

文章编号: 0253-2697(2015)06-0715-09 DOI:10.7623/syxb201506008

基于 GRNN 振幅谱估计的井控提高地震分辨率技术

王 姣¹ 李红梅² 李振春¹ 王德营³ 董烈乾⁴ 徐文才¹ 李河昭¹

(1. 中国石油大学地球科学与技术学院 山东青岛 266580; 2. 中国石油化工股份有限公司胜利油田分公司 山东东营 257000;
3. 中国石油集团东方地球物理勘探有限责任公司博士后科研工作站 河北涿州 072751;
4. 中国石油集团东方地球物理勘探有限责任公司国际勘探事业部 河北涿州 072751)

摘要:提高分辨率一直是地震勘探必不可少的处理过程,当前简单油气藏逐渐减少,薄层、薄互层等复杂地质体已成为油气藏勘探开发的主要目标,对勘探精度的要求也越来越高。传统提高分辨率的方法主要依据地震剖面信息,这种处理方法往往比较盲目,缺少判断依据,而井控地震处理技术能将井资料信息运用到地震勘探处理中。提出了一种与广义回归神经网络(GRNN)相结合,利用井资料的介入提高地震资料分辨率的方法。由于广义回归神经网络具有较强的自适应学习逼近能力,可将其作为修整和拓展地震数据频谱的手段,以井作为约束条件,提高地震数据的分辨率。模型测试和实际数据处理表明基于 GRNN 振幅谱估计的井控提高地震分辨率技术是有效可行的。

关键词:提高分辨率;井资料;广义回归神经网络;振幅谱估计;拓展频谱

中图分类号:P631.4

文献标识码:A

Well-controlled seismic resolution enhancement technology based on GRNN amplitude spectrum estimation

Wang Jiao¹ Li Hongmei² Li Zhenchun¹ Wang Deying³ Dong Lieqian⁴ Xu Wencai¹ Li Hezhao¹

(1. School of Geosciences, China University of Petroleum, Shandong Qingdao 266580, China; 2. Sinopec Shengli Oilfield Company, Shandong Dongying 257000, China; 3. Post-Doctoral Scientific Research Station, CNPC Geophysical Company Limited, Hebei Zhuozhou 072751, China; 4. International Department of exploration, CNPC Geophysical Company Limited, Hebei Zhuozhou 072751, China)

Abstract:Resolution enhancement is always an essential process in seismic exploration. Complex geological bodies, such as thin layer and thin interbed, have become the main target of reservoir exploration with the decrease of simple reservoir, and exploration precision is required more higher. The traditional methods of resolution enhancement are mainly based on seismic profile information, tending to be blind and lack of judgment criterion. However, when applying well-controlled seismic processing technology, well data can be used for seismic exploration. This study proposes a method which introduces well information to improve seismic data resolution in combination with generalized regression neural network (GRNN). With strong self-adaptive learning and approaching ability, GRNN can be taken as a means to modify and expand seismic data spectrum, so as to improve the resolution of seismic data under the constraint of well. Model test and actual data processing indicate that the well-controlled seismic resolution enhancement technology based on GRNN amplitude spectrum estimation is effective and feasible.

Key words:resolution enhancement; well information; generalized regression neural network; amplitude spectrum estimation; expand spectrum

引用:王姣,李红梅,李振春,王德营,董烈乾,徐文才,李河昭.基于 GRNN 振幅谱估计的井控提高地震分辨率技术[J].石油学报,2015,36(6):715-723.

Cite:Wang Jiao,Li Hongmei,Li Zhenchun,Wang Deying,Dong Lieqian,Xu Wencai,Li Hezhao.Well-controlled seismic resolution enhancement technology based on GRNN amplitude spectrum estimation[J].Acta Petrolei Sinica,2015,36(6):715-723.

地层对地震波的吸收作用使地震资料分辨率降低,吸收作用表现为能量随传播时间的衰减,这种衰减可以通过真振幅恢复进行补偿,但是由于频率吸收的

选择性所导致的衰减依然存在^[1]。

地震数据提高分辨率的方法主要有拓宽频带和提高主频^[2-7],如反褶积和谱白化等方法,但这些处理方

基金项目:国家重大科技专项(2011ZX05006-002)资助。

第一作者及通信作者:王 姣,女,1986年9月,2010年获山东科技大学学士学位,现为中国石油大学(华东)博士研究生,主要从事地震资料处理及方法研究工作。Email:wangjiao19860918@163.com

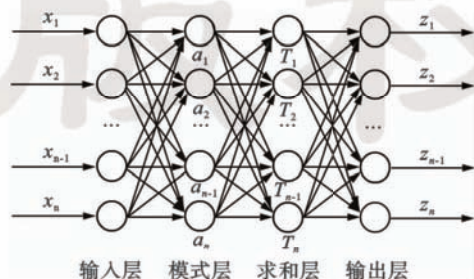
法往往会因为高频段原始信号的缺失而造成该部分的盲目处理,缺乏约束条件和先验手段^[8]。神经网络,由于其具有较强的自适应学习逼近能力^[9,10],在具有先验信息的情况下可以对地震数据的频谱作合理的修整和拓展,以达到提高地震数据分辨率的目的^[11]。

常规地震资料处理方法是数据驱动的,而井控地震处理技术,是在地震资料处理过程中,利用已有井的测井资料或 VSP 资料参与约束、判别等,将“井点数据”和地面地震数据进行一体化联合分析、处理,最终得到高分辨率、高保真、高信噪比的地震数据^[12-15]。由于井依赖的高分辨率处理技术较纯数据处理可靠性高,目前,已经有一些学者对井控提高地震分辨率技术进行了研究,如井控反褶积技术^[13,16]、井控振幅补偿技术及井控反 Q 补偿技术^[13,17,18]、叠前谱蓝化方法^[19]、井控零相位化处理^[20,21]等。本文利用井数据的介入,结合广义回归神经网络的优势,提高地震资料的分辨率。广义回归神经网络收敛速度快、预测精度高、调整参数少,并且在样本数据较少或者存在不稳定数据时,逼近能力和学习速度仍然具有明显优势^[22-26],选用其作为修整和拓展地震数据频谱的手段,用地震道振幅谱逼近井合成地震记录振幅谱,从而达到提高分辨率的目的。该方法受主观判断影响小,稳定性也较高。由于大部分地震区块都会有较多的井信息,而井信息具有高分辨率的特点,可提供必要的先验信息。

