

# 基于图像边界特征的人体寄生虫虫卵形状分类算法研究

李 峰 孙启艳

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)

**摘 要** 针对基于图像的寄生虫虫卵外形分类中存在的不足,提出了一种基于边缘空间分布直方图的寄生虫虫卵形状分类算法,即首先基于不同种类虫卵的边缘轮廓特征对被识别虫卵进行初步定位,在此基础上利用水平集方法进行边缘提取,进而利用傅立叶描述子实现形状分类。实验表明,该方法具有较好的识别率和运行效率。

**关键词** 寄生虫虫卵,边缘检测,水平集,边缘空间分布直方图,形状分类识别,傅立叶描述子

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

## Study on Image Shape Classification Algorithm of Human Parasite Eggs Based on Boundary Features

LI Feng SUN Qi-yan

(Department of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract** In view of the shortcomings of shape classification method based on images of parasite eggs, this paper proposed a new classification algorithm based on boundary spatial distribution of parasite eggs. Firstly the location of parasite egg is positioned based on edge profile features of different eggs, and then method of level set is used to extract edge. Finally feature classification is realized by using Fourier descriptors. Experimental results show that this new method has better recognition rate and operating efficiency.

**Keywords** Parasite eggs, Edge detection, Level set, Edge space distribution histogram, Shape classification and recognition, Fourier descriptors

## 1 引言

随着医学显微图像处理技术的发展,寄生虫虫卵的识别也由人工识别逐步转为借助于计算机的自动识别,这可以有效克服传统的人工识别的局限性。近几年,国内外不少学者在该领域展开了深入研究<sup>[1-9]</sup>,其中自动识别的关键在于寄生虫虫卵外形轮廓的定位与识别,其也成为广大研究人员首要解决的问题。例如,赵亚娥<sup>[4]</sup>采用分块区域八方向跟踪寻找边界法来获取外形边界;罗泽举<sup>[6]</sup>则依据图像的 B 信号的特点,将虫卵区域从压缩后的图像中剪切出来;彭社欣<sup>[7]</sup>使用 Sobel 算子进行边界检测;CeSAR A. B<sup>[8]</sup>首先使用专业的图像处理工具如 Gimp 或 Adobe Photoshop 软件对含有杂质的图像进行杂质滤除后再进行图像的二值化,最后通过 chaincode directions 跟踪目标轮廓等。但是,当目标边界附着杂质或虫卵卵壳较薄(即呈现弱边界)时,上述方法都难以得到较为满意的虫卵边界,进而难以准确实现虫卵的定位和识别。为此,如何有效克服杂质和弱边界特征的影响,实现较为准确的寄生虫虫卵外形轮廓定位和识别是本文研究的关键问题。

边缘检测和图像分割是图像处理中的经典问题,传统的方法主要是利用梯度算子或局部微分算子等方法来确定边界信息,例如 Robert 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子和 Laplacian 二阶差分算子等<sup>[9]</sup>。这些方法的主要缺点是对噪声敏感,而

且当边缘像素值变化不明显时,容易产生假边界或不连续的边界。随着大量新兴技术如活动轮廓模型和水平集等方法在图像分割中的应用,医学图像分割技术得到了极大的发展。活动轮廓模型是 20 世纪 80 年代后期发展起来的一种图像分割方法,主要分为两大类:参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型。参数活动轮廓模型由 Kass 等人<sup>[10]</sup>于 1987 年提出,它在边缘检测、医学图像分割以及运动跟踪中得到了广泛应用,但是模型本身存在着一些缺陷,如对初始位置敏感、易陷入局部极值、无法收敛到轮廓的深度凹陷部分、不具备自动拓扑变换能力等。Osher 与 Sehtina 首先提出水平集方法与曲线演化理论相结合的几何主动轮廓线模型<sup>[11-14]</sup>,该模型易于控制拓扑结构的变化、数值计算稳定、易于由低维向高维扩展,是目前研究最为广泛的一类分割方法。

