



# 基于改进大津法与人工鱼群优化的图像分割算法

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2019.02.012

王卓 葛斌  
涂明玉 严荣国

上海理工大学  
医疗器械与食品学院  
上海 200093

**摘要:** 为了在泡罩药品包装视觉检测过程中获取更好的图像分割效果, 以保证特征提取、缺陷识别等后续任务的顺利进行, 对传统二维大津法进行改进, 引入类内方差并将其与人工鱼群算法相结合, 提出一种新型泡罩药品包装图像分割算法, 再对该算法进行理论和仿真分析。研究表明: 该算法具有较好的图像分割效果, 提高了二维阈值查找速度和泡罩药品缺陷检测效率。该算法具有运行速度快、分割效果好、准确可靠等特点, 可应用于泡罩药品包装缺陷检测和图像分割领域。

**关键词:** Otsu法; 人工鱼群算法; 图像分割; 缺陷检测; 药品; 泡罩

**中图分类号:** TB487 **文献标志码:** A

**文章编号:** 1674-7100(2019)02-0081-06

**引文格式:** 王卓, 葛斌, 涂明玉, 等. 基于改进大津法与人工鱼群优化的图像分割算法 [J]. 包装学报, 2019, 11(2): 81-86.

## 1 研究背景

药品包装为药品提供了品质保证, 包装的质量问题不仅会影响药物的治疗效果, 还可能会出现外界杂质与药物混合等安全隐患。因此, 保证药品的包装质量对制药企业尤为重要。目前, 应用较广泛的药品包装方式主要有: 颗粒袋装、液体瓶装以及铝塑泡罩外包装等<sup>[1]</sup>。其中铝塑泡罩的包装具有安全可靠、阻氧和防潮性强等优点, 而药品在包装工序中可能出现胶囊破损、空泡、裂片等现象, 所以准确检测并剔除缺陷产品成为确保药品质量的关键。传统泡罩药品包装的缺陷检测是依靠人工通过肉眼对不合格包装进行分拣, 该方法依赖人为操作, 检测效率低下, 可靠性不强。近年来国内开始逐渐将机器视觉应用于泡罩药品缺陷检测<sup>[2]</sup>, 而图像处理技术则在缺陷识别环节中扮演着重要角色。

图像分割是图像处理的重要步骤之一, 图像的分割质量影响着后续药品特征提取、目标识别等任务的进一步开展。阈值法可以将灰度图像分割为目标和背景两个区域, 是一种简单而有效的图像分割方法。大津法(即Otsu法)也称为最大类间方差法, 是一种使用较为广泛的自适应阈值化方法<sup>[3]</sup>。该算法选取类间方差最大化时的阈值作为全局最优阈值, 使得目标区域和背景区域之间得到最优的分离性。而在图像不受损以及背景不出现较大浮动变化的情况下, 一维Otsu法可以取得较好的分割效果, 但噪声因素会对其造成较大影响。对此, 刘健庄等<sup>[4]</sup>提出了二维Otsu自适应阈值分割算法。二维Otsu法研究了图像像素点之间的关联性, 求得的阈值为一个二维矢量, 抗噪性能极大增强。但由于最佳阈值是在二维测度准则下求取, 计算量也随之大大增加。为避免在实际应用中, 泡罩药品图像分割运行时间过长, 需对传统二

收稿日期: 2019-01-18

作者简介: 王卓(1995-), 男, 河南周口人, 上海理工大学硕士生, 主要研究方向为机器视觉,  
E-mail: 14085297@qq.com

通信作者: 葛斌(1960-), 男, 上海人, 上海理工大学副教授, 主要从事精密医疗器械与制药机械方面的教学与研究,  
E-mail: gb13992@hotmail.com

