文章编号:0253-9993(2011)11-1949-06

基于 PSO 优化改进的 Snake 模型煤矿环境目标检测

钱建生¹, 厉 丹^{1,2}

(1. 中国矿业大学 信息与电气工程学院,江苏 徐州 221008;2. 中国矿业大学 徐海学院,江苏 徐州 221008)

摘 要:针对 Snake 模型寻优过程中抗噪能力差、不能向凹处收敛等问题,提出适合煤矿等复杂环境的目标轮廓检测新算法。算法对 Snake 模型进行改进,使其自动分配蛇点,具有拓扑自适应性,并将粗收敛结果作为粒子群算法的初始轮廓。同时针对粒子群优化过程中易丧失群体多样性和易收敛于局部极值的问题结合遗传算法中育种和变异思想改进,淘汰适应度低的粒子,增加了相邻粒子间约束,通过自适应惯性权重非线性调整方法提高收敛精度。实验中将单峰、多峰测试函数和图像仿真与传统方法进行对比,证实了改进算法的有效性,在照度低、分辨率差的井下视频目标检测中有良好的应用前景。

关键词: 粒子群优化算法(PSO); Snake 模型; 煤矿; 目标轮廓; 遗传算法 中图分类号: TD679 文献标志码: A

Snake model based on PSO optimization for coal mine environment object detection

QIAN Jian-sheng¹, LI Dan^{1,2}

(1. School of Information and Electric Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China; 2. School of Xuhai, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: Proposed a new algorithm for coal mine complex environment object contour detection. Solved the traditional Snake model has poor anti-noise ability and cannot converge to the concave in optimizing process. Algorithm improved Snake model to make it automatically assign the snake points with a topology adaptive. The crude convergence results as the initial outline of PSO. Particle swarm optimization process is easy to lose swarm diversity and converge to local extremum. Combined with genetic breeding and mutation thought algorithm can solve the problems above. Eliminated particles with low fitness, increased constraints between adjacent particles, improved the convergence accuracy through nonlinear inertia weight adaptive adjustment method. Experiment compared the unimodal, multimodal functions and simulated images with traditional methods, confirmed the effectiveness of the improved algorithm. It has a good prospect in object detection under low illumination and poor resolution coal mine environment.

Key words: PSO; Snake model; coal mine; object contour; GA

我国是煤炭生产大国,在生产规模不断扩大的同 时安全事故也时有发生^[1],为了科学有效地开展安 全监控工作,需要对监控范围内特别是危险区域的目 标进行检测,为后续跟踪打下良好基础。轮廓可以表 征目标的形状信息,轮廓提取是目前计算机视觉中研 究的热点课题^[2]。传统方法主要包括两种:目标分 割后提取边缘和利用梯度算子提取边缘并通过曲线 拟合形成目标轮廓。前者在分割过程中往往会出现 断边现象,不容易形成闭合曲线,从而不利于形态学 填充和前景提取;后者复杂性高、计算慢且效果不够 精确。上述方法仅利用图像局部信息,在煤矿照度 低、噪声大^[3-4]的环境中,极不稳定,对噪声敏感。

收稿日期:2011-02-01 责任编辑:许书阁

基金项目:国家高技术研究发展计划(863)重点资助项目(2008AA062200);江苏省产学研联合创新资金资助项目(BY2009114)

作者简介: 钱建生(1964—),男,浙江乌镇人,教授,博士生导师。E-mail: qianjsh@ cumt. edu. cn。联系人: 厉 丹(1981—),女,江苏徐州人,博士。E-mail: lidanonline@163. com

Snake 模型是一种基于边缘的检测算法,可以生成光滑、闭合的曲线。自1987 年 Kass、Terzopoulos. Witkin 等^[5]提出之后,受到了广泛的关注。但是传统Snake 算法存在以下问题:①对于轮廓初始位置敏感,不能向凹处收敛;②易陷入能量局部极值;③不具有拓扑自适应性,不能根据目标形状自动分配蛇点; ④抗噪能力较差,环境噪声大容易收敛于噪声点;⑤ 迭代过程运算量大等问题。针对传统Snake 模型存在的缺点,不少文献提出了改进的方法,如Cohen的Balloon 模型引入了膨胀力^[6]可以使活动轮廓向外收敛,提高定位边缘的准确性和曲线演化速度,但没有根本上解决初始位置问题;Xu等提出了梯度向量流(Gradient Vector Flow,GVF)Snake 模型^[7],对图像梯度场逼近构造了一种新的外力,通过内力、外力共同作用下的平衡得到目标边缘,但计算量较大。