1 方法原理

1.1 广义回归神经网络的基本原理

广义回归神经网络(Generalized Regression Neural Network, GRNN)是 1991 年 Donald F. Specht 提出的一种基于非线性回归理论的前馈型神经网络^[27],是由输入层、模式层、求和层和输出层组成的 4 层网络,具有高度的容错性和鲁棒性,适用于解决非线性问题^[28-31],图 1 为 GRNN 的模型结构。



注: $\mathbf{x} = [x_1, x_2 \dots x_{n-1}, x_n]$ 为输入变量; $\mathbf{a} = [a_1, a_2 \dots a_{n-1}, a_n]$ 为模式层神经元传递函数; $\mathbf{T} = [T_1, T_2 \dots T_{n-1}, T_n]$ 为模式层神经元加权求和; $\mathbf{z} = [z_1, z_2 \dots z_{n-1}, z_n]$ 为网络输出。

图 1 GRNN 模型结构

Fig. 1 GRNN model structure

模式层表达式为:

$$a_i = e^{-(l_i)^2} = e^{-d_i^2/v^2} \quad (1)$$

式中: a_i 为模式层神经元传递函数; d_i 为新矢量与模式层每个单元权矢量之间的距离; i 是模式层单元权矢量的个数; v 是光滑因子,取高斯窗函数作为光滑因子,即 $v = \frac{s}{0.8326}$, s 为窗口宽度; l_i 为调整后距离。

求和层表达式为:

$$T_i = \sum_{i=1}^n W_i a_i \quad (2)$$

式中: T_i 为模式层神经元加权求和; W_i 为加权系数。

输出层表达式为

$$Z_i = \frac{T_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (3)$$

1.2 地震道傅立叶谱的特点

广义回归神经网络提高地震资料分辨率是采用神经网络方法并利用井的先验信息进行频谱预测。频谱包括振幅谱和相位谱两部分,在处理时假设相位谱不改变,只对振幅谱进行修改,下面通过比较经典的褶积模型来说明这个问题。

$$S = w * r \quad (4)$$

式中: S 是合成地震记录, w 是地震子波, r 是反射系数。式(4)是合成地震记录褶积模型的时间域表达式,其频率域表达式为:

$$S(f) = W(f)R(f) \quad (5)$$

其扩展表达式为:

$$A_S(f)e^{\theta_S(f)} = A_W(f)A_R(f)e^{[\theta_W(f)+\theta_R(f)]} \quad (6)$$

式中: f 为频率, Hz; $S(f)$ 、 $W(f)$ 、 $R(f)$ 分别为合成地震记录、地震子波、反射系数的频率域表示; $A_S(f)$ 和 $\theta_S(f)$ 分别为合成地震记录的振幅和相位; $A_W(f)$ 和 $\theta_W(f)$ 为地震子波的振幅和相位; $A_R(f)$ 和 $\theta_R(f)$ 为反射系数的振幅和相位。对于零相位子波来说 $\theta_W(f)$ 恒为零,子波的变化不会改变合成记录的相位谱。因此,相同类型不同主频的子波以及不同类型相同主频的子波与同一反射系数褶积,得到的合成地震记录只有振幅谱的差异,相位谱不变。采用高频子波制作的合成记录实际上是低频合成记录的高分辨率道,这为提高分辨率提供了一个途径,即利用这两种合成记录振幅谱的差异训练神经网络,并以此作为先验信息提高地震数据的分辨率。

1.3 实现流程

本文方法实现流程主要分为 2 部分:一是收集先验信息训练神经网络;二是预处理地震数据,主要是零相位化。具体的流程如图 2 所示,描述如下:

①收集可靠的井资料,并做好井-震对比,得到比

较好的井和地震之间的时深关系,保证标志层及目标层对比良好。

②利用高宽频零相位子波和井资料制作合成记录,并将其与零相位化以后的井旁道作为先验信息。

③利用先验信息训练神经网络,训练时输入样本为零相位化以后井旁道的振幅谱,输出样本为高频合成记录的振幅谱。

④地震数据零相位化,求振幅谱和相位谱,将神经网络应用到振幅谱,然后将输出的振幅谱与原相位谱合成处理后的频谱,最后进行傅里叶反变换得到处理结果。

这里地震子波是由浅层地震记录通过自相关法求得的。浅层数据频带较宽,含有丰富的高频和低频能量,因此浅层得到的子波可以用来制作无衰减的宽频带合成地震记录。井较多时,训练过程会相对稳定一些,但是由于 GRNN 自身的特性,井少时也能得到较好的结果。

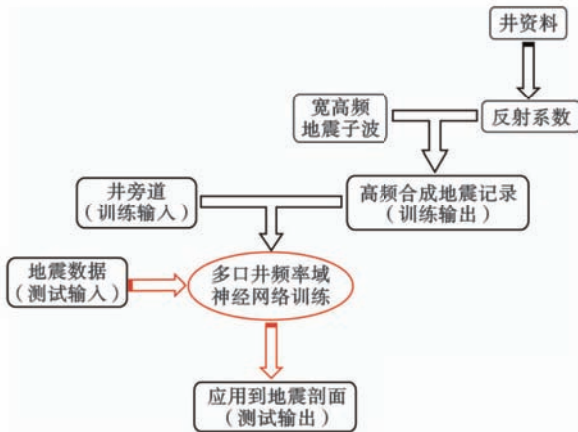


图 2 井约束神经网络高频补偿技术处理流程

Fig. 2 Process flow chart of resolution enhancement by GRNN

2 模型数据实验及认识

为了说明本文方法的可行性,用一个简单的一维合成数据进行测试。图 3(a)是一个随机生成的反射系数,图 3(b)和图 3(c)分别为采用 25 Hz 和 40 Hz 的雷克子波与反射系数褶积得到的合成地震记录,图 3(d)是由图 3(c)的振幅谱与图 3(b)的相位谱合成的频率域信号反变换到时间域的记录。可以看出图 3(d)的波形与图 3(c)基本保持一致,分辨率比 25 Hz 的合成地震记录[图 3(b)]要高。

为了进一步检验该方法的有效性,采用一个厚度渐变的反射系数模型,并利用不同频率的雷克子波制作合成记录模型。如图 4 所示,图 4(a)为反射系数模型,图 4(b)和图 4(c)分别为采用 25 Hz 和 40 Hz 雷克子波得到的合成记录模型,图 4(d)为利用本文方法对

