

# 一种基于双特征马尔可夫随机场的图像分割方法

段明义<sup>1</sup>, 卢印举<sup>1,2\*</sup>, 苏玉<sup>1</sup>

<sup>1</sup>郑州工程技术学院信息工程学院, 河南 郑州 450044;

<sup>2</sup>上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093

**摘要** 传统图像分割算法存在图像特征信息描述单一、分割效果差等缺点, 为此, 提出一种基于双特征马尔可夫随机场的图像分割方法。首先, 利用像素之间的空间信息对高斯混合模型的先验概率和后验概率进行约束, 建立灰度随机场。其次, 在利用分数阶微分算子非线性保留图像的边缘轮廓和纹理细节的基础上, 利用灰度共生矩阵描述图像的纹理特征信息, 并建立纹理特征随机场。最后, 设计了用于图像分割的双特征马尔可夫随机场, 通过条件迭代算法优化求解标号场最大后验概率, 实现图像分割。实验验证了分割算法的有效性, 分割正确率达到 93.9%, 所提出的双特征随机场能够提高图像分割算法的鲁棒性和准确性。

**关键词** 图像处理; 图像分割; 高斯混合模型; 马尔可夫随机场; 迭代条件算法

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221014

## Image Segmentation Method Based on Dual Feature Markov Random Field

Duan Mingyi<sup>1</sup>, Lu Yinju<sup>1,2\*</sup>, Su Yu<sup>1</sup>

<sup>1</sup> College of Information Engineering, Zhengzhou University of Technology, Zhengzhou, Henan 450044, China;

<sup>2</sup> School of Optical Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

**Abstract** Traditional image segmentation algorithms have disadvantages such as single description of image feature information and poor segmentation effect. Therefore, a dual feature Markov random field (MRF) image segmentation method is proposed. First, the spatial information between pixels is used to constrain the prior and posterior probabilities of the Gaussian mixture model (GMM) to establish a grayscale random field. Second, on the basis of non-linearly preserving the edge contours and texture details of the image by the fractional differential operator, a grayscale co-occurrence matrix is used to describe the texture feature information of the image and establish a random field of texture features. Finally, a dual feature Markov random field for image segmentation is designed, and the conditional iterative algorithm is used to optimize the maximum posterior probability of the labeled field to achieve image segmentation. Experiments verify the effectiveness of the segmentation algorithm and the segmentation accuracy is 93.9%. The proposed dual feature random field can improve the robustness and accuracy of the image segmentation algorithm.

**Key words** image processing; image segmentation; Gaussian mixture model; Markov random field; iterative conditional algorithm

**OCIS codes** 100.2000; 150.1135

## 1 引言

图像分割是数字图像处理、计算机视觉领域中

的基本问题之一, 在遥感图像分析<sup>[1]</sup>、场景识别与分割<sup>[2]</sup>、医学图像分析<sup>[3]</sup>、目标检测分析<sup>[4]</sup>等领域中广泛应用。将一幅图像划分成为具有相似特征和属性

收稿日期: 2020-03-02; 修回日期: 2020-04-02; 录用日期: 2020-04-20

基金项目: 河南省科技攻关计划项目(192102210120)、河南省高等学校重点科研项目(20B520036)

\* E-mail: luyinju2003@163.com

的不同区域类别就是图像分割的本质,但在实际应用场景中,图像成像噪声、形状不规则性、灰度不均匀性以及物体多样性等因素使得图像分割算法无法对图像进行有效的分割,因此,图像分割算法一直是当前图像处理领域中的研究重点和难题。

## 2 相关工作

以统计机器学习为基础的图像分割处理技术主要包括有限混合模型(FMM)、均值漂移和概率图模型三种。

1)有限混合模型是一种线性叠加模型<sup>[5]</sup>,受干扰噪声以及背景复杂等因素的影响,同时忽略了像素之间的空间关系,该分割模型的分割效果不是非常好。李鹏等<sup>[6]</sup>针对烟雾检测问题提出了一种融合卷积神经网络(CNN)与高斯混合模型的检测算法,通过在混合模型中引入形态学来提取运动目标特征,根据卷积神经网络输出概率的阈值来识别烟雾或背景。

2)均值漂移分割算法<sup>[7]</sup>是为估计概率密度梯度函数而提出的,主要解决复杂多模态的特征聚类识别和特征空间分析等难题,该算法被引入到机器视觉和图像处理领域,但是需要合适的核窗宽和多次迭代计算。

3)MRF(Markov Random Field)模型<sup>[8]</sup>是基于无向概率图模型的图像分割方法,以图像特征的统计学和先验知识为理论基础,将空间关系和随机变量进行关联,在图像分割中利用后验极大化准则获取图像标号场的最佳后验分布,以实现图像分割。

许多学者提出了一系列改进的MRF分割模型算法,如融合了其他分割算法的混合模型<sup>[9]</sup>和隐马尔可夫随机场<sup>[10]</sup>,其中隐马尔可夫随机场假设隐藏变量为连续的,且独立同分布,在图像分割中根据先验知识事先设定隐藏标号数目,这种局限性限制了该模型的应用。

