

一种改进阈值分割算法在镜片缺陷检测中的应用

曹宇^{**}, 徐传鹏^{*}

哈尔滨理工大学自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150080

摘要 在光学镜片缺陷检测中,为提高光学镜片图像阈值分割的精度和速度,提出一种新的粒子群算法(PSO)+Otsu 阈值分割算法。该算法通过改进 PSO 权重因子更新策略,增加权重因子在迭代初期位于较大值的时间,增强全局搜索能力,计算粒子的最优位置,并把最优位置赋值给 Otsu 算法,最终实现光学镜片图像的阈值分割。改进的权重因子更新策略能够克服典型线性递减权重因子更新策略由于迭代初期的全局搜索能力不足,导致后期陷入局部极值的缺点。实验结果表明,该算法在提高图像阈值分割精度同时,还提高了阈值分割的速度。

关键词 图像处理; 缺陷检测; 粒子群算法; Otsu 算子

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1610007

Application of an Improved Threshold Segmentation Algorithm in Lens Defect Detection

Cao Yu^{**}, Xu Chuanpeng^{*}

School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150080, China

Abstract In the optical lens defect detection, in order to improve the accuracy and speed of the optical lens image threshold segmentation, a new particle swarm optimization (PSO) + Otsu threshold segmentation algorithm is proposed. The algorithm improves the PSO weight factor update strategy, increases the time when the weight factor is at a larger value at the beginning of the iteration, enhances the global search ability, calculates the optimal position of the particle, and assigns the optimal position to the Otsu algorithm. Finally realize the threshold segmentation of the optical lens image. The improved weight factor update strategy can overcome the shortcomings of the typical linearly decreasing weight factor update strategy that the global search ability at the initial stage of the iteration is insufficient, which leads to the local extreme value in the later stage. Experimental results show that this algorithm improves the speed of threshold segmentation while improving the accuracy of image threshold segmentation.

Key words image processing; defect detection; particle swarm optimization algorithm; Otsu operator

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 100.2650

1 引言

在计算机中区分光学镜片缺陷部分和正常部分是通过图像分割完成的。图像分割是数字图像处理不可或缺的一部分^[1],图像分割精度直接决定目标提取的精度。目前图像分割的方法主要有阈值分割

法^[2]、区域分割法^[3]、边缘分割法^[4]等。在阈值分割中最大类间方差法^[5](Otsu)应用最为广泛,其由日本学者大津提出,随着技术理论的进一步发展,有学者提出二维 Otsu 阈值分割方法,二维 Otsu 阈值分割方法相对于一维 Otsu 由于增加了空间维数,导致计算复杂、计算量大、运行时间长等缺点^[6]。因此

收稿日期: 2020-11-05; 修回日期: 2020-11-26; 录用日期: 2020-12-10

基金项目: 黑龙江省普通本科高校青年创新人才培养计划项目(UNPYSCT-2015045)

通信作者: *xuchuanpeng@126.com; **910859175@qq.com

很多学者将智能算法与二维 Otsu 方法结合进行图像分割^[7-9],在智能算法中,粒子群算法(PSO)因其计算简单、易于实现而被广泛应用^[10],但是标准 PSO 算法容易出现早熟、局部收敛等缺点。目前,许多学者^[11]提出线性权重递减策略,这种典型的线性权重递减策略能够弥补标准 PSO 算法的缺点并且应用广泛,但是这种策略容易在迭代初期搜索不到最优值,那么随着 ω 的减小,局部搜索能力加强,容易陷入局部极值,因此提出一种新的非线性权重更新策略。