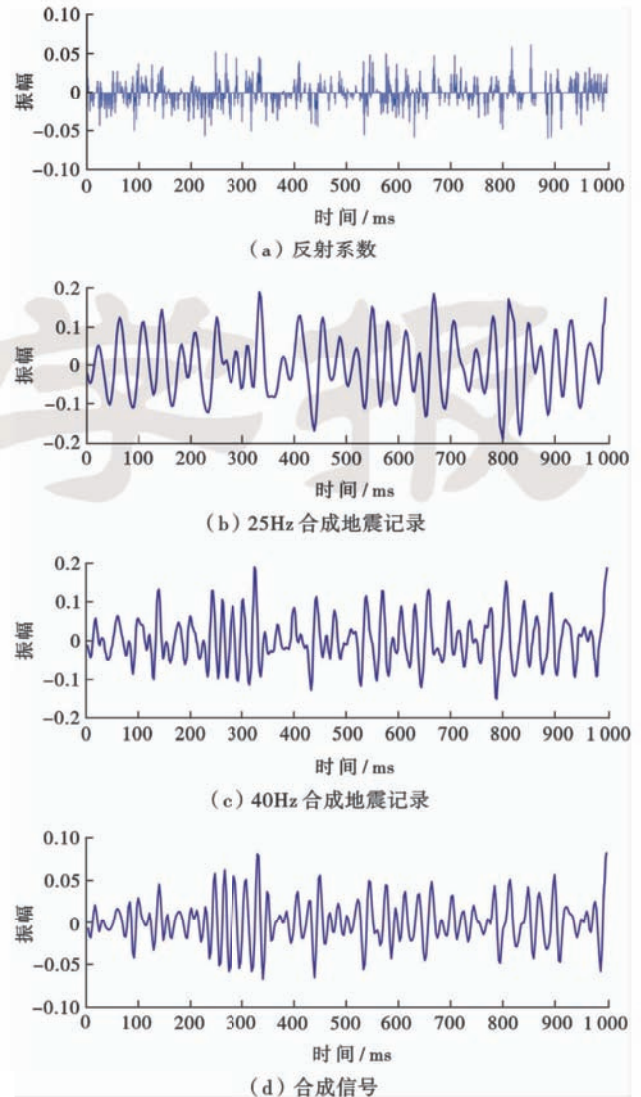


图 3 一维模型测试

Fig. 3 1-D model test

图 4(b)处理得到的结果。实现过程为:从图 4(b)中随机选取 5 道,并从图 4(c)中选取对应地震道,将这 2 组数据作为训练神经网络的样本,将训练结果应用到图 4(b)模型所有道中,得到的结果如图 4(d)所示。从处理前、后的结果以及局部放大图中可以看出,本文方法能够将地震数据分辨率提高到预期水平。

图 5 为一个噪声测试实验,对 25 Hz 合成记录[图 5(a)]加随机噪声得到信噪比为 0.77 的图 5(c),从图 5(c)中随机选取 5 道作为模拟井旁道,并从图 5(b)中选取对应道模拟合成地震记录道,训练神经网络,得到提高分辨率后的地震记录[图 5(d)],其信噪比为 1.34;同理,信噪比为 0.19 的图 5(e)作为训练输入时,得到信噪比为 0.35 的图 5(f)。由于广义回归神经网络具有高度的鲁棒性,所以在含噪情况下,也能较好地训练得到目标振幅谱,反变换回去后剖面信噪比相对较高。