近年来,随着深度学习和机器学习在人工智能方面的快速发展,卷积神经网络在图像识别和分割等领域获得了广泛应用并取得了较好的效果。Zhou等<sup>[11]</sup>在卷积神经网络的基础上融合朴素贝叶斯数据,提出了一种桥梁裂缝检测方法,虽然该方法能够检测到微小裂缝位置,但是无法提取出裂缝位置。许多学者基于卷积神经网络提出了全卷积神经网络(FCN)算法<sup>[12-13]</sup>,该算法通过对特征进行分类、提取和组合来实现图像的分割。Shelhamer等<sup>[14]</sup>将端到端的技术引入到全卷积神经网络

(FCN),并将全卷积神经网络运用到图像语义分割中。Gamal等<sup>[15]</sup>采用FCN的思路实现图像分割。上述的卷积神经网络虽然能够完成图像分割和识别作业,但是算法精度在很大程度上取决于网络结构的复杂程度,网络越复杂则参数量越多,这增加了网络对GPU显卡的依赖性,同时,海量的样本数量在实际应用中难以获取。

针对上述分割方法的局限性,本文设计了一个融合灰度和纹理双特征的图像分割算法。该算法通过分析双特征随机场的分布情况来评估图像分类标号后验概率的对应关系。在分析图像像素之间的空间关系后,在待分割图像像素区域内构造目标灰度特征向量;在分数阶微分算子非线性保留图像的边缘轮廓和纹理细节的基础上,将灰度共生矩阵和纹理空间分布引入到图像纹理特征提取中,获取完整的图像纹理数据。使用条件迭代算法对双特征随机场的区域分割目标函数进行优化求解。

## 3 问题描述

### 3.1 有理数阶微分的基本定义

分数阶微分算子有R-L定义、Caputo定义和G-L定义三种常用的形式,本文采用G-L形式<sup>[16]</sup>的分数阶导数定义:

$${}_a^G G_t^v f(t) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{1}{h^v} \times \sum_{m=0}^{\frac{t-a}{h}} (-1)^m \frac{\Gamma(v+1)}{m! \Gamma(v+1)} f(t-hm), v < 0, (1)$$

式中: $h$ 为时间间隔; $f(t)$ 为一元信号, $f(t) \in [a, t]$ ( $a < t, a \in \mathbf{R}, t \in \mathbf{R}$ ),其中 $\mathbf{R}$ 为实数; $G$ 为G-L定义的上标; $v$ 为 $v$ 阶微分运算; $a, t$ 分别为一元信号 $f(t)$ 定积分的下界和上界; $m$ 为有理数;Gamma函数 $\Gamma(n) = \int_0^{+\infty} \exp(-t)t^{n-1} dt = (n-1)!$ 。

令 $h = (t-a)/n$ ,则有 $n = (t-a)/h$ ,按照步长单位 $h = 1$ 对信号持续区间 $[a, t]$ 进行等分处理, $f(t)$ 的分数阶微分为

$$\begin{aligned} \frac{d^v f(t)}{dt^v} &\approx f(t) - v f(t-1) + \\ &- \frac{v(-v+1)}{2!} f(t-2) + \dots + \\ &\frac{\Gamma(-v+1)}{n! \Gamma(-v+n+1)} f(t-n). \end{aligned} (2)$$

为了提高处理效率、缩短边缘检测的时间,通常取(2)式中等号右端前3项算子,得到

$$D^v f(t) = f(t) - v f(t-1) +$$

$$\frac{-v(-v+1)}{2!}f(t-2), \quad (3)$$

式中： $D$  为微分运算符。(3)式的分数阶微分运算系数分别用  $a_0=1, a_1=-v, a_2=-v(-v+1)/2!$  来表示,利用分数阶微分算子模板在各个方向上的旋转不变性质,在非中心像素点邻域 8 个方向上用 0 填充模板系数,而用在中心像素点 8 个方向上的分数阶微分运算系数构造各向同性滤波器,所构造的滤波器(5×5 模板)如图 1 所示。

$a_2$	0	$a_2$	0	$a_2$
0	$a_1$	$a_1$	$a_1$	0
$a_2$	$a_1$	$8a_0$	$a_1$	$a_2$
0	$a_1$	$a_1$	$a_1$	0
$a_2$	0	$a_2$	0	$a_2$

图 1 G-L 分数阶微分算子模板

Fig. 1 G-L fractional differential operator template

分数阶微分阶次逐步增大的过程会使得图像的边缘和细节更为突出,但过大的阶次会导致噪声的产生;当分数阶微分阶次过小时,得到的图像效果不佳。本文将分数阶微分阶数拟定为 0.5。

### 3.2 灰度特征随机场模型

将图像分割为  $K$  个不同标记区域,用  $K$  个高斯分布去进行叠加拟合,则第  $j$  个标记区域像素的高斯分布密度函数为

$$P(\mathbf{y}_{1j} | x_i = j) = N(\boldsymbol{\mu}_{1j}, \boldsymbol{\Sigma}_{1j}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\boldsymbol{\Sigma}_{1j}|} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\mathbf{y}_{1j} - \boldsymbol{\mu}_{1j})^T \boldsymbol{\Sigma}_{1j}^{-1} (\mathbf{y}_{1j} - \boldsymbol{\mu}_{1j}) \right], \quad (4)$$

式中： $P(\cdot)$  为表示第  $i$  个像素的条件概率; $N(\cdot)$  为高斯分布; $\mathbf{y}_{1j}$  为图像的第  $i$  个像素灰度特征; $x_i$  为描述第  $i$  个像素关联区域的隐藏变量; $\boldsymbol{\mu}_{1j}, \boldsymbol{\Sigma}_{1j}$  分别为第  $j$  个标记区域的高斯分布概率密度函数的均值、方差,  $j=1, 2, \dots, K$ 。