维 Otsu 法进行改进以提高其实时性。

近年来,国内外学者提出了许多用于解决复杂优化问题的新方法,包括模拟退火算法、遗传算法、蚁群算法和鱼群算法等。人工鱼群算法 (artificial fish swarm algorithm, AFSA) 是中国学者李晓磊根据自然界鱼群的自治体模型提出的一种随机搜索优化算法<sup>[5]</sup>。该算法研究了自然界鱼群的觅食、聚群、追尾等基本行为,提出了一种新的寻优思路。

本文针对传统二维 Otsu 法运算量大、运行时间长等缺陷,通过分别计算目标区和背景区的类内方差对其改进。然后将改进后的二维 Otsu 法与人工鱼群算法相结合,提出了一种用于泡罩药品包装缺陷检测的新型图像分割算法。经仿真实验验证,该算法具有良好的抗噪性能,且运行速度大大提高,具有一定的优越性和实用性。

## 2 二维 Otsu 法

### 2.1 基本理论

1979年,日本人大津提出了简单有效、性能稳定、适用范围较广的一维 Otsu 法<sup>[6]</sup>。该算法以最大化类间方差作为选择标准,将图像的目标和背景进行区分,在大多数情况下能取得不错的分割效果。但是 Otsu 法无法区分图像中与目标灰度相近的噪声,刘健庄等针对一维 Otsu 法缺陷提出了二维 Otsu 阈值分割算法。具体思路如下:设一幅泡罩药品的灰度图像的灰度级为  $L$ ,则每个像素点邻域的平均灰度级也看作  $L$ 。像素的灰度值为  $i$ ,邻域灰度平均值为  $j$ ,而  $(i, j)$  的频数可设为  $f_{ij}$ ,则可以得到  $(i, j)$  的联合概率密度  $p_{ij}$ 。

$$p_{ij} = \frac{f_{ij}}{m \times n}, \quad (1)$$

式中:  $m, n$  分别为药品图像的像素行列数;

$$i, j = 0, \dots, L-1, \text{ 且满足 } \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} = 1。$$

假设图像中药品区域由目标  $A$  表示,其它区域由背景  $B$  表示,两区域分割的阈值为  $(s, t)$ 。则目标和背景两大类的概率可表示为

$$p_A = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{ij} = P_A(s, t), \quad (2)$$

$$p_B = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij} = P_B(s, t)。 \quad (3)$$

式中:  $s$  为图像灰度的分割阈值,  $0 \leq s \leq L-1$ ;

$t$  为邻域灰度的平均分割阈值,  $0 \leq t \leq L-1$ 。

$A$  和  $B$  对应的二维均值矢量分别为

$$\mu_0 = (\mu_{A_i}, \mu_{A_j})^T = \left( \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{ip_{ij}}{P_A}, \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{jp_{ij}}{P_A} \right)^T, \quad (4)$$

$$\mu_1 = (\mu_{B_i}, \mu_{B_j})^T = \left( \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{ip_{ij}}{P_B}, \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{jp_{ij}}{P_B} \right)^T。 \quad (5)$$

可得总的均值矢量为

$$\mu = (\mu_i, \mu_j)^T = \left( \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ip_{ij}, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jp_{ij} \right)^T。 \quad (6)$$

在大部分情况下,噪声和边缘点分布在二维直方图的对角线周围,较远的部分可以忽略,即

$$\begin{cases} \mu \approx p_A \mu_0 + p_B \mu_1, \\ p_A + p_B \approx 1。 \end{cases} \quad (7)$$

则  $A$  和  $B$  类间离散度的矩阵可定义为

$$S_B = p_A (\mu_0 - \mu) (\mu_0 - \mu)^T + p_B (\mu_1 - \mu) (\mu_1 - \mu)^T。 \quad (8)$$

目标区域  $A$  和背景区域  $B$  之间的离散测度可由式 (8) 所定义矩阵的迹来表示,即

$$\begin{aligned} \text{tr}(S_B) = & p_A \left[ (\mu_{A_i} - \mu_i)^2 + (\mu_{A_j} - \mu_j)^2 \right] + \\ & p_B \left[ (\mu_{B_i} - \mu_i)^2 + (\mu_{B_j} - \mu_j)^2 \right]。 \end{aligned} \quad (9)$$

