

# 基于马尔科夫随机场的纹理图像分割方法研究<sup>\*</sup>

曹家梓, 宋爱国

(东南大学仪器科学与工程学院 远程测控技术江苏省重点实验室 南京 210096)

**摘 要:**本文提出了一种改进的基于马尔科夫随机场(MRF)模型的纹理图像分割方法。利用分数阶微分运算对图像纹理细节和边缘轮廓信息的敏感性,将其引入图像纹理特征提取过程中,以获得完备的图像纹理信息,可以弥补传统算法中 MRF 特征场对图像纹理信息描述不足的缺陷。此外,为准确划分图像中不同的纹理区域,利用模糊熵准则对分割结果进行进一步优化,以降低噪声干扰、减少区域内错分点。实验证明,本文所提出的改进方法可以完善地提取图像的纹理细节和边缘轮廓信息,有效提高分割的准确性,改善分割图像的视觉效果。

**关键词:**纹理图像分割;分数阶微分;灰度共生矩阵;马尔科夫随机场;模糊熵

**中图分类号:** TP391 TH7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Research on the texture image segmentation method based on Markov random field

Cao Jiazi, Song Aiguo

( Remote Measurement and Control Key Laboratory of Jiangsu Province, School of Instrument  
Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China )

**Abstract:** This paper proposes an improved texture image segmentation method based on Markov random field model. The fractional order differential algorithm is introduced in the image texture feature extraction process using its sensitivity to the complex image texture and edge details, and complete image texture detail is obtained. The proposed approach optimizes the description of the image texture features and overcomes the deficiency of insufficient image texture feature description in traditional methods. In order to segment the texture regions in the image precisely, the fuzzy entropy criteria is used to optimize the segmentation result and reduce the influence of noise interference and the local misjudgment. Experiment results on both natural and synthetic images show that the proposed method can extract complex image texture and edge details completely, effectively improve the segmentation accuracy and enhance the visual effects of the segmentation image.

**Keywords:** texture image segmentation; fractional order differential; gray-level co-occurrence matrix; Markov random field; fuzzy entropy

## 1 引 言

纹理作为物体表面的固有属性,与物体表面的光学属性及微观几何特征紧密相关。基于图像的纹理特征对其进行分割,对虚拟现实领域中的目标检测、目标识别、

场景仿真、人机交互等研究具有重要的意义。

纹理图像分割问题在国内外已有广泛深入的研究,陆续出现了不同的纹理图像分割方法。Yazdi. M. B 等人<sup>[1]</sup>出一种改进的模糊 C-均值(fuzzy C-means, FCM)聚类算法,将 FCM 聚类算法与先验知识相结合来改进图像分割质量,对于分割含高水平噪声干扰和空间复杂性的

收稿日期:2014-12 Received Date: 2014-12

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(61272379)、国家 863 计划(2013AA013703)项目资助

图像具有优势;郭艳蓉等人<sup>[2]</sup>利用局部二值模式(local binary pattern, LBP)算子描述纹理特征,提出一种基于随机游走的纹理图像分割算法,在多目标分割任务下有良好的有效性;文献[3]陈述了一种全局最小化主动轮廓模型,主动轮廓能量没有局部最小值,应用于图像分割可以降低初始状态对分割结果的影响;Hanbay. K 等人<sup>[4]</sup>创新性地小波变换与人工蜂群算法相结合,将其应用于彩色纹理图像分割,亦取得不错的分割效果;文献[5]所述的基于结构张量特征值的标量型纹理图像分割模型可获得模型的全局最优解,应用于无监督纹理图像分割具有特征数据维数少、收敛速度快的特点。

马尔科夫随机场(Markov random field, MRF)理论提供了方便且具有一致性的建模方法来描述图像相邻像素间的上下文约束关系,因而被广泛应用于图像分割方法中<sup>[8-11]</sup>。进行MRF图像分割要解决的首要问题是提取某种(或某些)表征纹理属性的特征值建立MRF特征场模型。由于基于图像灰度信息的MRF模型仅仅考虑像素点与其邻域像素的上下文关系,因此缺乏对图像整体纹理信息的描述。现有研究表明,从图像灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)中提取出一系列统计量作为构建MRF特征场模型的特征值,可以反映纹理图像在空间上的分布特性,描述纹理结构性特征<sup>[12-17]</sup>。但是基于灰度共生矩阵提取纹理特征值容易弱化对图像纹理细节和边缘轮廓信息的描述,不能全面反映图像纹理的区域特征,进而影响分割的精确性。

为了克服这一问题,本文提出了一种改进的图像分割方法。将分数阶微分运算引入图像纹理特征提取过程,利用它对图像细节信息的敏感性提取图像纹理细节和边缘轮廓信息,与灰度共生矩阵提取的纹理空间分布特性相结合,强化对纹理细节和边缘轮廓的描述,得到完备的图像纹理信息,以弥补传统算法对图像纹理信息描述不足的缺陷。此外,为准确划分图像中不同的纹理区域,在分割后处理过程中利用模糊熵准则对分割结果进行进一步优化,以降低噪声干扰,减少区域内错分点。

## 2 基于马尔科夫随机场模型的纹理图像分割方法

本方法由3个部分组成,首先提取纹理特征向量,然后利用马尔科夫随机场模型进行分割运算,最后进行模糊熵后处理。

### 2.1 纹理特征向量的提取

#### 2.1.1 分数阶微分运算提取纹理特征

分数阶微分运算由整数阶微分运算推广而来,观察图1所示微分运算频谱特性曲线,分数阶微分作为整数阶微分的一般形式,保留了微分运算对高频信号的增强

作用。但不同于整数阶微分,信号经过分数阶微分滤波,其低频分量并未被削弱,而是得到了非线性保留。将分数阶微分滤波引入图像纹理特征提取过程,可以有效提取出图像的纹理细节和边缘轮廓信息,改善纹理图像的分割效果。

