

极大似然反卷积软件包

戴冠中 喻铁军 王立新 冯旭 成磊

(西北工业大学自动控制系·西安, 710072)

赵强绩 冯保民 付继光 陈树文 崔文新

(大庆石油管理局勘探开发研究院, 163712)

摘要: 本文介绍了用于石油和天然气勘探的一种新型的、高分辨率的极大似然反卷积算法的软件包, 详细阐述了该软件包的基本原理、结构和特点。

关键词: 地震卷积分模型; 极大似然反卷积; 自适应检测; 辨识; 卡尔曼滤波与平滑; 自适应滤波

1 引言

地震数据的反卷积处理是石油和天然气勘探的信号处理中最重要的一环。在北海、阿拉斯加、非洲、远东、波斯湾以及世界上许多大陆架中发现丰富的油田, 都证明了反卷积方法在勘探新的石油和天然气方面的重要作用。目前虽然已有很多种反卷积方法, 这些方法在实践中已得到应用。但是今天我们面临着更复杂而艰难的勘探问题, 我们必须勘探那些几年前由于太困难而放弃的区域中的原油。所以, 我们必须寻求新的、分辨率更高的反卷积方法。

“极大似然反卷积软件包”(Maximum-Likelihood Deconvolution Software Package, 简称MLDSP)是根据美国南加州大学 Mendel 教授所提出的极大似然反卷积方法^[1,2]研制出的, 以现代的估计和控制理论为基础的高分辨率的反卷积算法的全部计算程序。它可以检测并绘出高分辨率、高信噪比的反射系数, 这种反射系数可以直接显示地下反射界面的强弱和深浅; 在检测反射系数的同时, 可以估计出最小或非最小相位子波, 子波能为其它处理提供参数; 利用反射系数还可计算层速度剖面, 由于反射系数的分辨率高, 因此所计算出层速度分层比较薄, 分层清楚, 可清晰地看到地下异常反应, 为地质解释人员提供了很方便、很有价值的资料。

MLDSP 在大庆油田朝阳沟地区进行了生产使用, 效果很好。处理该地区砂泥岩的分辨率比国外引进的同类软件包(如加拿大的 Seislog 和法国的 Velog), 有很明显的提高: 国外软件包的分辨率只能在 20 米以上, 而 MLDSP 的分辨率达到 3 至 4 米。因此, 国外软件包只能对大套地层进行估计, 而 MLDSP 却能分辨出单层厚度。以某号井的实际钻探结果与软件包的估计结果相比较, MLDSP 的符合率达到 75%, 而国外软件包仅 41% 或 46%。因此, MLDSP 为石油和天然气地震勘探, 寻找隐蔽油藏和薄油气层提供了强有力的工具。

MLDSP 已通过部级技术鉴定。鉴定结论是: 该项技术属国内领先, 达到国际先进水平。

平,经济效益和社会效益显著;MLDSP 的研制成功为勘探复杂地质层的信号处理提供了一套先进方法,这在地震勘探信号处理中是一个突破性的成果,对提高石油和天然气的生产将起到重要作用。

本文阐述 MLDSP 的基本原理、结构和特点,旨在向控制界的同行们介绍控制理论如何与信号处理理论相交叉,从而取得了极其重要的实际应用效果。

2 地震卷积模型

用于石油和天然气的勘探方法中,应用最广的是地震法,即利用人工爆破所产生的反射地震波的信息来确定地质层的结构,从而确定石油和天然气的蕴藏情况。如图 1 所示,人工爆破所产生的子波 $w(t)$ 穿过地球的层状介质,在地质层中传播并在其分界面处产生反射,反射波由地面上的传感器记录。

多层地质层是一个分布参数系统,在最简单的情况下,地震波的传播可以用无损的波动方程来描述。从外部特性上说,多层地质层的输入、输出特性可近似等效为一个卷积模型

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} u(i)w(t - t_i). \quad (1)$$