经典的基于水平集方法的几何主动轮廓线模型需要重新初始化为符号距离函数,所有迭代时间较长,不适合实际应用,为此 Li 等人提出了无需重新初始化的水平集的方法<sup>[14]</sup>,有效解决了这一问题。虽然目前关于水平集方法的研究颇多,但是实际的应用中因为图片较大,所以还是受到算法复杂度和执行时间的限制,特别是如果待处理的图片尺寸较大时,直接采用基于全局的水平集算法将耗时严重。鉴于此问题,本文提出了一种基于边缘空间分布直方图方法来从输入图片中进行初步定位,在此基础上引入水平集方法进行轮廓提取,

到稿日期:2011-07-26 返修日期:2011-11-22 本文受“传染病重大专项”(2008ZX1004-002)资助。

李 峰(1968—),男,博士,副教授,CCF 高级会员,主要研究方向为视频图像处理、嵌入式计算;孙启艳(1985—),女,研究生,主要研究方向为医学图像处理。

这一方面可以避免过多杂质的干扰对水平集提取准确目标边界的算法带来的影响,同时可大大降低程序执行时间。

## 2 边缘空间分布直方图

图像的边缘形状是通过像素点分布空间不同的区域而表现出来的。在相同的拍摄条件下,不同寄生虫虫卵在图像中将表现出不同的边缘轮廓,而对于同一种类的寄生虫虫卵,其边缘轮廓应该是相似的。为了更好地判断寄生虫虫卵形状的相似性,笔者引入了边缘空间分布直方图的概念。

边缘空间分布直方图是对图像的边缘像素点的空间分布情况的一种描述,针对寄生虫虫卵的边缘空间分布直方图的计算方法如下:

(1)假设某种寄生虫虫卵的外形轮廓分布区域如图 1(a)所示,以其质心为中心等角度将其等分为  $n$  等份,如图 1(b)所示。

(2)对每个区域,统计二值化后的寄生虫虫卵的外形轮廓在该区域的像素点个数  $T_i$ ,这样,该寄生虫虫卵的外形轮廓的边缘空间分布直方图可描述为式(1),即

$$Hist = \sum_{i=1}^n (T_i / \sum_{i=1}^n T_i) \quad (1)$$

式中,  $Hist$  表示边缘空间分布直方图,它是一种归一化的直方图。

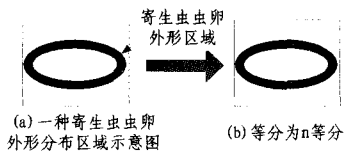


图 1 寄生虫虫卵边缘空间直方图提取示意图

## 3 寄生虫虫卵形状识别流程

为了识别不同种类的寄生虫虫卵,首先需要建立对应虫卵轮廓模板信息,其中主要包含边缘空间分布直方图,在此基础上利用直方图相似性的判断对寄生虫虫卵进行初步定位。然后引入水平集分割算法提取虫卵的准确边缘轮廓,进而利用傅里叶描述子完成寄生虫虫卵的形状分类,其识别流程如图 2 所示。

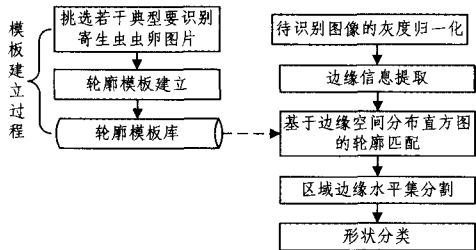


图 2 寄生虫虫卵形状识别流程图

## 4 轮廓模板的建立

每一种待识别的寄生虫虫卵的模板信息主要包括其边缘空间分布直方图信息,即模板信息可描述为

$$Template = \{Hist, Width, OEdge, IEdge, FD\}$$

式中,  $Hist$  为边缘空间分布直方图,  $Width$  为包含寄生虫虫卵外形区域的最小正方形边长,  $OEdge$  为寄生虫虫卵外形区

域外部边界点的集合,  $IEdge$  为外部边界点的集合,  $FD$  为傅里叶描述子的前  $m$  项系数集合。

边缘空间分布直方图  $Hist$  的建立方法可描述为:

