

文章编号:1001-9081(2010)10-2785-03

基于改进粒子群优化的 Snake 曲线提取算法

陈云峰¹, 宋春林¹, 谈彩萍², 江兴歌²

(1. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 200092;

2. 中国石油化工股份有限公司石油勘探开发研究院 无锡石油地质研究所, 江苏 无锡 214151)

(brian.c@163.com)

摘要:盆地模拟中,根据现有图纸进行数据采集是重要的环节,但数字化采集面临着工作效率与精确度之间的权衡。结合目标检测和粒子群优化(PSO)技术,提出一种基于粒子密度控制的粒子群优化 Snake 曲线提取算法。该算法控制粒子间保持一定距离,从而克服传统 PSO 算法容易早熟的缺点,并通过动态修改模型参数加快了收敛速度。将改进的算法与传统方法比较,实验证明改进方法是有效的,并已运用于实际工程中。

关键词:粒子密度;粒子群优化算法;蛇模型;主动轮廓线模型;曲线提取

中图分类号: TP319.41 **文献标志码:** A

Snake curve extraction algorithm based on improved particle swarm optimization

CHEN Yun-feng¹, SONG Chun-lin¹, TAN Cai-ping², JIANG Xing-ge²

(1. School of Electronics and Information, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2. Wuxi Research Institute of Petroleum Geology, Research Institute of Petroleum Exploration and Production, Wuxi Jiangsu 214151, China)

Abstract: Data acquisition based on existing drawings is an important part of basin modeling. But the digital acquisition faces the trade-off between efficiency and accuracy. Combining the target detection and Particle Swarm Optimization (PSO) technique, an improved Snake curve extraction algorithm based on particle density was proposed. The algorithm maintained a certain distance between particles to avoid the premature of PSO algorithm, and optimized convergence speed by modifying the model parameters. Compared with the traditional PSO algorithm, the experimental results show that the proposed algorithm is efficient, and has been applied in practical project.

Key words: particle density; Particle Swarm Optimization (PSO); Snake model; active contour model; curve detection

0 引言

近年来,盆地模拟^[1-2]在现代油气勘探与石油地质综合研究中发挥越来越重要的作用。在盆地模拟中,为了使图纸上的测井数据信息更易保存、共享和分析,往往需要把它们从图纸上的曲线中恢复出来,即图纸数字化。早期的图纸曲线数字化完全采用手笔跟踪曲线的方式^[3],但这种方式工作效率极低。后来采用屏幕数字化^[4],这种半自动化曲线提取的效率、精度仍然不高。近年来,一些图纸曲线自动数字化方法被提出^[5],这些方法一般采用图像处理和模式识别的理论与技术,但由于大多采用局部跟踪,所以易出现错误跟踪。

Snake 模型^[6]是在图像力和外部约束力作用下移动的变形轮廓线,多应用于图像分割、理解和识别等领域^[7]。其基本思想是先在目标区域的周围定义一个由若干个受控点组成的集合表示的样条曲线(初始轮廓),通过轮廓线自身的弹性形变,与图像局部特征相匹配,锁定在图像特征附近,从而达到某种能量函数的极小化,初始轮廓便收敛到图像中目标的真实轮廓。目前,Snake 算法存在着早熟收敛和收敛较慢这两个难题。针对这些难题,不少学者已经提出了改进的方法,主要可分为以下两类:一是单对传统模型的改进,如 Xu 等人^[8]提出了梯度向量流(Gradient Vector Flow, GVF)模型,扩大了 Snake 模型的外力作用范围,具有更大的搜索范围。由

于 Snake 模型本质上是一种局部优化方法,当目标边缘有严重的凹凸性时,仍不易跳出局部优化的陷阱。二是对其局部优化策略进行改进,如通过引入遗传算法^[9]这一全局优化策略来避免追踪过程陷入局部最优,从而使曲线追踪结果得到优化,但遗传算法计算量仍然较大。针对上述改进中的不足,有学者在 Snake 模型基础上引入了粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法^[10-11]。

