



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109640830 A

(43)申请公布日 2019.04.16

(21)申请号 201780050096.4

(22)申请日 2017.07.14

(30)优先权数据

62/362151 2016.07.14 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2019.02.15

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/IB2017/001029 2017.07.14

(87)PCT国际申请的公布数据

W02018/011631 EN 2018.01.18

(71)申请人 医视特有限公司

地址 以色列卡梅尔

(72)发明人 约阿夫·利维 E·扎迪卡里奥

T·阿马尔

(74)专利代理机构 北京泛华伟业知识产权代理有限公司 11280

代理人 王勇 李科

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

A61B 8/00(2006.01)

A61B 6/00(2006.01)

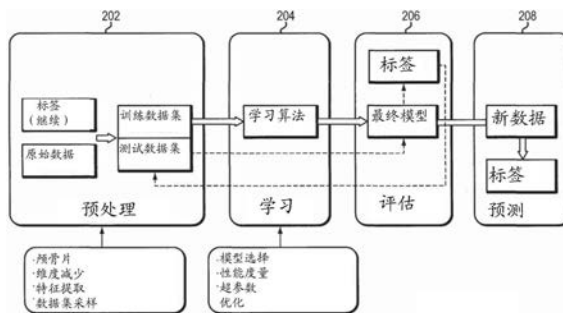
权利要求书6页 说明书19页 附图21页

(54)发明名称

基于先例的超声聚焦

(57)摘要

用于操作具有多个换能器元件的超声换能器的各种方法包括获取解剖区的一个或多个测量,从换能器元件发射的超声波穿过该解剖区行进;对于解剖区中的每个,至少部分地基于测量来确定特性的值;通过使用第一值作为预测器的输入来以计算方式预测穿过解剖区行进的超声波的像差,预测器已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测超声像差;以及驱动换能器元件以补偿所预测的像差。



1. 一种操作包括多个换能器元件的超声换能器的方法,所述方法包括:
  - (a) 获取多个第一解剖区的第一系列的一个或多个测量,从所述换能器元件发射的超声波将穿过所述第一解剖区行进;
  - (b) 对于所述第一解剖区中的每个,至少部分地基于所述第一系列的测量来确定多个特性的第一值;
  - (c) 通过使用所述第一值作为预测器的输入来以计算方式预测穿过所述第一解剖区行进的所述超声波的第一像差,所述预测器已经以计算方式被训练以基于所述特性的值来预测超声像差;以及
  - (d) 驱动所述换能器元件以补偿所预测的第一像差。
2. 如权利要求1所述的方法,还包括以计算方式预测所预测的第一像差的可靠性。
3. 如权利要求1所述的方法,其中所述测量包括从所述第一解剖区的图像、来自所述第一解剖区的声反射或在所述第一解剖区处的声频谱活动中的至少一个得到的数据。
4. 如权利要求1所述的方法,其中所述特性包括解剖特性、超声处理参数、所述换能器元件的信息或测量系统的特性中的至少一个。
5. 如权利要求4所述的方法,其中所述超声处理参数包括与所述超声波中的每一个相关的频率、强度或相位中的至少一个。
6. 如权利要求4所述的方法,其中所述换能器元件的信息包括每个换能器元件的尺寸、形状、位置或定向中的至少一个。
7. 如权利要求4所述的方法,其中通过迁移学习、自动编码、主分量分析或尺度不变特征变换中的至少一个来提取所述信息。
8. 如权利要求4所述的方法,其中所述特性还包括使用模型预测的超声像差。
9. 如权利要求1所述的方法,其中所述第一像差包括与所述换能器元件相关的相移、时间延迟或强度变化或由所述超声波产生的焦点的形状畸变中的至少一个。
10. 如权利要求1所述的方法,其中由所述换能器元件之一发射的波束穿越所述第一解剖区中的至少一个。
11. 如权利要求1所述的方法,还包括使用多个第二解剖区中的每个的第二系列的一个或多个测量、与所述第二解剖区相关的多个特性的第二值和与所述特性的所述第二值相关的第二超声像差来以计算方式训练所述预测器,所述第二解剖区与所述第一解剖区重叠。
12. 如权利要求1所述的方法,还包括使用多个第二解剖区中的每个的第二系列的一个或多个测量、与所述第二解剖区相关的多个特性的第二值和与所述特性的所述第二值相关的第二超声像差来以计算方式训练所述预测器,所述第二解剖区不同于所述第一解剖区。
13. 如权利要求12所述的方法,其中所述计算预测步骤包括使用所述预测器以至少部分地基于在与所述第一解剖区相关的特性的第一值和与所述第二解剖区相关的特性的第二值之间的相似性来预测所述第一像差。
14. 如权利要求13所述的方法,其中所述相似性至少部分地基于在所述第一系列的测量和第二系列的测量之间的逐点相似性来确定。
15. 如权利要求12所述的方法,其中使用像差测量或像差预测中的至少一个来获取所述第二超声像差。
16. 如权利要求12所述的方法,其中与所述第二解剖区相关的特性的第二值中的至少

一个是冗余的。

17. 如权利要求16所述的方法,其中所述第二系列的测量包括与不同的第二超声像差对应的至少两个冗余值。

18. 如权利要求16所述的方法,其中所述第二系列的测量包括与不同的预处理对应的至少两个冗余值。

19. 如权利要求12所述的方法,其中所述预测器使用机器学习过程基于在与所述第二解剖区相关的特性的第二值和与所述特性的第二值相关的第二超声像差之间的关系来预测所述第一像差。

20. 如权利要求19所述的方法,其中使用回归来确定所述关系。

21. 如权利要求20所述的方法,其中所述第二超声像差包括具有实分量和虚分量的相移;所述回归对所述实分量和虚分量单独地被执行。

22. 如权利要求19所述的方法,其中使用分类来确定所述关系。

23. 如权利要求22所述的方法,其中所述第二超声像差包括具有实分量和虚分量的相移;所述分类对所述实分量和虚分量单独地被执行。

24. 如权利要求12所述的方法,还包括在确定第二解剖区的特性的第二值之前预处理所述第二解剖区的所述第二系列的测量。

25. 如权利要求24所述的方法,还包括在确定第一解剖区的特性的第一值之前预处理所述第一解剖区的所述第一系列的测量。

26. 如权利要求25所述的方法,其中在多个步骤中执行预处理所述第一系列的测量和第二系列的测量;用于预处理所述第一系列的测量的步骤中的至少一个与用于预处理所述第二系列的测量的步骤之一相同。