### 3.3 纹理特征随机场模型

为描述图像纹理特征,灰度共生矩阵一共定义了 14 种统计量,由于部分统计量相关性的存在以及运算量的降低,为了消除冗余纹理特征信息,本文选择熵 (Entropy)、能量 (Energy)、相关性 (Correlation)、对比度 (Contrast) 以及逆差距 (IDM) 这 5 个统计量来描述图像纹理特征,并分别用  $t_1 \sim t_5$  对这 5 个统计量进行标识,其计算公式如表 1 所示。在表 1 中,  $L$  为图像灰度级;  $P(i, j)$  为灰度级  $i, j$  的像素对个数;  $\sigma_i$  和  $\sigma_j$  为图像  $i, j$  灰度级共生

矩阵的生成方向,且  $\mu_i = \sum_j i P(i, j), \mu_j = \sum_i j P(i, j), \sigma_i^2 = \sum_j (i - \mu_i)^2 P(i, j), \sigma_j^2 = \sum_i (j - \mu_j)^2 P(i, j)$ 。

表 1 共生矩阵中常用的统计特征

Table 1 Commonly used statistical characteristics in co-occurrence matrix

Statistics	Symbol	Calculation formula
Entropy	$t_1$	$E_{EN} = -\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(i, j) \ln [P(i, j)]$
Energy	$t_2$	$E = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L [P(i, j)]^2$
Correlation	$t_3$	$C_{Cov} = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L ijP(i, j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j}$
Contrast	$t_4$	$C = \sum_{i,j} (i-j)^2 E$
IDM	$t_5$	$E_{EE} = -\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{P(i, j)}{1 + (i, j)^2}$

针对图像中第  $i$  个像素以及其邻域  $N_i$  内的 4 个邻接像素,选用欧氏距离来描述  $N_i$  邻域系统内所有像素的纹理特征向量之间的距离信息,以对像素  $i$  与相邻像素的相似度进行评估。用  $t_i$  表示第  $i$  个像素的纹理特征向量,针对像素标号  $x_i = j$ , 像素  $i$  的纹理特征向量分布可描述为

$$P(\mathbf{y}_{2i} | x_i = j) = N(\boldsymbol{\mu}_{2j}, \boldsymbol{\Sigma}_{2j}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\boldsymbol{\Sigma}_{2j}|}} \cdot \exp \left[ -\frac{1}{2} (\mathbf{y}_{2i} - \boldsymbol{\mu}_{2j})^T \boldsymbol{\Sigma}_{2j}^{-1} (\mathbf{y}_{2i} - \boldsymbol{\mu}_{2j}) \right], \quad (5)$$

式中： $\mathbf{y}_{2i}$  为第  $i$  像素的纹理特征向量; $d$  为纹理特征向量的维数,此处  $d=5$ ; $\boldsymbol{\mu}_{2j}$  和  $\boldsymbol{\Sigma}_{2j}$  分别为隶属标签类别为  $j$  的纹理特征向量观测数据的均值和协方差矩阵。

## 4 双特征随机场图像分割

对于获取到的图像,假设  $\mathbf{Y}_a = [\mathbf{y}_{a1}, \mathbf{y}_{a2}, \dots, \mathbf{y}_{aN}]$  是图像的特征向量,  $a=1$  时  $\mathbf{Y}_a$  为像素灰度向量,  $\mathbf{y}_{1i}$  表示第  $i$  个像素的灰度值,  $a=2$  时  $\mathbf{Y}_a$  为图像纹理特征向量,  $\mathbf{y}_{2i}$  表示第  $i$  个像素的纹理特征值向量,  $N$  是像素总数量,图像被分割为  $K$  个类别。  $S = \{1, 2, \dots, N\}$  为站点集合,  $x = \{x_i, i \in S\}$  为标号随机场。

### 4.1 标号后验概率建模

令  $F_1$  表示图像灰度特征随机场并用  $f_1$  表示其组态,  $F_2$  表示图像纹理特征随机场并用  $f_2$  表示其组态。将标号随机场  $X$  的一个组态表示为  $x$ , 根据贝叶斯理论,标号  $x$  的后验概率表示为

$$P(x | f_1, f_2) \propto P(f_1 | x) P(f_2 | x) P(x). \quad (6)$$

根据 MRF 与 Gibbs 的等价关系<sup>[17]</sup>得到先验概

率  $P(x)$ , 即

$$P(x) = Z^{-1} \exp[-U(x)], \quad (7)$$

式中:  $Z$  为归一化常数;  $U(x)$  为能量函数, 定义为

$$U(x) = - \sum_{j=1}^K \sum_{a=1}^2 G_{aj}^{(t)} \ln \omega_{aj}^{(t)}, \quad (8)$$

式中:  $\omega_{aj}^{(t)}$  为权值系数;  $G_{aj}^{(t)}$  为像素  $y_{ai}$  结合  $N_i$  邻域像素的概率分布数据,  $G_{aj}^{(t)} =$

$\exp\left[\frac{\beta}{2M_i} \sum_{m \in N_i} (z_{am}^{(t)} + \omega_{am}^{(t)})\right]$ , 其中,  $z_{am}^{(t)}$  为后验概率,

