

# 红外图像统计阈值分割方法

李佐勇<sup>1,2</sup> 刘传才<sup>1</sup> 程 勇<sup>1,3</sup> 赵才荣<sup>1,2</sup>

(南京理工大学计算机系 南京 210094)<sup>1</sup> (闽江学院计算机科学系 福州 350108)<sup>2</sup>

(南京工程学院通信工程系 南京 211167)<sup>3</sup>

**摘 要** 经典的统计阈值方法采用某种形式的类方差和作为阈值选择的准则,未考虑实际图像的特性,对目标和背景具有相似统计分布的图像的分割效果不甚理想。为此,利用阈值分割后两个类的标准偏差定义了一个新的阈值选择准则,并通过最小化此准则选择出最佳分割阈值。通过一系列实际图像上的实验结果表明,与现有的几种经典阈值分割方法相比,本方法分割图像的效果更好,尤其是对红外图像分割的效果更为明显。

**关键词** 图像分割, 阈值方法, 统计理论, 标准偏差

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

## Statistical Thresholding Method for Infrared Images

LI Zuo-yong<sup>1,2</sup> LIU Chuan-cai<sup>1</sup> CHENG Yong<sup>1,3</sup> ZHAO Cai-rong<sup>1,2</sup>

(Department of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)<sup>1</sup>

(Department of Computer Science, Minjiang University, Fuzhou 350108, China)<sup>2</sup>

(Department of Communication Engineering, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Classic statistical thresholding methods take class variance sum of some form as criterions for threshold selection. They don't take special characteristic of practical images into account and fail to get ideal results when segmenting a kind of image having similar statistical distributions in the object and background. In order to eliminate the above limitation of classic statistical approaches, a novel statistical criterion was defined by utilizing standard deviations of two thresholded classes, and the optimal threshold was determined by minimizing it. Experiments on a variety of infrared images and general real world images show that our method outperforms the existing classic thresholding methods in segmentation quality, especially for infrared images.

**Keywords** Image segmentation, Thresholding, Statistical theory, Standard deviation

## 1 引言

图像分割旨在根据图像的灰度、颜色、纹理和位置等信息从背景中抽取目标。图像分割是图像处理的重要环节,也是图像分析和模式识别关键的预处理步骤。与含有 256 个灰度级的灰度图像相比,分割后的图像有如下优点:简化了操作,减少了处理时间,节省了存储空间。在一些图像处理的应用中,目标像素的灰度值有别于背景像素的灰度值。在这种情形下,阈值方法就成了一种简单而有效的图像分割方法。此方法具有实现起来简单、实时性好等优点。在过去的几十年里,图像阈值分割技术已经被广泛应用于医学图像分析、自动目标识别以及手写体字符识别等领域,越来越受到研究者的关注,并已成为图像分割领域的重要技术。

阈值分割分为二级和多级阈值分割。在二级阈值分割

中,假定图像由目标和背景两个部分组成,分割方法旨在寻找一个合适的分割阈值(灰度值)将目标和背景区分开来。人们把图像中灰度值大于分割阈值的像素视为目标或背景像素,而将其余像素视为背景或目标像素。多级阈值分割假定一幅图像由以上两个部分组成,通过寻找多个阈值将图像分割成多个部分。显然,多级阈值分割是二级阈值分割的推广。本文研究的是二级阈值分割,即单阈值分割。

依据分割阈值的确定方式,单阈值分割可分为参数化阈值方法和非参数化阈值方法<sup>[1-5]</sup>。参数化方法首先假定图像的灰度分布满足某种概率密度分布模型,通常假定满足正态分布模型,然后利用图像的直方图来估计分布的参数。比如, Bazi 等<sup>[1]</sup>提出的参数化阈值方法假定图像的目标类和背景类服从泛化的高斯分布,然后利用期望最大化方法来估计两类的分布参数,依此来确定分割阈值。参数估计通常会导出一

到稿日期:2009-02-05 返修日期:2009-05-01 本文受国家自然科学基金项目(60472061, 60632050, 90820004), 国家 863 项目(2006 AA04Z238, 006AA01Z119), 福建省教育厅科技项目(JB07170), 福建省省属高校科技项目(2008F5045), 福建省科技厅项目(2007F5083)和闽江学院科技启动项目(YKQ07001)资助。

李佐勇(1980-),男,博士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为图像处理等, E-mail: fzulzytdq@126.com; 刘传才(1963-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉等; 程 勇(1975-),男,博士,讲师,主要研究方向为图像处理等; 赵才荣(1981-),男,博士,讲师,主要研究方向为认知视觉等。