27. 如权利要求24所述的方法,其中所述第二系列的测量包括从所述第二解剖区的第二系列的图像导出的数据,且预处理包括在确定第二解剖区的特性之前确定所述第二解剖区的所述第二系列的图像的旋转角。

28. 如权利要求27所述的方法,还包括至少部分地基于所确定的旋转角来获取所述第二解剖区的第三系列的图像。

29. 如权利要求28所述的方法,其中使用所述第二解剖区的所述第二系列的图像的重采样或插值来获取所述第二解剖区的第三系列的图像。

30. 如权利要求12所述的方法,还包括移除在所述第二超声像差中的偏差。

31. 如权利要求12所述的方法,还包括至少部分地基于在所述第二超声像差中的相对偏差的估计使用物理模型来预处理所述第二超声像差。

32. 如权利要求31所述的方法,还包括移除在所述第二超声像差中的所述相对偏差。

33. 如权利要求12所述的方法,还包括操纵所述第二超声像差的至少一个像差。

34. 如权利要求33所述的方法,其中所述操纵包括展开、按比例调整到统一的超声传输频率或测量位置到第二测量位置的计算调节中的至少一个。

35. 如权利要求1所述的方法,其中所述预测器包括神经网络。

36. 如权利要求1所述的方法,其中至少部分地基于在所述第一解剖区的定向和穿过其行进的所述超声波的波束路径之间的角度来确定所述第一解剖区的所述特性。

37. 如权利要求1所述的方法,其中所述特性包括所述第一解剖区中的每个的结构、形

状、密度或厚度中的至少一个。

38. 如权利要求1所述的方法,还包括基于所述预测的可靠性估计、在所述第一系列的测量和第二系列的测量之间的相似性度量或与所述第二系列的测量相关的预测成功中的至少一个来确定所述超声波的所预测的第一像差的准确度。

39. 一种超声系统,包括:

超声换能器,其包括多个换能器元件;

测量系统,其用于获取多个第一解剖区的第一系列的测量,从所述换能器元件发射的超声波将穿过所述第一解剖区行进;以及

处理器,其配置成:

至少部分地基于所述测量来确定多个特性的第一值;

执行已经以计算方式被训练以基于所述特性的值来预测超声像差的预测器;

使用所述第一值作为执行的预测器的输入,由此,所述预测器预测穿过所述第一解剖区行进的所述超声波的第一像差;以及

驱动所述换能器元件以补偿所预测的像差。

40. 如权利要求39所述的系统,其中所述处理器还配置成以计算方式预测所预测的第一像差的可靠性。

41. 如权利要求39所述的系统,其中所述测量系统包括如下中的至少一个:用于获取所述第一解剖区的第一系列的图像的成像器或用于检测来自所述第一解剖区的声反射或在所述第一解剖区处的声频谱活动中的至少一个的声检测器。

42. 如权利要求41所述的系统,其中所述成像器包括磁共振成像设备、计算机断层摄影设备、正电子发射断层摄影设备、单光子发射计算断层摄影设备或超声波扫描设备中的至少一个。

43. 如权利要求39所述的系统,其中所述特性包括解剖特性、超声处理参数、所述换能器元件的信息或所述测量系统的特性中的至少一个。

44. 如权利要求43所述的系统,其中所述超声处理参数包括与所述超声波中的每一个相关的频率、强度或相位中的至少一个。

45. 如权利要求43所述的系统,其中所述换能器元件的所述信息包括每个换能器元件的尺寸、形状、位置或定向中的至少一个。

46. 如权利要求43所述的系统,其中通过迁移学习、自动编码、主分量分析或尺度不变特征变换中的至少一个来提取所述信息。

47. 如权利要求43所述的系统,其中所述特性还包括使用模型预测的超声像差。

48. 如权利要求39所述的系统,其中第一像差包括与所述换能器元件相关的相移、时间延迟或强度变化或由超声波产生的焦点的形状畸变中的至少一个。

49. 如权利要求39所述的系统,其中由所述换能器元件之一发射的波束穿越所述第一解剖区中的至少一个。

50. 如权利要求39所述的系统,其中所述处理器还配置成使用多个第二解剖区的第二系列的测量、与所述第二解剖区相关的多个特性的第二值和与所述特性的所述第二值相关的第二超声像差来以计算方式训练所述预测器,所述第二解剖区与第一解剖区重叠。

51. 如权利要求39所述的系统,其中所述处理器还配置成使用多个第二解剖区的第二

系列的测量、与所述第二解剖区相关的多个特性的第二值和与所述特性的所述第二值相关的第二超声像差来以计算方式训练所述预测器,所述第二解剖区不同于第一解剖区。

52. 如权利要求51所述的系统,其中所述处理器还配置成使用所述预测器以至少部分地基于在与所述第一解剖区相关的特性的第一值和与所述第二解剖区相关的特性的第二值之间的相似性来预测所述第一像差。

53. 如权利要求52所述的系统,其中所述相似性至少部分地基于在所述第一系列的测量和第二系列的测量之间的逐点相似性来确定。

54. 如权利要求52所述的系统,其中与所述第二解剖区相关的特性的第二值中的至少一个值是冗余的。

55. 如权利要求54所述的系统,其中所述第二系列的测量包括与不同的第二超声像差对应的至少两个冗余值。

56. 如权利要求54所述的系统,其中所述第二系列的测量包括与不同的预处理对应的至少两个冗余值。

57. 如权利要求51所述的系统,其中所述处理器还配置成使用像差测量或像差预测中的至少一个来预测与所述第二解剖区相关的特性的第二值。

58. 如权利要求51所述的系统,其中所述预测器使用机器学习过程基于在与所述第二解剖区相关的特性的第二值和与所述特性的第二值相关的第二超声像差之间的关系来预测所述第一像差。