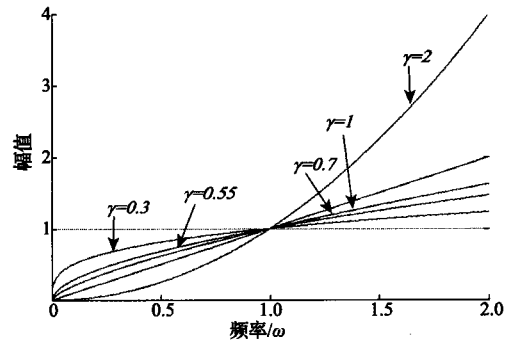


图1 微分运算频谱特性曲线

Fig. 1 Amplitude-frequency characteristic curves of differential operations

分数阶微分的定义大多由实际应用中引出, Caputo 定义、Grunwald-Lentikov (G-L) 定义、Riemann-Liouville (R-L) 定义等均为常用的时域定义形式。本文所述方法使用其 G-L (Grunwald-Lentikov) 定义形式。信号  $f(t) \in [a, t] (a < t, a \in R, t \in R)$  的  $\gamma$  阶 G-L 分数阶微分为<sup>[18-20]</sup>:

$${}^c D^\gamma f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^\gamma} \sum_{m=0}^{t-a/h} (-1)^m \frac{\Gamma(\gamma+1)}{m! \Gamma(\gamma-m+1)} f(t-hm), \gamma < 0 \quad (1)$$

$$\text{式中: } \Gamma(n) = \int_0^\infty e^{-t} t^{n-1} dt = (n-1)!$$

在一元函数  $f(t)$  的连续区间  $[a, t]$  内按照  $h = 1$  等间隔划分, 则  $n = [t-a]$ , 导出  $f(t)$  的分数阶微分差分表达式如下:

$$\frac{d^\gamma f(t)}{dt^\gamma} \approx f(t) + (-\gamma)f(t-1) + \frac{(-\gamma)(-\gamma+1)}{2}f(t-2) + \cdots + \frac{\Gamma(-\gamma+1)}{n! \Gamma(-\gamma+n+1)}f(t-n) \quad (2)$$

在对图像进行滤波运算时,为兼顾运算复杂度和计算精度,选择差分表达式的前3项:

$$D^\gamma f(t) = f(t) + (-\gamma)f(t-1) + \frac{(-\gamma)(-\gamma+1)}{2}f(t-2) \quad (3)$$

选择中心像素点邻域的8个方向构造各向同性滤波器,所得微分算子掩膜<sup>[19]</sup>如图2所示。归一化处理后将图像进行滤波运算,输出图像可以保留原始图像中灰度变化平缓的区域,同时对原图中灰度变化剧烈的纹理细节和边缘轮廓部分有很大程度的增强。所得结果作为一

组反映图像纹理细节和边缘轮廓信息的纹理特征值分量,记为 $f_0$ 。

$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$	0	$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$	0	$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$
0	$-\gamma$	$-\gamma$	$-\gamma$	0
$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$	$-\gamma$	8	$-\gamma$	$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$
0	$-\gamma$	$-\gamma$	$-\gamma$	0
$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$	0	$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$	0	$\frac{\gamma^2-\gamma}{2}$

图2 Tiansi 分数阶微分算子掩膜

Fig. 2 The mask of Tiansi fractional differential operator

分数阶微分算子的阶次具有连续可调的特点,不同阶数的选取对图像滤波处理结果的影响已在多篇文献中得到证实<sup>[19-20]</sup>:当分数阶微分阶数过小时,虽然可以保留图像的细节部分不丢失,但是整体增强效果十分微弱;随着阶数的增大,对图像细节纹理和边缘轮廓的增强作用愈加明显,但是阶数过大亦会引入噪声;分数阶微分阶数取自 $[0.4, 0.6]$ 范围内对图像的增强效果最佳。基于此理论,本文将分数阶微分阶数拟定为0.5。

### 2.1.2 灰度共生矩阵提取纹理特征

纹理图像的灰度分布在空间上呈现相关特性,而灰度共生矩阵通过统计图像中具有特定位置关系(相距一定距离和一定方向)的像素对的灰度值反映这种相关性,进行纹理特征描述。

灰度共生矩阵表示如下:

$$P_d = \begin{bmatrix} P_d(0,0) & P_d(0,1) & \dots & P_d(0,L-1) \\ P_d(1,0) & P_d(1,1) & \dots & P_d(1,L-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_d(L-1,0) & P_d(L-1,1) & \dots & P_d(L-1,L-1) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $L$ 为灰度级数, $P_d(i,j)$ 表示图像中满足特定的空间位置关系 $d(\delta,\theta)$ 且灰度级数分别为 $i,j$ 的像素对个数。 $\delta$ (步长)表示像素对中两个像素点的距离;表示灰度共生矩阵的生成方向,即两个像素点的方向。

为了进行纹理图像分类,Haralick 基于灰度共生矩阵定义了14种统计参量描述图像纹理特征。但其中部分统计量间存在相关性,为简化计算量,避免纹理特征之间存在冗余,常选择能量(energy)、对比度(contrast)、相关性(correlation)和熵(entry)4种互不相关的统计量作为纹理特征值分量进行分析,计算公式如下:

$$E = \sqrt{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P_d(i,j)^2} \quad (5)$$

$$Con = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (i-j)^2 P_d(i,j) \quad (6)$$

$$Cor = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L ij P_d(i,j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (7)$$

$$\text{式中:} \begin{cases} \mu_i = \sum_i \sum_j i P_d(i,j) \\ \mu_j = \sum_i \sum_j j P_d(i,j) \\ \sigma_i^2 = \sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 P_d(i,j) \\ \sigma_j^2 = \sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 P_d(i,j) \end{cases}$$

$$Ent = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P_d(i,j) \log(P_d(i,j)) \quad (8)$$

这4个统计量分别反映了灰度分布的均匀程度、纹理沟纹深浅、图像中局部灰度相关性以及纹理复杂度。而部分文献认为,熵(entry)和能量(energy)之间也存在相关性<sup>[13-17]</sup>。

本文将就特征向量的选择问题进行了对比实验,选取了能量(energy)、对比度(contrast)、相关性(correlation)和熵(entry)4种统计量作为纹理特征值分量进行分析,将这个4个统计量分别记为 $f_1, f_2, f_3$ 和 $f_4$ 。对原始图像逐像素点求取其纹理特征向量,截取以当前像素点为中心的图像区域(窗口大小记为 $w \times w$ ),求取区域内图像的灰度共生矩阵,并计算上述几种统计量,与上文所述的分数阶微分滤波结果 $f_0$ 相结合组成图像的纹理特征向量 $F_s$ 。