个具有高计算代价的非线性估计问题,而且图像的灰度分布往往不满足正态分布,因此这类方法通常不能得到好的分割结果。非参数化方法经常在实际分割问题中应用,因为它们更鲁棒,分割效果更好。在非参数化方法中,分割阈值是通过某种准则的最优化得到的,过去几十年里涌现了很多这类方法。Otsu<sup>[6]</sup>提出了一种通过最大化类间方差来确定分割阈值的方法。Sahoo等<sup>[7]</sup>的研究发现,对于现实世界的一般图像,Otsu方法是一种比较好的阈值选择方法,但其倾向于将图像分割成大小相等的两个部分。Hou等<sup>[8]</sup>在分析Otsu方法有偏分割起因的基础上,通过类方差和最小化的方式来确定分割阈值。此方法可以理解为一种泛化的Otsu方法,其中类方差的定义遵循常见的方差定义。Pun<sup>[9]</sup>通过最大化目标类和背景类的后验熵方式来确定分割阈值。Kapur等<sup>[10]</sup>在Pun方法的基础上提出了一种改进的基于熵的方法。Kittler和Illingworth<sup>[11]</sup>提出了一种阈值方法,此方法利用正态分布的混合模型去逼近图像的直方图,通过最小化误分类概率的方式来获得分割阈值。有关阈值分割方法的综述可以参考文献[7,12]。

统计阈值方法中,Otsu<sup>[6]</sup>和Hou<sup>[8]</sup>是两个经典的算法。前者存在偏向于将图像等分成大小相似的两个部分的缺点,后者在分析前者缺陷的基础上提出直接利用类方差和进行阈值选择。但两者都未考虑实际图像的特性,对目标和背景具有相似统计分布的图像分割的效果不甚理想。为此,本文提出了一种新的统计阈值方法。此方法利用阈值分割图像中目标和背景类的标准偏差定义了一个新的阈值选择准则,然后通过最小化此准则来确定最佳分割阈值。为了验证本文方法的有效性,在具有上述特性的一般实际图像和红外图像上进行了系列实验。实验结果表明,与现有的几种经典阈值分割方法(包括上述的两种统计阈值方法)相比,本文方法对此类图像的分割效果更好。

## 2 统计阈值方法

首先,简要介绍Otsu和Hou这两种经典的统计阈值方法,然后分析它们在分割实际图像时的缺点,最后提出一种新的统计准则和阈值分割算法,用于克服经典方法的缺陷。

### 2.1 经典的统计阈值方法

对于一幅给定的具有 $L$ 个灰度级的图像,其灰度级为 $[0, 1, \dots, L-1]$ 。图像中灰度级为 $i$ 的像素的个数记为 $n_i$ ,图像的像素总数可以表示为 $N = n_0 + n_1 + \dots + n_{L-1}$ 。灰度级 $i$ 在图像中出现的概率为

$$p_i = \frac{n_i}{N}, p_i \geq 0, \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1 \quad (1)$$

假定通过阈值 $t$ 将此图像的像素分成 $C_1$ 和 $C_2$ 两类,其中 $C_1$ 表示所有灰度级在 $[0, \dots, t]$ 范围内的像素的集合, $C_2$ 为所有灰度级在 $[t+1, \dots, L-1]$ 范围内的像素的集合。 $C_1$ 和 $C_2$ 对应图像的目标和背景,反之亦然。这样, $C_1$ 和 $C_2$ 两个类的概率为

$$\omega_1 = \sum_{i=0}^t p_i \quad (2)$$

$$\omega_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \quad (3)$$

两个类的均值可以分别定义为

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^t i p_i / \omega_1 \quad (4)$$

$$\mu_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} i p_i / \omega_2 \quad (5)$$

两个类的方差可以分别定义为

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=0}^t (i - \mu_1)^2 p_i / \omega_1 \quad (6)$$

$$\sigma_2^2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} (i - \mu_2)^2 p_i / \omega_2 \quad (7)$$

Otsu中的类内方差、类间方差以及总的方差可以分别定义为

$$\sigma_w^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2 \quad (8)$$

$$\sigma_b^2 = \omega_1 \omega_2 (\mu_2 - \mu_1)^2 \quad (9)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_T)^2 p_i \quad (10)$$