59. 如权利要求58所述的系统,其中使用回归来确定所述关系。

60. 如权利要求59所述的系统,其中所述第二超声像差包括具有实分量和虚分量的相移;所述回归对所述实分量和虚分量单独地被执行。

61. 如权利要求58所述的系统,其中使用分类来确定所述关系。

62. 如权利要求61所述的系统,其中所述第二超声像差包括具有实分量和虚分量的相移;所述分类对所述实分量和虚分量单独地被执行。

63. 如权利要求51所述的系统,其中所述处理器还配置成在确定第二解剖区的特性的所述第二值之前预处理所述第二解剖区的所述第二系列的测量。

64. 如权利要求63所述的系统,其中在多个步骤中执行预处理所述第一系列的测量和第二系列的测量,用于预处理所述第一系列的测量的步骤中的至少一个与用于预处理所述第二系列的测量的步骤之一相同。

65. 如权利要求63所述的系统,其中所述第二系列的测量包括从所述第二解剖区的第二系列的图像导出的数据,且所述预处理包括在确定第二解剖区的特性之前确定所述第二解剖区的所述第二系列的图像的旋转角。

66. 如权利要求63所述的系统,其中所述处理器还配置成至少部分地基于所确定的旋转角来获取所述第二解剖区的第三系列的图像。

67. 如权利要求66所述的系统,其中所述处理器还配置成使用所述第二解剖区的所述第二系列的图像的重采样或插值来获取所述第二解剖区的第三系列的图像。

68. 如权利要求51所述的系统,其中所述处理器还配置成在确定第一解剖区的特性的所述第一值之前预处理所述第一解剖区的所述第一系列的测量。

69. 如权利要求51所述的系统,其中所述处理器还配置成移除在所述第二超声像差中

的偏差。

70. 如权利要求51所述的系统,其中所述处理器还配置成至少部分地基于在所述第二超声像差中的相对偏差的估计使用物理模型来预处理所述第二超声像差。

71. 如权利要求70所述的系统,其中所述处理器还配置成移除在所述第二超声像差中的相对偏差。

72. 如权利要求51所述的系统,其中所述处理器还配置成操纵所述第二超声像差中的至少一个像差。

73. 如权利要求72所述的系统,其中所述操纵包括展开、按比例调整到统一的超声传输频率或测量位置到第二测量位置的计算调节中的至少一个。

74. 如权利要求39所述的系统,其中所述预测器包括神经网络。

75. 如权利要求39所述的系统,其中所述处理器还配置成至少部分地基于在所述第一解剖区的定向和穿过其行进的所述超声波的波束路径之间的角度来确定所述第一解剖区的特性。

76. 如权利要求39所述的系统,其中所述特性包括所述第一解剖区中的每个的结构、形状、密度或厚度中的至少一个。

77. 如权利要求39所述的系统,其中所述处理器还配置成基于所述预测的可靠性估计、在所述第一系列的测量和第二系列的测量之间的相似性度量或与所述第二系列的测量相关的预测成功中的至少一个来确定所述超声波的所预测的第一像差的准确度。

78. 一种操作包括多个换能器元件的超声换能器的方法,所述方法包括:

(a) 获取多个解剖区的第一系列的一个或多个测量,从所述换能器元件发射的超声波穿过所述解剖区行进;

(b) 对于所述解剖区中的每个,至少部分地基于所述第一系列的测量来确定多个特性的值;

(c) 通过使用所述值作为预测器的输入来以计算方式预测在穿过所述解剖区行进之后在目标区处的所述超声波的强度,所述预测器已经以计算方式被训练以基于所述特性的值来预测在目标区处的超声强度;以及

(d) 至少部分地基于所预测的超声强度,驱动所述换能器元件以产生在所述目标区处的期望超声焦点。

79. 如权利要求78所述的方法,还包括基于预测的可靠性估计、在所述第一系列的测量和第二系列的测量之间的相似性度量或与所述第二系列的测量相关的预测成功中至少一个来确定所述超声波的所预测的强度的准确度。

80. 一种超声系统,包括:

超声换能器,其包括多个换能器元件;

测量系统,其用于获取多个解剖区的一个或多个测量,从所述换能器元件发射的超声波将穿过所述解剖区行进;以及

处理器,其配置成:

至少部分地基于所述测量来确定多个特性的值;

执行已经以计算方式被训练以基于所述特性的值来预测在目标区处的超声强度的预测器;

使用所述值作为执行的预测器的输入,由此,所述预测器预测在穿过所述解剖区行进之后在所述目标区处的超声波的强度;以及

驱动所述换能器元件以在所述目标区处产生期望超声焦点。

81. 如权利要求80所述的系统,其中所述测量系统包括成像器,该成像器包括磁共振成像设备、计算机断层摄影设备、正电子发射断层摄影设备、单光子发射计算断层摄影设备或超声波扫描设备中的至少一个。

82. 一种使用第一测量设置来预测超声治疗成功的可能性的方法,所述方法包括:

(a) 获取多个解剖区的第一系列的一个或多个测量,从所述换能器元件发射的超声波穿过所述解剖区行进;

(b) 对于所述解剖区中的每个,至少部分地基于所述第一系列的测量来确定多个特性的值;

(c) 通过使用所述特性的值作为预测器的输入来以计算方式预测与在穿过所述解剖区行进之后在目标区处的超声波相关的治疗值,所述预测器已经以计算方式被训练以基于所述特性的值来预测与在所述目标区处的所述超声波相关的治疗值;以及

(d) 至少部分地基于所预测的治疗值,以计算方式预测超声治疗成功的可能性。

83. 如权利要求82所述的方法,其中所述治疗值包括在所述目标区处的最大温度、由所述超声波产生的焦点的形状畸变、用于达到预定温度的所需声能或成功治疗的所需温度中的至少一个。