2 镜片缺陷检测方法

2.1 Zernike 边缘检测算法

根据 Zernike^[12] 多项式定义,可得到具有正交

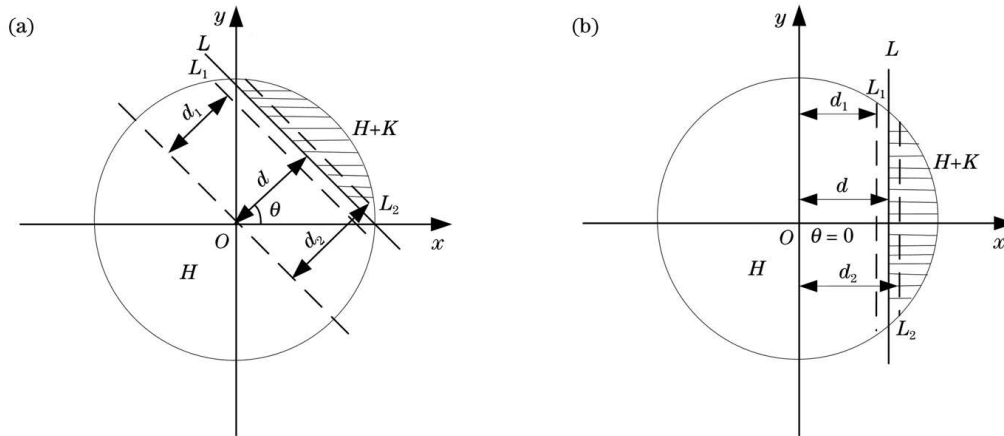


图 1 亚像素边缘检测理想模型。(a)原始边缘图像模型;(b)旋转后边缘图像模型

Fig. 1 Ideal model of sub-pixel edge detection. (a) Original edge image model; (b) rotated edge image model

Zernike 矩的检测边缘方法如下。

1) 计算出 Zernike 矩的 Z_{00} 、 Z_{11} 、 Z_{20} ;

2) 求出 ϕ 值 $\phi = \arctan \left\{ \frac{\text{Im} [Z_{11}]}{\text{Re} [Z_{11}]} \right\}$;

3) 根据 Zernike 矩的图像旋转不变性 $Z_{nm}^* = Z_{nm} \exp(-im\phi)$, 求出 Z_{00}^* 、 Z_{11}^* 、 Z_{20}^* ;

4) 计算出 H 、 K 、 d 。

通过上述公式可计算出光学镜片缺陷轮廓边缘的 4 个参数值并通过阶跃阈值 T 和距离 δ , 得到满足 $K \geq T$ 且 $d \leq \delta$ 的条件缺陷边缘位置。

在传统的 Zernike 矩算法中,阶跃阈值 T 范围为 $0 \sim 255$, 并且需要人工手动选择,选取的阶跃阈值 T 大小会对亚像素边缘定位产生很大影响。如果阶跃阈值 T 选取过大,容易丢失图像边缘;如果选取过小,则真实边缘虽然会留下来,但是会存在伪边缘。为避免上述弊端,本文提出一种改进的 Otsu 算法来获取最佳阈值 T 。

性和旋转不变性的 Zernike 矩。图像 $f(x, y)$ 二维 Zernike 矩多项式定义为

$$Z_{nm} = \frac{n+1}{m} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x, y) V_{nm}^*(\rho, \theta) dx dy, \quad (1)$$

式中: $V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm} \exp(im\theta)$; $V_{nm}^*(\rho, \theta)$ 为 $V_{nm}(\rho, \theta)$ 的共轭; i 为虚数单位; R_{nm} 为实值多项式。其中 m 和 n 为整数并满足条件: $n \geq 0$, $n - |m|$ 为偶数且 $|m| \leq n$ 。

边缘参数是根据 Zernike 矩的旋转不变特性计算得到,并与人工实验得到的阶跃阈值相比较判断图像边缘。亚像素边缘检测模型如图 1 所示,图中在单位圆内的 L 直线表示图像的边缘,距离 d 为原点到理想边缘的距离, H 和 $H+K$ 为理想边缘的灰度值,图 1(b) 为图 1(a) 旋转角度 θ 后的模型。

2.2 传统 Otsu 算法

Otsu^[6] 是日本学者大津在 1979 年提出的一种对图像进行二值化的方法,该方法被认为是目前比较好的自适应阈值检测算法,因其不受图像亮度和对比度的影响,所以得到广泛应用^[13]。该方法利用图像的阈值将图像分为背景和前景两部分,计算前景和背景的方差,差值越大两部分差别就越大,即求得最佳的分割阈值。

设图像包含 L 个灰度级 $(0, 1, \dots, L)$, 根据 Otsu 阈值分割原理,阈值最佳分割公式为

$$T = \operatorname{argmax} \{ \sigma^2(t) \}, 0 \leq t \leq L-1, \quad (2)$$

式中: $\sigma^2 = \omega_0(u_0 - u_T)^2 + \omega_1(u_1 - u_T)^2$, ω_0 和 ω_1 为前景和背景色出现的概率, u_0 和 u_1 分别为前景和背景的平均灰度, u_T 为整幅图像的平均灰度值。传统的 Otsu 算法需要遍历整幅图像的灰度值,才能得到最优图像分割阈值,计算量大、耗费时间长,难以满足系统实时性的要求。

