

文章编号: 1001-1986(2008)02-0058-03

地震属性参数在煤层厚度预测中的应用

孙 淵¹, 张 良², 朱 军¹, 薛 涛¹, 丁 娟¹

(1. 长安大学地测学院, 陕西 西安 710054;
2. 西安石油大学油气资源学院, 陕西 西安 710065)

摘要: 薄煤层厚度的变化必然引起地震波场属性参数的变化。借鉴油气勘探中提取地震属性参数技术, 通过引入小波变换工具, 在不同频段提取小波域属性参数, 并利用BP神经网络技术进行多参数煤层厚度的综合预测, 经实际资料验证, 预测精度较高, 误差小于10%。

关 键 词: 小波变换; 属性参数; 神经网络; 煤厚; 预测

中图分类号: P631.44 文献标识码: A

Application of seismic attribute parameters in forecasting coal seam thickness

SUN Yuan¹, ZHANG Liang², ZHU Jun¹, XUE Tao¹, DING Juan¹

(1. College of Geology Engineering and Geometrics, Chang'an University, Xi'an 710054, China;
2. School of Petroleum Resources, Xi'an Petroleum University, Xi'an 710065, China)

Abstract: The changes of thickness consequentially bring the changes of seismic wave field attribute parameter, therefore, for reference abstraction seismic attributes technology is used in the course of exploration. At the same time introduce wavelet transform instrument, abstracting wavelet field attribute parameter in different frequency bands, and utilize BP neural network technology proceed the aggregate prediction of the multiparameter thickness of coal seam. By real data verification, the technology is feasible and the forecast with the result is less than 10% of differ.

Key words: wavelet transform; attribute parameter; neural network; coal seam thickness; forecast

在煤田地震勘探中, 传统的分析煤层厚度的方法是利用钻孔资料的对比、内插获得。对于单个钻孔, 煤厚数据是准确的, 然而在任何勘探区内, 钻孔的数目是有限的, 孔距一般在数百m以上, 内插出的煤层厚度显然具有一定误差。

地震波场属性参数的变化可直接或间接地揭示或描述地层岩性和物性变化。因此, 分析和研究地震波场的属性参数变化, 将有助于解决煤田勘探中薄煤层厚度的预测问题。然而, 由于地震属性参数的多解性, 单一参数的定性或定量描述都可能陷入误区。随着勘探精度要求的不断提高, 提取多种地

震属性参数, 特别是分频段提取属性参数, 并选择合适的综合预测方法, 可实现定量预测薄煤层厚度。

1 地震属性参数提取

1.1 地震波场属性参数的地质意义

地震波场中所包含的地质信息是十分丰富的, 其波场的属性参数以及参数的变化规律与地层沉积时代界面的起伏变化、沉积环境、岩层的岩性、物性、厚度的变化等因素有着直接和间接的联系。每一种(类)属性参数的变化均有可能与多种地质因素有关, 表明了单一属性参数的多解性。

收稿日期: 2007-09-18

作者简介: 孙 淵(1959—), 男, 山东牟平人, 副教授, 主要从事地震勘探教学与科研工作。

参考文献

- [1] 董浩斌, 王传雷. 高密度电法的发展与应用[J]. 地学前缘, 2003, 10(1): 171-176.
- [2] 郭铁柱. 高密度电法在崇青水库坝基渗漏勘查中的应用[J]. 北京水利, 2001(2): 39-40.
- [3] 汤洪志, 周亚东, 徐飞, 等. 高密度电阻率法二维成像方法及应用[J]. 华东地质学院学报, 2003, 26(1): 87-94.
- [4] 王立英, 马敬, 蒋继亮. 电阻率层析成像在矿井水文地质中的应用[J]. 江苏煤炭, 2004(3): 46-47.
- [5] 李晓芹, 陶裕录, 冯锐. 电阻率层析成像的原理与初步应用[J]. 地震地质, 1998, 20(3): 234-242.
- [6] 周熙襄. 电法勘探数值模拟技术[M]. 成都: 四川科学技术出版社, 1990.