针对以上问题,本文提出一种全局最优的高效搜 索方法,在改进的 Snake 模型快速粗收敛的基础上通 过引入粒子群算法进行精确搜索,同时融合遗传算法 中育种和变异的思想,克服了原有 Snake 模型容易被 噪声干扰陷入局部极值、不能向凹陷处收敛的缺陷。

1 Snake 活动轮廓模型

活动轮廓模型以参数化曲线、曲面的形式表达曲 线、曲面的变形。其参数化表示为: $v(s) = (x(s), y(s)), s \in [0,1], 其中 s 为曲线参数; x, y 为轮廓点$ 的坐标。动态轮廓总能量表示为

$$E_{\text{snake}} = \int_{0}^{1} E_{\text{snake}}(v(s)) \, \mathrm{d}s = \int_{0}^{1} \left[E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{ext}}(v(s)) \right] \, \mathrm{d}s$$
(1)

*E*_{int}表示曲线弯曲产生的内能,使模型具有一定 光滑连续性。

 $E_{\rm int} = (\alpha(s) | v'(s) |^2 + \beta(s) | v''(s) |^2) /2 (2)$

式(2)中一阶导数项控制变形曲线伸缩,是弹性 能量项。二阶导数控制变形曲线弯曲,是刚性能量 项。α(s)越大,轮廓收敛的速度越快;β(s)越大,轮 廓越平滑。

*E*_{ext}表示图像的外部能量,来自外在约束或图像特征,吸引轮廓到图像特征位置。曲线收敛到目标边 界时具有最小能量,通过 *E*_{snake}最小化过程实现轮廓 边缘检测。

$$E_{\text{ext}} = -\gamma(s) |\nabla(G_{\sigma}(x,y) I(x,y))|^{2}$$
$$G_{\sigma}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^{2}} e^{\frac{x^{2}+y^{2}}{2\sigma^{2}}}$$
(3)

式中, $G_o(x,y)$ 为二维高斯平滑滤波器,可以减少噪声对图像的影响; ∇ 为梯度算子;I(x,y)为图像灰度;

 $\gamma(s)$ 为权重系数,增加 σ 的值会使图像边缘模糊,但 扩大轮廓线捕捉范围。

2 轮廓离散化及模型改进

2.1 轮廓离散化

报

传统模型轮廓搜索范围较小,通过离散化处理可 以提高搜索的自由度。曲线离散化成由控制点组成 的集合,同时控制点之间的空间关系满足:

$$|V_{s}(s)|^{2} \approx (|v_{i+1} - v_{i}|)^{2} =$$

$$(x_{i+1} - x_{i})^{2} + (y_{i+1} - y_{i})^{2}$$

$$|V_{ss}(s)|^{2} \approx (|v_{i+2} - 2v_{i+1} + v_{i}|)^{2} =$$

$$(x_{i+2} - 2x_{i+1} + x_{i})^{2} + (y_{i+2} - 2y_{i+1} + y_{i})^{2} \quad (4)$$

式中, v_i 为曲线上第i+1个控制点; v_{i-1} 和 v_{i+1} 为曲线 上与 v_i 相邻的两个曲线控制点,并且 $v_i = (x_i, y_i); V = (v_0, v_1, \dots, v_{i-1}, v_i, \dots, v_{n-1}), i = 0, 1, \dots, n-1$ 。

微分形式的 Snake 模型曲线内部能量函数可以 近似表示为

$$E_{int} = \alpha(s) \left[(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 \right] + \beta(s) \times \\ \left[(x_{i+2} - 2x_{i+1} + x_i)^2 + (y_{i+2} - 2y_{i+1} + y_i)^2 \right] (5)$$

