

文章编号:0253-9993(2010)04-0645-05

基于小波模极大值的测井数据多尺度融合方法

刘 冰¹,黄隆基²

(1. 中国石油大学 物理科学与技术学院,山东 东营 257061;2. 中国石油大学 地球资源与信息学院,山东 东营 257061)

摘 要:基于小波模极大值特征的多尺度分解和重构算法,提出一种测井数据多尺度融合方法。首先对原始测井曲线进行多尺度分解,得到不同尺度下的小波低频系数和高频模极大值;然后选用高频系数取绝对值极大、低频系数采用边缘法的融合规则,选取重要的小波系数;最后利用交替投影算法重构融合曲线。以胜利油田某井为例,采用二次样条二进小波对测井曲线进行了多尺度数据融合研究,并利用方差和信息熵对融合曲线进行定量评价。结果表明,融合曲线突出了测井曲线的公共地质信息,增加了地层信息量,提高了测井资料的可信度。

关键词:小波模极大值;测井数据;多尺度;数据融合

中图分类号:P631.8 文献标志码:A

Multiscale fusion of well logging data based on wavelet modulus maximum

LIU Bing¹,HUANG Long-ji²

(1. College of Physics Science and Technology, China University of Petroleum, Dongying 257061, China; 2. College of Geo-Resource and Information, China University of Petroleum, Dongying 257061, China)

Abstract: Based on the algorithm of multiscale decomposition and reconstruction for the characteristics of wavelet modulus maximum, the multiscale fusion method of well logging data was proposed. Wavelet modulus maxima with high frequency and low frequency coefficients were obtained firstly through multiscale decomposition of well logging data; then important wavelet coefficients were chosen according to the fusion principle where high frequency coefficients were taken as maximal absolute values and low frequency coefficients were selected by edge detection principle; finally alternating projection algorithm was applied to reconstruct the fusion curve. For case study, multiscale fusion curve in a well of Shengli Oilfield were processed by dyadic spline wavelet, variance and information entropy were applied to the quantitative evaluation of fusion curve. The result shows the fusion curve enhances the common geological information of logging curves and consequently expands the information of strata and improves reliability of logging data.

Key words: wavelet modulus maximum; logging data; multiscale; data fusion

测井数据是地层物理性质随井深变化的记录^[1],包含了地质地层信息。常规测井曲线是在深度域按等间距采样而获得的非平稳离散深度信号,而小波变换是处理非平稳信号的有效方法之一^[2-4],能够有效地实现信号时-频域局部化分析,是测井信号时频分析与地质解释恰当的数学工具。

目前,测井解释一般采用单一测井曲线进行地层评价^[5-7],由于地层沉积过程受多种复杂因素的影响,采用单条测井曲线解决地质问题通常存在着多解

性和局限性。由于测井信号是地质信息的载体,因此地层变化信息主要体现在测井信号的瞬变点或瞬变区域中。测井信号应用于地层分层主要是根据信号中的突变点或突变区域的信息,而小波变换系数的模极大值随尺度变化规律可以精确地描述突变点的位置和形态^[8]。为此,本文结合测井信号的特点,探索了基于小波模极大值的测井数据多尺度融合方法。利用该方法将反映不同岩石物理信息的多条测井曲线融合成一条综合曲线,充分挖掘了测井资料所包含

的地层信息,以期将测井资料更好地用于地层评价。

1 基于小波模极大值的测井多尺度分析方法

测井数据多尺度融合方法的研究是基于信号多尺度分析的基础上。测井信号多尺度分析的基本思想:将待处理的信号在不同的尺度上进行分解,分解到粗尺度上的信号称之为平滑信号,反映了测井信号的低频概貌信息;在细尺度上存在,而在粗尺度上消失的信号称之为细节信号,反映了测井信号的高频细节信息。小波变换是连接在不同尺度上信号的桥梁。

1.1 基于模极大值的多尺度分解算法

设一个低通滤波器的脉冲响应为光滑函数。测井信号 $f(x)$ 与光滑函数的卷积减弱了它的高频成分但没有改变低频成分,因此,对 $f(x)$ 起到了光滑化的作用。如果小波函数是一个光滑函数的一阶导数,则小波变换模极大值的位置就指出了信号变化剧烈的位置^[9]。

