

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl⁷

G01N 33/00

E21B 49/08



[12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 200510066778.3

[43] 公开日 2005年11月9日

[11] 公开号 CN 1693893A

[22] 申请日 2005.4.30

[21] 申请号 200510066778.3

[30] 优先权

[32] 2004.4.30 [33] US [31] 10/836788

[71] 申请人 施卢默格海外有限公司

地址 巴拿马巴拿马城

[72] 发明人 R·弗里德曼

[74] 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司

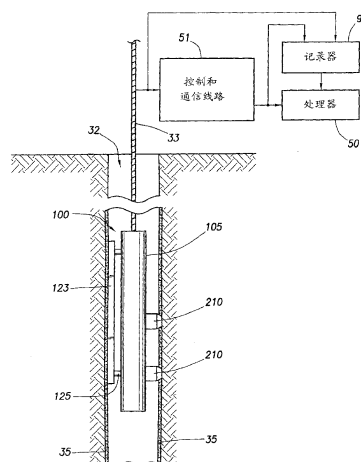
代理人 廖凌玲 黄力行

权利要求书4页 说明书16页 附图17页

[54] 发明名称 确定地层流体性质的方法

[57] 摘要

一种确定地下井眼周围地层内流体性质的方法，其包括如下步骤：根据多个流体样品的测量数据构成与存储的流体测量训练数据相关的存储流体性质训练数据的数据库；由所述的数据库获得径向基函数参数；获得地层流体测量数据；以及由所述数据库中的数据、所述参数和所得到的地层流体测量数据，使用径向基函数插值确定出所述的地层流体性质。



ISSN 1008-4274

1. 一种确定地下井眼周围地层内流体性质的方法，其包括如下步骤：

5 根据多个流体样品的测量数据，产生与存储的流体测量训练数据相关的存储流体性质训练数据的数据库；
由所述的数据库获得径向基函数参数；
获得地层流体测量数据；以及
由所述数据库中的数据、所述参数和所获得的地层流体测量数据，使用径向基函数插值确定出所述的地层流体性质。

10 2. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，由所述数据库获得径向基函数步骤包括：构造径向基函数映射函数；使用所述数据库中的数据 and 所述的映射函数构造代价函数；以及最小化代价函数从而确定所述的参数。

15 3. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述的参数为权重和宽度。

4. 如权利要求3所述的方法，其特征在于，所述的权重参数是由从所述数据库所获得的输出矢量确定的。

5. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述获得地层流体测量数据的步骤包括由从地层取样的流体获得核磁共振测量数据。

20 6. 如权利要求5所述的方法，其特征在于，所述获得地层流体测量数据的步骤还包括获得所述地层流体的温度的测量数据。

7. 如权利要求5所述的方法，其特征在于，所述获得地层流体测量数据的步骤还包括获得所述地层流体的压力的测量数据。

25 8. 如权利要求5所述的方法，其特征在于，所述获得地层流体测量数据的步骤还包括获得所述地层流体的气油比的测量数据。

9. 如权利要求1、5或8所述的方法，其特征在于，所述的地层流体性质包括地层流体的粘度。

10. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述的地层流体性质包括地层流体的气油比。

30 11. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述的地层流体性质包括地层流体的分子组分。

12. 如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述的地层流体性

质包括地层流体的流体密度。

13. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述的地层流体性质包括地层流体的起泡点压力。

14. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述的地层流体性质包括地层流体的油藏体积系数。

15. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述的地层流体性质包括饱和物、芳香族化合物、树脂、沥青质。

16. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述获得地层流体测量数据的步骤包括由从地层取样的流体获得光学测量数据。

17. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述获得地层流体测量数据的步骤包括由从地层取样的流体获得气油比测量数据。

18. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述获得地层流体测量数据的步骤包括使用井眼内的核磁共振测井仪器获得核磁共振测量数据。

19. 如权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述使用井眼内的核磁共振测井仪器获得核磁共振测量数据的步骤包括：从井眼汲取流体并根据对从井眼所汲取的流体进行的测量而获得所述核磁共振测量数据。

20. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述的根据多个地层流体样品的测量数据构造与存储流体测量训练数据相关的存储流体性质训练数据的数据库的步骤包括：产生与存储的地层核磁共振训练数据相关的存储流体粘度训练数据的数据库，并且其中所述的获得地层流体测量数据的步骤包括由从地层中取样的流体获得核磁共振测量数据，以及所述的确定地层流体性质的步骤包括确定地层流体的粘度。

21. 如权利要求 2 或 4 所述的方法，其特征在于，所述根据多个地层流体样品的测量数据构造与存储的流体测量训练数据相关的存储流体性质训练数据的数据库的步骤包括：产生与存储的地层核磁共振训练数据相关的存储流体粘度训练数据的数据库，并且所述的获得地层流体测量数据的步骤包括由从地层中取样的流体获得核磁共振测量数据，以及所述的确定地层流体性质的步骤包括确定地层流体的粘度。

22. 如权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 所述的地层流体的性质由多维矢量表示。

23. 如权利要求 1 或 21 所述的方法, 其特征在于, 所述的流体测量数据由多维矢量表示。

5 24. 如权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 还包括重复所述方法的步骤以获得不同井眼深度处的地层流体测量数据, 以及产生在所述不同井眼深度处确定的所述性质的记录。

25. 如权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 所述的地层流体性质为分子组分。

10 26. 一种确定地下井眼周围地层的流体的性质的方法, 所述的流体已经被引入井眼内的测井仪器中, 所述方法包括:

首先, 根据多个流体样品的测量数据, 构成与存储的流体测量训练数据相关的存储流体性质训练数据的数据库;

由所述的数据库获得径向基函数参数;

15 根据对引入所述测井仪器的所述流体的测量获得地层流体测量数据; 以及

由所述数据库中的数据、所述参数和所得到的地层流体测量数据, 利用径向基函数插值确定出所述的地层流体性质。

20 27. 如权利要求 26 所述的方法, 其特征在于, 所述获得地层流体测量数据的步骤包括由从地层取样的流体获得核磁共振测量数据。

28. 如权利要求 26 所述的方法, 其特征在于, 所述的地层流体性质包括地层流体的粘度。

29. 如权利要求 26 所述的方法, 其特征在于, 所述的地层流体性质包括地层流体的分子组分。

25 30. 如权利要求 26 所述的方法, 其特征在于, 所述参数为权重和宽度。

31. 如权利要求 26 所述的方法, 其特征在于, 所述的地层流体性质包括地层流体的饱和物、芳香族化合物、树脂、沥青质。

30 32. 一种由存储流体性质训练数据的数据库确定地下井眼周围地层内流体的性质的方法, 其包括以下步骤:

由所述的数据库获得径向基函数参数;

获得地层流体测量数据; 以及

由所述数据库中的数据、所述参数和所得到的地层流体测量数据，使用径向基函数插值确定出所述的地层流体性质。

确定地层流体性质的方法

技术领域

- 5 本发明涉及确定地层井眼周围地层性质的技术，尤其是涉及确定地层流体性质的方法。例如，本发明可用于利用对由井下取样仪器在油藏条件下获得的含气石油样品进行的核磁共振（NMR）测量来确定原油的粘度和/或分子组分。

背景技术

- 10 井下地层流体取样仪器通常被称作地层测试仪器，其用于从地层汲取，有时是测试流体样品。在所述仪器处于井下时，和/或在保持这些样品并带至井口时，可对这些流体样品进行有益的测试。

- 当在含烃层进行流体样品的取样时，确定烃样品的性质如粘度和/或分子组分是非常有益的。然而，现有的技术确定这些性质的能力是有限的。例如，粘度可由振动机械仪器的减震来测知，但是这些井下测试需要设备在恶劣的环境中进行工作，该环境使得设备不能可靠和精确的工作。核磁共振（NMR）仪器可应用在地层测试仪器中（如美国专利 US6,111,408），对地层流体的 NMR 测量可提供从中获知流体性质的信息。由于石油流体是复杂的混合物，其中含有许多种不同的烃分子，在任意温度（T）和压力（P）下精确的预测粘度和组分是困难的。一种方法就是利用物理模型或者利用相关，其使用含有由经验确定的参数的方程使被预测物理性质与 NMR 测量结果相关联。

- 25 通过关于衰减时间（ T_1 和 T_2 ）和扩散系数（D）分布的 NMR 测量预测地层流体粘度的技术的一个例子是基于经验系数的（参见 Morriss et al., SPWLA Annual Transactions, p. 1-24, June 19-22, 1994; Freedman et al., SPE Journal (75325), December 2001; Lo et al., SPE Journal (77264), March 2002）。利用经验确定的常数，该相关使该分布的对数平均值与粘度关联起来。由这些相关所预测粘度的精确度受三个因素限制：（1）分布函数的细节形态不能被考虑；（2）相关中所用的经验常数不能通用，并且对于不同的油会根据两个因素中的一个进行变化；和（3）对相关方程的假定形式不是非常的精确。

利用作为近红外区内辐射波长的函数的光学密度测量，可在井下

流体取样仪器中非常粗略地估计出分子组分（参见 Fujisawa et al., SPE 84092, 在 2003 年的 SPE ATCE 会议上提出）。该技术利用主成分回归分析来预测分子团，即 C_1 ， C_2-C_5 和 C_6+ 。已经提出了基于物理的参数模型，以由关于衰减时间和扩散系数分布的 NMR 测量来预测原油的分子组分（参见 Heaton 和 Freedman 的美国公开专利 2003-0128032-A1）。然而，使用物理模型来适当考虑不同分子形态（如芳香族和脂肪族烃分子）、压力和温度影响、以及溶解气是很难的。

发明内容

本发明的目的就在于提供一种确定地层流体性质的方法，该方法克服了现有方法的缺点。

本发明涉及一种用于确定井眼周围地层内流体性质的方法。本发明方法的一个实施例包括如下步骤：根据对多个流体样品的测量数据，构造与存储的流体测试训练数据相关的存储流体性质的训练数据的数据库；由所述的数据库得到径向基函数参数，如权重和宽度；获得地层流体测量数据；以及由所述数据库中的数据、所述参数和所得到的地层流体测量数据，使用径向基函数插值确定所述的地层流体性质。

在本发明的优选实施例中，由所述数据库获得径向基函数权重和宽度参数的步骤包括：构造径向基函数映射函数；使用所述数据库中的数据和所述的映射函数构造代价函数；以及最小化代价函数从而确定所述的权重和宽度参数。

在本发明的一个实施例中，所述根据对多个地层流体样品的测量数据构造与存储的流体测量训练数据相关的存储流体性质的训练数据的数据库的步骤包括：产生与存储的流体核磁共振训练数据相关的存储流体粘度训练数据的数据库，并且其中所述的获得地层流体测量数据的步骤包括由从地层中取样的流体获得核磁共振测量数据，并且其中所述的确定地层流体性质的步骤包括确定地层流体的粘度。

在本发明的另一实施例中，确定地层流体性质的步骤包括确定地层流体的气油比、地层流体的分子组分、地层流体的流体密度或地层流体的起泡点压力。

本发明的优点在于可应用于从地层引出流体的所谓电缆地层测试记录装置，但是也可用于其它装置中，如随钻测试装置或者随起下钻

测试装置。

由下面结合附图的详细描述中，本发明的其它特征和优点将变得非常明显。

附图说明

5 图 1 为可用于实现本发明的实施例的一种地层测试测井装置的示意图，部分为方框图形式。

图 2 为可用于实现本发明的实施例的部分流线 NMR 装置的轴向剖面图。

图 3 为使用插值的简单示例的训练和测试分布曲线图。

10 图 4 为对应于三个不同宽度参数的径向基函数插值的曲线图。

图 5A 和 5B 为实现本发明实施例的程序步骤的流程图。

图 6A 和 6B 为图 5 中方框 510 的程序的流程图，方框 510 涉及获得输入-输出测量数据的数据库。

图 7 为示例的训练和测试分布的 T_2 函数的幅值图。

15 图 8 为对于图 7 所示示例的数据，由方程 (8) 获得的对应于每一测试分布的预测粘度相对于由方程 (6) 计算出的真实粘度的曲线图。

图 9A-P 示出了表 1 所示示例的 16 个样品的 T_2 分布的曲线图。

图 10 示出了对于使用表 1 中的 16 个样品的示例使用本发明一个实施例的方法的预测粘度对测量粘度的曲线图。

20 图 11 示出了对于使用表 1 中的 16 个样品的示例使用现有技术的方法的预测粘度对测量粘度的曲线图。

图 12A 示出了在使用模拟数据的示例中对于真实组分相对于预测组分的摩尔组分对分子量的曲线图。

25 图 12B1-图 12B16 示出了对应于示例中 16 个样品中的每一样品的对于预测组分和由气体色谱法 (GC) 获得的闪蒸液体组分的摩尔组分对碳原子数的曲线图。

图 13A-图 13P 示出了对应于示例中 16 个样品的标准化的窗口和的曲线图。

30 图 14A-图 14P 示出了对于预测组分和由气体色谱法 (GC) 获得的闪蒸液体组分的摩尔百分数对碳原子数的曲线。在这一示例中，预测组分基于标准化的窗口和 (window sums)。

具体实施方式

图 1 示出了利用钻井设备、使用产生泥饼 35 的钻井液或泥浆这种公知的方式所钻出的井眼 32。所示的地层测量装置或仪器 100 可用于实现本发明的实施例。地层测试仪器 100 通过铠装多心电缆 33 悬挂在井眼 32 中，电缆 33 的长度基本上决定了地层测试仪器 100 的深度。

5 提供公知的深度计（未示出）用于测量电缆通过槽轮（未示出）的位移，从而得知地层测试仪器 100 在井眼 32 中的深度。尽管线路 51 的部分通常处于井下，在地面上显示的线路 51 表示用于探测装置的控制和通信线路。此外，在地面上示出的还有处理器 50 和记录器 90。

地层测试仪器 100 具有一细长的本体 105，该本体 105 封装着所述仪器、控制装置、空腔、测量仪器等的井下部分。一个或多个支臂 123 安装在活塞 125 上，其如在来自地面的控制下伸出以调整所述的地层测试仪器。所述的地层测试仪器具有一个或多个探测模块，每一个探测模块具有一个探头组件 210，该探头组件可随着探头启动器（未单独示出）而移动并具有探头（未单独示出），所述探头向外移动以与井壁接触，刺穿泥饼从而与地层连通。进行压力测量和地层流体取样的装置和方法在本领域是公知的，地层测试仪器 100 具有这些公知的能力。例如可参考专利文献 US3,934,468、US4,860,581 和 US6,346,813。

使用例如模块地层动态测量器（“MDT” - Schlumberger 的商标）的新型商业可用的仪器可提供各种测量和取样，因为所述的仪器是模块化的并能够以多种方式进行配置。一些用在这种类型仪器中的模块的例子如下：一般都会提供电力模块。其不具有管线或液压总线（hydraulic bus），并且通常是管柱内的第一（顶部）模块。水力模块向要求相同的所有模块提供水能，并且这些水能可通过液压总线进行传播。探头模块可以是单个探头也可是多个探头，其包括引起探头结合的活塞，以与地层流体连通。取样模块具有采集地层流体样品的取样腔，并且能够直接与取样点连接或者通过管线连接。泵出模块可用于清除不需要的流体。分析器模块利用光学分析来确定流体的特定性质。用于流体分析的技术在如授权给 Felling 等人的 US6,178,815 和授权给 Safinya 等人的 US4,994,671 的专利中进行了描述。还具有温度和压力测量功能。封隔器模块具有可膨胀的封隔器元件，其可在封隔器元件的长度上对井眼四周进行密封。使用前述的或者其它类型