Snake 模型曲线外部能量函数定义为

$$E_{\text{ext}}(v(s)) \, \mathrm{d}s = -\gamma(s) \int_0^1 |\nabla I(x,y)|^2 |\, \mathrm{d}s \ (6)$$

计算图像梯度∇*I*(*x*,*y*)并离散化曲线能量函数。 α、β、γ不随曲线的变化而变化,通过式(5)和(6)将 积分形式的轮廓曲线能量函数(1)改写为

$$E_{\text{snake}}^{*} = \sum_{i=0}^{n-1} \left[\alpha ((x_{i+1} - x_{i})^{2} + (y_{i+1} - y_{i})^{2}) + \beta ((x_{i+2} - 2x_{i+1} + x_{i})^{2} + (y_{i+2} - 2y_{i+1} + y_{i})^{2}) - \omega (g_{i})^{2} \right]$$
(7)

2.2 Snake 模型改进

为了使蛇点能够均匀分布于局部区域,特别是曲率大的地方从而更加精确获得目标轮廓,增加了另外 一个控制能量 *E*_{equal},能动态均匀分布蛇点的位置。 当*i*为偶数蛇点时

$$E_{\text{equal}} = \eta \left| \frac{|v_i - v_{i-1}| + |v_{i+1} - v_i|}{2} - |v_i - v_{i-1}| \right|$$
(8)

$$\frac{|v_i - v_{i-1}| + |v_{i+1} - v_i|}{2}$$
用于表示 3 个相邻蛇

点的距离平均值。 E_{equal} 使得局部轮廓上的蛇点可以分布更加均匀,如果

$$L = \max(|v_{i-1} - v_i|, |v_{i+1} - v_i|) \times \frac{(v_{i-1} - v_i)(v_{i+1} - v_i)}{|(v_{i-1} - v_i)||(v_{i+1} - v_i)|}$$
(9)

 v_{i-1} 到 v_i 的距离比上式平均距离小,则 v_i 应朝 v_{i+1} 方

向运动。对于目标轮廓为了更好地表示,需要动态调 整蛇点个数。令

$$\mu = \frac{(v_{i-1} - v_i)(v_{i+1} - v_i)}{|(v_{i-1} - v_i)||(v_{i+1} - v_i)||}$$
(10)

若μ增大,则曲率减小,μ减小,则曲率增大,如 果 max($|v_{i-1} - v_i|$, $|v_{i+1} - v_i|$)大于某个阈值,应在 中间加上新的蛇点。对于曲率较小的部分,当蛇点距 离小于某阈值时,可以通过去掉若干蛇点降低计算工 作量。 E_{equal} 保证了蛇点在轮廓的均匀分配。总能量 $E_{snake} = E_{int} + E_{ext} + E_{equal}$ 。

3 粒子群算法

1995年, 粒子群算法由美国社会心理学家 Kenndy和电气工程师 Eberhart 提出,该算法通过集体协作使群体达到最优^[8]。PSO 算法参数设置少、收敛速度快、实现简单。由于基本的粒子群优化算法存在精度低,对环境变化不敏感,容易发生发散和早收敛的问题,且受 p_{best} 和 g_{best} 影响容易陷入非最优区域。如果最大速度和加速系数等参数太大,可能导致算法不收敛错过最优解;粒子在收敛时都向最优解的方向飞,会导致粒子失去多样性,降低后期收敛速度,甚至导致算法收敛到局部最优非全局最优。Y. Shi 与 R. C. Eberhart 1998 年在文献 [9–10]中引进了最大速度 V_{max} 和动态调整惯性权重因子以提高 PSO 算法的收敛性。