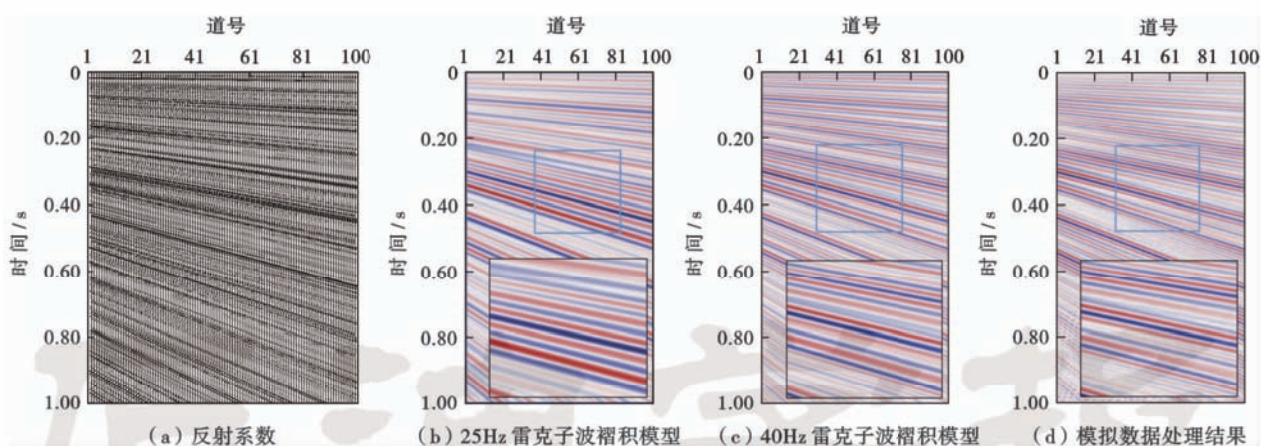


图4 无噪模型测试

Fig. 4 Model test without noise

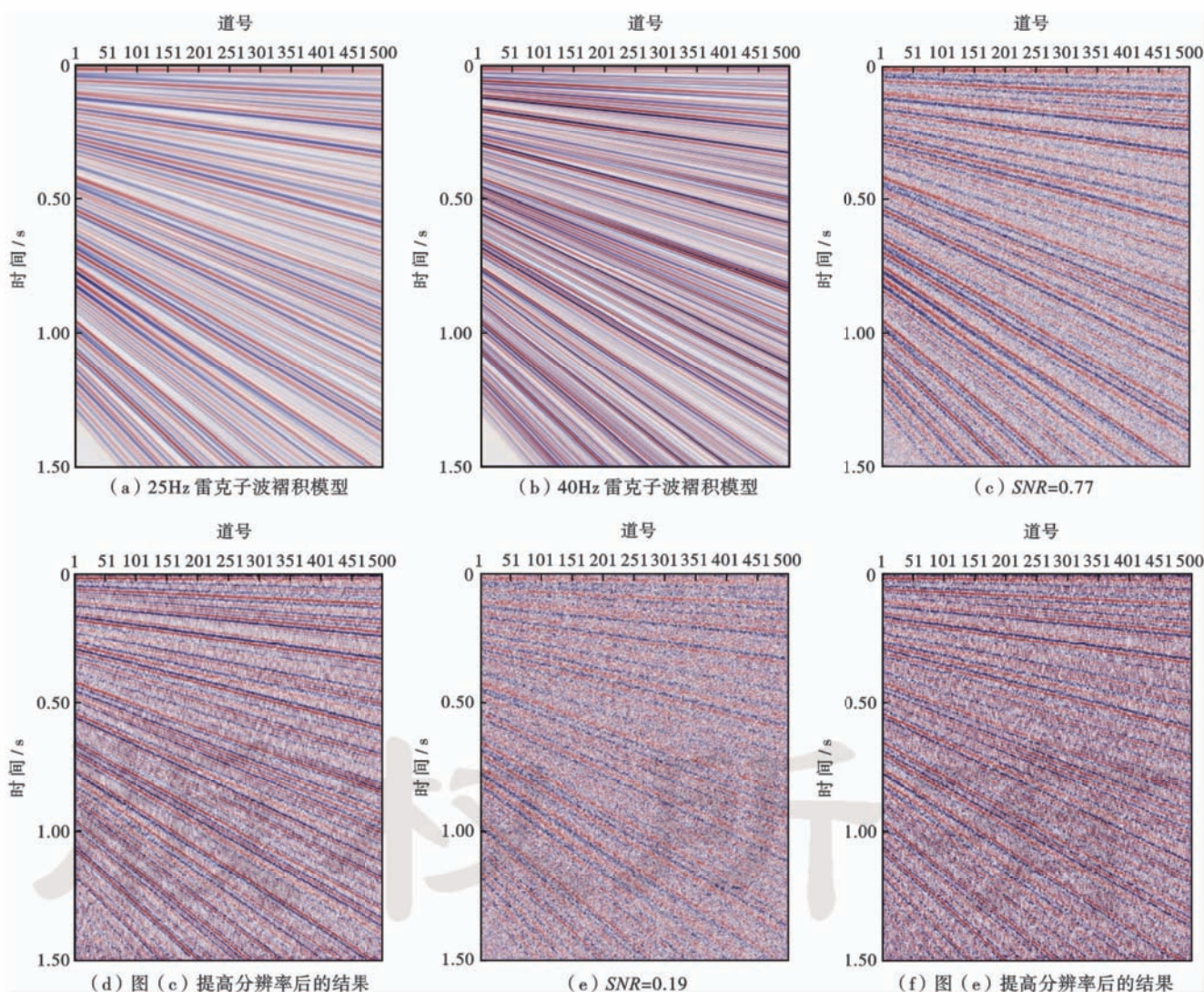


图5 含噪模型测试

Fig. 5 Model tests with noise

3 实际地震数据处理效果

3.1 叠后地震资料处理

选择一个叠后地震数据进行试验,处理时选用工

区中5口井的合成记录及其对应的5个井旁道,并得到对应的振幅谱,图6(a)为其中1口井的井旁道振幅谱,图6(b)为对应井合成地震记录的振幅谱,将井旁道的振幅谱作为神经网络输入,合成记录的振幅谱作

为输出,训练神经网络。然后将训练得到的神经网络对地震数据的振幅谱逐道进行处理,最后利用傅里叶反变换得到处理后数据。图 6(c)和图 6(d)为处理前、后地震剖面的振幅谱,主频由 25 Hz 提高到 35 Hz,带宽由 8~50 Hz 拓宽到 7~70 Hz,由于子波是从地震剖面中提取得到的,所以拓宽的频带是合理的。图 7 为处理前、后剖面的对比,提高分辨率后,地质结构的刻画更加精细,反射波组关系也得到了改善,而且同相轴与井的信息吻合得更好。图 8 为另外一个工区叠后剖面处理前、后的振幅谱,图 9 为与之对应的地震剖面,可以看出,细节信息反映很清楚。对不同工区进行处理都能得到较好的拓频效果,说明了该方法的有效性

与普遍适应性。

3.2 叠前地震资料处理

叠前地震资料处理的过程与叠后地震资料基本相同,在动校正后的 CMP 道集上做了拓频处理后再进行叠加,得到叠后地震剖面。图 10 为叠前 CMP 道集训练输入输出及其提高分辨率前、后的振幅谱,主频由 27 Hz 提高到 32 Hz,带宽由 8~52 Hz 拓宽到 5~65 Hz。

图 11(a)为一个动校正后的 CMP 道集,图 11(b)为图 11(a)提高分辨率后的道集,将所有 CMP 道集叠加得到叠后剖面(图 12),叠后剖面效果更加清楚,处理后的剖面同相轴清晰,细节信息更明显,方框处约 1.6 s