的模块，所述的仪器可配置为完成各种不同的功能。

如图 1 所示，所示的井下仪器为一种电缆测井仪器。然而，可以理解，各种井下仪器可与本发明一起使用。例如，井下钻井工具、挠性油管、钻杆测量或者其它适于抽汲其中流体的工具也可以被使用。

5 在该实施例中使用了管线 NMR 测量并可与美国专利 US6,346,813 所述类型的仪器一起使用。如这里所述和图 2 所示，从地层中抽汲的流体穿过流道 221。该流道由能够承受地层压力的厚壁金属管 224 形成。在管线的 NMR 仪器部分，所述的流道由天线杆 222 的内径所限定。天线杆由不导电的非磁材料制成，如陶瓷或者硬质聚合材料。虽然图 1
10 描述了 NMR 测量，可以理解其可进行各种测量，如光学、近红外线、红外线、声学、声波、X 射线、电阻率、微波和其他物理测量或参数。

NMR 天线 223 嵌在天线杆内并以拉莫尔 (Larmor) 频率发射磁场。这一发射的磁场通常被称为 B_1 。NMR 天线可以是螺线管，其产生平行于流道轴线的振荡磁场。天线杆由厚壁金属管 224 的扩展部分所包围，
15 所以不会阻塞流道 221。金属管 224 和天线杆 222 能够在流道中容纳高压的地层流体。由于高频磁场不能穿透金属，所以将 NMR 天线设置在管线的金属管内。一组永久磁铁 225 设置在厚壁金属管外侧。这些磁铁产生固定磁场，通常称为 B_0 ，该磁场基本上垂直于天线所产生的 B_1 磁场。整个 NMR 仪器封装在探头壳体 226 内，该壳体能够连接到仪
20 器管柱内其它类似的壳体上。梯度线圈（未示出）也可以用于产生扩散系数和其它量的脉冲场梯度测量。

如本领域所公知的，利用 NMR 仪器所进行的测量一般可用于获得包括自旋密度（与 NMR 信号幅度成正比）、纵向衰减时间 T_1 和横向衰减时间 T_2 、它们的分布以及扩散系数和它们的分布在内的量。

25 本发明所应用的一些理论将在下面进行描述。考虑根据训练示例的数据库预测流体的性质这样一个问题。该问题可被认为是非线性多元回归问题。给定一组输入数据 $\vec{x}_i \in R^m$ （即 \vec{x}_i 为 m 维实向量）和一组相应的输出数据 $\vec{y}_i \in R^n$ ，对于 $i=1,2,\dots,N$ ，其中 N 为数据库中样品的数量，则函数 $\vec{F}(\vec{x})$ 为

$$\vec{F}(\vec{x}_i) = \vec{y}_i + \vec{\varepsilon}_i, \quad (1)$$

30

对于每一个输入输出对，其中 $\vec{\varepsilon}_i$ 为随机测量误差。利用径向基函数

插值理论 (S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Second Edition, Chapter 5), 函数 F 可写为如下形式

$$\bar{F}(\bar{x}) = \sum_{j=1}^N \bar{w}_j \varphi(\|\bar{x} - \bar{x}_j\|), \quad (2)$$

- 5 其中 $\{\varphi(\|\bar{x} - \bar{x}_j\|) | j=1,2,\dots,N\}$ 为一组叫做径向基函数的非线性函数。双杠符号 $\|\cdot\|$ 表示通常为 L_2 范数的范数。数据库中的输入数据为径向基函数的中心, 并且 $\{\bar{w}_j \in R^n \quad j=1,2,\dots,N\}$ 为一组选择出的权重矢量, 以使方程 (1) 中的回归函数符合条件。Micchelli (“Interpolation of Scattered Data: Distance Matrices And Conditionally Positive
10 Definite Functions”, Constructive Approximation, v. 2, pp. 11-22, 1986) 证明具有元素 $\varphi(\|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|)$ 的 $N \times N$ 插值矩阵 Φ 对于高斯函数和反多二次 (inverse multiquadric) 函数是正的, 从而该回归方程具有方程 (2) 给出的确切解。在随后的发展中, 标准化的多元高斯径向基函数被用于阐述这里的方法并将方程 (2) 重新写为如下形式:

$$\bar{F}(\bar{x}) = \frac{\sum_{j=1}^N \bar{w}_j \exp(-\frac{\|\bar{x} - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma_j^2})}{\sum_{j=1}^N \exp(-\frac{\|\bar{x} - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma_j^2})}. \quad (3)$$

15

- 在方程 (3) 中, 高斯函数的宽度 (σ_j) 为类似于权重矢量 (\bar{w}_j) 的参数, 其可通过最小化代价函数来确定。在实际应用中, 好的结果常常是通过使用高斯径向基函数的单一宽度 (σ) 获得的。与此相似的是, 选择输入数据库数据的一个子集作为径向基函数的中心有时是
20 有好处的。这可参考上述 S. Haykin 的文献, 其中讨论了一些慎重选择中心和宽度参数的方法。

- 方程 (3) 怎样用于从不在训练数据库中的输入数据预测准确的输出结果, 可以通过考虑 Nadaraya-Watson 回归估计 (NWRE) 而获得直观的理解 (如参见上述的 S. Haykin)。用于 NWRE 或映射函数的方程
25 具有与方程 (3) 相同的形式, 但是权重矢量被数据库输出结果所取代并使用了单一宽度参数, 即

$$\bar{F}(\bar{x}) = \frac{\sum_{j=1}^N \bar{y}_j \exp\left(-\frac{\|\bar{x} - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{\|\bar{x} - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)}. \quad (4)$$

可以看到，如果高斯函数的重叠可以忽略，方程(4)满足方程(1)中的回归条件。在很大 σ 的限制下， $\bar{F}(\bar{x})$ 逼近所有的输出数据的采样平均值。在很小 σ 的限制下， $\bar{F}(\bar{x})$ 逼近相应于接近 \bar{x} 的输入数据 \bar{x}_i 的输出数据 \bar{y}_i 。应该指出的是，估计值为观测值的加权平均值，因此，该估计由所观测的采样值所限定。此外，使用非高斯函数也可以构造所述的NWRE（例如参见D. F. Sprecht, IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 2, no. 6, Nov. 1991）。来自上述Sprecht的一个简单示例示出了对于稀疏输入-输出数据库的径向基函数插值的乘方。图3示出了由五个输入-输出对（三角形）构成的一组数据所确定的线性斜坡形函数的插值（实线）。圆圈为对应给定输入数据（ x ）的预测输出数据（ $F(x)$ ）。图4示出了对于不同宽度参数的敏感性。

如果由最小化代价函数所获得的 n 维权重矢量（ \bar{w}_i ）取代方程(4)中的输出矢量，可以获得比NWRE好的近似。代价函数为：

$$C = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^n \left[y'_i - \frac{\sum_{j=1}^N w_j^l \exp\left(-\frac{\|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{\|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right)} \right]^2. \quad (5)$$

15

代价函数可关于权重和宽度参数进行最小化。可选择的是，使用不同的宽度参数的定值可以完成所述的最小化，其中最优值是给出代价函数最小值的一个值。显然，更加普通的代价函数可用于确定方程(3)中的中心、宽度和权重的最优值（如参见上述Haykin, Chapter 20 5）。

一方面，径向基函数插值可用于预测比现有的相关更加精确的粘度估计。首先回顾一下现有方法所用的经验相关（参见上述Freedman等）。现有的方法依赖于下述经验方程来预测粘度（ η ），

$$\eta = \frac{aT}{T_{2,LM} f(gor)} \quad (6)$$

以及

$$\eta = \frac{bT}{D_{LM}} \quad (7)$$

方程(6)和方程(7)分别提供了由横向磁场衰减时间(T_2)和扩散系数分布(D)的NMR测量来预测粘度。在方程(6)中,纵向磁场衰减时间(T_1)分布可用于替代 T_2 。 T 为温度(单位K),方程(6)中的 $f(gor)$ 为由经验确定的气油比函数。在两个方程中,粘度估计与分布的对数平均值成反比。因此,该相关并没有考虑分布的细节形态可影响粘度。此外,经验常数 a 和 b 是基于“最符合”方程的假定回归形式而确定的。这些方程中的经验常数并不总是适于所有的原油。并且这些常数的变化能够在预测粘度中产生显著的误差。这些相关的其它缺点在于它们没有考虑压力的影响。

应该指出的是,在理论上,扩散系数分布应该比衰减时间分布能够更好的预测粘度。这部分是因为扩散系数是对分子平移运动的测量,而衰减时间是旋转运动的测量。此外,原油中存在着顺磁离子,如镍离子和钒离子,这些离子能够缩短测量的衰减时间从而使方程(6)中的粘度估计过高。

使用径向基函数插值由NMR测量预测粘度可被认为是,对于给定一组输入-输出示例,构造由矢量输入(如 T_1 、 T_2 或者 D 分布内的幅值)到标量输出(粘度)的非线性映射。下面的示例使用 T_2 分布来显示该技术,虽然可以理解,相似的方法也可用于 D 和 T_1 的分布。假定一输入-输出数据对的数据库,其中对应于每一油样品的输入数据包括 T_2 分布幅值(\bar{A}_i)、温度(T_i)、压力(P_i)和气油比(gor_i)以及相应的输出粘度(η_i)。使用下面的方程可预测不在数据库中的原油样品的粘度,

$$\eta = \frac{\sum_{j=1}^N w_j \exp\left(-\frac{\|\bar{A} - \bar{A}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(T - T_j)^2}{2\sigma_T^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(P - P_j)^2}{2\sigma_P^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(gor - gor_j)^2}{2\sigma_g^2}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{\|\bar{A} - \bar{A}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(T - T_j)^2}{2\sigma_T^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(P - P_j)^2}{2\sigma_P^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(gor - gor_j)^2}{2\sigma_g^2}\right)} \quad (8)$$

含气原油的粘度可使用方程(8)和所测 T_2 分布幅值(\bar{A})、温度(T)、压力(P)、气油比(gor)预测。气油比也可以被预测,假定具有以

gor 作为输出的测量值数据库。如图 1 所示, 装配有压力和温度传感器及 NMR 传感器的井眼流体取样仪器提供了使用方程 (8) 预测粘度所必须的测量值。气油比在这一示例中也是适用的, 这是因为取样仪器也装配有用于测量相对于近红外区波长的原油光学密度的光学流体分析仪 (OFA)。方程 (8) 预测的精确度依赖于具有合理布置输入空间的含气原油测量的数据库。方程 (8) 中的权重和宽度可由最小化代价函数来确定。应该指出, 仅有 T_2 分布幅值而没有衰减时间出现在方程 (8) 中。该方程不依赖于幅值, 假定方程中的所有幅值分布在与 T_2 值相同的范围中 (例如 0.1-10,000 ms)。

如果数据库中还包括其它测量数据, 方程 (8) 也很容易进行归纳。例如, 如果除了 T_2 分布幅值之外, 所述数据库还包括 D 和 T_1 分布, 那么对于这些测量的幅值矢量将作为额外的高斯因子在方程 (8) 中出现。

参考图 5, 其中示出了根据本发明的实施例用于控制一个或多个处理器、井口和/或井下的程序的流程图。一些步骤是先前在距井场较远的地方完成的。

方框 510 表示获得输入-输出测量数据库 (\bar{x}_i, \bar{y}_i), 可用于获得这一数据库的程序的例子将在下面结合流程图 6A 和 6B 来进行详尽描述。在图 6A 和 6B 中, 优选对含气原油样品进行测量, 测量值与测量条件一起存放在数据库中。通常, 虽然不必要, 所述的测量也会在所谓的“PVT 实验室”中进行。可以理解, 所述的数据库可被编辑并被添加以涵盖一基本的时间段, 从而提高数据库所包含数据的量。

在目前的示例中, 每一油样都会在实验室中在多种不同的温度和压力的组合下进行测量, 所述的测量例如包括作为“输出”流体性质的 NMR 和光学测量、粘度测量。然而, 可以理解, 也可以结合更多的“输出”流体性质 (如 GC 组分、起泡点压力、油层体积系数、SARA 组分 (饱和物、芳香族化合物、树脂、沥青质) 等) 进行其它各种测量 (如声波、X 射线、电阻率、光学、近红外线、红外线、声学、超声波、微波等)。在图 6 中, 方框 605 表示初始化要测量的第一样品, 方框 610 和 615 分别表示初始化用于测量的第一温度和压力。然后, 进行当前压力和温度下的当前样品的测量和存储, 如方框 620、625, 630 和 635 所示。方框 620 表示进行传感器测量, 如光学密度测量, 方框 625 表

示进行 NMR 测量, 其可获得 T_1 、 T_2 和/或 D 分布。方框 630 表示进行粘度测量。方框 635 表示将粘度的测量值结合所测的 NMR 和光学密度值以及当前的压力和温度值存储在数据库中 (作为“输出”值)。进行查询 (确定方框 640) 以确定最后的温度是否已经处理过, 如果没有, 5 下一个温度被设定 (方框 648), 并进行测量和存储, 进行循环 647 直到预定范围内的所有温度都已经被考虑过为止。之后进行查询 (确定方框 650) 以确定是否最后一个压力已经被处理过, 如果没有, 则下一个压力被设定 (方框 655), 重新初始化温度 (方框 657), 进行循环 659 (结合于循环 647) 直到预定范围内的所有的压力和温度的组合都被处理过。然后进行查询 (确定方框 660) 以确定是否最后一个样品被测量过, 如果没有, 取出下一个样品进行测量 (方框 670), 重新回到方框 610, 并进行循环 665 直到所有样品都已经被测量过为止, 对一定阶段 10 的数据库进行编辑。

再次参考图 5, 使用所述的数据库, 根据方程 (3) 构造径向基映射函数 $\vec{F}(\vec{x})$ (方框 520)。然后, 利用 $\vec{F}(\vec{x}_i)$ 和 \vec{y}_i , 根据方程 (5) 构造代价函数 (方框 525), 最小化代价函数 (方框 530) 以确定最优参数, 如权重和宽度。 15

方框 540 表示在井眼内目标深度水平处 (如可能的含烃层) 放置地层测试仪器 100, 方框 545 表示设置所述的仪器并将地层流体引入流线。正如本领域所公知的, 在所要测试的流体被引入之前可以先进行预测试。 20

