

地震、测井资料联合反演的神经网络算法研究

吴大奎¹ 李亚林² 伍志明² 熊艳² 游文秀² 李旭明²

(1. 四川石油管理局 2. 四川石油管理局地调处)

吴大奎等. 地震、测井资料联合反演的神经网络算法研究. 天然气工业, 2004; 24(3): 55~57

摘 要 地震资料与测井资料联合反演技术用于反演地震剖面, 得到了由测井曲线构成的剖面。文章研究基于近年来得到不断发展和应用的非线性理论中的神经网络算法, 其目的是为了得到高分辨率、高精度的反演剖面。方法具有自适应子波调整的特点, 克服了传统反演方法在这一方面的缺陷; 能够反演多种测井曲线, 比传统反演方法具有明显优势; 可获得纵、横向上分辨率均较高、与实际资料吻合程度高的反演剖面, 有利于储层的高精度、综合性的研究。方法在初步应用中取得了较好效果, 展示了良好的应用前景。

主题词 神经网络 地震资料 测井 反演 方法 研究

测井资料沿井孔方向反映地层纵向高分辨率信息, 地震资料在横向上反映地层信息。结合二者的优势, 可在纵向、横向上更全面地研究储层。地震、测井资料联合反演方法可实现这一目标, 其中, 神经网络算法是一种较理想的反演方法, 其基本思想是: 通过神经网络建立测井曲线与井旁地震道的映射关系, 将这种关系应用于所有地震道, 即获得反演剖面。

神经网络算法原理

神经网络是模拟人类的生物大脑结构, 建立的结点(神经元)间互相联结、传递、处理信息的结构。神经元一般是一多输入/单输出的非线性单元, 其数学模型为:

$$b_j = f(\text{net}_j) \quad (1)$$

$$\text{net}_j = \mathbf{A}\mathbf{W}_j - \mathbf{W}_{\theta_j}\theta_j = \sum_{i=1}^n a_i w_{ij} - w_{i\theta_j}\theta_j \quad (2)$$

式中: $f(\cdot)$ 为阈值函数, 也称为激励函数或信号函数; θ_j 为该神经元的内部阈值; W_{θ_j} 为调节 θ_j 的权值; b_j 为该神经元的输出; $\mathbf{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 为输入矢量; $\mathbf{W} = \{w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}\}$ 为编号 j 的神经元与向其传输信息的 n 个其它神经元之间的联接权矢量, 或联接强度矢量。

激励函数 $f(\cdot)$ 一般取为 Sigmoid 函数型:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

笔者将用到的 BP 网络是目前最常见的神经网络结构, 由一多层前向网络和一与之匹配的误差反向传播学习算法构成, 其算法分为有导师信号的监督学习和前向预测两个阶段。

(1) 监督学习

监督学习首先要求提供输入样本 x_i 和期望输出样本(导师信号) t_i 组成的样本对数据集 (x_i, t_i) ($i = 1, 2, \dots, n$), 也称为学习或训练数据集。BP 网络对学习数据集提供的信息, 自适应地调整权值, 以逼近输入与期望输出之间所存在的映射关系。在建立这一映射关系的过程中, 分为信息的正向传播和误差反向传播两步。

信息正向传播是由输入层输入的信号或样本信息经由隐层到达输出层。

误差反向传播是当信号正向传播到输出端, 其输出信号与期望输出信号存在一定误差。一般地, 初始误差是比较大的, 必须将误差反向传播到输入端, 并对网络进行修改, 直到误差足够小, 从而得到最终的映射关系(权重)。

(2) 前向预测

BP 网络学习结束后, 提供的学习数据集的输入到期望输出间的映射关系就以分布形式存储于网络中的各神经元的联接权上。

作者简介: 吴大奎, 1963 年生, 高级工程师, 1995 年毕业于原成都理工学院, 获硕士学位, 现在四川石油管理局天然气工业杂志社任副社长。地址: (610051) 四川省成都市府青路一段 3 号。电话: (028) 86011178。E-mail: wudk@cgrc.com.cn