PSO 算法^[12]是一种基于种群搜索的自适应进化计算技术,具有复杂度低、参数较少、实现容易、能有效解决复杂优化任务的优点。但传统 PSO 算法作为一种随机搜索算法易发生早熟收敛,进化后期收敛速度慢。在实际应用中,精确性、实时性是重要指标,因此运用传统 PSO 优化的 Snake 模型具有显著的弊端。

为了改进上述劣势,本文在 PSO 算法中加入粒子局部密度控制,当局部粒子过密、指标超过阈值时,进行逃逸操作,可以避免能量最小化迭代过程中相邻控制点的汇聚,从而能够更加准确地提取物体的轮廓。

1 传统 Snake 模型及其局限性

Kass 等人提出的原始 Snake 模型由一组控制点组成,如式(1)所示:

$$v(s) = [x(s), y(s)]; s \in [0, 1] \quad (1)$$

收稿日期: 2010-04-09; **修回日期:** 2010-05-12。 **基金项目:** 国家 863 计划项目(2006AA09A101); 国家自然科学基金资助项目(60775019); 上海市自然科学基金资助项目(08ZR1420600); 上海市科委重点攻关项目(09511502500)。

作者简介: 陈云峰(1985-),男,上海人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理; 宋春林(1973-),男,湖北当阳人,副教授,博士,主要研究方向:分形、小波理论、图像处理; 谈彩萍(1962-),女,江苏常州人,高级工程师,主要研究方向:石油地质; 江兴歌(1965-),男,浙江温岭人,高级工程师,博士,主要研究方向:盆地模拟。

这些点首尾以直线相连构成轮廓线。其中 $x(s)$ 和 $y(s)$ 分别表示每个控制点在图像中的坐标位置, s 是以傅里叶变换形式描述边界的自变量。在 Snake 的控制点上定义能量函数:

$$E_{snake} = E_{int} + E_{ext} \quad (2)$$

$$E_{int} = \int_s \left(\alpha \cdot \left| \frac{\partial}{\partial s} v(s) \right|^2 + \beta \cdot \left| \frac{\partial^2}{\partial s^2} v(s) \right|^2 \right) ds \quad (3)$$

内部能量 $E_{int}(v)$ 由两项组成,第1项 $\alpha(s)$ 控制轮廓的弹性能量,是 $v(s)$ 的一阶导数的模;第2项 $\beta(s)$ 控制轮廓的弯曲能量,是 $v(s)$ 的二阶导数的模;

$$E_{ext} = \int_s (\gamma \cdot p(v(s))) ds \quad (4)$$

外部能量 E_{ext} 吸引 Snake 到显著的图像特征,表示图像作用力产生的能量,即轮廓点与图像局部特征吻合的情况。其中, $p(v)$ 是定义在整个图像表面 $I(v)$ 上的标量函数,若 $p(v) = -|\nabla I(v)|^2$ (为某种图像梯度函数),轮廓点将被吸引到图像的边缘。

在能量函数极小化过程中,弹性能量迅速把轮廓线压缩成一个光滑的圆;弯曲能量驱使轮廓线成为光滑曲线或直线;而图像力则使轮廓线向图像的高梯度位置靠拢。基本 Snake 模型就是在这3个力的联合作用下工作的。

Snake 模型也有其自身的缺点:对初始位置敏感,Snake 初始控制点需放置在感兴趣的图像特征附近;由于 Snake 模型的非凸性,它有可能收敛到局部极值点,甚至发散。为此,在 Snake 模型基础上引入了 PSO 算法。