方框 551、552 和 553 表示对引入地层测试仪器的流体的测量。具体地说, 方框 551 表示温度和压力测量, 方框 552 表示如使用图 2 中的管线 NMR 装置所进行的 NMR 测量, 方框 553 表示如使用上述的 OFA 所进行的光学测量。方框 560 表示以公知的方式对 NMR 测量所进行的处理以获得 T_1 、 T_2 和/或 D (扩散系数) 分布。方框 570 表示以公知的方式对光学数据的处理以获得气油比 (GOR)。之后, 如方框 580 所示, 流体性质 (在该示例中为粘度) 由 $\vec{y} = \vec{F}(\vec{x})$ 确定; 在该示例中利用所述的数据库和所确定的最优权重值和宽度参数, 使用方程 (8) 确定作为 25 T_2 分布幅值、温度、压力以及气油比的函数的粘度。根据需要可重复所述过程, 如在其它深度水平处来对所确定的性质进行记录 590。

利用一个使用假想数据的简单示例来说明粘度的预测, 假定一个

含有输入数据的输入-输出训练数据库, 该输入数据为假定的高斯形态的 T_2 分布, 这些都对应方程 (8) 中的 \bar{A}_i 。训练数据库的输出数据为使用方程 (6) 由对数平均值计算出的粘度 (η_i)。在该示例中, 原油为 $gor = 0$ 的脱气原油, 方程 (3) 中的函数 $f(gor)$ 等于 1。为了测试粘度预测, 需要使用一组确认 (即测试) 的假想高斯形态的 T_2 分布。训练和测试分布在图 7 中示出。需要指出的是, 训练和测试数据具有不同的形态 (位置和宽度)。训练和测试数据被假定为处于相同的温度和压力。

图 8 示出了使用方程 (8) 用于每一测试分布的相对于由方程 (6) 所计算出的真实粘度的预测粘度。

这里使用 T_2 分布幅值进行粘度预测的方法也可直接用于 D 或 T_1 分布。D 或 T_1 分布和相应的所测粘度的数据库将用于构造类似于方程 (8) 的方程。

使用 T_2 分布和相应测量粘度的数据库也可对粘度预测进行测试, 所述相应的测量粘度是利用大气压力下温度为 30°C 时的 16 个脱气原油样品获得的。测量粘度在表 1 中示出。相应的所测 T_2 分布分别在图 9A-P 中示出。

样品	测量粘度 (cp)
1	6.30
2	13.9
3	16.4
4	746.0
5	5.09
6	6.36
7	6.52
8	656.0
9	5.42
10	8.47
11	980.0
12	15.5
13	8.46
14	116.0
15	132.0
16	91.2

应该指出，样品 10 和 13 具有几乎相同的测量粘度，但是它们的 T_2 分布具有差别很大的对数平均值。例如，样品 10 的平均值为 174ms，而样品 13 的平均值为 279ms。这两组样品示出了现有的由 NMR T_2 分布预测原油粘度的方法（见方程（6））所存在的显著缺陷。图 10 示出了粘度的径向基函数预测。每一组样品的粘度由使用含有其它 15 个样品的数据库预测出。可见粘度的径向基函数预测很好地与测量值一致。表 1 中的样品粘度也可由图 9 所示的 T_2 分布的对数平均值来预测。将值 $\alpha=9.558$ 用于方程（6）中的相关参数。由对数平均值预测出的粘度与测量粘度的比较在图 11 中示出。由图 10 和 11 可见，使用本文的技术预测出的粘度比由对数平均值预测出的粘度更好地与测量粘度一致。当在高温和高压下对含气原油进行测量时，利用本发明的技术来

预测粘度优于利用方程 (6) 和 (7) 的其它优点就会显露出来。

本发明的实施例确定了从地层抽出的烃样品的分子组分。如果给定一组输入-输出示例(数据), 根据使用基函数插值进行的 NMR 测量对含气原油的分子组分所做的预测能够看作是构造了从矢量输入 (如 T_1 、 T_2 或 D 分布) 到矢量输出(分子组分)的非线性映射。下面的示例使用 T_2 分布来说明该技术, 尽管可以理解同样的方法能够用于 D 和 T_1 分布。假定一个输入-输出数据对的数据库, 其中对于每个油样的输入数据包括 T_2 分布幅值 (\bar{A}_j)、温度 (T_j)、压力 (P_j)、气油比 (gor_j) 以及相应的输出分子组分 (\bar{M}_j)。不在数据库中的原油样品的分子组分可使用如下方程进行预测:

$$\bar{M} = \frac{\sum_{j=1}^N \bar{w}_j \exp\left(-\frac{\|\bar{A} - \bar{A}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(T - T_j)^2}{2\sigma_T^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(P - P_j)^2}{2\sigma_P^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(gor - gor_j)^2}{2\sigma_g^2}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{\|\bar{A} - \bar{A}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(T - T_j)^2}{2\sigma_T^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(P - P_j)^2}{2\sigma_P^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(gor - gor_j)^2}{2\sigma_g^2}\right)} \quad (9)$$

方程 (9) 略微不同于用于粘度估计的方程 (8), 差别在于所预测的输出数据和权重为矢量。所预测的分子组分 (\bar{M}) 为 n 维矢量, 例如其元素为相应于原油内各组分的不同分子量或碳原子数的摩尔数。径向基函数的权重值和宽度可通过最小化与方程 (5) 中一个相同形式的代价函数而确定。NWRE 的近似值, 即 $\bar{w}_i = \bar{M}_i$, 可用作权重矢量的初始估计。

图 12A 比较了对于模拟数据的预测的和真实的分子组分的曲线。用于训练数据输出的分子组分可使用简单的物理模型方程由输入高斯 T_2 分布计算出, 即

$$M_i' = \frac{100 T_{2,LM}^{0.5}}{T_{2,i}^{0.8}} \quad (10)$$

$T_{2,i}$ 为对于输入训练和测试数据的衰减时间的等间距 (在对数坐标下) 值组中的第 1 个组分。真实的分子组分分别在图 12B1-16 中绘出, 其也可使用测试的 T_2 分布由方程 (10) 计算出。

前述示例示出了对于模拟数据的预测分子组分对真实分子组分的曲线。目前的示例示出了由图 9 示出的它们所测的 T_2 分布来预测 16 个脱气原油的分子组分的结果。所述的数据库包括所测的 T_2 分布和使用

气体色谱法 (GC) 所测的分子组分的输入-输出数据对。在首先将该样品从数据库中移除并由数据库中的其它 15 组输入-输出数据对预测其分子组分之后, 对于每一样品的分子组分使用 NWRE 近似值由其 T_2 分布进行预测。所预测的组分与通过 GC 方法确定的闪蒸液体 (即脱气原油) 组分进行比较, 其结果分别在图 12B1-16 中示出。可以看出通过 NMR 预测的组分能够与由 GC 方法获得的组分很好吻合。通过增加数据库的大小和多样性 (如增加更粘的油), 这些结果将会更改善。

本文的技术也可直接用于 NMR 时域数据而不使用计算出的数据如 T_2 和 D 分布。例如, 图 12B 中的 T_2 分布可由 Carr-Purcell-Meiboom-Gill (CPMG) 自旋回声计算出, 所述的自旋回声可用作数据库中的输入数据。之后, 所述的组分可例如直接由 CPMG 时域数据预测。这在逻辑上是紧随的, 因为图 9 中的 T_2 分布可由 CPMG 数据计算出。因此, 关于原油组分的信息也必须包含在 CPMG 数据内。图 9 所示的 T_2 分布可由 16,000 个自旋回声计算出, 该自旋回声是对应于表 1 中的每一原油样品而得出。利用美国专利 5,291,137 所描述的“窗处理 (window processing)”方法可计算出 T_2 分布, 其中教导了 NMR 自旋回声数据可在不丢失信息的情况下被压缩成相对较小数量的窗口和 (window sums)。在这种情况下, 16,000 个回声数据被压缩成 16 个窗口和。使用 US 美国专利 US5,291,137 所描述的处理方法可由所述的 16 个窗口和计算出对应于每一原油样品的 T_2 分布。所述的 16 个窗口和或者 16,000 个回声数据必须包含至少与 T_2 分布同样多的关于原油组分的信息。由每一窗口内的回声的数目所划分的 16 个窗口分别在图 13A-P 内示出。这些数据被称作标准化窗口和。使用本申请的技术由标准化窗口和为每一样品预测出的原油组分分别在图 14A-P 中示出。应该指出的是, 图 14A-P 所示的所预测的组分基本上等同于图 12B 中由 T_2 分布所预测的组分。显然, 该组分也可由未压缩的自旋回声数据预测出。还很明显的是, 虽然在该示例中是使用 CPMG 数据来说明对原油组分的预测, 但是其它 NMR 序列, 如多个扩散-权重自旋回声序列, 也可用于预测所述的组分。

前面主要说明了使用 NMR 测量来预测流体的性质。径向基函数方法也可用于其它 (即非 NMR) 测量, 对于该其它测量, 在使所述测量与流体性质关联起来的映射中存在着可识别模式。例如, 对含气原油的

光学密度和波长的测量在近红外区内进行。光学密度 (\vec{D}_0) 为 n 维矢量, 其中 n 为由光学分光计所测波长的数目。一束单色 (单一波长) 辐射的光学密度为 (Skoog and West, *Fundamentals of Analytical Chemistry*, pp. 505-511):

$$D_o \equiv \log \frac{P_o}{P} = \alpha \cdot c \cdot b. \quad (11)$$

5

其中 P_o 和 P 为一束辐射的入射功率和发射功率, 该辐射穿过 b 厘米的吸收介质, 该介质含有 c 摩尔每升的吸附剂, 该吸附剂的摩尔吸光系数为 α 。等式的右边为公知的比尔定律 (Beer's law)。

根据本发明的另一实施例, 使用径向基函数插值由非 NMR 测量来预测含气原油的流体性质可看作是, 对于给定一套输入-输出示例 (数据), 构造从矢量输入 (如 \vec{D}_0) 到矢量或者标量输出 (如组分或气油比) 的非线性映射。假定一输入-输出数据对的数据库, 其中对应于每一原油样品的输入数据包括, 例如光学密度测量值 ($\vec{D}_{o,i}, i=1,2,\dots,n$)、温度 (T_i)、压力 (P_i) 以及相应的输出分子组分 (\vec{M}_i)。不在数据库中的原油样品的分子组分可利用如下方程进行预测,

15

$$\vec{M} = \frac{\sum_{j=1}^N \bar{w}_j \exp\left(-\frac{\|\vec{D}_0 - \vec{D}_{o,j}\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(T-T_j)^2}{2\sigma_T^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(P-P_j)^2}{2\sigma_P^2}\right)}{\sum_{j=1}^N \exp\left(-\frac{\|\vec{D}_0 - \vec{D}_{o,j}\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(T-T_j)^2}{2\sigma_T^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(P-P_j)^2}{2\sigma_P^2}\right)}. \quad (12)$$

最优权重矢量和径向基函数宽度可通过最小化代价函数获得, 所述的代价函数为方程 (12) 所预测分子组分与训练数据库中的分子组分之间的平方差的和。

尽管前面的示例使用了红外线光学密度测量, 可以理解, 如果 (1) 存在对应于宽范围原油样品的输入-输出数据对的数据库, 并且 (2) 输入数据和输出数据之间存在着对应关系, 则其它包括光学、X 射线、声学、微波、近红外线、红外线、声波、电阻率等的测量也可被使用。所述的方法也可用于根据例如含有测井数据、岩心分析数据和流体取样测量数据的数据库来预测油藏岩石性质, 如渗透率、流体饱和度、孔隙度、束缚流体 (bound-fluid) 等。