把建立的关系用于未知样本的预测中,即

$$f_B(\bar{w}): x \rightarrow y \quad x \in A, y \in B$$

式中: x 为输入空间 A 中的元素; y 为输出空间 B 中的元素。

这一过程即为 BP 网络的预测过程。

神经网络反演算法

笔者研究的神经网络反演算法结构如图 1 所示,由两个 BP 网络结合而成。

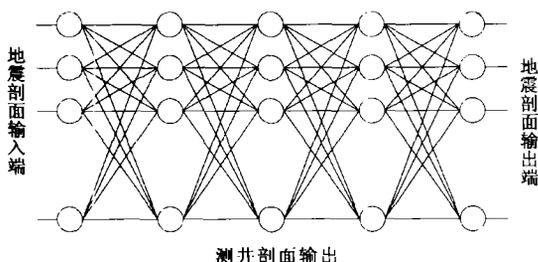


图 1 用于反演的神经网络结构

1. 学习过程

这一过程分两步实现。

(1) 由地震到测井的学习

其输入样本为地震反射时间序列,输出样本(导师信号)则为测井序列(与输入信号对等的时间序列)。这一步骤实现映射, $F_{sw}: x \rightarrow y, x \in S$ (地震空间), $y \in W$ (测井空间)。目标函数为:

$$E_1 = \|W - F_{sw}(S)\|_2 \quad (4)$$

(2) 由测井到地震的学习

其输入样本为测井序列,输出样本则为地震反射信号。这一步骤实现映射, $F_{ws}: x \rightarrow y, x \in W, y \in S$ 。目标函数为:

$$E_2 = \|S - F_{ws}(W)\|_2 \quad (5)$$

在上述两步学习过程中,建立起了两个独立的映射,要实现反演外推,必须将两个网络联结起来。该网络结构的映射关系为:

$$F = F_{ws}(F_{sw}(S)) \quad (6)$$

目标函数为:

$$E = \|S - F_{ws}(F_{sw}(S))\|_2 \quad (7)$$

式(6)表明,当建立起井旁地震道与测井曲线的映射关系 F_{sw} 和 F_{ws} 后,在无井部位,可以在此基础上依靠地震道自身的约束来获得相应的测井曲线。一般取对称网络结构,因此,地震数据从地震剖面输入

端输入,同时地震剖面作为约束放于地震剖面输出端,此端在反演过程中输出模拟记录,中间层则输出测井曲线。

2. 外推过程

外推过程实际上相当于一个预测过程,就是将映射关系作用于每一个地震道,可输出对应的测井曲线(即反演的剖面)。但由于地震子波存在着时空变化,深浅层的子波形态不一致,横向上子波也是不断变化的,显然,不能用唯一的映射关系来适应每个部位的变化,我们采用了自适应的外推方式。其基本思路为:在外推的每个部位,依靠地震道的自约束,调整网络结构(权值),使得输出结果与地震道误差达最小,从而获得当前部位的映射关系,同时从网络中间层输出测井曲线。将新的权值作为下一道的初始权,并进行修改。这一过程直到整个剖面完成。

除了上述自适应特点外,该方法还可以反演多种测井曲线,其理由是,神经网络反演通过建立测井曲线与地震道的非线性映射关系,该关系由数据本身决定,而传统方法基于地球物理意义建立关系,因此只能反演地震道与测井曲线有直接关系的声波测井曲线。

应用效果分析

首先用理论记录进行试验研究,测试算法能否恢复给定模型,检验方法的有效性。然后通过实际资料处理检验方法的有效性。

1. 理论模型试算

地质模型为一个多层模型,速度分别为 3500、4000 m/s,中间部位设计一个含气低速异常体,速度为 2800 m/s(见彩插图版 4-a)。目的是检测反演能否恢复每个层位及低速异常体。彩插图版 4-b 为正演记录,子波长度 80 ms,主频 30 Hz,共 150 道。