设 $\theta(x)$ 为一个光滑函数,有

$$\psi(x) = \frac{d\theta(x)}{dx}$$

定义 $\theta_s(x) = \frac{1}{s}\theta\left(\frac{x}{s}\right)$ 是 $\theta(x)$ 关于尺度因子 s 的伸缩变换。则测井数据 $f(x)$ 在任意尺度 s 和位置 x 的小波变换定义为

$$W_s f(x) = f(x) * \psi_s(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau) \psi_s(x - \tau) d\tau$$

其中, $\psi_s(x) = \frac{1}{s}\psi\left(\frac{x}{s}\right)$, 并且有下式成立

$$W_s f(x) = f * \left(s \frac{d\theta_s}{dx} \right) = s \frac{d}{dx} [f * \theta_s(x)]$$

式中,小波变换系数 $W_s f(x)$ 表示信号 $f(x)$ 在尺度 s 下经平滑后的一阶导数。因此, $W_s f(x)$ 的模极大值点位置对应于 $f(x)$ 的突变点(拐点)位置,这也是小波模极大值用于测井数据多尺度融合的理论依据。

若 $\psi(x)$ 是一个二进小波,对尺度二进离散,即 $s = 2^j$ ($j \in Z$),可得到二进小波变换

$$W_{2^j} f(x) = f * \psi_{2^j}(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau) \bar{\psi}_{2^j}(x - \tau) d\tau \quad (1)$$

式中, $W_{2^j} f(x)$ 表示 $f(x)$ 在尺度 2^j 上的小波变换系数; $\bar{\psi}$ 为小波函数的共轭函数。

由式(1)可知,小波变换将测井数据从一维深度域转换为二维深度-尺度域,使信号能同时在深度位置 x 和尺度空间 s 上进行描述。通过不断调整尺度因子,小波变换可以聚焦信号的局部结构。

1.2 基于模极大值的多尺度重构算法

在实际测井资料应用中,一个重要的问题是能否

由小波系数模极大值的信息重构原测井曲线, Mallat 等最早提出了交替投影算法^[10-11]。为了能够快速计算小波变换,本文只考虑二进尺度上 $\{2^j\}_{j \in Z}$ 的小波变换模极大值。针对测井多尺度系统,交替投影法就是利用测井信号 $f(x)$ 在各尺度下的小波变换系数 $W_{2^j} f(x)$ 的局部极大值 $A_n^{(j)}$ 及其位置 $x_n^{(j)}$ 求信号 $f(x)$ 的估计 $\hat{f}(x)$ 。其中 $n \in Z$ 为极大值位置 $x_n^{(j)}$ 从小到大排列的序列。算法的基本思想见文献[11]。

2 测井数据多尺度融合方法

2.1 测井数据多尺度融合思想

依据小波系数模极大值可以精确描述测井信号突变点的位置和形态,基于模极大值多尺度重构算法,提出了基于小波模极大值的测井数据多尺度融合方法。其基本思想是对每一条测井曲线进行二进小波分解,找出各尺度上模极大值点的位置,分别在不同尺度下比较每条曲线小波分解后在同一尺度上的高频细节信息,提取出重要的小波系数,最后在不同尺度上进行数据重构,即得到数据融合后的综合曲线,实现了不同测井曲线的多尺度数据融合。

2.2 测井数据融合规则的选取

融合规则的选取对于融合数据的质量是非常重要的。测井数据多尺度融合的优势在于它可以将数据分解到不同的频率域,在不同的频率域运用不同的选择规则,从而在融合数据中保留原始测井数据不同频率域的显著特征。

以2条测井曲线为例,测井信号的离散采样序列分别为 $f_1(n)$ 和 $f_2(n)$ ($n = 1, 2, \dots, N$),若测井信号在尺度 $j = 0$ 时的近似值记为 $a_{1n}^{(0)} = f_1(n)$ 、 $a_{2n}^{(0)} = f_2(n)$,经过 j 层多尺度分解,可分别得到相应的小波低频系数 $a_{1n}^{(j)}$ 和低频系数 $d_{1n}^{(j)}$,其中 j 是多尺度分解的层数,当取一系列整数时便实现了对测井信号的多尺度分解。