25

如上所述, 多种测量可用于构造映射函数。因而, 例如光学密度

和 NMR 测量可结合在一起预测分子组分。两种或多种测量的结合增加了可以提高预测油藏性质精度的附加信息。

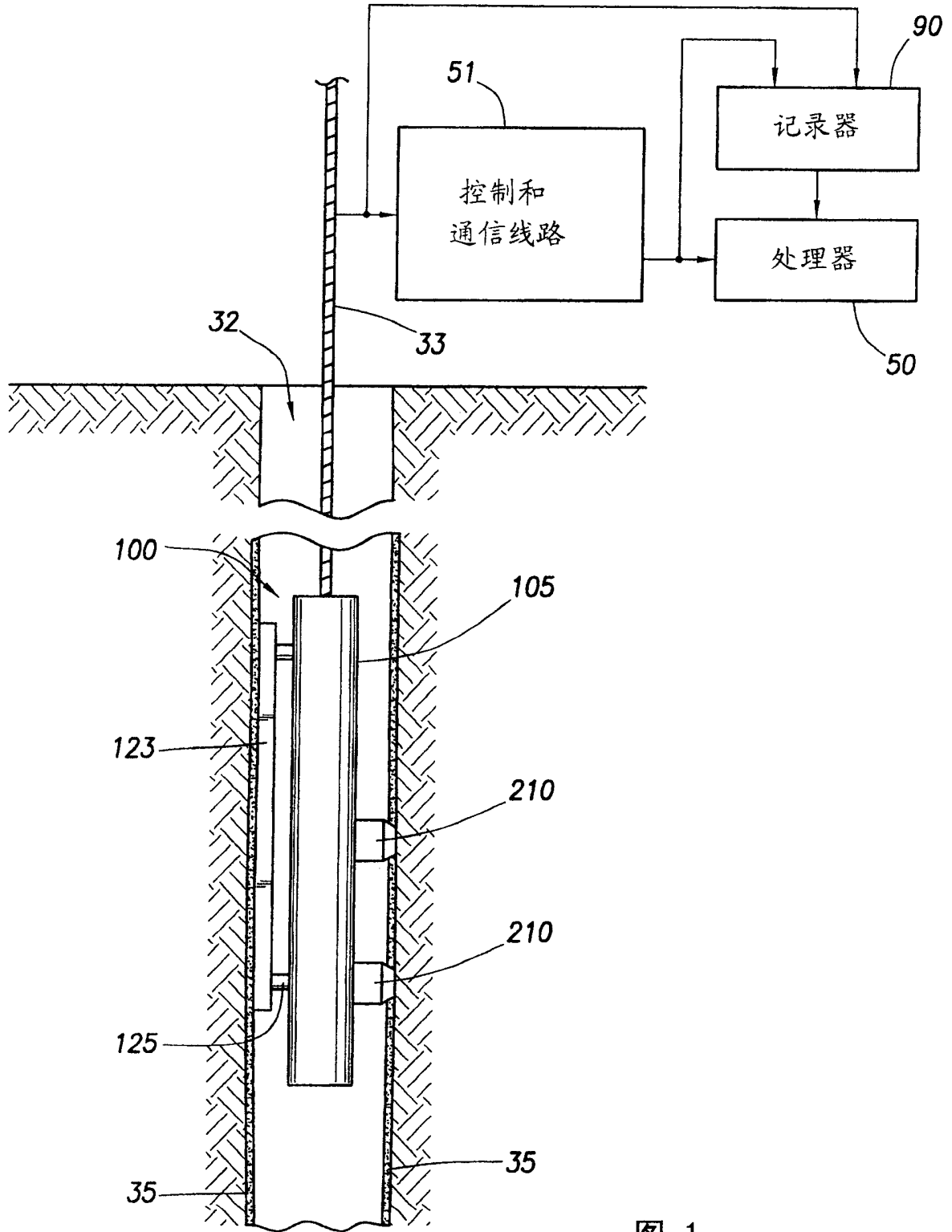


图 1

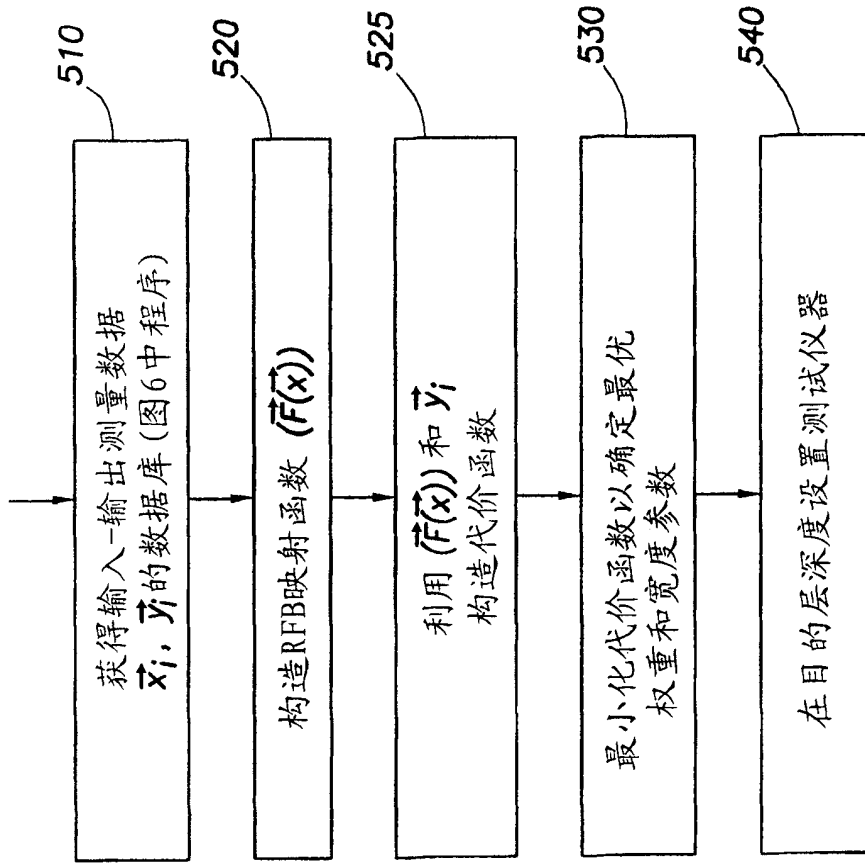


图 5A

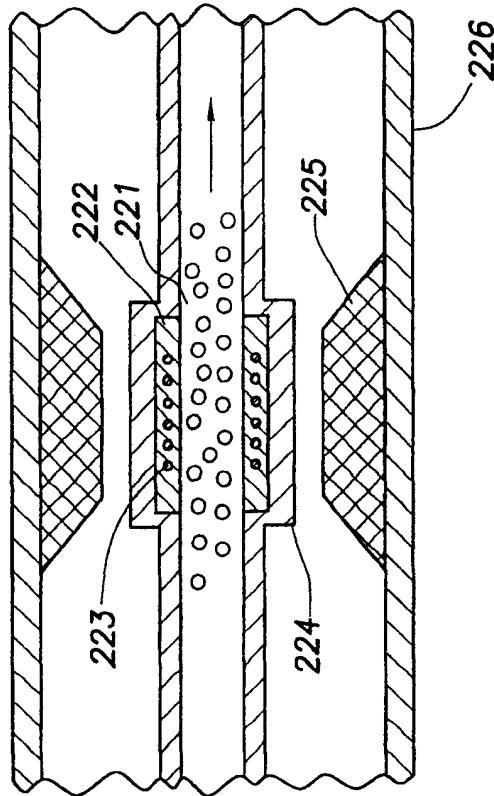


图 2

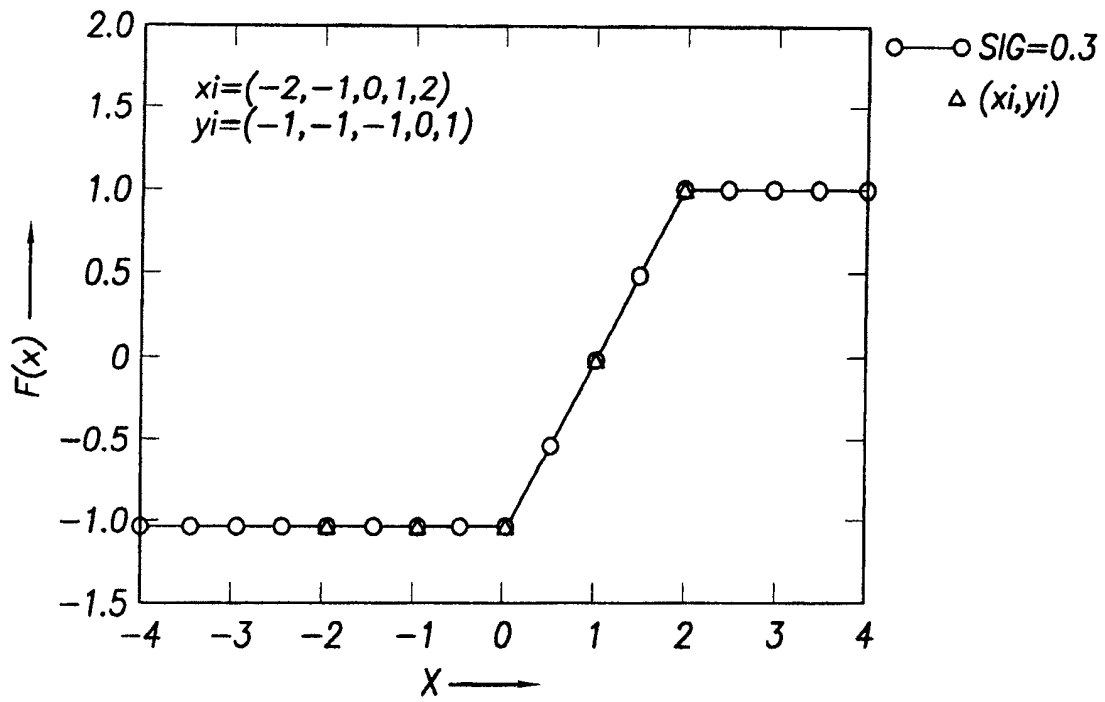


图 3

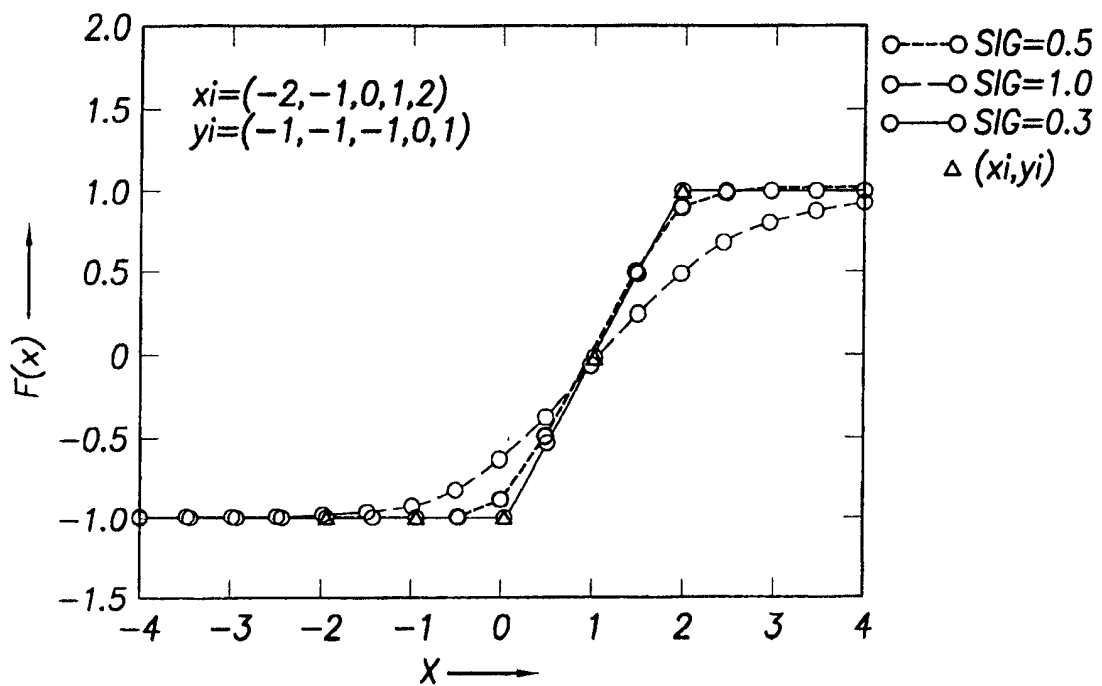


图 4

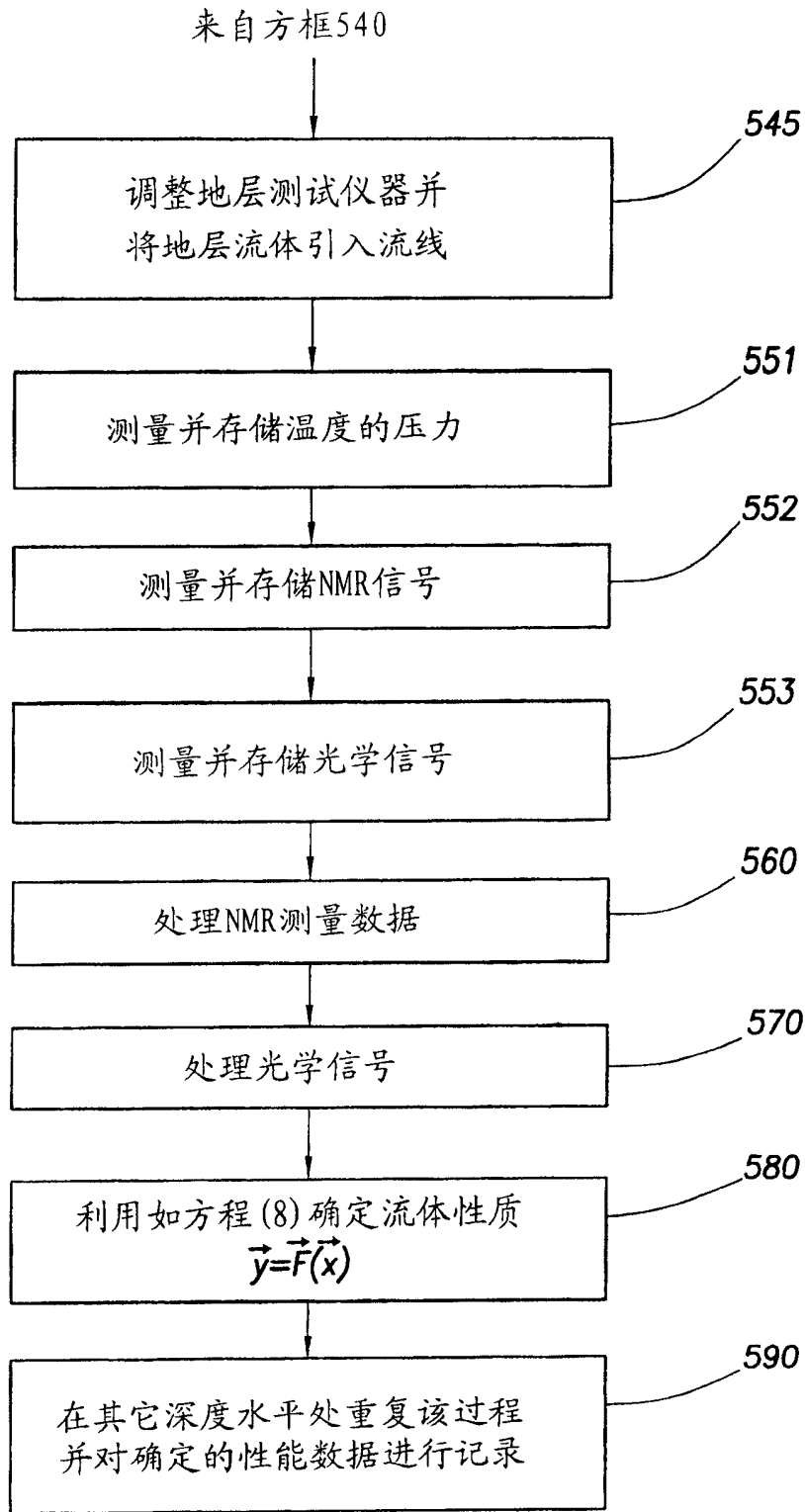


图 5B

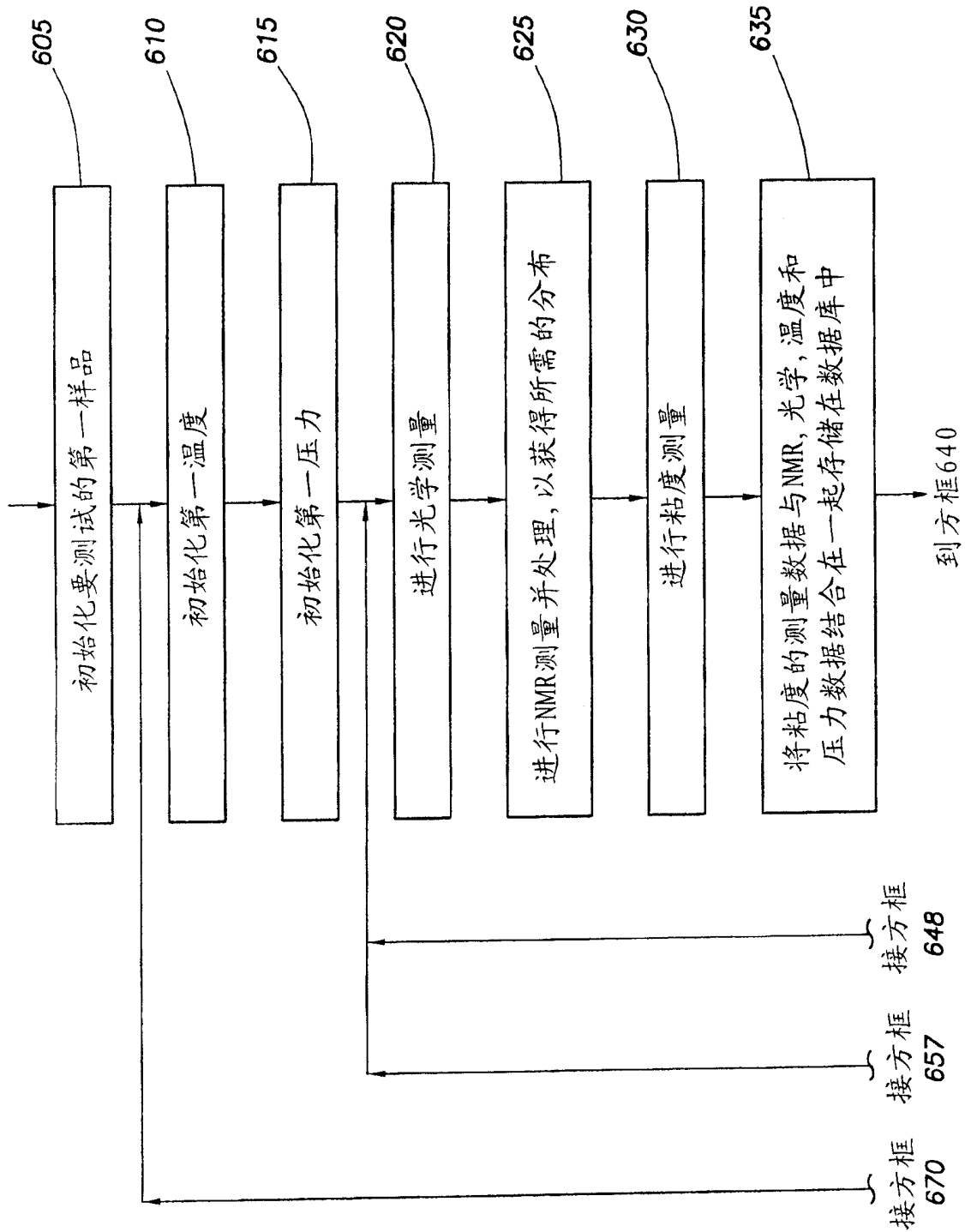


图 6A

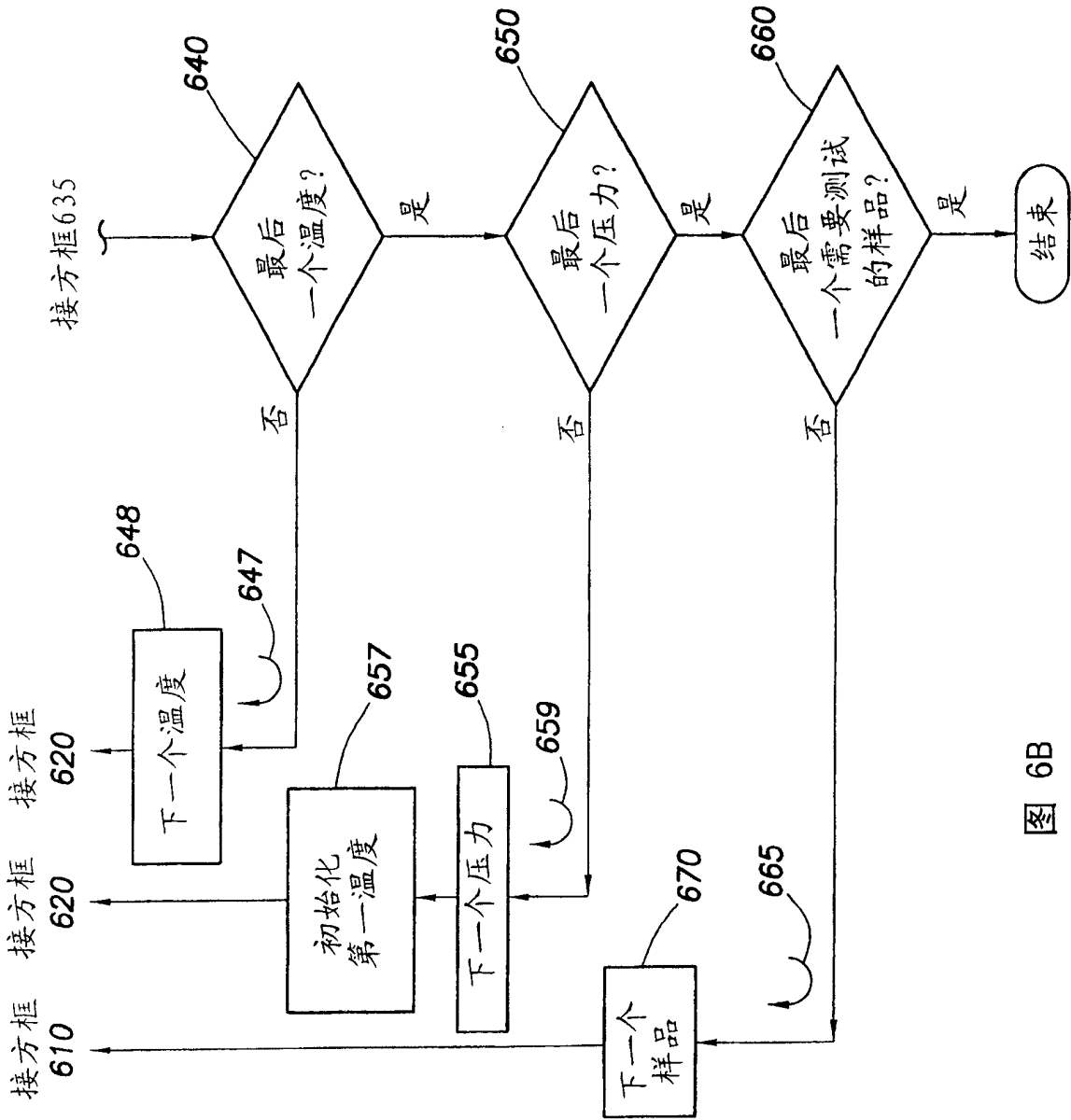


图 6B

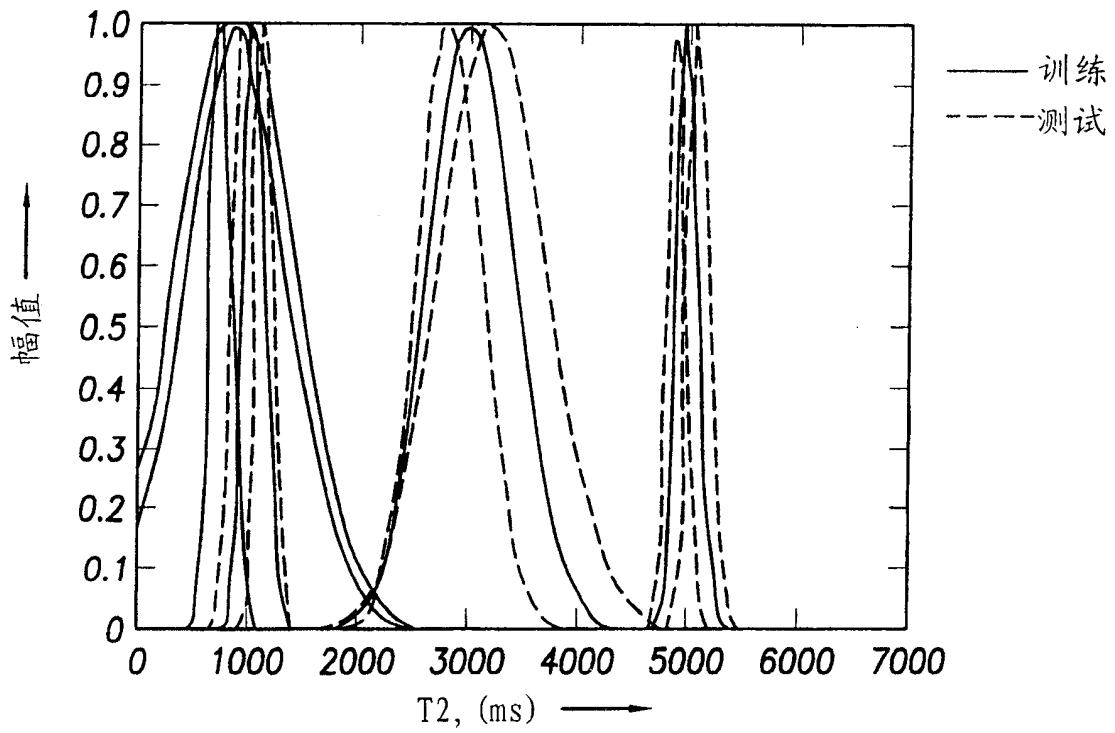


图 7

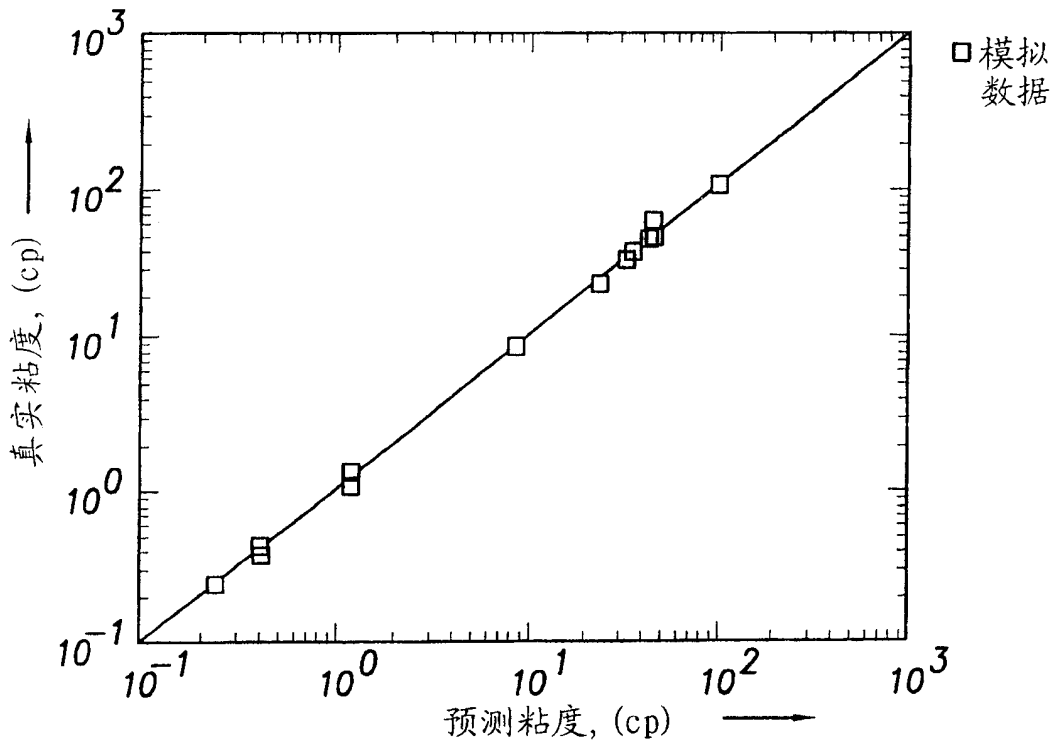


图 8

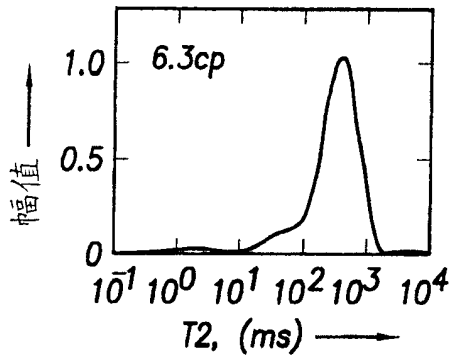


图 9A

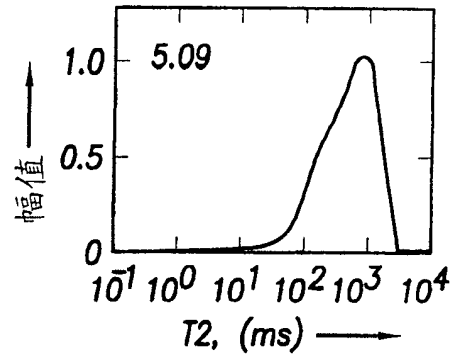


图 9E

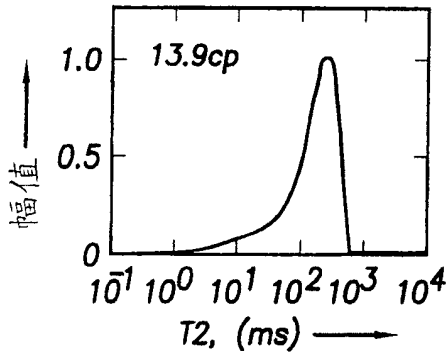


图 9B

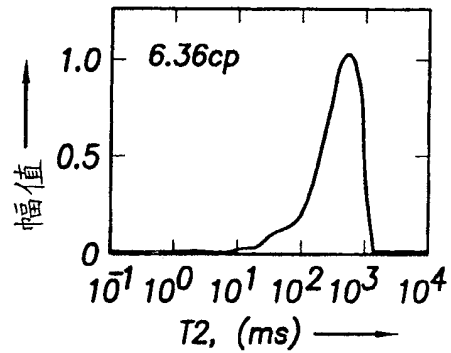


图 9F

