第 44 卷 第 5 期
2017 年 5 月

计 算 机 科 学
COMPUTER SCIENCE

Vol. 44 No. 5
May 2017

基于单位超球面上 Mean Shift 聚类的地震子波盲估计

萧蕴诗[1] 赵彦青[1] 程 成[2]
(同济大学电子与信息工程学院 上海 201804)[1] (苏州科技大学电子与信息工程学院 苏州 215009)[2]

摘 要 石油勘探领域中,地震信号可以看作地震子波与地震反射系数的褶积。由于缺乏先验知识,地震反褶积本质上是一个盲过程。针对带状独立分量分析方法估计子波的多解性,以及地震子波的单位模长约束。对子波空间进行了单位超球面建模,进而研究了这种特定几何空间的黎曼度量及梯度,并由此构造了单位超球面上的 Mean Shift 聚类算法,最后依据聚类结果求取子波平均。模型实验与实际资料应用结果表明,与带状独立分量分析方法估计的地震子波相比,通过该方法估计的地震子波保真度更高,与设计子波相似度更高,反褶积处理后能够有效提高地震资料的分辨率。

关键词 盲反褶积,地震子波,单位超球面,黎曼梯度,Mean Shift 聚类

中图法分类号 TP911,O186 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.006

Blind Estimation of Seismic Wavelet on Unit Hypersphere with Mean Shift

XIAO Yun-shi[1] ZHAO Yan-qing[1] CHENG Cheng[2]
(School of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)[1]
(School of Electronic and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China)[2]

Abstract Seismic data can be described by convolution of seismic wavelet and reflectivity sequence in seismic exploration. Seismic deconvolution is essentially a blind process due to lack of priori knowledge. Wavelet estimation by BICA has multiple solutions and the solutions conform to unit norm constraint. In this paper, a wavelet space model was established on unit hypersphere and its riemannian metric and gradient were studied, then a Mean Shift clustering algorithm on unit hypersphere was presented and an average wavelet can be estimated by the clustering result. Results of synthetic data and real data show that, compared with the BICA method, estimated wavelet has higher fidelity and similarity to the designed wavelet, and real data have higher resolution after deconvolution.

Keywords Blind deconvolution, Seismic wavelet, Unit hypersphere, Riemannian gradient, Mean Shift clustering

1 引言

石油勘探领域中,借助激发的人工震源和地面上放置的检波器来接收来自地下的地震波数据,通过分析、处理这些地震数据可以了解地层的相关信息。这里,检波器接收到的数据实际上是由未知的震源子波信号经过地层过滤,并与噪声混合得到的。依据线性系统假设,接收到的地震数据可以看成是震源信号即地震子波与地层反射系数序列实施褶积后叠加噪声的结果[1],其数学模型如下:

$$x(t)=\omega(t)*r(t)+n(t) \tag{1}$$

其中,t 为反射波旅行时间,$x(t)$ 为地震记录,$\omega(t)$ 为地震子波,$r(t)$ 为地层反射系数,$n(t)$ 为噪声。

长期以来,该褶积模型广泛用于描述地震信号。传统的方法是假设反射系数是白噪序列、地震子波是最小相位子波,根据地震记录的自相关性,同时使用维纳滤波、脉冲反褶积、预测反褶积等方法来估计子波特征。而长期的实践表明,地震子波是混合相位的,反射系数序列也是有色的。由于对地震子波 $\omega(t)$ 和反射系数 $r(t)$ 的先验知识知之甚少,因此利用接收的地震记录实施反褶积基本上是一个盲过程,属于盲反褶积的范畴。盲反褶积的算法众多,从早期针对单通道情况进行源信号恢复的 Bussgang 算法[2],到用于瞬时混叠信号盲分离的 H-J 算法,再到基于高阶累计量的盲反褶积方法[3],在各个领域均得到了广泛应用。近年来在地震勘探领域,Nsiri 提出了针对长震源子波的两步法盲反褶积[4];Santamaria 等提出了基于自适应高斯混合模型的地震数据反褶积[5];Luo 等提出了针对地震数据的盲辨识技术[6];Li 等提出了基于变分贝叶斯方法的地震数据盲反褶积[7];Sun 等从地震信号的非稳态褶积模型出发,提出了基于对数域 Gabor 反褶积与稀疏约束的反褶积技术[8];Nasser 假设地震反射系数是稀疏的,提出了一种地表一致性子波盲估计方法[9]。此外,孟小红等引入具有稀疏特性的反射系数惩罚项,实现了地震子波和反射系数的同时估计[10];蔡连芳等提出了基于峭度最大化