其中,

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i \quad (11)$$

根据以上等式可以推导出如下关系式成立。

$$\sigma_w^2 + \sigma_b^2 = \sigma_T^2 \quad (12)$$

由于 $\sigma_w^2$ 和 $\sigma_b^2$ 都是 $t$ 的函数,都依赖于 $t$ , $\sigma_T^2$ 独立于 $t$ ,因此,最大化类间方差等价于最小化类内方差。由Otsu确定的最佳分割阈值 $t^*$ 可以通过如下方式获得。

$$t^* = \text{Arg} \min_{0 \leq t \leq L-1} \{\sigma_w^2(t)\} \quad (13)$$

尽管Otsu对一般实际图像的分割效果较好,但其存在一个明显的缺点,即它倾向于将图像分割成大小相当的两个部分而不管目标和背景的实际大小。通过对Otsu缺点的分析,Hou等人提出了一种泛化的Otsu来克服上述缺点。Hou直接将两个类的方差和作为阈值选择的准则,其最佳分割阈值 $t^*$ 可以通过如下方式确定。

$$t^* = \text{Arg} \min_{0 \leq t \leq L-1} \{\sigma_1^2(t) + \sigma_2^2(t)\} \quad (14)$$

Otsu和Hou都采用某种形式的类方差和作为阈值选择的准则,两者的区别在于求和时对应类方差的系数不同:Otsu中两个类方差的系数为 $\omega_1$ 和 $\omega_2$ ,而Hou的系数均为1。

### 2.2 新的统计阈值准则

上述的经典统计阈值方法通过类方差和进行阈值选择,忽略了图像自身的特性,对目标和背景具有相似统计分布的图像分割的效果不甚理想。此类图像的典型代表为红外图像。图1给出了一幅红外坦克图像的分割示例,图像的理想分割结果(参考图像)如图1(b)所示。理想分割结果中目标和背景类的标准偏差分别为15.2374和14.7468,两者的差异不大,说明目标和背景的统计分布相似。在这种情况下,Otsu和Hou都未能将目标从背景中准确地分割出来,前者存在过分割现象,后者则产生了欠分割。分割结果的定量比较如表1所列。

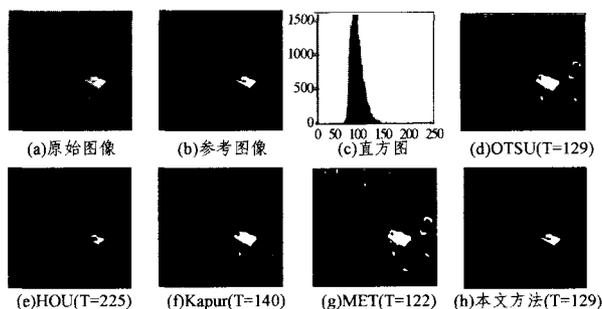


图1 坦克图像的阈值分割结果

表 1 坦克图像采用不同阈值方法所得分割结果的定量比较

坦克	Otsu	Hou	Kapur	MET	本文方法
MSSIM	0.94146	0.9813	0.96605	0.91479	0.99817
误分类像素数	1151	260	637	1663	8
ME	0.01756	0.00397	0.00972	0.02538	0.00012
运行时间	0.063	4.797	0.141	0.078	4.766

为了克服 Otsu 和 Hou 的局限性,提出了一种新的统计阈值准则。

$$J(t) = \max\{\sigma_1(t), \sigma_2(t)\} \quad (15)$$

其中,  $\sigma_1(t)$  和  $\sigma_2(t)$  分别表示目标和背景类的标准偏差。最佳分割阈值  $t^*$  可以通过如下方式获得。

$$J(t^*) = \text{Arg} \min_{0 \leq t \leq L-1} J(t) \quad (16)$$

从式(15)和式(16)可以看出,本文方法旨在将图像分割成具有相似标准偏差的两个部分。标准偏差反映了一个类中像素点的灰度分布状况,标准偏差越大,像素的灰度分布越分散。因此,标准偏差也可以理解为一种灰度分布分散程度的度量。由此可知,准则  $J(t)$  描述了阈值分割后类的灰度分布的最大分散程度。最小化准则  $J(t)$  可以直观地理解为尽量使得分割后两个类的灰度分布紧密。这既与聚类的基本原则相吻合,又迎合了图像分割的目的,即把图像划分成若干具有特征一致性且相互不重叠的图像区域。

### 2.3 算法流程

本文方法利用图像直方图统计特征中的标准偏差构造新的阈值选择准则,考虑了实际图像的特性,能有效地分割目标和背景具有相似灰度分布的图像。假定变量  $0 \leq t \leq 255$  表示可能的分割阈值,  $t^*$  为最佳分割阈值,准则  $J(t)$  的最小值记为  $MJ$ 。本文算法的流程如图 2 所示。