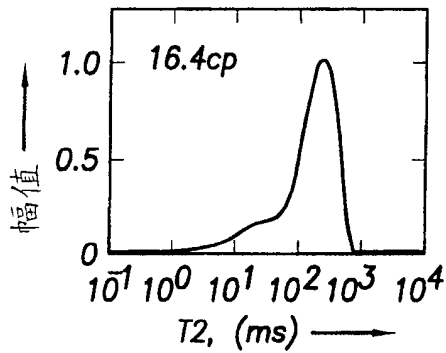


图 9C

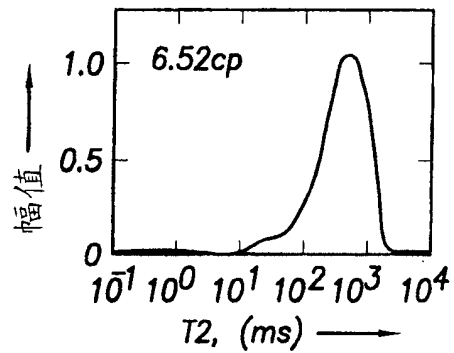


图 9G

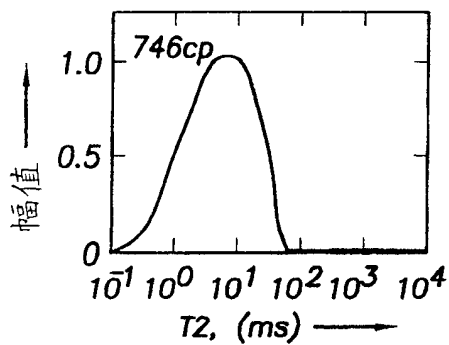


图 9D

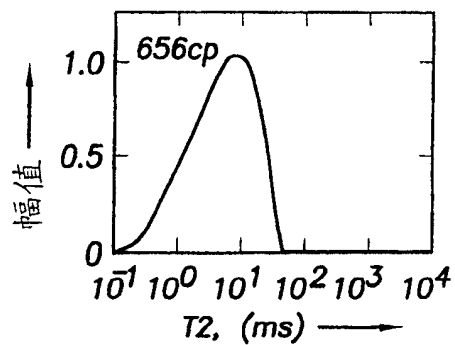


图 9H

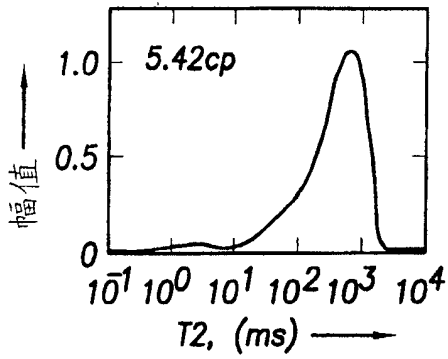


图 9I

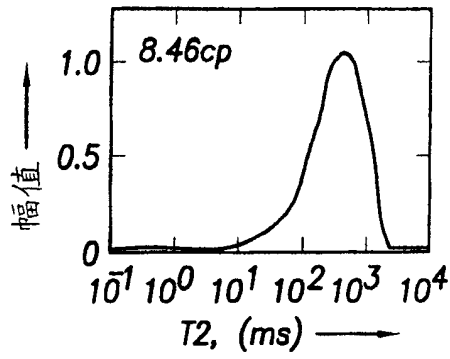


图 9M

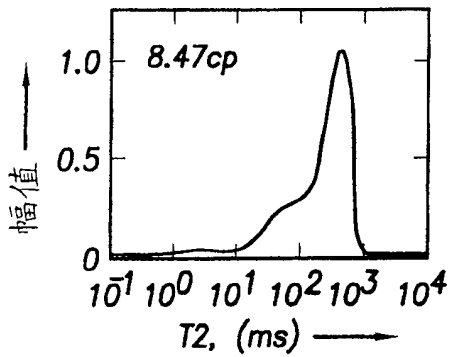


图 9J

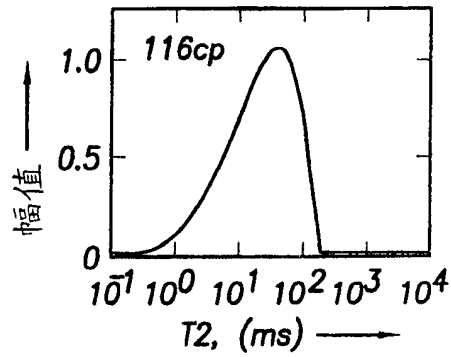


图 9N

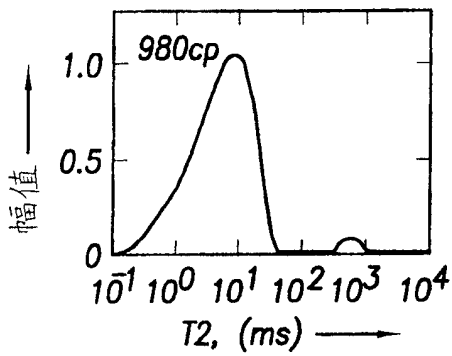


图 9K

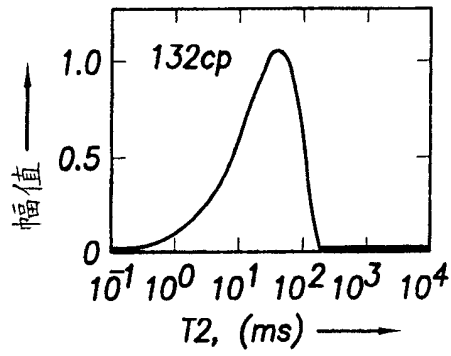


图 9O

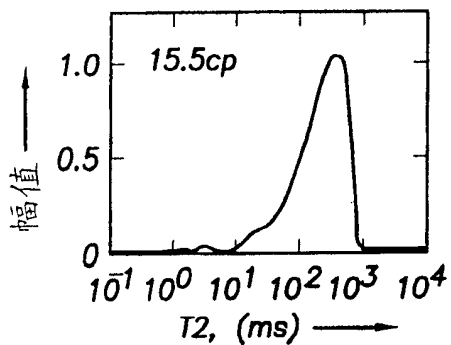


图 9L

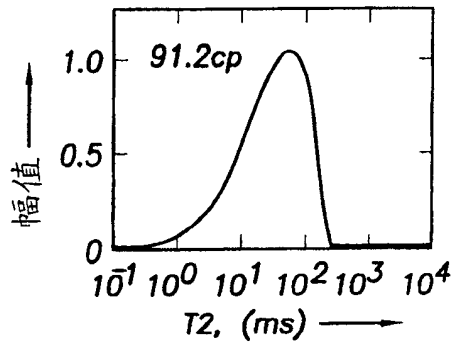


图 9P

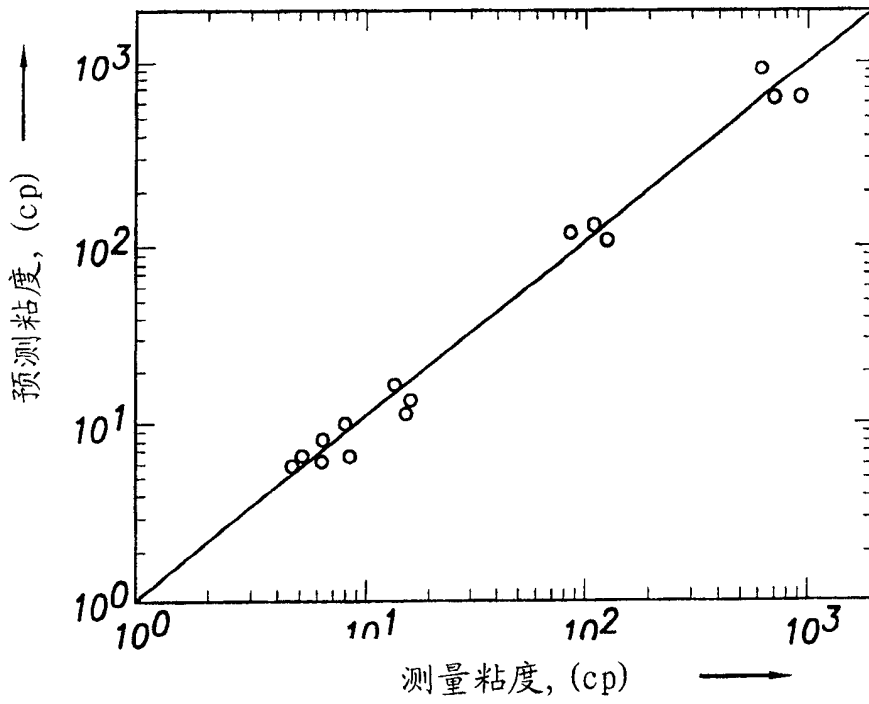


图 10

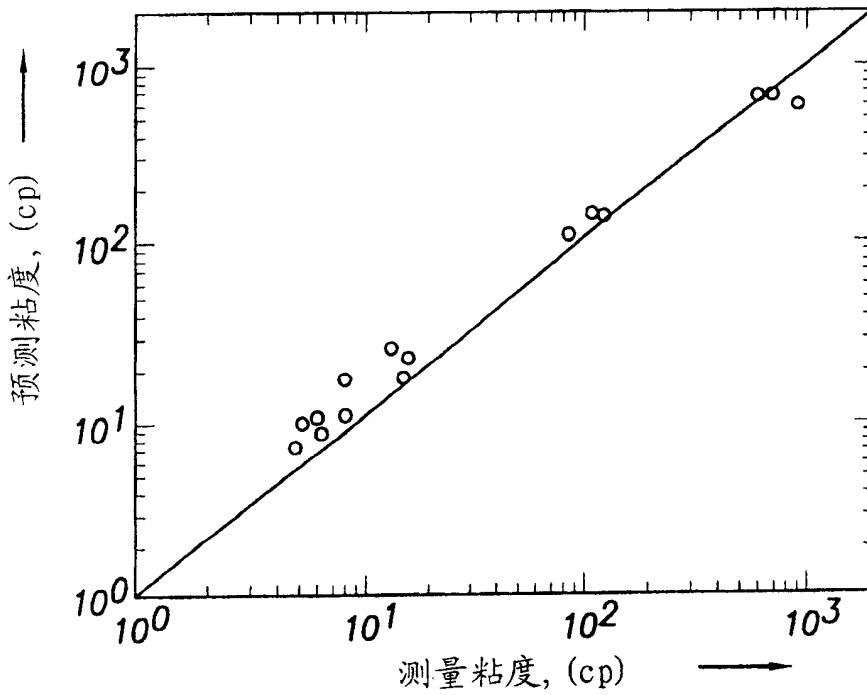


图 11

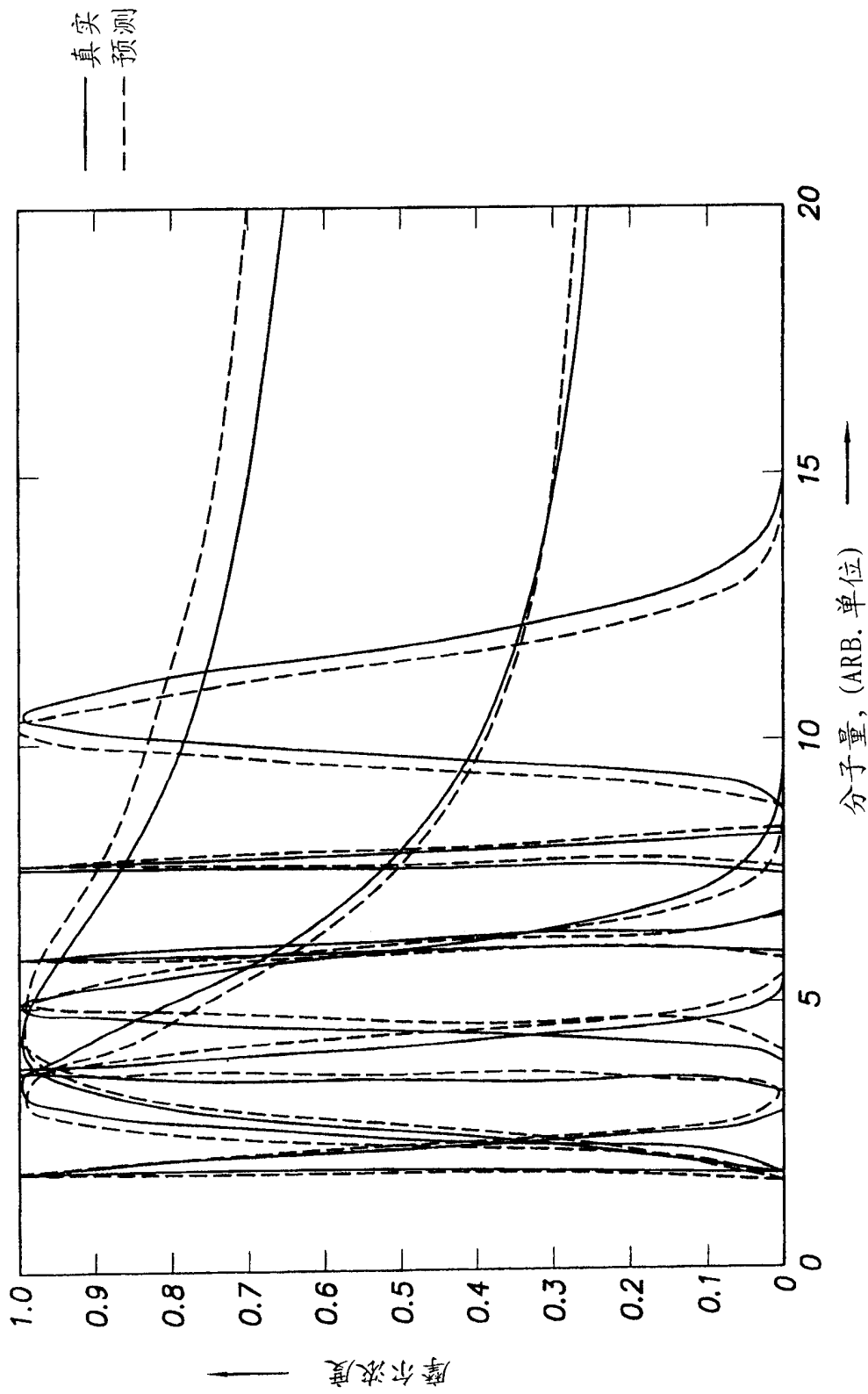


图 12A

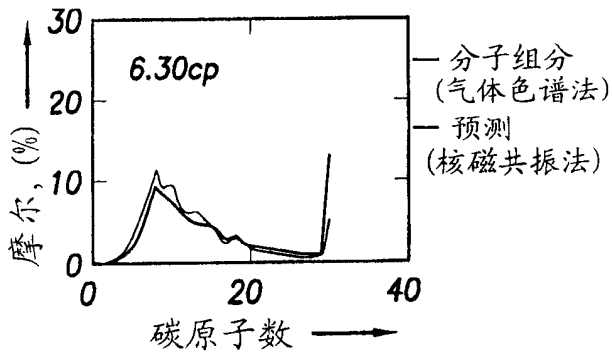


图 12B1

