

利用小波变换压缩地震勘探数据

王真理* 李衍达

(清华大学自动化系)

摘 要

王真理,李衍达. 利用小波变换压缩地震勘探数据. 石油地球物理勘探, 1995,30(1):86~90

在石油地震勘探中,所涉及的数据量庞大,其中数据的冗余量也比较大。本文根据地震数据的特点,利用小波变换对地震数据进行压缩,不但可大大减少存储介质的数量,而且还保持了后续资料处理中有用的地震信息不损失。

文中的实例表明,压缩后的地震数据所带来的误差,从视觉上是可接收的,一般能满足后续处理的要求。

主题词 小波变换 地震数据 频率 分辨率 波数 压缩比

ABSTRACT

Wang Zhenli and Li Yanda. Seismic data compression using wavelet transform. OGP, 1995, 30(1): 86~90

Oil seismic exploration involves huge amount of seismic data, in which quite considerable data are superfluous. According to the characteristics of seismic data, we compress seismic data by making wavelet transform. The data compression not only leads to less use of storage medium but also conserves useful seismic informations which are necessary in following data processing. It is illustrated that the error due to compression of seismic data is visually negligible and does not violate requirements in following data processing.

Subject heading: wavelet transform, seismic data, frequency, resolution, wave number, compression ratio

引 言

数据压缩技术在信息传输、图像处理、语音信号处理等领域内已广泛应用。它能够减少存储信息所需的介质数目,提高信息的传输率。

在地震勘探中,所涉及到的数据量极其庞大。在一个油田的磁带库内,常常有几十亿兆字节的数据量存于磁带上。若采用数据压缩技术,存储介质的数量可以数十倍的减少。若在数据处理及信息提取中,采用此项技术,预计可以减少 I/O 时间,甚至,可以将某些数据处理过程

* Wang Zhenli, Information Teaching & Research Section, Automation Department, Qinghua University, Haidian District, Beijing City, Postcode: 100084

本文于 1994 年 5 月 12 收到。

在压缩域中完成,缩短数据处理时间。因此,地震数据压缩是值得研究的一个课题。

地震数据的特点

石油地震数据与图像数据不同,它的动态范围达 84dB,幅度变化很大,无直流分量,分频带特性强。在二维谱上,常表现出很强的条带性。

在地震勘探中,所遇到的数据体有许多类别,大致可分为叠加前和叠加后两大类。每一类又可分为均衡前及均衡后的数据。每一种情况信号的特点都有所变化,可获得的压缩比也就不一样。另外,数据应用的目的不一样,也会影响压缩比。

总地说,地震信号沿时间增大方向,由于大地滤波作用以及球面扩散的影响,高频成分衰减得很厉害,造成深层振幅较浅层振幅小,高频成分主要集中于浅层。

在空间方向上,地震信号分布有大倾角也有小倾角,但以小倾角反射居多。在叠后数据中,高频高倾角的成分较弱,往往在地震数据解释中作用也不大。低频高倾角成分,一般较重要,它保留着重要的地质信息。

另外,地震数据要经过多种处理过程,这些过程对数据也都有要求。为了保证满足数据处理的需求,要求:①压缩及译码过程不能太耗时;②压缩要保证计算的需求,即要满足计算精度,以免造成大的误差;③大倾角信息损失不能太严重。

小波变换的基本原理

设 $\phi(x)$ 是尺度函数, $\psi(x)$ 是其对应的小波, C_n 为一 QMF 滤波器,它们均满足一些条件,使

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k)$$

构成 $L^2(R)$ 空间的一组正交基。则某一函数 f 的分辨率 2^{-j+1} 的近似为

$$P_{j-1}f = P_j f + \sum_k (f, \psi_{j,k}) \psi_{j,k}$$

其中: (f, ψ_{jk}) 表示内积,它就是函数 f 在分辨 2^{-j} 时的小波变换系数。容易看出

$$f = \sum_j \sum_k (f, \psi_{j,k}) \psi_{j,k}$$

小波变换系数可由 Mallat 算法递推得到:

(1) 计算最佳分辨率时的离散近似,有

$$(f, \phi_{jk})$$

(2) 计算 $(f, \psi_{j+1,k})$ 和 $(f, \phi_{j+1,k})$, 有

$$(f, \psi_{j+1,k}) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_n (-1)^n C_{-n+2k+1} (f, \phi_{j,n})$$

$$(f, \phi_{j+1,k}) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_n C_{n-2k} (f, \phi_{j,n})$$