84. 如权利要求82所述的方法,其中所述特性包括解剖特性、超声处理参数、所述换能器元件的信息、测量系统的特性、使用预测模型的在所述目标区处的与所述换能器元件相关的所预测的强度或穿过所述解剖区行进的所述超声波的所预测的像差的可靠性中的至少一个。

85. 如权利要求82所述的方法,还包括选择第二测量设置,以及使用所述第二测量设置来以计算方式预测超声治疗成功的可能性。

86. 如权利要求85所述的方法,还包括选择最佳测量设置。

87. 如权利要求85所述的方法,其中所述测量设置包括换能器位置、换能器频率或相对于目标区的位置的换能器定向中的至少一个。

88. 如权利要求82所述的方法,还包括基于预测的可靠性估计、所述第一系列的测量和第二系列的测量的相似性度量或与所述第二测量相关的预测成功中的至少一个来确定与所述超声波相关的所预测的治疗值的准确度。

89. 一种操作包括多个换能器元件的超声换能器的方法,所述方法包括:

(a) 获取多个解剖区的一系列的一个或多个测量,从所述换能器元件发射的超声波将穿过所述解剖区行进;

(b) 对于所述解剖区中的每个,至少部分地基于所述一系列的测量来确定多个特性的值;

(c) 通过使用所述值作为预测器的输入来以计算方式预测穿过所述解剖区行进的所述超声波的像差,所述预测器已经以计算方式被训练以基于所述特性的值来预测超声像差;

(d) 驱动所述换能器元件以获取目标区的至少一个图像;以及

(e) 处理所获取的图像以补偿所预测的第一像差。

## 基于先例的超声聚焦

[0001] 相关申请

[0002] 本申请要求2016年7月14日提交的美国临时专利申请号62/362,151的权益和优先权,该临时申请的全部公开在此通过引用被并入。

### 技术领域

[0003] 本发明总地涉及超声聚焦,且更特别地涉及基于先例的超声聚焦技术。

### 背景技术

[0004] 聚焦超声(即,具有大于约20千赫兹的频率的声波)可用于对在患者体内的内部身体组织进行成像或有疗效地进行治疗。例如,超声波可用在涉及肿瘤的消融的应用中,从而消除了对侵入性手术、靶向给药、血脑屏障的控制、凝块的消散和其它外科手术的需要。在肿瘤消融期间,压电陶瓷换能器放置在患者外部,但极接近待消融的组织(即,目标)。换能器将电子驱动信号转换成机械振动,导致声波的发射。换能器可以用几何方式被成形并连同其它这样的换能器一起被定位,使得它们发射的超声能量在对应于目标组织区(或在目标组织区内)的“聚焦区”处共同形成聚焦波束。可选地或此外,单个换能器可由多个单独地驱动的换能器元件形成,换能器元件的相位可以各自独立地被控制。这样的“相控阵”换能器便于通过调节在换能器之间的相对相位来将聚焦区引导到不同的位置。如在本文使用的,术语“元件”意指在阵列中的单独换能器或单个换能器的独立可驱动的部分。磁共振成像(MRI)可用于使患者和目标可视化,并从而引导超声波束。

[0005] 当声能穿过组织时,它可通过多个过程——包括传播、散射、吸收、反射和折射——与组织交互作用。到达目标的声能的强度通常确定治疗的疗效,即,在聚焦区的附近破坏的组织的体积。聚焦区的尺寸也可取决于系统参数,例如换能器元件特性、声能的频率和焦深(从换能器到聚焦区的距离)以及患者相关参数,例如组织不均匀性。

[0006] 当激活换能器时,可基于每个换能器元件离聚焦区的距离来调节被传送到每个换能器元件的驱动信号的相对相位。通常,平均声速用于近似声能穿过组织的速度并预测聚焦区的位置。

[0007] 虽然系统参数通常对于给定换能器阵列是固定的,但组织不均匀性可从一个患者到另一患者且甚至在同一患者体内的不同组织区之间明显改变。组织不均匀性可降低到达聚焦区的声能的强度,并可甚至在患者的身体内移动聚焦区的位置。具体地,因为声速在不同类型的组织中不同,当声能的波束的部分沿着具有不同的组织类型的不同路径朝着聚焦区行进时,它们可能经历不同的声速,这可能使从相应的换能器元件传输的声能的相对相位移动。这个相位移动可降低在聚焦区处的声能的相长干涉,这可能减小治疗的有效性或甚至可能以难以预测的方式移动聚焦区。

[0008] 组织不均匀性也可能引起在具有不同声速的组织区的边界处的声能的折射。折射可降低相长干涉以及因而在聚焦区处的声能的强度,特别是当声能穿过骨头时。因此,不均匀的组织结构可产生波束像差和折射,这可能使聚焦变形并减小强度,因而影响治疗效率。

此外,在超声成像中,组织不均匀性可导致声速在整个脉冲波前中的不均匀分布。当脉冲波前的部分比其它部分行进得更快(或更慢)时,在所接收的回波信号的时间延迟和/或强度中的某个量的误差可能出现在一些超声通道中。这成为在超声波束形成中的图像退化的源。

[0009] 因此,存在对预测并考虑在穿越不均匀的组织时的超声波束的像差的方法的需要。

## 发明内容

[0010] 本发明提供用于使用基于先例的方法来预测对在穿越具有复杂结构、形状、密度和/或厚度的组织(例如人类颅骨)时的超声波束的影响(例如像差)的系统和方法。在各种实施方式中,首先创建包括组织(例如颅骨)的各种特征和从声波束穿过组织的行进产生的声像差(例如相移、时间延迟、强度等)的所获取的训练集(或库)。组织特征可使用显像模式或显像模式的组合被得到和/或使用如下面进一步所述的神经网络被提取;可使用传感器(例如水听器)来测量像差。可使用图像的训练集使用例如通过训练神经网络(或其它机器学习过程)来确定在观察到的组织特征和所测量的像差之间的关系。在训练之后,可使用所训练的神经网络来预测与新患者的组织的图像相关的声像差。在一个实现中,可然后基于所预测的像差(例如相移)来调节被分配到相控阵超声系统的每个换能器元件的一个参数(例如相位)或多个参数,以补偿被预期由组织引起的声像差,从而提高在目标区处的聚焦特性。在另一实施方式中,基于所预测的像差来调节与从目标区反射的超声信号相关的信息(例如时间延迟和/或强度),用于提高超声成像的质量。