当  $\text{tr}(S_B)$  取最大值时,目标与背景两类的区分效果最佳,此时应满足等式

$$\text{tr}(S_{(s^*, t^*)}) = \max(\text{tr}(S_{(s, t)})) \quad (0 \leq s, t \leq L-1)。 \quad (10)$$

### 2.2 改进二维 Otsu 法

二维大津法克服了一维算法抗噪性能差的缺点,但由于计算维度从一维提升到二维,计算复杂度提高,会降低泡罩药品缺陷实时检测的速度<sup>[7]</sup>。为缩短运算时间,本文将介绍简化的二维 Otsu 法<sup>[8-11]</sup>,并在计算一维 Otsu 法的同时代入了类内方差来减小阈值计算误差。记  $w_i$  代表  $i$  的概率分布,  $w_j$  代表  $j$  的概率分布,则联合概率密度  $p_{ij}$  的边缘概率为

$$w_i = \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij}, \quad w_j = \sum_{i=0}^{L-1} p_{ij}。$$

$i$  和  $j$  的总均值满足

$$\mu_i = \mu_{iA} + \mu_{iB}, \quad \mu_j = \mu_{jA} + \mu_{jB},$$

且可分别表示为

$$\mu_i = \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{i=0}^{L-1} ip_{ij}, \quad \mu_j = \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{i=0}^{L-1} jp_{ij}。$$

其中,目标区域  $i$  的均值和  $j$  的均值分别为

$$\mu_{iA} = \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{i=0}^s ip_{ij}, \quad \mu_{jA} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^t jp_{ij}。$$

从而可得到目标  $A$  灰度平均值和邻域灰度平均值的概率分别为

$$p_{iA} = \sum_{j=0}^s w_i, p_{jA} = \sum_{j=0}^l w_j。$$

同理, 背景  $B$  像素灰度平均值和邻域灰度平均值分别为

$$\mu_{jA} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^l j p_{ij}, \mu_{jB} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} j p_{ij}。$$

从而可得到背景区域  $B$  灰度平均值和邻域灰度平均值的概率分别为

$$p_{iB} = \sum_{i=s+1}^{L-1} w_i, p_{jB} = \sum_{j=t+1}^{L-1} w_j。$$

根据一维 Otsu 法的定义, 可推导出  $w_i$  和  $w_j$  的类间方差为

$$\sigma_0^2(s) = p_{iA} (\mu_{iA} - \mu_i)^2 + p_{iB} (\mu_{iB} - \mu_i)^2, \quad (11)$$

$$\sigma_0^2(t) = p_{jA} (\mu_{jA} - \mu_j)^2 + p_{jB} (\mu_{jB} - \mu_j)^2。 \quad (12)$$

药品泡罩实时图像由于受外部环境的影响, 同目标区域内部灰度值变化较小, 不同目标灰度值变化较明显。故考虑类内收敛程度<sup>[12-13]</sup>, 来提高一维 Otsu 法分割效果。像素灰度值和邻域灰度均值的类内方差分别为

$$\sigma_1^2(s) = \frac{p_{iB} \sum_{i=0}^s p_{ij} (i - \mu_i)^2 + p_{iA} \sum_{i=s+1}^{L-1} p_{ij} (i - \mu_i)^2}{p_{iA} p_{iB}}, \quad (13)$$

$$\sigma_1^2(t) = \frac{p_{jB} \sum_{j=0}^t p_{ij} (j - \mu_j)^2 + p_{jA} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij} (j - \mu_j)^2}{p_{jA} p_{jB}}。 \quad (14)$$

类间方差取值越大, 类内方差越小, 泡罩药品的图像分割性能越好。因此将二者相除得到两个新的阈值判定函数

$$\phi(s) = \frac{\sigma_1^2(s)}{\sigma_0^2(s)}, \phi(t) = \frac{\sigma_1^2(t)}{\sigma_0^2(t)}。$$