(1)从待识别的包含寄生虫虫卵的图像中挑选若干幅具有典型不同形状特征的样本图像,并对其进行灰度归一化处理;

(2)交互式勾绘出每个样本图像中的寄生虫虫卵边缘轮廓,根据所绘出的相应虫卵的边缘轮廓提取该虫卵区域,并进行二值化处理;

(3)对所有二值化后样本图像中的虫卵区域依据质心进行对齐;

(4)依据样本图像中的虫卵区域,按式(2)提取边缘区域  $E$ ,并求出边缘区域  $E$  最小正方形区域  $S$ ,即

$$E = \bigcup_{i=1}^N B_i - \bigcap_{i=1}^N B_i \quad (2)$$

式中,  $N$  为样本图像数量,  $B_i$  为第  $i$  幅二值化样本图像,即所有二值化后的虫卵区域的并集减去所有二值化后的虫卵区域的交集,以获取该虫卵的边缘区域;

(5)获取包围边缘  $E$  的最小正方形区域  $S$ ,此时便可以获取模板信息  $Template$  中的  $Width$  信息;

(6)由于边缘空间分布直方图不具有旋转不变性,因此,在每个模板信息中存放了 36 个不同角度的边缘信息,即以  $S$  的中心为原点,将边缘  $E$  以 10 度为间隔旋转 36 次,获取 36 个不同角度的边缘区域信息  $E_i, i=1 \dots 36$ ,同时获取各角度边缘信息中的  $OEdge$  和  $IEdge$  信息;

(7)以  $S$  的中心为原点,将各边缘  $E_i$  按角度相等原则等分为  $n$  等份,在此将其分为 36 等份,并按式(1)获取其边缘空间分布直方图  $Hist_i$ ,其中  $i=1 \dots 36$ 。

## 5 基于边缘空间分布直方图的寄生虫虫卵形状定位方法

按照图 2 所示的检测步骤,在进行形状检测之前,需要提取待检测图像二值化边缘信息,因此首先对待检测图像进行灰度归一化处理,然后通过 Canny 算子进行边缘信息提取并过滤,提取相应的边界候选区域,在此基础上按如下算法进行形状检测与定位。

输入:待测图像中的边界候选区域,寄生虫虫卵轮廓模板;

输出:检出的边界获选区域。

(1)对每个边界候选区域,以其中心点为原点,以 0 角度为起始角,按角度相等原则等分为 36 等份。

(2)每次旋转后都按式(3)提取各候选区域的边缘区域,即

$$e_i = C_k \cap E_i \quad (3)$$

式中,  $C_k$  为第  $k$  个候选区域,  $E_i$  为第  $i$  个角度方向的寄生虫虫卵边缘轮廓区域,  $e_i$  则为在第  $k$  个候选区域中提取的第  $i$  个角度方向的边缘区域。依据  $e_i$  获取第  $k$  个候选区域在该旋转角度下的归一化边缘空间分布直方图。

(3)根据式(4)求出每个候选区域与要识别的虫卵边缘信息最相似的角度,如果该角度下的直方图相似度  $P$  小于  $Th$  的,则判定该区域为要识别的寄生虫虫卵形状区域,即

$$P(Hist_i, Hist_k) = \frac{\sum_{k=1}^{36} \min([Hist_i(k), Hist_k(k)])}{\sum_{k=1}^{36} Hist_i(k)} \quad (4)$$

( $i=1 \dots 36$ )