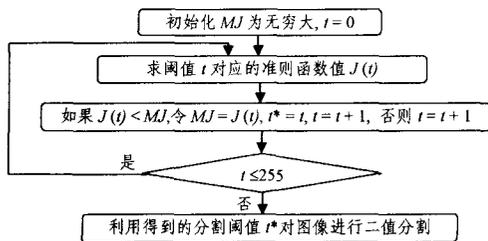


图 2 本文算法的流程图

### 3 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性,采用系列图像进行分组实验,并与几种经典的阈值分割方法,包括 Otsu<sup>[6]</sup>, Hou<sup>[8]</sup>, Kapur<sup>[10]</sup>以及最小差分类方法(MET)<sup>[11]</sup>做对比实验。将图像分成两组,第一组是经典的阈值分割图像,第二组为实际的红外图像。所有实验均在 3.2GHz CPU, 1G 内存的 Pentium PC 机上执行,程序采用 MATLAB 7.0 编写。

为了量化各种方法分割质量的差异,首先采用 Wang 等人提出的平均结构相似性测度 MSSIM (Mean Structural Similarity)<sup>[13]</sup>来评价分割后图像的质量。它是一种根据分割后图像与参考图像的结构相似性来度量图像分割质量的方法,参考图像亦称为标准或基准图像(Ground-truth image)。Wang 等人已通过实验证实了 MSSIM 测度的有效性,其对图像质量评价的客观性和准确性都好于现有的其它评价方法,比如 MSE (Mean squared error)<sup>[14]</sup>和 UQI (Universal quality index)<sup>[15]</sup>。平均结构相似性测度(MSSIM)可以形式化描述

为

$$MSSIM(X, Y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left( \frac{(2\mu_{x_j}\mu_{y_j} + C_1)(2\sigma_{x_j y_j} + C_2)}{(\mu_{x_j}^2 + \mu_{y_j}^2 + C_1)(\sigma_{x_j}^2 + \sigma_{y_j}^2 + C_2)} \right) \quad (17)$$

其中,  $X$  和  $Y$  分别表示参考图像和阈值分割后的图像,  $x_j$  和  $y_j$  分别表示  $X$  和  $Y$  的第  $j$  个局部窗口的内容,  $M$  表示图像中局部窗口的个数。 $\mu_{x_j}$  和  $\mu_{y_j}$  是  $x_j$  和  $y_j$  的灰度均值,  $\sigma_{x_j}$  和  $\sigma_{y_j}$  则表示各自的标准差,  $\sigma_{x_j y_j}$  是  $x_j$  和  $y_j$  的协方差。 $C_1$  和  $C_2$  是两个自由参数。利用 MSSIM 做图像质量评定时,需要指定参考图像,以参考图像为基准,比较分割后的图像与参考图像的结构相似性,从而评定分割后图像质量的等级。在多级阈值分割中,可以直接采用原始图像作为参考图像,因为多阈值分割的目标是尽量保留图像中的所有细节,使分割后的图像与原图越相似越好。但如果在单阈值分割中也采用原始的灰度图作为参考图像,则是不合理的,因为单阈值分割的目的在于尽量刻画目标及其细节,尽量忽略背景细节(把繁杂的背景视为一个整体)。换言之,在评价图像分割质量时,应当只考虑分割后图像与原图像中目标的结构相似性,而不应考虑其与背景的结构相似性。在此,采用了理想的阈值分割结果作为参考图像。理想的阈值分割结果是通过手动分割的方式由我们的视觉观察确定的。MSSIM 测度的取值为 0 到 1 之间的实数,值越大,说明对应分割后图像的质量越好。当分割后的图像与参考图像相同时, MSSIM 值为 1。

除了结构相似性测度外,还采用了一种常见的图像分割质量评定指标——错分类误差 (Misclassification Error, ME)<sup>[16]</sup>来评价分割后图像的质量。ME 反映背景像素被误分类为目标,以及目标像素被误分为背景的百分比。对于单阈值分割问题, ME 可以被简单地表示为

$$ME = 1 - \frac{|B_0 \cap B_T| + |F_0 \cap F_T|}{|B_0| + |F_0|} \quad (18)$$

其中,  $B_0$  和  $F_0$  表示参考图像的背景像素和目标像素的集合,  $B_T$  和  $F_T$  是阈值分割后图像的背景像素和目标像素的集合,  $|\cdot|$  表示集合元素的个数。这里的参考图像与 MSSIM 测度所需的参考图像一致。ME 的取值范围为 0 到 1, 0 表示无错误分类发生的完美分割, 1 表示将所有像素都错误分类的情况, ME 的值越大, 对应分割后图像的质量越差。

首先,选择了 4 幅经典的阈值分割图像作为第一组测试图像。测试图像及其直方图如图 3 所示。4 幅图像分别为飞机、大米、房屋以及鱼鹰,分辨率大小都为  $256 \times 256$ 。