1.2 小波域地震属性参数提取

为较全面的提取可能与煤层厚度变化有关的地震属性参数, 利用常规的属性参数提取方法, 可分别提取时域振幅类参数、付氏谱类参数、自相关类参数及线性预测类参数等。

从信号分析的角度考虑, 地震属性参数提取的方法可采用线性和非线性分析方法。线性分析方法如线性预测编码, 最大熵谱估计、Hilbert 变换等, 非线性方法是近几年来发展起来的方法, 其中小波变换方法是近年来地震波场分解及在不同频段内提取属性参数较有效的方法技术。

一般而言, 地震波场属性参数的提取是从经过保幅处理的地震资料中, 针对目的层段进行提取的。实际中, 可根据波场频带范围及分辨率的要求选择分解频段数, 提取目的层不同频段波场的属性参数, 主要有:

- 频段 i 时窗内平均能量及所占全频段平均能量的百分比;
- 频段 i 时窗内能量极大值及所占全频段能量极大值的百分比;
- 不同频段时窗内平均能量的比及差值;
- 频段 i 目的层相对吸收系数及所占全频段相对吸收系数的百分比。

2 地震多参数综合预测煤层厚度

2.1 预测方法及流程

针对煤层厚度的变化特征, 采用非线性 BP 神经网络技术进行预测。该技术主要有:

- 对样本数据作归一化处理及主元分析, 目的为使得归一化后的多种输入数据均服从正态分布并消除样本数据中的冗余成分, 起到数据降维的目的;
- 建立 BP 神经网络, 并对网络进行初始化和必要参数设置, 如网络的层数、隐层神经元的个数及传递函数、输出层的传递函数、训练函数、训练次数等;
- 将预处理后的各地震属性参数送入网络进行仿真, 并输出预测结果。

具体实现流程见图 1。

2.2 实例分析

图 2 为某工区煤田地震勘探剖面的一部分, 该剖面已经过分频处理。根据钻井资料对煤层底板进行层位标定, 定名为 T_2 波, T_0 时间为 162 ms, 井所在位置为 CDP371 处, 煤层厚度为 2.66 m。

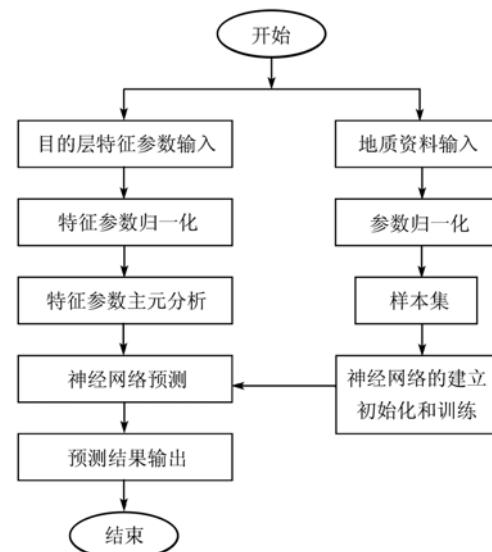


图 1 BP 网络分析预测流程图

Fig.1 The flow chart of BP network analysis and forecast

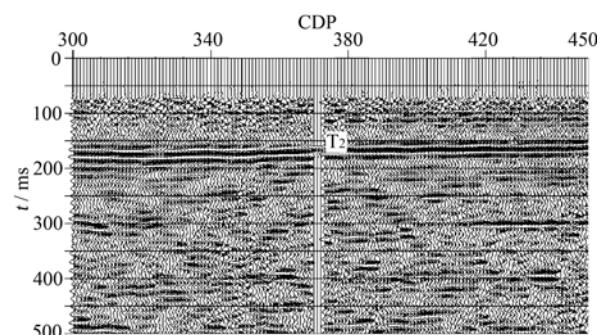


图 2 某工区分频地震时间剖面(频段 4)

Fig.2 Frequency division seismic time section of some work area (frequency band 4)

实例中提取的属性参数有: 最大峰值振幅 a 、平均峰值振幅 b 、最大波谷振幅 c 、平均波谷振幅 d 、优势频宽 e 、功率谱 25% 能量对应的频率 f 、功率谱 75% 能量对应的频率 g 、功率谱 90% 能量对应的频率 h 、自相关函数主极值幅度 i 、自相关函数极小值幅度 j 、小波包分频频段 2 时窗内平均能量所占全频段平均能量的百分比 k 、频段 4 时窗内平均能量所占全频段平均能量的百分比 l 、频段 4 时窗内能量极大值所占全频段能量极大值的百分比 m 、频段 2 时窗内能量极大值 n 、频段 4 时窗内能量极大值 o 及线性预测系数误差 p 共 16 种, 其中小波频段 2 的频率范围为 30~40 Hz、频段 4 的频率范围为 60~70 Hz。提取属性参数曲线见图 3, 图中点号 1 对应时间剖面中 CDP300, 点号 150 对应时间剖面中 CDP450。