式中,  $Hist_i$  是第  $i$  个候选区域的直方图, 而  $Hist_r$  是模板的直方图。

经过基于边缘轮廓直方图进行边界轮廓定位的两幅彩色图像如图 3 和图 4 所示。

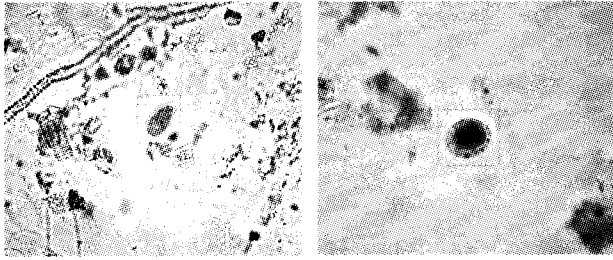


图 3 毛首鞭形线虫卵彩色图片 图 4 似蛔线虫受精卵

## 6 基于水平集的寄生虫卵形状提取

由于基于边缘空间分布直方图的形状检测只检测出了寄生虫卵边界范围, 并没有检测出准确的边界信息, 因此, 笔者结合水平集方法进一步提取在指定范围内的寄生虫卵边界信息, 以提高识别的正确性和可靠性。

水平集(Level set) 是 Hamilton Jacobi 方程的一种数值解法, 它是一种隐式曲面的零等势面的演化方法, 主要思想是将  $n$  维曲面的演化问题转化为  $n+1$  水平集的零水平集的隐式求解。在二维图像上其具体表现为: 将二维的运动闭合曲线  $\Gamma(t)$  表示为水平集函数  $\phi$  的零水平集  $\Gamma(t) = \{(x, y) | \phi(x, y, t) = 0\}$ , 即将二维曲线的演化转化为三维曲面演化。水平集函数的演化表现为如下的 Hamilton Jacobi 方程。

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0 \\ \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

式(5)称为水平集方程。其中  $F$  为曲线上各点的演化速度, 方向沿曲线的法方向, 大小通常依赖于图像的梯度以及曲线的曲率。

为了使  $\Gamma(t)$  在演化过程中获得一个稳定和精确的解, 水平集函数  $\phi$  通常要被初始化为一个符号距离函数。同时在演化过程中, 函数  $\phi$  需要重新初始化, 以保持其符号距离函数的性质, 从而保证式(7)求解的稳定性。为了避免每次求解后重新初始化带来的不便, 本文将采用文献[14]中提出的一种无需初始化的模型, 即

$$\Psi(\phi) = \lambda T(\phi) + E(\phi) \quad (6)$$

其中

$$T(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (7)$$

式中,  $T(\phi)$  称作内能, 用以保证演化中水平集函数  $\phi$  自动保持为符号距离函数。  $E(\phi)$  为外能, 作为演化的驱动力, 引用此文献中图像分割的活动轮廓模型的方程计算, 即

$$E(\phi) = \mu \text{Length}(g, \phi) + \eta \text{Area}(g, \phi) \quad (8)$$

其中

$$\text{Length}(g, \phi) = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy$$

$$\text{Area}(g, \phi) = \int_{\Omega} g H(-\phi) |\nabla \phi| dx dy$$

分别为控制边界的能量项及控制演化的速度项,  $\delta(\phi)$  为 Dirac 函数,  $H(\phi)$  为 Heaviside 函数。函数  $g$  为活动轮廓模型的边缘停止函数, 定义为

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G * I|^2} \quad (9)$$

式中,  $G * I$  为高斯卷积。

式(5)通过 Gateaux derivative 求导后最终的方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \lambda [\Delta \phi - \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + \mu \delta(\phi) \text{div}(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + \mu g \delta(\phi)] \quad (10)$$

采用以上方程可以避免求解过程的重新初始化步骤, 且可以直接采用差分方法求解。而初始水平集函数  $\phi_0$  可以定义为

$$\phi_0(x, y) = \begin{cases} -\rho(x, y) \in \Omega_0 - \partial \Omega_0 \\ 0(x, y) \in \partial \Omega_0 \\ \rho(x, y) \in \Omega_0 - \Omega_0 \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $\rho > 0$  是常数。  $\rho$  一般选取为  $\rho > 2\epsilon$ ,  $\epsilon$  为正则化的 Dirac 函数的参数。