[0011] 因此,在一个方面中,本发明涉及操作具有多个换能器元件的超声换能器的方法。在各种实施方式中,该方法包括:(a)获取多个第一解剖区的第一系列的一个或多个测量,从换能器元件发射的超声波将穿过第一解剖区行进;(b)对于第一解剖区中的每个,至少部分地基于第一系列的测量来确定多个特性(例如第一解剖区的结构、形状、密度和/或厚度)的第一值;(c)通过使用第一值作为预测器的输入来以计算方式预测穿过第一解剖区行进的超声波的第一像差,预测器已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测超声像差;以及(d)驱动换能器元件以补偿所预测的第一像差。在一个实现中,该方法还包括以计算方式预测所预测的第一像差的可靠性。此外,测量可包括从第一解剖区的图像、来自第一解剖区的声反射和/或在第一解剖区处的声频谱活动得到的数据。

[0012] 在一些实现中,特性包括解剖特性、超声处理参数、换能器元件的信息和/或测量系统的特性。例如,超声处理参数可包括与超声波中的每一个相关的频率、强度和/或相位。换能器元件的信息可包括每个换能器元件的尺寸、形状、位置和/或定向。在一个实施方式中,通过迁移学习、自动编码、主分量分析和/或尺度不变特征变换来提取该信息。此外,特性还可包括使用模型预测的超声像差。在各种实施方式中,第一像差包括与换能器元件相关的相移、时间延迟和/或强度变化和/或由超声波产生的焦点的形状畸变。由一个或多个换能器元件发射的波束可穿越一个或多个第一解剖区。

[0013] 该方法可包括使用多个第二解剖区(与第一解剖区不同或与第一解剖区重叠)中的每个的第二系列的一个或多个测量、与第二解剖区相关的多个特性的第二值和与特性的第二值相关的第二超声像差来以计算方式训练预测器。计算预测步骤可包括使用预测器以

至少部分地基于在与第一解剖区相关的特性的第一值和与第二解剖区相关的特性的第二值之间的相似性来预测第一像差。在一个实施方式中,该相似性至少部分地基于在第一和第二系列的测量之间的逐点相似性来确定。此外,使用像差测量和/或像差预测来获取第二超声像差。在一些实施方式中,与第二解剖区相关的特性的第二值中的一个或多个是冗余的。第二系列的测量可包括与不同的第二超声像差和/或不同的预处理对应的两个或更多个冗余值。

[0014] 在各种实施方式中,预测器使用机器学习过程基于在与第二解剖区相关的特性的第二值和与特性的第二值相关的第二超声像差之间的关系来预测第一像差。可使用回归和/或分类来确定该关系。此外,第二超声像差可包括具有实分量和虚分量的相移;可对实分量和虚分量单独地执行回归和/或分类。

[0015] 该方法可包括在分别确定特性的第一和/或第二值之前预处理第一和/或第二系列的测量。可在多个步骤中执行预处理第一和/或第二系列的测量;用于预处理第一系列的测量的一个或多个步骤可以与用于预处理第二系列的测量的一个或多个步骤相同。此外,第二系列的测量可包括从第二解剖区的第二系列的图像导出的数据,且预处理可包括在确定第二解剖区的特性之前确定第二解剖区的第二系列的图像的旋转角。在一些实施方式中,该方法包括至少部分地基于所确定的旋转角来获取第二解剖区的第三系列的图像。使用第二解剖区的第二系列的图像的重采样和/或插值来获取第二解剖区的第三系列的图像。

[0016] 该方法可包括移除在第二超声像差中的偏差。此外,该方法可包括至少部分地基于在第二超声像差中的相对偏差的估计使用物理模型来预处理第二超声像差,以及移除在第二超声像差中的相对偏差。在一些实施方式中,该方法包括操纵一个或多个第二超声像差。操纵包括展开、按比例调整到统一的超声传输频率和/或测量位置到第二测量位置的计算调节。此外,预测器可包括神经网络。在一个实施方式中,至少部分地基于在第一解剖区的定向和穿过其行进的超声波的波束路径之间的角度来确定第一解剖区的特性。此外,该方法还可包括基于预测的可靠性估计、在第一系列和第二系列的测量之间的相似性度量 and/或第二系列的测量相关的预测成功来确定超声波的所预测的第一像差的准确度。

[0017] 在另一方面中,本发明涉及超声系统,其包括:具有多个换能器元件的超声换能器;用于获取多个第一解剖区的第一系列的测量的测量系统,从换能器元件发射的超声波将穿过第一解剖区行进;以及处理器。在各种实施方式中,处理器配置成至少部分地基于测量来确定多个特性(例如第一解剖区的结构、形状、密度和/或厚度)的第一值;执行已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测超声像差的预测器;使用第一值作为执行的预测器的输入,以便允许预测器预测穿过第一解剖区行进的超声波的第一像差;以及驱动换能器元件以补偿所预测的像差。在一个实现中,处理器还配置成以计算方式预测所预测的第一像差的可靠性。此外,测量系统可包括用于获取第一解剖区的第一系列的图像的成像器和/或用于检测来自第一解剖区的声反射和/或在第一解剖区处的声频谱活动的声检测器。在一个实施方式中,成像器包括磁共振成像设备、计算机断层摄影设备、正电子发射断层摄影设备、单光子发射计算断层摄影设备和/或超声波扫描设备。

[0018] 在一些实施方式中,特性包括解剖特性、超声处理参数、换能器元件的信息和/或测量系统的特性。例如,超声处理参数可包括与超声波中的每一个相关的频率、强度和/或