2.3 粒子群优化算法

粒子群算法是在 1995 年由 Kennedy 等^[14]提出的一种随机寻优技术。粒子群算法是模拟鸟群的觅食行为,其易于实现、收敛速度较快、计算较简单且求解精度高,粒子群算法将问题的搜索空间模拟为鸟类的飞行空间,每只鸟抽象为一个无体积、无重量的微粒,该算法的思想是同一个群体中的个体之间的相互协助和信息共享进行寻求最优解。粒子群算法通过位置跟踪求得最优位置 P_{best} (t 时刻每个粒子经过的最优位置) 和 g_{best} (整个群体所发现的最佳位置) 来更新粒子的速度和位置,其更新公式为

$$v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)], \quad (3)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), \quad j = 1, 2, 3, \dots, d, \quad (4)$$

式中: c_1 和 c_2 为学习因子,分别代表粒子自我总结和向种群最好粒子的学习能力; r_1 和 r_2 是在 $[0, 1]$ 随机分布的随机数; ω 是惯性权重系数。

2.4 改进 PSO+Otsu

目前,国内外学者提出很多关于 ω 的更新策略^[15],最为广泛的是线性递减更新策略,但是线性递减更新策略在迭代初期容易搜索不到最优值,从而导致迭代后期陷入局部极值。研究表明,在粒子群算法初期,较大的惯性权重系数可以使算法具有较强的全局搜索能力,针对线性递减更新策略的缺点,提出一种非线性惯性权重系数 ω^* 递减更新策略。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{t}{t_{\max}}(\omega_{\max} - \omega_{\min}), \quad (5)$$

$$\omega^* = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) * \omega_{\min}^{[b(\frac{t}{t_{\max}})^a]} + \omega_{\min}, \quad (6)$$

式中: ω_{\max} 、 ω_{\min} 为惯性权重系数的最大值和最小值; t 、 t_{\max} 为当前迭代步数和最大迭代步数; a 和 b 都为常数;一般 $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$; 设置 t_{\max} 为 100。公式中 a 、 b 为控制曲线拐点的点, a 控制曲线前一个拐点, b 控制后一个拐点。其中 a 越大,拐点越晚, a 越小,拐点越早; b 越大,拐点越早, b 越小,拐点越晚,如图 2 所示。

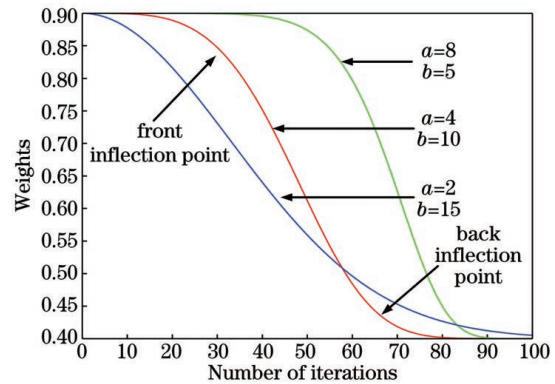


图 2 不同 a 和 b 值条件下曲线拐点图

Fig. 2 Curve inflection point diagram under different a and b values

通过控制 a 、 b 的值来控制改进粒子群算法全局搜索与局部搜索能力,为得到改进粒子群算法的最优性能,经过多次实验对比发现, $a=4, b=10$ 时,新提出的非线性权重递减更新策略最优,并与 $a=2, b=15$ 、 $a=4, b=10$ 、 $a=8, b=5$ 时的阈值分割图进行对比,如图 3 所示。

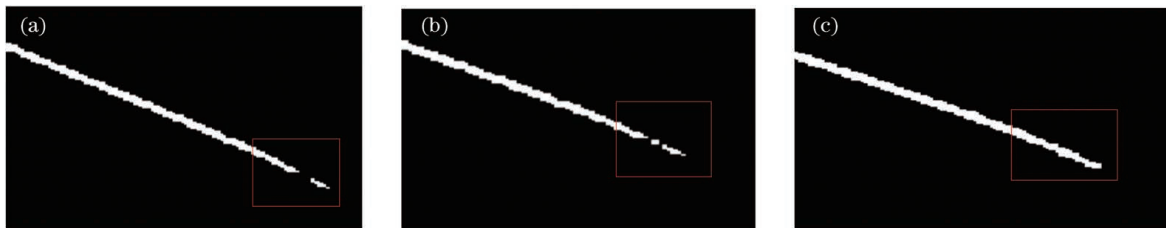


图 3 不同 a 和 b 值条件下的处理结果图。(a) $a=2, b=15$; (b) $a=8, b=5$; (c) $a=4, b=10$

Fig. 3 Diagram of processing results under different a and b values. (a) $a=2, b=15$; (b) $a=8, b=5$; (c) $a=4, b=10$