设搜索空间为 D 维, 粒子群由 m 个粒子构成,定 义向量 $Z_i = [z_{i1}, \dots, z_{j-1}, z_{id}, \dots, z_{iD}], z_{ij}(d = 1, 2, \dots, D)$ 为第 i 个粒子($i = 1, \dots, m$) 第 j 维的位置, 通过设 定的适应值函数可以计算 Z_i 适应值, 从而判断粒子 的位置是优还是差。 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id-1}, v_{id}, \dots, v_{iD}], (d = 1, 2, \dots, D)$ 为粒子 i 在 t 时刻 j 维的飞行速 度, $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}, \dots, p_{iD}], (d = 1, 2, \dots, D)$ 为 粒子 i 到时刻 t 为止搜索到的历史最优位置, 即经历 过的位置中具有最好适应值的位置, $P_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}, \dots, p_{gd}], P_g(t) \in \{P_1(t), \dots, P_s(t)\}, s$ 为群 体中的粒子数, P_g 为粒子群在时刻 t 为止搜索到的历 史最优位置。

粒子在进化过程中速度和位置更新公式如下:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1(p_{id}(t) - z_{id}(t)) + c_2 r_2(p_{gd}(t) - z_{id}(t)) z_{id}(t+1) = z_{id}(t) + v_{id}(t+1)$$
(11)

*c*₁,*c*₂为加速因子,也叫学习因子,通过向群体中 优秀个体学习以及自我总结,不断向历史最优点以及 群体历史最优点靠近,通常在0~2间取值,*c*₁调节粒 子飞向自身最好位置方向的步长,*c*₂调节粒子向全局 最好位置飞行的步长。适当调整 *c*₁,*c*₂可以减少局部 极值的困扰,同时加速收敛速度。 r_1 , r_2 为两个相互独 立的随机数。 r_1 范围为[0,1], r_2 范围为[0,1]。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{r_{\max}}k \qquad (12)$$

其中, ω_{max} , ω_{min} 分别为初始惯性和终止的惯性权重; k 为当前迭代次数; r_{max} 为最大迭代次数。更新过程 中,粒子的最大速率不能超过 ω_{max} ,迭代过程不断更 新 p_{best} 和 g_{best} 的值,权重 ω 随着时间线性减少,在局 部区域调整解,改善了算法收敛性,使得粒子群算法 性能得到提高。

4 融合改进粒子群算法的 Snake 模型

4.1 粒子群算法的优化改进

当粒子位置同此粒子当前最优和群体最优一致的时候,由于之前惯性因子和速度不为零会远离最优位置,致使算法不收敛。如果所有粒子速度接近零并赶上粒子群中最佳粒子的时候会丧失群体多样性,使粒子群停滞,认为算法收敛,粒子也停止移动,此时粒子缺乏多样性,长期位于局部最优,不能像全局最优收敛,失去进一步进化的功能。因此需要通过遗传算法^[11-12]中的变异技术改进。

在粒子每次迭代的时候,可以通过粒子变异,去 掉适应值最差的 M 个粒子,在搜索区域内重新生成 M 个粒子,变异概率一般取 0.1~0.3。此方法扩大 了搜索空间,使得目前最佳搜索点之外的点可以被搜 索到,解决易陷入局部最优的问题,更新全局最优点。 设第 i 个粒子的适应度为 f_i , m 个粒子的平均适应度 为 f_{avg} ,粒子群群体适应度为 σ^2 , f 是归一化定标因 子,可以用于限制 σ^2 大小, σ^2 值越小,粒子群越容易 陷入局部最优。当 max{ $|f_i - f_{avg}|$ } > 1 时, $f = \max{|f_i - f_{avg}|}$, 否则为1。

PSO 算法中,粒子各自迭代,相邻粒子没有约束 作用。PSO 算法早期收敛快,但运行后,在接近最优 解的时候存在各自实值函数最优化问题。遗传学中 的育种算法和 PSO 算法结合,可以将随机产生的粒 子群体和粒子群优化算法产生的新的一组粒子进行 育种运算,产生的新个体进行自适应学习更新,更新 的结果作为下一代粒子群。