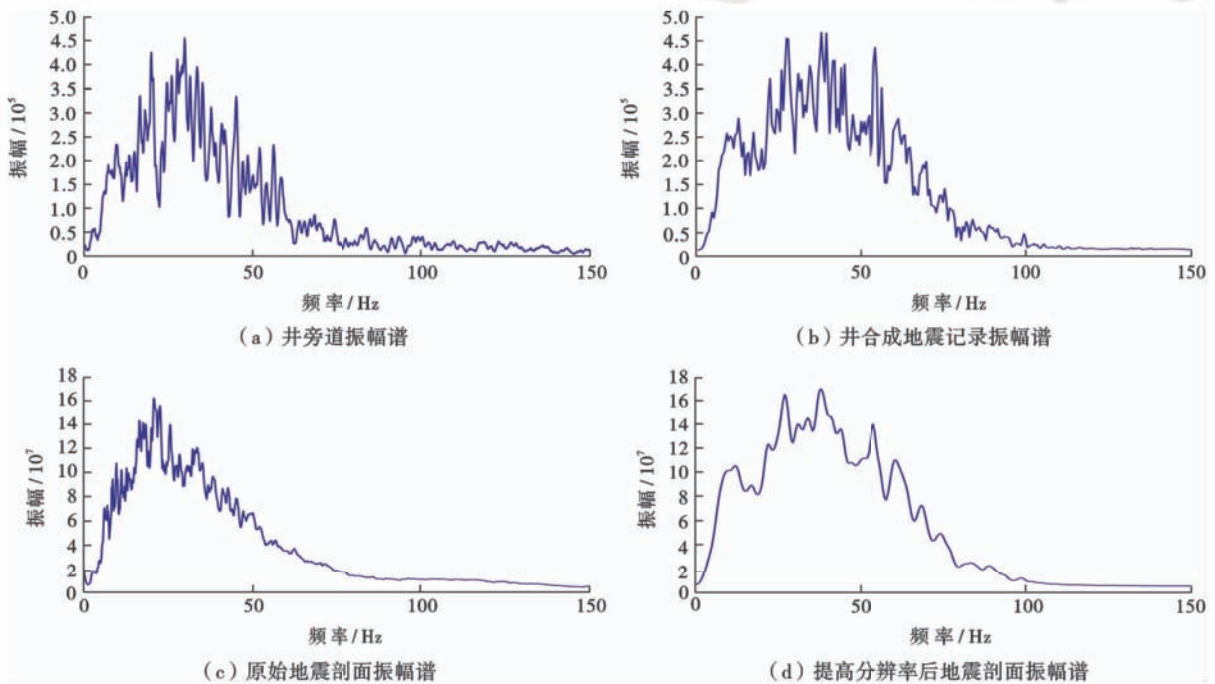


图 6 GRNN 的训练振幅谱及提高分辨率前、后的振幅谱

Fig. 6 Amplitude spectrums before and after training and resolution enhancement

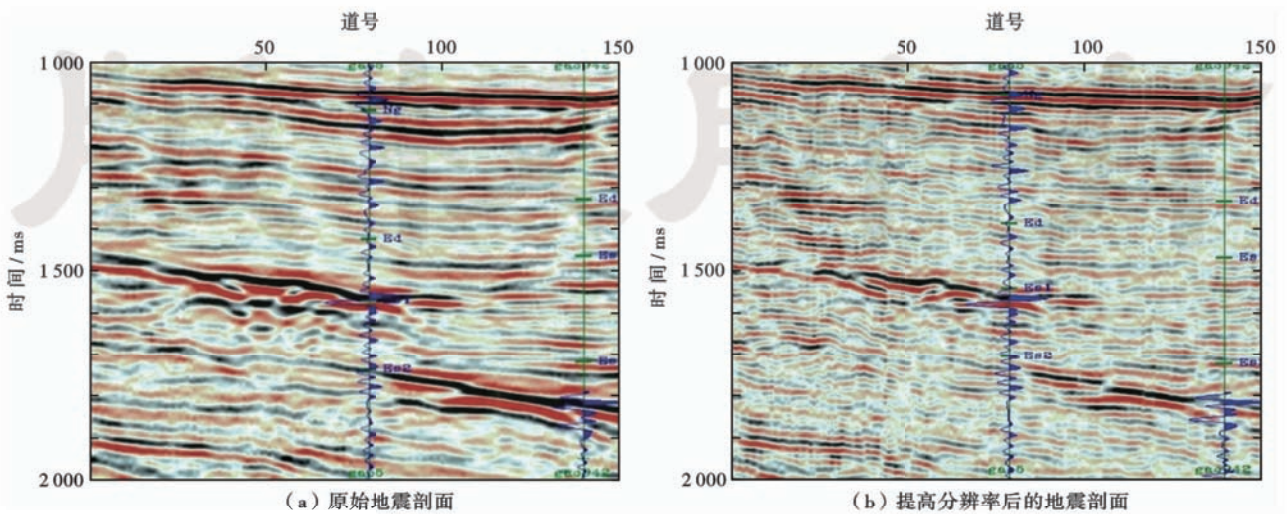


图 7 GRNN 提高分辨率前、后剖面

Fig. 7 Sections before and after resolution enhancement by GRNN

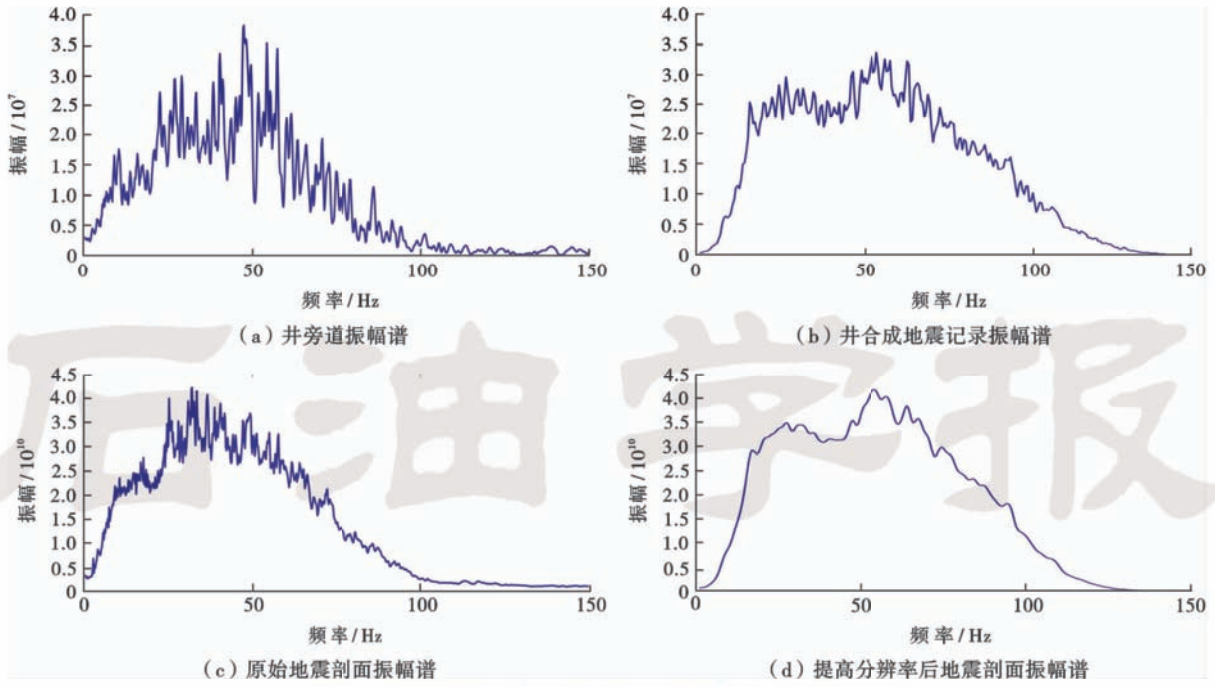


图8 GRNN的训练振幅谱及提高分辨率前、后的振幅谱

Fig. 8 Amplitude spectrums before and after training and resolution enhancement

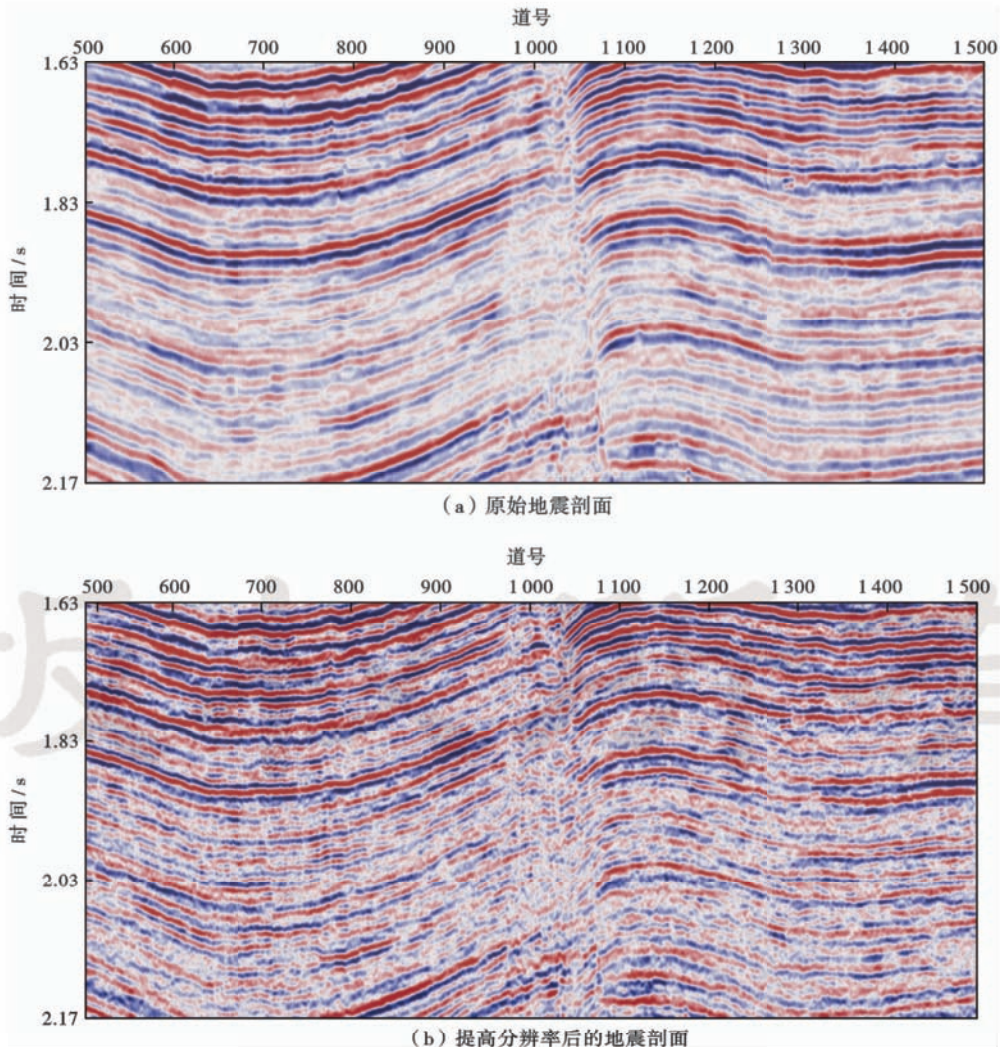


图9 GRNN提高分辨率前、后剖面

Fig. 9 Sections before and after resolution enhancement by GRNN

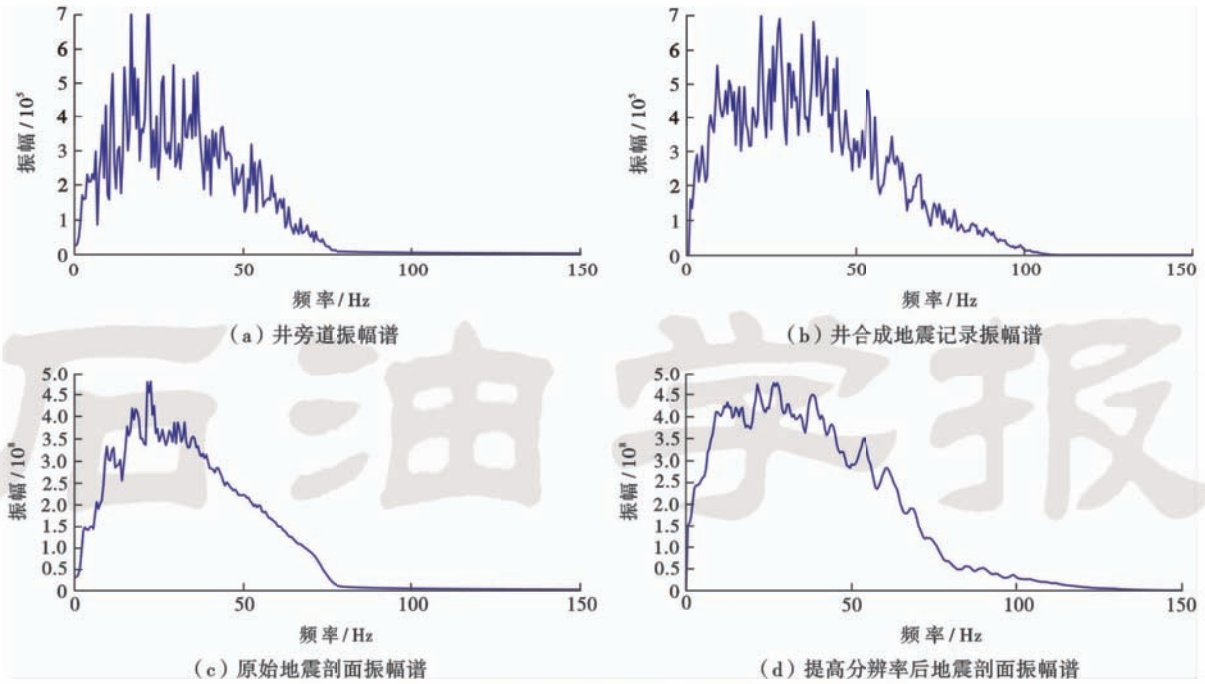


图 10 GRNN 的训练振幅谱及提高分辨率前、后的振幅谱

Fig. 10 Amplitude spectrums before and after training and resolution enhancement

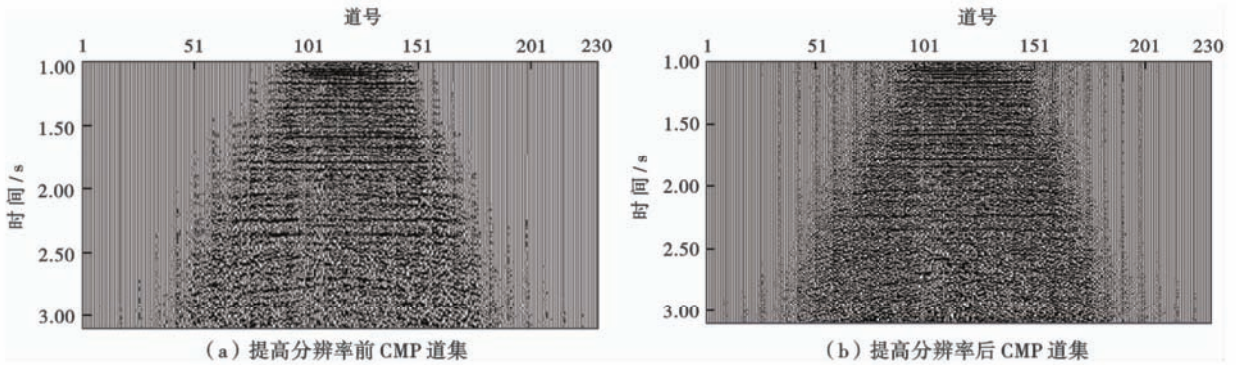


图 11 叠前 CMP 道集

Fig. 11 Prestack CMP gathers

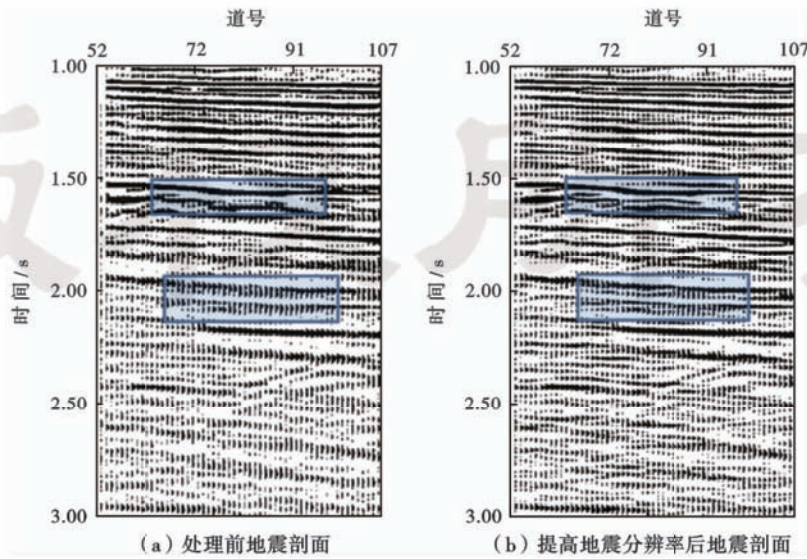


图 12 提高分辨率前、后对比