2 PSO 算法简介

标准 PSO 算法^[12]中的每个粒子具有位置与速度两个特征,粒子在 D 维搜索空间的速度根据它本身和同伴的飞行经验动态调整。第 i 个粒子的位置与速度分别表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 与 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$;它经历过的最好位置(个体最优位置)记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,也称为 p_{best} ;粒子 i 的所有邻域个体曾经经历过的最好位置(全局历史最优位置)记为 P_g ,也称为 g_{best} 。在每次迭代中,粒子 i 第 d 维的速度与位置更新表达式如下:

$$v_{id}(t) = \omega v_{id}(t-1) + c_1 rand(\cdot)(p_{id} - x_{id}(t-1)) + c_2 Rand(\cdot)(p_{gd} - x_{id}(t-1)) \quad (5)$$

$$x_{id}(t) = x_{id}(t-1) + v_{id}(t) \quad (6)$$

其中: ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为加速常数, $rand(\cdot)$ 和 $Rand(\cdot)$ 为两个在 $[0,1]$ 范围内变化的随机函数。此外,粒子的速度 v_i 被一个最大的粒子速度 v_{max} 所限制。如果当前对粒子的加速导致它在某维的速度 v_{id} 超过该维的最大速度 $v_{max,d}$,则该维的速度被限制为该维的最大速度 $v_{max,d}$ 。

PSO 算法主要步骤描述如下:

- 1) 构造初始粒子群:初始化每个随机粒子的位置和速度,加速常数 c_1 和 c_2 , 惯性权重 ω , 给定适应度阈值 η 和最大迭代次数 T_{max} ;
- 2) 运用 Snake 算法计算每个粒子的适应值,若该粒子的适应值好于其历史最好适应值,则将该适应值赋予 p_{best} ;
- 3) 如果整个种群新的最佳位置的适应值好于先前种群的,将所有粒子中的最好适应值的和赋予 g_{best} ,作为当前全局最优值;
- 4) 利用式(5)、(6)更新粒子群位置 X_i 和速度 v_i ;
- 5) 若适应度 $< \eta$ 且迭代次数 $> T_{max}$,则终止程序;否则,返回步骤2),并重复2)~4)。

与传统的 Snake 方法相比,PSO 有着收轮廓提取质量好、抗噪声能力强、鲁棒性好等优点。对于目标边缘有严重的凹

凸性的情况,它能够获得更精确的主动轮廓线。

然而,该算法仍有有待改进的地方:1)不能收敛到全局最优解时,容易出现早熟现象;2)当提取大分辨率图纸曲线时,算法收敛速度仍较慢。

3 本文改进算法

PSO 算法的粒子在搜索空间中以不同正弦曲线波飞行,由式(5)可知,速度 v_i 将会逐渐变小,当初始速度不为0时,粒子会通过惯性运动远离 g_{best} ; v_i 逐渐接近0时,所有的微粒将会逐渐接近 g_{best} 并且停止运动。PSO 算法并不能保证收敛到全局最优解,而仅仅是收敛到 g_{best} 。

根据上述分析,本文在 PSO 算法中加入粒子局部密度控制,当相邻粒子过密,其指数超过密度阈值时,进行逃逸操作,可以避免能量最小化迭代过程中相邻控制点的汇聚,从而能够更加准确地提取物体的轮廓。即检测粒子局部密度来控制惯性权重 ω : 当局部密度过大,粒子速度增大,使收敛变慢,并逃出局部收敛的陷阱;当全局收敛时,粒子速度趋向于0。所以,发生早熟收敛现象时,通过控制粒子速度的方式来避免粒子快速聚集到 g_{best} ,从而达到预防早熟的目的。

在本文改进算法中,每个粒子增加粒子密度指数 F_i (它表示该粒子与邻近粒子距离过近的次数)并给定排斥阈值 F_{max} 。则惯性权重与密度指数 F_i 的关系为:

$$\omega = a + F_i/b \quad (7)$$

其中 a, b 为经验参数,经过大量实验测试,设置这两个参数 $a = 0.3, b = F_{max}$ 。

在初始化时,设 $F_i = F_{max}$ 。在每次迭代计算完毕后,判断两相邻粒子距离,若小于阈值 c 时,则粒子密度指数递增1,否则减1,过程如下:

$$\text{if } (r < c) F_i++ \text{ else if } (F_i > 0) F_i-- \quad (8)$$

其中: r 表示相邻控制点的距离,距离阈值 c 采用轮廓平均长度,其计算公式如下:

$$c = \frac{\text{length}}{M} = \frac{\int_s \left(\left(\frac{\partial}{\partial s} x(s) \right)^2 + \left(\frac{\partial}{\partial s} y(s) \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}} ds}{M} \quad (9)$$

