

基于改进的粒子群多阈值算法的白色异性纤维检测

王昊鹏^{1,2}, 冯显英^{1*}, 王娜², 石井²

(1. 山东大学高效洁净机械制造教育部重点实验室, 济南 250061; 2. 山东省经济管理干部学院计算机系, 济南 250014)

摘要: 为了提高皮棉中白色异性纤维的识别精度, 该文提出了一种基于改进混沌粒子群的白色异性纤维检测算法, 该算法将图像的像素点按灰度值分为多类, 把所有相邻类间方差看做一个粒子种群, 以最大类间方差组作为种群适应度评价函数。通过滑动窗口技术判断算法是否陷入局部最优。有效克服了标准粒子群算法容易陷入局部最优的缺陷。通过试验验证, 该文提出的算法对白色异性纤维的识别准确率达到 98.6%。通过与标准二维 Otsu 算法的对比分割试验发现在分割较细小的白色异性纤维以及白色纤维与皮棉发生重叠的情况时, 该算法的分割结果比标准二维 Otsu 算法更准确, 噪声点更少。为皮棉异性纤维检测与剔除工艺的改善提供了技术依据。

关键词: 图像分割, 棉花纤维, 算法, 白色异性纤维, 混沌粒子群算法, 滑动窗口

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.23.021

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-23-0153-06

王昊鹏, 冯显英, 王娜, 等. 基于改进的粒子群多阈值算法的白色异性纤维检测[J]. 农业工程学报, 2013, 29(23): 153-158.

Wang Haopeng, Feng Xianying, Wang Na, et al. Detection of white foreign fibers based on improved particle swarm algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(23): 153-158. (in Chinese with English abstract)

0 引言

异性纤维是棉花所含杂质中比较特殊的一类, 按照国家标准^[1]给出的定义可以将混入棉花中的异性纤维分为非棉纤维和非本色棉纤维 2 类。非棉纤维是指化学纤维、毛发、丝麻以及地膜等; 非本色棉纤维是指那些混入的非棉花原色的纤维, 如染了色的线、绳、布等。异性纤维在棉花中含量虽少但危害巨大, 尤其会严重影响成纱、染色等质量^[2-4]。因此研究异性纤维的检测方法具有重要意义。非本色棉纤维由于颜色与棉花不同, 所以检测起来较为容易。那些与棉花颜色相同或相近的异性纤维检验较为困难, 也是众多学者研究的热点。例如张馨^[5]利用灰度梯度图对含有异性纤维的棉花图像进行分割, 取得了较好的分割效果。王昊鹏等^[6]利用二维 Otsu 方法有效识别了皮棉中的白色异性纤维。

最大类间方差法是图像分割常用的方法, 其核心思想是将图像分为目标和背景 2 类, 通过计算 2

类之间的最大方差找寻分割的最优阈值。这种方法的优点是计算简单方便易实现, 尤其对灰度直方图呈双峰的图片分割效果较好, 缺点是对复杂的图片或对灰度差的图片分割效果较差, 这种图片的灰度直方图呈单峰或多峰, 算法很难找到灰度直方图的波谷, 所以分割不准确。许多学者对此进行研究并提出了多阈值类间最大方差分割方法^[7-8], 即将传统的目标和背景 2 类扩展为多类, 相邻 2 类之间的最大方差就是一个分割阈值。这样单阈值就变成了多阈值。本文将每一个类间方差看成一个粒子, 提出了改进的混沌粒子群算法计算多阈值从而实现白色异性纤维的检测。

1 白色异性纤维检测方法

1.1 试验材料

皮棉为新疆当年机采棉, 由新疆农八师 149 团棉花加工二厂提供。白色异性纤维选取塑料袋碎片(包括地膜)、白头发、羽毛、线头、人造纤维(涤纶、丙纶)等 5 类, 每一类各 100 个样本。

