

地震波阻抗参数混沌控制反演

李家俊¹, 田 凯², 李文秀², 孟繁举¹, 任贵珍¹

(1. 大庆物探公司 物探研究所, 黑龙江大庆 163357; 2. 哈尔滨工程大学 自动化学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 分析了地震非线性反演的混沌现象, 并且从测井资料出发, 以非线性动力学不动点理论及混沌控制理论为基础, 提出了混沌控制反演方法, 数值实验和应用实例表明, 该方法能有效地控制非线性反演系统在反演迭代过程中出现的混沌现象, 得到较真实可靠的反演结果.

关键词: 非线性反演; 波阻抗; 不动点; 混沌控制

中图分类号: O231.2; P631.4 **文献标识码:** A

Chaotic control inversion of seismic impedance parameters

LI Jia-jun¹, TIAN Kai², LI Wen-xiu², MENG Fan-ju¹, REN Gui-zhen¹

(1. Daqing Geophysical Exploration Company, Heilongjiang Daqing 163357, China;

2. Automation College, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: The chaotic phenomenon in nonlinear inversion of seismic trace is analysed in detail. Borehole-restraint chaotic controlled seismic inversion method is developed on the basis of borehole data, nonlinear dynamic fixed-point theory and chaotic control theory. Numerical experiment and real example show that this method can effectively control chaotic phenomenon of nonlinear inversion system, which appears in inversion iteration, yielding reliable inversion results.

Key words: nonlinear inversion; impedance; fixed-point; chaotic control

1 引言(Introduction)

在地球物理学中, 线性与准线性的地震反演理论日渐成熟^[1]. 在这些反问题的研究中人们尽量回避非线性问题, 然而反问题中的非线性的确实存在. 近年来, 非线性科学已是国内外学者研究的前沿课题及学术热点. 学术界逐步认识到: 动力学理论是非线性科学的重要组成部分, 也是分析非线性问题的有力工具. 混沌现象是非线性系统的属性, 混沌控制理论是人们对非线性现象加以利用的重要途径, 也是混沌动力学在实际问题中应用的纽带. 尔今反问题求解中的非线性问题受到人们的广泛关注, 尤其在地震道的非线性混沌反演的研究方面已取得了令人鼓舞的研究成果^[2-4].

地球物理反问题是数学物理反问题的重要分支. 在这类系统中, 正问题描述一个实在的物理系统, 而反问题却具有物理不可实现性, 因为其解是唯一及不适定的. 地球物理反问题的这类性质在非线形系统中亦大量存在, 因此二者之间存在着一定的可类比性及相通性.

本文基于非线性动力学不动点理论及混沌控制

理论, 提出了地震波阻抗参数混沌控制反演方法. 数值模拟及实际资料处理表明, 该非线性反演方法的反演结果, 具有较高的分辨率, 且真实可靠.

2 地震非线性反演的混沌现象^[4] (The chaotic phenomenon in nonlinear inversion of seismic trace)

本文的方法基于下列褶积关系

$$s_i = \omega(t) * \sum_{j=1}^N \frac{z_{j+1} - z_j}{z_{j+1} + z_j} \delta(t - T_j). \quad (1)$$

式中 s_i 为地震道, ω 为具有不同延迟的子波, z_j 为波阻抗序列, $\delta(\cdot)$ 是 δ 函数.

令 $t = i \cdot \Delta t$, 对(1)式进行离散取样, 可导出偏导数矩阵 A 的矩阵元:

$$a_{ij} = \frac{\partial s(i \cdot \Delta t)}{\partial z_j}, \quad i, j = 1, \dots, N. \quad (2)$$

于是地震道反演的算法便可归结为

$$\begin{cases} z_k = z_{k-1} + \mu \Delta m_{k-1}, \\ \Delta m_{k-1} = (A_{k-1}^T A_{k-1} + \epsilon I)^{-1} A_{k-1}^T (s - s_{k-1}). \end{cases} \quad (3)$$

(3)式中下标 k 为迭代次数, Δm_k 为第 k 次迭代波阻抗向量 z_k 的修正量, s_k 为由 z_k 合成的地震道, s 为实测的地震道, ϵ 为阻尼因子, μ 为松弛因子 ($1 \geq \mu > 0$), A_k 是第 k 次迭代的偏导数矩阵.