最优分割阈值为判定函数值取得最小值时得到的阈值, 即此时应满足

$$\phi(s^*) = \phi(s)_{\min}, \phi(t^*) = \phi(t)_{\min}。$$

### 3 人工鱼群算法

#### 3.1 人工鱼群的行为描述

在自然界中, 个体鱼往往喜欢尾随伙伴寻觅食

物, 当某一区域的营养物质达到最多时, 鱼群往往汇聚于此。人工鱼群算法通过分析这一现象概括出鱼群的常见行为, 将其应用于寻求最佳解<sup>[14]</sup>。该算法的基本行为描述如下:

1) 觅食行为。将某条正在随意游动的个体鱼当前情况设为  $x_i$ ,  $x_i$  处的食物浓度为  $y_i$  (公式中表示为适应度函数值)。其在可视范围内随机察觉到  $x_j$  处存在一定量度食物  $y_j$ , 将  $y_i$  与  $y_j$  相比较, 若  $y_i > y_j$  (本文为求解极小值), 则个体鱼选择向  $y_j$  方向前行; 否则, 个体鱼将重新在可视范围内搜索目标, 并再次进行判断是否满足移动条件。尝试  $Try\_number$  次后若无可移动目标, 则转而执行其它行为。该行为公式可表示为

$$x_j = x_i + Visual \cdot Rand(), \quad (15)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \frac{x_j - x_i^t}{\|x_j - x_i^t\|} \cdot Step \cdot Rand(), \quad (16)$$

式(15)~(16)中:  $Visual$  为鱼群中个体的可视范围;

$Rand()$  为在区间  $[0, 1]$  上随机获取的函数值;

$Step$  为鱼群中个体移动的步长;

$x_i^t$  为人工鱼  $t$  时刻移动到的位置。

2) 聚群行为。将某条正在随意游动的个体鱼当前情况设为  $x_i$ , 在其可视范围内的其余人工鱼数量总计为  $n_f$ , 整个鱼群的中心位置为  $x_c$ , 拥挤状况由  $\delta$  表示。若  $n_f/N < \delta$  ( $0 < \delta < 1$ ,  $N$  为人工鱼总数), 则表明鱼群  $x_c$  处食物浓度较高, 且人工鱼的分布不是特别密集。且若  $y_i < y_c$ , 则向  $x_c$  位置前行, 否则就转而执行 1) 中觅食行为。该行为公式可表示为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \frac{x_c - x_i^t}{\|x_c - x_i^t\|} \cdot Step \cdot Rand()。 \quad (17)$$

3) 追尾行为。同样将某条正在随意游动的个体鱼当前情况设为  $x_i$ , 在其可视范围内的其余人工鱼数量总计为  $n_f$ , 设在其可视范围内所有人工鱼中  $x_{\min}$  位置的食物量  $y_{\min}$  最少 (即适应度函数的值最小)。若满足  $y_{\min} < y_i$ , 且若  $y_{\min}/n_f > \delta y_i$ , 则表明该位置食物浓度较高, 且人工鱼的分布不是特别密集, 则  $x_i$  向  $x_{\min}$  方向前行; 否则就执行 1) 中觅食行为。

4) 公告板。将某条正在随意游动的个体鱼当前情况设为  $x_i$ ,  $x_i$  处的食物浓度为  $y_i$ , 鱼群中每个个体在执行上述行为的过程中, 都会不断将自身搜索到的最优  $y$  值与公告板显示的数据进行比较, 最优解将被始终更新在公告板上。这样算法终止后获取公告板的内容即可得到实验最佳值。

