

基于粒子群算法的声波测井岩心自动归位

李洪奇¹, 李 莉¹, 谢绍龙²

(1. 中国石油大学计算机科学与技术系, 北京 102249; 2. 中国石油大学资源信息学院, 北京 102249)

摘要:为解决传统岩心手动归位不准确、主观性强等缺点,提出一种全新的岩心归位方法,利用粒子群优化算法实现声波测井岩心自动归位。根据位于同一深度的声波时差与岩心的物性数据具有相关性这一原理,声波测井岩心自动归位可归结为寻找全局位移最小、数值变化趋势对应性最好的优化问题。仿真结果表明,用粒子群算法可以快速有效地实现声波测井岩心自动归位。

关键词: 粒子群算法; 岩心归位; 声波测井

Sonic Logging Automatic Core Location Based on PSO

LI Hong-qi¹, LI Li¹, XIE Shao-long²

(1. Department of Computer Science and Technology, China University of Petroleum, Beijing 102249;
2. School of Resource and Information, China University of Petroleum, Beijing 102249)

【Abstract】 In order to solve the disadvantages of inaccuracy and subjective error in tradition manual core location, a novel automatic core location method is proposed. The automatic core location of sonic logging is realized by Particle Swarm Optimization(PSO). There are relativities between the sound wave and physical data at the same depth. According to this theory, the core location can be considered as optimization problems that the global displacement is the smallest while the trend of numerical value is the best fitted. Simulation results show that the automatic core location can be achieved prompt effectively through the particle swarm optimization algorithm.

【Key words】 Particle Swarm Optimization(PSO); core location; sonic logging

1 概述

岩心资料是油气田勘探开发中获取地下地质信息的第 1 手资料,是测井储层评价的基础,岩心资料准确与否直接影响到科研工作。在实际应用中,由于测量误差等各种原因导致岩心数据的深度出现差错,因此对岩心的深度校正,直接关系到测井评价的准确与否。传统的岩心归位方法通常是通过观察、手动进行归位调整。这种方法虽然灵活性较高,但在归位中受主观因素的影响很大:同一个岩心,不同的人可能会有不同的归位结果,即使同一个人不同的归位中也可能得到不同的归位深度。这给测井的储层评价带来很大的困难。寻求一种有效的、客观的岩心自动归位方法是亟待解决的问题。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[1]是一种基于群集智能的全局优化算法,由于其不要求被优化函数具有可微、可导、连续等性质,收敛速度快,算法简单,容易编程实现。因此,PSO 算法已经在许多优化问题中得到成功应用^[2-5]。本文利用 PSO 算法,以全局位移最小、数值变化趋势对应性最好为目标,设计全新的声波测井岩心归位算法,提出了一种实现岩心深度自动归位的新途径。

2 问题描述和 PSO 的实现原理

2.1 岩心归位问题的数学模型

声波测井是通过测量井壁介质的声学性质来判断井壁地层的地质性质及井眼工程状况的一类测井方法。1956 年,威利等发表了著名的“时间平均公式”,证实了声速与岩性和孔隙度的关系^[6],即:位于同一深度的声波与岩心的岩性和孔隙度具有相关性。根据这一理论,如果可以找到使二者相关度达到最大的位置,就是岩心校正后的位置。因此,岩心自

动归位的实现可以归结为如下的全局优化问题:根据声波时差,对岩心的深度进行校正,使岩心的孔隙度与声波时差的相关度最大。将相关度定义为互相关函数:

$$r_{xy} = \frac{\frac{1}{N} \sum (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum (x_n - \bar{x})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum (y_n - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

其中, x , y 分别代表岩心孔隙度与声波时差数据;
 $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n$, $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n$ 分别是岩心孔隙度与声波时差的均值, N 是采样点个数。相关度越大,说明岩心归位的准确度越高。

2.2 PSO 算法的实现原理

PSO 算法是 Kennedy 和 Eberhart 受鸟群觅食行为的启发,于 1995 年提出的一种基于种群的随机搜索优化算法。PSO 算法通过粒子群中个体的合作与竞争来实现优化问题的求解。种群中的每个个体称作粒子,每个粒子代表待优化问题的一个可能解。

PSO 算法首先初始化一群随机粒子(初始解),然后进化(迭代)找到最优解。每个粒子通过跟踪 2 个“极值”来更新自己:一个极值是粒子本身找到的最优解,这个位置被称为个体极值 p_{best} ;另一个极值是整个粒子群所找到的最优位置,通常被称为全局极值 g_{best} 。PSO 算法的数学描述为:

基金项目: 国家“十五”科技攻关计划基金资助项目(2001BA605A09)

作者简介: 李洪奇(1960—),男,教授、博士生导师,主研方向:智能信息处理,资源软件工程;李莉,博士研究生;谢绍龙,硕士研究生

收稿日期: 2008-06-26 **E-mail:** uplily@hotmail.com

设在一个 n 维的搜索空间中, 由 m 个粒子组成的种群 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}^T$, 其中, 第 i 个粒子位置为 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}^T$, 速度为 $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}^T$ 。它的个体极值为 $p_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}\}^T$, 全局极值为 $p_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn}\}^T$, 按照追随当前最优粒子的原理, 第 i 个粒子将按照式(2)、式(3)改变自己的速度和位置:

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 R_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 R_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t) \quad (2)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \quad (3)$$

其中, $d = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, \dots, m$, n 为搜索空间维数(待优化的变量个数), m 为种群规模; t 为当前进化代数; c_1, c_2 表示正的加速常数(acceleration constants); R_1, R_2 表示 0~1 之间的均匀分布随机数。