(3)重复(1)和(2)的计算,直到所期望的分辨率为止。
多维小波变换是将各个维数分别进行一维小波变换后得到的。

用小波变换压缩地震数据的策略

分辨率为 1 时的二维小波变换的结果如图 1 所示。

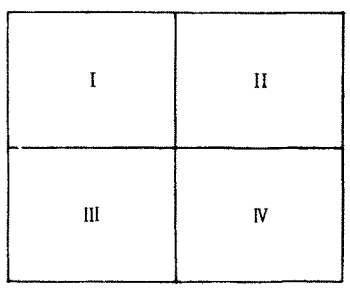


图 1 二维小波变换示意图

它包括四部分:①低频、低波数部分,它的频率波数范围为 $(0, N_f/2) \times (0, N_k/2)$,其中 N_f, N_k 分别为时间及空间方向的尼奎斯特(Nyquist)频率。这一部分包含了大部分地震反射能量。压缩过程中要仔细对待这部分,以降低视觉误差。数据量化时要考虑深浅层的区别;②低频高波数成分,其范围是 $(0, N_f/2) \times (N_k/2, N_k)$ 。这一部分以大倾角反射的能量占优势,其中可压缩的数据较多。但对大倾角反射应认真对待,尽量保持其较高的精度。量化时,也应考虑深层与浅层的区别;③高频低波数反射部分,其范围是 $(N_f/2, N_f) \times (0, N_k/2)$ 。这一部分的浅层区域含有较强的能量,对保证译码的精度有重要的作用。而深层区域能量就较弱;④高频高波数反射这部分中以高频噪音为主,丢失了对译码结果影响不大。

对于各部分的数据应进行认真的分析,必要时可以对各部分进行多次变换。由于地震数据谱分布的条带性强,进行多次变换可望获得较好的结果。各部分数据量化完后,再进行一次无损失编码,即得最后的压缩数据。

压缩结果分析

图 2 是一块海洋地震叠后数据,它的特点是频率高,有高倾角反射。它的二维小波变换如图 3 所示。可以看出,高波数高频率的信号能量较弱。在压缩过程中,我们对高波数低频和低波数高频部分分别又进行了一次小波变换。图 4 是压缩比保持在 10 时得到的译码结果,其相对误差为 1.1%。

为了分析误差对其它处理手段的影响,我们分别作了低通、带通、高通滤波试验。低通滤波后,相对误差减小,变为 0.2%。带通和高通都使误差增大,分别为 21%和 24%。这与压缩过程中损失的主要是高频信息有关,但这个精度基本上可以接收。

从图 4 还可看出,虽然高频损失严重,但

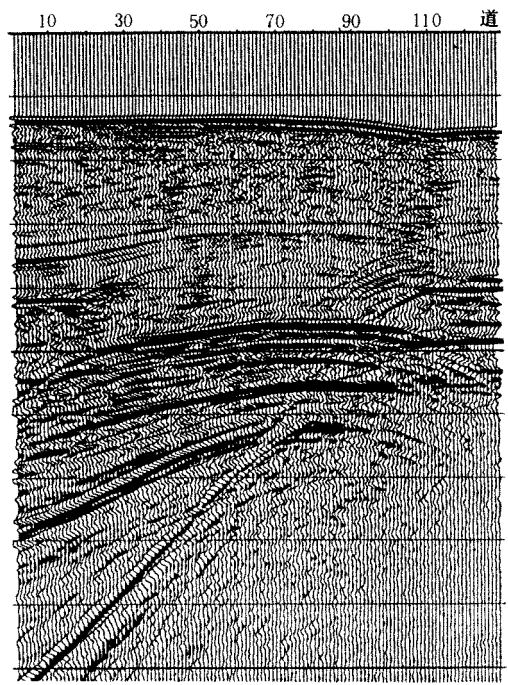


图 2 某海域的地震叠加数据,128 道,512 个样点

对地震数据的分辨率影响不太严重。

图5是一块陆上地震叠后数据,它的小波变换是图6,可以看出它的频率和波数都较低。图7是压缩比为20时的译码结果,此图与原图相比,视觉上看不出什么差别。图8是压缩比为