Fig. 12 Sections before and after resolution enhancement

一些被湮没的高频弱振幅信息表现了出来,2.0 s 处同相轴分开更加清楚,分辨率得到了提高,中深层的能量在一定程度上也得到了补偿。

通过叠后和叠前资料处理的结果对比可知,广义回归神经网络井控拓频技术对于叠前资料处理再叠加效果要优于直接对叠后资料处理,处理后同相轴连续性更强,稳定性更好,信噪比也较高。

4 结 论

(1) 提出了一种基于广义回归神经网络振幅谱修饰的提高地震分辨率方法,该方法利用井资料作为先验信息,得到合成地震记录振幅谱,然后采用神经网络进行振幅谱的有效估计和扩展,提高地震剖面主频、拓宽频带,有效地提高了地震剖面的分辨率。

(2) 井资料的介入避免了纯地震数据驱动导致的盲目性问题,在一定程度上为提高分辨率提供了比较可靠的依据。

(3) 由于广义回归神经网络具有较好的鲁棒性,抗噪能力较强,所以在有噪声的情况下也能较好地提高地震剖面分辨率。

(4) 模型数据测试和实际资料的应用,验证了本文方法是行之有效的,且与叠后处理相比,叠前处理更稳定、信噪比更高,效果也更好。

参 考 文 献

- [1] 刘洋,王典,刘财. 数学变换方法在地震勘探中的应用[J]. 吉林大学学报:地球科学版,2005,35(增刊):1-8.
Liu Yang, Wang Dian, Liu Cai. The application of mathematical transform in seismic exploration[J]. Journal of Jilin University, Earth Science Edition, 2005, 35(Supplement 1): 1-8.
- [2] Chen Zengbao, Wang Yanghua, Chen Xiaohong, et al. High-resolution seismic processing by Gabor deconvolution [J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2013, 10(6): 65002.
- [3] 王丹,孙赞东,王迪,等. 基于模型数据的不同反褶积方法保幅性分析[J]. 石油地球物理勘探,2013,48(3):359-365.
Wang Dan, Sun Zandong, Wang Di, et al. Analysis of the amplitude preservation of deconvolution methods based on physical model data[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2013, 48(3): 359-365.
- [4] 陈传仁,周熙襄. 小波谱白化方法提高地震资料的分辨率[J]. 石油地球物理勘探,2000,35(6):703-709.
Chen Chuanren, Zhou Xixiang. Improving resolution of seismic data using wavelet spectrum whitening[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2000, 35(6): 703-709.
- [5] 高静怀,汪玲玲,赵伟. 基于反射地震记录变子波模型提高地震记录分辨率[J]. 地球物理学报,2009,52(5):1289-1300.
Gao Jinghuai, Wang Lingling, Zhao Wei. Enhancing resolution of seis-

mic traces based on the changing wavelet model of the seismogram [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2009, 52(5): 1289-1300.