通过上述分析得知,当 $a=4, b=10$ 时,改进 PSO 算法具有最优全局搜索能力和局部搜索能力,其权重更新图如图 4 所示。图中 W 为传统线性递减权重更新策略, W^* 为新提出的非线性递减权重更新策略。由图 4 可知,新提出的非线性递减权重更新策略可以在迭代初期较长时间保持较大值,可以很好地解决线性权重更新策略前期容易搜索不到

最优值,从而导致迭代后期陷入局部极值的问题。

改进边缘检测算法在光学镜片上的应用步骤如下。

- 1) 将原图进行去噪处理。
- 2) 改进 PSO 算法。

①初始化 PSO 算法,设置粒子数目 $m=30$,学习因子 $c_1=c_2=3$,更新速度 $V_{\max}=10, V_{\min}=-10$,

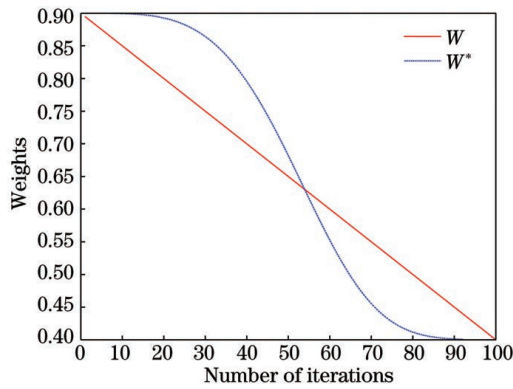


图 4 权重系数对比图

Fig. 4 Comparison of weight coefficients

搜索空间为 1。

②求解 PSO 各个微粒的目标函数,以及最优位置、适应度,并将舒适度最优的微粒位置设置为整个微粒种群的位置,通过速度更新(3)式和位置更新(4)式设置微粒的速度和位置。

③采用本文提出的非线性权重更新(6)式计算微粒的适应度,并与之前微粒的适应度做对比,选择最优的位置作为当前位置。

④将每个微粒的适应度与整个种群所经过的最优适应度进行比较,其最佳位置就是改进 PSO 算法所求解的最优阈值。

3) 将步骤 2 求得的阈值作为 Otsu 的分割阈值,并对光学镜片图像进行阈值分割。

4) 将步骤 2 求得的阈值作为 Zernike 矩算法中的阶跃阈值 T ,并对步骤 3 求得的图像进行缺陷边缘提取。

3 实验分析

为验证该改进算法的效果,建立一套机器视觉检测系统,系统采用 CMOS 面阵相机 (Teledyne Dalsa 公司的 Genie Nano C1240 相机,分辨率为 $1280 \text{ pixel} \times 1240 \text{ pixel}$),背光的照射方式,算法实验环境为 Windows10 系统,2.60 GHz 英特尔 7 代处理器,8 GB 内存,64 位操作系统,编程环境 VS2017,并在 Opencv 图像库下对镜片进行处理。

本文以镜片划痕和气泡为目标对象进行实验对比,根据 2.4 节设置改进粒子群算法参数,非线性权重递减更新策略中的参数 $a=4, b=10$;粒子群算法的粒子数目 $m=30$,学习因子 $c_1=c_2=3$,更新速度 $V_{\max}=10, V_{\min}=-10$ 。本文对标准粒子群算法的线性权重递减更新策略进行改进,并将改进算法分别与 Otsu 算法、传统 PSO+Otsu、基于改进遗传算法的二维最大熵阈值分割方法^[16]进行对比,实验结果如图 5、6 所示。由图 5 气泡阈值分割对比图可以得出,由 Otsu 算法和 Otsu+PSO 算法分割的图像存在明显噪点,如图 5(b)、(c)所示,且 Otsu+PSO 算法处理效果优于 Otsu 算法,改进 PSO+Otsu 阈值