(1) 高频域的融合规则。多尺度数据融合的目的就是要突出多类测井数据所蕴含的有用地层信息,地层岩性、物性的变化特征主要体现在测井信号的突变点或瞬变区域中,而小波高频系数的绝对值越大,对应测井信号突变点的能量信息越强。因此将2组测井数据的小波高频系数进行比较,把对应位置(n)上系数绝对值较大的作为重要小波高频系数保留下来,即

$$d_n^{(j)} = \begin{cases} d_{1n}^{(j)} & (\text{abs}(d_{1n}^{(j)}) > \text{abs}(d_{2n}^{(j)})) \\ d_{2n}^{(j)} & \text{其他} \end{cases}$$

式中, $d_{1n}^{(j)}$ 和 $d_{2n}^{(j)}$ 分别表示2条测井曲线在相同尺度 j

下对应点的高频小波系数值。

(2)低频域的融合规则。测井数据的小波低频系数能够较好的反映测井曲线的概貌信息,本文采用边缘法进行低频域尺度系数的选择。在测井曲线中幅值变化较大的边缘区域其曲线斜率值较大,幅值变化平缓的区域其斜率值较小,而幅值不变的区域其斜率值为0。即测井曲线某点的斜率反映了该点的边缘信息。边缘法的基本思想:若2条测井曲线中的低频系数的值至少有1个为0,则采用平均的方法求融合后低频系数的对应值,即

$$a_n^{(j)} = 0.5a_{1n}^{(j)} + 0.5a_{2n}^{(j)}$$

式中, $a_{1n}^{(j)}$ 和 $a_{2n}^{(j)}$ 分别表示2组数据在相同尺度 j 下对应点的低频系数值。

否则,选取斜率值较大的低频系数作为融合数据的小波低频系数,这样就能在融合数据中最大程度地保留原测井曲线的边缘信息。

定义:

$$K_{1n}^{(j)} = \left(\frac{a_{1m}^{(j)} - a_{1n}^{(j)}}{a_{1n}^{(j)}} \right)^2$$

$$K_{2n}^{(j)} = \left(\frac{a_{2m}^{(j)} - a_{2n}^{(j)}}{a_{2n}^{(j)}} \right)^2$$

其中, m 为 n 的邻域,并且 $m \neq n$ 。融合函数的表达式为

$$a_n^{(j)} = \begin{cases} a_{1n}^{(j)} & (K_{1n}^{(j)} > K_{2n}^{(j)}) \\ a_{2n}^{(j)} & \text{其他} \end{cases}$$

2.3 融合结果的定量评价

数据融合的一个重要步骤是对融合的效果进行评价。数据融合效果的评价应综合考虑高频信息的增强和低频信息的保持,选取反映测井曲线峰值信息的方差和反映空间细节信息的信息熵对于测井融合数据进行定量评价。

(1)方差 S (Standard error)。方差反映了融合信号幅值相对于幅值平均值的分散情况^[12]。

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [y(n) - \bar{y}]^2}$$

式中, $y(n)$ 和 \bar{y} 分别代表融合信号的幅值与幅值平均值; N 为总采样点长度。

方差越大,则幅值信息越离散,数据中所有幅值信息出现的概率越趋于相等,从而包含的信息量趋于最大,融合效果越好。

(2)信息熵 E (Entropy)。信息熵是衡量数据信息丰富程度的一个重要指标,通过对信息熵的比较可以反映融合数据的空间细节信息^[13-14]。融合数据的熵值越大,说明融合数据携带的信息量越大。

根据 Shannon 信息论的原理,熵定义为

$$E = - \sum_{n=1}^N P_n \log_2 P_n$$

式中, P_n 为第 n 个采样点融合信号幅度值出现的概率。

3 测井数据多尺度融合实例

3.1 小波基的选取

选取二次样条二进小波来进行测井信号的突变点检测^[11]。该小波是三次样条函数的一阶导数,具有一阶消失矩。它所对应的小波函数的傅里叶变换为

$$\hat{\psi}(\omega) = \left[\frac{\sin(\omega/2)}{\omega/2} \right]^3 e^{-i\omega/2}$$