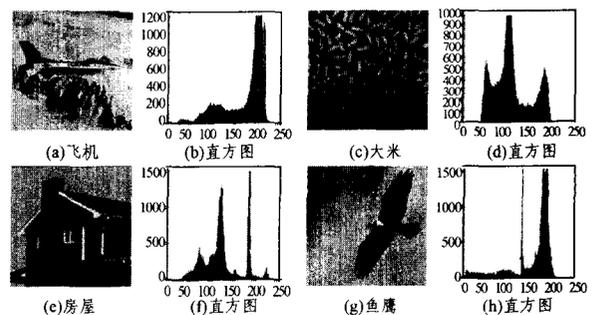


图 3 经典灰度图像及其直方图

图 4 给出了第一组实验的 4 幅灰度图采用各种阈值分割方法所得的分割结果及其对应的分割阈值。4 幅图像都具有较为复杂的结构,无法通过手动的方式将图像的目标和背景

完全分开;另一方面,由于图像结构复杂,手动确定理想分割结果时也会存在人为的分歧。在这种情形下,我们无法获得合理的参考图像,因此不能进行定量的分割质量评价。这里,将从视觉感知的角度直接对分割结果进行比较说明。对飞机的分割,本文方法总体效果更好,因为它更清楚地刻画了飞机最重要的细节,即飞机尾部的标志“F16”。对大米分割结果的观察可以明显看到 MET 和 Hou 的效果最差,它们都未能分割出位于图像底部的米粒。Kapur 和本文方法较完整地分割出了所有米粒的形状,后者包含更少的背景噪声。Otsu 对米粒分割的效果居中。对从房屋的分割结果可以比较容易地看出本文方法分割效果最好,对房屋细节(整体轮廓、窗户以

及墙)的刻画都较好,特别是对墙的纹理结构的刻画明显好于其它方法。Kapur 的效果最差,虽然它较好地刻画了屋顶的细节,但对房屋的整体轮廓和窗户的刻画失败。Otsu, Hou 和 MET 的分割结果类似,都未能刻画出墙的纹理结构。对鱼鹰的分割,本文方法较好地刻画了鱼鹰头部、翅膀和尾部的细节,视觉效果良好。Hou 也较好地刻画了鱼鹰翅膀和尾部的细节,但对鱼鹰头部的刻画失败。Otsu 对鱼鹰头部、翅膀和尾部细节的刻画都不够。Kapur 不仅对鱼鹰的细节刻画不够,还将天空中少数的背景像素误分类为目标像素。MET 完全未能刻画出鱼鹰身体的细节,而且将天空中较多的背景像素误分类为目标像素,视觉效果最差。