(1) ~ (3) 式构成了一种非线性反问题, 在这一非线性反演系统中, μ 和 ϵ 是系统的可调参数, 其中, μ 影响系统反演迭代的速度, 而 ϵ 直接影响着反演结果. 在反演过程中, 我们总是试图减小 ϵ 值, 以期得到较高分辨率的反演结果. 然而, 我们总是很难确定 ϵ 的值. 图 1 是数值实验的理论模型, 其中第 1 道为子波, 第 2 道为波阻抗模型, 第 3 道为反射系数, 第 4 道为合成地震记录. 对图 1 中的第 4 道用 (1) ~ (3) 式进行反演. 在反演过程中, 在第 4 道上加入了 5% 的高斯随机噪声, ϵ 按线性递减, 子波取零相位的雷克子波, 初始模型为一线性模型. 图 2 是反演的迭代输出结果. 显然这一结果非常复杂, 迭代到 15 次左右, 反演结果已与原始模型面貌全非, 出现混沌现象. 这一现象的出现, 正是由反演系统的非线性造成的. 对于 (1) ~ (3) 式所示的非线性反演系统, 虽然不一定对应有实际的物理现象, 但可参照非线性动力学理论的一些方法来分析研究其非线性反演问题. 在非线性动力学中, 混沌是指系统所处的无序状态. 确定性的非线性系统, 从有序走向无序和混沌, 在总体上是具有规律的, 是可控制的.

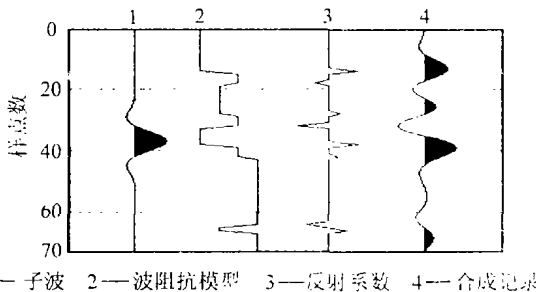


图 1 数值模型

Fig. 1 Numerical model

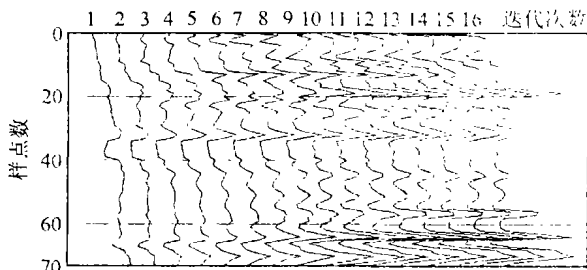


图 2 波阻抗非线性反演迭代输出结果

Fig. 2 The iteration output results of impedance nonlinear inversion

3 混沌控制反演 (Chaotic controlled seismic inversion)

非线性系统的混沌行为是多姿多彩的, 它的演化历程非常复杂. 在许多应用及工程领域中人们尽量回避这一问题, 然而许多实际问题中的非线性及非线性系统中的混沌现象是实际存在的. 20 世纪 90 年代以来, 混沌控制研究取得了突破性的进展. 首先由美国马里兰大学的 Ott, Grebogi 和 Yorke 提出的混沌控制方法 (称为 OGY 方法^[5]), 为人们展示了十分诱人的应用与发展前景, 在众多领域中都有很大的应用潜力.