相位。换能器元件的信息可包括每个换能器元件的尺寸、形状、位置和/或定向。在一个实施方式中,通过迁移学习、自动编码、主分量分析和/或尺度不变特征变换来提取该信息。此外,特性还可包括使用模型预测的超声像差。在各种实施方式中,第一像差包括与换能器元件相关的相移、时间延迟和/或强度变化和/或由超声波产生的焦点的形状畸变。由一个或多个换能器元件发射的波束可穿越一个或多个第一解剖区。

[0019] 处理器还可配置成使用多个第二解剖区(与第一解剖区不同或与第一解剖区重叠)的第二系列的测量、与第二解剖区相关的多个特性的第二值和与特性的第二值相关的第二超声像差来以计算方式训练预测器。处理器可配置成使用预测器以至少部分地基于在与第一解剖区相关的特性的第一值和与第二解剖区相关的特性的第二值之间的相似性来预测第一像差。在一个实施方式中,该相似性至少部分地基于在第一和第二系列的测量之间的逐点相似性来确定。此外,处理器可配置成使用像差测量和/或像差预测来预测与第二解剖区相关的特性的第二值。在一些实施方式中,与第二解剖区相关的特性的第二值中的一个或多个是冗余的。第二系列的测量可包括与不同的第二超声像差和/或不同的预处理对应的两个或更多个冗余值。

[0020] 在各种实施方式中,预测器使用机器学习过程基于在与第二解剖区相关的特性的第二值和与特性的第二值相关的第二超声像差之间的关系来预测第一像差。可使用回归和/或分类来确定该关系。此外,第二超声像差可包括具有实分量和虚分量的相移;可对实分量和虚分量单独地执行回归和/或分类。

[0021] 处理器可配置成在分别确定特性的第一和/或第二值之前预处理第一和/或第二系列的测量。可在多个步骤中执行预处理第一和/或第二系列的测量;用于预处理第一系列的测量的一个或多个步骤可以与用于预处理第二系列的测量的一个或多个步骤相同。此外,第二系列的测量可包括从第二解剖区的第二系列的图像导出的数据,且预处理可包括在确定第二解剖区的特性之前确定第二解剖区的第二系列的图像的旋转角。在一些实施方式中,处理器还配置成至少部分地基于所确定的旋转角来获取第二解剖区的第三系列的图像。处理器还可配置成使用第二解剖区的第二系列的图像的重采样和/或插值来获取第二解剖区的第三系列的图像。

[0022] 处理器还可配置成移除在第二超声像差中的偏差。此外,处理器可配置成至少部分地基于在第二超声像差中的相对偏差的估计使用物理模型来预处理第二超声像差,以及移除在第二超声像差中的相对偏差。在一些实施方式中,处理器配置成操纵一个或多个第二超声像差。操纵包括展开、按比例调整到统一的超声传输频率和/或测量位置到第二测量位置的计算调节。此外,预测器可包括神经网络。在一个实施方式中,处理器配置成至少部分地基于在第一解剖区的定向和穿过其行进的超声波的波束路径之间的角度来确定第一解剖区的特性。此外,处理器还可配置成基于预测的可靠性估计、在第一系列和第二系列的测量之间的相似性度量 and/或 与第二系列的测量相关的预测成功来确定超声波的所预测的第一像差的准确度。

[0023] 本发明的另一方面涉及操作具有多个换能器元件的超声换能器的方法。在各种实施方式中,该方法包括:(a) 获取多个解剖区的第一系列的一个或多个测量,从换能器元件发射的超声波将穿过解剖区行进;(b) 对于解剖区中的每个,至少部分地基于第一系列的测量来确定多个特性的值;(c) 通过使用值作为预测器的输入来以计算方式预测在穿过解剖

区行进之后在目标区处的超声波的强度,预测器已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测在目标区处的超声强度;以及(d)至少部分地基于所预测的超声强度,驱动换能器元件以产生在目标区处的期望超声焦点。在一个实现中,该方法还包括基于预测的可靠性估计、在第一系列和第二系列的测量之间的相似性度量和/或与第二系列的测量相关的预测成功来确定超声波的所预测的强度的准确度。

[0024] 在又一方面中,超声系统包括:具有多个换能器元件的超声换能器;用于获取多个解剖区的一个或多个测量的测量系统,从换能器元件发射的超声波将穿过解剖区行进;以及处理器(其可以是一个或多个微处理器、多核处理器、分布式处理器架构等)。在各种实施方式中,处理器配置成至少部分地基于测量来确定多个特性的值;执行已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测在目标区处的超声强度的预测器;使用值作为执行的预测器的输入,以便允许预测器预测在穿过解剖区行进之后在目标区处的超声波的强度;以及驱动换能器元件以在目标区处产生期望超声焦点。在一个实现中,测量系统包括成像器,该成像器具有磁共振成像设备、计算机断层摄影设备、正电子发射断层摄影设备、单光子发射计算机断层摄影设备和/或超声波扫描设备。

[0025] 本发明的又一方面涉及使用第一测量设置来预测超声治疗成功的可能性的方法。在各种实施方式中,该方法包括:(a)获取多个解剖区的第一系列的一个或多个测量,从换能器元件发射的超声波将穿过解剖区行进;(b)对于解剖区中的每个,至少部分地基于第一系列的测量来确定多个特性的值;(c)通过使用特性的值作为预测器的输入来以计算方式预测与在穿过解剖区行进之后在目标区处的超声波相关的治疗值(例如在目标区处的最大温度、由超声波产生的焦点的形状畸变、用于达到预定温度的所需声能和/或成功治疗的所需温度),预测器已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测与在目标区处的超声波相关的治疗值;以及(d)至少部分地基于所预测的治疗值,以计算方式预测超声治疗成功的可能性。

[0026] 在各种实施方式中,特性包括解剖特性、超声处理参数、换能器元件的信息、测量系统的特性、使用预测模型的与在目标区处的换能器元件相关的所预测的强度和/或穿过解剖区行进的超声波的所预测的像差的可靠性。此外,该方法可包括选择第二测量设置,以及使用第二测量设置来以计算方式预测超声治疗成功的可能性。测量设置可包括换能器位置、换能器频率和/或相对于目标区的位置的换能器定向。在一些实施方式中,该方法还包括选择最佳测量设置。此外,该方法可包括基于预测的可靠性估计、第一系列和第二系列的测量的相似性度量和/或与第二测量相关的预测成功来确定与超声波相关的所预测的治疗值的准确度。