1.2 检测装置

本试验检测装置为图像采集系统, 主要由 CCD 相机、光源和数据采集卡组成。CCD 相机选用德国 BASLER 公司的 acA1300-30gc 型彩色面阵 CCD 相机, 该相机最大分辨率为 1 296×966 像素; 镜头选用日本 Computer 公司的 M0814 型镜头, 焦距为 8 mm; 光源使用日本 CCS 公司的 HLV-24-1220 型

收稿日期: 2013-07-11 修订日期: 2013-10-11

基金项目: 科技支疆专项计划资助项目(2011AB017); 济南“泉城学者”建设工程资助项目(201109)

作者简介: 王昊鹏(1981—), 男, 山东济南人, 博士生, 主要从事智能检测与控制方面的研究。济南 山东大学高效洁净机械制造教育部重点实验室, 250014。Email: whp-whp-whp@163.com

*通信作者: 冯显英(1965—), 男, 山东济宁人, 教授, 主要从事数字化制造、智能检测与控制方面的研究。济南 山东大学高效洁净机械制造教育部重点实验室, 250061。Email: fxying@sdu.edu.cn

光源, 该光源为 LED 光源; 数据采集卡使用研祥公司的 PCI-8ADPF 型数据采集卡。

1.3 检测方法

将白色异性纤维样本均匀混入皮棉, 并在开松机的作用下充分开松。将开松后的皮棉进行拍照, 为避免光照的影响需在暗室内拍照, 只使用本检测装置的光源, 并将检测装置固定好以保证每次拍照时皮棉和检测装置相对位置不变, 拍摄的图片为 512×512 像素。

2 灰度直方图分析

部分混有白色异性纤维的皮棉灰度直方图如图 1 所示。

从图 1 中可以无论混有何种白色异性纤维, 灰度直方图均呈单峰, 这是因为与皮棉背景相比白色异性纤维体积较小, 所占的像素点少, 且白色异性纤维的灰度值与皮棉的灰度值相近。这种图片若使用标准 Otsu 算法很难确定分割阈值, 因此本文使用混沌粒子群算法寻找最佳阈值。

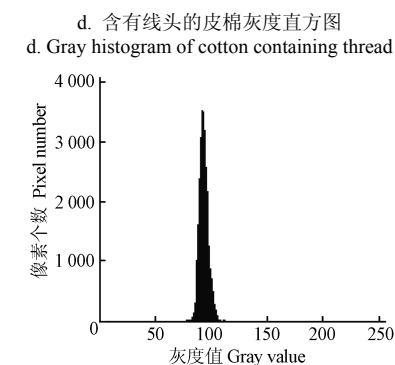
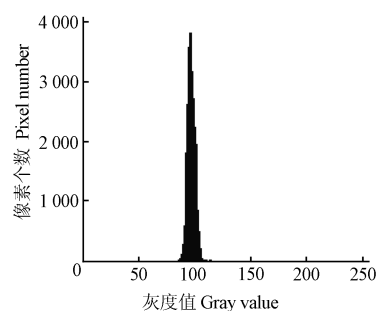
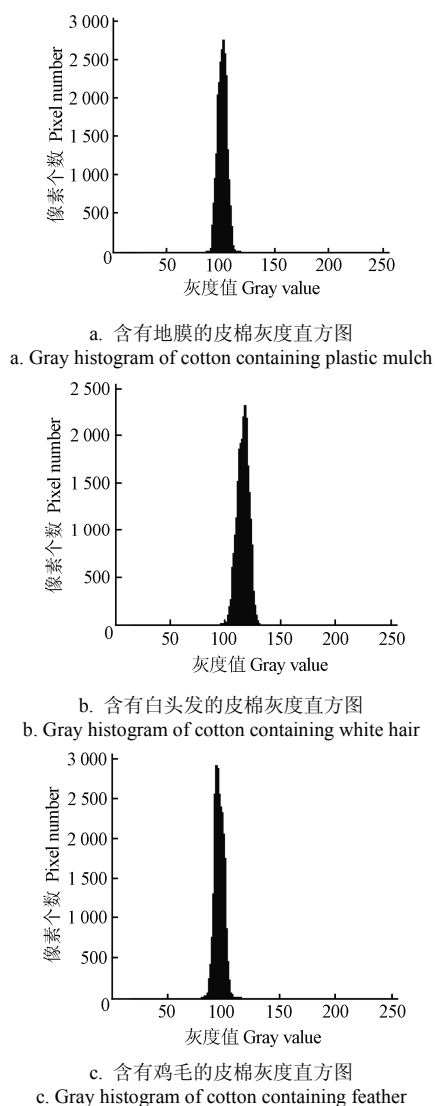