式中 $y(t)$ 为输出; $w(t)$ 为地震子波,它描述了震源特性; $u(i)$ 称为反射系数,它描述了地质层的层状分布结构。

考虑到实际应用背景,我们所研究的地震卷积模型为

$$z(k) = y(k) + n(k) = w(k) * u(k) + n(k) = \sum_{i=1}^k w(k-i)u(i) + n(k). \quad (2)$$

式中 $z(k)$ 是传感器的量测信号, $y(k)$ 是模型的输出信号, $w(k)$ 是子波序列, $u(k)$ 是模型的输入信号;而 $n(k)$ 则是量测噪声。

子波序列 $w(k)$ 反映了震源特性,它可以用 ARMA 模型来描述

$$W(z) = \frac{b_1 z^{n-1} + b_2 z^{n-2} + \cdots + b_{n-1} z + b_n}{z^n + a_1 z^{n-1} + \cdots + a_{n-1} z + a_n}. \quad (3)$$

这里, $W(z)$ 是 $w(k)$ 的 z 变换。全面描述式(3)的 ARMA 模型的参数有阶数 n , 参数 $a_1, a_2, \dots, a_n$ 和 $b_1, b_2, \dots, b_n$ 。

在地震卷积模型中,假定反映地质层的层状分布结构的 $u(k)$ 是平稳白序列,且有

$$u(k) = q(k)r(k) + u_b(k). \quad (4)$$

式中乘积 $q(k)r(k)$ 是 Bernoulli-Gaussian 的白序列,它刻画了多层地质层的反射特性。 $q(k)$ 为 Bernoulli 白序列,反映了反射的有无,称为事件序列;它可用概率参数 λ 来描述

$$Pr[q(k)] = \begin{cases} \lambda, & q(k) = 1, \\ 1 - \lambda, & q(k) = 0. \end{cases} \quad (5)$$

式(4)中 $r(k)$ 为零均值的方差为 v_r 的 Gaussian 白序列,反映了反射的大小,称为幅度序列; u_b 是零均值的方差为 v_b 的 Gaussian 白序列,反映了地质层中的点绕射等等微小因素,称为背景散射。这里再假设 $q(k)$, $r(k)$ 和 $u_b(k)$ 彼此间统计独立。由上可知, $u(k)$ 可以用三个参数 (λ, v_r, v_b) 来全面描述。

式(2)中 $n(k)$ 是量测噪声,假定为零均值的方差为 v_n 的 Gaussian 白序列。再假设 $n(k)$

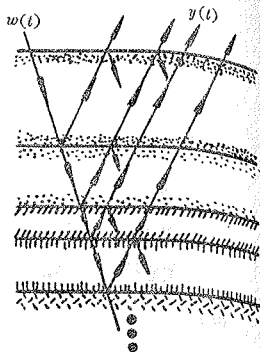


图 1 地震数据的采集

与 $q(k)$, $r(k)$ 和 $u_B(k)$ 是统计独立的.

据上, 卷积模型(2)可进一步表示为

$$z(k) = [q(k)r(k) + u_B(k)] * w(k) + n(k). \quad (6)$$

式中 $k=1, 2, \dots, N$, N 为量测数据的长度.

对于式(2)的卷积模型, 当 $k=1, 2, \dots, N$ 时, 可把 N 个方程写成紧凑的向量方程

$$z = Wu + n. \quad (7)$$

式中 $z = \text{col}[z(1), z(2), \dots, z(N)]$, $u = \text{col}[u(1), u(2), \dots, u(N)]$, $n = \text{col}[n(1), n(2), \dots, n(N)]$, 而

$$W = \begin{bmatrix} w(0) & 0 & \dots & 0 \\ w(1) & w(0) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w(N-1) & w(N-2) & \dots & w(0) \end{bmatrix}.$$

再注意到式(4), 则式(7)可进一步写为

$$z = WQr + Wu_B + n. \quad (8)$$

式中 $r = \text{col}[r(1), r(2), \dots, r(N)]$, $u_B = \text{col}[u_B(1), u_B(2), \dots, u_B(N)]$, $Q = \text{diag}[q(1), q(2), \dots, q(N)]$.

