

利用改进的在线字典学习估计时变子波

孔德辉*^{①②} 彭真明^{①②}

(^①电子科技大学光电信息学院,四川成都 610054; ^②电子科技大学信息地学研究中心,四川成都 610054)

孔德辉,彭真明. 利用改进的在线字典学习估计时变子波. 石油地球物理勘探,2016,51(5):901-908.

摘要 为了获得符合实际的混合相位子波,提出了一种基于在线字典学习的时变子波估计方法。将时变子波估计转化为在线字典学习问题,通过完备字典的在线学习实现冗余字典的自适应更新。字典中的每个原子代表子波的一个分量,通过原子的线性组合实现对时变子波的有效逼近。在线字典学习可以灵活地利用训练数据,改进字典中的原子,提升字典的自适应特性。同时,根据地震数据的特点,对训练数据与稀疏表示的残差项进行滤波处理,改进了在线字典学习方法,降低了对噪声的敏感性。无噪声和含噪声合成数据的实验结果证明了本文方法的有效性,而且对噪声具有一定的鲁棒性。实际子波估计结果以及 Wiener 滤波的反褶积剖面 and 频谱分析表明,本文方法得到的结果并未使噪声能量增强,但频带得到拓宽,从而为时变子波估计提供了新思路。

关键词 在线字典学习 稀疏表示 训练集 滤波 反褶积 时变子波估计

中图分类号:P631 文献标识码:A doi: 10.13810/j.cnki.issn.1000-7210.2016.05.009

1 引言

地震子波估计是正演模拟、层位标定、高分辨处理及地震反演等处理环节的基础^[1],处理结果与子波估计的准确程度有密切关系。精确的子波估计有利于在反褶积过程中求取与实际地质结构相符的反射系数,从而得到高分辨率地震记录。van der Baan^[2]利用地震记录的峰度系数获取对应地震子波的相位,同时在反褶积中取得了很好的效果。岳碧波等^[3]通过提取叠前角道集子波,并利用改进的粒子群算法提升了子波的质量。Zheng 等^[4]利用 S 变换和最小二乘法(Least Square, LS)估计子波。Yue 等^[5]利用共变方法有效地解决了非高斯、非稳定分布的子波估计问题。戴永寿等^[6]利用自适应分段方法将非平稳地震记录自适应地分成若干时间片,利用各段时间内地震记录的统计信息提取时变子波。

实际地震记录中的子波大多为混合相位子波,通常可表示为若干个常相位子波的加权和。稀疏表示是利用基本原子的线性组合逼近数据的一种方

法,原子的集合被称为字典,作为压缩感知获取稀疏表示的重要方法,主要分为固定字典和学习字典^[7]。根据对训练集的使用方式,学习字典可以分为非在线学习和在线学习两种。非在线学习主要包括最优方向法^[8]和 K-SVD^[9]。这类算法直接利用训练集的全部数据,通常涉及到矩阵求逆或者矩阵分解等运算,在大数据集的条件下,会导致运算消耗急剧增加。Mairal 等^[10]提出了一种在线优化的字典学习及矩阵分解方法,利用随机逼近思想,有效地处理了大量样本下的字典学习问题。Skretting 等^[11]将迭代最小二乘法(Recursive Least Squares, RSL)引入在线字典学习,提出了基于迭代最小二乘法的字典学习算法(Recursive Least Squares Dictionary Learning Algorithm, RSL-DLA),有效地提升了算法的收敛性和最终字典对处理信号的稀疏表示能力。Naderahmadian 等^[12]给当前处理数据添加一个额外的矫正权重系数,推广了 RLS 算法。字典学习得到业界的关注,在地震数据处理中得到了广泛应用^[13]。

本文将时变子波估计转化为在线字典学习问题,通过完备字典的在线学习实现冗余字典的自适应更新,字典中的每个原子代表子波的一个分量,

* 四川省成都市成华区建设北路二段四号电子科技大学逸夫楼 239,610054。Email: kongdehui_2007@sina.com

本文于 2015 年 10 月 13 日收到,最终修改稿于 2016 年 7 月 26 日收到。

本研究受国家自然科学基金(41274127,40874066)资助。

通过原子的线性组合实现对时变子波的有效逼近。根据地震数据的特点,对残差项进行滤波处理,改进了在线字典学习方法,降低了对噪声的敏感性。通过在频率域提取子波的维纳滤波,并应用于实际地震记录的反褶积,有效地提高了地震记录的分辨率。

2 方法原理

在实际信号 x 的稀疏表示问题中,通常构建过完备系统

$$\mathbf{D} = [d_1, d_2, \dots, d_n] \in \mathbf{R}^{s \times n}$$

其中 $d_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 为字典中的一个 s 维原子。利用字典得到信号的稀疏表示

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^m \alpha_i d_i \quad \|\bar{x} - x\|_2 \leq r \quad (1)$$

式中: α_i 表示原子 d_i 的权值系数; r 表示 \bar{x} 与实际信号 x 的残差。

字典学习是获取自适应过完备字典的一个重要手段。字典学习的目标函数 f 通常要求训练集 $\mathbf{X} = \{x_i\}_{i=1}^K$ 在字典中获得很好的稀疏表示 \mathbf{A} , 且稀疏表示信号与原训练集的均方误差 r 尽可能地小

$$\begin{aligned} f(\mathbf{D}, \mathbf{A}) &= \arg \min_{\mathbf{D}, \mathbf{A}} \sum_{i=1}^K \|r_i\|_2^2 \\ &= \arg \min_{\mathbf{D}, \mathbf{A}} \|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F^2 \quad (2) \end{aligned}$$