对于前面讨论的非线性反演方法, 我们期望能从其反演结果得到地下的实际的波阻抗. 实际地下的波阻抗模型是客观存在的. 通过钻井、测井资料, 可以获得部分地层的波阻抗值, 再结合地质资料可以初步建立一个我们所要研究区域的地下波阻抗模型. 这样的模型在很多约束反演方法中都发挥了重要作用. 实际地下的波阻抗, 在我们所研究的非线性反演系统中, 是一个不动点, 即反演系统在迭代中最终达到的那一点. 可以应用非线性动力学中的不动点理论来研究 (1) ~ (3) 式构成的非线性反演系统.

混沌控制应用

首先给出一种升维的混沌控制方法^[6]. 考虑系统:

$$\dot{z}_{i+1} = \vec{f}(z_i, p_0). \quad (4)$$

z^* 是该系统的不动点, p_0 是系统参数. 为了进行控制, 应用 p_0 作为反馈控制的控制参数, 取 $g(z_i, p_0)$ 作为控制函数, 这一函数的形式可以是 z_i 的非线性函数. 于是得到一个 $N+1$ 维系统

$$\begin{cases} \dot{z}_{i+1} = \vec{f}(z_i, p_i), \\ \dot{p}_{i+1} = g(z_i, p_i). \end{cases} \quad (5)$$

这一控制系统以 (z^*, p_0) 为不动点. 控制的原则是选择合适的函数 g , 使 (z^*, p_0) 是控制系统的稳定不动点. 因此在 (z^*, p_0) 处对 (5) 式做变分得到

$$\begin{cases} \delta \dot{z}_{n+1} = D_{z_n} \vec{f} \cdot \delta z_n + D_{p_n} \vec{f} \cdot \delta p_n, \\ \delta \dot{p}_{n+1} = D_{z_n} g \cdot \delta z_n + D_{p_n} g \cdot \delta p_n. \end{cases} \quad (6)$$

表示为矩阵形式

$$\begin{bmatrix} \delta \dot{z}_{n+1} \\ \delta \dot{p}_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{z_n} \vec{f} & D_{p_n} \vec{f} \\ D_{z_n} g & D_{p_n} g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta z_n \\ \delta p_n \end{bmatrix}. \quad (7)$$

定义

$$T = \begin{bmatrix} D_{z_n} \vec{f} & D_{p_n} \vec{f} \\ D_{z_n} g & D_{p_n} g \end{bmatrix}. \quad (8)$$

若 T 的本征值为 $\lambda_i, i = 1, \dots, n+1$, 选取合适的 g 使 $|\lambda_i| < 1$, 则 (\dot{z}^*, p_0) 为稳定不动点. 写出关于 λ_i 的方程组

$$\det(T - I \cdot \lambda_i) = 0, i = 1, \dots, n+1. \quad (9)$$

求解此方程组可以得到控制函数 g 中的控制参数.

混沌控制反演

对于(3)式, 视 \dot{z} 为 \mathbb{R}^N 空间的向量. 从非线性动力学的观点出发, 反演系统可展示如下

$$\dot{z}_k = \dot{z}_{k-1} + \mu(A_{k-1}^T A_{k-1} + \epsilon I)^{-1} A_{k-1}^T (\dot{s} - \dot{s}_{k-1}). \quad (10)$$

ϵ 是这一非线性系统的可调参数, 它控制影响着系统的演化过程. 构造如下控制函数

$$\epsilon_k = \epsilon_0 + \vec{K}(\dot{z}_k - \dot{z}^*) + K_0(\epsilon_{k-1} - \epsilon_0),$$

则构成如下控制系统

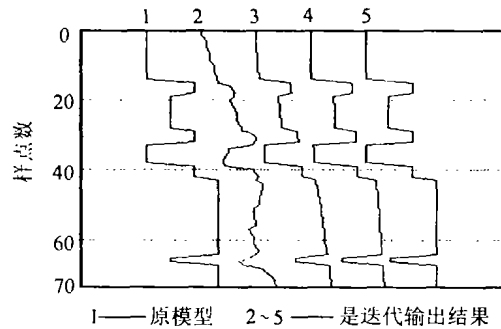
$$\begin{cases} \dot{z}_k = \dot{z}_{k-1} + \mu(A_{k-1}^T A_{k-1} + \epsilon_{k-1} I)^{-1} A_{k-1}^T (\dot{s} - \dot{s}_{k-1}). \\ \epsilon_k = \epsilon_0 + \vec{K}(\dot{z}_k - \dot{z}^*) + K_0(\epsilon_{k-1} - \epsilon_0). \end{cases} \quad (11)$$