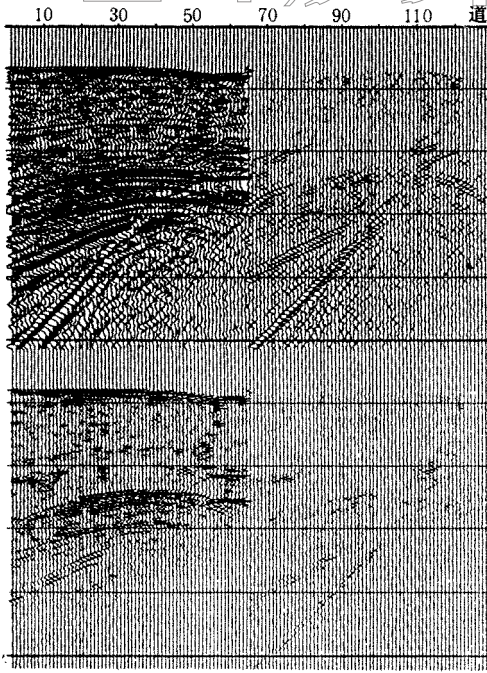


图3 图2的小波变换

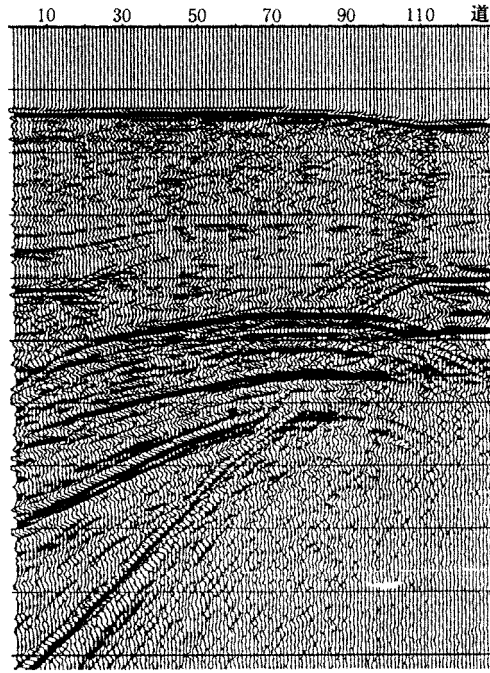


图4 图2中的数据压缩比为10时的译码结果

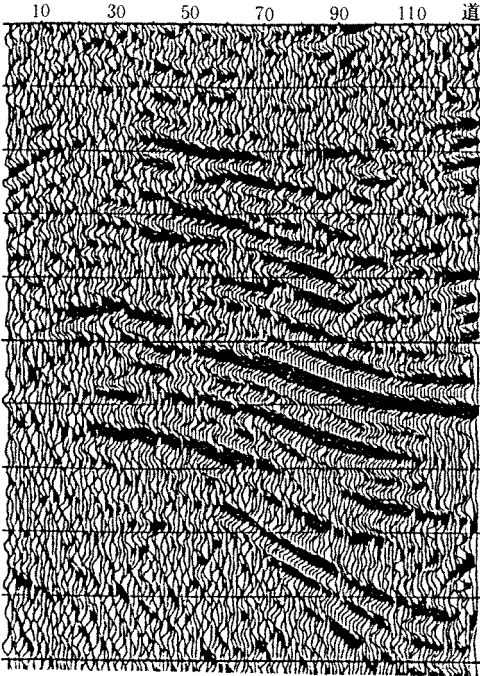


图5 一块陆上地震叠加数据,128道,512个样点

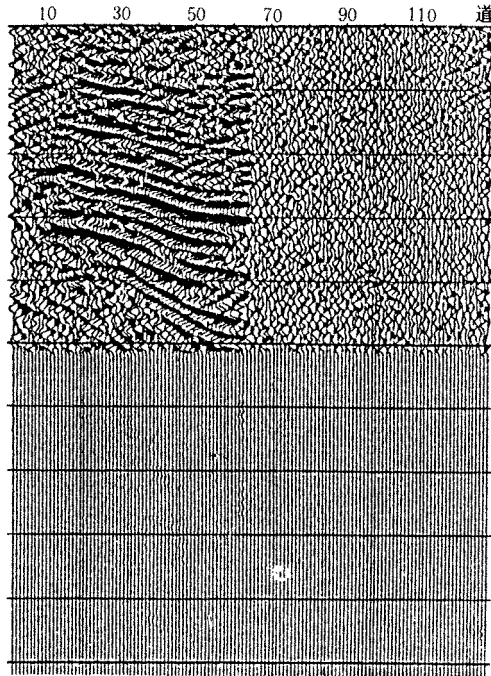


图6 图5的小波变换

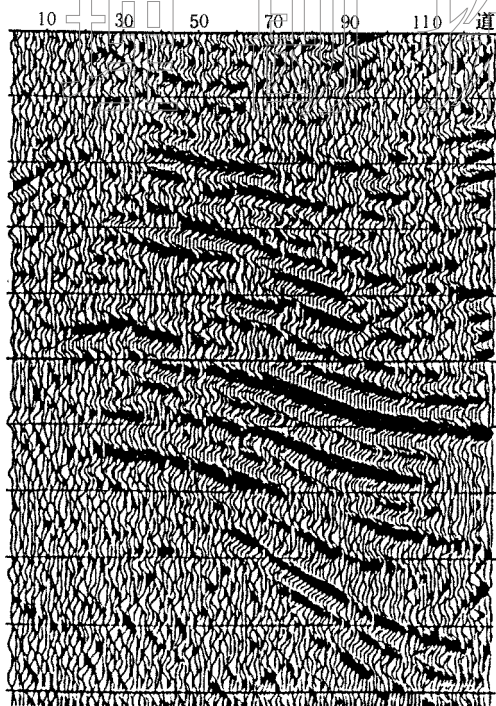


图 7 图 6 中的数据压缩比为 20 时的译码结果

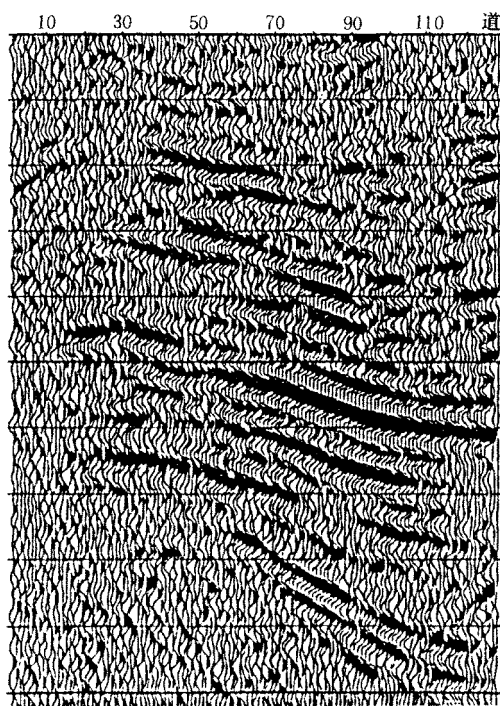


图 8 图 6 中的数据压缩比为 30 时的译码结果

30 时的译码结果。

在以上数据压缩过程中,所采用的算子均来自参考文献 2。

结 论

地震数据种类多、量大,但其中的冗余量也大,所能获得的压缩比也不一样。一般均能保持在 10 以上,也可达数十以上。压缩所带来的误差,从视觉上是可以接收的,一般能满足后续处理的要求。

参 考 文 献

- 1 Antonini M, Mathieu P and Daubechies I. Image coding using wavelet transform. *IEEE Tran Image Proc*, 1992, 1(2)
- 2 Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Comm Pure Appl Math*, 1988, 41: 909~996
- 3 Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition; The wavelet representation. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel*, 1989, 11
- 4 Stromberg J O. A modified franklin system and higher-order spline systems on R^n as unconditional base for hardy spaces. In *Conference on Harmonic Analysis in Honor of antoni Zygmund*, 1982, 2: 475~494
- 5 Vetterli M and Herley C. Wavelets and filter banks, Relationships and new results. in *Proc IEEE ICASSP*, Albuquerque, 1990
- 6 Woods J W and O'Neil S D. Subband coding of images. "IEEE Trans Acoust, Speech, Signal, Proc, 1986, Vol ASSP-34