到稿日期:2016-07-10 返修日期:2016-10-23

萧蕴诗(1946—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为信号处理、智能控制理论等;赵彦青(1981—),男,博士生,主要研究方向为盲信号处理、地震信号处理等;程 成(1980—),男,博士,主要研究方向为盲源分离、机器学习等。

的地震盲反褶积方法[11]；张繁昌等采用修正的柯西准则建立反射系数稀疏约束进行地震盲反褶积处理[12]。

2003年，Kaplan等将独立成分分析引入地震子波提取，并提出了一种称为带状独立成分分析(BICA)[13]的反褶积方法。由于具有并行化结构，BICA克服了原有反褶积方法收敛速度慢的缺点，体现了一定的优越性。然而，BICA也有不足之处，即ICA的并行结构也给反褶积的子波提取增加了难度。每次ICA后，会分离出大量备选子波。为了克服子波提取的多解性，文献[13]构造了基于最小二乘的选取原则，由于子波的时移效应，依据该方法所提取出的子波通常并不是最优的。针对该问题，文献[14]利用褶积模型提供的附加信息从中优选出最佳的反射系数序列及相应的地震子波，但优选出的子波在振幅和相位上均有一定的偏差；文献[15]提出了单位超球面上的二元聚类算法，对子波进行聚类平均，能够恢复子波的振幅谱信息。本文将首先介绍带状独立成分分析的基本原理，然后讨论单位超球面的几何结构，最后提出一种单位超球面上的Mean Shift聚类方法，并将其用于子波聚类平均。实验表明，通过本文所提方法得到的地震子波具有更高的保真性，反褶积效果也更明显。

2 带状独立成分分析的基本原理

考虑无噪的地震褶积模型，地震记录可以写成矩阵形式：

$$As=x \tag{2}$$

其中，$s^{\mathrm{T}}=(r(t_1)r(t_2)\cdots r(t_n))$表示反射系数向量；$x^{\mathrm{T}}=(x(t_1)x(t_2)\cdots x(t_n))$代表地震记录向量；$A$是一个下三角带状矩阵，由延地震子波的各阶时延构成，简单表示为：

$$A=(N_1h\ N_2h\ \cdots\ N_nh) \tag{3}$$

其中，$h^{\mathrm{T}}=(h(t_1)\ h(t_2)\ \cdots\ h(t_{nw}))$表示地震子波，$nw$是子波长度，而$N_i$表示$i-1$步延迟矩阵。

在反射系数序列相互独立的假设下，式(1)可以看成标准的瞬时ICA模型。本质上，ICA是一种统计学习过程，各独立成分的单次实现并不能充分描述其各自的统计特性，因而考虑对信号延迟的策略。令$S^{\mathrm{T}}=(z^{n-1}sz^{n-2}s\cdots zss)$，$X^{\mathrm{T}}=(z^{n-1}xz^{n-2}x\cdots zxx)$，其中$z^i$是第$i$步延迟算子。比较式(2)，可得：

$$AS=X \tag{4}$$

ICA的过程中，首先对信号进行白化处理，再根据独立性指标来确定旋转矩阵，实现对源信号的估计，此过程可以表示为：

$$Wx=z \tag{5a}$$

$$y=Qz=Bx \tag{5b}$$

其中，W为白化矩阵，z为白化数据，Q为旋转矩阵，B为整体分离矩阵，y是对源信号s的估计。

另外定义一个新的矩阵$P=(p_1p_2\cdots p_n)$，使其满足$Py=x$。由于y是s的一个估计，因此矩阵P和A可以认为是相同作用的映射。结合式(5)可得：

$$Q^{\mathrm{T}}=WP \tag{6}$$

即$q_i=Wp_i$，其中q_i是矩阵Q^{T}的第i列。对单道独立分量进行提取，可得：

$$y_i=q_i^{\mathrm{T}}z=(Wp_i)^{\mathrm{T}}z=(WN_ih)^{\mathrm{T}}z=h^{\mathrm{T}}N_i^{\mathrm{T}}W^{\mathrm{T}}z=h^{\mathrm{T}}\tilde{x} \tag{7}$$