由于二次样条二进小波具有紧支撑性,且关于支撑中心 $x=0.5$ 具有反对称性;并且该二进小波为光滑函数的一阶导数,因此小波系数模极大值点位置对应于信号突变点的位置,进而可采用该小波对测井信号进行数据融合。

3.2 算法的正确性验证

选取二次样条二进小波,利用该小波基对信号突变点的敏感性和多尺度分析特性,本文编程实现了基于模极大值的多尺度分解和重构算法,并以某井段的自然伽马(GR)测井曲线对算法进行验证。首先对图1(a)中原始GR曲线进行多尺度分解,分解层数为3,得到不同尺度下的小波变换系数曲线如图1(b)所示,对应的小波变换模极大值曲线如图1(c)所示;然后利用小波模极大值进行多尺度数据重构,得到的重构测井曲线(GRR)如图1(d)所示。可以看出,重构信号与原始信号基本一致,其重构误差 $\|f - \hat{f}\| / \|f\| = 0.0232$,从而验证了该算法的正确性。

3.3 测井曲线数据融合的算法步骤

在测井数据多尺度融合方法的基础上,测井曲线融合算法的基本步骤:

(1)测井数据预处理。地球物理测井曲线的垂向变化记录既与地层性质密切相关,又与井孔质量等因素有关。数据预处理主要包括剔除奇异值、环境校正和滤波等^[15]。环境校正是指对井眼条件、钻井液侵入及仪器偏心等非地质因素的校正。滤波是为了尽量消除曲线上的毛刺、噪声干扰及其他原因造成的曲线抖动和跳动,可用小波滤波方法完成。

(2)测井数据的归一化。各种测井数据都有代表自身物理意义的量纲,因此数据融合之前要进行归一化处理。具体的归一化公式为

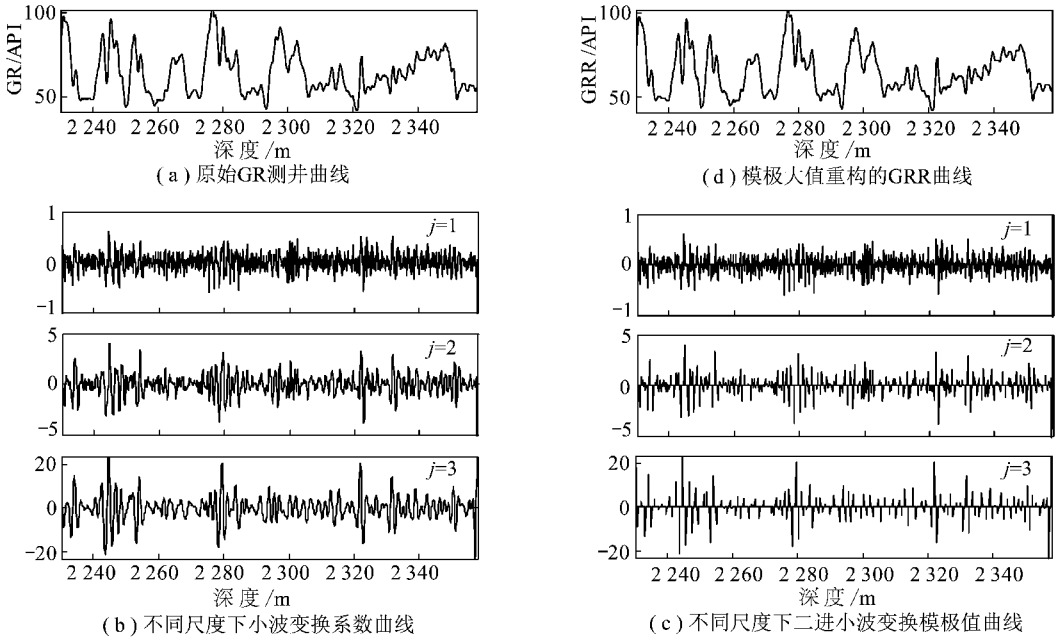


图 1 二进小波模极大值重构

Fig. 1 Reconstruction of wavelet modulus maxima using dyadic wavelet transform

$$f' = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \times 100$$

式中, f' 为归一化后的测井数据; f 为测井曲线的采样点数据; f_{\min} 为测井曲线的最小值; f_{\max} 为测井曲线的最大值。归一化前后测井数据之间的相关程度不变。

