

DOI: 10.19333/j.mfkj.2017060050406

基于改进粒子群算法的织物图像疵点分割研究

樊翠玲

(驻马店职业技术学院,河南 驻马店 463000)

摘要: 为了提高织物图像疵点分割的效果,提出改进粒子群算法,首先对基本粒子群算法建立早熟判断机制以及多子群划分,采用阶梯式策略对粒子权重调整,学习进化因子结合粒子权重进行非线性调整,通过Nelder-Mead方法用于局部精确搜索,然后采用灰度积分投影定位算法获得疵点位置,确定织物图像疵点分割阈值,最后给出了算法流程。实验仿真显示该算法分割织物图像疵点清晰,算法的准确性、实时性较优。

关键词: 粒子群; 粒子权重; 学习进化因子; 织物图像; 疵点分割

中图分类号: TP 391.41

文献标志码: A

Fabric image defect segmentation based on improved particle swarm optimization algorithm

FAN Cuiling

(Zhumadian Vocational and Technical College Zhumadian, Henan 463000, China)

Abstract: In order to improve the effect of fabric image defect segmentation, improved particle swarm optimization algorithm was proposed. Firstly, basic particle swarm optimization algorithm was established the judgment premature mechanism and multi group partition, and inertia weight adjustment was used stepwise strategy, and learn factor was adjusted nonlinear with inertia weight, and the Nelder-Mead method was used for local accurate search. Secondly, Gray integral projection location algorithm was obtained defect location, fabric image defect was determined segmentation threshold. Finally, the process was given. Experiment simulation showed that improved particle swarm optimization algorithm segment fabric defect image was more clearer, and it was better than other algorithms about accuracy and real-time.

Keywords: particle swarm optimization; inertia weight; learn factor; fabric image; defect segmentation

纺织品在生产过程中由于受到环境等因素的影响,会出现疵点,织物疵点检测是保证织物产品质量的重要手段^[1],但依靠人工的检测方法不仅耗时长,而且受人生理、心理因素的影响也会使得误检率和漏检率升高。

目前较为成熟的织物图像疵点分割算法有神经网络算法、聚类算法、蚁群算法、粒子群算法等,这些算法都有各自的优点,但是在实际应用中也存在着一些不足之处,如采用神经网络算法分割^[2],图像

中很可能不止一个区域具有疵点区域类似的纹理特征,难以准确找到疵点位置,训练神经网络需要大量的数据样本,同时神经网络参数值难于确定;聚类算法分割时^[3],如果边缘周围存在与疵点相似的痕迹,就很容易造成算法的误判,对疵点分割效果明显下降,聚类数量影响分割效果;蚁群算法分割初期执行比较快^[4],但是后期难以获得数据最优解,使得寻优耗时比较长,处于寻优停滞状态,这样搜索空间相对搜索初期范围较小;粒子群算法对疵点分割实现简单^[5],把疵点区间划分成有限个明确的区域即可,但是算法后期易陷入局部最优解。

本文采用改进粒子群算法对疵点进行分割,对基本粒子群算法建立早熟判断机制以及多子群划

收稿日期: 2017-06-06

作者简介: 樊翠玲,讲师,主要研究方向为电子技术。

E-mail: 3208280870@qq.com

分,采用阶梯式策略对粒子权重调整,学习进化因子结合粒子权重进行非线性调整,通过 Nelder-Mead 方法用于局部精确搜索,利用灰度积分投影定位算法获得疵点位置,确定了织物图像疵点分割阈值。实验仿真显示本文算法分割织物图像疵点清晰,算法在准确性、实时性方面较优。

1 改进粒子群算法思想

1.1 粒子群算法描述

粒子群算法最初由学者 Kennedy、Eberhart 提出^[6],主要模拟过程是每个粒子通过 2 种不同的搜索策略达到全局最优解:首先找到一个更好的轨迹;第二是借助其他粒子的知识所形成的轨迹去移动,因此算法更新通过粒子的速度、位置实现:

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 \xi_1 (p_{id} - x_{id}^k) + c_2 \xi_2 (p_{gd} - x_{id}^k) \\ x_{id}^k = \begin{cases} 1 & rand() < s(v_{id}) \\ 0 & otherwise \end{cases} \end{cases}$$