### 3.2 人工鱼群优化阈值求解

为进一步提高二维 Otsu 算法阈值查找速度,将上文中得到的两个新的阈值判定函数分别作为人工鱼群算法的适应度函数求取最佳阈值。 $Visual$  表示鱼群中个体的可视范围,本文设为 25;  $Step$  表示鱼群中个体移动的步长,本文设定为固定值 3;  $Try\_number$  为尝试的次数,本文设置为 5;  $\delta$  代表鱼群中个体之间的疏密度,本文设置为 0.5。鱼群中个体开始移动的位置在区间  $[0, 255]$  上随机得到。鱼群中个体的数目越大,最后得到的结果越接近最优值,但个体数目增加也会大大提高运算量。为同时保证泡罩药品图像分割质量与分割速度,设置鱼群中个体数目为 20。当算法经过 10 次迭代或者迭代的步数大于  $30^{[15]}$ , 公告板的数据仍没有更新,则获取最优值。

主要步骤描述如下:

步骤 1 读取待分割的泡罩药品图像;

步骤 2 将新的阈值判定函数分别作为人工鱼群算法的适应度函数求取阈值;

步骤 3 初始化人工鱼群,包括设定鱼群个体数目、个体可视范围、移动步距、个体疏密度以及迭代次数等;

步骤 4 计算每条人工鱼的适应度值,并将适应度值最小的个体记录在公告板上;

步骤 5 对每条人工鱼执行聚群行为和追尾行为,选择适应度值改善较明显的作为更新结果;

步骤 6 计算更新后的人工鱼适应度值,若更新后适应度值无改善,则执行觅食行为;

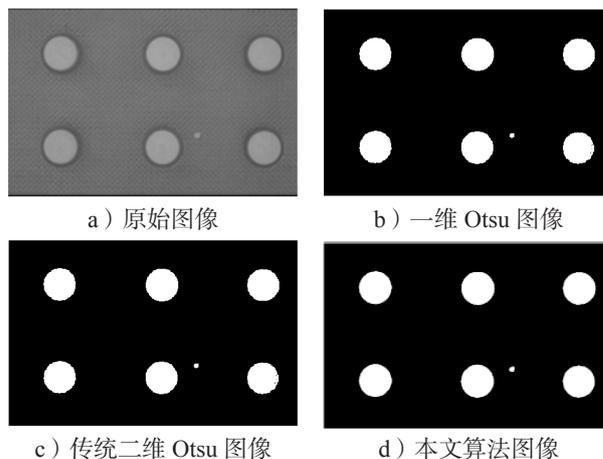
步骤 7 将更新后人工鱼适应度值与公告板记录值进行比较,若该值更优,则更新公告板;

步骤 8 当达到最大迭代次数或者步数超过设定值时算法终止,最优解为此时公告板上的解。

步骤 9 用最优阈值分割图像。

## 4 仿真与分析

通过仿真实验,对一维 Otsu 法、传统二维 Otsu 法与本文算法的药品泡罩图像的分割质量与运行时间进行对比。实验平台采用 Windows 7 系统、Intel Core-i3 (CPU 3.4 GHz/4 GB) 处理器,软件编译工具为 Matlab R2017b。实验 1 的原始图像为白色带污渍药片图像(均匀光照),实验 2 的原始图像为自然光照(非均匀)下缺粒药片图像,实验结果分别如图 1 和图 2 所示。