$\omega_{am}^{(t)}$  为先验概率,  $m$  为  $N_i$  邻域内第  $m$  个像素,  $M_i$  为像素  $y_{ai}$  及其  $N_i$  邻域内像素的个数,  $\beta$  为平滑先验的温度系数,  $\beta$  在  $[0.5, 8]$  区间变化,  $\beta$  越大则分割算法对图像细碎纹理的检测能力越弱, 随着  $\beta$  的减小, 图像分割区域的边界变得越来越精细。

双特征随机场中的变量是独立同分布的, 则将(4)式、(5)式代入(6)式, 得到

$$P(x | f_1, f_2) \propto \left[ \prod_{i=1}^N P(y_{1i} | x_i) P(y_{2i} | x_i) \right] P(x), \quad (9)$$

式中:  $P(x | f_1, f_2)$  为双特征随机场模型的标号场后验概率,  $P(x | f_1, f_2)$  达到最大值时像素分配的标号场最为适当, 从而将图像分割问题转化为  $P(x | f_1, f_2)$  最大化优化问题:

$$\hat{x} = \operatorname{argmax}_x [P(x | f_1, f_2)]. \quad (10)$$

#### 4.2 目标能量函数建立

灰度特征的混合模型描述为

$$P(\mathbf{Y}_1 | \Theta_1) = \sum_{j=1}^K \omega_{1j} N(\boldsymbol{\mu}_{1j}, \boldsymbol{\Sigma}_{1j}), \quad (11)$$

式中:  $\Theta_1$  为混合模型的参数,  $\Theta_1 = \{\omega_{1j}, \boldsymbol{\mu}_{1j}, \boldsymbol{\Sigma}_{1j}\}$ ,  $j=1, 2, \dots, K$ ;  $\omega_{1j}$  为权值系数,  $\sum_{j=1}^K \omega_{1j} = 1$ 。

纹理特征的混合模型描述为

$$P(\mathbf{Y}_2 | \Theta_2) = \sum_{j=1}^K \omega_{2j} N(\boldsymbol{\mu}_{2j}, \boldsymbol{\Sigma}_{2j}), \quad (12)$$

式中:  $\Theta_2$  为混合模型的参数,  $\Theta_2 = \{\omega_{2j}, \boldsymbol{\mu}_{2j}, \boldsymbol{\Sigma}_{2j}\}$ ,  $j=1, 2, \dots, K$ ;  $\omega_{2j}$  为权值系数,  $\sum_{j=1}^K \omega_{2j} = 1$ 。

首先用贝叶斯定理计算给定图像像素  $y_{ai}$  条件下  $x_i = j$  的后验概率:

$$z_{aj} = \frac{\omega_{aj} N(\boldsymbol{\mu}_{aj}, \boldsymbol{\Sigma}_{aj})}{\sum_{j=1}^K \omega_{aj} N(\boldsymbol{\mu}_{aj}, \boldsymbol{\Sigma}_{aj})}. \quad (13)$$

将(11)式和(12)式代入(9)式中, 对  $P(y_{1i} | x_i)$ 、 $P(y_{2i} | x_i)$  取负对数, 从而得到双特征 MRF 目标能量函数:

$$L(x | \Theta_1, \Theta_2) = - \sum_{a=1}^2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \ln \omega_{aj} \cdot \frac{1}{(2\pi)^{(1+d)/2} |\boldsymbol{\Sigma}_{aj}|^{1/2}} N(\boldsymbol{\mu}_{aj}, \boldsymbol{\Sigma}_{aj}) + U(x). \quad (14)$$

(14)式为构建的双特征随机场模型, 该模型遵循最大后验准则, 可提高模型的泛化能力并获取标号的映射, 于是(10)式转换为

$$\hat{x} = \operatorname{argmin}_{x \in S} [L(x | \Theta_1, \Theta_2)]. \quad (15)$$

#### 4.3 参数更新

为了更新混合参数, 且根据  $\sum_{j=1}^K \omega_{1j} = 1$  和  $\sum_{j=1}^K \omega_{2j} = 1$ , 采用拉格朗日乘子法获得权值参数的更新混合系数为

$$\frac{\partial}{\partial \omega_{aj}^{(t+1)}} \left[ \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K \ln \omega_{aj}^{(t)} N(\boldsymbol{\mu}_{aj}, \boldsymbol{\Sigma}_{aj}) + \lambda \left( \sum_{j=1}^K \omega_{aj}^{(t)} - 1 \right) \right] = 0. \quad (16)$$

对(16)式展开求和,  $\lambda = -N$ , 因此有

$$\omega_{aj}^{(t+1)} = \frac{z_{aj}^{(t)} + G_{aj}^{(t)}}{\sum_{j=1}^K z_{aj}^{(t)} + G_{aj}^{(t)}}, \quad (17)$$

令  $\partial L / \partial \boldsymbol{\Sigma}_{aj} = 0$ ,  $\forall j \in [1, 2, \dots, K]$ , 得到

$$\boldsymbol{\Sigma}_{aj}^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N \omega_{aj}^{(t)} (\|y_{ai} - \boldsymbol{\mu}_{aj}^{(t)}\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{aj}^{(t)}}^2)}{\sum_{j=1}^K \omega_{aj}^{(t)}}, \quad (18)$$