由用户设置育种的概率 P,将一定数量标记的长 辈粒子放入池中,随机两两结合进行育种,直到标记 粒子为空,被后代粒子群代替。选择育种粒子时和粒 子的适应值无关。为保持粒子数目不变,产生相同数 量的子粒子,替代原有长辈粒子。子粒子每一维的速 度和位置由长辈粒子的速度位置决定。设 C₁,C₂表 示子粒子; P_1 , P_2 表示长辈粒子; x_k 表示粒子在k维的 位置向量; p_k 表示各方向概率,范围在[0,1]之间,位 置和速度的迭代公式如下

$$\begin{cases} C_{1}(x_{k}) = P_{1}(x_{k}) p_{k} + P_{2}(x_{k}) (1 - p_{k}) \\ C_{2}(x_{k}) = P_{2}(x_{k}) p_{k} + P_{1}(x_{k}) (1 - p_{k}) \\ C_{1}(v_{k}) = \frac{P_{1}(v_{k}) + P_{2}(v_{k})}{|P_{1}(v_{k}) + P_{2}(v_{k})|} |P_{1}(v_{k})| \quad (13) \\ C_{2}(v_{k}) = \frac{P_{1}(v_{k}) + P_{2}(v_{k})}{|P_{1}(v_{k}) + P_{2}(v_{k})|} |P_{2}(v_{k})| \end{cases}$$

对于多局部极值的情况,育种方法使得在不同局 部最优位置的粒子通过育种可以使后代子粒子逃脱 局部最优,扩大了搜索空间,找到更好的解。

惯性权重 ω 对于全局寻优及收敛速度都有很大 影响,虽然 Y. Shi 与 R. C. Eberhart 等提出各种策略改 进权重取值。但现阶段大部分惯性权重算法只是迭 代次数的一元函数,使得同一代粒子群中粒子拥有同 样的ω,没有考虑到粒子之间搜索的差异。

为了使算法具有更好的搜索性能,要求ω必须 是非线性的,并能动态执行局部和全局搜索。本文考 虑粒子间运动的差异,使用 Chatterjee^[13]的学习策略, 通过ω的非线性调整方法按照如下公式更新:

$$\omega_{\text{iter}} = f(r) = \left\{ \frac{(r_{\text{max}} - r)^n}{(r_{\text{max}})^n} \right\} (\omega_{\text{initial}} - \omega_{\text{final}}) + \omega_{\text{final}}$$
(14)

其中, *ω*_{initial} 为初始惯性权重的值; *ω*_{final} 为惯性权重的 终止值。新算法使粒子更新之前通过分析历史速度 更新状况后再决定本次迭代速度, 解决传统算法不分 析之前速度更新的问题。改进算法实现简单、计算量 小, 收敛速度和全局寻优方面都有提高。

4.2 改进的粒子群算法测试

以下是改进的自适应粒子群优化算法的测试,测 试采用4个不同的单峰、多峰函数,见表1。

表 1 测试函数 Table 1 Test function							
函数编号	函数名 函数	搜索范围					
f_1	Sphere $f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$-100 \leqslant x_i \leqslant 100$					
f_2	Rosenbrock $f_2(x) = \sum_{i=1}^{n} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$-30 \leq x_i \leq 30$					
f_3	Griewank $f_3(x) = \frac{1}{4\ 000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$	$-600 \leq x_i \leq 600$					
f_4	Rastrigin $f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	$-5.12 \le x_i \le 5.12$					

将本文算法与 ω 线性递减的标准 PSO 算法和引 入收缩因子的 ClercPSO 算法利用上述 4 个测试函数 进行比较,其中 $c_1 = 1.5, c_2 = 1.5, \omega$ 从 1.2 线性递减 到 0.9。在 ClercPSO 算法中,收缩因子取 0.729。将 3 种算法的种群维数设置为 30,规模为 40,最大迭代 次数为 1 000,将每种算法实验运行 50 次。结果如图 1 所示。

由图 1 可看出, ClercPSO 算法结果优于 PSO, 而 本文 PSO 优化算法在求解能力上优于 PSO 和 ClercP-SO。Sphere 和 Rosenbrock 单峰函数重点考察粒子群 局部搜索能力, Griewank 和 Rastrigin 多峰函数重点考 察全局综合搜索的能力, 均取得较好效果。说明相同 迭代步长的前提下, 尤其是在复杂的非线性环境中, 本文算法收敛速度更快, 可以获得更好的适应度值。 在避免陷入局部最优, 跳出早熟收敛区域、寻求全局 最优能力上有较好的应用前景。