其中，$\tilde{x}=N_i^{\mathrm{T}}W^{\mathrm{T}}z$是一个$nw$阶向量。经过$N_i$的作用，原先的$N$阶ICA问题转换成了$nw$阶ICA问题。

将$\tilde{x}$作为新的观测向量，可以得到一个低维的nw阶ICA问题：

$$\tilde{y}=\tilde{B}\tilde{x} \tag{8}$$

其中，$\tilde{B}^{\mathrm{T}}=(\tilde{h}_1\tilde{h}_2\cdots\tilde{h}_{nw})$是一个$nw$阶方阵。这样，给定$\tilde{x}$，利用ICA算法即可得到$\tilde{y}$和$\tilde{B}$。根据以上分析，此刻$\tilde{y}$中的某个分量就对应式(7)中的$y_i$，而矩阵$\tilde{B}$中相应的行$\tilde{h}_i$就对应式(7)中的$h$即地震子波。

上述算法即为B-ICA算法。值得注意的是，该算法会产生nw个独立分量，即有nw组地震子波。对于地震资料单炮数据而言，通常认为地震子波是统一的，但由于子波的时移与ICA的不确定性，简单对子波进行平均显然是不合理的，因此本文提出一种单位超球面的Mean Shift聚类方法来实现单位超球面上的子波聚类平均。

3 单位超球面的Mean Shift聚类方法

3.1 问题描述

欧氏空间R^p中的单位超球面可以表示为：

$$S^{p-1}=\{x\in R^p\,|\,x^{\mathrm{T}}x=1\} \tag{9}$$

利用R^p中的标准内积，任意$x\in S^{p-1}$处的仿射空间可以正交分解为切空间和法空间的直和。其中x点处的切空间可以表示为：

$$T_xS^{p-1}=\{v\in R^p\,|\,v^{\mathrm{T}}x=0\} \tag{10}$$

而法空间平行于向量x，因此具有形式：

$$N_xS^{p-1}=\{\alpha x\,|\,\alpha\in R^p\} \tag{11}$$

作为R^p中的一个嵌入子流形，可以对x处的切空间T_xS^{p-1}赋予一个诱导度量，使其局部欧氏化。该诱导度量具有如下形式：

$$\langle v_1,v_2\rangle_x^{S^{p-1}}=\langle v_1,v_2\rangle_x^{R^p}=v_1^{\mathrm{T}}v_2 \tag{12}$$

设f是S^{p-1}上的一个光滑实值函数。作为R^p中的一个嵌入子流形，f也可以看作是R^p中的一个函数。根据诱导度量式(12)，f所对应的黎曼梯度$\nabla_{\parallel}f\in T_xS^{p-1}$定义为满足如下约束的切向量：

$$\langle v,\nabla_{\parallel}f\rangle_x^{S^{p-1}}=v^{\mathrm{T}}\frac{\partial f}{\partial x} \tag{13}$$

其中，∂f是f在R^p中的常规梯度，而v是T_xS^{p-1}中的任意一个切向量。

由于T_xS^{p-1}被赋予与R^p相同的内积形式，因此由式(13)可得$\langle v,\nabla_{\parallel}f-\frac{\partial f}{\partial x}\rangle=0$，该式说明$\nabla_{\parallel}f-\frac{\partial f}{\partial x}$与$x$平行，即存在$\alpha\in R^p$使得$\nabla_{\parallel}f-\frac{\partial f}{\partial x}=\alpha x$。经过计算可得，$\alpha=-x^{\mathrm{T}}\frac{\partial f}{\partial x}$。因此$f$在$x$点处的黎曼梯度公式为：

$$\nabla_{\parallel}f=(I_p-xx^{\mathrm{T}})\frac{\partial f}{\partial x} \tag{14}$$

其中，I_p代表p阶单位矩阵。根据内积定义，黎曼梯度$\nabla_{\parallel}f$可以看作常规梯度$\frac{\partial f}{\partial x}$在切空间$T_xS^{p-1}$中的投影。

3.2 Mean Shift聚类方法

假设有N个数据点$x_i(i=1,\cdots,N)$，且满足$x^{\mathrm{T}}x=1$，即

所有 x_i 在单位超球面 S^{p-1} 上满足单位模长约束。假设 f 是定义在 S^{p-1} 上的光滑函数，其黎曼梯度 $\nabla_{\parallel} f$ 可由式(14)进行描述。