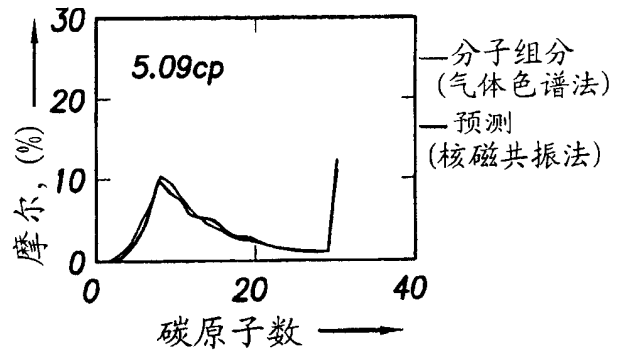


图 12B5

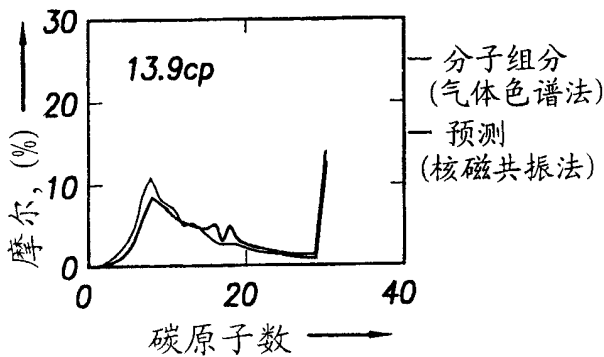


图 12B2

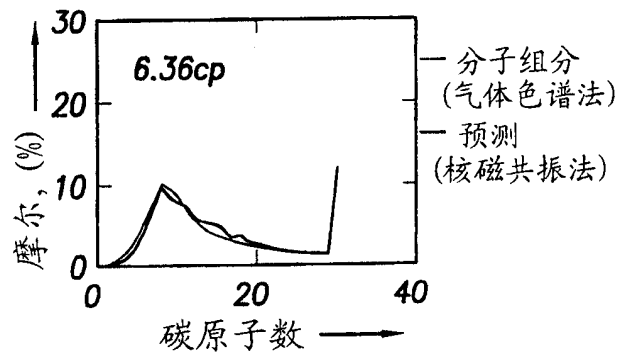


图 12B6

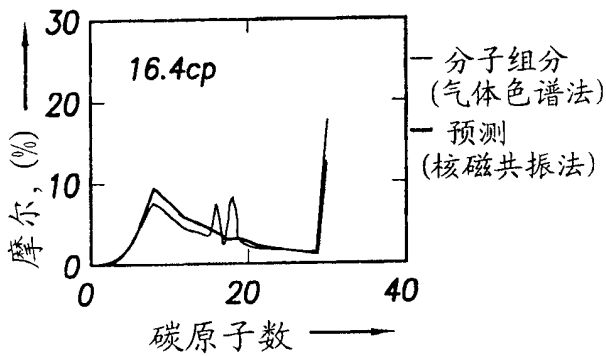


图 12B3

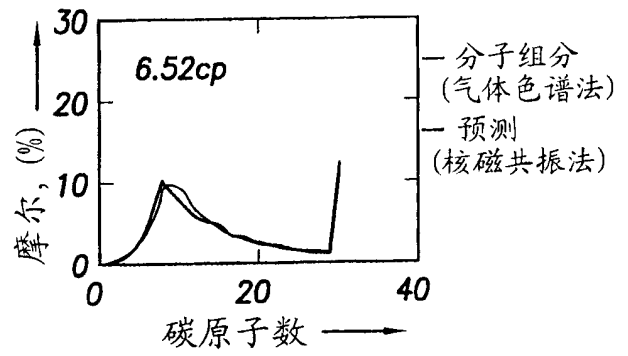


图 12B7

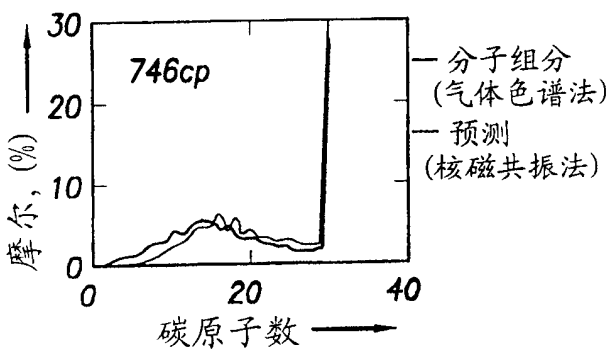


图 12B4

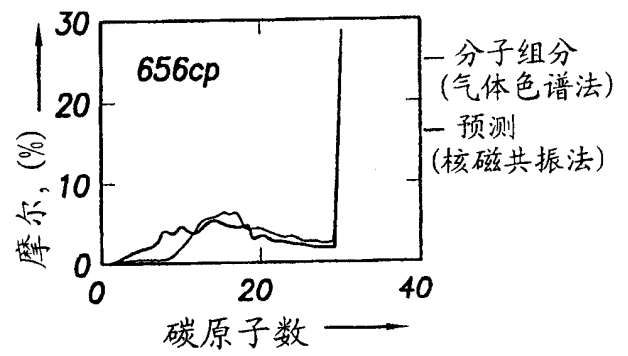


图 12B8

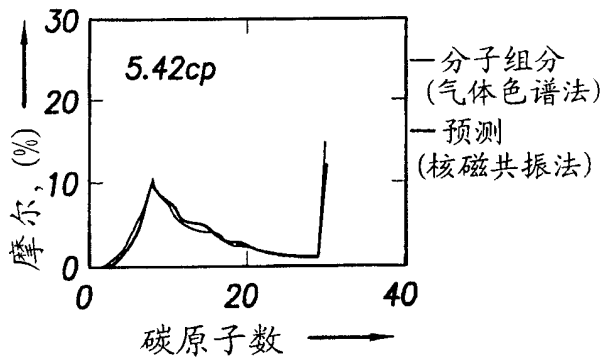


图 12B9

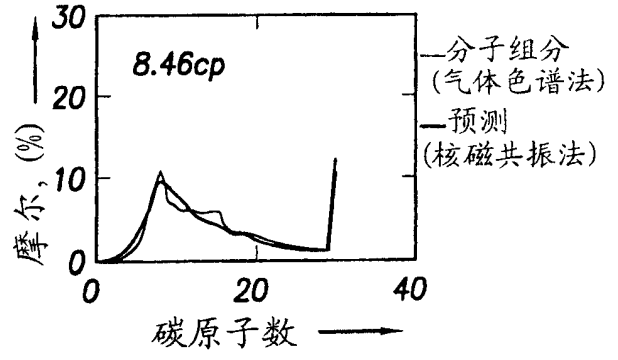


图 12B13

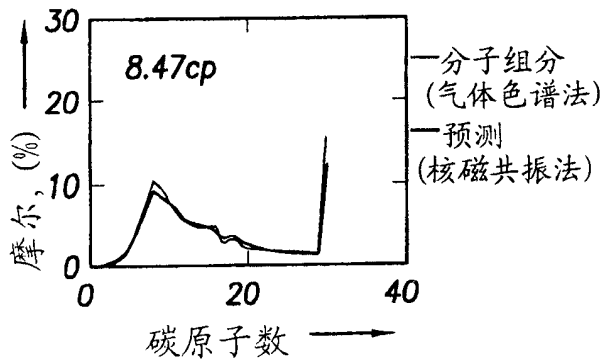


图 12B10

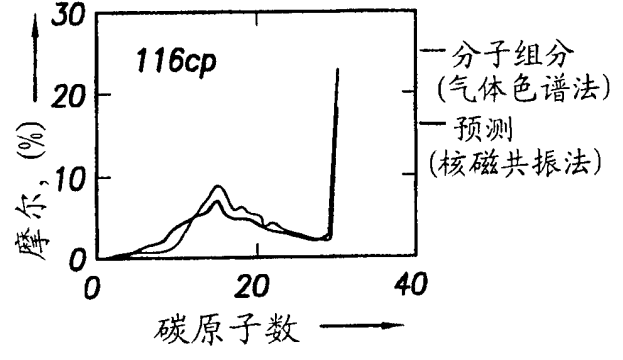


图 12B14

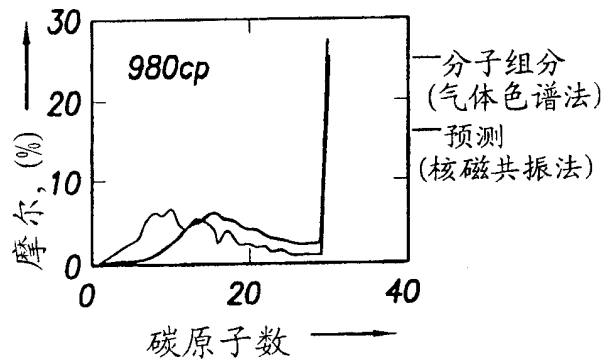


图 12B11

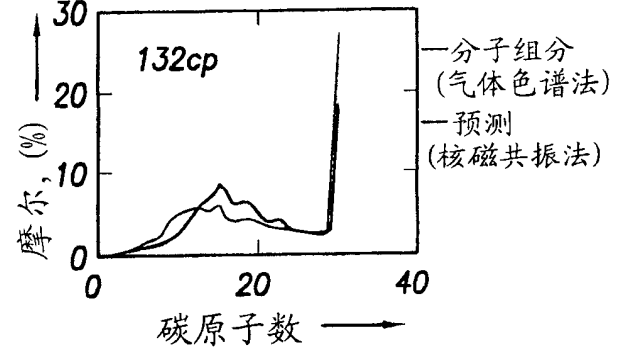


图 12B15

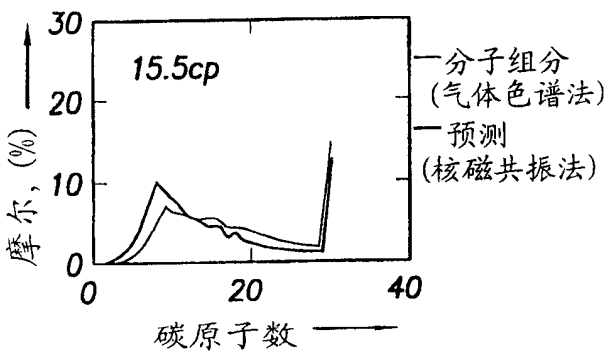


图 12B12

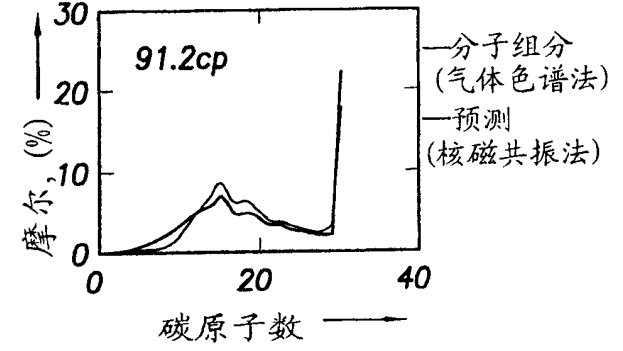


图 12B16

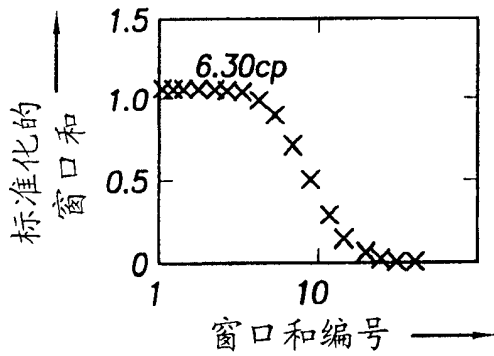