其中: $x(s), y(s)$ 为控制点集合, M 为控制点数目。

在 PSO 迭代计算过程中,对每个粒子的密度指数 F_i 进行监控,一旦该值超过 F_{max} ,则进行粒子逃逸操作,逃离当前位置:

$$\text{if } (F_i > F_{max}) \text{ then } v_{i,d} = rand(\cdot) \cdot V_{max}; d \in [1, D] \quad (10)$$

并同时设 $F_i = F_{max}$,以保持粒子探索空间的能力,尽快达到满足全局收敛条件。

该方法在遇到局部极值时,相关粒子进行逃逸运动,使其摆脱早熟继续探索全局收敛。本文算法流程如图1所示。

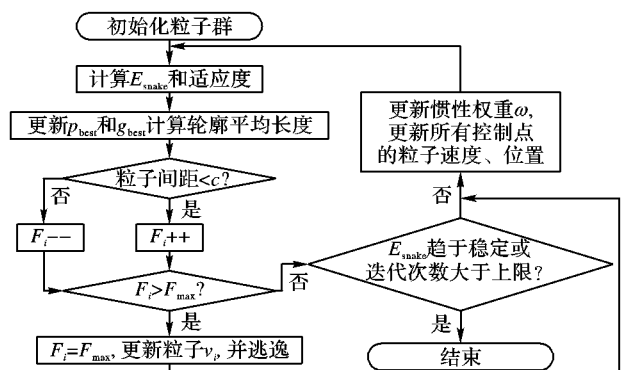


图1 本文算法流程

本文算法通过监控粒子局部密度,调整粒子的惯性权重

ω 。从式(5)、(7)可以看出,当粒子分布不均时,密度系数 F_i 增加,惯性权重 ω 提升,微粒飞行速度增加,有效地防止早熟;同时,在粒子分布均匀时,密度系数 F_i 减小,惯性权重 ω 降低,加快算法收敛速度。该算法利用了 PSO 算法优化 Snake 的优势,克服了主动轮廓线模型对控制点初始位置敏感、当目标边缘有严重的凹凸性时,仍不易跳出局部优化的陷阱,并加快控制点分布均匀时的收敛速度。

4 算法实现及结果分析

本文的环境为: Intel Core2 2.0 GHz CPU、3 GB 内存; Windows XP 操作系统,程序用 VC++ 实现。

图2是图像边缘凹凸变化明显的人工合成图像,可以看出:Snake 曲线不能收敛于图形的凹陷处;传统 PSO 算法能较好地收敛在目标边界,但个别凹陷处提取不正确;而本文算法优化后的 Snake 曲线能够较为精确地收敛于目标轮廓边缘。

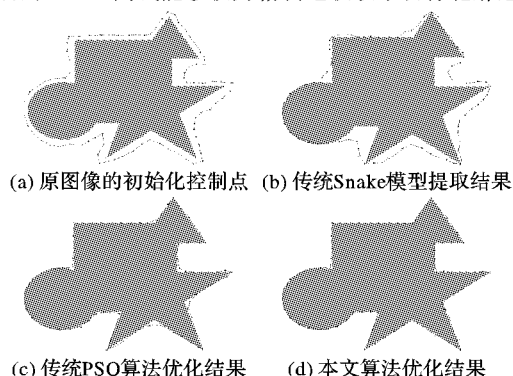


图2 不同算法对人工合成图像的提取

衡量提取目标曲线效果的一个重要指标是控制点像素误差,定义为:

$$E_{err} = \sqrt{(x_{proj} - x_{ori})^2 + (y_{proj} - y_{ori})^2} \quad (9)$$

式中: (x_{proj}, y_{proj}) 为提取出来的曲线像素坐标, (x_{ori}, y_{ori}) 为相应的原图像上的像素坐标。

图3是个带有多目标的真实图像,图4是对真实图像提取出40个控制点的时间-误差统计结果。传统 Snake 算法在曲线提取的速度和精度都远不如 PSO 优化的 Snake 算法,而本文基于粒子密度控制的改进 PSO 算法,因为粒子局部密度过大时要执行逃逸操作,所以在初期收敛速度不如传统 PSO 算法,但当控制点不断接近目标曲线时,本文算法的收敛速度大大提高,有效改善了早熟现象的发生,并加快了后期的收敛速度。