BP 神经网络参数选择为: 3 层结构, 隐层节点数为 10 个。以井旁 CDP371 道(点号 75)地震属性参

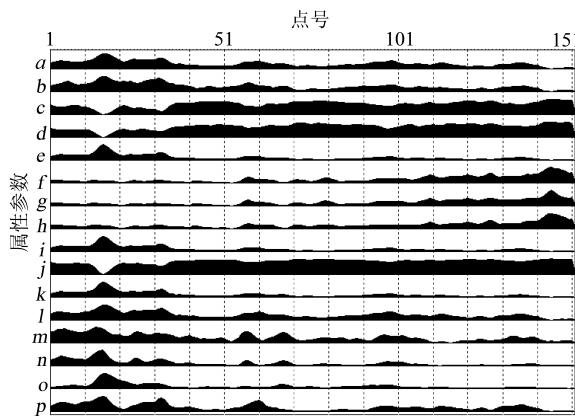


图 3 某工区 T2 煤层地震波场属性参数剖面图

Fig.3 Seismic wave field attribute parameter section of some work area T2 coal seam

a—最大峰值振幅; b—平均峰值振幅; c—最大波谷振幅; d—平均波谷振幅; e—优势频宽; f—功率谱 25% 能量对应的频率; g—功率谱 75% 能量对应的频率; h—功率谱 90% 能量对应的频率; i—自相关函数主极值幅度; j—自相关函数极小值幅度; k—小波包分频频段 2 时窗内平均能量所占全频段平均能量的百分比; l—频段 4 时窗内平均能量所占全频段平均能量的百分比; m—频段 4 时窗内能量极大值所占全频段能量极大值的百分比; n—频段 2 时窗内能量极大值; o—频段 4 时窗内能量极大值; p—线性预测系数误差

数和钻孔厚度参数为学习样本, 对网络进行训练, 训练迭代误差小于 10^{-10} 时停止。最终对提取的所有道参数进行预测, 原始预测结果与圆滑拟合后的预测厚度结果见图 4。由图 4 可见, 网络输出的井旁 CDP371 道(点号 75)处的预测厚度为 2.42 m, 而实际通过测井得到的厚度为 2.66 m, 其绝对误差为 0.24 m, 相对误差约为 9%, 基本满足精度要求。从网络预测厚度的横向变化看, 其煤层厚度变化为 1.5 ~ 2.5 m, 大道号方向变化相对稳定, 小道号方向变化相对不稳定, 总体变化符合该煤层的变化规律。

分析认为, 预测结果中的局部跳变点, 主要是由于波场属性参数的局部变化造成, 与煤层厚度及煤质的横向变化有一定关系。此外已知样本少, 也可能造成训练模型结果的不稳定, 致使局部误差相对增大。

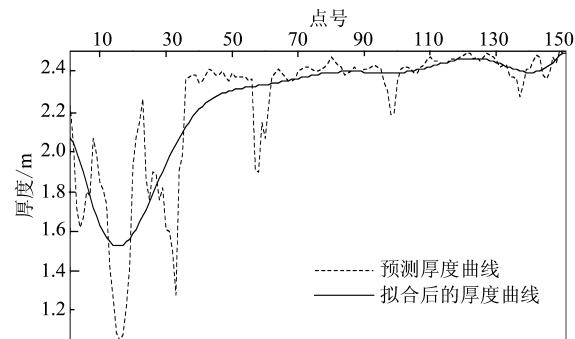


图 4 某工区 T2 煤层地震多参数神经网络厚度预测结果

Fig.4 The thickness forecast result of some work area T2 coal seam by seismic multiparameter neural network

3 结论

a. 利用小波变换的优势, 结合常规方法提取的属性参数, 进行薄煤层厚度综合预测, 经实际资料验证, 预测精度较高, 结果可用。

b. 从理论上讲, BP 神经网络学习输出结果与标准样本之间的误差应越小越好, 即学习精度应越高越好, 但由于实际资料往往存在噪声干扰, 若学习精度太高, 网络通常也将噪声作为信号进行学习, 有可能导致预测结果与期望输出完全相反。因此, 学习精度应根据输入信息的信噪比设置。当资料具备较高的分类隶属度, 噪声较小, 分辨率较高时, 学习精度可要求的高一些; 对于干扰信号较大的样本, 学习精度可要求低一点。

参考文献

- [1] 李庆忠. 走向精确勘探的道路[M]. 北京: 石油工业出版社, 1994.
- [2] 刘企英. 利用地震信息进行油气预测[M]. 北京: 石油工业出版社, 1994.
- [3] 孙渊, 谭成仟. 应用地球物理基础教程[M]. 西安: 陕西人民教育出版社, 2003.
- [4] 胡昌华. 基于 MATLAB 的系统分析与设计—小波分析[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999.
- [5] 孙渊, 李津, 张成利. 神经网络技术与地震参数隔层预测[J]. 石油物探, 1999, 38(4): 16~24.