(3) 采用二次样条二进小波分别对每条测井曲线进行多尺度分解, 得到不同尺度下的小波低频和高频模极大值信息。

(4) 融合规则的选取。对分解后不同尺度的低频和高频模极大信号进行分析和比较, 高频模极大

采用绝对值极大的选取规则, 低频域采用边缘法的融合规则。

(5) 多尺度重构融合曲线。根据融合规则选取的小波低频系数和高频系数, 利用交替投影算法重构融合曲线。

(6) 融合曲线的定量评价。分别选用统计参数方差和信息熵对融合结果进行定量评价。

3.4 应用效果与评价

按照上述融合流程, 对胜利油田某井 2 238 ~ 2 302 m 深度段的 GR 和自然电位 (SP) 测井曲线进行了多尺度数据融合, 如图 2 所示。

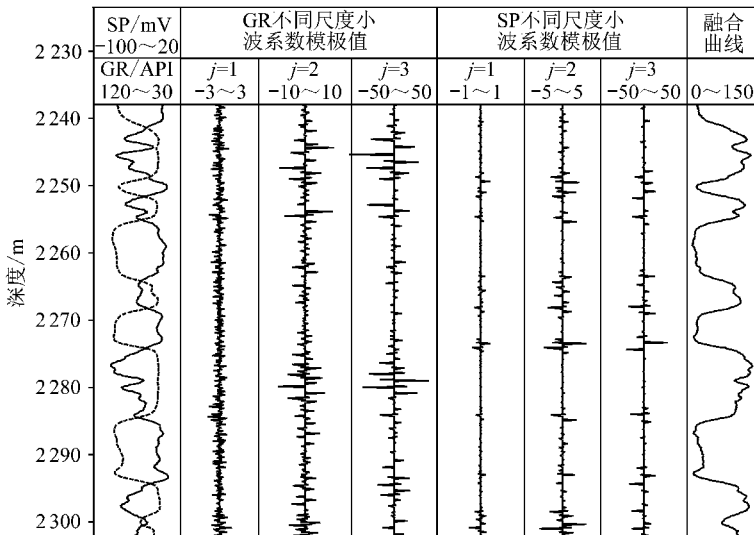


图 2 基于小波模极大值的测井曲线融合

Fig. 2 Fusing curves of log data based on algorithm of wavelet modulus maximam

从图2可以看出,融合曲线消除了观测数据中个别参数畸变的局部影响,突出了多条测井曲线的公共信息,地层细节信息反映清楚。采用方差和信息熵对融合曲线进行定量评价,其统计参数见表1。从表中可看出,融合过程中将去噪与突变点检测相结合,使得融合曲线的峰值信息得到加强,因此计算得到融合曲线的方差最大,即融合曲线提供了更多可以检测测井信号边缘特征的信息,提高了融合测井资料在地质分层应用中的可信度。

表1 测井曲线及融合数据的定量评价

Table 1 Quantitative evaluation of log data and fuse data

评价标准	融合曲线	GR 测井曲线	SP 测井曲线
方差	39.569 2	21.594 9	34.712 5
信息熵	6.761 5	6.911 6	6.741 0

4 结 论

(1)测井信号的突变点处包含了丰富的地层信息。以小波模极大值多尺度分解和重构算法为基础,选用高频系数取绝对值极大、低频系数采用边缘法的融合规则,实现了测井数据的多尺度融合。

(2)应用小波多尺度数据融合方法时要注意融合规则和原始测井曲线的选取,所选择的测井曲线的种类并非越多越好,而是要选择那些最能反映地层单元特征信息的测井曲线。

(3)在进行数据融合之前,要对测井资料进行预处理和归一化处理,以减弱测井信号中的异常点和随机信息以及统一量纲。

(4)所有对多种地球物理测井资料进行多尺度分析得到的融合曲线突出了测井曲线的公共信息,减少或削弱了单一观测资料中的偶然误差,提高了综合测井资料的可信度。

(5)得到的融合曲线在地质分层、岩性分析和含油气预测以及合成标准测井曲线等方面有一定的应用范围。

参考文献:

[1] 洪有密. 测井原理与综合解释[M]. 东营:石油大学出版社, 2002.
Hong Youmi. Principle and comprehensive interpretation of well logging[M]. Dongying: China University of Petroleum Press, 2002.