图 13A

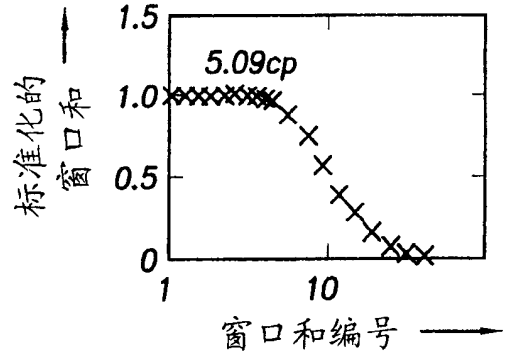


图 13E

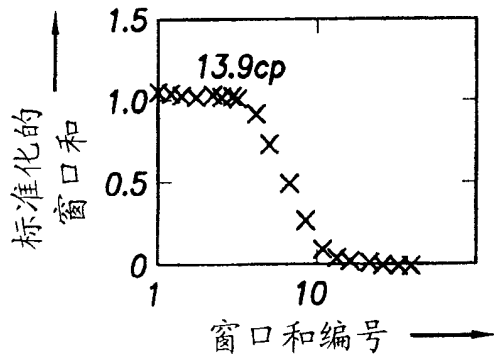


图 13B

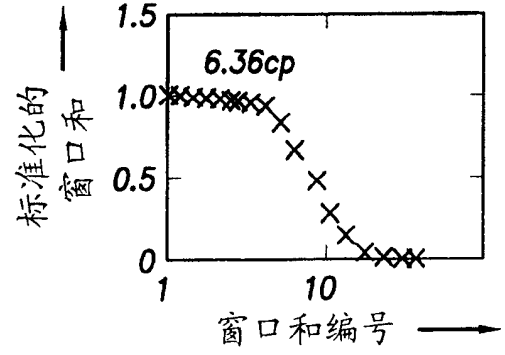


图 13F

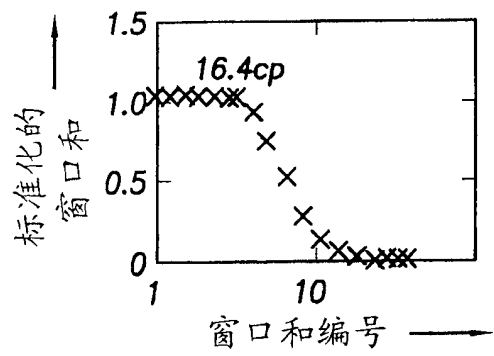


图 13C

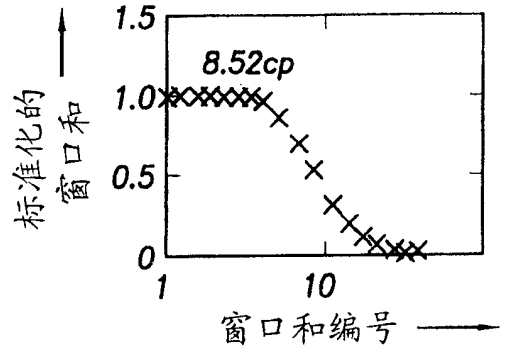


图 13G

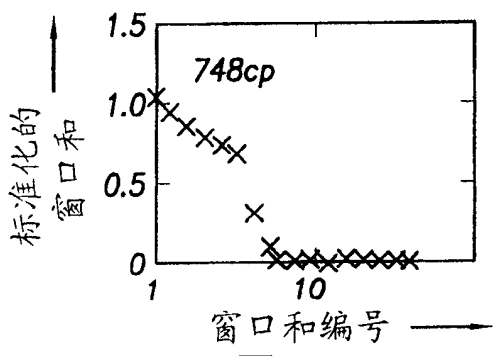


图 13D

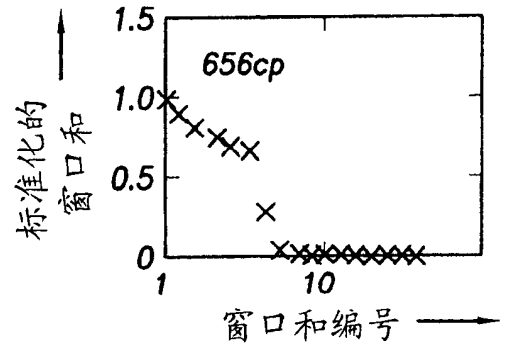


图 13H

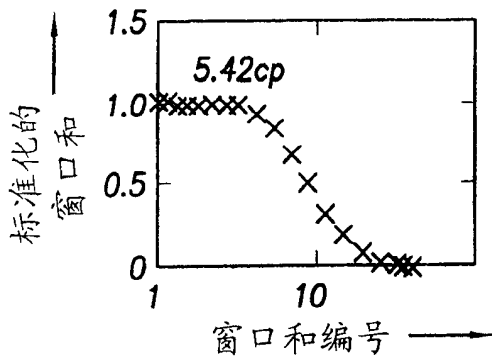


图 13I

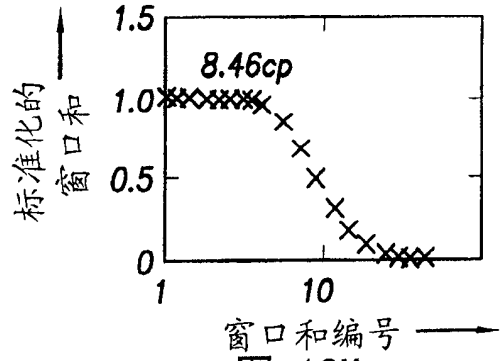


图 13M

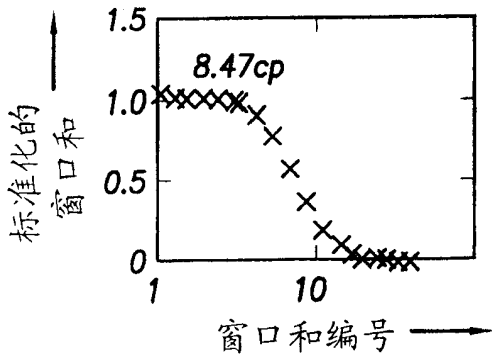


图 13J

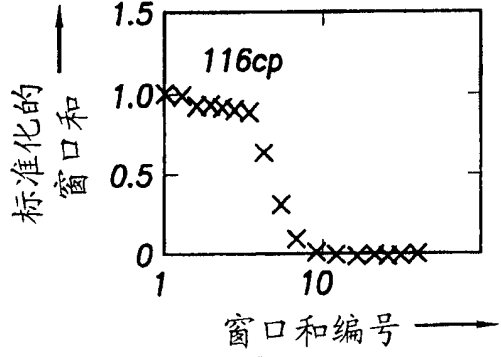


图 13N

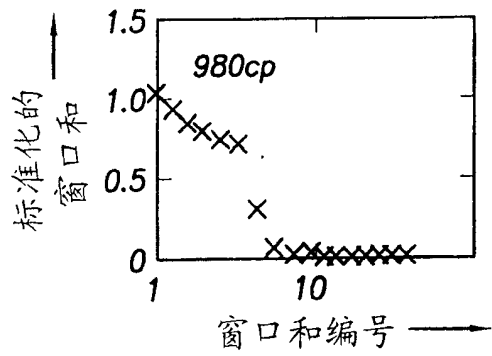


图 13K

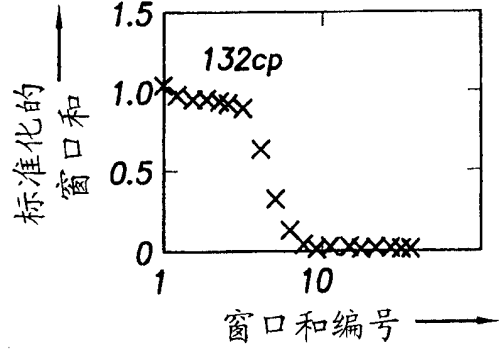


图 130

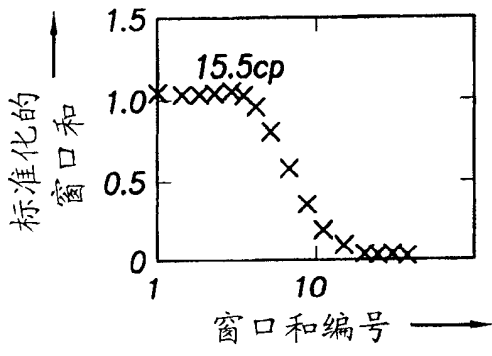


图 13L

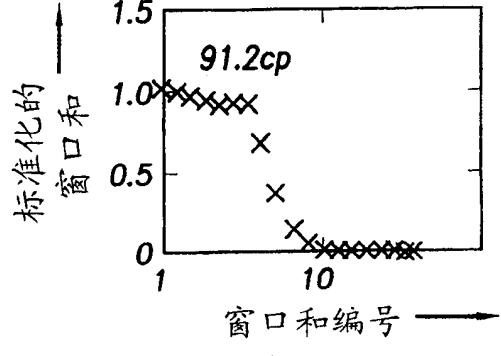


图 13P