以上我们给出了地震卷积模型, 这是研究极大似然反卷积软件包的出发点.

3 极大似然反卷积原理

极大似然反卷积的目的, 就是在上一节地震卷积模型的基础上, 根据 N 个量测信号 $z = \text{col}[z(1), z(2), \dots, z(N)]$, 按照极大似然法, 统计估计出下列 $2n+4+3N$ 个未知参数:

- 确定性参数共 $(2n+4)$ 个

子波参数 $a = \text{col}[a_1, a_2, \dots, a_n]$, $b = \text{col}[b_1, b_2, \dots, b_n]$,

统计参数 $s = \text{col}[v_r, v_B, v_n, \lambda]$.

- 随机参数共 $3N$ 个

事件参数 $q = \text{col}[q(1), q(2), \dots, q(N)]$,

幅度参数 $r = \text{col}[r(1), r(2), \dots, r(N)]$,

背景散射参数 $u_B = \text{col}[u_B(1), u_B(2), \dots, u_B(N)]$.

之所以仅根据 N 个量测数据就能估计出 $2n+4+3N$ 个未知参数, 是因为我们除了由量测数据所提供的在线信息外, 还具有地震卷积模型的离线信息(或验前信息). 这种验前信息是由地震反射的实际情况而抽象出来的数学模型所提供的. 所以这是一种近代的基于模型的信号处理方法(model-based signal processing).

由量测数据 z 来估计未知的确定性参数 a, b, s 和随机参数 q, r, u_B 的似然函数为

$$L\{a, b, s, q, r, u_B | z\} = p(z, q, r, u_B | a, b, s). \quad (9)$$

式中 $p(\dots)$ 是联合概率密度函数.

根据上一节的诸假设, 并经过一系列的推导, 可得似然函数为

$$L\{a, b, s, q, r, u_B | z\} = (2\pi)^{-3N/2} (v_r v_B v_n)^{-N/2} \exp\left[-\frac{1}{2v_r} \|r\|^2\right]$$

$$-\frac{1}{2v_B}\|u_B\|^2 - \frac{1}{2v_a}\|z - WQr - Wu_B\|^2] \lambda^{m(q)}(1-\lambda)^{N-m(q)}.$$

(10)

式中 $m(q) = \sum_{k=1}^N q(k)$.

为便于计算,将(10)式取自然对数,可得对数似然函数为

$$l\{a, b, s, q, r, u_B | z\} = -\frac{N}{2} \ln(v_r v_B v_a) - \frac{1}{2v_r} \|r\|^2 - \frac{1}{2v_B} \|u_B\|^2 - \frac{1}{2v_a} \|z - WQr - Wu_B\|^2 + m(q) \ln \lambda + [N - m(q)] \ln(1 - \lambda).$$

(11)

式中去除了与未知参数无关的常数项 $-\frac{3N}{2} \ln 2\pi$.

使(11)式为极大的 a, b, s, q, r, u_B 称为极大似然估计,表以 $a^{ML}, b^{ML}, s^{ML}, q^{ML}, r^{ML}, u_B^{ML}$.

4 优化处理方法

直接对(11)式进行优化处理是不实际的,因为:

1) l 是包括 $(3N + 2n + 4)$ 个未知参数的非线性函数,当量测数据很多(例如 $N = 1000$),问题极其复杂;

2) q 是由两值变量 $(0, 1)$ 所组成的向量,难以直接优化处理.

为此,我们把全局优化问题分解成若干个局部优化问题,并反复迭代,这种方法称为“反复迭代优化方法”.

首先,可以证明下列的分离定理^[2,3],求 $a^{ML}, b^{ML}, s^{ML}, q^{ML}, r^{ML}, u_B^{ML}$ 使(11)式的对数似然函数 l 为极大的优化过程,可分离成两步.