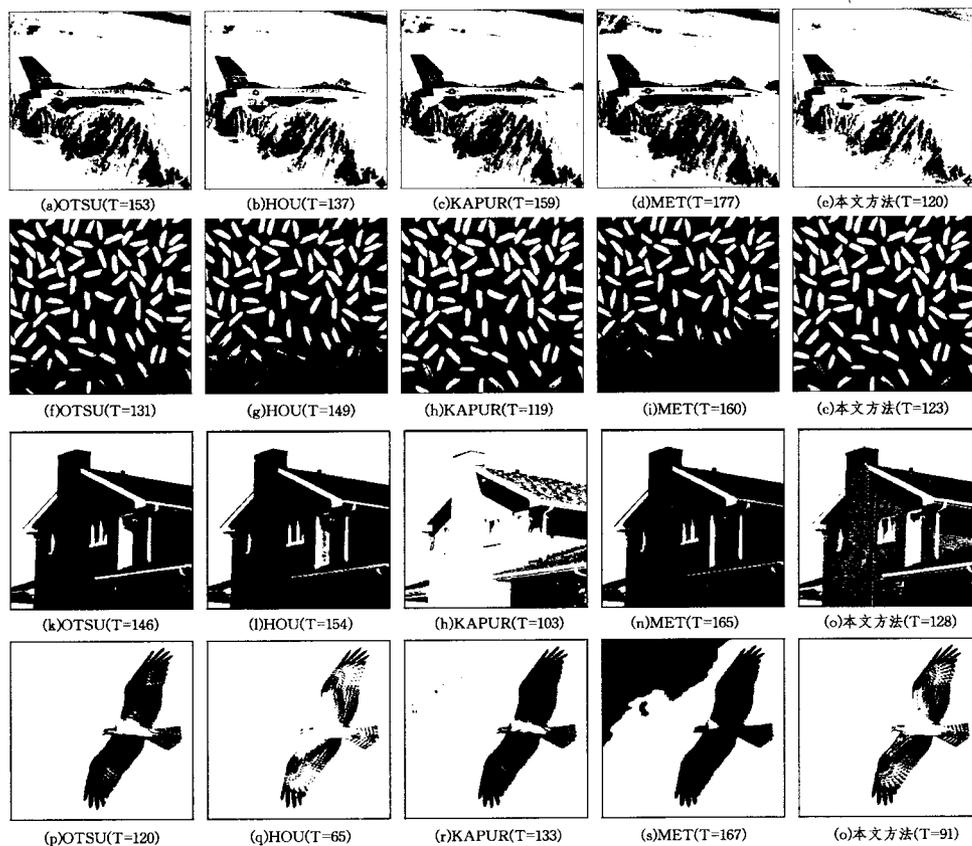


图4 经典灰度图像的阈值分割结果

第二组实验的测试图像由4幅红外图像构成。4幅图都有明确的分割目标,均能采用手动方式将目标和背景较好地分割开。4幅图分别为一个人物的夜间红外图像、一辆车的地面背景红外图像、两辆坦克的夜间红外图像和海面上的一艘船的红外图像。4幅图的分割目标分别为人、车、坦克和船,图像分辨率大小都为 $256 \times 256$ 。原始的红外图像、参考图像及其直方图如图5所示,分割结果如图6所示。分割后图像的质量采用平均结构相似性测度(MSSIM)、误分类像素数目和错分类误差(ME)来度量,度量结果如表2、表3和表4所列。表5列出了几种阈值分割方法的运行时间。