反演中,将第 50 道处的模型(时间域)作为约束测井曲线。首先计算由地震道到测井曲线的映射 F_{sw} ;然后计算由测井曲线到地震道的映射 F_{ws} 。计算参数为:子波长度 80 ms。迭代次数分别为:318 次、352 次。

实验结果表明,网络输出端合成记录与原始记录的均方误差小于 0.001,相关系数为 0.93,实际测井曲线与输出测井曲线的相关系数为 0.88。彩插图版 4-c 为反演剖面,与地质模型在总体上基本一

致,局部有一些误差。即反演结果基本恢复了给定地质模型,从而证明方法是正确的。

2. 实际资料处理

彩插图版 5-a 为川西地区观音寺构造三维地震资料的一段连井剖面,其中有 3 口井, D 18 井(CDP260)、D17 井(CDP360)和 D16 井(CDP426)。

对该剖面进行了声波和伽马测井曲线反演,此处仅展示伽马反演结果。约束井选为 D18 井,用该井的伽马测井曲线建立与地震道的映射关系,然后将该关系自适应地外推到整个剖面,得到反演结果(见彩插图版 5-b)。可见,反演剖面分辨率较高,可直观地分辨出低伽马部位,一般地,低伽马值与砂体有较好的对应关系,因此,反演剖面可直观反映砂体分布情况。

图 2 分别为 D18、D17 和 D16 井实测伽马曲线和反演伽马曲线,可见,二者基本一致,证明反演方法是有效的。

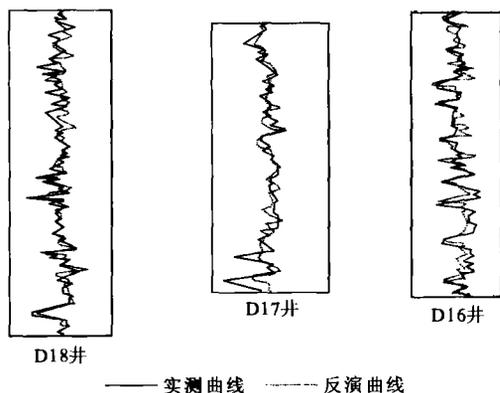


图 2 实测伽马曲线和反演伽马曲线对比图

实测伽马曲线和反演伽马曲线存在一定误差,其影响因素主要来自地震和测井方法的差别、测井

误差和地震资料处理误差。

从理论模型和实际剖面反演结果分析可见,本文方法软件在测井曲线反演中能得到比较理想的结果,能反演不同的测井曲线,反演结果精度高,这些特点对储层进行综合性、高精度研究具有重要的实用价值。

结 束 语

本文应用神经网络基本理论,探讨用于测井、地震联合反演的神经网络算法,方法在应用中具有比较理想的效果,其较明显的特点有 3 点:①该方法能够反演多种测井曲线;②反演曲线分辨率高,反演剖面在纵横向上均有较高的分辨率;③反演过程是自适应的,因此,反演结果可靠性高。

参 考 文 献

- 1 潘正君,康立山,陈毓屏著. 演化计算. 北京:清华大学出版社,南宁:广西科学技术出版社,1998
- 2 张贤达著. 现代信号处理. 北京:清华大学出版社,1995
- 3 徐丽娜编著. 神经网络控制. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,1999
- 4 焦李成编著. 神经网络计算. 西安:西安电子科技大学出版社,1993
- 5 牟永光著. 储层地球物理学. 北京:石油工业出版社,1996
- 6 刘雯林著. 油气田开发技术. 北京:石油工业出版社,1996
- 7 焦李成著. 非线性传递函数理论与应用. 西安:西安电子科技大学出版社,1992
- 8 罗发龙,李衍达著. 神经网络信号处理. 北京:电子工业出版社,1993

(收稿日期 2003-06-13 编辑 韩晓渝)