

人工神经网络系统在接收函数反演中的应用

蔡水库¹, 王有学²

(1. 海南地质综合勘察设计院,海口 570206; 2. 桂林工学院资源与环境工程系,桂林 541004)

摘要 为使接收函数的反演更为简便,本文提出了一种基于人工神经网络误差反传(BP)算法的接收函数反演新方法,该方法采用人工神经网络反演系统,避免了接收函数反演过程中复杂的地震响应计算及耗时的雅可比矩阵计算,只需经过学习训练就能够解决复杂的实际问题,而且具有记忆功能,这使接收函数的反演工作具有延续性和可继承性.理论数据的反演计算结果表明,该方法是切实可行的.

关键词 接收函数,人工神经网络,BP算法,速度结构反演

中图分类号 P631 文献标识码 A 文章编号 1004-2903(2007)06-1916-05

New inversion method of artificial neural network in receiver functions inversion

CAI Shui-ku¹, WANG You-xue²

(1. Hainan Geological Survey, Haikou 570206, China;

2. Department of Resource and Environmental Engineering, Guilin Institute of Technology, Guilin 541004, China)

Abstract A new inversion method of artificial neural network is presented for the purpose of simplification and more general application for the inversion method in receiver functions research. On the basis of back propagation(BP) algorithm, an adaptive inversion system of artificial neural network had been designed and developed. The system avoids complicated calculations of seismic response and Jacobi matrix. It also can be used to solve some practical problem through learning and training. This method can memorize and make the inversion a continuous process which depends not only on current event but also the previous event.

Keywords receiver functions, artificial neural net work, BP algorithm, inversion of velocity

0 引言

近些年来,接收函数已成为研究地球内部结构最有效的方法之一,尤其是利用远震资料反演台站下方地壳上地幔 S 波速度结构等方面的研究^[1~12].接收函数是三分量远震 P 波波形中提取出的关于接收区介质的水平响应,是三分量远震记录的垂直分量对水平分量作反褶积后得到的时间序列.接收函数实际上是台站下方地壳上地幔速度结构的地震响应,它包含了来自速度差异界面上所产生的转换波及其多次反射转换波信息,对剪切波速度变化非常敏感.远震所产生的地震波在台站下方几乎与地

表垂直,因而主要被用来反演台站下方垂向的 S 波速度结构,并通过测线上一系列的由接受函数得到的速度结构的变化来描述其下部速度结构的横向变化.

虽然接收函数在线性反演方面的研究取得了一定的成效^[13~17],但同时也存在着一些局限性.首先,反演结果在很大程度上依赖于初始模型;其次,反演结果存在多解性;再次,线性反演一般都需要花费大量的时间来计算反演迭代中的 Jacobi 矩阵.在非线形反演方面,近年来学者们提出遗传算法、模拟退火等新方法^[18~21],取得一定进展,但它们也存在一些缺陷,如大量样本的舍弃、过多参数的引进等.

收稿日期 2007-09-10; 修回日期 2007-10-20.

基金项目 中国科技部与美国科学基金(US NSF)共同资助的课题(国土资源部合同编号:2001010206)资助.

作者简介 蔡水库,男,1979 年生,2002 年毕业于中国地质大学(武汉)应用地球物理系,获学士学位,现是桂林工学院资源与环境工程系 2003 级研究生,从事地球探测与信息技术专业天然地震接收函数研究. (E-mail:caishuiku@126.com)

本文在前人研究的基础上,提出了一种基于人工神经网络的误差反传(BP)算法,该方法避免了复杂的 Jacobi 矩阵计算,充分利用样本,引入参数的个数可视研究情况的复杂性而变化,具有更大的灵活性,且只需经过适当的步骤就能够解决复杂的实际问题,具有记忆功能,使得接受函数的反演具有延续性和可继承性。

