

## 基于增强型 EM 模型重叠区域图像分割算法

房宜汕<sup>1,2</sup>

(1 广东工业大学 计算机学院, 广东 广州 510006; 2 嘉应学院 计算机学院, 广东 梅州 514015)

**摘 要:** 针对图像大规模重叠区域的有效分割一直是一个难题, 传统的 Log 算子、Sobel 算子、Canny 算子以及梯度算子等算法解决大规模像素重叠问题时, 模型会陷入不收敛的境地, 导致分割效果较差, 为了解决这样问题, 提出一种增强型 EM 模型解决重叠区域图像分割的问题, 利用 curvelet 变换在 curvelet 域内提取图像的边缘特征, 并定位特征 curvelet 系数. 通过增强特征 curvelet 系数, 增强边沿特征对比性, 分割多尺度多结构元素形态学检测的边缘图像, 消除重叠带来的干扰. 仿真实验结果表明: 分割的边缘更为完整准确, 取得了令人满意的效果.

**关键词:** EM 像素模型; 图像边缘; 分割算法

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-7180(2013)02-0157-04

## Based on the Enhanced EM Model Overlap Region Image Segmentation Algorithm

FANG Yi-shan<sup>1,2</sup>

(1 School of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2 School of Computer, Jiaying University, Meizhou 514015, China)

**Abstract:** In image large-scale overlap region of the effective segmentation is always a difficult problem, the traditional Log operator, Sobel operator, Canny operator and gradient operator and algorithms to solve large scale pixel overlap problem, model will in no convergence situation, causing segmentation effect is bad, in order to solve this problem, the paper proposes a kind of enhanced EM model is used to solve the problem of overlapping area image segmentation, use curvelet transform in curvelet domain of images edge features, and positioning characteristic curvelet coefficient. Through the enhancement features curvelet coefficient, enhance the edge feature of kriging, multi-scale segmentation more structural elements morphological detection edge image, and eliminate the interference of overlapping brings. The simulation results show that the edge of the segmentation is more complete and accurate, and satisfactory results have been obtained.

**Key words:** EM pixel model; image edge; segmentation algorithm

### 1 引言

边缘是图像的最基本特征, 图像的边缘包含了用于识别的重要信息. 图像的边缘检测是采用计算机视觉技术和图像处理技术, 对物体图像进行分析, 描述出物体的整体结构特征, 为进一步的图像识别提供基础<sup>[1]</sup>. 有效的图像边缘检测结果, 对进一步的图像分析工作起着关键的作用<sup>[2]</sup>. 当前使用的数字图像边缘检测方法, 通常采用图像处理技术, 基于待分割物体和周围环境在形态和颜色上的差别, 对图

像进行分割. 如果待分割物体中存在大量的重叠图像, 则会出现大规模的混淆图像像素, 降低了图像的灰度和梯度特征的差异度, 影响图像处理技术的分类效果和图像边缘分割算法的有效性. 通常使用的图像边缘分割算法包括 Log 算子、Sobel 算子、Canny 算子以及梯度算子等<sup>[3-5]</sup>. 但是, 这是算法都不能解决图像中存在的大规模重叠问题. 因此, 当前学者研究的重点问题是, 如何有效处理图像重叠区域的分割问题.

## 2 基于增强型 EM 像素模型原理

### 2.1 图像像素的预处理

算法的第一步是对图像像素进行均衡化初始化工作. 图像直方图在图像处理中是一种十分重要的图像分析工具, 这一方法能够表示灰度的分布范围, 以一幅图像为例, 由图 1(a)、(b)可以看出, 不同图片的灰度分布区间和分布密度上都有着较大的差异, 在一些重叠部位, 像素密度变化小, 表示的直观反映就是这样的部位不够清晰. 为了更好的完成图像初始化, 可以通过一些动态调节, 改变灰度级的密度, 使得像素的分布更为均匀, 使得图像灰度在较大的动态范围内趋于平衡.

直方图均衡化是初始化图像的一个有效方法, 其原理是对在图像中像素个数多的灰度级进行拓宽, 动态的对像素的灰度级进行有效调节, 从而达到使图像清晰的目的.

(1) 对于连续数字图像  $f(x, y)$ , 设其灰度范围为  $f_{\min} \leq f(x, y) \leq f_{\max}$ , 首先将其直方图正规化:

$$r = \frac{f(x, y) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}$$

$r, s$  分别表示正规化后的原图像灰度和经过直方图修正后的图像灰度,  $0 \leq r, s \leq 1$ .

由概率论可知, 要利用灰度变换函数  $s = T(r)$  将原图像直方图  $P_r(r)$  变换为分布均匀的直方图  $P_s(s)$ , 即  $P_s(s)ds = P_r(r)dr$ . 因此,  $s \in [0, 1]$  时,  $P_s(s) = 1$ , 则

$$s = T(r) = \int_0^r P_r(w)dw$$

其中  $w$  是积分变量.