下标 F 表示 Frobenius 范数。对于式(2)表示的字典学习问题可以分为两个步骤进行。

(1) 固定初始字典 \mathbf{D} 求解训练集的稀疏表示 \mathbf{A} 。对于稀疏求解问题,需要获取训练向量 x_i 的稀疏表示 α_i

$$\alpha_i = \arg \min_{\alpha_i} \|x_i - \mathbf{D}\alpha_i\|_2^2 \quad \|\alpha_i\|_0 \leq k \quad (3)$$

式中 k 表示稀疏度,即向量 α_i 中非零元素的个数。所有的稀疏表示 α_i 按列向量组合构成矩阵 \mathbf{A} 。本文采用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[14]作为稀疏求解算法。OMP 算法是一种贪婪算法,速度快,可以有效克服传统匹配追踪方法求解过程中的非正交问题(表 1)。

(2) 利用步骤(1)获得的稀疏表示 \mathbf{A} 求解字典 \mathbf{D} 。其目标函数定义为

$$f(\mathbf{D}) = \arg \min_{\mathbf{D}} \|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F^2 \quad (4)$$

式中 \mathbf{X} 和 \mathbf{A} 均是固定的,由于目标函数是二次可微的,故式(4)对 \mathbf{D} 可导,则其解为

$$\mathbf{D} = (\mathbf{X}\mathbf{A}^T)(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1} = \mathbf{B}\mathbf{C}^{-1} \quad (5)$$

利用中间矩阵 \mathbf{B} 和 \mathbf{C} 代替矩阵 \mathbf{X} 和 \mathbf{A} 。通过引入遗忘因子 λ 可以使字典更加偏向于当前需要学习的数据,以增强字典的局部特征。文献[8]给出了详细的推导,这里只列出使用了遗忘因子的目标函数及更新策略

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_{m+1} &= \arg \min_{\mathbf{D}} \sum_i^{m+1} \lambda^{i+1-m} \|r\|_2^2 \\ &= \arg \min_{\mathbf{D}} (\lambda \|\mathbf{X} - \mathbf{D}\mathbf{A}\|_F^2 + \|\mathbf{x}_{m+1} - \mathbf{D}\alpha_{m+1}\|_2^2) \quad (6) \end{aligned}$$

$$\begin{cases} \mathbf{B}_{m+1} = \lambda \mathbf{B}_m + \mathbf{x}_{m+1} \alpha_{m+1}^T \\ \mathbf{C}_{m+1}^{-1} = \lambda \mathbf{C}_m^{-1} + \alpha_{m+1}^T \alpha_{m+1} \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \mathbf{u} = \lambda^{-1} \mathbf{C}_m^{-1} \alpha_{m+1} \\ \boldsymbol{\beta} = \frac{\mathbf{I}}{\mathbf{I} + \alpha_{m+1}^T (\lambda^{-1} \mathbf{C}_m) \alpha_{m+1}} = \frac{\mathbf{I}}{\mathbf{I} + \alpha_{m+1}^T \alpha_{m+1}} \end{cases} \quad (8)$$

$$\mathbf{D}_{m+1} = \mathbf{B}_{m+1} \mathbf{C}_{m+1}^{-1} = \mathbf{D}_m + \boldsymbol{\beta} \mathbf{r}^T \quad (9)$$

式中定义 $\mathbf{u}, \boldsymbol{\beta}$ 为中间变量。在线字典的更新可以按照训练元素逐个进行,仅仅需要标量、向量、矩阵之间的简单四则运算,运算量和训练集尺寸呈线性增加,适用于大规模训练集,因此更加灵活。

表 1 固定字典 \mathbf{D} , 利用 OMP 算法获取稀疏表示的步骤

输入: $\mathbf{D}_{M \times N}$ 、 $\mathbf{x}_{M \times 1}$ 和 K
初始化: $k=0$, $\mathbf{r}_0 = \mathbf{x}$ 和 $\Gamma_0 = \emptyset$
1) 迭代执行步骤 2)~步骤 5), 直到 $k < K$
2) $k = k + 1$
3) $i_k = \arg \max_{k \in \{1, \dots, N\}, k \in \Gamma_{k-1}} \mathbf{x}^T \mathbf{D} $
4) $\Gamma_k = \Gamma_{k-1} \cup i_k$
5) $\mathbf{r}_k = \mathbf{x} - \mathbf{D}_{\Gamma_k} \mathbf{D}_{\Gamma_k}^T \mathbf{x}$
6) $\alpha = \mathbf{D}_{\Gamma_k}^T \mathbf{x}$, 并输出 α