5 轮廓检测优化算法实现及结果分析

在粗收敛后轮廓上曲线控制点的个数即为 D,设 第 d 个控制点的 x,y 轴坐标分别为 x_d和 y_d,则构造图 像区域中心 o 的坐标为各个控制点的平均值为

$$x_o = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^{D} x_d, y_o = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^{D} y_d$$
(15)

进化过程中,不仅要求当上一代图像外部的控制 点能在以后迭代中向内收缩到图像边缘,且当上一代 控制点位于边缘内部时,在以后迭代过程中能向外扩 展。以 o 为中心,向图像边缘发散构造 n 条直线 L_d (d=1,2,…,D),在点 o 和控点 v_d的直线上分别选取 s_{1,d}和 s_{m,d}位于边缘外和边缘内的两个点。s_{1,d}位于距 离 o 点和点 v_d的 2/3 处,s_{m,d}为点 s_{1,d}关于控点 v_d沿着 直线方向外延长线上的对称点,局部区域粒子群在 s_{1,d}和 s_{m,d}之间进行搜索,在 s_{1,d}和 s_{m,d}之间平均分成 m 等份,重复D次,得到由m个粒子构成的粒子群,表示为: $s_{1,d}$, $s_{2,d}$, $s_{3,d}$,…, $s_{m,d}$ 。通过计算直线 L_d 上每个

点的梯度值,寻找接近目标的控制点,梯度最大的点为图像轮廓上的点。



图1 测试函数验证

Fig. 1 Test function to verify

局部粒子群(图2)的搜索空间在全局粒子群到 达稳定状态之前是动态变化的,所以全局粒子上的控 点在轮廓变化的时候会产生新的中心点 o['],搜索范围 也由原来的[s_{1,d},s_{m,d}]变为[s[']_{1,d},s[']_{m,d}],进化过程中 不会改变控制点的总数。每个控制点通过每个局部 粒子群本身最佳历史信息搜索最好的运动轨迹,对于 每个粒子,用最小化能量函数进行优化操作。



国之 他,1种构造

Fig. 2 Particle group formation

本文基于改进 PSO 的自适应轮廓模型提取算法 流程如下:

Step1 将初始轮廓用上文改进的 Snake 算法进行粗收敛后离散化曲线控制点 v_d , d = [1, 2, 3, ..., D]。

Step2 初始化全局种群。全局粒子 $Z = (v_1, \dots, v_i, \dots, v_m)$,初始化其速度 V_i 。

Step3 计算粒子群搜索空间,由粒子 Z 衍生并 初始化局部粒子群 Zⁱ。

Step4 适应度函数选择式(7)中 Snake 模型的 能量极小函数。通过活动轮廓能量函数计算粒子适 应值衡量粒子位置优劣,如果当前位置好,则设置粒 子当前位置为粒子历史最优值,和所有粒子的最优位 置进行比较,选择最优的一个作为种群历史最好位置 *P_{gd}*。

Step5 每个粒子速度和位置更新及惯性权重按 照式(11)、(14) 计算。 Step6 Step4 中的例子选择部分按照式(13)进行育种,形成新种群,交叉概率为 p_d 。

Step7 粒子群群体适应度 σ^2 小于指定值时,对 于育种后产生的新种群按照概率 p 选择部分粒子进 行变异,产生新种群。

Step8 如果进化次数已经达到最大迭代次数, 或者图像轮廓边缘到达的点个数等于粒子维数则停 止迭代,否则转 Step3。

为了证实本文算法有效,选取 3 幅 200 × 200 图像,分 别应用传统 Snake 算法、GVF – Snake 算法和本文算法进 行比较。Snake 模型参数选择 $\alpha = 1.2, \beta = 0.8, \gamma = 1$ 。本文 算法粗收敛时收缩速度较快,能量系数为 $\alpha = 1.2, \beta = 0.4, \eta = 0.5, \gamma = 1$,PSO 精确收敛时能量系数变换为 $\alpha = 0.4, \beta = 1, \gamma = 1$ 。仿真结果如图 3 所示,分别测试了绘制图形和 模糊、高噪声实验室模拟图像。