### 2.2 MRF 图像分割方法

马尔科夫随机场理论将概率论和决策与估计理论相结合,为描述上下文约束关系并推导概率分布问题提供了理论基础,并为获得最优准则提供了系统化的方法。将其应用于图像处理领域,该方法空间约束性强,能够有效地描述空间像素与像素之间的依赖关系。图像分割的建模过程可概述如下<sup>[8-10]</sup>:

平面上的点集记为 $S$ ,即 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{M \times N}\}$ ,其中 $[M, N]$ 表示图像尺寸。图像的特征场 $F$ 由上一步所得的图像所有像素点的纹理特征向量组成。将图像分割问题本质表述为图像标记问题,即将图像每个像素点的分类标号组成的标号场记为 $\omega, \omega = \{\omega_{s_1}, \omega_{s_2}, \dots, \omega_{s_{M \times N}}\}$ 。根据 Bayes 定理:

$$P(\omega/F) = \frac{P(\omega)P(F/\omega)}{P(F)} \quad (9)$$

式中: $P(\omega)$ 是标号场 $\omega$ 的先验概率,在此认为其符合MRF模型; $P(F/\omega)$ 称为似然函数,是观测场 $F$ 对于标记值 $\omega$ 的条件概率; $P(F)$ 作为特征场的先验概率,在计算中

作为常量不予以考虑。而  $P(\omega/F)$  做为标号场的后验概率,其值越大意味着对于每个像素点给定的标号越适宜,因此,将图像分割问题转化为求后验概率  $P(\omega/F)$  的最大值(maximum a posteriori, MAP)问题,即 MRF-MAP 框架。求解后验概率  $P(\omega/F)$  达到最大值时的标号场  $\omega$ :

$$\tilde{\omega} = \operatorname{argmax}_{\omega} (P(\omega)P(F/\omega)) \quad (10)$$

对上式求对数,用最简化能量函数形式表示为:

$$\tilde{\omega} = \operatorname{argmin}_{\omega} (-\ln(P(\omega)P(F/\omega))) = \operatorname{argmin}_{\omega} (U_1(\omega, F) + U_2(\omega)) \quad (11)$$

用混合高斯模型描述特征场分布可得:

$$P(F/\omega) = \prod_{s \in S} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\sum_{\omega_s} \lambda|}} \exp(-\frac{1}{2}(\vec{f}_s - \mu_s) \sum_{\omega_s}^{-1} (\vec{f}_s - \mu_s)^T) \quad (12)$$

式中:  $n$  表示特征向量维数,  $\mu_s$  和  $\sum_{\omega_s}$  别为隶属不同分类  $\lambda$  的观测场数据的均值与协方差矩阵。

则能量函数  $U_1(\omega, F)$  表示为:

$$U_1(\omega, F) = \sum_{s \in S} (\ln(\sqrt{(2\pi)^n |\sum_{\omega_s} \lambda|}) + \frac{1}{2}(\vec{f}_s - \mu_s) \sum_{\omega_s}^{-1} (\vec{f}_s - \mu_s)^T) \quad (13)$$

根据 Hammersley-Clifford 定理,用 Gibbs 随机场的概率密度函数描述马尔科夫随机场,则标号场  $\omega$  的先验概率表示:

$$P(\omega) = Z^{-1} \times e^{-U_2(\omega)} \quad (14)$$

式中:  $Z = \sum e^{-U_2(\omega)}$  是归一化常数,而能量函数  $U_2(\omega) = \sum V_c(\omega_c)$ , 其中  $C$  是所有势团集合,  $V_c(\omega_c)$  为势团势能,定义如下:

$$V_c(\omega_s, \omega_r) = V_{(s,r)}(\omega_s, \omega_r) = \begin{cases} -\beta_s, \omega_s = \omega_r \\ \beta_s, \omega_s \neq \omega_r \end{cases} \quad (15)$$

像素点  $r$  为像素点  $s$  邻域内的点,本文采用双点势团的 8 邻域系统。其中  $\beta_s$  为势团参数,称之为耦合系数,控制着势团内两点相互作用的强弱,一般取值在区间  $[0.1, 2.4]$  之间。 $\beta_s$  越小,对图像的分割越细腻,随着  $\beta_s$  的增大,对细碎纹理的检测能力逐渐降低,对具有此类纹理的图像区域的分割能力相应增大,为达到良好的分割效果,将  $\beta_s$  拟定为 2。

### 2.3 模糊熵后处理

由于描述图像纹理信息的特征分量较多,对噪声敏感,为了进一步优化分割结果,准确划分图像中不同的纹理区域,利用模糊熵准则对分割结果进行后处理,以降低噪声干扰,减少区域内错分点。

作为描述模糊集模糊程度的度量,模糊集合的熵存在不同的定义方式。De Luca 与 Termini 提出了一种特殊的模糊熵定义方式,这种熵具有非概率特性。对定义在

论域  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  上的模糊集合  $A$ ,其模糊熵定义如下<sup>[21-23]</sup>:

$$H(A) = \frac{1}{n \ln 2} \sum_{i=1}^n S(\mu_A(x_i)) \quad (16)$$

式中:  $\mu_A(x_i)$  为元素对集合  $A$  的隶属度函数,  $S(\mu_A(x_i))$  是 Shannon 函数,表示如下:

$$S(\mu_A(x_i)) = -\mu_A(x_i) \ln(\mu_A(x_i)) - (1 - \mu_A(x_i)) \ln(1 - \mu_A(x_i)) \quad (17)$$

记  $\tilde{\omega}$  为 MRF 图像分割算法获得的分割标号场,  $\tilde{\omega}(x, y) \in (1, 2, \dots, L)$ 。对于像素点  $(i, j)$ ,以  $(i, j)$  为中心生成大小为  $5 \times 5$  的窗口,记为论域  $W$ ,对于某一分类  $l$ ,隶属度函数为<sup>[23]</sup>:

$$\mu_l(p, q) = \frac{1}{1 + \frac{|\varpi(p, q) - l|}{\lambda}} \quad (18)$$

式中:  $(p, q) \in W$ 。 $\lambda$  为正参数,为满足  $0.5 \leq \mu_l(p, q) \leq 1$ ,此处取为  $L - 1$ 。

则这  $L$  个模糊集的模糊熵分别为:

$$E_l(i, j) = \frac{1}{n \cdot n \cdot \ln 2} \cdot \sum_{(p, q) \in W} S(\mu_l(p, q)), l \in (1, 2, \dots, L) \quad (19)$$