(2) 对于离散数字图像, 其直方图均衡化处理的大致步骤为:

① 统计原始直方图中的各灰度级概率. 对一幅图像而言, 其灰度级出现的概率可近似表示为:

$$P_r(r_k) = \frac{n_k}{n}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

其中,  $r_k$  为图像的灰度级,  $n_k$  是灰度级为  $r_k$  的像素个数,  $n$  是图像中像素的总和,  $L$  是图像中可能的灰度级总数.

② 将灰度变换函数离散化, 得到直方图累积分布函数:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k P_r(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n},$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, L-1$$

③ 利用累积分布函数对图像进行灰度变换, 将

输入图像灰度级为  $r_k$  的各像素映射到输出图像中灰度级为  $s_k$  的对应像素位置, 以得到变换后的输出图像.

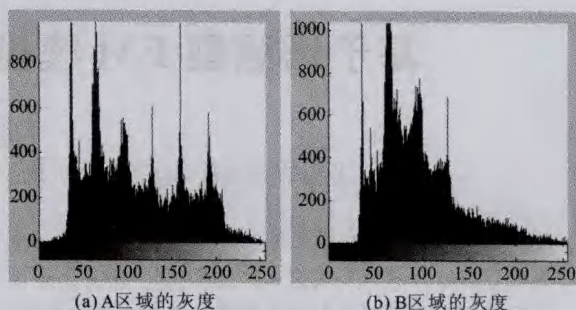


图 1 不同区域的灰度对比

### 2.2 分割模型的建立

最大期望算法 EM, 是一种参数极大似然预测方法, 其主要用于对两种缺失数据参数的预测: 第一种缺失数据是由观测过程的弊端导致的观测数据的缺失性; 第二种是原始观测数据的缺失性, 主要是因为似然函数的多样性和随机性, 降低了极大似然函数预测方法的准确性, 此时原始观测数据具有缺失性, 需要融入一定的数据, 构成完整的数据. 最大期望算法对以上分析的两种缺失数据参数进行预测, 可解决图像重叠问题. 因此, 本文采用最大期望算法构建图像分割模型, 具体过程如下所述:

设置模型观测到的像素数据为  $P$ , 全部图像数据用  $Q = (P, S)$  描述, 其中,  $S$  表示像素缺失数据. 图像分割模型参数  $\psi$  对于  $P$  的概率分布用  $g(\psi | P)$  描述, 但是该概率分布具有多样性特征, 不能对数据进行多角度分析. 若已知缺失像素数据  $S$ , 则可获取关于图像分割模型参数  $\psi$  的扩展概率分布  $g(\psi | p, s)$ , 该概率分布具有简单性特征, 能够对数据进行多角度分析. 对  $S$  进行分析和优化, 能够将原来复杂的分析问题转换成简单的分析问题.

增强型 EM 模型将隐变量设置成已知值, 简化了似然函数, 提高方程运算的效率. 增强型 EM 模型需要对缺失数据进行全面分析, 方法为: 设置两个像素样本空间分别为  $Q$  和  $S$ ,  $Q$  表示完整像素数据,  $P$  表示观测像素数据;  $Q$  到  $P$  的多对一映射用  $k: Q \rightarrow P$  描述;  $\psi$  对于观测数据  $P$  的概率分布密度函数为  $f(\psi | p)$ , 即观测概率分布; 在  $P$  中融入数据  $S$  后, 其相对于  $\psi$  的概率分布密度函数用  $l(\psi | p, s)$  描述, 即增加概率分布; 如果已知  $\psi$  和  $P$ , 则可得数据  $S$  的可能条件分布密度函数为  $u(s | p, \psi)$ .

依据以上分析的参数, 可得增强型 EM 算法的具体过程为: 设置第  $i+1$  次迭代运算时的参数预测

值用  $\psi^j$  表示,第  $i+1$  次迭代包括期望步(E-step)和极大步(M-step)两种运算过程。

(1)E-step(期望步):计算  $l(\psi | p, s)$  或  $\log l(\psi | p, s)$  的条件期望,过滤数据  $s$ ,计算公式为:

$$W(\psi, \psi^j) = R_s[\log l(\psi | p, s) | p, \psi^j] \\ = \int \log l(\psi | p, s) u(s | p, \psi^j) ds \quad (1)$$

(2)M-step(极大步):将  $W(\psi, \psi^j)$  极大化,提取  $\psi^{j+1}$  确保  $W(\psi^{j+1}, \psi^j) = \max W(\psi, \psi^j)$ , 即  $\psi^{j+1} = \operatorname{argmax} W(\psi, \psi^j)$ 。