1° 第一步求 $a^{ML}, b^{ML}, s^{ML}, q^{ML}$,使下列的子对数似然函数为极大

$$M\{a, b, s, q | z\} = -\frac{N}{2} \ln(v_r v_B v_a) - \frac{1}{2} \|z\|_{\Omega}^{-1} + m(q) \ln \lambda + [N - m(q)] \ln(1 - \lambda).$$

式中 $\Omega = v_r W Q W' + v_B W W' + v_a I_N$.

2° 第二步求 r^{ML} 和 u_B^{ML} ,它们是量测数据 z 的线性函数

$$r^{ML} = v_r^{ML} Q^{ML} (W^{ML})' (\Omega^{ML})^{-1} z,$$

(13)

$$u_B^{ML} = v_B^{ML} (W^{ML})' (\Omega^{ML})^{-1} z.$$

(14)

其次,在式(12)的子对数似然函数 M 中,既有连续变量 a, b, s ,又有离散序列 q ,我们采用逐个地对事件序列 q 、子波参数 (a, b) 和统计参数 s 进行优化,并反复迭代的方法,如图2所示.

5 递推计算

上一节中的处理计算,都是基于集结模型(7)或(8),这是一种批处理的方法,这种方法对计算机的内存空间和运算时间而言,都是难以承受的.实际上,这些运算都可在控制理论中状态方程的基础上,用递推的方法来完成,从而大大提高处理的效率.

事实上,ARMA 模型(3)的一个状态方程实现(例如可控标准形)为

$$x(k+1) = \Phi x(k) + Gu(k),$$

(15)

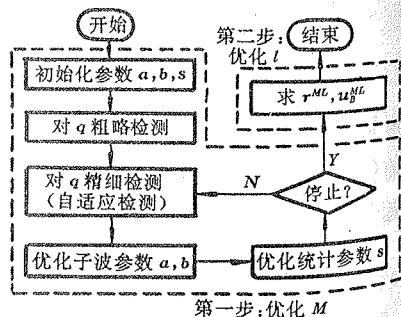


图2 优化过程总框图

$$z(k) = Cx(k) + n(k). \quad (16)$$

式中

$$\Phi = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \cdots & -a_1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \quad C = [b_n, b_{n-1}, \cdots, b_1].$$

以状态方程(15)和(16)的模型为出发点,则图2中大部份计算都可以递推地实现:

1) 对 q 粗略检测中最小方差反卷积问题,可递推地实现,这由前向滤波器和反向滤波两部份组成,前向部份是一个 Kalman 滤波器,而反向部份则是一个 Kalman 平滑器.

2) 对 q 精细检测也可以用递推方法来实现,这是一个自适应检测器,例如用 SSS-SMLR 方法^[2].

3) 对子波参数 (a, b) 的估计是辨识问题,而对统计参数 s 的估计是自适应滤波问题,在状态方程(15)和(16)的框架下,都可转化为 Kalman 灵敏度滤波器计算问题.

顺便提出,如我们能设计制造出相应的专用 VLSI 芯片(ASIC 芯片),则我们可直接从集结模型(7)或(8)出发,研究更高速的并行处理的算法.

6 软件包的结构和特点

MLDSP 是一个规模较大的软件包,用 Fortran 语言编写,共有 27 个子程序.为使软件包的结构清晰,便于调试和维护,我们采用了模块化结构程序设计方法. MLDSP 的主模块是一个调度管理模块,见图 3.

图 3 中各功能模块的实现方法是:

- 子波参数初猜采用相关分析和频谱匹配方法;
- 事件序列粗检采用门限检测方法;
- 事件序列精检采用 SSS-SMLR 检测方法;
- 子波参数优化采用 Marquardt-Levenberg 非线性优化方法;
- 统计参数优化也采用 Marquardt-Levenberg 非线性优化方法;
- 反射序列的估计是最小方差反卷积计算.