逐个计算每一个像素对应的  $L$  个模糊集的模糊熵,其最小值对应的模糊集合的标号值即为优化解。这种后处理方法可以充分利用图像的区域信息,降低图像噪声的影响,减少分割区域内的错分点,进一步改善分割结果。

## 3 算法流程

常用的 MRF-MAP 求解方法有很多,本文选择条件迭代(iteration condition model, ICM)算法进行迭代运算,求解最优标号场。由于 ICM 算法的分割效果较为依赖初始分割的确定,因此选择模糊 C-均值(fuzzy C-means, FCM)聚类算法求取 ICM 迭代算法的初始分割。

基于上述分析,本文所提算法流程可概述如下:

步骤 1:读入原始图像,求解纹理特征向量,即观测场数据信息;

步骤 2:初始化,利用模糊 C-均值聚类算法求解初始分割;

步骤 3:依据上一步计算结果,求解  $p(F/\omega)$  的参数集合,即隶属各分类的图像观测场数据的均值  $\mu_s$  与协方差矩阵  $\Sigma_{\omega_s}$ ;

步骤 4:依据目标函数  $U_1(\omega, F) + U_2(\omega)$  最小化原则求解当前迭代过程的标号场  $\omega$ ;

步骤 5:判断是否达到最大迭代次数,若未达到,转至步骤 3,若达到,转至步骤 6;

步骤 6:依据模糊熵准则对分割结果进行后处理,得到最终分割结果。

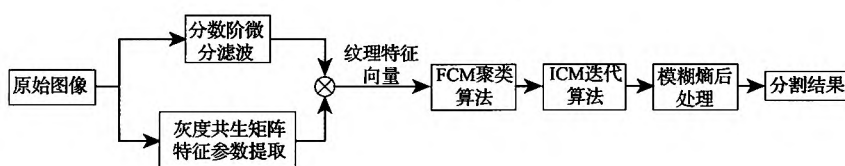


图3 算法原理图

Fig. 3 Schematic diagram of the algorithm

## 4 实验

为探讨算法中部分参数的选取对分割结果的影响,并进一步验证算法的可行性和优越性,本文进行了一系列对照实验。实验平台为 MATLAB R2014a。选择了两类图像进行分割实验,第一类图像为自然景物图像,选自 Berkeley 图像库,第二类为纹理图像,自 Brodatz 纹理图像库选择两幅纹理图像,人工拼接为一幅图像进行分割实验。

### 4.1 分割质量定量评估标准

为方便下文对图像分割结果进行分析讨论,首先介绍本文所用的图像分割质量定量评估标准。本文将分别从区域位置差异、区域形状差异、分割正确率3个指标对分割结果质量进行评估<sup>[24]</sup>,并综合这几种指标形成综合评估指标,其数值越大表明分割结果越理想。计算公式如下所示,其中 $L$ 为图像分割区域总数, $R_i$ 和 $S_i$ 分别为分割基准 $R$ 与分割结果 $S$ 中的对应区域。

1) 区域位置差异:

$$P_{\Omega} = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^L d(C_{R_i}, C_{S_i})} \quad (20)$$

式中: $C_{R_i}$ 和 $C_{S_i}$ 分别为 $R_i$ 和 $S_i$ 的区域重心, $d(C_{R_i}, C_{S_i})$ 表示两个区域重心的欧氏距离。

2) 区域形状面积差异:

$$SA_{\Omega} = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^L |d_{R_i} - d_{S_i}|} \quad (21)$$

对于某一二维区域 $\Omega$ , $d_{\Omega}$ 定义如下:

$$d_{\Omega} = \frac{\frac{l}{\sqrt{A_{\Omega}}} - \frac{l_0}{\sqrt{A_{\Omega}}}}{\frac{l}{\sqrt{A_{\Omega}}}} = 1 - 2\sqrt{\pi} \times \frac{\sqrt{A_{\Omega}}}{l} \quad (22)$$

式中: $A_{\Omega}$ 为该区域面积; $l_0$ 为该区域面积给定时所具有的最小周长,此时该区域为圆形, $\frac{l_0}{\sqrt{A_{\Omega}}} = 2\sqrt{\pi}$ ;  $l$ 为该区域实际周长。

3) 分割正确率:

$$Ar = \frac{\sum_{i=1}^L n_i}{N} \quad (23)$$

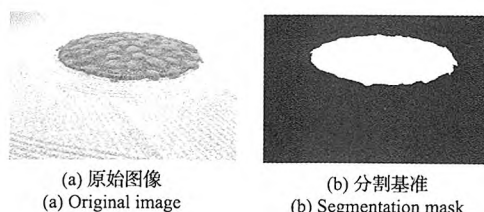
式中: $N$ 为图像像素点总数, $n_i$ 为第 $i$ 个区域中被正确分割的像素点总数。

4) 综合评估指标:

$$F_{\Omega} = \frac{P_{\Omega} + SA_{\Omega} + Ar}{3} \quad (24)$$

### 4.2 部分参数对分割结果的影响

根据上文所述,将分数阶微分滤波阶数拟定为 $\gamma = 0.5$ 。依次选择大小为 $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ ,  $9 \times 9$ ,  $11 \times 11$ 的窗口截取图像区域求取灰度共生矩阵。由于区域较小,取步长 $\delta = 1$ ,为不失一般性,自 $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$  4个方向分别生成灰度共生矩阵,求出特征参量后取其平均数。为验证特征向量维数对分割结果的影响,对每幅图片进行3组分割实验,第1组选择分数阶微分滤波结果 $f_0$ 、能量 $f_1$ 、对比度 $f_2$ 、相关性 $f_3$ 、熵 $f_4$ 组成特征向量,即 $F_s = \{f_0, f_1, f_2, f_3, f_4\}$ ;第2组选择分数阶微分滤波结果 $f_0$ 、对比度 $f_2$ 、相关性 $f_3$ 、熵 $f_4$ 组成特征向量,即 $F_s = \{f_0, f_2, f_3, f_4\}$ ;第3组选择能量 $f_1$ 、对比度 $f_2$ 、相关性 $f_3$ 、熵 $f_4$ 组成特征向量,即 $F_s = \{f_1, f_2, f_3, f_4\}$ 。分割结果显示如图4~5所示,从上至下3横列依次为实验组1实验组2、实验组3的分割结果,每个实验组内从左至右为不同窗口大小的分割结果。