1 误差反传(BP)算法

1.1 BP 网络基本原理

人工神经网络是在模拟人类大脑结构和思维方式的基础建立起来的人工智能技术^[22].人工神经网络由大量简单的基本元件—神经元(neuron)相互连接而成的自适应非线性动态系统.虽然其每个神经元的结构和功能比较简单,但大量神经元组合产生的系统行为却是丰富多彩和十分复杂的.人工神经网络在数据处理中避免了数据分析和建模中的许多困难,采用分布式存储、数据的并行处理以及利用外来的信息进行自学习的能力,特别适合于不确定性和非结构化信息处理,利用地震资料研究地球内部结构集属于这种类型的问题。

人工神经网络中的误差反传算法(BP)是目前应用最为广泛的并且比较成功的算法,因其误差通过网络逆向传播而得名. BP 算法实际上是把一组样本输入/输出问题变为一个非线性问题,使用最优化反演中最普遍的梯度下降法,并用迭代运算求解权系数.三层网络模型如图 1 所示,此网络的输入层有 I 个神经元,中间层有 J 个神经元,输出层有 T 个神经元.由于中间层与输入、输出端没有直接联系,常把中间层称为隐含层。

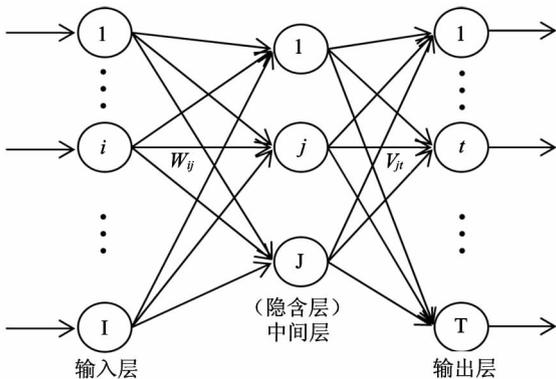


图 1 三层 BP 网络

Fig. 1 Three layers' error back-propagation network

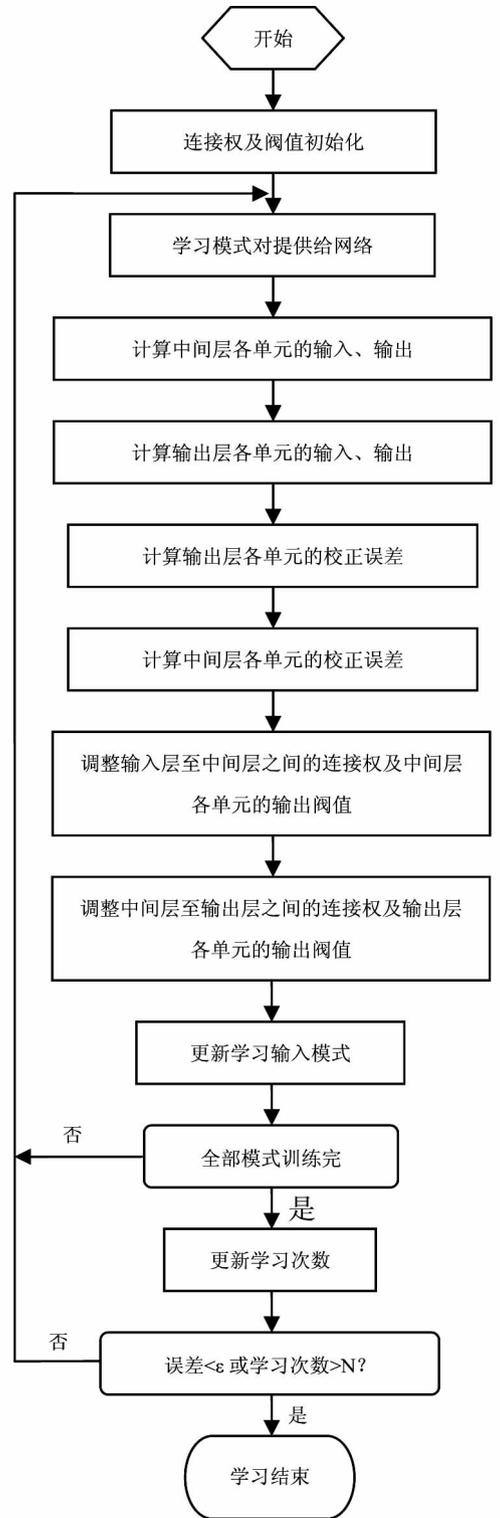


图 2 BP 网络学习过程框图

Fig. 2 The learning process of BP network

神经网络最大特点就是具有学习能力,在学习过程中网络连接权的值不断调整,学习到的内容记忆在连接权中. BP 网络利用实际输出与期望输出之

差对网络各层连接权由后向前逐层进行校正的一种计算方法,它按照 Delta 规则学习^[23],网络学习过程实质上就是对各连接权不断校正调整的过程. 整个学习过程如图 2 所示.

1.2 接收函数 BP 网络具体学习过程

对于接收函数 BP 网络整个学习过程具体步骤如下:

(1)初始化,给各连接权 W_{ij} 、 V_{jt} 及阈值 θ_j 、 γ_t 赋予 $[-1, +1]$ 之间的随机值. ($i=1, 2, \dots, I; j=1, 2, \dots, J; t=1, 2, \dots, T; k=1, 2, \dots, K$).

(2)随机选取接收函数值

$$R_k = [R_1^k, R_2^k, \dots, R_T^k],$$

与其对应的速度参数

$$m_k = [m_1^k, m_2^k, \dots, m_T^k],$$

作为模式对提供给网络.

(3) 用接收函数值