图3 不同算法对真实图像的提取

图5是1:100000的“某地区含沙率图”工程实例,在曲线提取前粗略设置好曲线轮廓初始值,经过本文算法的提取出2834个控制点准确定位在图纸曲线上,大大提高了工作效率。

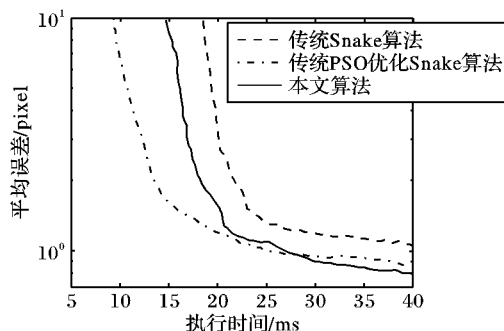


图4 对真实图像的提取不同算法时间-误差图

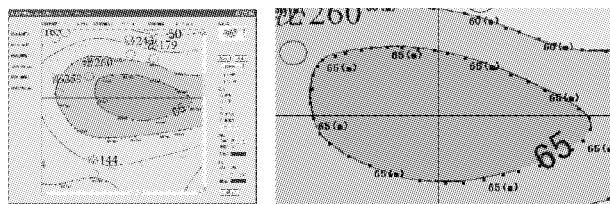


图5 某地区含沙率图及局部效果图

5 结语

利用本文提出的基于粒子密度控制的改进 PSO 优化 Snake 模型,在中国石化科技部课题“泌阳和东濮凹陷成藏定量研究”中,对前期限制空间法下生烃和排烃量所需要的基础数据进行现有图纸的数字化采集,在提高数据采集精度的同时,降低了初始轮廓精度的要求,提高了工作效率,并得到了满意的结果。实践证明,本文对 PSO 算法的改进是可行的。

参考文献:

- [1] 郭秋麟,米石云,胡素云,等.盆地模拟技术在油气资源评价中的作用[J].中国石油勘探,2006,11(3):50-55.
- [2] 石广仁.盆地模拟技术30年回顾与展望[J].石油工业计算机应用,2009,61(1):3-6.
- [3] 范爱民,景海涛.地图数字化质量问题研究[J].测绘通报,2000(4):1-3.
- [4] 岳东杰,梅红.地图扫描矢量化误差的最小二乘配置法处理研究[J].测绘科学,2007,32(2):51-53.
- [5] 赵仕波,余艳梅,罗峰,等.工程记录曲线的自动提取和数字恢复[J].成都理工大学学报:自然科学版,2005,32(4):410-413.
- [6] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4):321-331.
- [7] 齐苏敏,齐邦强.基于改进 Snake 模型的人体运动跟踪算法[J].计算机应用,2009,29(8):2089-2091.
- [8] XU C, PRINCE P L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3):359-369.
- [9] 张建伟,罗剑,夏德深.一种基于遗传算法的双 T-Snake 模型图像分割方法[J].中国图象图形学报,2005,10(1):38-42.
- [10] 任继军,何明一.基于粒子群优化算法的改进 Snake 模型的图像分割方法[J].中国图象图形学报,2008,13(9):1727-1732.
- [11] 李睿,郭义戎,郝元宏,等.基于多种群粒子群优化算法的主动轮廓线模型[J].计算机应用,2008,28(10):2622-2627.
- [12] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Washington, DC: IEEE, 1995:1942-1948.