a) 原始图像

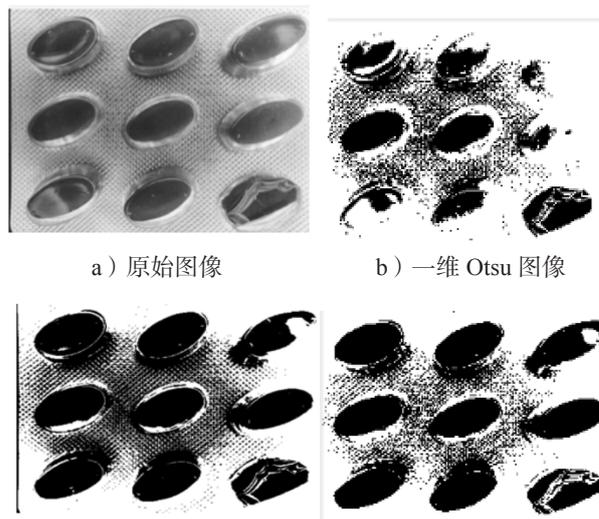
b) 一维 Otsu 图像

c) 传统二维 Otsu 图像

d) 本文算法图像

图 1 白色带污渍药片原始图像与分割图像

Fig. 1 Original image and segmentation image of white stained pills



a) 原始图像

b) 一维 Otsu 图像

c) 传统二维 Otsu 图像

d) 本文图像

图 2 自然光照下缺粒药片图像与分割图像

Fig. 2 Image and segmentation of the missing tablets in natural light

不同算法运行时间对比,如表 1 所示。

表 1 不同算法运行时间对比

Table 1 Comparison of different algorithm running time

算 法	运行时间/s	
	实验 1	实验 2
一维 Otsu 法	0.232	0.324
传统二维 Otsu 法	28.571	20.516
本文算法	0.160	0.321

分析实验结果可以看出:在不受噪声影响的情况下(实验 1),3 种算法在图像分割质量上并无明显差别;但在运行时间上,传统二维 Otsu 法耗时较长。在光照不均匀即受噪声影响较大的情况下(实验 2),一维 Otsu 法的图像分割质量较差,本文算法与传统

二维 Otsu 法均体现出较好的抗噪性; 但本文算法的运行速度要远快于传统二维 Otsu 法。故本文算法具有较好的实用性, 更能满足药品泡罩包装缺陷实时检测的需求, 能提高检测效率。

## 5 结语

为了获得更好的泡罩药品包装图像分割效果, 提高缺陷检测效率, 提出了一种新的图像分割方法。介绍了改进的二维 Otsu 法, 即用两个一维计算分别求解最佳的阈值  $s^*$  与  $t^*$ , 并将新的阈值判定函数作为人工鱼群算法的适应度函数, 应用人工鱼群算法对二维阈值图像分割进行优化。仿真实验结果表明, 本文的图像分割算法有较好的分割质量, 且大大提高了运行速度, 具有较高的应用价值。