[2] 韩冰, 王芝银. 基于小波变换的岩石三轴蠕变曲线消噪分析[J]. 煤炭学报, 2007, 32(3): 243-247.
Han Bing, Wang Zhiyin. Analysis of denoising based on wavelet transform in triaxial creep experiment of rock[J]. Journal of China Coal Society, 2007, 32(3): 243-247.

[3] 周瑾, 肖兴明. 小波变换在提升机制动信号识别中的应用

[J]. 煤炭学报, 2004, 29(5): 618-621.

Zhou Jin, Xiao Xingming. Application of wavelet transform in the signal identification of hoist brake staff[J]. Journal of China Coal Society, 2004, 29(5): 618-621.

[4] 余继峰, 李增学. 测井数据小波变换及其地质意义[J]. 中国矿业大学学报, 2003, 32(3): 336-338.
Yu Jifeng, Li Zengxue. Wavelet transform of logging data and its geological significance[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2003, 32(3): 336-338.

[5] 阎辉, 李鲲鹏, 张学工, 等. 测井曲线的小波变换特性在自动分层中的应用[J]. 地球物理学报, 2000, 43(4): 568-573.
Yan Hui, Li Kunpeng, Zhang Xuegong, et al. Wavelet transform properties of well log and their application in automatic segmentation[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2000, 43(4): 568-573.

[6] 邵才瑞, 李洪奇, 张福明, 等. 用测井曲线自动划分层序地层研究[J]. 地层学杂志, 2004, 28(4): 321-325.
Shao Cairui, Li Hongqi, Zhang Fuming, et al. Research on the division of sequence stratigraphy automatically using well logs[J]. Journal of Stratigraphy, 2004, 28(4): 321-325.

[7] 房文静, 范宜仁, 邓少贵, 等. 测井数据小波变换用于准层序研究[J]. 地层学杂志, 2007, 31(3): 303-308.
Fang Wenjing, Fan Yiren, Deng Shaogui, et al. Recognition of parasequences based on wavelet transform of log data[J]. Journal of Stratigraphy, 2007, 31(3): 303-308.

[8] Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710-732.

[9] Berman Z, Baras J S. Properties of the multiscale maxima and zero-crossings representations[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1993, 41(12): 3 216-3 231.

[10] Mallat S. Multiresolution approximation and wavelets[J]. Trans. Amer. Math. Soc., 1989, 315: 69-88.

[11] 孙延奎. 小波分析及其应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2005.
Sun Yankui. Wavelet transform and its application[M]. Beijing: China Machine Press, 2005.

[12] Petrou M, Stassopoulou A. Advanced techniques for fusion of information in remote sensing: an overview[A]. Proc. SPIE[C]. Florence Italy, 1999, 3871: 264-275.

[13] 林卉, 杜培军, 张蓬蓬. 基于小波变换的遥感影像融合与评价[J]. 煤炭学报, 2005, 30(3): 332-336.
Lin Hui, Du Peijun, Zhang Lianpeng. Remote sensing image fusion and evaluation based on wavelet transform[J]. Journal of China Coal Society, 2005, 30(3): 332-336.

[14] 刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合方法及性能评价[J]. 自动化学报, 2002, 28(6): 927-934.
Liu Guixi, Yang Wanhai. A wavelet decomposition based image fusion scheme and its performance evaluation[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(6): 927-934.

[15] 万应明, 高峻, 董建平, 等. 多测井曲线的综合处理合成[J]. 石油地球物理勘探, 2005, 40(2): 243-247.
Wan Yingming, Gao Jun, Dong Jianping, et al. Integrative processing in synthesis of multi-logging traces[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2005, 40(2): 243-247.