设置最大迭代次数为3000,若超过此值仍未收 敛到最优解,则认为本次运行失败,种群规模为40, 运行500次。对于高噪声实验室图像在用活动轮廓 粗收敛后,分别用 PSO、ClercPSO 和本文算法收敛进 行比较,结果见表2。

表 2 不同算法性能比较 Table 2 The comparison between different method

算法	最小迭 代次数	平均迭 代次数	最大迭 代次数	成功 率/%	平均运行 时间/s
PSO	155	289.457 5	524. 157 8	89.44	1.563 5
ClercPSO	134	186.135 2	330.457 2	92.51	0.654 5
本文算法	82	120. 156 2	148.453 2	99.27	0.202 1

由图3和表2可以看出,传统算法收敛不到凹陷 区域边缘,改进的 GVF 算法虽然可以向凹陷区域收 敛,但容易过收敛,对于照度低分别率差噪声高的实 验室图像,前两种算法容易受到干扰而陷入局部最



PSO 算法属于进化算法,参数设置少、收敛精度 高、实现简单。测试函数的结果表明本文改进的 PSO 算法在单峰、多峰函数中均能较快收敛于较小适应度 值,适合应用于复杂的非线性环境中。将其和改进的 自适应拓扑结构调整的 Snake 模型结合进行轮廓检 测可以更好的收敛于边缘凹处,在扩大搜索区域的同 时具有更好的全局优化能力。和其他轮廓检测算法 相比,本文算法对噪声有较好的鲁棒性,轮廓收敛准 确高效,可以应用与煤矿复杂环境。

参考文献:

[1] 程卫民,周 刚,王 刚,等. 基于灰色 - 模糊 - 改进动量 BP 算法的矿工安全行为评价方法 [J]. 煤炭学报,2010,35(1):101 - 105.

Cheng Weimin, Zhou Gang, Wang Gang, et al. Evaluation method of miners' safety behavior based on gray-fuzzy-improving momentum BP algorithm [J]. Journal of China Coal Society, 2010, 35(1): 101 - 105.

- [2] Liang Yinghong. Human detection method in infrared video images[J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(5): 931 935.
- [3] 刘富强,钱建生,王新红,等.基于图像处理与识别技术的煤矿矸 石自动分选[J].煤炭学报,2000,25(5):534-537.

Liu Fuqiang, Qian Jiansheng, Wang Xinhong, et al. Automatic separation of waste rock in coal mine based on image procession and recognition [J]. Journal of China Coal Society, 2000, 25(5): 534 – 537.

 4] 孙继平.煤矿安全监控系统联网技术研究[J].煤炭学报,2009, 34(11):1547-1549.

Sun Jiping. Networking technology for safety supervision system in a coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2009, 34(11): 1 547 -1 549.

- Kass M, Witkin A, Terzopoulos. Snake: active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321 – 331.
- [6] Cohen L D. On active contour models and balloons [J]. CVGIP Image Understanding, 1991, 53(2): 211 – 218.
- [7] Xu C, Prinee P L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1998, 7: 359 – 369.
- [8] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks [C]. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 1 942 – 1 948.
- [9] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation [C]. Anchorage, 1988: 69 – 73.
- [10] Shi Y, Eberhart R. Fuzzy adaptive particle swarm optimizer [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation [C]. Korea: IEEE Service Center, 2001: 1 045 – 1 048.
- [11] Jiang Nan, Zhang Chunsen. Application of genetic algorithm in image matching [J]. Infrared and Laser Engineering, 2008, 37: 324 – 327.
- [12] 李 恒,韩艳丽,杨 樊.一种基于遗传算法的海面舰船红外成 目标分割方法 [J]. 红外与激光工程,2006,35(S0):43-47.
 Li Heng, Han Yanli, Yang Fan. Method of ir offing ship target segmentation based on genetic algorithm [J]. Infrared and Laser Engineering,2006,35(S0):43-47.
- [13] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization [J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(3): 859 – 871.