因此, 其具体步骤可描述如下:

- 1) 设置初始轮廓, 将基于边缘空间分布直方图的形状检测检测出的寄生虫卵边界范围作为水平集的初始轮廓, 同时根据式(11)计算出水平集函数的初始值  $\phi_0$ ;
- 2) 利用迭代式(5)和式(10), 计算  $\phi^{n+1}$ ;
- 3) 检查本次迭代是否达到循环最大次数, 若是, 则停止计算; 否则转到步骤 2), 继续计算;
- 4) 更新轮廓线, 获得分割图像。

在图 3 和图 4 所示的初步定位得到的虫卵区域的基础上, 利用水平集方法可以得到图 5 所示虫卵的精确边界。

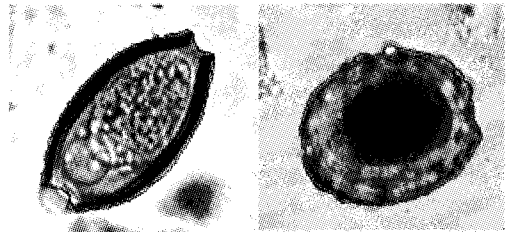


图 5 水平集处理后得到对应虫卵边界

## 7 形状分类算法

在获取寄生虫卵准确的连续边界的基础上, 利用傅立叶描述子来进行虫卵形状分类。

傅立叶描述子是物体形状边界曲线的傅立叶变换系数, 它是物体边界曲线信号的频域分析的结果, 是一种不受原点的移动及旋转影响的曲线描述方法<sup>[15,16]</sup>。

设  $f(x, y)$  是虫卵边界曲线(均匀连续封闭)上一点, 其形心坐标为  $O(x_0, y_0)$ , 则

$$\begin{aligned} x_0 &= \frac{\int x ds}{\int ds} = \frac{1}{P} \int x ds \\ y_0 &= \frac{\int y ds}{\int ds} = \frac{1}{P} \int y ds \end{aligned} \quad (12)$$

式中,  $P$  表示曲线周长,  $\int$  表示沿曲线积分。

对离散化虫卵边界曲线进行逐点采样, 虫卵的边界可理解为由相邻边界像素之间的单元连线逐段相连而成。设虫卵边界曲线的 Freeman 链码为  $a_1, a_2, \dots, a_n$ , 根据 8 邻域距离可知相邻两个像素之间的距离为偶数的码元对应 1, 奇数的码元对应  $\sqrt{2}$ , 即

$$d=1+\frac{\sqrt{2}-1}{2}(1-(-1)^{a_i}) \quad (13)$$

设虫卵边界上像素点的总个数为  $N$ , 形心  $O(x_0, y_0)$  还可以表示为

$$x_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x(i) \quad (14)$$

$$y_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} y(i)$$

$$N = \sum_{i=1}^n [1 + \frac{\sqrt{2}-1}{2}(1-(-1)^{a_i})] = N_e + \sqrt{2} N_o$$

式中,  $N = \sum_{i=1}^n [1 + \frac{\sqrt{2}-1}{2}(1-(-1)^{a_i})] = N_e + \sqrt{2} N_o$ ;  $N_e$  和  $N_o$  分别表示边界链码(8邻域)中走偶数步与走奇数步的数目。则曲线上第  $i$  点  $(x(i), y(i))$  到形心  $O(x_0, y_0)$  的距离  $r(i)$  可表示为

$$r(i) = \sqrt{[x(i) - x_0]^2 + [y(i) - y_0]^2} \quad (15)$$

显然, 函数  $r(i)$  是周期函数, 它的周期是曲线的周长。

对离散一维  $N$  点序列  $r(j)$  进行离散傅立叶变换, 频谱用  $F(k)$  表示为

$$F(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} r(i) e^{-j2\pi ki/N} \quad (16)$$