$$R_k = [R_1^k, R_2^k, \dots, R_T^k]$$

连接权 W_{ij} 和阈值 θ_j 计算中间层各神经元输入 s_j (激活值),后用 s_j 通过激活函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$

计算中间层各单元的输出 $b_j = f(s_j)$, 式中

$$s_j = \sum_{i=1}^I W_{ij} \cdot R_i - \theta_j.$$

(4)用中间层的输出 b_j 、连接权 V_{jt} 和阈值 γ_t 计算输出层的输入 l_t (激活值),后用 l_t 通过激活函数计算输出层各个单元的响应(即初步训练得到的速度) $c_t = f(l_t)$, 式中

$$l_t = \sum_{j=1}^J V_{jt} \cdot b_j - \gamma_t.$$

(5)用希望输出的速度值

$$m_k = [m_1^k, m_2^k, \dots, m_T^k]$$

网络实际输出速度值 c_t 计算输出各单元的校正误差

$$d_t^k = (m_t^k - c_t) \cdot c_t (1 - c_t).$$

(6)用 V_{jt} 、 d_t 、 b_j 计算中间层的校正误差

$$E_i^k = \left[\sum_{t=1}^T d_t \cdot V_{jt} \right] \cdot b_i (1 - b_i).$$

(7)用 V_{jt} 、 d_t 、 b_j 和 γ_t 计算下一层的中间层和输出层之间的新连接权:

$$V_{jt}(N+1) = V_{jt}(N) + \alpha \cdot d_t^k \cdot b_j,$$

$$\gamma_t(N+1) = \gamma_t(N) + \alpha \cdot d_t^k,$$

式中 N 为学习次数, α 为学习系数.

(8)由 E_j^k 、 R_i^k 、 W_{ij} 和 θ_j 计算下一层的输入层和中间层之间的新连接权:

$$W_{ij}(N+1) = W_{ij}(N) + \beta \cdot E_j^k \cdot R_i^k,$$

$$\theta_j(N+1) = \theta_j(N) + \beta \cdot E_j^k.$$

(9)随机选取下一次接收函数与速度值的学习模式对提供给网络,返回到第(3)步,直到全部 K 个模式对训练完.

(10)重新从 K 个学习模式对中随机选取一个模式对,返回到第(3)步,直到网络全局误差函数 E 小于预先设定的限定值(网络收敛)或学习回数大于预先设定的数值(网络无法收敛),就结束接收函数 BP 网络的学习.