[0027] 在另一方面中,本发明涉及操作具有多个换能器元件的超声换能器的方法。在各种实施方式中,该方法包括:(a)获取多个解剖区的一系列的一个或多个测量,从换能器元件发射的超声波将穿过解剖区行进;(b)对于解剖区中的每个,至少部分地基于该系列的测量来确定多个特性的值;(c)通过使用所述值作为预测器的输入来以计算方式预测穿过解剖区行进的超声波的像差,预测器已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测超声像差;以及(d)驱动换能器元件以获取目标区的一个或多个图像;以及(e)处理所获取的图像以补偿所预测的第一像差。

[0028] 如在本文使用的,术语“基本上”意指 $\pm 10\%$ ,且在一些实施方式中是 $\pm 5\%$ 。在整

个这个说明书中对“一个例子”、“例子”、“一个实施方式”或“实施方式”的提及意指关于该例子所述的特定特征、结构或特性被包括在当前技术的至少一个例子中。因此，短语“在一个例子中”、“在例子中”、“一个实施方式”或“实施方式”在整个这个说明书中的不同地方的出现并不一定都指同一例子。此外，在本技术的一个或多个例子中，特定的特征、结构、例程、步骤或特性可以用任何适当的方式组合。在本文提供的标题仅为了方便，且并不意欲限制或解释所主张的技术的范围或含义。

## 附图说明

[0029] 在附图中，相似的参考符号通常指在全部不同的视图中的相同部件。此外，附图不一定按比例，相反通常强调说明本发明的原理。在下面的描述中，参考附图描述了本发明的各种实施方式，其中：

[0030] 图1示出根据各种实施方式的聚焦超声系统；

[0031] 图2示出根据各种实施方式的用于估计在当穿越患者的颅骨或身体的其它部分时的超声波束上的像差效应的方法；

[0032] 图3A示意性描绘根据各种实施方式获取颅骨的一系列图像；

[0033] 图3B示意性描绘根据各种实施方式测量由颅骨引起的超声波的像差；

[0034] 图4A和4B示出根据各种实施方式的在超声像差和颅骨特征之间的所预测的关系；

[0035] 图5A-5E描绘根据各种实施方式的用于提取各种颅骨特征的方法；

[0036] 图6A-6C描绘根据各种实施方式的用于使颅骨图像的边界平滑的各种方法；

[0037] 图7A-7D示出根据各种实施方式的用于将颅骨图像切片的各种方法；

[0038] 图8A-8F示出根据各种实施方式的在声像差和颅骨特征之间的关系；

[0039] 图9A-9C描绘根据各种实施方式的用于确定所测量的声像差与所预测的像差的偏离的各种方法；

[0040] 图10A-10C描绘根据各种实施方式的在预测从实际测量偏离的程度和在常规神经网络中利用的各种类型的输入图像之间的关系；

[0041] 图11A-11D描绘根据各种实施方式的在预测从实际测量偏离的程度和在具有多个层(颅骨特征从多个层被提取并提供到随机森林模型)的常规神经网络中的层数之间的关系；以及

[0042] 图12A-12F示出在预测从实际测量偏离的程度和在随机森林模型中使用的树的数量之间的关系。

## 具体实施方式

[0043] 图1示出用于通过颅骨将超声聚焦到患者的大脑内的目标区101上的示例性超声治疗系统100。然而，本领域中的普通技术人员将理解，本文所述的超声系统100可应用于人类身体的任何部分。在各种实施方式中，系统100包括换能器元件104的相控阵102、驱动相控阵102的波束形成器106、与波束形成器106通信的控制器108和向波束形成器106提供输入电子信号的频率发生器110。在各种实施方式中，系统还包括用于获取目标区101及其周围区的信息和/或确定患者的头116的颅骨114的解剖特性的成像器112，例如磁共振成像(MRI)设备、计算机断层摄影(CT)设备、正电子发射断层摄影(PET)设备、单光子发射计算机

断层摄影 (SPECT) 设备、光学摄像机或超声波扫描设备。

[0044] 阵列102可具有适合于放置在颅骨114或除了颅骨以外的身体部分的表面附近的弯曲(例如球形或抛物线)形状,或可包括一个或多个平面或以其他方式成形的区段。它的尺寸可根据应用在几毫米和数十厘米之间改变。阵列102的换能器元件104可以是压电陶瓷元件或基于硅的元件,且可安装在适合于抑制在元件104之间的机械耦合的任何材料中。也可使用压电复合材料或通常能够将电能转换成声能的任何材料(例如硅设备)。为了确保到换能器元件104的最大功率传输和最小反射,可针对特定(例如匹配)电阻抗(例如 $50\ \Omega$ )来配置元件104。

[0045] 换能器阵列102耦合到波束形成器106,其驱动各个换能器元件104,使得它们在目标区101处共同产生聚焦超声波束或场。对于n个换能器元件,波束形成器106可包含n个驱动电路,每个驱动电路包括放大器118和相位延迟电路120或由放大器118和相位延迟电路120组成;驱动电路驱动换能器元件104之一。波束形成器106从频率发生器110接收一般在从0.1MHz到10MHz的范围内的射频(RF)输入信号,频率发生器110可以例如是从Stanford Research Systems可得到的Model DS345发生器。输入信号可以针对波束形成器106的n个放大器118和延迟电路120分成n个通道。在各种实施方式中,频率发生器110与波束形成器106集成在一起。射频发生器110和波束形成器106配置成以同一频率但以不同的相位和/或不同的振幅驱动换能器阵列102的各个换能器元件104。在一些实施方式中,换能器阵列102分成多个子区,每个子区包括换能器元件104的一维或二维阵列(即,行或矩阵)。子区可以是单独地可控制的,即,它们每个能够以独立于其它子区的振幅、频率和/或相位的振幅、频率和/或相位来发射超声波。