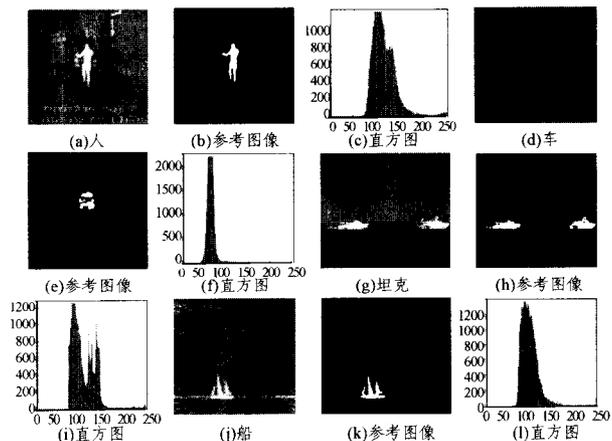


图5 红外图像、直方图及其参考图像

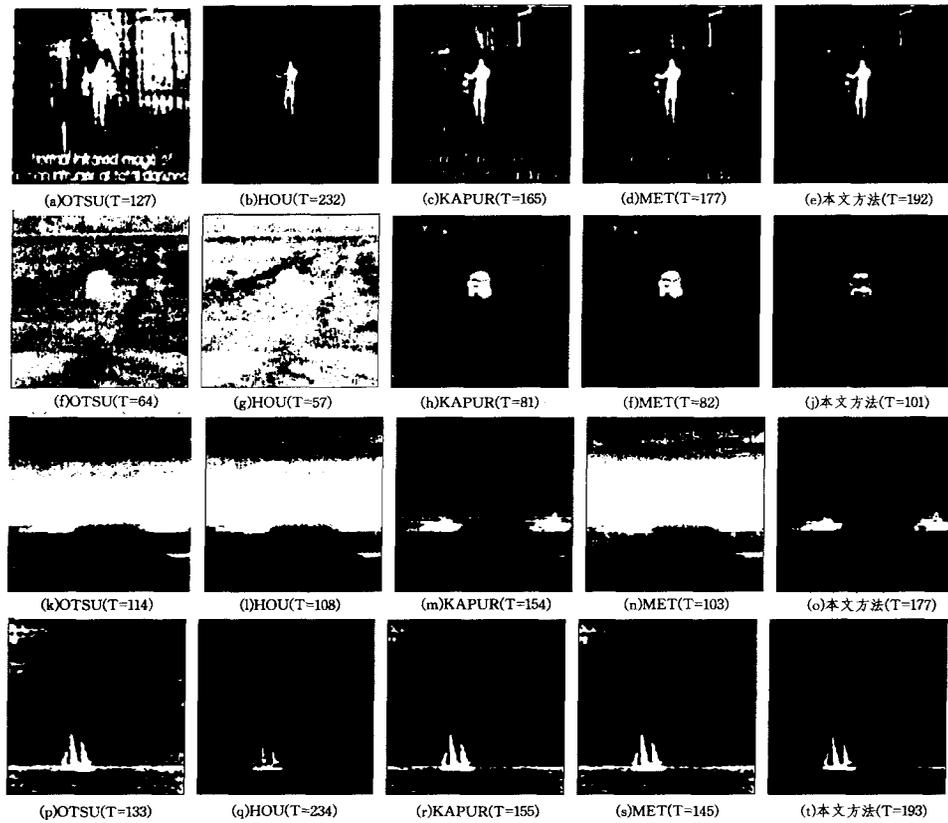


图6 红外图像的阈值分割结果

表2 红外图像采用不同阈值方法所得分割结果的MSSIM测度比较

文件名	平均结构相似性(MSSIM)测度值				
	Otsu	Hou	Kapur	MET	本文方法
人	0.43678	0.96812	0.85987	0.92931	0.97256
车	0.14544	0.01196	0.96187	0.96787	0.97869
坦克	0.55447	0.49523	0.94422	0.42677	0.99371
船	0.82237	0.97125	0.91532	0.88646	0.99265

表3 红外图像采用不同阈值方法所得分割结果的误分类像素个数比较

文件名	错误分类像素个数				
	Otsu	Hou	Kapur	MET	本文方法
人	18791	381	1834	912	320
车	23743	52752	492	423	309
坦克	22939	24855	574	27176	52
船	3536	401	1295	2062	98

表4 红外图像采用不同阈值方法所得分割结果的ME测度比较

文件名	错分类误差(ME)测度值				
	Otsu	Hou	Kapur	MET	本文方法
人	0.28673	0.00581	0.02799	0.01392	0.00488
车	0.36229	0.80493	0.00751	0.00645	0.00472
坦克	0.35002	0.37926	0.00876	0.41467	0.00079
船	0.05396	0.00612	0.01976	0.03146	0.00150

表5 红外图像采用不同阈值方法所需的运行时间比较

文件名	算法运行时间(秒)				
	Otsu	Hou	Kapur	MET	本文方法
人	0.438	4.219	0.157	0.093	4.25
车	0.547	4.266	0.125	0.063	2.266
坦克	0.609	4.937	0.172	0.719	4.375
船	0.094	4.484	0.125	0.094	4.5

从实验结果可以看出,对于上述4幅图像,方法既能较好地分割出目标,又包含了较少的背景噪声。本文方法的分割

结果与手动确定的参考图像最为接近。分割后图像质量的具体评定情况也证实了本文方法的有效性。本文方法测试所得的MSSIM测度值都高于其它方法,说明该方法分割结果与目标的结构更为相似,分割质量更好。另外,较少的误分类像素数目和较低的ME测度值也进一步说明本文方法的分割质量更好。在用于比较的其余4种方法中,Otsu未能分割出第3幅图中的两辆坦克,对其它3幅图的分割也包含了较多的背景噪声。Hou未能分割出中间两幅图中的目标——车和两辆坦克,对其它两幅图中目标的分割不完整。Kapur分割出了4幅图中的所有目标,但也包含了一定的背景噪声。MET除了未能分割出第3幅图中的两辆坦克外,对其它3幅图的分割也包含了不少的背景噪声。

#### 4 时间复杂性分析

对于一幅给定的具有 $L$ 个灰度级的图像,本文方法对其进行阈值分割需要 $L$ 次迭代。每次迭代首先计算两个对应阈值分割类(目标和背景)的均值,这需要时间 $O(L)$ ;然后计算两个类各自的标准偏差,这又需要时间 $O(L)$ ;最后选取两个标准偏差中的较大者作为此阈值对应的准则函数值,这需要耗费时间 $O(1)$ ;因此,每次迭代需要的总时间为 $O(L)$ 。本文方法通过 $L$ 次迭代选出具有最小准则函数值的灰度级作为最佳分割阈值。因此,本文方法的时间复杂性为 $O(L^2)$ 。实际实验的结果表明,对于一幅 $256 \times 256$ 的图像,本文方法所需分割时间一般少于5s,这依赖于图像的具体内容。从表5中各种方法的运行时间可以看出,本文方法与Hou的运行时间相当,都比其它方法慢。但就具体运行时间而言,本文方法基本能满足实时分割的需要。

(下转第298页)

竹)的分布形态示意图。

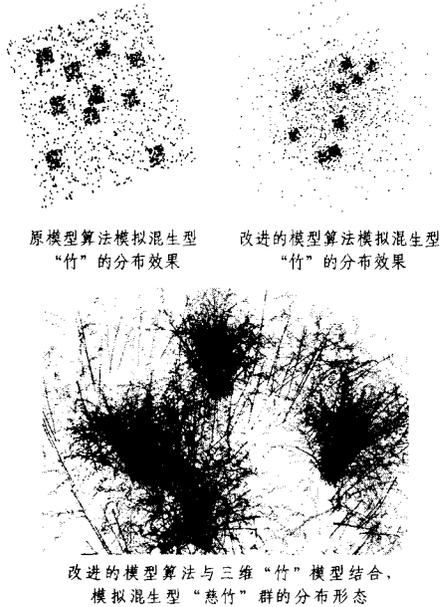


图5 改进的粒子系统模型算法模拟混生型“竹”(如箭竹群)的分布形态

**结束语** 本文基于粒子系统模型理论,提出了一种对“竹”群分布形态仿真的改进模型算法,该算法可以较真实地模拟出“竹”群的不同分布形态,在对植物的仿真模拟方面给出了一种新的解决方案,并将粒子系统的应用范围扩展到植物的群体生长方式之中,即可应用于植物学研究、影视特技、