令  $\partial L / \partial \boldsymbol{\mu}_{aj} = 0$ ,  $\forall j \in [1, 2, \dots, K]$ , 得到

$$\boldsymbol{\mu}_{aj}^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N y_{ai} N(\boldsymbol{\mu}_{aj}^{(t)}, \boldsymbol{\Sigma}_{aj}^{(t)})}{\sum_{i=1}^N N(\boldsymbol{\mu}_{aj}^{(t)}, \boldsymbol{\Sigma}_{aj}^{(t)})}, \quad (19)$$

至此, 完成图像分割迭代过程中的参数更新。

#### 4.4 算法流程

利用 K 均值算法对双特征随机场进行参数的初始化操作, 获得图像分割的初始状态, 然后利用 ICM 算法进行迭代运算, 求解最优标号场。具体分割算法描述如下:

1) 获取图像。利用图 1 中的模板获取图像的纹理特征向量, 建立图像灰度和纹理的完整观测数据。

2) 初始化。利用 K 均值算法对双特征随机场进行初始化操作, 获得图像分割的初始参数, 即观测场图像数据隶属各分类的权值  $\omega_{aj}$ 、均值  $\boldsymbol{\mu}_{aj}$  和方差  $\boldsymbol{\Sigma}_{aj}$ 。



3) 利用(14)式目标函数计算当前迭代的标号场  $\hat{x}^{(t)}$ , 利用(13)式计算隐藏变量  $z_{aj}$ 。

4) 根据目标能量函数最小化准则, 利用(17)~(19)式分别更新双特征随机场的权值  $\omega_{aj}$ 、均值  $\mu_{aj}$  和方差  $\Sigma_{aj}$ 。

5) 对最大迭代次数进行判断, 如果没有达到最大迭代次数, 算法跳到步骤 3), 否则, 算法结束。

#### 4.5 算法讨论

图像理解过程通常是从整体的粗糙尺度获取整体概念, 随后逐步获取图像的细节要素。图像包含多个特征数据, 通过模拟退火技术对多个特征数据进行平衡控制。引入的双特征描述子定义为

$$F(\bullet) = F(\bullet)_1 + \alpha F(\bullet)_2, \quad (20)$$

式中:  $F(\bullet)_1$  是特征 1 的分布模型;  $F(\bullet)_2$  是特征 2 的分布模型;  $\alpha$  是平衡两个特征之间关系的权重参数, 定义为

$$\alpha = \exp(-t/c), c \in \mathbf{R}, \quad (21)$$

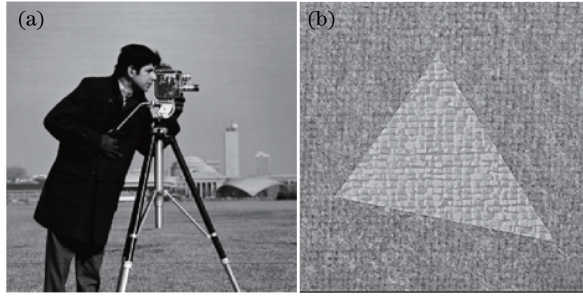


图 2 原始图像。(a) 摄像师; (b) 合成图像

Fig. 2 Original images. (a) Cameraman; (b) synthetic image

#### 5.1 算法参数对分割结果的影响

算法参数包含分数阶微分算子模板尺寸和温度系数, 本节主要验证算法参数对分割结果的影响。在分数阶微分滤波增强中, 设置  $v=0.5$ , 分数阶微分算子模板分别选择  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$  和  $9 \times 9$ ; 在提取纹理特征时, 取  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $135^\circ$  共 4 个方向, 步长  $d=1$ , 得到 4 组灰度共生矩阵, 选择数据的统计平均值作为每个像素的最终特征值; 双特征随机场模型的温度系数  $\beta$  的范围设置为  $[0.5, 8]$ 。

##### 5.1.1 微分算子参数对分割结果的影响实验

在参数  $\beta=0.5$  条件下, 样本图片的分割结果如图 3 所示, 图 3 的上、下行分别为摄像师和合成图像的分割结果, 图 3(a)~(d) 依次为  $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$  和  $9 \times 9$  模板参数下的分割结果。分割结果显示: 模板增大, 则算法对粗大纹理的分辨力提高, 对细碎纹理的分辨力减弱, 对细碎纹理的特征提取能力减弱,

式中:  $t$  为当前迭代次数;  $c$  为控制权重变化速度的常数。  $\alpha$  随着迭代次数的增加渐近于 0, 在分割开始时, 图像中较大级别纹理变化影响图像全局特征描述的稳定性; 在图像分割的后期, 局部特征的权重降低, 同时全局特征占据主导因素。

## 5 实验结果与分析

本文样本图像一个是摄像师, 另外一个由 USI\_SIPi 纹理图库<sup>[18]</sup> 1.2.05 号和 1.3.10 号两个纹理图像合成, 样本图像如图 2 所示。实验是在 Intel(R)Core(TM) i5 7200 CPU@2.50 GHz 处理器、Windows 10 64 位操作系统的环境下, 基于 MATLAB R2010b 软件进行算法验证和性能测试。实验方案为: 首先针对获取的图像, 测试不同的参数对图像的分割效果; 然后, 与其他分割方法进行分割性能比较。算法满足以下条件之一则停止: 1) 连续两次分割结果的像素灰度改变比率不超过 0.001; 2) 迭代次数超过 50。