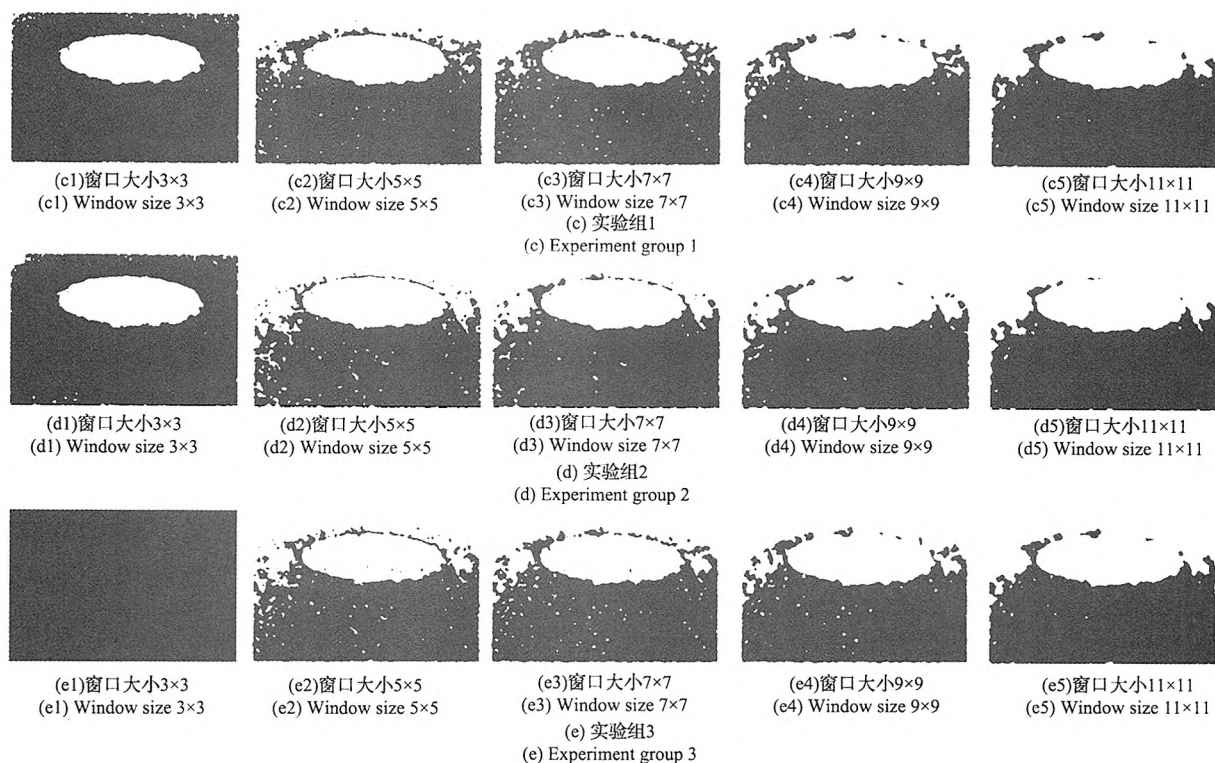
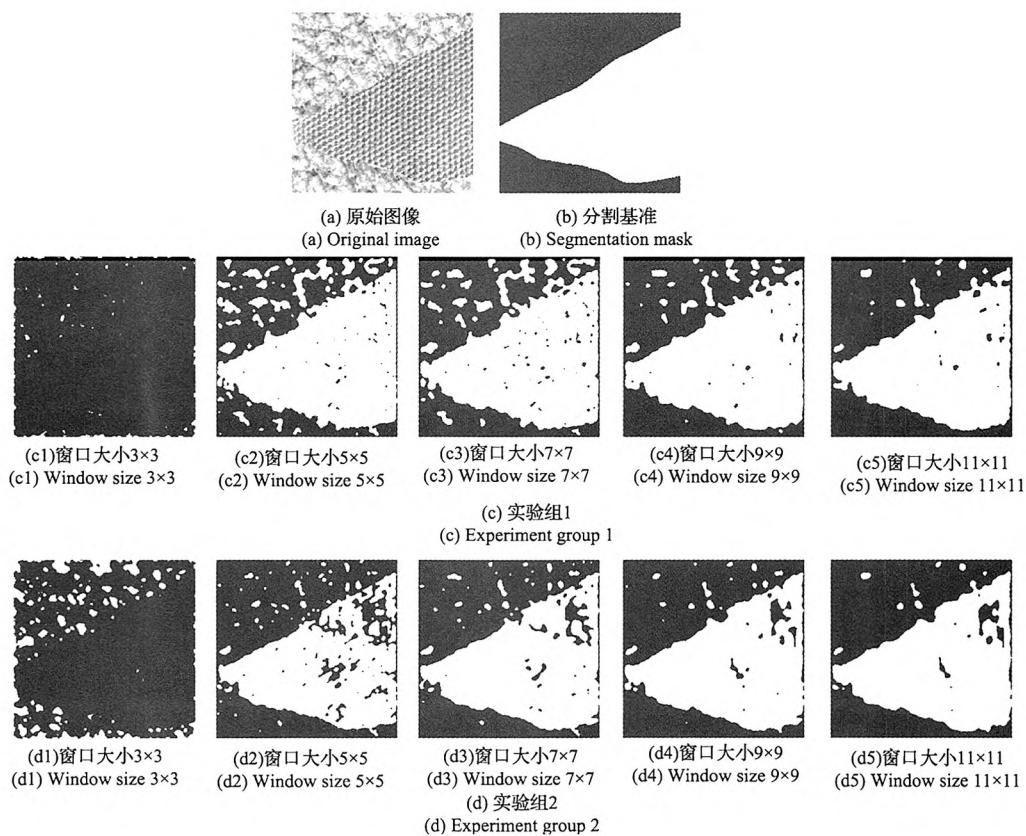


