



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103901467 A

(43) 申请公布日 2014. 07. 02

(21) 申请号 201410100235. 8

(22) 申请日 2014. 03. 18

(71) 申请人 中国石油集团川庆钻探工程有限公
司地球物理勘探公司

地址 610213 四川省成都市双流县华阳镇华
阳大道一段 216 号川庆地球物理勘探
公司科技部

(72) 发明人 陈小二 王颀 邹文 张洞君
范昆 王静 赵尧 巫盛洪 巫骏

(74) 专利代理机构 北京铭硕知识产权代理有限
公司 11286

代理人 张云珠 张川绪

(51) Int. Cl.

G01V 1/28(2006. 01)

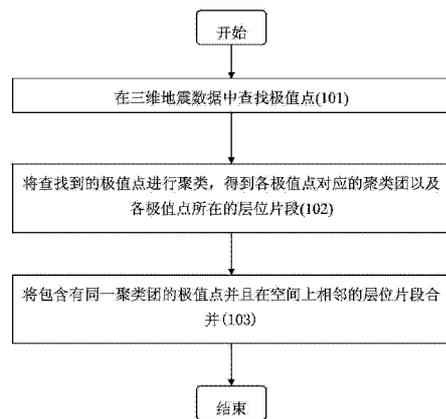
权利要求书1页 说明书4页 附图2页

(54) 发明名称

三维地震数据层位追踪的方法

(57) 摘要

本发明公开了一种三维地震数据层位追踪的方法,包括:A)在三维地震数据中查找极值点;B)将查找到的极值点进行聚类,得到各极值点对应的聚类团以及各极值点所在的层位片段;C)将包含有同一聚类团的极值点并且在空间上相邻的层位片段合并。根据本发明,可以实现对层位的自动追踪,全过程无需人工干预,可以得完整、连续的层位。



1. 一种三维地震数据层位追踪的方法,包括:
 - A) 在三维地震数据中查找极值点;
 - B) 将查找到的极值点进行聚类,得到各极值点对应的聚类团以及各极值点所在的层位片段;
 - C) 将包含有同一聚类团的极值点并且在空间上相邻的层位片段合并。
2. 根据权利要求 1 所述的方法,其中,在步骤 B) 中,根据基于密度的聚类算法,将查找到的极值点分成不同的簇,一个簇相当于一个层位片段。
3. 根据权利要求 1 所述的方法,其中,在步骤 B) 中,根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类,得到各极值点对应的聚类团。
4. 根据权利要求 3 所述的方法,其中,步骤 B) 中根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类的步骤包括,根据切比雪夫正交多项式拟合得出每个极值点的波形特征系数。
5. 根据权利要求 4 所述的方法,其中,步骤 B) 中根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类的步骤还包括,根据波形特征系数建立混合高斯模型进行聚类。
6. 根据权利要求 5 所述的方法,其中,步骤 B) 中根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类的步骤还包括,通过最大似然方法得到混合高斯模型的参数的估计值,所述参数的估计值用于代入混合高斯模型对极值点进行聚类。

三维地震数据层位追踪的方法

技术领域

[0001] 本发明涉及地震勘探资料解释领域。更具体地讲,涉及三维地震数据层位追踪的方法。

背景技术

[0002] 层位解释(层位追踪)是地质资料解释的重要环节。通过层位解释可以探测出地下结构,为发掘地下储层提供支持。目前主要是采用人工或是半自动追踪层位,目前的方法主要还是依靠人工参与,带来的问题是人工参与解释必然会受到主观的经验限制;面对越来越大的地震数据,人工解释的效率很低,每次只能为少数目的层位提供解释,成为了地震解释中的瓶颈;并且人工解释的精度不高,难以为后续精确的地震资料解释工作提供基础数据。随着层位追踪方法的不断研究和改进,依赖于计算机实现的层位追踪算法不断提出,追踪的效率和效果都有所改进。

[0003] 但是,现有方法存在一些问题,比如,复杂地质环境下追踪效果差,得到的层位不完整,需要人工连接和填充,不能实现全自动。目前有一种常用的、简单而快速的层位追踪法,该方法利用隐含的马尔科夫(Markov)理论模型进行回波时延的跟踪来提取反射层,地下各媒质层的某点的回波时延的变化常常只与前一点的时延有关,与更前一点的时延变化无关,这样就可以利用前面各点界面时延的已知的先验信息,通过各点间时延隐含的Markov链的关系,检测出下一点回波时延,从而完成对回波时延的跟踪。但是这种方法只适用于结构简单的、平坦的、回波信号强烈的地下媒质层,对于稍微复杂的界面结构(如空洞、塌陷等)或者回波信号很弱时追踪结果很差。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种三维地震数据层位追踪的方法。