1.3 反演计算

通过训练学习,学习得到的所有内容记忆在连接权之中,此时可认为接收函数 BP 网络已完成模式记忆,具有正确的速度反演能力. 在反演中只需将接收函数作为输入参数 R_k , 通过训练好的神经网络,在与网络各连接权进行计算后便能直接得到反演的结果 m_k . 因反演过程不产生任何拟合接收函数,故其反演速度极其快速.

2 数值检验

为验证方法的有效性及准确性,利用 Kennett 快速射线追踪算法合成的接收函数 R_k 与横波速度 m_k , 共计 2000 对作为学习样本,进行 50 万次训练学习. 在模型反演中计算三个具有代表性的模型:高速模型、低速模型及高速低速混合模型,来检验反演结果.

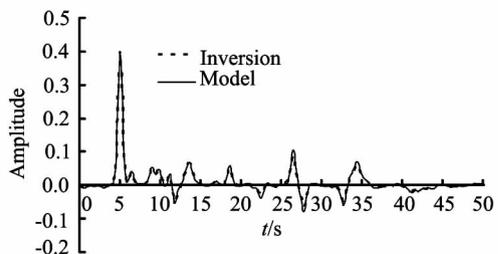
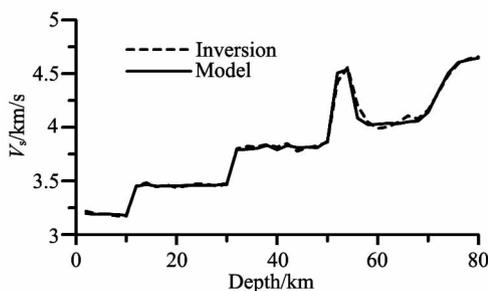