根据文献[16]，S^{p-1} 上与上述黎曼梯度相容的距离函数为：

$$d(x,x_i)=\arccos(x^{\mathrm{T}}x_i) \tag{15}$$

则 d 关于 x 的黎曼梯度为：

$$\nabla_{\parallel} d=\frac{-(I_p-xx^{\mathrm{T}})x_i}{\sqrt{1-(x^{\mathrm{T}}x_i)^2}} \tag{16}$$

参照文献[17]，假设在 S^{p-1} 上 $x_i(i=1,\cdots,N)$ 的核密度估计函数为：

$$f=\frac{c_{k,p}}{N\,h^p}\sum_{i=1}^{N}K((\frac{d(x,x_i)^2}{h})) \tag{17}$$

其中，$c_{k,p}$ 是密度函数的归一化系数。

对式(17)求取黎曼梯度可得：

$$\nabla_{\parallel} f=S(\frac{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{d(x,x_i)}{h})^2)\frac{\arccos(x^{\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x^{\mathrm{T}}x_i)^2}}x_i}{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{d(x,x_i)}{h})^2)\frac{(x^{\mathrm{T}}x_i)\arccos(x^{\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x^{\mathrm{T}}x_i)^2}}}-x) \tag{18}$$

其中，$g(x)=-K'(x)$，$S=\frac{2c_{k,p}}{Nh^{p+2}}(\sum_{i=1}^{N}g((\frac{d(x,x_i)}{h})^2)\frac{(x^{\mathrm{T}}x_i)\arccos(x^{\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x^{\mathrm{T}}x_i)^2}})$。$\nabla_{\parallel} f$ 即为向量 x 的位移向量。由于 S 仅是标量，因此位移向量正比于

$$\mathrm{sign}(S)(\frac{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{d(x,x_i)}{h})^2)\frac{\arccos(x^{\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x^{\mathrm{T}}x_i)^2}}x_i}{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{d(x,x_i)}{h})^2)\frac{(x^{\mathrm{T}}x_i)\arccos(x^{\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x^{\mathrm{T}}x_i)^2}}}-x) \tag{19}$$

假设当前位置向量为 x_k，则其更新向量 x_{k+1} 可以写为：

$$x_{k+1}=x_k+\mathrm{sign}(S)(\frac{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{\arccos(x_k^{\mathrm{T}}x_i)}{h})^2)\frac{\arccos(x_k^{\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x_k^{\mathrm{T}}x_i)^2}}x_i)}{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{\arccos(x_k^{\mathrm{T}}x_i)}{h})^2)\frac{(x_k^{\mathrm{T}}x_i)\arccos(x_k^{\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x_k^{\mathrm{T}}x_i)^2}}}-x_k) \tag{20}$$

由于单位模长约束，还需将 x_{k+1} 进行归一化。

总结上述过程可得 S^{p-1} 上的 Mean Shift 迭代格式如下。

1)给定 N 个数据点 $x_i(i=1,\cdots,N)$，并任意选定 M 个初始点 $x^m(m=1,\cdots,M)$，令 $x^m=x_1^m$。

2)对每个 m，其更新公式为：

$$x_{k+1}^m=x_k^m+\mathrm{sign}(S)(\frac{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{\arccos(x_k^{m\mathrm{T}}x_i)}{h})^2)\frac{\arccos(x_k^{m\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x_k^{m\mathrm{T}}x_i)^2}}x_i}{\sum_{i=1}^{N}g((\frac{\arccos(x_k^{m\mathrm{T}}x_i)}{h})^2)\frac{(x_k^{m\mathrm{T}}x_i)\arccos(x_k^{m\mathrm{T}}x_i)}{\sqrt{1-(x_k^{m\mathrm{T}}x_i)^2}}}-x_k^m) \tag{21}$$

3)对 x_{k+1}^m 归一化得：

$$x_{k+1}^m=\frac{x_{k+1}^m}{\parallel x_{k+1}^m\parallel} \tag{22}$$

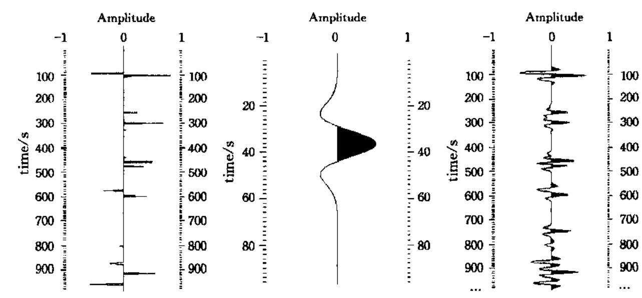
4)如果 x_k^m 与 x_{k+1}^m 的差异小于事先给定的阈值，则停止迭代，否则返回步骤 2)。