得到的分割结果的区域边界比较平滑、区域边界细节缺失; 模板减小, 则算法对粗大纹理的分辨力降低, 算法的特征提取能力对细碎纹理响应十分敏感, 得到的图像分割结果细腻但在分割区域内出现一定的噪声点, 分割区域的边界比较尖锐。

图 3(a) 中下行图像的纹理特征主要为细碎纹理的草坪, 在图像分割过程中, 采用  $3 \times 3$  的模板能够完整地分割出物体区域且分割边界区域更为精细。逐步扩大模板窗口, 尤其是  $9 \times 9$  的时候, 尽管分割的边界比较平滑连续, 但是误分了物体的部分区域且背景区域出现了错分点。相对于图 3(a) 而言, 图 3(b) 中下行图像的纹理特征主要为粗大纹理, 采用  $3 \times 3$  的模板导致图像分割的错分点增多, 逐步扩大模板窗口, 分割效果逐渐理想, 得到的分割边界比较平滑, 而且错分点比小窗口减少很多。因此, 应该依据图像的分割需求和纹理特征选择窗口大小。

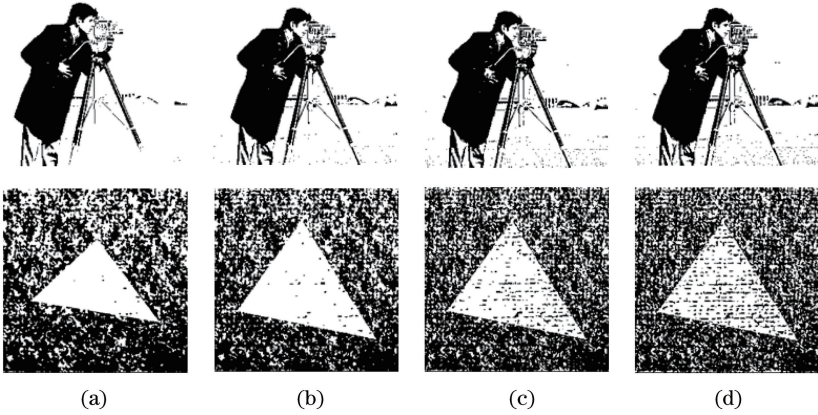


图3 不同窗口下的分割结果。(a)  $3 \times 3$ ; (b)  $5 \times 5$ ; (c)  $7 \times 7$ ; (d)  $9 \times 9$

Fig. 3 Segmentation results under different windows. (a)  $3 \times 3$ ; (b)  $5 \times 5$ ; (c)  $7 \times 7$ ; (d)  $9 \times 9$

5.1.2 温度系数对分割结果的影响实验

对于摄像师和合成图像,分别选用  $3 \times 3$  和  $9 \times 9$  的分数阶微分算子模板。图 4(a)~(d) 依次为温度系数  $\beta=1, 2, 4, 8$  时的分割结果。通过分析实验结果可以发现:如果选择的  $\beta$  值足够小,能够实现高精度的分割,同时目标轮廓与真实轮廓之间也更加接近,然而图像中会存在较多的噪声

点,较小的区域并没有很好地被分割出来,呈离散状,此时该方法鲁棒性很弱且易于出现误分类;如果选择的  $\beta$  值足够大,图像中的噪声点大量减少,较小的区域也可以被较好地分割,图像中虽有断开的部分,但还是较为完整地分割出来,其缺点是分割的准确度较低,识别目标可能会存在边缘细节丢失的情况。

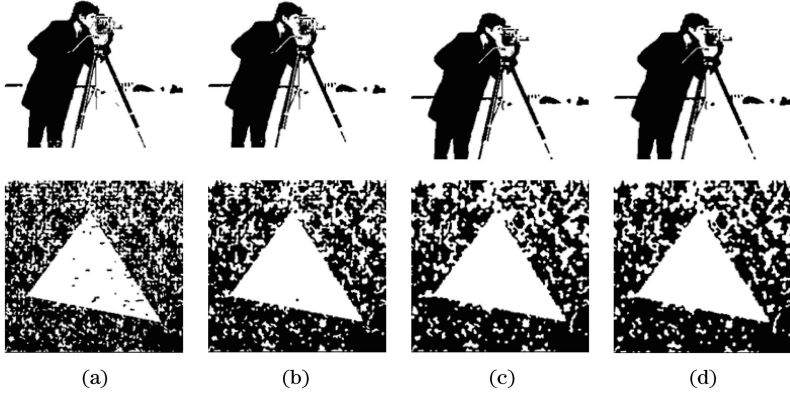


图4 不同温度系数下的图像分割结果。(a)  $\beta=1$ ; (b)  $\beta=2$ ; (c)  $\beta=4$ ; (d)  $\beta=8$

Fig. 4 Image segmentation results under different temperature coefficients. (a)  $\beta=1$ ; (b)  $\beta=2$ ; (c)  $\beta=4$ ; (d)  $\beta=8$

5.1.3 能量变换曲线分析

对摄像师进行图像分割的过程中,在温度系数  $\beta=1$  和模板参数  $3 \times 3$  条件下,图像序列能量函数  $U(x)$  随迭代次数的变化曲线如图 5 所示。分析图 5 容易发现,由于迭代次数不断增大,能量函数持续减小,最终逼近某一定值,该值即是标号场的最大后验概率估计值。通过比较分析图像分割的能量函数曲线,发现本文算法的  $U(x)$  值在第 5 次迭代时接近最小,算法基本达到收敛。