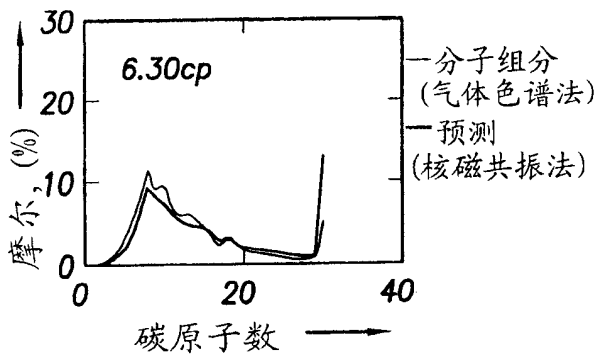


图 14A

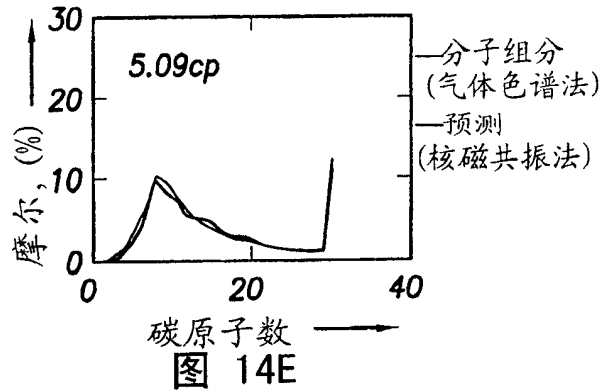


图 14E

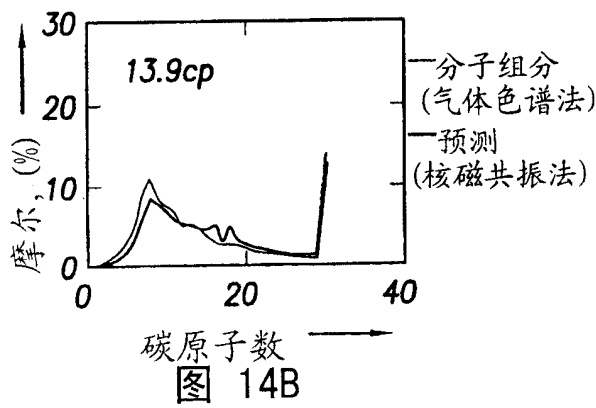


图 14B

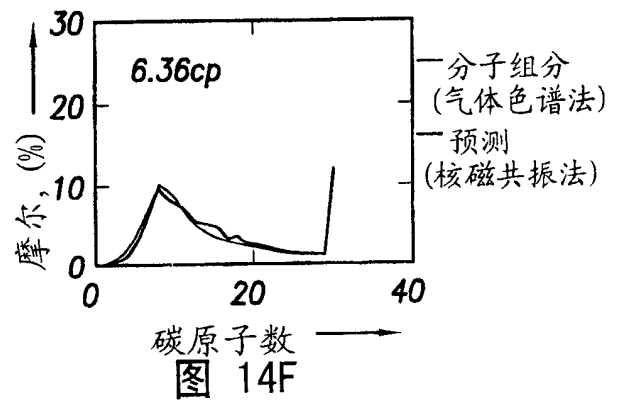


图 14F

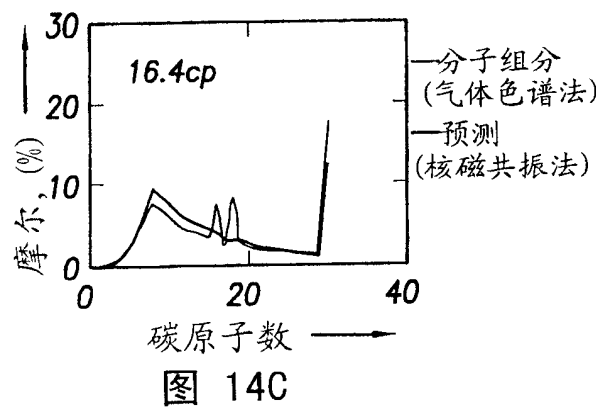


图 14C

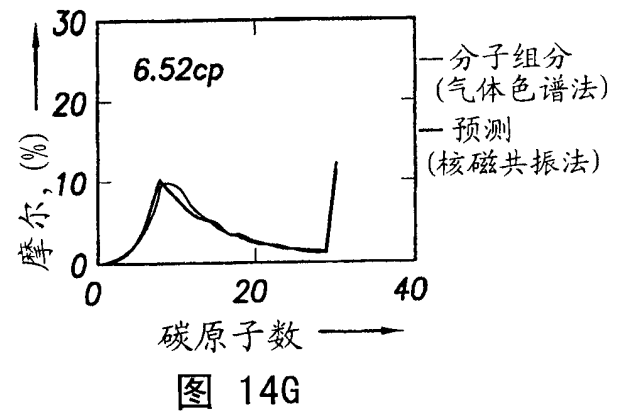


图 14G

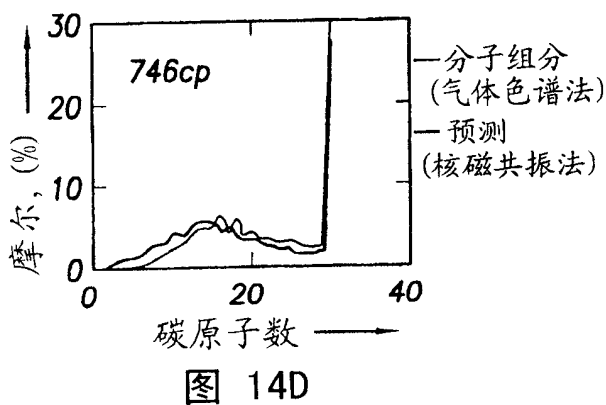


图 14D

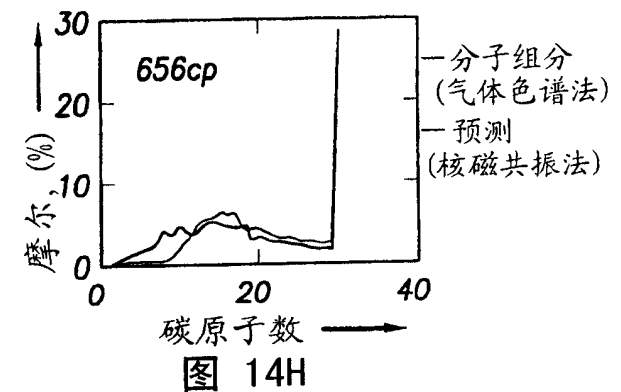


图 14H

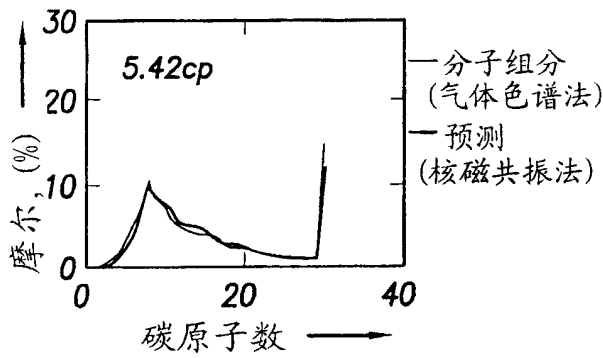


图 14I

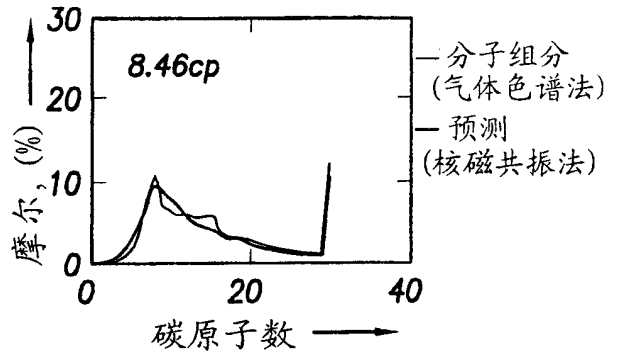


图 14M

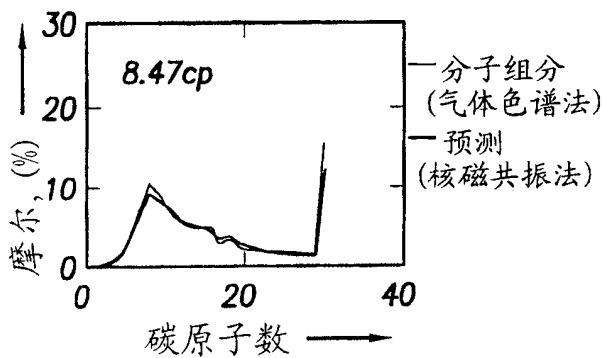


图 14J

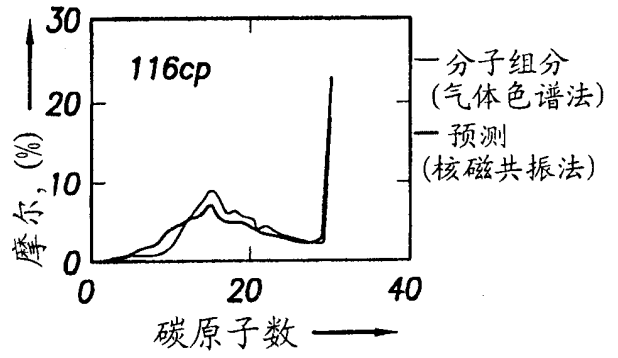


图 14N

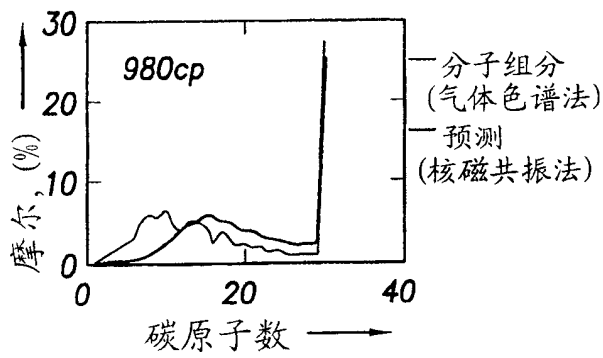


图 14K

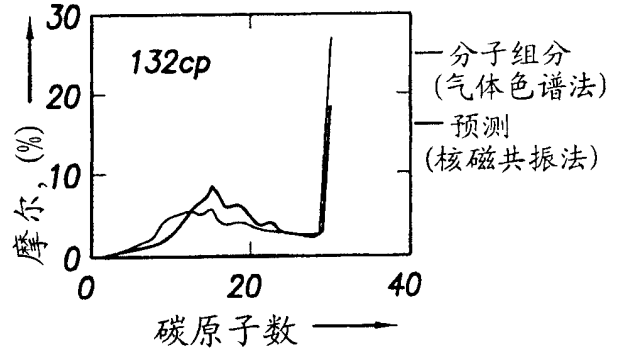


图 14O

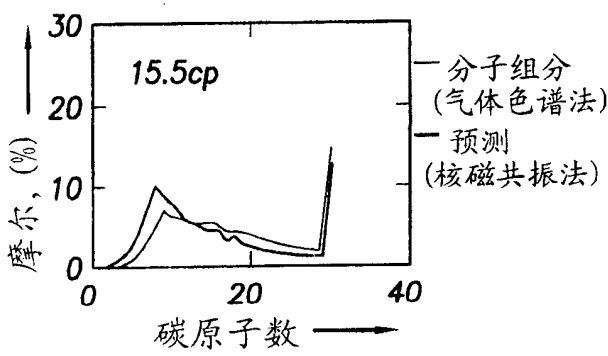


图 14L

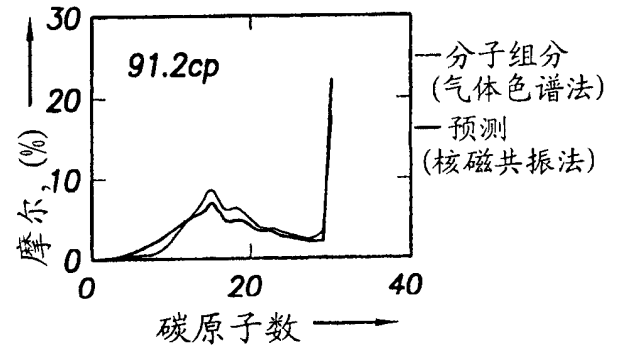


图 14P