式中,  $k=0, 1, \dots, N-1$ 。

则  $F(k)$  可以唯一地表示此曲线, 因此, 可以选取  $F(k)$  的模  $\|F(k)\|$  作为特征量。

傅立叶描述子与形状的尺度、方向和曲线的起始点位置有关。为了识别具有旋转、平移和尺度不变性的形状, 需要将傅立叶描述子归一化为

$$d(k) = \frac{\|F(k)\|}{\|F(1)\|}, k=1, 2, \dots, N-1 \quad (17)$$

在对虫卵形状进行具体分类识别时, 计算待识别虫卵  $X$  的形状归一化描述子与模板虫卵  $G$  的形状归一化描述子之间的欧几里德距离, 即

$$D(X, G) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \|d_x(k) - d_g(k)\|^2} \quad (18)$$

当  $D=0$  时, 两个形状完全相似;  $D$  越大, 虫卵形状的差异越大。通过计算欧氏距离, 可判别输入虫卵和标准样板虫卵中的哪一个最接近, 进而实现形状分类, 即将图 5 中得到的红色线条包围区域进行形状分类识别, 以判断该区域内虫卵的种类, 并输出判断结果, 如图 6、图 7 所示。

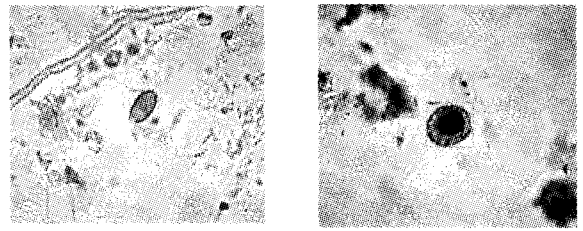


图 6 图 3 中的毛首鞭形线虫卵 图 7 图 4 中的似蚓蛔线虫受精识别结果 卵识别结果

## 8 实验结果及分析

根据上述算法, 在 PC 机上, 使用 C# 并引用了 AForge.net 库中一些函数来实现本文中涉及的图像处理算法。程序运行环境是 Windows XP, 计算机配置为 Intel(R) Core(TM) 2 Duo CPU(2.4GHz), 2GB 内存。

实验数据集采用实际采集的寄生虫卵图像, 并选用 10 种常见的寄生虫卵进行实验, 且实验中使用的图片大小均为  $1600 \times 1200$ 。首先从每种寄生虫卵图片中选取一部分(一般是 6 幅左右)作为模板图片, 建立起各类寄生虫卵形状归一化边缘空间分布直方图和边缘轮廓区域模板。

实验中先采用没有加入水平集算法的识别方法对每组寄生虫图片进行识别, 结果如表 1 所列; 然后用加入了水平集目标图像分割技术的算法对同样的寄生虫图片进行识别, 结果如表 2 所列。

表 1 无水平集识别算法的 10 种寄生虫卵的识别结果

类别	似蚓蛔线虫受精卵	似蚓蛔线虫未受精卵	日本血吸虫卵	缩小膜壳绦虫卵	微小膜壳绦虫卵	毛首鞭形线虫卵	华支睾吸虫卵	卫氏并殖吸虫卵	布氏姜片吸虫卵	带绦虫卵	钩虫卵
检验图片数	100	108	108	100	100	100	101	102	102	100	104
正确识别数	90	90	105	98	96	85	97	102	99	93	97
正确识别率%	90	83.33	97.22	98.00	96.00	85.00	96.03	100	97.05	93.00	93.26

表 2 加水平集识别算法的 10 种寄生虫卵的识别结果

类别	似蚓蛔线虫受精卵	似蚓蛔线虫未受精卵	日本血吸虫卵	缩小膜壳绦虫卵	微小膜壳绦虫卵	毛首鞭形线虫卵	华支睾吸虫卵	卫氏并殖吸虫卵	布氏姜片吸虫卵	带绦虫卵	钩虫卵
检验图片数	100	108	108	100	100	100	101	102	102	100	104
正确识别数	96	100	105	100	100	92	97	102	99	97	97
正确识别率%	96.00	100	97.22	100	100	92.00	96.03	100	97.05	97.00	93.26