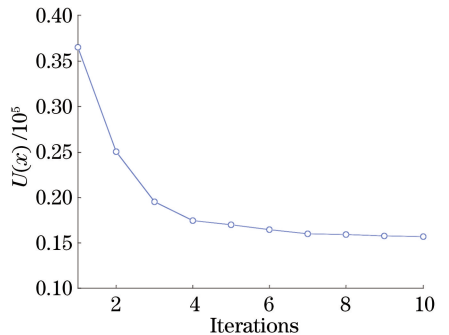


图5 图像序列能量函数  $U(x)$  的变化曲线  
Fig. 5 Variation curve of image sequence energy function  $U(x)$

## 5.2 不同算法图像分割对比实验

### 5.2.1 分割质量标准

前面的测试实验检验了本文所提出的算法对图像进行分割操作的可能性,本节进行不同算法的对比实验,以杰卡德<sup>[19]</sup>相似度( $R_J$ )以及分类正确率( $R_{CCR}$ )为衡量标准,对各种分割方法进行定量分析。衡量指标的计算公式为

$$R_J = \frac{S_A \cap S_P}{S_A \cup S_P}, \quad (22)$$

$$R_{CCR} = \frac{N_C}{N_T}, \quad (23)$$

式中: $S_A$  是算法的分割结果; $S_P$  是专家手动分割结

果; $N_C$  是本文算法正确分割的图像像素总数; $N_T$  是图像像素总和; $R_J$  和  $R_{CCR}$  的取值范围均为 0 到 1,且数值越大,分割效果越明显。

### 5.2.2 分割结果分析

本实验对不同算法的分割结果进行比较,测试样本图像为摄像师和合成图像,图 6 为 MRF、FCN<sup>[12]</sup>和 GMM 三种算法的分割结果,以及本文算法(D\_MRF 算法)所得到的分割结果。根据图 6 分割结果,参与对比的三种分割算法尽管能够实现分割目标区域的目的,但是分割出的区域存在着部分噪声以及无效区域,尤其是难以实现对类之间边界的检测。

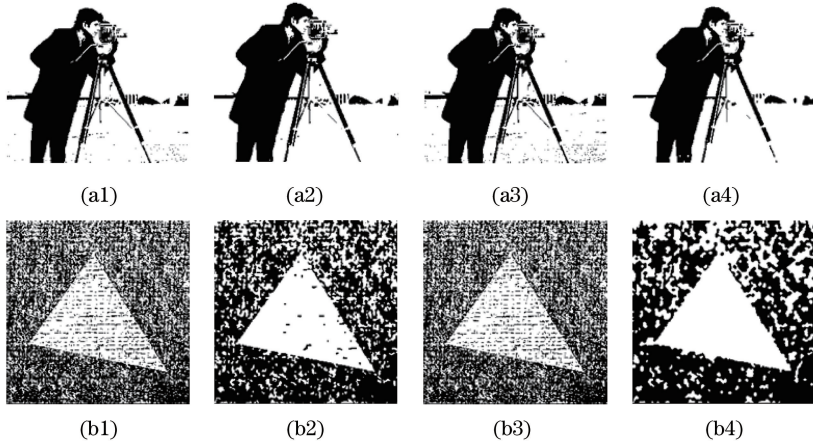


图 6 不同算法的分割效果。(a1)(b1) MRF; (a2)(b2) FCN; (a3)(b3) GMM; (a4)(b4) D\_MRF

Fig. 6 Segmentation effect of different algorithms. (a1)(b1) MRF; (a2)(b2) FCN; (a3)(b3) GMM; (a4)(b4) D\_MRF

MRF 分割的结果说明,图像的边缘轮廓上像素点的灰度值和邻域像素点的灰度值具有一定的相关性,因此,与 GMM 相比,MRF 算法增强了对纹理的分割能力。例如,图 6(a1)中错分了摄像机下部建筑物的连接区域,图 6(b1)中灰度变化最剧烈的边界没有被完整地分割出来。FCN 分割结果较为理想,由于缺少大量训练样本,该算法对纹理细节变化的识别能力较弱,如图 6(b2)中存在大量的噪声点。GMM 仅利用图像像素的灰度信息,没有描述像素之间的空间信息,无法精细分割图像中局部灰度差异明显的纹理细节,导致 GMM 分割后的效果较差,图像中的孤立像素不仅数量较多,同时分布也十分密集,比如图 6(a3)中衣服后部与背景建筑物邻近区域错分的现象比较严重,图 6(b3)的纹理边界检测错误。

D\_MRF 算法包含了像素灰度值的特征随机场,并引入分数阶微分算子来增强边缘轮廓和纹理细节,同时利用灰度共生矩阵描述图像的纹理

特征信息,获取图像的完整观测数据,从而构造一个纹理特征向量的高斯混合模型。可以发现,该算法的分割效果较好,能够基本实现精准的区域分割。

### 5.2.3 定量比较分析

表 2 记录的是图像样本在不同分割方法下的质量数据,WM、GM、CSF 表示不同类型的待分割图像。根据各指标参数的意义,指标参数越接近 1 说明分割的质量越好。研究分析表 2 的统计数据结果,容易发现:1) 采用 FCN、GMM、MRF 进行分割所得的图像中均存在十分明显的错误分类情况以及大量的噪声点,所以它们的指标参数水平较低,而本文采用的分割方法能够实现更准确的分类,同时对噪声的抑制能力也更强;2) 因为本文采用的方法可以通过 ICM 算法的方式来达到优化对数概率的目的,其他方法不能够进行先验分布操作,所以本文方法具有容易操作、效果好等优势,尽管 GMM 速度也相对较快,但是分割的效果较差。