式中: v_{id}^k 为第 i 个粒子在 d 维搜索目标空间中第 k 次迭代的速度; c_1 、 c_2 为学习进化因子; ω 为粒子权重; 随机数 ξ_1 、 ξ_2 处于 $[0, 1]$ 之间,第 i 个粒子第 k 次迭代时寻优获得个体最优值为 p_{id} ,这时整个种群寻优获得群体最优值为 p_{gd} ; x_{id}^k 为第 k 次迭代时第 i 个粒子所处位置,函数值 $rand()$ 在 $[0, 1]$ 之间, $s()$ 是 sigmoid 函数:

$$s(v_{id}) = 1 / (1 + \exp(-v_{id})) \quad (1)$$

但是随着迭代的运行其 v_{id}^{k+1} 随机性更强,没有收敛性,降低最优解的求解^[7-8]。

1.2 改进过程

1.2.1 多子群划分

由于算法迭代增加,粒子之间的原始差异性降低,大部分粒子具有趋同一致性^[9],粒子位置趋同一致性使粒子获得同样大小的适应度值,因此通过粒子群中各个粒子的整体适应度值变化程度来构建种群的收敛性。这样,改进算法采用群体的整体适应度方差 σ^2 判断粒子群是否早熟,公式为:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^M |(f_i - f_{avg}) / f|^2 \quad (2)$$

式中: M 为粒子的数量; f 为归一化因子,主要目的是限制群体适应度方差,公式为:

$$f = \max(1, \max |f_i - f_{avg}|) \quad (3)$$

粒子求解是一个检测函数极值过程,如果不对群体划分,那么最终整个群中的粒子将会获得相同的局部最优解,或者在局部最优解附近一直搜索,为了找到新极值,把粒子群划分为多个子群,在设计算法中,每个子群中的粒子在具有独立的运行空间寻

优,每个子群中的粒子只能够记录自身子群的个体最优解、种群最优解。算法运行一段时间后,将其中最差的某个子群中的粒子移除一部分,移除条件为 $\frac{fitness(i)}{\sum_{i=1}^Q fitness(i)} < 0.4$,其中: $fitness(i)$ 为该子群中粒子 i 的适应度函数值; Q 为该子群粒子总数。该子群剩下的粒子可随机性的向其他子群中移动,因此最终将只有 1 个运行空间,这样粒子都会在该空间内搜索,并最终收敛。

1.2.2 参数调整

1.2.2.1 粒子权重调整

粒子群的粒子权重代表粒子继承其父代粒子速度的程度,对算法的收敛速度和精度有较大影响,较大值使得全局搜索能力比较强,而较小值利于局部搜索^[10]。由于粒子群算法在迭代前期收敛速度比较快,迭代后期大部分时间处于停滞状态,对粒子权重在迭代运行前期取比较大的值,那么迭代运行后期取相反的较小值,阶梯式调整策略公式为:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{max} & t/T_{max} \leq \lambda \\ \omega_{min} & t/T_{max} > \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中 $\lambda \in (0, 1)$ 为迭代前期占整个迭代周期的比例,本文选取 0.45。

阶梯式调整函数比减函数形式简单,避免了繁杂的运算,减少算法优化时间;考虑全局搜索程度和精细搜索程度的需求,对不同的优化阶段取不同的粒子权重,但是如果仅仅对粒子权重的改进,并不能够全面的解决算法易陷入局部最优的难题,需要对其他方面进行优化。

1.2.2.2 学习进化因子调整

学习进化因子 c_1 、 c_2 代表个体粒子的自我探索与群体学习能力。在算法初始阶段,应该使粒子获得较大的自我探索能力和较小的群体学习能力,可快速进行全局搜索能力;在算法运行后期,应该使粒子获得较小的自我探索能力与较大的群体学习能力,可使粒子倾向于全局极值, c_1 、 c_2 调整采用非线性策略:

$$\begin{cases} c_1 = 0.5\omega^2 + \omega + 0.5 \\ c_2 = 0.5\omega^3 + \omega^2 + 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

通过学习进化因子调整有效提高了粒子群算法的收敛速度。

1.2.2.3 局部精确搜索策略

为了提高局部搜索精度,通过 Nelder-Mead (N-M) 方法用于局部精确搜索, N-M 方法由于对初始值要求不高,同时也不局限于寻优函数是否连续可微。N-M 通过构造多面体来靠近最优值 x^* , 设