[0005] 本发明的一方面提供一种三维地震数据层位追踪的方法,包括,A)在三维地震数据中查找极值点;B)将查找到的极值点进行聚类,得到各极值点对应的聚类团以及各极值点所在的层位片段;C)将包含有同一聚类的极值点的在空间上相邻的层位片段合并。

[0006] 优选地,在步骤B)中,根据基于密度的聚类算法,将查找到的极值点分成不同的簇,一个簇相当于一个层位片段。

[0007] 优选地,在步骤B)中,根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类,得到各极值点对应的聚类团。

[0008] 优选地,步骤B)中根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类的步骤包括,根据切比雪夫正交多项式拟合得出每个极值点的波形特征系数。

[0009] 优选地,步骤B)中根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类的步骤还包括,根据波形特征系数建立混合高斯模型进行聚类。

[0010] 优选地,步骤B)中根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类的步骤还包括,通过最大似然方法得到混合高斯模型的参数的估计值,所述参数的估计值用于代入混

合高斯模型对极值点进行聚类。

[0011] 根据本发明,可以实现对层位的自动追踪,全过程无需人工干预,可以得到完整、连续的层位。

[0012] 将在接下来的描述中部分阐述本发明另外的方面和 / 或优点,还有一部分通过描述将是清楚的,或者可以经过本发明的实施而得知。

附图说明

[0013] 通过下面结合附图进行的详细描述,本发明的上述和其它目的、特点和优点将会变得更加清楚,其中:

[0014] 图 1 示出根据本发明的实施例的一种三维地震数据层位追踪的方法的流程图;

[0015] 图 2 示出根据本发明的实施例的包含有同一聚类团的极值点并且在空间上相邻的两个层位片段的示例图。

[0016] 图 3 示出根据本发明的实施例的某工区的全层位追踪的结果的剖面图。

具体实施方式

[0017] 下面,将参照附图详细描述根据本发明的示例性实施例。

[0018] 图 1 示出根据本发明的实施例的一种三维地震数据层位追踪的方法的流程图。

[0019] 如图 1 所示,在步骤 101,在三维地震数据中查找极值点。

[0020] 所述极值点可包括极大值点和极大值点,极大值点为地震波形中的波峰,极小值点为地震波形中的波谷。由于这里的查找方法为现有技术,在此不详细说明。

[0021] 在步骤 102 将查找到的极值点进行聚类,得到各极值点对应的聚类团以及各极值点所在的层位片段。

[0022] 优选地,聚类方法可包括两种,第一种是:通过基于密度的聚类算法,将查找到的极值点分成不同的簇,一个簇相当于一个层位片段;第二种是:根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类,得到各极值点对应的聚类团。

[0023] 基于密度的聚类算法利用层位的密度连通性可以快速发现任意形状(layer)的层位。其基本思想是:对于一个层位中的每个极值点,在其给定的半径邻域 Eps 中包含的对象不能少于某一给定的最小数目 Minpts。Eps 和 Minpts 为预设值。将一个完整的层位定义为密度相连的极值点的最大集合,只要邻域的密度(极值点的数目)超过 Minpts,层位就继续扩展。

[0024] 根据基于密度的聚类算法将查找到的极值点分成不同的簇的方法步骤如下:任意选取一个极值点 p;如果极值点 p 的邻域中包含的极值点数不小于 minPts,找出其领域中包含的极值点作为一个簇,并标记该极值点 P 为已被访问;以上个步骤相同的方法处理该簇内所有未被标记为已被访问的极值点,从而对簇进行扩展;重复上述三个步骤,直到所有的极值点都被处理。

[0025] 利用上述方法可以将步骤 101 中查找到的极值点分为不同的簇,一个簇相当于一个层位片段。由于断层等因素造成的层位不连续,同一层位可能被分为一个甚至是多个片段。

[0026] 在步骤 102 中的根据极值点的波形相似性将极值点进行聚类的步骤,为了简化波

形数据,减小计算量,该步骤可以包括,根据切比雪夫正交多项式拟合得出每个极值点的波形特征系数。将拟合系数 b_j ($j=0, 1, 2 \cdots N$) 组成的向量 $[b_0, b_1, \cdots, b_N]$ 作为极值点的波形特征系数, N 是拟合阶数。