图4 自然图像分割结果

Fig. 4 Segmentation results of natural image





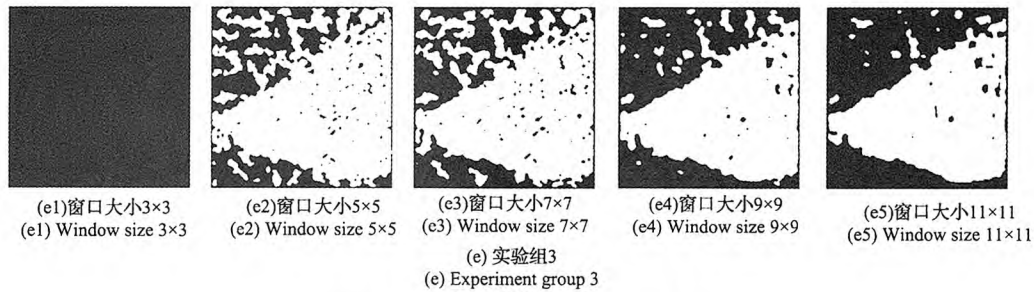


图 5 人工合成纹理图像分割结果  
Fig. 5 Segmentation results of synthetic texture image

表 1 部分分割结果质量评估  
Table1 Partial segmentation result' evaluation

图像类型	最佳分割结果	评估标准			
		区域位置差异(%)	区域形状面积差异(%)	分割正确率(%)	综合评估(%)
自然景物图像	实验组 1(c1)	22.47	66.37	98.37	46.05
	实验组 2(d1)	12.03	64.54	98.15	43.68
	实验组 3(e2)	1.29	51.69	73.33	31.58
人工合成纹理图像	实验组 1(c5)	12.48	60.08	92.96	41.38
	实验组 2(d5)	11.00	60.38	92.97	41.09
	实验组 2(e5)	9.72	57.53	91.60	39.71

图 4(a)为自然景物图像,整体呈现为细碎、不规则的纹理,尤其是地面区域;而图 5(a)所示由两幅纹理图像拼接而成,纹理基元近似呈现结构性分布特征。

对比分析每个实验组内窗口大小取值不同时的分割结果可以发现,窗口越小,对于细碎的不规则纹理的敏感性越强,分割越细腻。随着窗口的增大,对细碎纹理的分割能力下降,对粗纹理的分辨力上升,分割区域边界愈加平滑,可以在一定程度减小区域内噪声,但区域边界细节有所丢失。因此对于以细碎纹理为主的图 4(a)而言,实验组 1 和实验组 2 的窗口大小取为  $3 \times 3$  时,地面区域可以被完整的分割出,分割效果最理想,随着窗口大小由  $5 \times 5$  增大至  $11 \times 11$ ,地面区域上半部分被误分,而地面区域下半部分区域内错分点逐渐减小、区域边界变得平滑。对于由纹理基元组成的图 5(a)而言,窗口较大时分割效果理想,区域内错分点少。在实际应用中,应根据分割图像的纹理特征和分割需求选择合适的窗口。

对比实验组 1 与实验组 2,分析特征向量维数对分割结果的影响。实验组 2 对比实验组 1,特征向量减少了能量这一特征分量,观察可发现,对于特定的窗口大小,实验组 2 由于降低了特征向量的维数,区域内噪声有所降低,区域连通性增强。对比表 1 中两幅图像的实验组 1 与实验组 2 在最佳窗口大小时的分割质量评估数据,以实验组 1 的分割质量为优,但不可否认减少特征向量维

数可以简化计算量、减少噪声,在需要考虑算法运行时间、精简计算时可去掉能量分量,将特征向量精简为四维。

实验组 3 缺少分数阶微分滤波结果作为特性向量分量,与实验组 1、2 对比可以直观看出对于细节纹理的分割能力明显下降,区域内部细碎纹理错分现象加剧,这在窗口较小时体现的尤为明显。对比表 1 中两幅图像的 3 个实验组在最佳窗口大小时的分割质量评估数据,数据亦可说明去掉分数阶微分滤波结果这一特征向量分量后分割性能的下降。

#### 4.3 与其他分割方法的对比

为证明本文所述分割方法的优越性,现将本文所述分割方法与基于模糊 C-均值聚类的图像分割方法以及基于灰度值的马尔科夫随机场图像分割方法进行对比。

4 幅图像的分割结果如图 6 所示,图像 1、图像 2 为自然景物图像,图像 3、图像 4 为人工合成纹理图像。从左至右依次为原始图像、人工标记的分割基准、采用基于模糊 C-均值聚类的图像分割方法所得结果(记为 FCM)、采用基于灰度值的马尔科夫随机场图像分割方法所得结果(记为传统 MRF),最右侧为本文所述分割方法所得结果(记为本文方法)。