显然这是一种非线性的反馈控制, 其中 (\vec{K}, K_0) 是控制系数, (\dot{z}^*, ϵ_0) 是不动点. 我们可以选择合适的 (\vec{K}, K_0) , 使 T 矩阵的本征值 $|\lambda_i| < 1$.

在实际资料反演过程中, 先根据测井的波阻抗资料及地质资料建立一个地下波阻抗模型, 即不动点模型 \dot{z}^* , 然后利用测井的波阻抗和井旁地震资料求出控制参数.

4 数值及应用实例 (Numerical experiment and real example)

对图1所示数值模型中的第4道, 用混沌控制反演方法进行反演处理, 得到图3所示的反演结果. 其中, 第1道是图1中的第2道, 为波阻抗模型, 2~5道为迭代输出结果. 可见迭代5次, 即可完全得到与原模型一样的反演结果. 比较图2和图3两种反演结果, 易见, 混沌控制反演能有效地控制非线性反演系统在反演迭代过程中出现的混沌现象, 得到真实可靠的反演结果.



1——原模型 2~5——是迭代输出结果

图3 混沌控制反演结果

Fig. 3 The results of chaotic control inversion

图4是一段实际地震剖面, 在该剖面第21道的位置处有一口井, 利用混沌控制反演进行处理, 得到图5反演结果, 其中第21道是由井资料得到的波阻抗, 它与测井旁道反演得到的波阻抗吻合的很好. 在波阻抗剖面上, 可以进行较细致的对比解释, 分辨率有了很大提高, 在时间为1.3~1.32s之间可以分辨出2m左右的薄砂层.

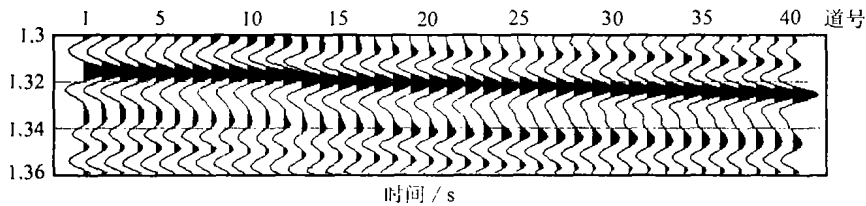
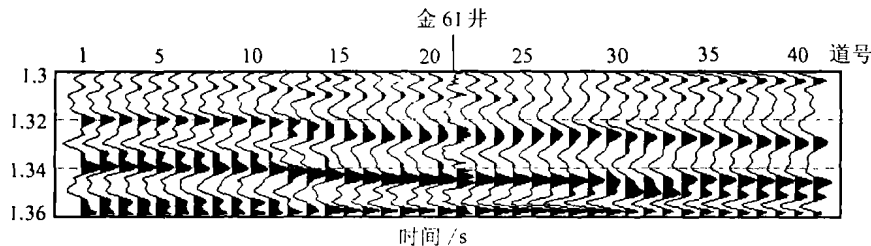


图4 地震剖面

Fig. 4 Seismic section



第21道是由井资料得到的波阻抗

图5 波阻抗剖面

Fig. 5 Impedance section

5 结论(Conclusion)

1) 地震非线性反演中出现的混沌现象是由反演系统的非线性造成的。

2) 利用混沌控制理论,可以有效地控制地震非线性反演迭代过程中出现的混沌现象,使迭代过程按照所期望的方向发展。

3) 地震波阻抗参数混沌控制反演,能够得到可与测井资料对比解释的比较真实可靠的高分辨率波阻抗剖面,而且该方法的抗噪能力强,计算速度较快。

参考文献(References)