- [6] 孟大江,王德利,冯飞,等. 基于 Curvelet 变换的稀疏反褶积[J]. 石油学报,2013,34(1):107-114.
Meng Dajiang, Wang Deli, Feng Fei, et al. Sparse deconvolution based on the Curvelet transform[J]. Acta Petrolei Sinica, 2013, 34(1): 107-114.
- [7] 陈志德,王成,刘国友,等. 近地表 Q 值模型建立方法及其地震叠前补偿应用[J]. 石油学报,2015,36(2):188-196.
Chen Zhide, Wang Cheng, Liu Guoyou, et al. Modeling method of near-surface Q value and its seismic pre-stack compensation application[J]. Acta Petrolei Sinica, 2015, 36(2): 188-196.
- [8] Li Guofa, Zhou Hui, Zhao Chao. Potential risks of spectrum whitening deconvolution-compared with well-driven deconvolution[J]. Petroleum Science, 2009, 6(2): 146-152.
- [9] Poulton M M. Neural networks as an intelligence amplification tool: a review of applications[J]. Geophysics, 2002, 67(3): 979-993.
- [10] 蔡吉刚,李树荣,王平. 基于小波神经网络的自适应控制器设计[J]. 中国石油大学学报:自然科学版,2007,31(5):141-143.
Cai Jigang, Li Shurong, Wang Ping. Design of adaptive controller based on wavelet neural network[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2007, 31(5): 141-143.
- [11] Zakhem U, Canning A, Litvin A. 4-D cross-equalization and off-set equalization using a Neural Networks approach[R]. Dallas: SEG, 2003.
- [12] 李大卫,杨错,杨顺军. 地震地质一体化研究中的地震数据处理质量监控方法综述[J]. 勘探地球物理进展,2010,33(3):160-167.
Li Dawei, Yang Kai, Yang Shunjun. Review of quality control of seismic data processing in the course of integrated study of seismology & geology [J]. Progress in Exploration Geophysics, 2010, 33(3): 160-167.
- [13] 王威彬. 井控地震资料处理技术及其在 LS 地区的应用[J]. 石油物探,2008,47(4):381-386.
Wang Xianbin. Well-control seismic data processing and its application in LS area [J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2008, 47(4): 381-386.
- [14] 杨举勇,肖又军,彭更新. 井控地震资料处理技术在塔中地区的应用 [R]. 北京: CPS/SEG, 2009.
Yang Juyong, Xiao Youjun, Peng Gengxin. The application of well-control seismic data processing in Tazhong area [R]. Beijing: CPS/SEG, 2009.
- [15] 鲜本忠,姜在兴,杨林海,等. 测井约束反演在泌阳凹陷下切谷储层预测中的应用[J]. 石油大学学报:自然科学版,2003,27(5):8-11.
Xian Benzong, Jiang Zaixing, Yang Linhai, et al. Reservoir prediction of incised valley in Biyang depression with logging constrained seismic conversion method[J]. Journal of the University of Petroleum, China, 2003, 27(5): 8-11.

- [16] 周超,孙夕平,张研.井控反褶积方法在松辽盆地薄储层识别中的应用[J].石油天然气学报(江汉石油学院学报),2010,32(6):395-340.
Zhou Chao, Sun Xiping, Zhang Yan. Application of well controlling deconvolution in Songliao Basin in thin reservoir identification[J]. Journal of Oil and Gas Technology, 2010, 32(6): 395-400.
- [17] 王正和,崔永福,向东.井控处理中的真振幅恢复与Q补偿方法及应用[J].物探与化探,2008,32(4):434-437.
Wang Zhenghe, Cui Yongfu, Xiang Dong. The method and application of true amplitude recovery and Q-compensation in well-control processing[J]. Geophysical & Geochemical Exploration, 2008, 32(4): 434-437.
- [18] Cui Qinghui, Rui Yongjun, Shang Xinmin. Near-surface High-frequency Absorption Compensation in Alluvial Plain[R]. SEG-2011-1445, 2011.
- [19] Kazemeini S H, Yang Can, Juhlin C, et al. Enhancing seismic data resolution using the prestack blueing technique: An example from the Ketzin CO₂ injection site, Germany[J]. Geophysics, 2010, 75(6): 101-110.
- [20] 刘玉金,李振春,吴丹,等.井约束非稳态相位校正方法[J].地球物理学报,2014,57(1):310-319.
Liu Yujin, Li Zhenchun, Wu Dan, et al. Well constrained non-stationary phase correction [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2014, 57(1): 310-319.
- [21] 李强,何晓松,王立.一种实现井约束零相位化的处理方案[J].石油地球物理勘探,2009,44(增刊1):76-78.
Li Qiang, He Xiaosong, Wang Li. Introducing a processing technique to realize well constrained zero phasizing [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2009, 44(Supplement 1): 76-78.
- [22] Russell B H, Hampson D P, Lines L R. Application of the radial basis function neural network to the prediction of log properties from seismic attributes [R]. Dallas: SEG, 2003.
- [23] Sun Gang, Hoff S J, Zelle B C, et al. Development and comparison of backpropagation and generalized regression neural network models to predict diurnal and seasonal gas and PM10 concentrations and emissions from swine buildings[J]. Transactions of the ASABE, 2008, 51(2): 685-694.
- [24] 刘波平,秦华俊,罗香,等. PLS-GRNN 法近红外光谱多组分定量分析研究[J].光谱学与光谱分析,2007,27(11):2216-2220.
Liu Boping, Qin Huajun, Luo Xiang, et al. Multicomponent quantitative analysis using near infrared spectroscopy by building PLS-GRNN model [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(11): 2216-2220.
- [25] 周建萍,同澍旺.广义回归神经网络预测加筋土支挡结构高度[J].岩土力学,2002,23(4):486-490.
Zhou Jianping, Yan Shuwang. Generalized regression neural networks for predicting design height of GRW[J]. Rock and Sand Mechanics, 2002, 23(4): 486-490.
- [26] 李伟,陈国明,郑贤斌.基于广义回归神经网络的交流电磁场检测裂纹量化研究[J].中国石油大学学报:自然科学版,2007,31(2):105-109.
Li Wei, Chen Guoming, Zheng Xianbin. Crack sizing for alternating current field measurement based on GRNN[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2007, 31(2): 105-109.
- [27] Specht D F. A general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1991, 2(6): 568-576.
- [28] 袁贺,罗问,刘付程.广义回归神经网络残余 Kriging 方法预测地表高程[J].安徽大学学报:自然科学版,2010,34(5):21-26.
Yuan He, Luo Wen, Liu Fucheng. Predict the land surface elevation by general network residual Kriging[J]. Journal of Anhui University: Nature Science Edition, 2010, 34(5): 21-26.
- [29] Celikoglu H B. Application of radial basis function and generalized regression neural networks in non-linear utility function specification for travel mode choice modelling[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2006, 44 (7/8): 640-658.
- [30] Cigizoglu H K, Alp M. Generalized regression neural network in modelling river sediment yield[J]. Advances in Engineering Software, 2006, 37(2): 63-68.
- [31] Hannan S A, Manza R R, Ramteke R J. Generalized regression neural network and radial basis function for heart disease diagnosis[J]. International Journal of Computer Applications, 2010, 7(13): 7-13.

(收稿日期 2014-12-14 改回日期 2015-04-30 编辑 宋宁)