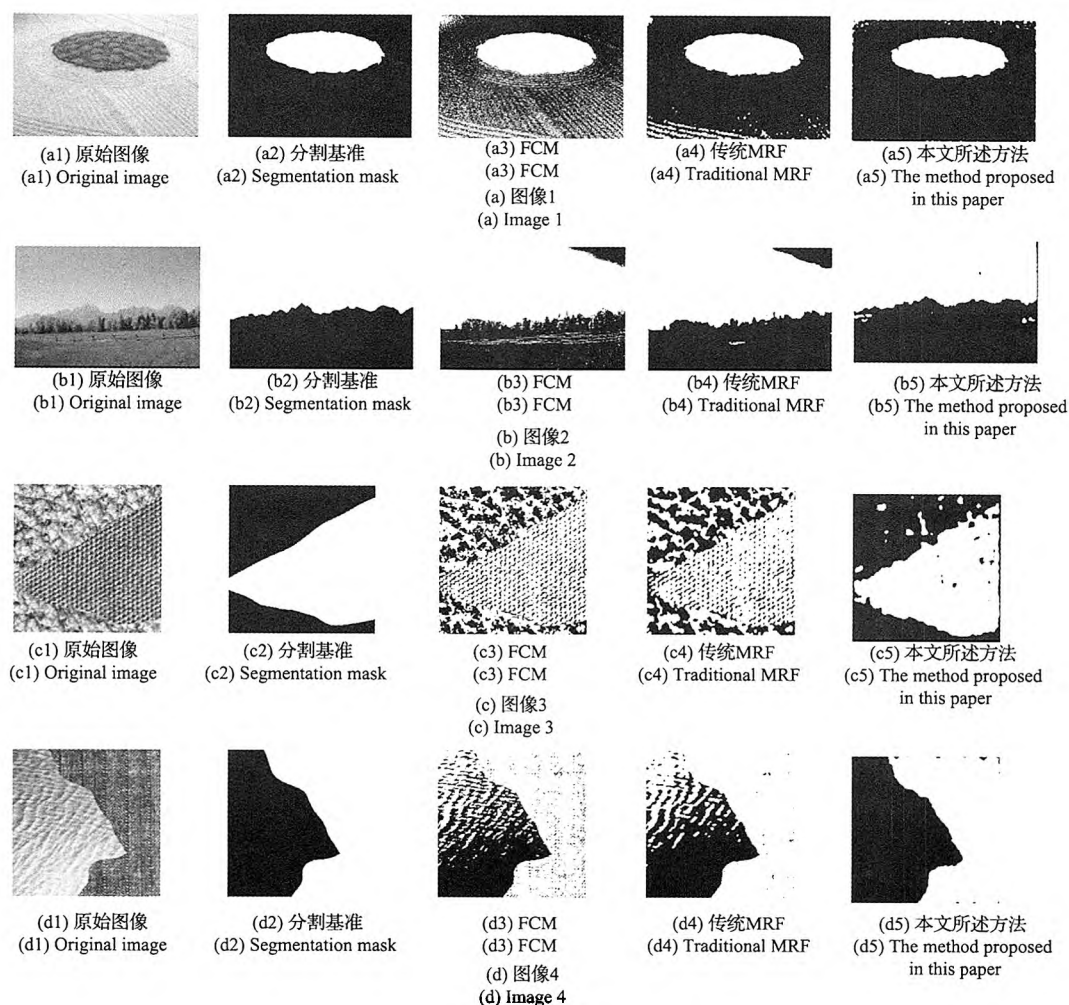


图6 不同算法的图像分割结果

Fig. 6 Image segmentation results for different methods

观察上述分割结果,模糊 C-均值聚类分割算法仅利用灰度信息,缺乏对像素空间信息的描述,对局部灰度差异明显的纹理区域分割能力不理想,比如图像 1(a3)中地面区域的下凹部分、图像 2(b3)中草地与树丛邻接区域被误分,而图像 3 和图像 4 两幅纹理图像未能正确划分出 2 个区域。另外模糊 C-均值聚类分割算法抗噪能力弱,观察上图分割结果不难发现区域内部噪声严重。

而基于灰度值的马尔科夫随机场图像分割方法引入了对图像相邻像素间上下文约束关系的描述,对纹理的分割能力有所增强,但仍然在一定程度上依赖灰度值的大小。图像 1(a4)左下角地面下凹的区域被误分,图像 2(b4)中部分群山被分入背景(天空)区域且右上角灰度值较低的区域被误分,区域内部灰度变化最剧烈的图像

3(c4)分割效果也是最差的,未能将两个区域分离开,图像 4(d4)左侧区域上半部分灰度变化大且对比下半部分灰度值更加接近右侧,因而分割效果也不理想。

本文所述方法的分割模型包含了对纹理结构性质的描述和对纹理细节、边缘轮廓信息的描述,全面反映纹理的区域特征,并通过后处理进一步降低了区域内噪声干扰,可以取得良好的分割效果。表 2 为不同算法的分割结果质量定量评估,从表中可以看出,本文所提出的算法在区域位置差异、区域形状面积差异、分割正确率以及综合评价指标各方面均优于前两种算法。但本文所述算法在运算时间上有劣势,由于需要逐像素点截取区域图像计算灰度共生矩阵并进一步求取统计量,算法运算时间较长,用运算时间和计算量换取分割精度。



表 2 不同算法分割结果质量评估

Table2 Segmentation result' evaluation for different methods

图像类型	图像序号	分割方法	评估标准			
			区域位置差异(%)	区域形状面积差异(%)	分割正确率(%)	综合评估(%)
自然景物 图像	图像 1	FCM	1.13	43.18	82.70	31.75
		传统 MRF	2.59	53.73	96.50	38.20
		本文方法	22.47	63.37	98.37	46.05
	图像 2	FCM	2.53	45.78	88.67	34.25
		传统 MRF	2.34	74.75	89.68	41.69
		本文方法	13.28	74.39	97.96	46.41
人工合成纹理 图像	图像 3	FCM	1.71	43.97	63.33	27.25
		传统 MRF	2.07	45.05	69.18	29.07
		本文方法	12.48	60.08	92.96	41.38
	图像 4	FCM	1.59	41.15	81.73	31.12
		传统 MRF	1.70	46.52	86.21	33.61
		本文方法	58.20	86.50	98.99	60.92

5 结 论

本文针对传统的 MRF( Markov random field) 图像分割算法容易弱化对图像纹理细节和边缘轮廓信息的描述的问题,提出了一种改进的图像分割方法。利用分数阶微分运算对图像细节信息的敏感性提取图像纹理细节和边缘轮廓信息,将其引入图像纹理特征提取过程,与灰度共生矩阵提取的纹理空间分布特性相结合,强化对图像纹理细节和边缘轮廓信息的描述,获得完备的图像纹理信息,弥补了传统算法对图像纹理信息描述不完善的缺陷。此外,为准确划分图像中不同的纹理区域,在分割后处理过程中利用模糊熵准则对分割结果进行进一步优化,以降低噪声干扰,减少区域内错分点。

实验证明,本文所提出的改进方法可以完善地提取图像的纹理细节和边缘轮廓信息,有效提高分割的准确性,改善分割图像的视觉效果。

参考文献

[ 1 ] YAZDI M B, KHALILZADEH M M, FOROUGHIPOUR M. Fuzzy c-means clustering method based on prior knowledge for brain MR image segmentation[ C]. 2014 21th Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME), 2014:235-240

[ 2 ] 郭艳蓉, 蒋建国, 郝世杰, 等. 基于 LBP 纹理特征的随机游走图像分割[ J]. 电路与系统, 2013, 18(1): 357-364

GUO Y R, JIANG J G, HAO SH J, et al. Image segmentation with random walker based on LBP texture features[ J]. Random Walk Image Segmentation, 2013, 18(1): 357-364.

[ 3 ] WANG K B, XIE H M. Texture image segmentation using fully global minimization active contour model[ C]. 2011 International Conference on Multimedia Technology (ICMT), 2011:2649-2653.

[ 4 ] HANBAY K, TALU M F, KARCI A. Segmentation of color texture images with artificial bee colony algorithm and wavelet transform[ C]. 2012 20th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). 2012:1-4

[ 5 ] 张善卿, 张坤龙. 基于结构张量特征值的纹理图像分割模型[ J]. 电子学报, 2013, 41(7): 1324-1328.