图 1 部分含有白色异性纤维的皮棉的灰度直方图

Fig.1 Gray histogram of cotton containing white foreign fibers

3 粒子群算法改进

3.1 粒子群算法的定义

粒子群算法是在研究鸟群群体行为的基础上发展起来的^[9-12], 将鸟群中的每一只鸟定义为一个粒子, 整个鸟群就形成了一个粒子群, 鸟群前进的方向和距离由鸟飞行的速度决定, 在前进过程中每一只鸟都会尽量维持与其相邻的其他鸟之间的距离最优, 这样通过个体之间的最优达到整体最优。其数学描述为:

假设一个种群由 m 个粒子组成, 可记为 $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_m\}$, 每次迭代时, 粒子 x_i 前进的速度 V_{id} 和 X_{id} 位置可用下式表示。

$$V_{id}^{(t+1)} = \omega V_{id}^{(t)} + c_1 r_1 (p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) + c_2 r_2 (p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) \quad (1)$$

$$x_{id}^{(t+1)} = x_{id}^{(t)} + V_{id}^{(t+1)} \quad (2)$$

式中, t 为当前的进化代数; c_1 和 c_2 是加速系数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; p_{id} 和 p_{gd} 分别为第 i 个粒子的历史最优位置和整个种群的历史最优位置; ω 为惯性权重。

与其他进化算法相比, 粒子群算法具有求解精度高、收敛速度快、容易实现等优点, 但容易陷入局部最优。

3.2 基于最大类间方差的适应度函数

设图像灰度级为 L , $0 \leq L \leq 255$, 灰度级为 i 的

像素点出现的概率为 P_i , $0 \leq i \leq L-1$ 。现将像素点分为 N 类, 类之间的阈值为 t_n , $1 \leq n \leq N-1$ 。第 n 类出现的概率为

$$\omega_n = \sum_{i=t_n}^{t_{n+1}} P_i \quad (3)$$

第 n 类内的均值为

$$\mu_n = \sum_{i=t_n}^{t_{n+1}} iP_i / \omega_n \quad (4)$$

第 n 和 $n+1$ 类间的方差 σ_B^2 为

$$\sigma_B^2 = \omega_n \omega_{n+1} (\omega_{n+1} - \omega_n)^2 \quad (5)$$

则图像的多阈值最佳组合为

$$(t_1^*, t_2^*, \dots, t_{N-1}^*) = \arg \max_{0 < t_1, t_2, \dots, t_{N-1} < L} \{\sigma_B^2(t_1, t_2, \dots, t_{N-1})\} \quad (6)$$

本文将每一个类间方差作为一个粒子, 这样图像中所有的类间方差就组成了一个种群, 使用粒子群算法进行图像分割, 因此公式 (6) 则可作为种群适应度函数。

3.3 陷入局部最优的判断依据

粒子群优化算法最大的缺陷就是容易陷入局部最优, 因此有效判断算法是否陷入局部最优非常重要。梁慧^[13]采用当前迭代次数与最大迭代次数的比值作为判断依据; 张小红和宁红梅^[14]则根据平均粒距和种群适应度方差作为判断依据。这些判断方法都是在当前次迭代结果的基础上判断的, 若以连续多次迭代结果作为依据进行判断会更准确, 朱红求等^[15]在溶液离子浓度在线估计时就使用连续若干次迭代的种群最优适应度作为判断是否陷入局部最优的依据, 但其没有明确连续迭代的次数, 考虑的连续迭代次数过多或过少都容易发生误判。