### 参考文献:

- [1] 黄秀玲, 陆宏建, 任超, 等. 基于四光源光度立体法的药品泡罩包装中铝箔缺陷检测方法[J]. 包装学报, 2018, 10(3): 47-51.  
HUANG Xiuling, LU Hongjian, REN Chao, et al. The Method of Aluminum Foil Defect Detection in Medicine Packaging Based on Four-Light Photometric Stereo Method[J]. Packaging Journal, 2018, 10(3): 47-51.
- [2] 张中然, 焦波, 孙志勇, 等. 一般光照条件下铝塑泡罩药品包装检测系统[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2017, 22(5): 65-69, 75.  
ZHANG Zhongran, JIAO Bo, SUN Zhiyong, et al. Detecting System for Pharmaceutical Aluminum-Plastic Blister Packaging Under Common Lighting Conditions[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2017, 22(5): 65-69, 75.
- [3] 梁光明, 刘东华, 李波, 等. 二维 Otsu 自适应阈值分割算法的改进[J]. 自动化技术与应用, 2002, 21(5): 43-45, 47.  
LIANG Guangming, LIU Donghua, LI Bo, et al. Improvement of a Two-Dimension Adaptive Thresholding Segmentation Algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2002, 21(5): 43-45, 47.
- [4] 刘健庄, 栗文青. 灰度图象的二维 Otsu 自动阈值分割法[J]. 自动化学报, 1993, 19(1): 101-105.  
LIU Jianzhuang, LI Wenqing. The Automatic Thresholding of Gray-Level Pictures Via Two-Dimensional Otsu Method[J]. Acta Automatica Sinica, 1993, 19(1): 101-105.
- [5] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法: 人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.  
LI Xiaolei. A New Intelligent Optimization Method: Artificial Fish School Algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.
- [6] OTSU N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [7] 于惠钧, 吴婉, 成运. 改进 Otsu 算法在铝塑泡罩药品包装缺陷检测中的应用[J]. 包装工程, 2014, 35(15): 15-18.  
YU Huijun, WU Wan, CHENG Yun. Application of Improved Otsu Algorithm in the Defect Detection of Aluminium-Plastic Blister Drugs[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(15): 15-18.
- [8] 吴一全, 吴文怡, 潘喆. 二维最大类间方差阈值分割的快速迭代算法[J]. 中国体视学与图像分析, 2007, 12(3): 216-220.  
WU Yiquan, WU Wenyi, PAN Zhe. A Fast Iterative Algorithm for Two-Dimensional Maximum Inter-Class Variance Threshold Segmentation[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2007, 12(3): 216-220.
- [9] SAHOO P K, ARORA G. A Thresholding Method Based on Two-Dimensional Renyi's Entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6): 1149-1161.
- [10] 岳峰, 左旺孟, 王宽全. 基于分解的灰度图像二维阈值选取算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 1022-1027.  
YUE Feng, ZUO Wangmeng, WANG Kuanquan. Decomposition Based Two-Dimensional Threshold Algorithm for Gray Images[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(7): 1022-1027.
- [11] 范九伦, 赵凤. 灰度图像的二维 Otsu 曲线阈值分割法[J]. 电子学报, 2007, 35(4): 751-755.  
FAN Jiulun, ZHAO Feng. Two-Dimensional Otsu's Curve Thresholding Segmentation Method for Gray-Level Images[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(4): 751-755.
- [12] 王坤, 张杨, 宋胜博, 等. 改进二维 OTSU 和自适应遗传算法的红外图像分割[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(6): 1229-1236.  
WANG Kun, ZHANG Yang, SONG Shengbo, et al. Infrared Image Segmentation Based on Improved Dimensional OTSU and Genetic Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(6): 1229-1236.
- [13] 刘金, 金炜东. 基于类间和类内方差的快速二维阈值分割法[J]. 西南交通大学学报, 2014, 49(5): 913-

919.

LIU Jin, JIN Weidong. Fast Method for 2D Threshold Segmentation Algorithm Based on Inter-Class and Intra-Class Variances[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2014, 49(5): 913-919.

[14] 刘东林, 李乐乐. 一种新颖的改进人工鱼群算法 [J]. 计算机科学, 2017, 44(4): 281-287.

LIU Donglin, LI Lele. New Improved Artificial Fish Swarm Algorithm[J]. Computer Science, 2017, 44(4):

281-287.

[15] 潘喆, 吴一全. 二维 Otsu 图像分割的人工鱼群算法 [J]. 光学学报, 2009, 29(8): 2115-2121.

PAN Zhe, WU Yiquan. The Two-Dimensional Otsu Thresholding Based on Fish-Swarm Algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(8): 2115-2121.

(责任编辑: 邓光辉)

## Image Segmentation Algorithm Based on Improved Otsu Algorithm and Artificial Fish Swarm Optimization

WANG Zhuo, GE Bin, TU Mingyu, YAN Rongguo

(School of Medical Devices and Food, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** Aimed at obtaining better image segmentation effect in visual inspection of blister drug packaging, so as to ensure the smooth follow-up tasks such as feature extraction and defect recognition, the traditional two-dimensional Otsu algorithm was improved and combined with the artificial fish swarm algorithm to propose a new blister medicine packaging image segmentation algorithm, with the calculation theory and simulation analysis conducted. The results showed that the algorithm performed better image segmentation effect, enhanced the two-dimensional threshold search speed and improved the efficiency of drug defect detection. The algorithm indicated the characteristics of fast running speed, good segmentation effect, accuracy and reliability, which could be applied to the detection of blister drug packaging defects and image segmentation.

**Keywords:** Otsu algorithm; artificial fish swarm algorithm; image segmentation; defect detection; drug; blister