ZHANG SH Q, ZHANG K L. Texture image segmentation model based on eigenvalues of structure tensor[ J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(7): 1324-1328.

[ 6 ] 郭海涛, 刘丽媛, 赵亚鑫, 等. 基于 MAR 与 FCM 聚类的声呐图像分割[ J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(10): 2322-2327.

GUO H T, LIU L Y, ZHAO Y X, et al. Sonar image segmentation based on MAR and FCM clustering[ J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(10): 2322-2327.

[ 7 ] 谢颖. 结合 Meanshift 和聚类算法的服装图像分割[ J]. 电子测量技术, 2013, 36(8): 53-56.

XIE Y. Segmentation method combined with mean shift and k-mean clustering algorithm for clothing image[ J].

- Electronic Measurement Technology, 2013, 36(8): 53-56.
- [8] SIMMONS J, PRZYBYLA C, BRICKER S, et al. Physics of MRF regularization for segmentation of materials micro-structure images[C]. 2014 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP), 2014:4882-4886.
- [9] YOUSIF O, BAN Y. Improving sar-based urban change detection by combining map-mrf classifier and nonlocal means similarity weights[J]. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(10): 4288-4300.
- [10] 陈晓惠, 郑晨, 段汕, 等. 形态小波域多尺度马尔可夫模型在纹理图像分割中的应用[J]. 中国图像图形学报, 2011, 16(5): 761-766.
- CHEN X H, ZHENG CH, DUAN SH, et al. Application of texture image segmentation based on a multi-resolution Markov random field model in morphological wavelets domain[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(5): 761-766.
- [11] 李菊, 李克清, 苏勇刚, 等. Markov 随机游走和高斯混合模型相结合的运动目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(5): 533-537.
- LI J, LI K Q, SU Y G, et al. Moving target detection algorithm combined with Markov random walk and Gauss mixed model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(5): 533-537.
- [12] MRIDULA J, KUMAR K, PATRA D. Combining GLCM features and markov random field model for colour texture image[C]. 2011 International Conference on Devices and Communications (ICDeCom), 2011:1-5.
- [13] 李智峰, 朱谷昌, 董泰锋, 等. 基于灰度共生矩阵的图像纹理特征地物分类[J]. 地址与勘探, 2011, 47(3): 456-461.
- LI ZH F, ZHU G CH, DONG T F, et al. Application of glcm-based texture features to remote sensing image classification[J]. Geology and Exploration, 2011, 47(3): 456-461.
- [14] 陈美龙, 戴声奎. 基于 GLCM 算法的图像纹理特征分析[J]. 通信技术, 2012, 45(2): 108-111
- CHEN M L, DAI SH K. Analysis on image texture based on gray-level co-occurrence matrix[J]. Communications Technology, 2012, 45(2): 108-111
- [15] UMASELV M, KUMAR S S, ATHITHYA M. Color based urban and agricultural land classification by GLCM texture features[C]. IET Chennai 3rd International on Sustainable Energy and Interlligent Systems (SEIS-CON 2012), 2012:1-4.
- [16] MIRZAPOUR F, GHASSEMIAN H. Using GLCM and Gabor filters for classification of PAN images[C]. 2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), 2013:1-6.
- [17] 刘小丹, 李陆陆. 基于灰度共生矩阵和单尺度 MRF 的纹理图像分割[J]. 大连交通大学学报, 2014, 35(1): 117-120.
- LIU X D, LI L L. Texture image segmentation based on gray-level co-occurrence matrix and single MRF[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2014, 35(1): 117-120.
- [18] 田磊, 宋爱国, 王蔚, 等. 基于 PDE 方法的图像力触觉再现方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(10): 2316-2321.
- TIAN L, SONG AI G, WANG W, et al. Research on the image haptic display method based on PDE[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(10): 2316-2321.
- [19] 勾荣. 基于 G-L 分数阶微分的图像边缘检测[J]. 计算机与现代化, 2013, (11): 17-19.
- GOU R. Image edge detection based on g-l fractional differential[J]. Computer and Modernization, 2013(11): 17-19.
- [20] SONG A G, WANG W. Adaptive fractional differential method based on CSGV to extract image texture feature[C]. 6th International Symposium on Precision Mechanical Measurements (ISPMM), 2013.
- [21] 曲劲松, 毛征, 吴珍荣, 等. 基于二维熵的空中小目标跟踪研究[J]. 国外电子测量技术, 2013, 32(7): 26-30.
- QU J S, MAO ZH, WU ZH R, et al. Research of small aerial target tracking based on two-dimension entropy[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2013, 32(7): 26-30.
- [22] SARKAR S, DAS S, PAUL S, et al. Multi-level image segmentation based on fuzzy - Tsallis entropy and differential evolution[C]. 2013 IEEE International Conference on Fuzzy Systems(FUZZ), 2013:1-8
- [23] 赵凤, 范九伦. 二维熵取小法和模糊熵相结合的图像分割方法[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(12): 2883-2885.
- ZHAO F, FAN J L. Image segmentation method combining two-dimensional entropic method and fuzzy entropy[J]. Computer Engineering and Design, 2007, 28(12): 2883-2885.
- [24] 郭琦, 孔斌, 郑飞, 等. 图像分割质量评价的综述[C]. 中国仪器仪表学会第九届青年学术会议, 2007:613-618
- GUO Q, KONG B, ZHENG F, et al. Summarize of eval-

uation methods for image segmentation [C]. The 9th Youth Conference of China Instrument and Control Society, 2007:613-618

## 作者简介



**曹家梓**, 2013 年于南京航空航天大学获得工学学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为力触觉再现技术。

E-mail: cao\_jia\_zi@163.com

**Cao Jiazi** received her B. Sc. degree in 2013 from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Now, she is a master degree candidate at Southeast University. Her main research direction is haptic display technology.



**宋爱国**, 1990 年和 1993 年于南京航空航天大学分别获学士学位和硕士学位, 于 1996 年在东南大学获博士学位, 现为东南大学、教授、博士生导师。主要研究方向为机器人传感与控制技术、信号处理、遥操作技术等。

E-mail: a. g. song@seu. edu. cn

**Song Aiguo** received B. Sc. and M. Sc. both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990 and 1993, respectively, received Ph. D. from Southeast University in 1996. Now he is a professor and supervisor for Ph. D. student in Southeast University. His current research interests include robotic sensor and control, signal processing, tele-operation, etc.