针对这些不足, 本文设计了一种使用可变滑动窗口方法确定需考虑的迭代的次数, 其思想为: 第一次迭代时, 设置滑动窗口起始位置为第一代, 窗口尺寸为 1, 计算当前种群适应度, 进行下迭代, 将当前次迭代后计算的种群适应度与当前滑动窗口内所有次迭代的种群平均适应度比较, 若相似性较小则滑动窗口起始位置滑动到当前代, 窗口尺寸减为 1; 若相似性较大则首先判断滑动窗口尺寸, 若小于 3 则滑动窗口位置不变, 窗口尺寸加 1, 若大于等于 3 则认为陷入局部最优, 同时将滑动窗口起始位置滑动到当前代并将窗口尺寸减为 1。具体流程如图 2 所示。

3.4 跳出局部最优的方式

混沌运动是一种能在一定范围内按其自身规律不重复的遍历所有状态的运动^[16-18], 使用混沌进行优化时需要将混沌变量线性映射到需要优化的

变量的取值区间, 然后利用混沌变量进行搜索。最常用的映射规则为 Logistic 映射

$$x(t+1) = \mu x(t)(1-x(t)) \quad (7)$$

式中, $x(t) \in [0, 1]$; μ 为控制参数, 当 $\mu=4$ 时系统处于完全的混沌状态。使用混沌进行优化时可以很容易跳出局部最优, 因此当粒子群算法陷入局部最优时启用混沌扰动变量以实现跳出局部最优的目的。

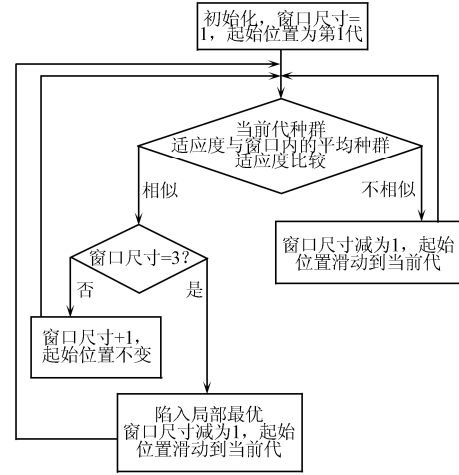


图 2 判断是否陷入局部最优流程图

Fig.2 Flow diagram of judging fall into local optimum

3.5 基于改进混沌粒子群的白色异性纤维检测算法

由 3.1~3.4 部分的分析, 可将本文提出的基于改进混沌粒子群的白色异性纤维检测算法步骤进行如下描述:

1) 初始化。使用混沌 Logistic 映射构造规模为 N 的种群, 设置进化代数 M_1 , 混沌迭代次数 M_2 , 惯性权重 ω , 加速系数 c_1 和 c_2 。

2) 更新。使用公式 (1) 和式 (2) 更新每一个粒子的速度和位置。

3) 评价。使用公式 (6) 进行评价, 记录粒子的历史最优位置和种群的历史最优位置, 计算滑动窗口内的平均种群适应度并与当前代的种群适应度比较, 若相似性较大则认为陷入局部最优, 继续执行步骤 4), 否则转到步骤 5)。

4) 混沌扰动。使用 Logistic 映射重新构造种群, 并转到步骤 2)。

5) 结束。检查是否达到最大进化代数或满足结束条件, 若满足则算法结束, 否则转到步骤 2)。

4 算法验证

为验证本文提出的算法, 用本文算法分割第 1 部分拍摄的含有白色异性纤维的皮棉图片。

分割时算法的参数设置为种群规模 $N=20$, 最大进化代数 $M_1=300$, 最大混沌迭代次数 $M_2=50$, 惯性

权重 ω 采用线性递减方式从 0.9 减到 0.4, r_1 和 r_2 设为 $[0, 1]$ 之间的随机数, 对于加速系数 c_1 和 c_2 , 部分文献认为不应将其设为定值, 对不同的图像其有效区间不完全一样^[19-20], 因此本文以白色异性纤维种类为分组依据对图片进行分类, 对不同类的图片 c_1 和 c_2 取不同的值分割, 试验发现不同类的白色异性纤维图片 c_1 和 c_2 的有效区间不同, 结果如表 1 所示。