图 3a 高速体反演结果比较

Fig. 3a Inverted result of high velocity

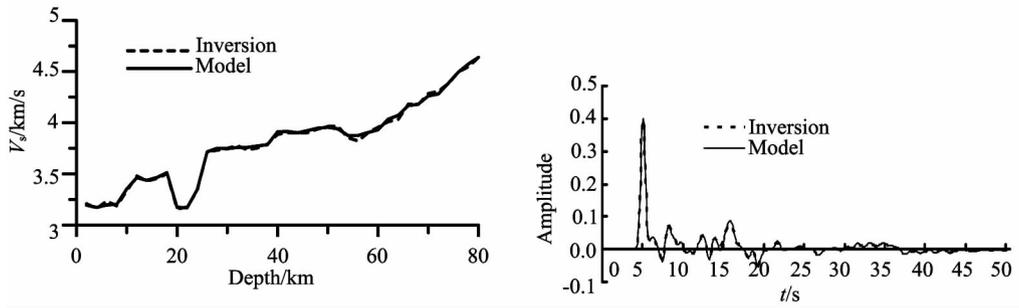


图 3b 低速体反演结果比较

Fig. 3b Inverted result of low velocity at the top

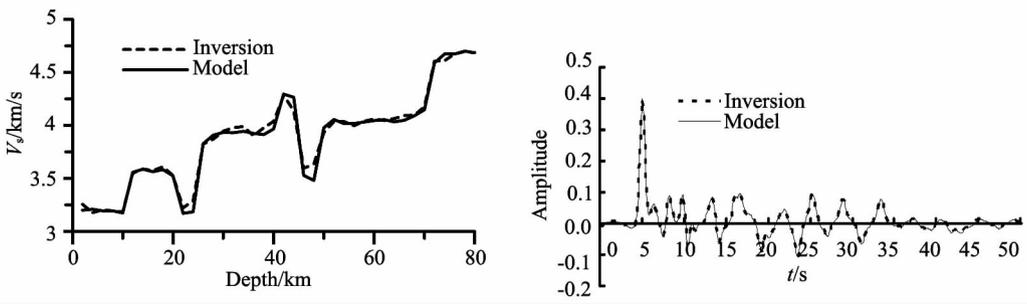


图 3c 高速体反演结果比较

Fig. 3c Inverted result of mixed velocity

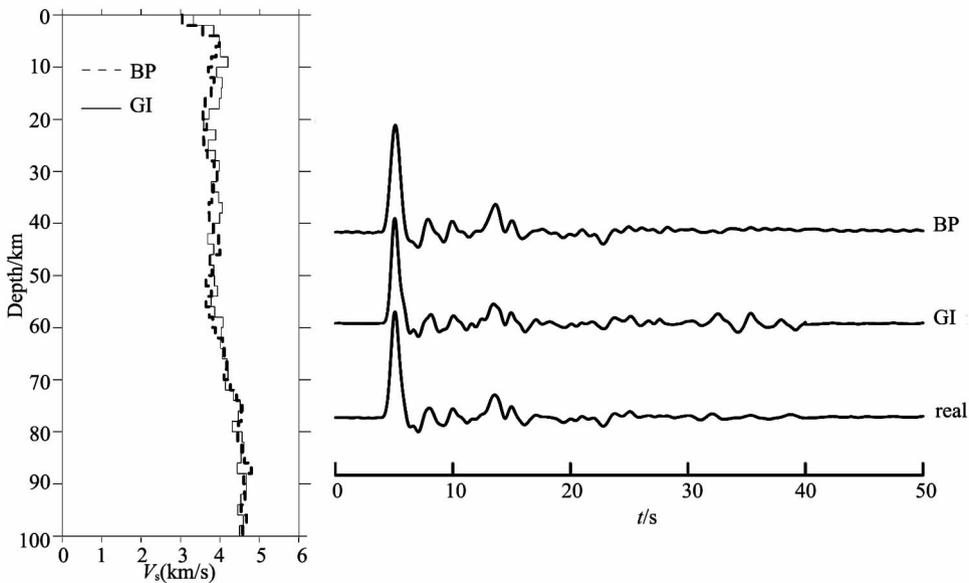


图 4 实测接收函数的广义线性反演与 BP 网络反演结果对比

Fig. 4 Comparison of the inverted result between generalized inversion and BP net work

在 50 km 深的高速体反演形态如图 3a 所示, 可见反演的速度结果与实际模型基本吻合, 对 70 km 深的 Moho 面也符合较好, 反演最大误差为 2.8%; 20 km 深低速体模型反演的速度结果与实际模型基

本一致(图 3b), 其低速体所在位置能通过反演得出, 最大反演误差仅为 1.3%; 对于较为复杂的高低速度混合体反演结果(图 3c), 其高低速体位置都能通过反演计算出来, 但此模型反演误差较之前二种

简单模型大,总体曲线拟合情况也较前2种差,这与人的记忆情况极其相似.通过反演计算结果最大误差为4.4%,并且Moho面的位置也能准确地反演出来.图4右边是由反演出来的速度结果,用Kennett快速射线追踪算法合成的接收函数与模型的接收函数的拟合图,从图中可以看出他们都拟合的很好.

在计算时间方面,学习过程花了近一个小时,这与计算机配置、学习系数的选择有关.一般而言计算机配置越高,学习系数越大,耗时越少,但学习系数不能选择太大,过大的学习系数会导致不收敛,目前系数的选择没有理论可指导,只能用试错法确定.反演耗费不到s,几乎感觉不到计算过程,这得益于其网络权系数已确定,反演只是类似于人脑的回忆,而不必像学习那样费时,相比于常用的线性迭代反演其速度优势就更大了.

为进一步论述BP反演方法的实用性,我们用图4所示的实测接收函数,分别采用广义线性反演方法和BP网络反演方法进行反演.最终的反演结果与广义线性反演结果进行对比(图4).从图4左边的速度反演结果看,二者相差不大.两种方法在20km深度附近都反演到一低速体,Moho界面也都在73km左右.而两者的拟合接收函数与实际接收函数符合的很好,但在35s左右可以看出BP网络拟合的更好.因此,我们认为BP网络反演结果更符合接近实际数据.

3 结 论

利用人工神经网络对接收函数进行非线性反演,其精度已经达到实用的要求,而且这种反演法既可避免复杂的地震图合成计算及耗时的迭代计算,又具有记忆功能,从而使得接收函数法的反演工作具有延续性和可继承性.其缺点是对于未曾学习过的模型或与学习过的模型差异较大的模型,其反演结果误差较大,有时甚至是不可信的.但随着人工神经网络反演系统的不断完善,该方法将有广阔的应用前景.