寻优函数为 n 维空间,那么最多有 $(n+1)$ 个顶点,设 $x_1, x_2, \dots, x_n, x_{n+1}$ 是多面体的顶点,并且 $f(x_1) \leq f(x_2) \leq \dots \leq f(x_n) \leq f(x_{n+1})$, N-M 将多面体确定出最高顶点和最低顶点,之后再通过压缩、反射及拓展替换最差顶点来构建新单纯形,或是通过向最低顶点收缩确立新单纯形, N-M 单纯形算法应对非线性问题无需求导,收敛速度快,使之逼近最佳解,粒子群停止搜索条件是粒子最优适应值连续不变的次数达到指定数值,本文要求 5 次即可。

2 织物图像疵点分割过程

2.1 疵点位置信息

通过灰度积分投影定位算法获得疵点位置^[11],定位出疵点 (x, y) 与方向位置信息的约束条件为:

$$\begin{cases} x_i: \sum_{j=1}^N g(i, j) \cup y_i = 0 \\ x_k: \sum_{j=1}^N g(k, j) \cup y_k = 0 \\ y_j: \sum_{i=1}^N g(i, j) \cup x_j = 0 \\ y_k: \sum_{i=1}^N g(i, k) \cup x_k = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: x_i, x_k 为最大灰度累积值所在的行; $\sum_{j=1}^N g(k, j)$ 为垂直方向最大灰度累积值; y_j, y_k 为最大灰度累积值所在的列; $\sum_{i=1}^N g(i, j)$ 为水平方向最大灰度累积值。

2.2 分割阈值

在织物图像的灰度值分布中,比较小的值为织物图像的背景,比较大的为织物图像的疵点,因此变化比较大的值为疵点、背景边缘连接的地方。对图像中某列灰度值 $g(x, y)$ 按照从上到下顺序微分,每次移动距离值 Δx 为:

$$|g(x + \Delta x, y) - g(x, y)| > T \quad (7)$$

式中 T 为设定的阈值。

当灰度值微分变化较大时,此点的行数为 i_{11} ,为该列疵点的上边缘,这样最后一个点的行数为 i_{21} ,为该列疵点的下边缘,每当扫描列灰度后,将获得上边缘行向量为 $I_1 = [i_{11}, i_{12}, \dots, i_{1n}]$,下边缘行向量为 $I_2 = [i_{21}, i_{32}, \dots, i_{2n}]$, n 为织物图像的列数。

对疵点上、下确定的边缘分割,首先对边缘行所有像素的分布概率进行统计:

$$P(i) = m_i / \sum_{l=1}^L m_l \quad (8)$$

式中: m_i 为灰度值 l 的像素数量, $l \in L$, L 最大为 255。

利用阈值 ρ 把织物缺陷图像分割为缺陷、背景不同的 2 类,方差 σ_1^2, σ_2^2 分别为:

$$\begin{cases} \sigma_1^2 = \sum_{l=1}^{\rho} \frac{(l - \mu_1)^2 P(l)}{\omega_1} \\ \sigma_2^2 = \sum_{l=\rho+1}^L \frac{(l - \mu_2)^2 P(l)}{\omega_2} \end{cases} \quad (9)$$

2 类灰度均值 μ_1, μ_2 和总体灰度均值 μ :

$$\begin{cases} \mu_1 = \sum_{l=1}^{\rho} \frac{lP(l)}{\omega_1} \\ \mu_2 = \sum_{l=\rho+1}^L \frac{lP(l)}{\omega_2} \\ \mu = \mu_1 \omega_1 + \mu_2 \omega_2 \end{cases} \quad (10)$$

式中 ω_1, ω_2 为各类的发生概率。

计算类间方差 σ_3^2 和类内方差 σ_4^2 :

$$\begin{cases} \sigma_3^2 = \omega_1(\mu - \mu_1)^2 + \omega_2(\mu - \mu_2)^2 \\ \sigma_4^2 = \omega_1\sigma_1^2 + \omega_2\sigma_2^2 \end{cases} \quad (11)$$

从最小灰度值到最大灰度值所有的 ρ , 当:

$$\varphi = \max \frac{\sigma_3^2}{\sigma_4^2} \quad (12)$$

式中: φ 最大时 ρ 就是最佳分割疵点阈值。

算法过程为:

- ①输入图像,初始化粒子群以及子群。
- ②根据式(12)确定各个粒子的适应度值。
- ③将每个粒子的当前适应度值和其个体历史最优位置的适应度值比较,根据移除条件将其中最差的一个子群移除一部分粒子。
- ④按照式(4)、(5)进行粒子群更新,同时进行 Nelder-Mead 方法局部精确搜索。
- ⑤判断算法是否达到终止次数或者满足停止条件,进行步骤⑥,否则进行步骤④。
- ⑥输出分割疵点结果图像。