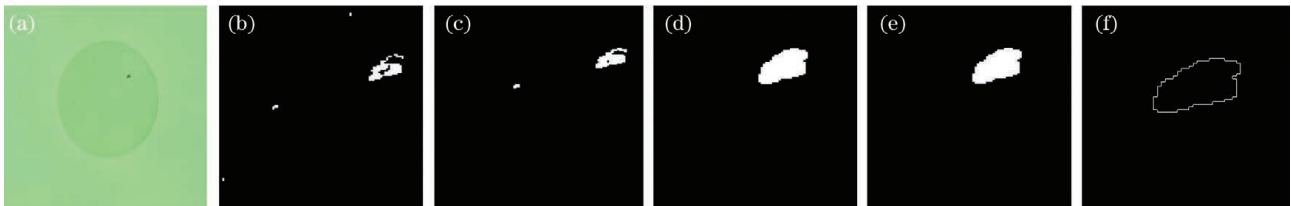


图 5 气泡阈值分割对比图。(a)气泡原始图;(b)Otsu 分割;(c)标准 PSO+Otsu 分割;(d)改进 PSO+Otsu 分割;(e)改进遗传算法的二维最大熵阈值分割;(f)气泡边缘

Fig. 5 Comparison of bubble threshold segmentation. (a) Original image of bubble; (b) Otsu segmentation; (c) standard PSO+Otsu segmentation; (d) improved PSO+Otsu segmentation; (e) improved two-dimensional maximum entropy threshold segmentation of genetic algorithm; (f) bubble edge

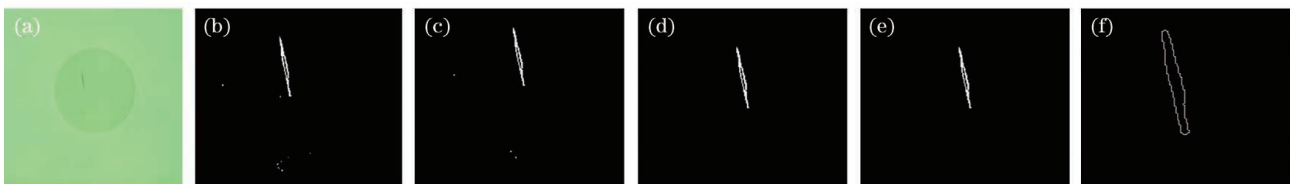


图 6 划痕阈值分割对比图。(a)划痕原始图;(b)Otsu 分割;(c)标准 PSO+Otsu 分割;(d)改进 PSO+Otsu 分割;(e)改进遗传算法的二维最大熵阈值分割;(f)划痕边缘

Fig. 6 Comparison of scratch threshold segmentation. (a) Original image of scratches; (b) Otsu segmentation; (c) standard PSO+Otsu segmentation; (d) improved PSO+Otsu segmentation; (e) improved two-dimensional maximum entropy threshold segmentation of genetic algorithm; (f) scratch edge

分割和基于改进遗传算法的二维最大熵阈值分割方法效果最好。由图 6 划痕阈值分割对比图可以得出,由 Otsu 算法和 Otsu+PSO 阈值分割的划痕图未能准确把划痕分割出来,其阈值分割图像都存在明显噪点,如图 6(b)、(c)所示,且数量较多。由图 5、6 可知,改进 PSO+Otsu 阈值分割方法和基于改进遗传算法的二维最大熵阈值分割方法阈值分割效

果最好。图 5(f)、图 6(f)为 Zernike 算法结合改进 PSO+Otsu 算法求取的阈值得出的气泡和划痕边缘轮廓,效果清晰、定位准确,且省去人工设定阈值的麻烦,实现了系统的自动化。但是改进 PSO+Otsu 阈值分割方法的处理时间和基于改进遗传算法的二维最大熵阈值分割方法处理时间不同,具体结果如表 1、2 所示。

表 1 光学镜片气泡图像分割对比图

Table 1 Comparison of image segmentation of optical lens bubbles

Image	Algorithm	Time /ms	Optimal threshold	Number of iterations
Bubble	Otsu	189	132	216
	Standard PSO+ Otsu	156	133	14
	Improved PSO+ Otsu	132	135	11
	Ref. [16] method	147	135	23

表 2 光学镜片划痕图像分割对比图

Table 2 Comparison of image segmentation of optical lens scratches

Image	Algorithm	Time /ms	Optimal threshold	Number of iterations
Scratches	Otsu	196	141	216
	Standard PSO+ Otsu	168	142	15
	Improved PSO+ Otsu	141	143	10
	Ref. [16] method	151	143	22