然而在地震信号处理中,输入数据通常都受噪声影响,即 \mathbf{r} 中含有一定的噪声。如果直接利用式(9)更新训练字典,很容易将噪声引入字典原子,进而影响子波估计。因此,针对地震数据处理的特点,本文利用滤波方法处理残差 \mathbf{r} , 即

$$\mathbf{r}' = g(\mathbf{r}) \quad (10)$$

式中 $g(\mathbf{r})$ 表示滤波操作。将滤波之后的残差信号带入字典更新中,不但反映了字典原子对当前时间域子波的自适应特性,而且由于滤波作用,降低了噪声影响。本文采用 2 阶低通巴特沃斯滤波器实现对残差的滤波。与其他滤波器相比,巴特沃斯滤波器

的通频带频率响应曲线平滑性较好,有助于保留残差信号中的有效信号,抑制无效成分。

图 1 为改进的在线字典学习算法流程图。其中输入的初始字典 \mathbf{D}_0 可以通过相位离散获得,首先获取该时窗内地震数据的主频 τ , 然后对 $\tau, \tau \pm 5\text{Hz}, \tau \pm 10\text{Hz}$ 主频的 Ricker 子波和零相位统计子波进行相位离散,由此构成初始完备字典的原子,其完备性体现在字典的行数大于列数,且原子之间并不一定全部正交,对子波的表示具有多种不同的组合。经过训练的字典通过少量原子的线性组合合成子波。由于子波是时变的,其主频和相位也应该是连续变化的,通过固定的字典并不一定能包含当前处理子波的全部分量。获取时窗内地震数据的统计信息进而获取初始字典可以增加子波的相似性。然后,使用在线字典学习过程以及滤波方法加强对当前处理时间段的适应性,改进字典中的原子,使字典原子的特性并不局限于初始字典中的波形,并随着学习过程逐渐趋近于真实子波的特征,即利用学习方法提升字典的自适应特性。

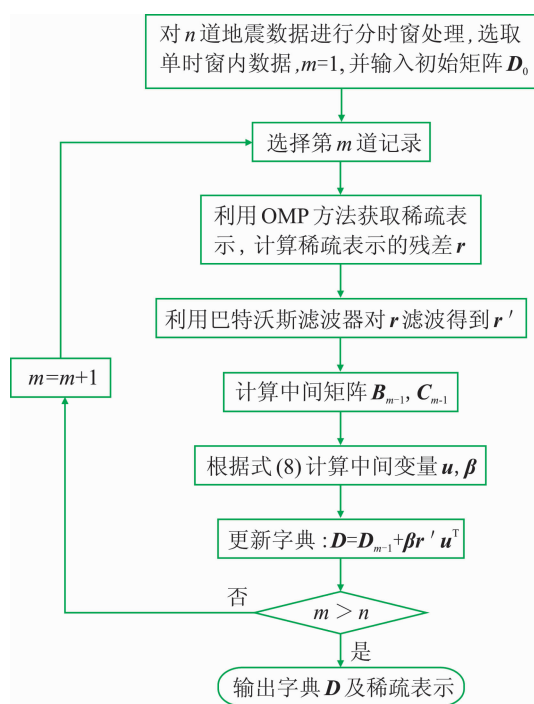


图 1 改进的在线字典学习算法流程图

经过改进的在线字典学习,可以获得每个时窗内地震记录 \mathbf{x}_i 的稀疏表示,即

$$\alpha_i = \arg \min_{\alpha_i} \frac{1}{2} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{D}\alpha_i\|_2^2 + \gamma \|\alpha_i\|_1 \quad (11)$$

式中 γ 代表稀疏约束的正则化参数。通过稀疏表示

向量 α_i 获取对应的基本子波分量,然后对相应的子波分量进行权重叠加获取特定的混合相位子波 \mathbf{w}_i [15,16]

$$\mathbf{w}_i = \sum_j \alpha_{ij} \mathbf{d}_j \quad \|\mathbf{w}_i\|_2^2 \leq \lambda \|\mathbf{x}_i\|_2^2 \quad (12)$$

由于之前的滤波效应,子波与实际记录的能量差异可用 λ 表示。

在实际处理过程中,由于噪声以及信号采集过程中的波形失真等因素的影响,并不能取 α_i 中的全部值,可以按照能量的百分比确定。如式(12)所示的参数 λ ,其取值随噪声或波形失真程度的增加而降低。此外,为了增加算法的鲁棒性,可以考虑对相邻时间、相邻道进行同样的子波估计,并对估计结果取平均,以获得最终结果。

3 应用实例

为了验证本文算法的有效性和鲁棒性,采用无噪声及含噪声的合成记录进行测试,并对比了估计子波与实际子波。此外,还将该算法应用于实际地震数据,利用估计子波获得反褶积结果,并与其他反褶积结果进行对比。

3.1 合成数据

利用褶积模型合成单道地震记录,采样率为 2ms,子波模型由 3 个主频为 30Hz、2 个主频为 45Hz 的 Ricker 子波构成,相位分别为 0° (150ms)、 70° (250ms)、 30° (350ms)、 30° (350ms) 和 0° (450ms)。将合成的单道记录横向展开获得 20 道地震剖面(图 2a),同时为了考虑算法的鲁棒性,对合成记录添加方差为 0.1 的随机噪声(图 2b)。

为了验证方法的有效性,将本文方法与 Kurtosis 系数法以及未修正残差的在线字典学习法进行对比。Kurtosis 系数是地震记录的一种高阶统计量,利用 Kurtosis 系数最大值可估计子波的相位,子波的振幅谱可由地震记录的平均振幅谱近似得到,根据得到的相位和振幅谱可以重构子波。Kurtosis 系数法是一种典型的利用高阶统计量提取子波的方法。