3 实验仿真

实验中计算机配置为 CPU3.6 GHz、内存 8 GB、IntelH61 主板,集成显卡, Matlab7.0 编程实现仿真,采用有效光敏像元数目为 1 200 万的面阵 CCD 相机,在织物上方 15 cm 处垂直拍摄,获取织物各种缺陷图像,采用的图像为 256 像素 \times 256 像素,所以为兼顾实时性与精确度,选取的局部窗口大小为 32 像素 \times 32 像素,粒子个数为 300,划分子群为 7 个,算法最大迭代数为 1 000。

3.1 检测测试

本文算法与神经网络算法、聚类算法、蚁群

算法、粒子群算法对织物图像进行浆斑、断经、缺失、结头分割,其中织物图像表面平整、无非

纤维性杂质,各种疵点的图像分割效果分别见图1~4。

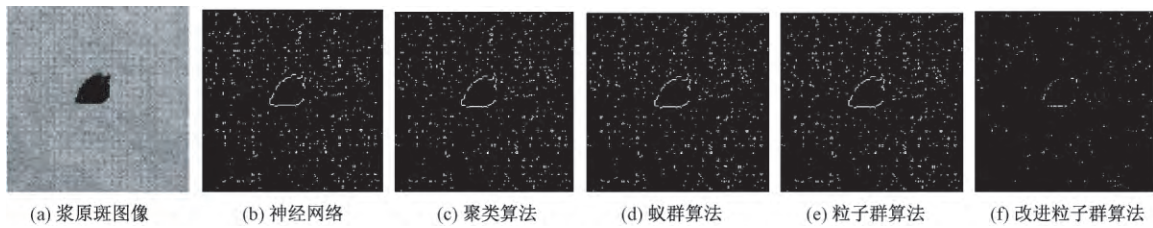


图1 浆斑图像分割效果

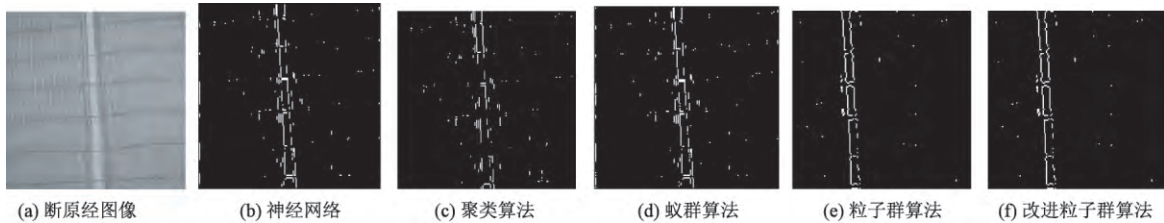


图2 断经图像分割效果

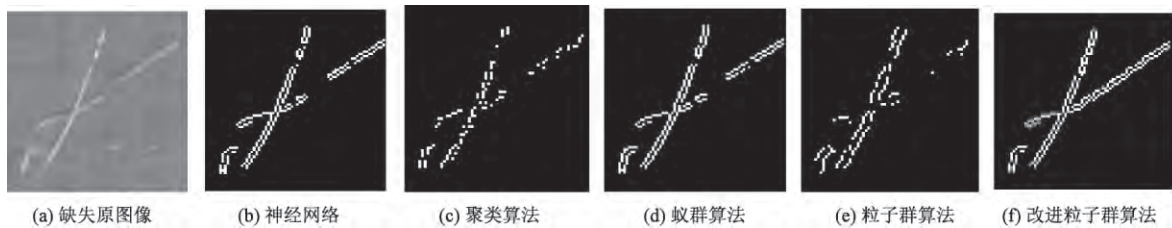


图3 缺失图像分割效果

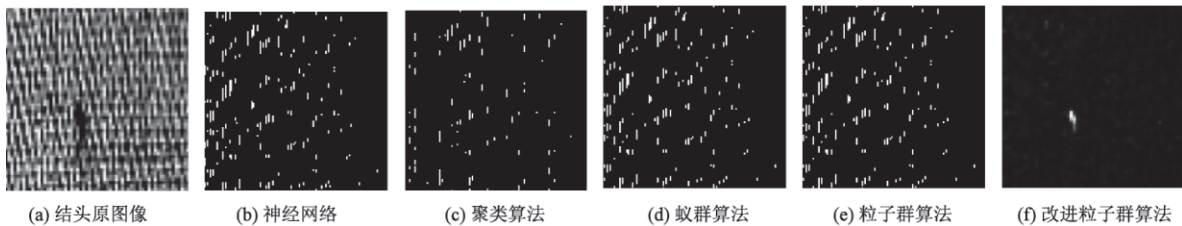


图4 结头图像分割效果

从图1~4可以看出,本文算法将疵点完整分割出来,而其他算法由于无法克服环境的影响没有将织物图像疵点完整分割出来,出现断点、受噪声干扰等现象。本文算法分割疵点清晰,是因为对标准粒子群算法进行了改进,加快了粒子的收敛速度和运算速度,提高了粒子的多样性,极大地提升了寻优准确率,获得了更好的分割效果。

3.2 算法性能比较