表 1 c_1 和 c_2 的有效区间

Table 1 Effective range of c_1 and c_2

白色异性纤维种类 Kinds of white foreign fibers	c_1 有效区间 Effective range of c_1	c_2 有效区间 Effective range of c_2
塑料袋碎片 Pieces of plastic bags	1.20	1.80
白头发 White hair	1.45	1.75
羽毛 Feather	1.25	1.70
线头 Thread	1.20	1.55
人造纤维 Artificial fibers	1.40	1.75

注: c_1 、 c_2 为加速系数。
Note: c_1 , c_2 are accelerating coefficient.

观察分割结果图片并统计分割后能正确辨别的白色异性纤维个数, 结果如表 2 所示。

表 2 白色异性纤维识别结果

Table 2 Recognition results of white foreign fibers

白色异性纤维种类 Kinds of white foreign fibers	实际个数 Actual number	识别个数 Recognition number	识别率 Recognition rate/%
塑料袋碎片 Pieces of plastic bags	100	98	98
白头发 White hair	100	97	97
羽毛 Feather	100	100	100
线头 Thread	100	100	100
人造纤维 Synthetic fibers	100	98	98

注: 识别率为人工识别。
Note: Recognition results are generated by artificial recognition.

从表 2 中可以看出本文算法对白色异性纤维识别的平均准确率达到 98.6%, 基本可以识别全部的白色异性纤维。另外, 在该试验环境下还拍摄了 100 幅不含白色异性纤维的皮棉照片 (512×512 像素) 用本文提出的算法进行分割, 分割后有 2 幅图片出现了误分割, 误分割率为 2%, 由此可见本文算法分割的有效性。为进一步验证本文算法分割的精确性使用标准二维 Otsu 算法和本文的算法对第 1 部分拍摄的图片进行分割, 分割效果如图 3 所示 (受篇幅限制此处只列出部分照片)。

图 3 是标准二维 Otsu 算法和本文算法对几种白色异性纤维分割的结果, 分割后经过膨胀和腐蚀处理。从图中可以看出标准二维 Otsu 算法分割后噪声点较多。从图 3e、k 和 n 中可以看出标准二维 Otsu

算法分割较细的白头发、线头和编织袋丝时分割结果断断续续, 这是因为白头发、线头和编织袋丝有部分被棉纤维盖住, 造成了误分割, 而本文算法基本将被棉纤维盖住的分割完整; 从图 3h 中可以看出标准二维 Otsu 算法分割鸡毛时鸡毛杆与绒毛结合部分分割效果不好, 这是因为这个结合部分的颜色和纹理与棉纤维很相似, 而本文算法将结合部分分割出来, 证明本文算法分割精度较高。