从表 1 可以看出, 采用无水平集的识别算法对于绝大部分的寄生虫卵的识别率都可以达到 90% 以上, 然而对毛首鞭形线虫卵类别寄生虫进行识别时, 由于原图片在经过过滤后所得到的矩形边框区域在一定程度上大于实际包含虫卵的区域, 导致检测得到的区域内部的各个信息参数与之前设定的阈值间存在较大偏差, 使其无法被正确识别出来。通过表 2 可以看出, 在加入水平集目标图像分割后, 过滤了虫卵边界附近的杂质, 缩小了得到的虫卵矩形边框的范围, 并使得该边框内部检测到的信息熵与设定的阈值相近, 增加了正确识别率。

**结束语** 本研究在对国内外寄生虫卵数字图像识别发展现状的研究基础上, 针对现阶段大部分识别系统仍处于理论研究阶段、实用性不强的现状, 提出了一种基于边缘空间分布直方图的寄生虫卵形状分类算法。采用更接近于实际的可能包含一定杂质的  $1600 \times 1200$  寄生虫图片对 10 种常见虫卵图像进行测试的结果表明, 该方法可以高效地完成识别过程。当然该实验系统作为一种面向实际应用的医学显微图像识别系统, 还存在一些不足和有待改进的地方, 尤其是对各类寄生虫卵的自动识别效果还有待于提高。

## 参考文献

- [1] Sommer C. Digital image analysis and identification of eggs bovine parasitic nematodes[J]. Journal of Helminthology, 1996, 70(2):143-151
- [2] Sommer C. Quantitative characterization, classification and reconstruction of oocyst shapes of Eimeria species from cattle [J]. Cambridge University Press, 1988, 116:21-28
- [3] Yang Y, Park D, Kim H, et al. Automatic identification of human helminth eggs on microscopic fecal specimens using digital image processing and an artificial neural network [J]. IEEE Trans. Biomed. Eng., 2001, 48(6):718-730
- [4] 赵亚娥. 人体寄生虫虫卵图像的自动识别[J]. 中国体视学与图像分析, 1997, 2(3):135-138
- [5] 傅承彬, 詹希美. 数字图像技术在并殖吸虫自动分类中的应用研究[J]. 中国人兽共患病杂志, 2002, 18(1):39-43
- [6] 罗泽举, 宋丽红, 等. 基于新特征提取的寄生虫卵图像识别研究[J]. 计算机应用, 2007, 27(6):1485-1487
- [7] 彭社欣, 廖松涛. 寄生虫虫卵图像计算机自动识别技术研究[J], 湖南师范大学学报:医学版, 2005, 2(2):11-15
- [8] CASTANÓN C A B, Fraga J S, Fernandez S, et al. Biological shape characterization for automatic image recognition and diagnosis of protozoan parasites of the genus [J]. Eimeria, Pattern Recognition, 2007, 40:1899-1910

- [9] 聂生东, 邱建峰, 郑建立. 医学图像处理[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2010
- [10] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [C] // Proceeding of the First Invitational Conference on Computer Vision. IEEE Computer Society Press, 1987:259-268
- [11] Malladi R, Sethina J, Venuri A. Shape modeling with front propagation: A level set approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1995, 17(2):158-175
- [12] Sethian J A. Level set methods and fast marching methods, Cambridge[M]. Cambridge University Press, 1999
- [13] Osher S, Fedkiw R. Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces[M]. New York: Springer-Verlag, 2002
- [14] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, 2005:430-436
- [15] Sarfraz M. Object Recognition using Fourier Descriptors: Some Experiments and Observations: Computer Graphics, Imaging and Visualization-Techniques and Applications[M] // Banissi E, Sarfraz M, Huang M L, et al., eds. IEEE Computer Society, USA, 2006:281-286
- [16] Zhang J, Zhang X, Krim H, et al. Object representation and recognition in shape spaces [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(5):1143-1154