图 3 为无噪声地震数据时变子波估计结果。由图可见:①总体上三种方法均可以估计时变子波,并且估计子波的波形与理论子波(图 3a)具有很强的相似性;②进一步仔细比较波形可以看出细微的差

异,具体表现为:利用 Kurtosis 系数法估计子波时,如果子波的峰度系数过小,可能无法准确提取相位^[8](图 3b 红圈位置)。利用未修正残差的在线字典学习法估计的子波存在过匹配问题,导致过度平滑(图 3c 红圈位置)。利用本文方法估计的子波(图 3d)与理论子波(图 3a)具有最佳的相似性,可以有效地估计时变地震子波。

图 4 为含方差为 0.1 的随机噪声的地震数据时变子波估计结果。由图可见:①利用本文方法

(图 4d)和 Kurtosis 系数法提取的子波(图 4b)相似度较高,且与理论子波(图 4a)具有较佳的相似性,但本文方法的效果比 Kurtosis 系数法更好,这是由于添加的是随机噪声,受到数据长度的影响,Kurtosis 系数法不能保证噪声的四阶谱为零;②利用未修正残差的在线字典学习法提取的子波(图 4c)效果较差,这是由于未对残差进行修正,而对字典进行学习时将残差中的噪声引入了字典原子。含噪地震数据测试表明本文方法具有鲁棒性。

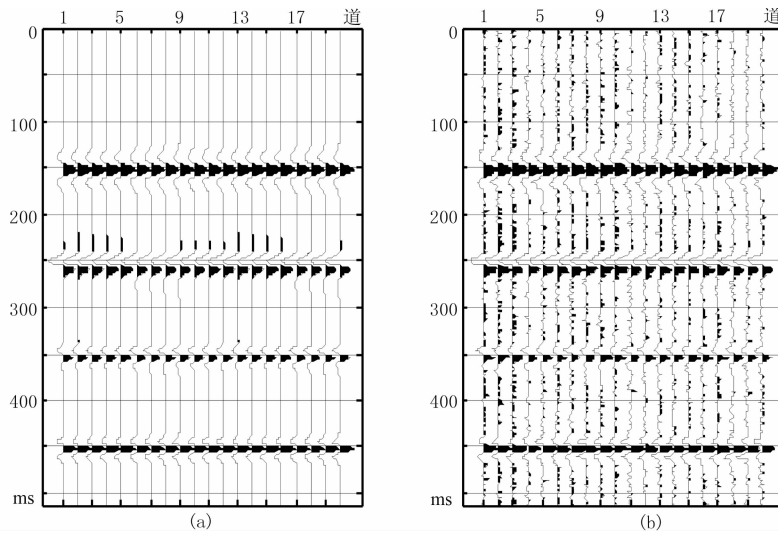


图 2 合成地震记录

(a) 无噪声地震记录; (b) 含方差为 0.1 的随机噪声的地震记录

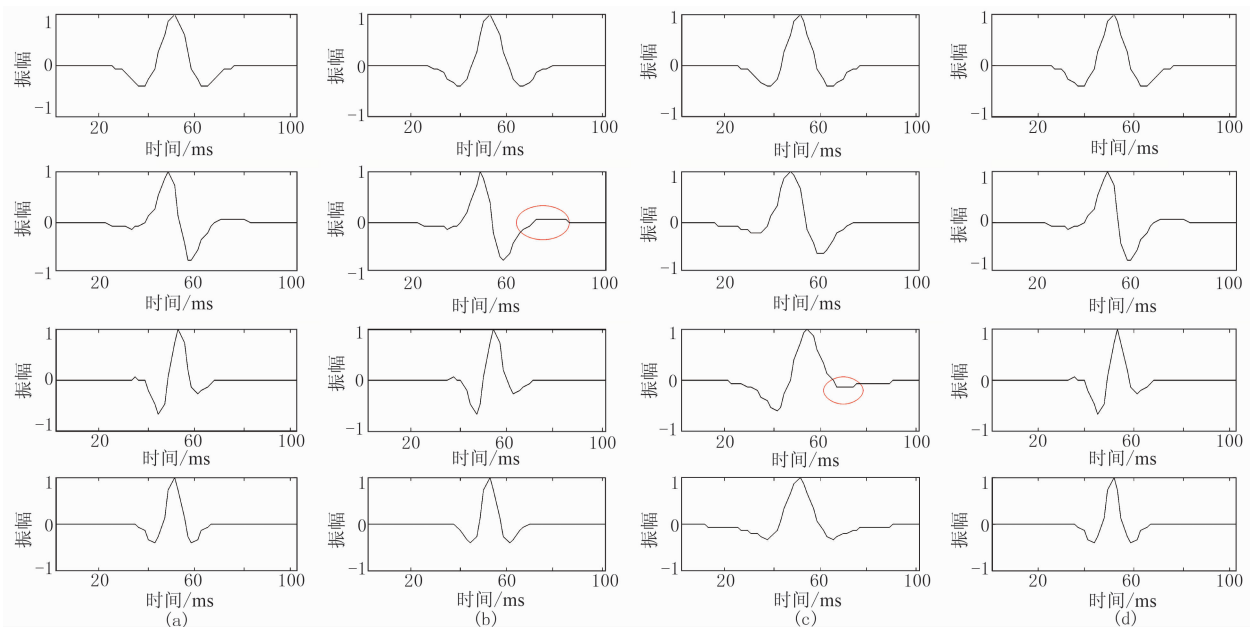


图 3 无噪声地震数据时变子波估计结果

(a) 理论子波; (b) Kurtosis 系数法; (c) 未修正残差的在线字典学习法; (d) 本文方法
 从上至下对应的时窗分别为 100~200ms、200~300ms、300~400ms、400~500ms(图 4 同)