参 考 文 献 (References):

[1] 段永红,张先康,等.长白山-镜泊湖火山区上地幔间断面接收函数研究[J].地球物理学报,2005,48(4):834~842.
[2] 陈九辉,刘启元,李顺成,等.青藏高原东北缘-鄂尔多斯地块上地幔S波速度结构[J].地球物理学报,2005,48(2):333~342.

[3] 胡家富,苏有锦,等.云南的地壳S波速度与泊松比结构及其意义[J].中国科学D辑,2005,35(8):729~737.
[4] 吴庆举,李永华,张瑞青,张乃铃.用多道反褶积方法测定台站接收函数[J].地球物理学报,2007,50(3):791~796.
[5] 吴建平,明跃红,王椿镛.云南数字地震台站下方的S波速度结构研究[J].地球物理学报,2001,44(2):228~238.
[6] 杨毅,周蕙兰.用接收函数方法研究中国及邻区上地幔间断面的埋藏深度[J].地球物理学报,2001,44(6):783~792.
[7] 钱辉,姜枚,薛光琦,宿和平.天然地震接收函数揭示的青藏高原东部地壳结构[J].地震学报,2001,23(10):103~108.
[8] 刘启元,李顺成,沈扬,等.延怀盆地及其邻区地壳上地幔速度结构的宽频带地震台阵研究[J].地球物理学报,1997,40(6):763~773.
[9] 贺传松,王椿镛,吴建平.五大连池火山区地壳上地幔速度结构的接收函数反演[J].地震学报,2003,25(2):128~135.
[10] Ammon C J, Randall G E, Zandt G. On the nonuniqueness of receiver function inversion[J]. J Geophys Res., 1995,95(B10):15303~15318.
[11] Randall G E. Efficient calculation of complete differential seismograms for laterally homogeneous Earth models[J]. Geophys J Int., 1994,118:245~254.
[12] 吴庆举,曾融生.用宽频带远震接收函数研究青藏高原的地壳结构[J].地球物理学报,1998,41(5):669~679.
[13] 徐震,徐鸣洁,王良书,刘建华,钟镛,童蔚蔚.用接收函数Ps转换波研究地壳各向异性——以哀牢山-红河断裂带为例[J].地球物理学报,2006,49(2):438~448.
[14] 吴庆举,李永华,张瑞青,张乃铃.接收函数的克希霍夫2D偏移方法[J].地球物理学报,2007,50(2):539~545.
[15] 吴庆举,田小波,张乃铃,等.用小波变换方法反演接收函数[J].地震学报,2003,25(6):601~607.
[16] Owens T J, Zandt G, Talor S R. Seismic evidence for an ancient rift beneath the Cumberland Plateau, Tennessee: A detailed analysis of broadband teleseismic p waveforms[J]. J Geophys Res,1987,89(B9):7783~7795.
[17] Langston C A. Structure under Mount Rainer, Washington, inferred from teleseismic body waves [J]. J Geophys. Res., 1979,84(B9):4749~4762.
[18] 刘启元,Kind R,李顺成,等.接收函数复频谱比的最大或然性估计及非线性反演[J].地球物理学报,1996,39(4):502~513.
[19] Sambridge M. Exploring multidimensional landscapes without a map[J]. Geophys J Int,1998,138:479~494.
[20] 周蕙兰,杨毅.接收函数反演上地幔速度结构和断面的剥壳遗传算法[J].地球物理学报,2003,46(3):382~389.
[21] 吴建平,明跃红,曾融生.遗传算法中的光滑约束反演及其在青藏高原面波研究中的应用[J].地震学报,2001,23(1):45~53.
[22] 高隽.神经网络原理及仿真实例[M].北京:机械工业出版社,2003.
[23] 王旭,等.人工神经网络原理与应用[M].沈阳:东北大学出版社,2000.