一个好的软件系统,应是结构清晰,易于阅读、移植、修改和调试,以及可靠性高.再考虑到 MLDSP 要投入实际的生产使用,它必须满足处理精度高、处理速度快和内存开销小等等要求.因此,我们在设计 MLDSP 时,采用了如下的编程技巧和手段:

- 1) 在设计和开发阶段,采用了优秀的 MATLAB 矩阵运行环境;
- 2) 采用了结构程序设计方法,在设计阶段采用自顶向下的方法,而在编程和调试阶段则采用自底向上的方法;

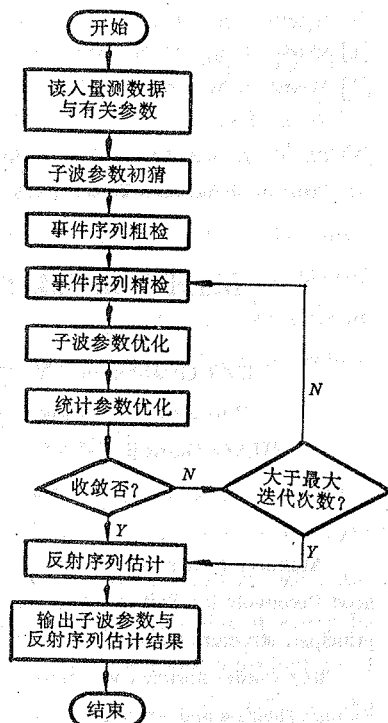


图 3 MLDSP 的主模块

- 3) 挖掘潜力, 充分提高软件包的处理速度;
- 4) 合理安排数组, 减少软件包的内存开销;
- 5) 采用标准基础库程序, 以保证软件包的精度, 例如采用著名的线性代数软件包 LINPACK 中的通用子程序;
- 6) 采用标准的 Fortran 语言编程, 避免采用某种 Fortran 版本的特有语句, 以保证软件包的可移植性。

7 结 语

反卷积问题是一个逆问题。极大似然反卷积算法, 从处理方法上说, 是一种基于模型 (Model-Based) 的近代信号处理方法, 从处理原理上说, 它采用了统计估计理论中的一些基本原理 (如极大似然估计、最小方差估计等); 从处理技术上说, 它是一种非线性的反卷积算法, 采用了一些非线性优化方法; 从处理实现上说, 为了实现递推计算, 也采用了现代控制理论中的一些基本方法, 如状态空间模型、Kalman 滤波理论等。

MLDSP 突出的优点是: 大大提高信噪比、分辨率高、运算速度快和鲁棒性好。目前它已在大庆石油管理局勘探开发研究院计算中心的 CYBER 计算机上, 作为一个地震数据处理模块投入了实际生产, 取得了非常好的效果。

参 考 文 献

- [1] Mendel, J. M. . Optimal Seismic Deconvolution; An Estimation-Based Approach. New York: Academic Press, 1983
- [2] Mendel, J. M. . Maximum-Likelihood Deconvolution; A Journey into Model-Based Signal Processing. New York: Springer-Verlag, 1990
- [3] Dai, G. Z. and Mendel, J. M. . Maximum a Posteriori Estimation of Multichannel Bernoulli-Gaussian Sequences. IEEE Trans. on Information Theory, 1989, 35(1): 181—183

Maximum-Likelihood Deconvolution Software Package

DAI Guanzhong, YU Tiejun, WANG Lixing, FENG Xu and CHENG Lei

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University · Xi'an, 710072, PRC)

ZHAO Qiangji, FENG Baomin, FU Jiguang, CHEN Shuwen and CHI Wenxing

(Daqing Petroleum Administration · Daqing, 163712, PRC)

Abstract: In this paper, a new type and high resolution deconvolution software package, Maximum-Likelihood Deconvolution Software Package, for the exploration of petroleum and natural gas is presented, and its basic principle, structure and characters are described in detail.

Key words: seismic convolution model; maximum-likelihood deconvolution; adaptive detection; identification; Kalman filtering and smoothing; adaptive filter

本文作者简介

戴冠中 见本刊 1992 年第 1 期第 28 页。

喻铁军 1963 年生, 副教授, 1989 年在西北工业大学获自动控制理论及应用学科博士学位。目前主要从事控制系统中的并行处理, 控制理论在石油勘探信号处理中的应用, 智能控制及应用, 以及控制系统 CAD 的研究工作等。