通过以上的分析可得,增强型 EM 算法通过迭代  $\psi^j \rightarrow \psi^{j+1}$  对 E-step 和 M-step 进行迭代运算,直至  $\|\psi^{j+1} - \psi^j\|$  或  $\|W(\psi^{j+1}, \psi^j) - W(\psi^j, \psi^j)\|$  达到最小化时,停止迭代运算。

### 2.3 区域内边沿图形增强

增强型 EM 算法通过增益函数依据既定的阈值,将 curvelet 系数划分成不同的类别。提取变化幅度较大的 curvelet 系数作为图形的边缘特征,再对这些图形边缘特征进行局部非线性强化处理,最终提高了图像的细节边缘特征的有效性。该方法的增益函数为:

$$y_e(x, \lambda) = 1, \quad (x < e\lambda) \\ y_e(x, \lambda) = \frac{x - e\lambda}{e\lambda} \left(\frac{u}{2e\lambda}\right)^G + \frac{2e\lambda - x}{e\lambda}, \\ (e\lambda \leq x < 2e\lambda) \\ y_e(x, \lambda) = \left(\frac{u}{x}\right)^G, \quad (2e\lambda \leq x < u) \\ y_e(x, \lambda) = \left(\frac{u}{x}\right)^Z, \quad (x \geq u) \quad (2)$$

其中,  $x$  表示曲波系数,  $\lambda$  表示不同子带的噪声系数标准差,采用三个阈值  $e\lambda, 2e\lambda, u$  将  $x$  划分成四类,  $G, Z$  表示非线性因子,用于调整不同区域的增益函数。增强型 EM 算法能够提高无噪图像或含噪量少的图像的边缘细节特征的有效性,获取更加清晰的图像。该算法处理含噪声较大的图像时,采用增益函数将图像划分成不同的区域,分别对各个区域进行局部非线性强化处理,从而解决图像重叠对图像分割的不利影响,提高像素的灰度差异度,确保获取有效的图像分割效果。

### 2.4 分割步骤

本文提出的增强型 EM 算法通过对模型的不断优化,可确保模型适应不断变化的环境。本文算法对各帧图像进行分割时,依据当前的分析值不断调整混合模型的均值、方差以及权值。对实时图像进行分析时,无法同时获取全部的观测数据。本文通过实时

EM 算法,获取单输入分布模型中的预测参数。该算法是依据批操作 EM 算法发展起来的。其中  $t$  时刻,像素  $(i, j)$  混合模型参数优化公式为:

$$G(h | X_{ij}^t, \psi_{ij,e,h}^{t-1}) = \begin{cases} 1 & \text{if } h^{\text{th}} \text{ sub-model is matched Gaussian component} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\ R_{ij,e,h}^t = R_{ij,e,h}^{t-1} + g(h | X_{ij}^t, \psi_{ij,e,h}^{t-1}) \\ S_{ij,e,h}^t = S_{ij,e,h}^{t-1} + \frac{1}{\sum_{h=1}^H R_{ij,e,h}^t} (g(h | X_{ij}^t, \psi_{ij,e,h}^{t-1}) - S_{ij,e,h}^{t-1}) \\ \gamma_{ij,e,h}^t = \gamma_{ij,e,h}^{t-1} + \frac{g(h | X_{ij}^t, \psi_{ij,e,h}^{t-1})}{R_{ij,e,h}^t} (X_{ij}^t - \gamma_{ij,e,h}^{t-1}) \\ \sum_{ij,e,h}^t = \sum_{ij,e,h}^{t-1} + \frac{g(h | X_{ij}^t, \psi_{ij,e,h}^{t-1})}{R_{ij,e,h}^t} \\ ((X_{ij}^t - \gamma_{ij,e,h}^{t-1})(X_{ij}^t - \gamma_{ij,e,h}^t)^T - \sum_{ij,e,h}^{t-1}) \quad (3)$$

## 3 实验仿真结果与分析

通过仿真实验验证本文算法的有效性和优越性。实验环境是:Windows XP、主频 2.0GHz、内存 1G 的 PC 机。实验分别选择某商业大厦的起火图和某地区爆炸图作为实验测试样本,两个测试样本图像的大小分别是  $145 \times 120$ 、 $210 \times 285$ , 分别如图 2(a)和图 3(a)描述。实验分别采用本文算法、otsu 阈值算法以及标准 FCM 算法,对火灾重叠图像进行分割测试,获取的火焰图像图分别如图 2 和图 3 中的(b)、(c)、(d)描述。Otsu 算法和标准 FCM 算法都采用相同的初始化聚类中,并且设置参数为  $c=2, m=2, \varepsilon=0.0001$ 。