经过上述聚类后，对地震子波求取平均可以看成是仅对一类数据求取聚类中心的过程。本文采用文献[15]中的计算方法进行子波平均，在此不再赘述。

4 数值计算

4.1 模型数据试算

图 1(a)为随机产生的反射系数序列，共 500 个采样点，采样间隔时间为 1ms。图 1(b)为主频为 30Hz 的零相位 ricker 子波，共 100 个采样点，采样间隔时间为 1ms。经过二者褶积，得到如图 1(c)所示的模拟地震记录。



(a)随机反射系数　　(b)ricker 子波　　(c)模拟地震记录

图 1　通过随机反射系数、ricker 子波褶积得到的模拟地震记录

图 2 是应用 BICA 算法估计的 30 个候选地震子波。由图 2 可知，由于 ICA 算法自身的不确定性，BICA 算法估计的多个地震子波在振幅与相位上差异较大，如果直接平均，会明显降低子波的分辨率。图 3 示出了采用本文方法聚类后估计的地震子波与 ricker 子波的对比。由图 3 可知，经过单位超球面上的 Mean Shift 聚类后估计的地震子波与 ricker 子波具有更高的相似度。

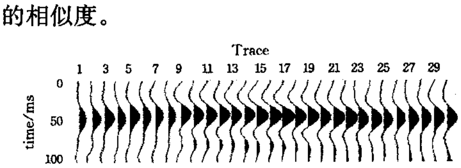
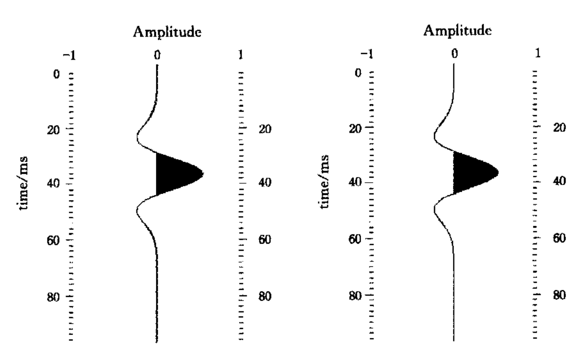


图 2　BICA 估计的候选子波



(a)Mean Shift 聚类子波　　(b)ricker 子波

图 3　Mean Shift 聚类后的子波与 ricker 子波的对比

4.2 实际资料应用

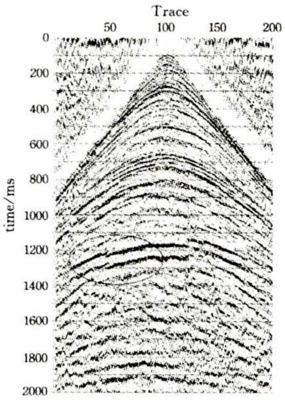
采用我国东部地区采集的实际地震数据作为实际资料，处理步骤如下：

1)对于每一地震道，采用 BICA 方法提取候选子波。

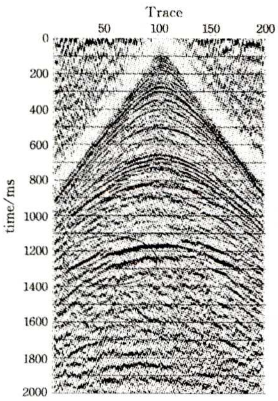
2)对于每一地震道的候选子波,采用本文方法进行 Mean Shift 子波估计。

3)通过估计的子波,采用传统方法对原始地震数据进行反褶积处理,以提高资料分辨率。

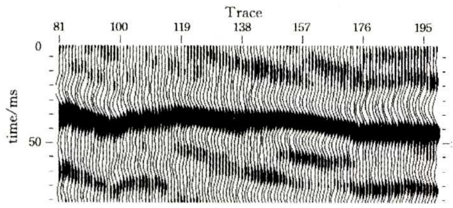
原始地震数据如图 4(a)所示,通过每一道估计的地震子波对原始地震数据反褶积后的结果如图 4(b)所示,估计的每一道的地震子波如图 4(c)所示。由图 4 可知,采用本文方法估计的地震子波振幅、相位具有较好的一致性。反褶积的结果表明,该方法能够有效提高地震资料的分辨率。