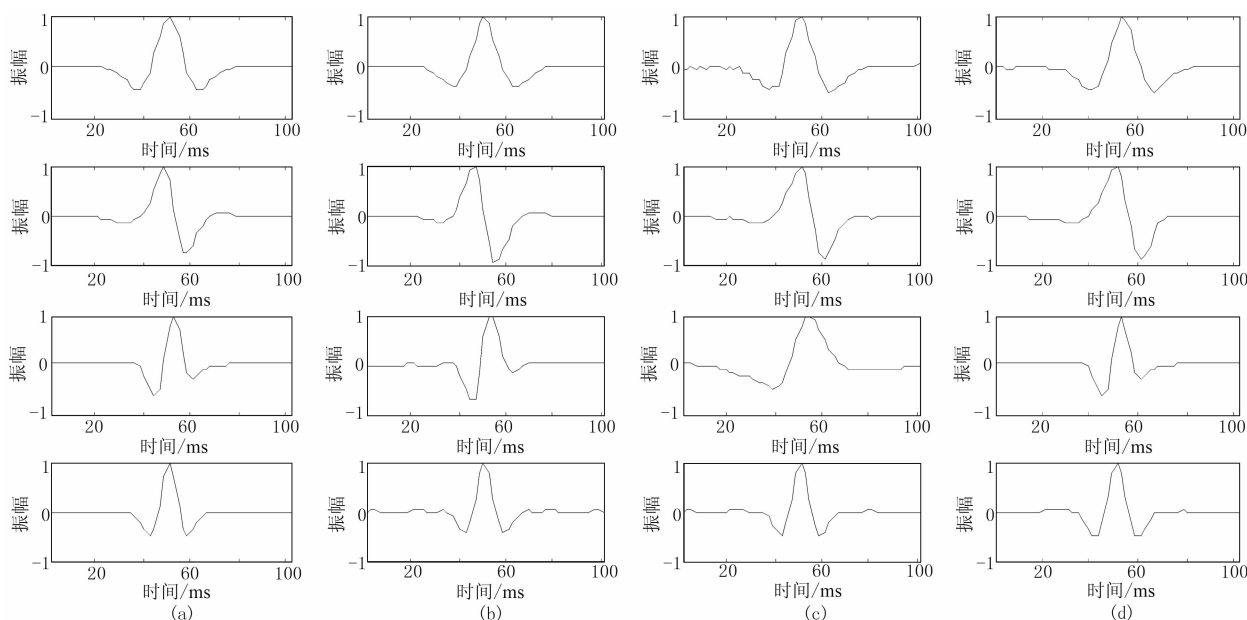


图 4 含方差为 0.1 的随机噪声的地震数据时变子波估计结果
(a)理论子波; (b)Kurtosis 系数法; (c)未修正残差的在线字典学习法; (d)本文方法

3.2 实际数据

为了测试算法的有效性,采用川东北 A 地区的实际地震资料(图 5a),采样间隔为 2ms。利用 Wiener 滤波在频域的反褶积结果检验子波的有效性,即

$$G_w(f) = \frac{W^*(f)}{|W(f)|^2 + \delta^2} \quad (13)$$

$$N(f) = X(f) \cdot G_w(f)$$

式中: $W(f)$ 为子波的频域表示,上标 * 表示复共轭; δ^2 为噪声方差; $G_w(f)$ 为子波的频域 Wiener

滤波; $X(f)$ 和 $N(f)$ 分别为地震记录的频域表示与频域反褶积结果。

频域反褶积的具体实现可以参见文献[8, 17]。频域反褶积通过分时窗提取子波,每个时窗的长度为 250ms,与其他时窗的交叠部分为 80%,利用该时窗内的记录合成表征该时窗统计特性的初始字典,并通过本文算法提取该时段的子波,同时选择相同的时窗利用 Kurtosis 系数法进行处理,以用于对比。图 5 为实际地震数据及频域反褶积伪彩色剖面。由图可见,本文方法获得的结果明显提高了分