[0027] 可以根据各种可以对数据样本点进行聚类的算法对上述得到的极值点的波形特征系数进行聚类。由于同一层位的极值点的波形特征符合高斯分布的特点,因此,优选地,步骤 102 可还包括步骤,根据波形特征系数建立混合高斯模型进行聚类。假设所有极值点的波形特征系数为特征向量 $\mathbf{b}=\{b_k\}$, 则 b_k 的概率密度函数可以表示为:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{b} | \mathbf{c}, \mathbf{u}, \Sigma) &= \prod_{k \in \mathcal{E}} f(\mathbf{b}_k | c_k, u_{c_k}, \Sigma_{c_k}) \\ [0028] \quad &= \prod_{k \in \mathcal{E}} (2\pi)^{-n_A/2} |\Sigma_{c_k}|^{-1/2} \exp\{-(\mathbf{b}_k - u_{c_k})' \Sigma_{c_k}^{-1} (\mathbf{b}_k - u_{c_k}) / 2\} \end{aligned}$$

[0029] 其中 $f(\mathbf{b}_k | c_k, u_{c_k}, \Sigma_{c_k})$ 是特征向量 b_k 的边缘分布, n_A 与切比雪夫拟合阶数相关,是特征向量 b_k 的维数。 $c_k \in \{1, 2, \cdots, n_c\}$ 表示分类的类标识, c_k 组成的集合是 c , 总共分为 n_c 类, n_c 是有限高斯混合模型算法的输入参数,是模型内关于单一高斯分布个数的估值, $u_{c_k} \in \{u_1, u_2, \cdots, u_{n_c}\}$ 表示高斯分布的均值, $\Sigma_{c_k} \in \{\Sigma_1, \Sigma_2, \cdots, \Sigma_{n_c}\}$ 表示相应的方差, k 为极值点的编号, \mathcal{E} 表示极值点的总数。

[0030] 优选地,采用最大期望(EM)算法求解上式的最大似然估计方法,得到以下函数:

$$[0031] \quad \hat{u}_c = \frac{1}{|\mathcal{E}|} \sum_{k \in \mathcal{E}} \mathbf{b}_k$$

$$[0032] \quad \hat{\Sigma}_c = \frac{1}{|\mathcal{E}|} \sum_{k \in \mathcal{E}} (\mathbf{b}_k - \hat{u}_c)^2$$

$$[0033] \quad \hat{c}_k = \arg \max_{c_k} f(\mathbf{b}_k | c_k, u_c, \Sigma_c)$$

[0034] \hat{u}_c , $\hat{\Sigma}_c$ 和 \hat{c}_k 分别为 u , Σ 和 c 的估计值,它们彼此之间是相互关联的,通过 EM 算法不断迭代得到相应的估计值。将上述各参数的估计值代入混合高斯模型对极值点进行聚类,即可得到各极值点对应的聚类团。

[0035] 在步骤 103,将包含有同一聚类团的极值点的在空间上相邻的层位片段合并。

[0036] 在根据基于密度的聚类算法得到的层位片段中可能存在由于断层等因素造成的层位不连续,同一层位被分为一个甚至是多个片段,通过将包含有同一聚类团的极值点的在空间上相邻的层位片段合并,这样将同一层位的片段进行融合得到大的、完整的层位。

[0037] 图 2 是包含有同一聚类团的极值点并且在空间上相邻的两个层位片段的示例图,两个层位片段中有两个基于密度聚类的聚类簇 d_x 和 d_y ,它们在空间中是连续的层位片段,图 2 中黑点为根据极值点波形特征聚类得到的属于同一聚类团的极值点。

[0038] 图 3 示出根据本发明的实施例的某工区的全层位追踪的结果的剖面图。根据本发明,可以实现对层位的自动追踪,全过程无需人工干预。如图 3 所示,剖面图中的层位完整,连续。