(a)原始地震数据



(b)反褶积结果



(c)估计的各道地震子波

图 4 实际资料的应用效果

结束语 本文基于地震资料褶积模型,针对 BICA 估计地震子波多解性的问题,提出了单位超球面上的 Mean Shift 子波聚类方法,对地震子波进行聚类平均,从而提高了地震子波估计的精度,改进了 BICA 用于盲反褶积的性能。模型试算与实际资料应用结果表明,该方法能够较准确地估计出地震子波,反褶积后的地震资料分辨率明显得到提高。值得注意的是,本文仍采用无噪褶积模型进行 BICA 子波估计,由于 BICA 对噪音比较敏感,含噪褶积模型的地震子波估计是下一步的研究方向。

参 考 文 献

[1] LIU X W, LIU H. Survey on seismic blind deconvolution[J]. Progress in Geophysics, 2003, 18(2): 203-209. (in Chinese)
刘喜武,刘洪. 地震盲反褶积综述[J]. 地球物理学进展, 2003, 18(2): 203-209.

[2] BELLINI S. Bussgang techniques for blind deconvolution and equalization[D]. Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1994: 8-52.

[3] LIU J, HE Z Y. A survey of blind source separation and blind deconvolution[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(4): 570-576. (in Chinese)
刘琚,何振亚. 盲源分离和盲反卷积[J]. 电子学报, 2002, 30(4): 570-576.

[4] NSIRI B, CHONAVEL T, BOUCHER J M, et al. Blind submarine seismic deconvolution for long source wavelets[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2007, 32(3): 729-743.

[5] SANTAMARIA I, PANTALEON C J, IBANEZ J, et al. Deconvolution of Seismic Data Using Adaptive Gaussian Mixtures[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(2): 855-859.

[6] LUO H, LI Y D. The application of blind channel identification techniques to prestack seismic deconvolution[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(10): 2082-2089.

[7] LI Y, ZHANG G. Blind seismic deconvolution using variational Bayesian method[J]. Journal of Applied Geophysics, 2014, 110: 82-89.

[8] SUN X K, SUN Z D, XIE H W. Nonstationary sparsity-constrained seismic deconvolution[J]. Applied Geophysics, 2014, 11(4): 459-467.

[9] KAZEMI N, BONGAJUM E, SACCHI M D. Surface-Consistent Sparse Multichannel Blind Deconvolution of Seismic Signals[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(6): 3200-3207.

[10] MENG X H, WU H Z, LIU G F. Study of blind deconvolution and application of method[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2005, 40(6): 642-645. (in Chinese)
孟小红,吴何珍,刘国峰. 盲源反褶积方法与应用研究[J]. 石油地球物理勘探, 2005, 40(6): 642-645.

[11] CAI L F, TIAN X M. Seismic blind deconvolution method based on kurtosis maximization[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2012, 51(1): 30-36. (in Chinese)
蔡连芳,田学民. 基于峭度最大化的地震盲反褶积方法[J]. 石油物探, 2012, 51(1): 30-36.

[12] ZHANG F C, LIU J, YIN X Y. Modified Cauchy constrained seismic blind deconvolution[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2008, 43(4): 391-396. (in Chinese)
张繁昌,刘杰,印兴耀. 修正柯西约束地震盲反褶积方法[J]. 石油地球物理勘探, 2008, 43(4): 391-396.

[13] KAPLAN S T, ULRYCH T J. Blind deconvolution and ICA with a banded mixing matrix[C]//4th International Symposium on ICA and Blind Signal Separation. 2003: 223-228.

[14] LIU X W, GAO W, ZHANG N, et al. ICA with banded mixing matrix based seismic blind deconvolution[J]. Progress in Geophysics, 2007, 22(4): 1153-1163. (in Chinese)
刘喜武,高伟,张宁,等. 基于带状混合矩阵 ICA 实现地震盲反褶积[J]. 地球物理学进展, 2007, 22(4): 1153-1163.

[15] CHENG C, XIAO Y S, YUE J G. Clustering algorithm for two classes on unit Hypersphere[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 80-84. (in Chinese)
程成,萧蕴诗,岳继光. 单位超球面上的二元聚类算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 80-84.

[16] NEILL B O. Elementary differential geometry[M]. New York: Academic, 1966.

[17] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.