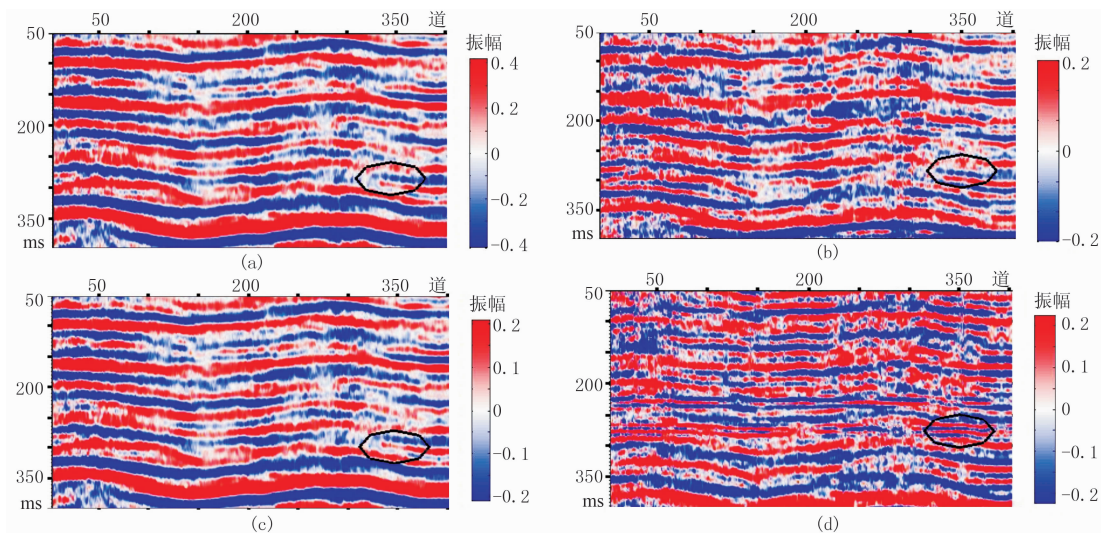


图 5 实际地震数据及频域反褶积伪彩色剖面
(a)实际地震剖面; (b)Kurtosis 系数法; (c)未修正残差的在线字典学习法; (d)本文方法

分辨率且具有较好的连续性(图 5d 黑圈内)。图 6 为实际地震数据估计时变子波结果。由图可见,本文方法估计的子波稳定性更好(图 6c)。图 7 为局部实际地震数据及反褶积剖面(第 200~250 道)。由图可见,利用本文方法估计的子波反褶积剖面的分辨率明显提高,部分模糊的同相轴得到增强,改善了剖面的连续性,证明本文方法估计的子波是有效的(图 7d 红圈内)。图 8 为图 7 数据第 225 道频谱分

析结果。由图可见:与原始数据频谱(图 8a)相比,经子波反褶积之后,频带都得到了拓宽,提高了剖面的分辨率(图 8b~图 8d);Kurtosis 系数法提取子波的频带(图 8b)拓宽程度明显不如其他两种方法(图 8c、图 8d);经子波反褶积之后,未修正残差的在线字典学习法的原始数据的高频噪声(80~120Hz)也被增强(图 8c 红圈内),而本文方法得到的结果并未使噪声能量增强,但频带得到拓宽(图 8d 红圈内)。