- [1] Luan Wengui, Li Youming. Some development of geophysical inversion research work in China [J]. Chinese Journal of Geophysics, 1990, 33(2): 501 - 508 (in Chinese)
- [2] Yang Wencai. Nonlinear chaotic inversion of seismic traces (I) [J]. Chinese Journal of Geophysics, 1993, 36(2): 223 - 231 (in

Chinese)

- [3] Yang Wencai. Nonlinear chaotic inversion of seismic traces (II) [J]. Chinese Journal of Geophysics, 1993, 36(3): 376 - 387 (in Chinese)
- [4] Yang Wencai. Theory & method of geophysical inversion [M]. Beijing: Geological Publishing Company, 1997, 12: 246 - 252 (in Chinese)
- [5] Ott E, Grebogi C, Yorke J A. Controlling chaos [J]. Physical Review Letter, 1990, 64(11): 1196 - 1199
- [6] Zhao Hong, Yan Jie, Wang Jiao, et al. General method of controlling chaos [J]. physical review E, 1996, 53(1): 299 - 306

本文作者简介

李家俊 1960年生.高级工程师,硕士.从事物探理论与方法等研究.

田凯 1972年生.讲师.从事智能控制理论与方法等研究.

Email: tkq@0451.com

李文秀 1940年生.教授,博士生导师.从事控制理论及过程智能控制优化理论与应用等研究.

孟繁举 1966年生.工程师.从事地震资料解释方法等研究.

任贵珍 1967年生.工程师.从事地震资料解释方法等研究.

(上接第 745 页)

接”数和节点扇出数;算法上各个节点只和相邻节点通过“连接”传递信息,竞争输出,保证了局部最优,同时为实现分布式计算提供了方便.本文用一个实例对一个水域污染监测问题进行了仿真研究,理论分析和计算结果表明,局部最优及其改进算法在保证搜索准确性的同时极大地减少了计算量.非常适合在水域污染监测数据融合系统这样大规模“异常”的情况下应用。

参考文献(References)

- [1] Yun Peng, Reggia J A. A probabilistic causal model for diagnostic problem solving-Part I: Integrating symbolic causal inference with numeric probabilistic inference [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1987, 17(2): 146 - 162
- [2] Yun Peng, Reggia J A. A probabilistic causal model for diagnostic problem solving-Part II: diagnostic strategy [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1987, 17(2): 395 - 406
- [3] Yun Peng, Reggia J A. A connectionist model for diagnostic problem solving [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1989, 19(2): 285 - 298

- [4] Pearl J. Distributed revision of composite beliefs [J]. Artificial Intelligence, 1987, 33(10): 173 - 215
- [5] Guvenir H A, Emeksiz N. An expert system for the differential diagnosis of erythemato-squamous diseases [J]. Expert Systems with Applications, 2000, 18(1): 43 - 49
- [6] Groselj C, Kukar M. Machine learning improves the accuracy of coronary artery disease diagnostic methods [A]. Proceeding of Computers in Cardiology [C]. Lund, Sweden, 1997, 24: 57 - 60
- [7] Syu I, Lang S D. Adapting a diagnostic problem-solving model to information retrieval [J]. Information Processing and Management, 2000, 36(2): 313 - 330

本文作者简介

韩斌 1973年生.浙江大学智能系统与决策研究所博士研究生.主要从事决策融合与智能系统方面的研究. E-mail: binhan@iipc.zju.edu.cn

吴铁军 1950年生.教授,博士生导师,浙江大学智能系统与决策研究所所长.1988年在浙江大学获博士学位,1990年~1992年在美国马里兰大学从事博士后研究.主要研究方向:复杂大系统管控一体化,智能控制,工业控制计算机网络.

杨明晖 女.1975年生.云南送变电公司设计室工程师.主要从事变电站设计和人工智能在变电站故障诊断方面的研究.