(上接第 256 页)

### 3.3 讨论和结果分析

1) 利用 Sobel 算子计算边缘平方梯度相位, 解决了传统梯度相位误差大的问题。这是本文算法能否成功的基础和关键。

2) 用边缘梯度方向直方图找到树枝区域的边缘点, 并对这些点进行预分组, 降低了无效采样概率, 减少了噪音点。在此基础上利用改进的两点 Hough 变换进行直线检测, 能够减少投票次数, 提高检测速度。

3) 基于梯度相位编组的树枝识别和定位算法不仅能够识别完整树枝, 对于局部被遮挡的、非连续枝干也有很好的识别效果(如图 6(c), 6(f))。

4) 大部分果树枝干接近于直线形状, 因此本文算法能够有效地实现检测。对于弯曲度不太大的树枝, 检测误差也在允许范围内(图 5(a)中的 4 号树枝)。但极少数弯曲度很大的枝干检测误差较大, 需要进一步研究。

5) 利用传统的 Hough 变换对  $N \times N$  大小的图像进行检测, 时间复杂度为  $O(N^3)$ , 运算速度慢; 本文算法的时间复杂度近似为  $M * O(N^2)$ , 其中  $M$  为树枝根数。

**结束语** 本文提出的基于梯度相位编组的树枝识别新方法能够实现果树枝干的测量和定位, 为果实采摘机器人躲避障碍物提供实时决策信息。研究结果表明, 与传统 Hough 变换相比, 改进后直线检测算法识别速度更快, 且能够快速准确地检测出实际场景中树枝的位置和方向。

## 参考文献

- [1] 沈志熙, 黄瀚敏, 黄席越, 等. 基于视觉的室外移动机器人障碍物

检测方法[J]. 机器人, 2009, 31(4):304-310

- [2] 庚宇翔, 石繁槐, 林涛, 等. 一种移动焊接机器人障碍物检测与定位方法[J]. 上海交通大学学报, 2010, 44(Sup):126-128
- [3] 蔡建荣, 周小军, 王峰, 等. 柑橘采摘机器人障碍物识别技术[J]. 农业机械学报, 2009, 40(11):171-175
- [4] 玛莉, 毛俊勇. 噪声环境下基于局部不确定性度量的多直线检测算法[J]. 中国图形图像学报, 2010, 15(4):624-630
- [5] 邱力为, 宋子善. 直线参数检测的快速哈夫变换[J]. 北京航空航天大学学报, 2003, 29(8):741-744
- [6] Murakami K, Naruse T. High speed line detection by Hough transform in local area [C] // Proceedings of the 15<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain: IEEE Press, 2000:467-470
- [7] 傅丹, 朱宪伟, 周剑, 等. 实时提取直线参数的两步算法[J]. 光学技术, 2007, 33(6):827-829
- [8] Bonc A, Leo T. A bayesian approach to the Hough transform for line detection [J]. Journal of IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2005, 35(6):945-955
- [9] 张娟, 沙爱民, 孙朝云, 等. 基于相位编组法的路面裂缝自动识别[J]. 中国公路学报, 2008, 21(3):39-42
- [10] 孙慧贤, 张玉华, 罗飞路. 基于模糊快速 Hough 变换的盘孔边界识别方法[J]. 光子学报, 2010, 39(2):335-339
- [11] 郭俊, 张婉怡, 严飞, 等. 基于 Hough 变换的数字全息干涉条纹检测[J]. 光子学报, 2011, 40(1):116-120
- [12] Mei X. Automatic Detection of Pavement Surface Crack Depth on Florida Roadways[D]. Tampa: University of South Florida, 2001
- [13] 谢忠红, 姬长英, 郭小清, 等. 一种基于改进 Hough 变换的类圆果实目标检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(7):157-162