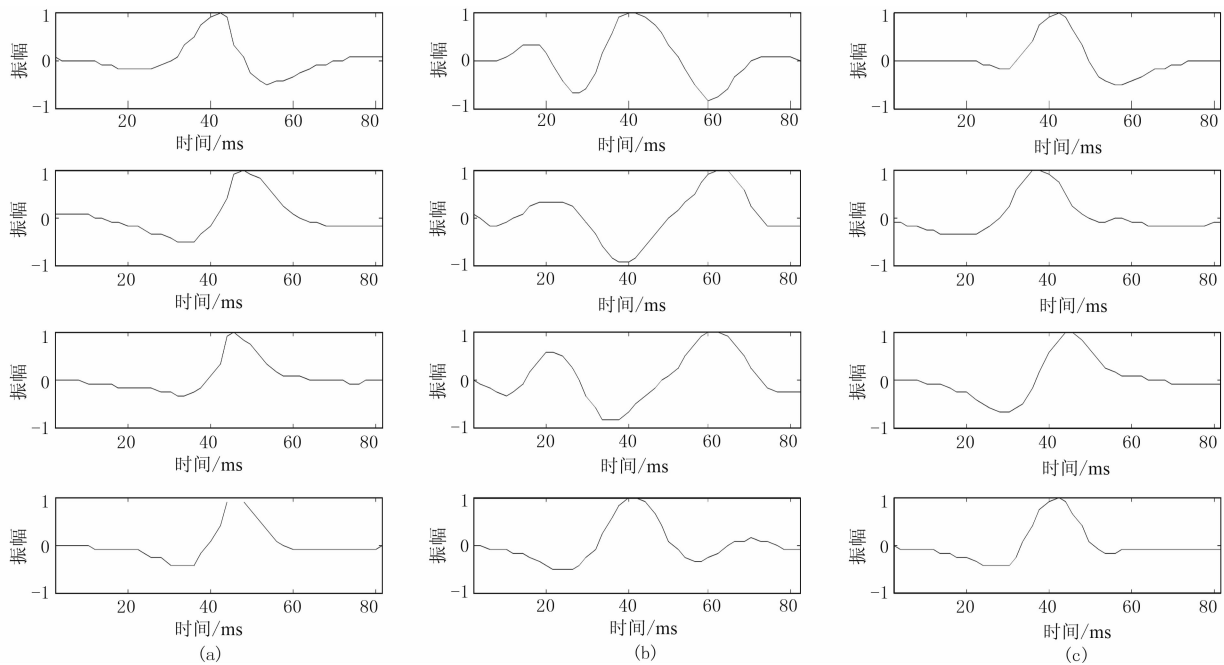


图 6 实际地震数据估计时变子波结果

(a) Kurtosis 系数法; (b) 未修正残差的在线字典学习法; (c) 本文方法

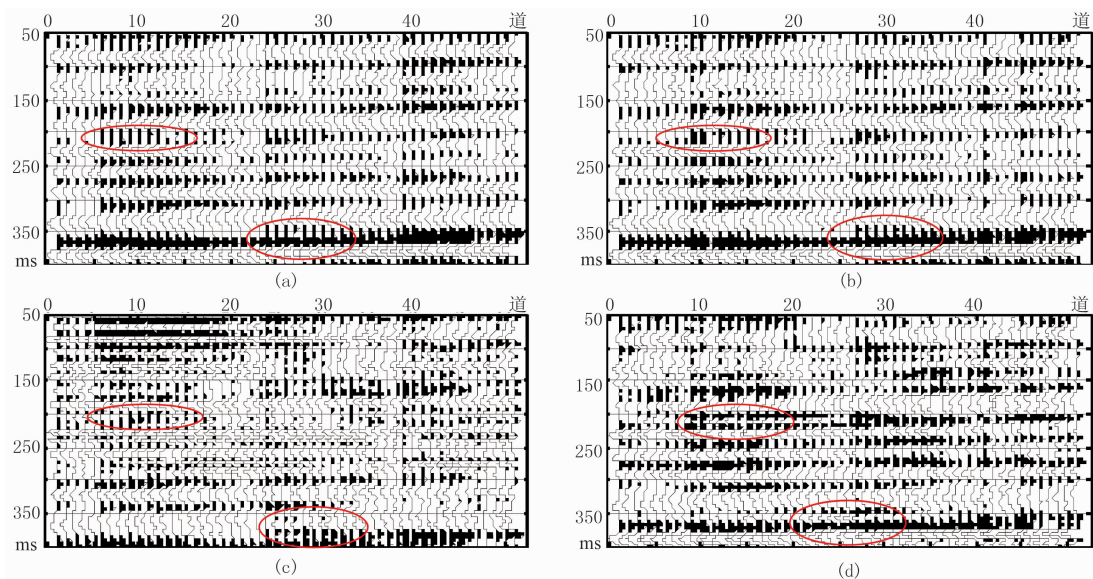


图 7 局部实际地震数据及反褶积剖面(第 200~250 道)

(a) 实际地震剖面; (b) Kurtosis 系数法; (c) 未修正残差的在线字典学习法; (d) 本文方法

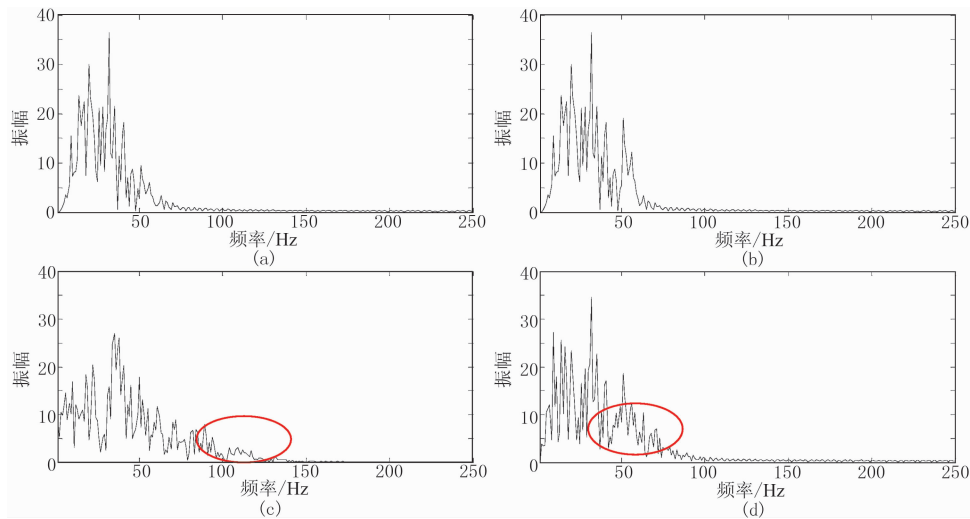


图 8 图 7 数据第 225 道频谱分析结果

(a)原始数据; (b)Kurtosis 系数法; (c)未修正残差的在线字典学习法; (d)本文方法

4 结论

本文提出了一种基于改进的在线字典学习的时变子波估计方法,与基于 Kurtosis 系数估计的方法不同,文中方法不依赖于待处理数据的峰度系数,在峰度系数特征无法准确获取的情况下可以有效地提取子波的时变信息。此外,通过对稀疏表示与训练数据的残差项进行滤波处理,降低了在线字典学习算法对噪声的敏感性。无噪声和含噪声合成数据的实验结果证明了本文方法的有效性,而且对噪声具有一定的鲁棒性。在针对实际地震记录的处理结果中,子波估计结果以及 Wiener 滤波的反褶积剖面 and 频谱分析也同样证明了本文方法的优越性,从而为时变子波估计提供了新思路。

尚需指出,本文的成果只限于理论认识。首先是滤波方法,虽然本文利用巴特沃斯滤波器取得了一定的效果,但是通过改进滤波器仍然可以提升子波的品质。其次是时窗选取问题,本文使用的实际记录具有相对平缓的反射面,故选择了矩形窗,而实际地震记录可能更加复杂。此外,子波的属性变化在深度方向上是非均匀的,因此一个随深度变化的时窗可以进一步提升子波估计的精度,针对复杂地震数据如何确定时窗长度及形状也是下一步研究的方向。

参 考 文 献

[1] 陈双全,李向阳.应用傅里叶尺度变换提高地震资料

分辨率.石油地球物理勘探,2015,50(2):213-218.