从表 1、2 可以看出,Otsu 算法在光学镜片的气泡和划痕迭代次数都较多,为 216,虽然求得最优解次数最多,但是其运算耗费时间较长,计算量偏大;传统 PSO+Otsu 算法相较于 Otsu 算法虽然迭代次数大幅降低,但是求解最优解次数过少,文献[16]中基于改进遗传算法的二维最大熵阈值分割方法的阈值分割精确度和改进 PSO+Otsu 相仿,但是处理速度比改进 PSO+Otsu 慢。因此,改进 PSO+Otsu 算法在处理速度与图像分割精度都有一定的实用性。

4 结 论

本文以光学镜片的气泡和划痕为研究对象,以阈值分割算法为研究点,针对传统 Otsu 算法迭代次数较多、耗费时间长,难以满足光学镜片缺陷检测实时性的需求,在传统 PSO 算法上改进,提出改进 PSO+Otsu 算法。并分别与 Otsu 算法、传统 PSO+Otsu、基于改进遗传算法的二维最大熵阈值分割方法进行对比,实验结果表明:本文提出的改进 PSO+Otsu 算法在光学镜片检测中具有良好的效

果,在阈值分割精度、运行时间方面都具有优势,明显优于 Otsu 算法、传统 PSO+Otsu 算法,并且处理速度优于基于改进遗传算法的二维最大熵阈值分割方法,因此本文算法能够提升镜片缺陷检测速度和检测精度。

参 考 文 献

- [1] Zuo C, Feng S J, Zhang X Y, et al. Deep learning based computational imaging: status, challenges, and future [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111003.
左超,冯世杰,张翔宇,等.深度学习下的计算成像:现状、挑战与未来[J].光学学报,2020,40(1):0111003.
- [2] Liu S. Overview of the development status of threshold segmentation technology [J]. Technology Innovation and Application, 2020(24): 129-130.
刘硕.阈值分割技术发展现状综述[J].科技创新与应用,2020(24):129-130.
- [3] He C E, Xu H J, Wang Z, et al. Automatic segmentation algorithm for multimodal magnetic resonance-based brain tumor images[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(6): 0610001.

- 何承恩, 徐慧君, 王忠, 等. 多模态磁共振脑肿瘤图像自动分割算法研究[J]. 光学学报, 2020, 40(6): 0610001.
- [4] Liu L L. Adaptive recognition system for connected regions of laser diffraction images[J]. Laser Journal, 2020, 41(10): 125-129.
刘莉莉. 激光衍射图像连通区域自适应识别系统[J]. 激光杂志, 2020, 41(10): 125-129.
- [5] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [6] Sun J, Song J, Wu X H, et al. Image segmentation method of lettuce leaf based on improved Otsu algorithm[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2018, 39(2): 179-184.
孙俊, 宋佳, 武小红, 等. 基于改进 Otsu 算法的生菜叶片图像分割方法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2018, 39(2): 179-184.
- [7] Lei B. Study of thresholding segmentation methods based on the image uncertainty information [D]. Xi'an: Xidian University, 2013.
雷博. 基于图像不确定性信息的阈值分割方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [8] Li L G. Research on multi-threshold image segmentation algorithm based on group intelligence optimization [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2017.
李林国. 基于群智优化的多阈值图像分割算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2017.
- [9] Lü Y. Research on image segmentation based on threshold algorithm [D]. Chongqing: Chongqing University, 2011.
吕燕. 基于阈值算法图像分割的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2011.
- [10] Feng P, Li Y. Semiconductor laser parameter inverse design method based on artificial neural network and particle swarm optimization[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(7): 0701001.
冯佩, 李侯. 基于人工神经网络和粒子群优化的半导体激光器参数反向设计方法[J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0701001.
- [11] Zhan Z H, Zhang J, Li Y, et al. Adaptive particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2009, 39(6): 1362-1381.
- [12] Zhao Q. Research on defect detection algorithm of solid wood board based on extreme learning machine [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2018.
赵乾. 基于极限学习机的实木板材缺陷检测算法研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2018.
- [13] Cao H J, Liu N, Xu J, et al. Infrared image adaptive inverse histogram enhancement technology [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49 (4): 0426003.
曹海杰, 刘宁, 许吉, 等. 红外图像自适应逆直方图增强技术[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(4): 0426003.
- [14] Kenneny J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks, November 27-December 1, 1995, Perth, WA, Australia. New York: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [15] Park J B, Jeong Y W, Shin J R, et al. An improved particle swarm optimization for nonconvex economic dispatch problems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(1): 156-166.
- [16] He H. Study on the defect detection and classification of surface mounting components based on machine vision [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020.
贺慧. 基于机器视觉的表贴元件缺陷检测与分类研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2020.