Artificial Intelligence, 2011, 25(7): 575-589

[10] 吴术路,张俊峰,宋长新.基于成对约束的混合核函数 KFCM 图像分割算法[J].微电子学与计算机, 2010, 27(5): 177-185
WU Shu-lu, ZHANG Jun-feng, SONG Chang-xin. Algorithm of Image Segmentation Based on KFCM Using Hybrid Kernels with Pairwise Constraints[J]. Microelectronics & Computer, 2010, 27(5): 177-185.

[11] L Chen, C L P Chen, M Lu. A Multiple-kernel Fuzzy C-means Algorithm for Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2011, 41(5): 1263-1274

[12] S Krinidis, V Chatzis. A robust Fuzzy Local Information C-means Clustering Algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337

[13] S Krinidis, M Krinidis. Generalized Fuzzy Local Information C-means Clustering Algorithm [J]. Electronics Letters, 2012, 48(23): 1468-1470

[14] L Szilágyi. Lessons to Learn From a Mistaken Optimization [J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 36(1): 29-35

现代食品科技