Chen Shuangquan, Li Xiangyang. Seismic resolution enhancement based on the scale characteristics of Fourier transform. OGP, 2015, 50(2): 213-218.

[2] van der Baan M. Time-varying wavelet estimation and deconvolution by Kurtosis maximization. Geophysics, 2008, 73(2): 11-18.

[3] 岳碧波,彭真明,洪余刚等.基于粒子群优化算法的叠前角道集子波反演.地球物理学报,2009,52(12): 3116-3123.

Yue Bibo, Peng Zhenming, Hong Yugang et al. Wavelet inversion of pre-stack seismic angle-gather based on particle swarm optimization algorithm. Chinese Journal of Geophysics, 2009, 52(12): 3116-3123.

[4] Zheng J, Peng S P, Liu M C et al. A novel seismic wavelet estimation method. Journal of Applied Geophysics, 2013, 90(1): 92-95.

[5] Yue B B, Peng Z M, Zhang Q H. Seismic wavelet estimation using covariation approach. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(12): 7495-7503.

[6] 戴永寿,王晓波,丁进杰等.自适应分段的时变子波估计方法.石油地球物理勘探,2015,50(4): 607-612.

Dai Yongshou, Wang Xiaobo, Ding Jinjie et al. Time-variant wavelet estimation based on adaptive segmentation. OGP, 2015, 50(4): 607-612.

[7] Chen G, Needell D. Compressed sensing and dictionary learning. Chapter 15 in Finite Frame Theory. Proceedings of Symposia in Applied American Mathematical Society, 2016, 73: 201-204.

[8] Engan K, Aase S O, Hakon Husoy J. Method of optimal directions for frame design. Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Phoenix, AZ, USA, 1999, 2443-2446.

[9] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for

- sparse representation. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [10] Mairal J, Bach F, Ponce J et al. Online learning for matrix factorization and sparse coding. The Journal of Machine Learning Research, 2010, 11(1): 19-60.
- [11] Skretting K, Engan K. Recursive least squares dictionary learning algorithm. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(4): 2121-2130.
- [12] Naderahmadian Y, Tinati M A, Beheshti S. Generalized adaptive weighted recursive least squares dictionary learning. Signal Processing, 2016, 118(1): 89-96.
- [13] Tang Gang, Ma Jianwei, Yang Huizhu. Seismic data denoising based on learning-type overcomplete dictionaries. Applied Geophysics, 2012, 9(1): 27-32.
- [14] Rebollo N L, Lowe D. Optimized orthogonal matching pursuit approach. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(4): 137-140.
- [15] 程杰, 郭波, 郑建雄等. 子波分解技术在南贝尔凹陷北洼槽储层预测中的应用. 石油地球物理勘探, 2011, 46(增刊 1): 76-79.
Cheng Jie, Guo Bo, Zheng Jianxiong et al. Multi-wavelet decomposition, reservoir prediction, characteristic of amplitude spectrum, component of wave pattern, seismic attenuation, hydrocarbon detection. OGP, 2011, 46(S1): 76-79.
- [16] 代双和, 陈志刚, 于京波等. 多子波分解与重构技术在阿尔及利亚 TKT-NGS 油田储层描述中的应用. 石油地球物理勘探, 2011, 46(1): 103-109.
Dai Shuanghe, Chen Zhigang, Yu Jingbo et al. Application of multi-wavelet decomposition and reconstruction technique in reservoir characterization in TKT-NGS oilfield, Algeria. OGP, 2011, 46(1): 103-109.
- [17] Berkhout A. Least-squares inverse filtering and wavelet deconvolution. Geophysics, 1977, 42(7): 1369-1383.

(本文编辑: 刘勇)

作者简介



孔德辉 博士研究生, 1988年生; 2011年毕业于电子科技大学电子科学与技术专业, 获学士学位; 现在电子科技大学光电信息学院攻读信号与信息处理专业博士学位, 主要从事压缩感知及稀疏表示方面的理论和方法研究。

本期广告索引

东方地球物理公司	封 2, 插 1
东方地球物理公司研究院处理中心	插 2~4
环波软件公司	插 5, 6
中油油气勘探软件国家工程研究中心有限公司	插 8, 9
斯伦贝谢科技服务(北京)有限公司	插 10, 11
中国石油勘探开发研究院西北分院	插 12, 13
中国石化胜利油田物探研究院	插 14, 15
大庆钻探工程公司地球物理勘探公司	插 16, 17
东方地球物理公司研究院地质研究中心	插 18, 19, 封 4
东方地球物理公司油藏地球物理研究中心	插 20, 21
CNPC 物探重点实验室	插 22, 封 3