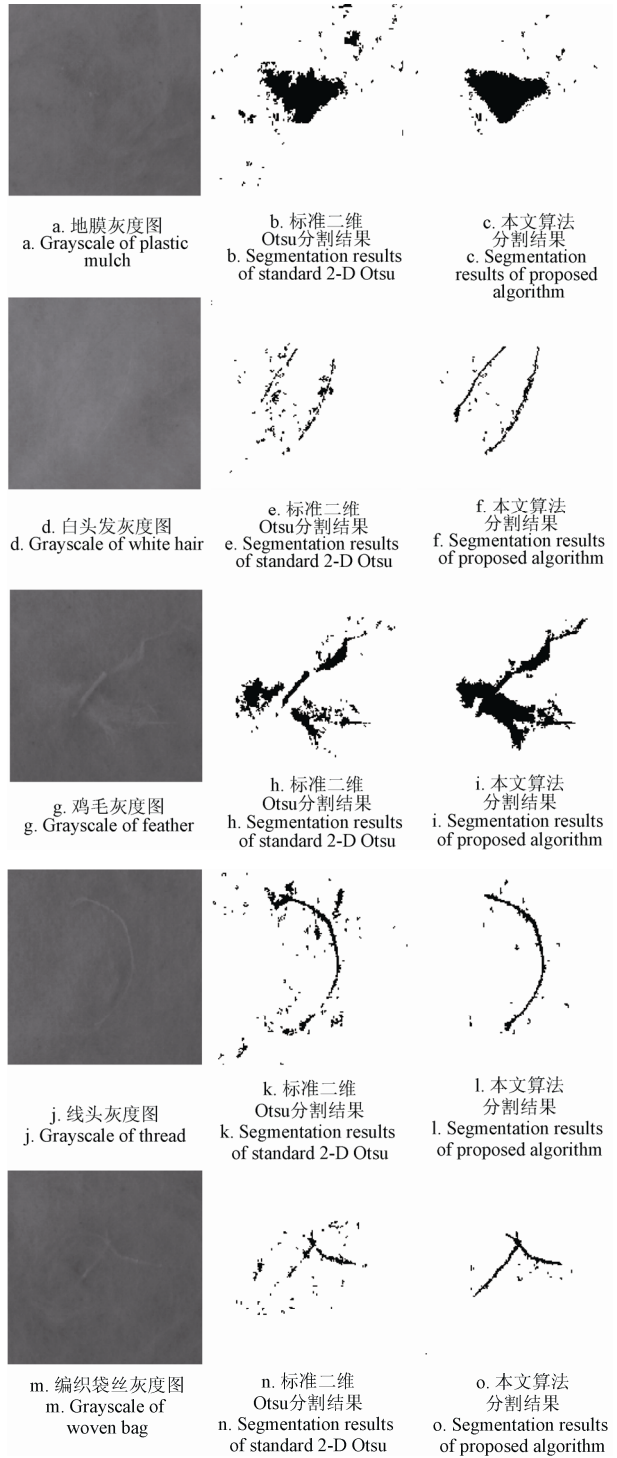


图 3 2 种算法分割效果图

Fig.3 Segmentation graphs of two algorithms

5 结 论

本文将图像像素点按灰度值划分为多类,把所有类间方差看做一个种群,使用混沌粒子群算法进行图像分割,并对标准混沌粒子群算法进行改进,提出使用滑动窗口的方法判断算法是否陷入局部最优,将该算法用于白色异性纤维的识别,通过对 500 个白色异性纤维样本进行分割,准确率达到 98.6%,并通过与标准二维 Otsu 算法分割效果的对比发现本文提出的算法分割精度更高。

[参 考 文 献]