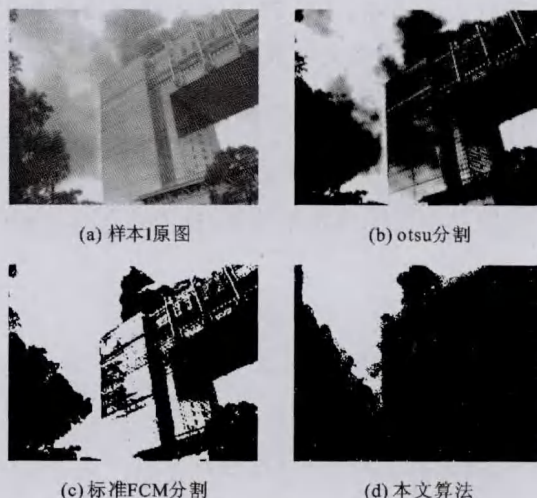


图2 不同算法对样本1分割结果对比

通过图 2 和图 3 中的(b)和(c)可看出,采用标准 FCM 分割算法以及 otsu 阈值算法对火灾图像进

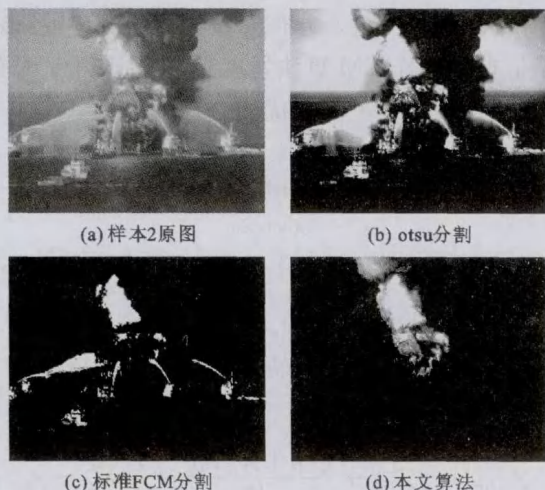


图3 不同算法对样本2分割结果对比

行分割运算,没有过滤掉火灾周围的干扰因素,获取的火灾图像含噪量较大.而采用本文算法对火灾图像进行分割运算,有效的过滤了火灾周围环境的干扰因素,分割出准确的火灾图像.

为了进一步验证本文算法的有效性,分别采用本文算法、otsu 分割算法以及标准 FCM 分割算法对图 2 和图 3 进行模糊聚类分割处理,三种算法消耗的时间用表 1 描述.

表1 三种分割算法运行时间对比

| 算法        | 样本 1<br>耗时/s | 样本 2<br>耗时/s |
|-----------|--------------|--------------|
| otsu 分割   | 0.687        | 0.987        |
| 标准 FCM 分割 | 0.645        | 2.356        |
| 本文算法      | 0.433        | 0.778        |

通过表 1 可得,本文算法的耗时量远远小于其它两种算法,说明本文算法的图像分割速度较快,效率高,具有一定的优越性.

#### 4 结束语

边缘是图像的最基本特征,边缘中包含着有价

值的目标边界信息,边缘检测的好坏直接影响着图像后续处理的完成.针对图像的边缘检测算法的缺点,为对图像特征进行准确识别,抑制噪声干扰,提出一种基于增强型 EM 模型重叠区域图像分割算法,利用 curvelet 变换在 curvelet 域内提取图像的边缘特征,并定位特征 curvelet 系数.通过增强特征 curvelet 系数,增强边缘特征,通过建立优化的 EM 像素分割模型,分割多尺度多结构元素形态学检测的边缘图像,消除重叠带来的干扰.仿真实验结果表明:方法具有较好的抗干扰性和定位准确性,分割的边缘更为完整准确,取得了令人满意的效果

#### 参考文献:

- [1] Oh S, Sastry S. A polynomial-time approximation algorithm for joint probabilistic data association [C]// Proc. of the American Control Conference, Portland, OR:IEEE, 2010:1283-1288.
- [2] J Song, E J Delp. The analysis of morphological filters with multiple structuring elements[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1990 (50): 308-328.
- [3] Beichl I, Sullivan F. The metropolis algorithm [J]. Computing in Science and Engineering, 2009, 2(1): 65-69.
- [4] 陈家实,庄越挺,朱强.一种新的基于背景的红外图像分割方法 [J] 计算机仿真,2007,5(202):77-79.
- [5] Schulz D, Burgard W, Fox D et al. Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association [C]// Proc of the IEEE International Conference on Robotics and Automation[s. l]:IEEE, 2011:1665-1670.

#### 作者简介:

房宜汕 男,(1979—),硕士研究生,讲师.研究方向为数字图像处理及应用.