3.2.1 疵点准确分割率分析

为进一步验证算法的有效性,对疵点准确分割率分析。疵点准确分割率:

$$\eta_1 = \frac{n_1}{n} \times 100\% \quad (13)$$

式中: n 为疵点总数; n_1 为分割出疵点数。

对各种疵点分割进行30次蒙特卡罗实验取其平均值,测试结果如图5所示。可以看出,在30次实验中,每次本文算法的准确分割率比较高,这是因为本文对粒子权重调整采用阶梯方式,学习进化因子结合粒子权重非线性调整,在一定程度上能够使粒子获得全局最优值。

3.2.2 不同算法的分割执行效率比较

对不同算法对各种疵点分割执行效率进行分析,其结果如图6所示。

从图6可以看出,在同样时间条件下,本文算法的分割执行效率比较高,虽然对不同疵点缺陷执行时间不一样,但是对同一个疵点在同样的时间条件下本文算法的分割效率上升速度较快,因此本文算法检测性能较优。

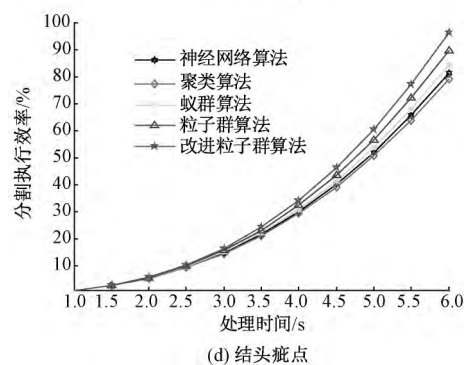
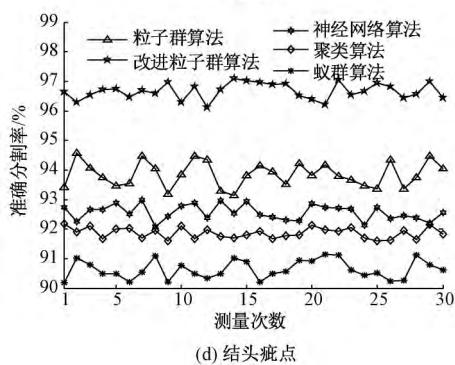
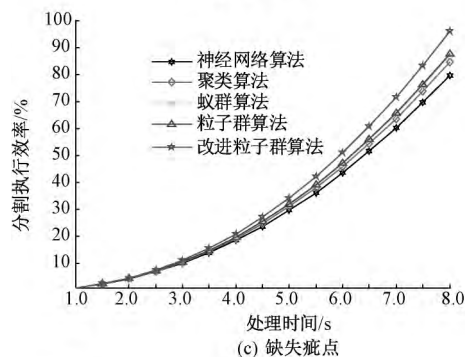
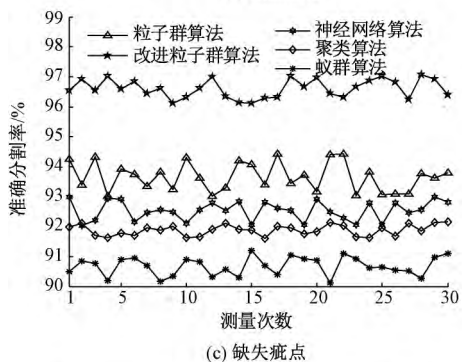
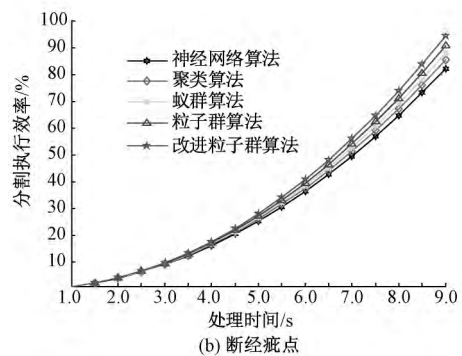
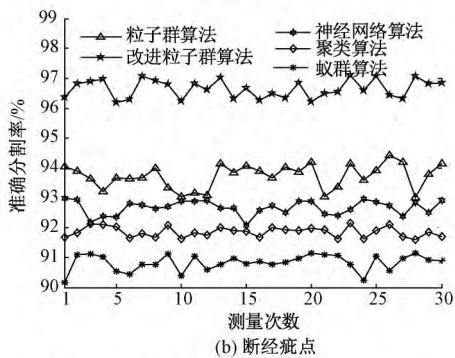
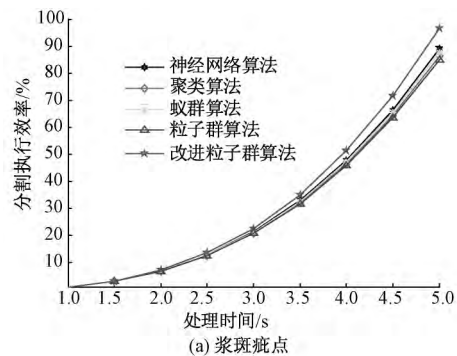
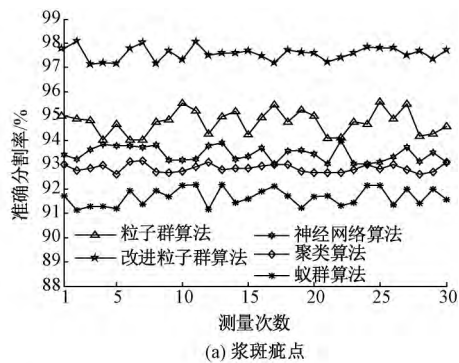