[0039] 尽管已经参照其示例性实施例具体显示和描述了本发明,但是本领域的技术人员

应该理解,在不脱离权利要求所限定的本发明的精神和范围的情况下,可以对其进行形式和细节上的各种改变。

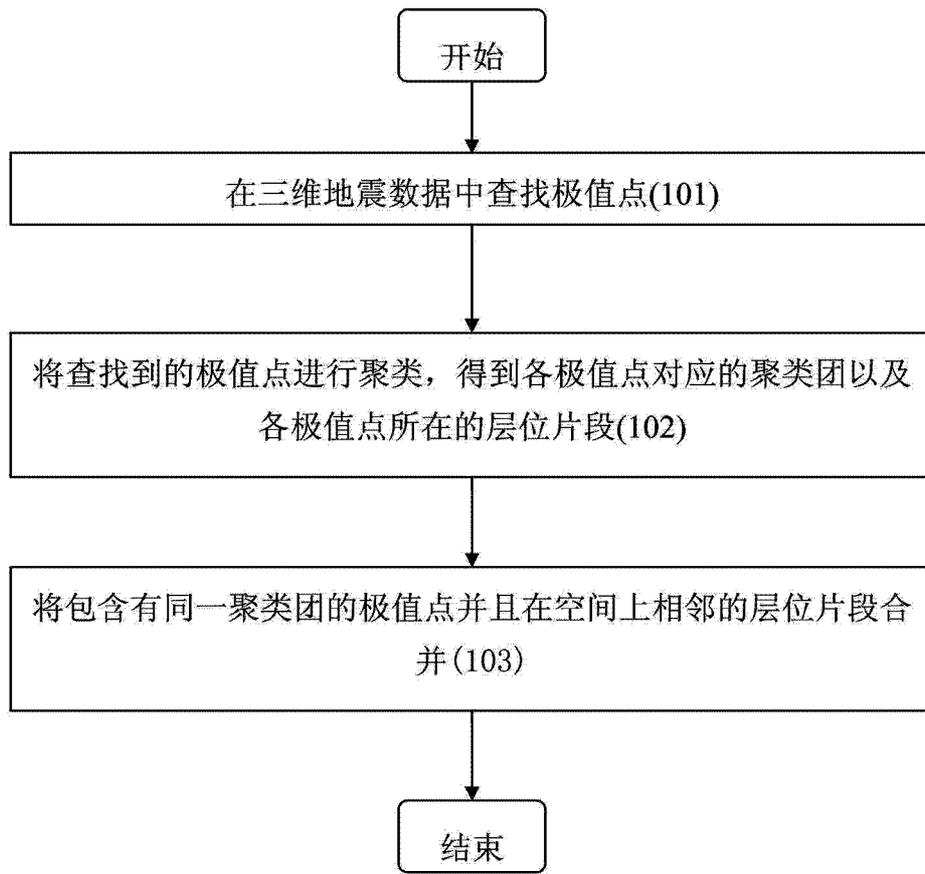


图 1

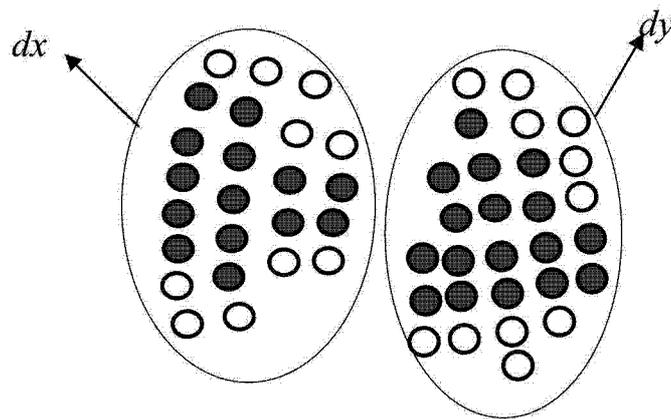


图 2

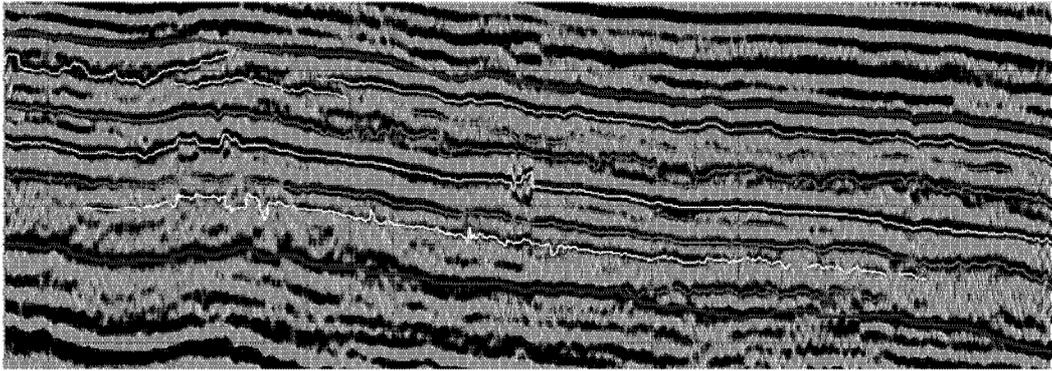


图 3