游戏开发、虚拟现实系统等多个领域。

### 参考文献

[1] Reeves W T. Particle system. A technique for modeling a class of fuzzy objects[J]. Computer Graphics, 1983, 17(3): 359-376

[2] Reeves W T, Blau R. Approximate and Probabilistic algorithms for shading and rendering structured particle system[J]. Computer Graphics, 1985, 19(3): 313-322

[3] 徐迎庆, 苏成, 李华, 等. 基于物理模型的流水及波浪模拟[J]. 计算机学报, 1996(增刊)

[4] 罗军, 王玲. 基于大规模粒子系统的实时喷泉模拟[J]. 计算机与信息技术, 2007(4): 25-26

[5] Zhu Jun, Lin Hui, Xu Bingli. Study on simulation of air pollution dispersion based on the particle system method[J]. Gaojishu Tongxin/Chinese High Technology Letters, 2009, 19(3): 308-313

[6] 王红霞. 基于粒子系统的烟花仿真与实现[D]. 长春: 东北师范大学, 2008: 13

[7] 袁霞, 张玉琢. 粒子系统方法及其应用[J]. 云南师范大学学报, 2003, 23(3): 14-16

[8] Feng Y T, Han K, Owen D R J. Discrete thermal element modeling of heat conduction in particle systems; Pipe-network model and transient analysis[J]. Powder Technology, 2009, 193(3): 248-256

[9] <http://zhidao.baidu.com/question/24138544.html?fr=qr>

[10] 黄贤英, 张丽芳. 基于粒子群优化的模糊聚类算法[J]. 重庆工学院学报: 自然科学版, 2008, 22(11): 120-123

(上接第 286 页)

**结束语** 经典的统计阈值方法采用某种形式的类方差和作为阈值选择的准则,未考虑实际图像本身的特性,对于目标和背景具有相似灰度统计分布的图像分割的效果不甚理想。为此,本文提出了一种新的统计图像阈值方法。此方法利用阈值分割后两个类的标准偏差来刻画类的灰度分布状况,定义了一个新的阈值选择准则,并通过最小化此准则来确定最佳分割阈值。为了验证本文方法的有效性,在这类图像上进行了系列实验。实验结果表明,相对于现有的几种经典阈值分割方法,本文方法的分割效果更好,尤其是对红外图像的分割效果更为明显。图像分割质量评定测度 MSSIM(平均结构相似性)和 ME(错分类误差)的评测结果也证实了本文方法的有效性。另外,对算法复杂性的分析和实际实验表明,本文方法基本满足实时分割的需要。

### 参考文献

[1] Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 619-634

[2] 杨有, 尚晋. 一种政府资源档案图像的二值化方法[J]. 计算机科学, 2007, 34(3): 227-229

[3] Qiao Y, Hu Q, Qian G, et al. Thresholding based on variance and intensity contrast[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 596-608

[4] Sang N, Li H, Peng W, et al. Knowledge-based adaptive thresholding segmentation of digital subtraction angiography images [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1263-1270

[5] Wang S, Chung F, Xiong F. A novel image thresholding method

based on parzen window estimate[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(1): 117-129

[6] Otsu N. A threshold selection method from gray level histogram [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66

[7] Sahoo P K, Soltani S, Wong A K C. A survey of thresholding techniques[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1988, 41(2): 233-260

[8] Hou Z, Hu Q, Nowinski W L. On minimum variance thresholding[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(14): 1732-1743

[9] Pun T. A new method for grey-level picture thresholding using entropy of histogram[J]. Signal Processing, 1980, 2(3): 223-227

[10] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 29(3): 273-285

[11] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding[J]. Pattern Recognition, 1986, 19(1): 41-47

[12] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-165

[13] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment; from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612

[14] Martens J B, Meesters L. Image dissimilarity[J]. Signal Processing, 1998, 70(3): 155-176

[15] Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84

[16] Yasnoff W A, Mui J K, Bacus J W. Error measures for scene segmentation[J]. Pattern Recognition, 1977, 9(4): 217-231