图5 疵点准确分割率

图6 不同算法对各种疵点的分割执行效率

4 结束语

本文采用改进粒子群算法对疵点进行分割,建立早熟判断机制以及多子群划分,采用阶梯式策略对粒子权重调整,学习进化因子结合粒子权重进行非线性调整,通过 Nelder-Mead 方法用于局部精确搜索,实验仿真显示本文算法分割织物图像疵点清晰,算法在准确性、实时性方面较优。

参考文献:

- [1] 李鹏飞, 陈耀武, 景军锋, 等. 基于 DSP 的实时织物疵点检测系统[J]. 毛纺科技, 2015, 43(10): 47-52.
- [2] 景军锋, 范晓婷, 李鹏飞, 等. 应用深度卷积神经网络的色织物缺陷检测[J]. 纺织学报, 2017, 38(2): 68-74.
- [3] 张缓缓, 赵娟, 李仁忠, 等. k-means 聚类算法在织物疵点检测中的应用[J]. 毛纺科技, 2016, 44(3):

- 11 - 14.
- [4] 康锋,胡洁,张华熊,等.基于最大稳定极值区域的织物图案检索[J].纺织学报,2015,36(10):156-160.
- [5] 艾解清,高济,彭艳斌.基于离散粒子群算法的织物疵点特征选择[J].纺织学报,2011,32(11):53-57.
- [6] TURGUT Oguz Emrah. Hybrid chaotic quantum behaved particle swarm optimization algorithm for thermal design of plate fin heat exchangers [J]. Applied Mathematical Modelling 2016, 40(1):50-69.
- [7] 连志刚,曹宇,林蔚天,等.共享历史最优信息搜索的粒子群算法[J].上海理工大学学报,2014,36(6):598-602.
- [8] MENG An-bo, LI Zhuan, YIN Hao, et al. Accelerating particle swarm optimization using crisscross search [J]. Information Sciences 2016, 59(1):52-72.
- [9] 李国晓,韦世丹.基于改进 Tent 映射的自适应尺度混沌粒子群算法[J].水力发电,2017,43(2):89-93.
- [10] 方群,徐青.基于改进粒子群算法的无人机三维航迹规划[J].西北工业大学学报,2017,35(1):66-73.
- [11] 韩晓军,黄雷.织物疵点的图像信息检测方法[J].天津工业大学学报,2015,34(5):48-51,57.