3 基于 PSO 的岩心自动归位实现

(1)岩心桶归位: 即确定每桶岩心的校正深度, 此时将岩心桶内样本点与其所在的岩心桶作相同的移动。

首先读入声波数据、岩心桶数据与岩心孔隙度, 随机产生每桶的校正深度并对深度值检验, 保证数据的合理性: 即在岩心归位中, 2 桶之间的深度不可重叠, 并且第 1 桶与最后一桶的深度不能超过声波时差所对应的深度。然后对桶内的每个岩心样本点做相同的移动, 根据校正后的岩心深度找到与其对应的声波时差。如果岩心移动后, 在声波数据中找不到对应的深度值, 则利用线性插值公式计算出声波时差:

$$V_y = V_i + \frac{V_{i+1} - V_i}{d_{i+1} - d_i} (d_y - d_i) \quad (4)$$

其中, d_y 表示采样点移动之后的深度; d_{i+1} 与 d_i 表示在测井数据中找到的包含深度 d_y 的上下 2 点测井深度; V_{i+1} 与 V_i 分别表示深度为 d_{i+1} 与 d_i 处的声波时差; V_y 表示在深度 d_y 处的声波时差。

根据移动后的深度, 由式(1)计算粒子的相关度, 作为粒子的适应度值。从中挑选出全局最佳粒子以及个体极值; 然后按照式(2)与式(3)进行迭代, 直到满足结束条件。

(2)桶内岩心样本点的移动: 对桶内的每个岩心样本点作进一步深度校正, 此时, 岩心桶的位置保持不变。

(3)奇异点的剔除: 经过整桶归位和桶内归位后, 挑选出变化异常的点, 这些点导致适应度值下降。

(4)经过上述一轮归位后, 为保证归位的质量, 将归位结果作为待归位的数据, 对其重新归位, 重复步骤(1)、步骤(2), 直至满足某一结束条件。

4 实例验证

程序运行参数分别取为: 最大运行代数为 5 000; 种群规模为 30; $w = 0.729$; $c_1 = c_2 = 1.494 45$ 。

4.1 测试数据

为验证算法的有效准确性, 本文采用四川磨溪的 3 口井做了 3 组实验数据进行测试。具体做法是截取 3 口井的部分声波数据, 将其深度做一定上下移动, 同时将其声波时差除以某个整数(例如除以 25)作为孔隙度值。数据的获取采用如下 2 个原则: 每桶岩心做不同的移动; 每桶点数不一, 少则 1 或 2 个样本点, 多则十几个样本点。

(1)测试数据 1

声波时差数据: 193 个点, 深度从 2 360 m~2 384 m; 岩心数据: 7 桶岩心; 41 个样本点, 深度从 2 361 m~2 382.25 m。程序运行结果如表 1 所示。

表 1 数据 1 的岩心归位结果

桶数	标准/m	计算/m
1	0.50	0.50
2	1.25	1.25
3	-1.00	-1.00
4	0.10	0.10
5	0.30	0.30
6	-2.00	-2.00
7	-1.50	-1.49

在表 1 中, “标准”是指人为移动的距离; “计算”是指利用 PSO 归位计算出的归位深度。例如对于第 1 桶岩心, 对其深度往下移动了 0.50 m, PSO 算法计算出的归位深度是 0.50 m, 准确地实现了声波测井的岩心自动归位。

(2)测试数据 2

声波时差数据: 193 个点, 深度从 2 360 m~2 384 m; 岩心数据: 7 桶岩心; 41 个样本点, 深度从 2 361 m~2 382.25 m。程序运行结果如表 2 所示。

表 2 数据 2 的岩心归位结果

桶数	标准/m	计算/m
1	1.50	1.50
2	1.80	1.79
3	-0.60	-0.59
4	0.10	0.10
5	1.30	1.30
6	-0.80	-0.80
7	-1.80	-1.79

(3)测试数据 3

声波时差数据: 641 个点, 深度从 2 660m~2 740 m; 岩心数据: 15 桶岩心; 165 个样本点, 深度从 2 660.175 m~2 742.62 m。程序运行结果如表 3 所示。

表 3 数据 3 的岩心归位结果

桶数	标准/m	计算/m
1	1.20	1.20
2	-1.60	-1.60
3	0.82	0.81
4	-1.85	-1.91
5	1.36	0.74
6	-1.63	-1.63
7	-1.12	-1.12
8	0.12	0.11
9	-0.68	-0.68
10	1.56	1.56
11	-1.20	-1.20
12	-2.10	-2.10
13	1.26	1.26
14	3.87	3.87

在表 3 中, 由于第 5 桶岩心只有 2 个样本点, 因此 PSO 算法无法找到归位的正确位置。除此之外, 都能找到最优位置, 且寻优速度快。说明用粒子群算法实现岩心归位效果比较理想, 达到了预期的目的。

4.2 真实数据

为进一步验证算法的有效性, 本文对新疆六中东区的若干口井进行了归位, 并与手动归位结果中岩心孔隙度与测井密度和声波时差的相关性进行了对比, 其中, 3 口井的实验结果分别如表 4、表 5 所示。

表 4 岩心孔隙度-密度相关性对比表

相关度	第 1 口井	第 2 口井	第 3 口井
声波归位	0.587 40	0.120 3	0.050 9
手动归位	0.000 05	0.085 5	0.292 1

表 5 岩心孔隙度-声波时差相关性对比表

相关度	第 1 口井	第 2 口井	第 3 口井
声波归位	0.341 4	0.085 5	0.345 4
手动归位	0.007 5	0.044 1	0.111 1

表 4、表 5 分别给出了 3 口井用 2 种方法归位后, 岩心孔隙度分别与测井密度与声波时差的相关性。例如, 对于

(下转第 221 页)