表2 不同算法的结果对比

Table 2 Comparison of results obtained by different algorithms

Sample	Segmentation algorithm	$R_j$			$R_{CCR}$
		WM	GM	CSF	
Cameraman	MRF	0.8436	0.8271	0.8341	0.8231
	FCN	0.9063	0.8972	0.8845	0.8601
	GMM	0.8272	0.8193	0.8062	0.8023
	D_MRF	0.9373	0.9285	0.9263	0.9389
Synthetic image	MRF	0.8386	0.8476	0.8462	0.8406
	FCN	0.8872	0.9165	0.8964	0.8903
	GMM	0.8116	0.8273	0.8012	0.8208
	D_MRF	0.9466	0.9373	0.9342	0.9391

## 6 结 论

详细介绍了一种基于双特征马尔可夫随机场的图像分割方法:1)定义一种基于灰度值和纹理细节的双特征描述,并构建基于双特征观测数据的高斯混合模型;2)定义一种基于观测数据的双特征马尔可夫随机场模型,给出了双特征马尔可夫随机场模型下像素点与标号场对应关系的评估与更新;3)使用条件迭代算法对双特征随机场的区域分割目标函数进行求解。完成了算法参数对分割效果的影响实验以及不同算法的对比实验,实验结果表明所提算法能够实现正确的图像分割,提高了图像分割的鲁棒性和精确性。

## 参 考 文 献

- [1] Hu X, Liu Z J, Yao Y T, et al. Crowdsourcing model research for the identification of post-earthquake rescue objects[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2019, 23(5): 863-881.
- [2] Wang Y, Zhu L Q, Yu Z J, et al. Segmentation and recognition algorithm for high-speed railway scene [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(6): 0610004.  
王洋, 朱力强, 余祖俊, 等. 高速铁路场景的分割与识别算法[J]. 光学学报, 2019, 39(6): 0610004.
- [3] Pereira S, Pinto A, Alves V, et al. Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(5): 1240-1251.
- [4] Li L F, Sun R Y. Bridge crack detection algorithm based on image processing under complex background [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(6): 061002.  
李良福, 孙瑞贇. 复杂背景下基于图像处理的桥梁裂缝检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(6): 061002.

- [5] Hassan M, Murtza I, Hira A, et al. Robust spatial fuzzy GMM based MRI segmentation and carotid artery plaque detection in ultrasound images [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2019, 175: 179-192.
- [6] Li P, Zhang Y. Video smoke detection based on Gaussian mixture model and convolutional neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(21): 211502.  
李鹏, 张炎. 基于高斯混合模型和卷积神经网络的视频烟雾检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(21): 211502.
- [7] Wang L, Liu Q. A multi-object image segmentation algorithm based on local features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 061002.  
王琳, 刘强. 基于局部特征的多目标图像分割算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(6): 061002.
- [8] Nazarinezhad J, Dehghani M. A contextual-based segmentation of compact PolSAR images using Markov Random Field (MRF) model [J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(3): 985-1010.
- [9] Yang J Z, Lu L, Tan W J, et al. A modified MRF algorithm based on neighborhood spatial information for MRI brain tissue segmentation [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2017, 7(7): 1525-1530.
- [10] Zheng C, Wang L G, Chen X H. A hybrid Markov random field model with multi-granularity information for semantic segmentation of remote sensing imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(8): 2728-2740.
- [11] Zhou T X, Ruan S, Canu S. A review: deep learning for medical image segmentation using multi-modality fusion[J]. Array, 2019, 3/4: 100004.



- [12] Wang W X, Fu Y T, Dong F, et al. Infrared ship target detection method based on deep convolution neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0712006.  
王文秀, 傅雨田, 董峰, 等. 基于深度卷积神经网络的红外船只目标检测方法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0712006.
- [13] Feng C X, Wang X L. Convolution-deconvolution image segmentation model for fusion features and decision [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(1): 011008.  
冯晨霄, 汪西莉. 融合特征和决策的卷积-反卷积图像分割模型 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(1): 011008.
- [14] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(4): 640-651.
- [15] Gamal M, Siam M, Abdel-Razek M. ShuffleSeg: real-time semantic segmentation network [EB/OL]. (2018-03-10) [2020-03-02]. <https://arxiv.org/abs/1803.03816>.
- [16] Chu J, Yu J J, Miao J, et al. Local Gaussian distribution fitting energy model with fractional differential [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2019, 32(5): 409-419.  
储珺, 余佳佳, 缪君, 等. 引入分数阶微分的局部高斯分布拟合能量模型 [J]. *模式识别与人工智能*, 2019, 32(5): 409-419.
- [17] Song Y, He B, Zhao Y, et al. Segmentation of sidescan sonar imagery using Markov random fields and extreme learning machine [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2019, 44(2): 502-513.
- [18] University of Southern California. The USC-SIPI image database [EB/OL]. [2019-11-26]. <http://sipi.usc.edu/database/>.
- [19] Wei S, Leung H. A Markov random field approach for sidescan sonar change detection [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2012, 37(4): 659-669.