- [1] GB 1103-2007. 棉花 细绒棉[S]. 北京: 中国标准出版社, 2007.
GB 1103-2007. Cotton-Upland Cotton[S]. Beijing: China Standards Press, 2007. (in Chinese with English abstract)
- [2] 冯显英, 任长志, 黄燕云. 基于机器视觉的异性纤维检测系统[J]. 山东大学学报: 工学版, 2006, 36(4): 5—8.
Feng Xianying, Ren Changzhi, Huang Yanyun. An inspecting system for foreign fibers based on machine vision[J]. Journal of Shandong University(Engineering Science), 2006, 36(4): 5—8. (in Chinese with English abstract)
- [3] 刘双喜, 王金星, 郑文秀, 等. 基于自适应域值分割与力矩的棉花异性纤维分类方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(Supp.2): 320—324.
Liu Shuangxi, Wang Jinxing, Zheng Wenxiu, et al. Classification method of adaptive threshold segmentation algorithm and moment for foreign fibers in cotton[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(Supp.2): 320—324. (in Chinese with English abstract)
- [4] 杨文柱, 李道亮, 魏新华, 等. 基于光谱分析的棉花异性纤维最佳波段选择方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(10): 186—191.
Yang Wenzhu, Li Daoliang, Wei Xinhua, et al. Selection of optimal band for detecting foreign fibers in lint cotton using spectroscopic analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(10): 186—191. (in Chinese with English abstract)
- [5] 张馨. 棉花异性纤维彩色图像的快速处理算法[D]. 泰安: 山东农业大学, 2011.
Zhang Xin. Research on Fast Processing Method for Color Images of Foreign Fibers in Cotton[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2011. (in Chinese with English abstract)
- [6] 王昊鹏, 冯显英, 李丽. 基于改进二维最大类间方差法的白色异性纤维检测算法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(8): 214—219.
Wang Haopeng, Feng Xianying, Li Li. Detection algorithm of white foreign fibers based on improved two-dimensional maximum between-class variance method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(8): 214—219. (in Chinese with English abstract)
- [7] 李忠健, 杜娟, 郭璐. 将 Otsu 用于多阈值彩色图像分割的方法及优化[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(11): 176—178.
Li Zhongjian, Du Juan, Guo Lu. Multi-threshold segmentation and optimization based on Otsu in color image[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(11): 176—178. (in Chinese with English abstract)
- [8] 刘艳, 赵英良. Otsu 多阈值快速求解算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 3363—3365.
Liu Yan, Zhao Yingliang. Quick approach of multi—threshold Otsu method for image segmentation[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(12): 3363—3365. (in Chinese with English abstract)
- [9] 温长吉, 王生生, 于合龙, 等. 基于改进蜂群算法优化神经网络的玉米病害图像分割[J]. 农业工程学报, 2013, 29(13): 142—149.
Wen Changji, Wang Shengsheng, Yu Helong, et al. Image segmentation method for maize diseases based on pulse coupled neural network with modified artificial bee algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(13): 142—149. (in Chinese with English abstract)
- [10] 吴一全, 吴诗嫻, 张小杰. 利用混沌 PSO 或分解的 2 维 Tsallis 灰度熵阈值分割[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(8): 902—910.
Wu Yiquan, Wu Shihua, Zhang Xiaojie. Two-dimensional Tsallis gray entropy image thresholding using chaotic particle swarm optimization or decomposition[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(8): 902—910. (in Chinese with English abstract)
- [11] Pontani Mauro, Conway Bruce A. Particle swarm optimization applied to impulsive orbital transfers[J]. Acta Astronautica, 2012, 74: 141—155.
- [12] Chalermchaiarbha Saksorn, Ongsakul Weerakorn. Elitist multi-objective particle swarm optimization with fuzzy multi-attribute decision making for power dispatch[J]. Electric Power Components and Systems. 2012, 40(14): 1562—1585.
- [13] 梁慧. 混沌粒子群优化算法的分析与应用[D]. 广州: 广东工业大学, 2011.
Liang Hui. Analysis and Applications of Chaos Particle Swarm Optimization[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2011. (in Chinese with English abstract)
- [14] 张小红, 宁红梅. 基于混沌粒子群和模糊聚类的图像分割算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(12): 4786—4789.
Zhang Xiaohong, Ning Hongmei. Fuzzy clustering image segmentation algorithm based on CPSO[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(12): 4786—4789. (in Chinese with English abstract)
- [15] 朱求红, 阳春华, 桂卫华, 等. 一种带混沌变异的粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(3): 215—217.
Zhu Hongqiu, Yang Chunhua, Gui Weihua, et al. Particle swarm optimization with chaotic mutation[J]. Computer Science, 2010, 37(3): 215—217. (in Chinese with English abstract)
- [16] 武彦斌, 彭苏萍. 基于混沌免疫算法和遥感影像的土地利用分类[J]. 农业工程学报, 2007, 23(6): 154—158.
Wu Yanbin, Peng Suping. Land use classification based on chaos immune algorithm and remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural

- Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(6): 154—158. (in Chinese with English abstract)
- [17] 邱靖, 吴瑞武, 黄雁鸿, 等. 混沌理论与 BP 网络融合的稻瘟病预测模型[J]. 农业工程学报, 26(Supp.2): 88—93. Qiu Jing, Wu Ruiwu, Huang Yanhong, et al. Forecasting model on rice blast based on BP neural network and chaos theory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(Supp.2): 88—93. (in Chinese with English abstract)
- [18] 高玉芳, 张展羽. 混沌人工鱼群算法及其在灌区优化配水中的应用[J]. 农业工程学报, 2007, 23(6): 7—11. Gao Yufang, Zhang Zhanyu. Chaotic artificial fish-swarm algorithm and its application in water use optimization in irrigated areas[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(6): 7—11. (in Chinese with English abstract)
- [19] Asanga Ratnaween, Saman K Halgamuge. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation(S1089-778X), 2004, 8(3): 240—255.
- [20] 孙勇, 章卫国, 章萌, 等. 基于改进粒子群算法的飞行控制器参数寻优[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(5): 1222—1225. Sun Yong, Zhang Weiguo, Zhang Meng, et al. Optimization of flight controller parameters based on chaotic PSO algorithm of adaptive parameter strategy[J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(5): 1222—1225. (in Chinese with English abstract)

Detection of white foreign fibers based on improved particle swarm algorithm

Wang Haopeng^{1,2}, Feng Xianying^{1*}, Wang Na², Shi Jing²

(1. Key Laboratory of High Efficiency and Clean Mechanical Manufacture, Ministry of Education, Shandong University, Jinan 250061, China; 2. Department of Computer, Shandong Economic Management Institute, Ji'nan 250014, China)

Abstract: In order to improve the recognition accuracy of white foreign fibers in cotton, a detection algorithm of white foreign fibers based on improved chaos particle swarm optimization was proposed in this paper. In this algorithm, the image was divided into different classes according to the grey value of image pixels. The variances between adjacent classes were thought of as a particle. All of these particles constituted a particle swarm. The maximum variances between classes were thought of as a fitness function. Therefore, the chaotic particle swarm optimization (PSO) algorithm was applied to image segmentation. The standard particle swarm optimization was easy to fall into a local optimum. Given this problem, this algorithm took the sliding window technology to determine if it falls into a local optimum. This algorithm contrasted the average population fitness in the sliding window with the current population fitness in the sliding window. If the current population fitness was similar to the average population fitness, the algorithm was thought not to fall into the local optimum, continued to evolve, and the sliding window starting position was moved to the current location, the size was set to 1, or it was thought to fall into a local optimum. If the algorithm fell into a local optimum, it used a chaotic mechanism to initialize the population to jump out of the local optimum. The starting position and size of the sliding window dynamic changed according to the judgment result. This method effectively solved the problems of the standard particle swarm optimization (PSO) algorithm that it fell well into a local optimum. In order to test the algorithm, this paper also set up a detection device, including an acA1300-30 gc type color plane array CCD camera, M0814 type lens, HLV-24-1220 type LED light source, and PCI-8ADPF type data acquisition card, then it selected five kinds of common white foreign fibers such as the pieces of plastic bags, white hair, feathers, threads, and synthetic fibers. Each kind had 100 samples. These samples were mixed in the cotton and were photographed. The test identified 500 pictures which contained white foreign fibers. The results showed that the rate of detecting pieces of plastic bags, white hair, feathers, threads, and synthetic fibers could reach 98%, 97%, 100%, 100%, and 98%, and the average rate was 98.6%. By comparison with the standard two-dimensional Otsu algorithm segmentation test found in the fine segmentation of different fibers and fiber and cotton overlap, the algorithm had a higher degree of precision segmentation than the standard two-dimensional Otsu algorithm.

Key words: image segmentation, cotton fibers, algorithms, white foreign fibers, chaos particle swarm optimization, sliding window

(责任编辑: 刘丽英)