[0046] 由波束形成器106施加的放大或衰减因子 $a_1$ - $a_n$ 和相移 $\phi_1$ - $\phi_n$ 用来将通过患者的颅骨的超声能量传输并聚焦到目标区101上,并考虑在颅骨114和软脑组织中引起的波畸变。使用控制器108来计算放大因子和相移,控制器108可通过软件、硬件、固件、硬连线或其任何组合来提供计算功能。例如,控制器108可利用使用软件以常规方式且在没有过度实验的情况下编程的通用或专用数字数据处理器,以便确定得到期望焦点或任何其它期望空间场图案所必需的相移和放大因子。在某些实施方式中,计算基于关于颅骨114的特性(例如结构、厚度、密度等)以及它们对声能的传播的影响的详细信息。可从如下面进一步描述的成像系统112得到这样的信息。图像采集可以是三维的,或可选地,成像系统112可提供适合于重构颅骨114的三维图像的一组二维图像,解剖特性(例如厚度和密度)可从三维信息推断出。可在成像系统112中、在控制器108中或在单独的设备中实现图像操纵功能。

[0047] 可在本发明的范围内以各种方式修改系统100。例如,对于诊断应用,系统还可包括检测器设备122,其测量来自目标区和/或非目标区的所传输或反射的超声,并可向控制器108提供它接收的信号用于进一步的处理。反射和传输信号也可用作对波束形成器106的相位和振幅调节的反馈。系统100可包含用于相对于患者的颅骨114布置换能器元件104的阵列102的定位器124。为了将超声治疗应用于除了大脑以外的身体部分,换能器阵列102可采用不同的(例如圆柱形)形状。在一些实施方式中,换能器元件104可移动和可旋转地被安装,提供可被用来改进聚焦特性的机械自由度。这样的可移动换能器可由常规致动器调节,常规致动器可由控制器108的部件或由单独的机械控制器驱动。

[0048] 因此,在超声相控阵换能器中,以基于例如换能器元件的位置和目标区以及位于

换能器元件和目标区之间的介质的声特性来确定的相位来驱动每个换能器元件。目的是使来自所有有源换能器的波束同相地聚集在焦点处。因为骨组织(例如颅骨)的声特性明显不同于软组织的声特性,因此沿着波束路径的骨组织的存在可导致对声波束的明显像差(例如相移和/或时间延迟)。本发明中的方法通过首先使用训练集中的数据并基于所预测的值预测从颅骨产生的相移、调节与每个换能器相关的相位来补偿这些相移。本发明中的方法也可补偿时间延迟和/或与从目标区反射的超声信号相关的强度的变化,用于提高其成像质量。

[0049] 在各种实施方式中,使用适当的学习模型和/或物理模型来预测在穿过患者的颅骨行进之后的波束的目标中的声强度。来自学习模型和/或物理模型的输入可包括颅骨和/或位于换能器元件104和目标之间的其它中间组织的各种特征,且还可包括使用如下所述的任何适当的学习模型和/或物理模型预测的像差(例如相移)。此外,也可使用适当的学习/物理模型预测或从相移预测器提取相移预测的可靠性(例如从预测确定性的程度)。基于在新的案例研究(例如,对应于具有针对特定患者的特定治疗配置的单个相控阵)中的所有元件的所预测的声强度和相位预测可靠性,可确定在目标处的治疗有效性和/或预期最大温度。此外或可选地,可分析焦点形状畸变的概率。可通过比较所预测的最大温度与对有效治疗的所需温度的预测来确定成功治疗的可能性。在一个实施方式中,使用在组织特性的训练集上训练的学习模型和与治疗是否是成功的二元结果相关的治疗相关特征(例如聚焦部位、平均颅骨厚度、平均SDR、所达到的最大温度等)来预测有效治疗的所需温度。在各种实施方式中,调节换能器和颅骨的相对位置,并预测与所调节的位置相关联的治疗有效性和/或预期最大温度,如上所述。迭代地执行这个过程,直到找到在目标区处的最佳治疗有效性和/或温度为止。

[0050] 在各种实施方式中,每个测量(例如1000个换能器元件一次的激活)可用作单个案例研究并被分析以学习波束聚焦和/或治疗有效性的“全局”性质(例如特性,例如尺寸、位置和/或温度)。在一个实施方式中,可创建2D矩阵,其中一个维度表示换能器元件而另一维度表示与元件和/或它的相应颅骨片相关的特性(例如元件位置、颅骨厚度、颅骨密度、波束的入射角、在目标中的所预测的振幅、所预测的相位预测可靠性等)。元件可按照它们的位置来排序(例如,如果换能器元件占据球的一半,则它们可被布置为螺旋),用于增加卷积有效性。2D矩阵可接着被提供到一个维度中的卷积层(以使与每个元件单独地关联的特征有关而没有池化,或使与元件有关)或到两个维度中的卷积层而有或没有在换能器元件的维度中的池化。也可添加额外的特征(例如频率、频谱活动等)。

[0051] 另一实施方式可使用具有多于二维的矩阵作为输入“图像”。例如,32×32矩阵可用于表示来自半球形的换能器中的1024个元件的图像数据,该半球形被投影到(例如具有最大对称性的)平面上并通过在投影平面内的元件的空间位置组织在矩阵中。用于训练模型的颅骨特征对应于另一维,使得如果我们有每元件40个特征(例如厚度、角度、元件位置),则每个图像的输入矩阵具有40×32×32的尺寸。此外,使用来自以后将被连结在一起的平行层的输出可使依赖于测量的和/或对所有元件不变的特征能够被包括。

[0052] 在各种实施方式中,在治疗之前,使用如在图2中一般描绘的基于先例的方法来估计当穿过颅骨114或身体的其它部分时在超声波束上的像差效应(例如相移、时间延迟等)。在第一步骤202中,创建包括各种已知的颅骨特征(例如结构、形状、密度和/或厚度)和超声

波在穿过颅骨114行进时经历的像差的训练集。在一个实施方式中,基于使用成像器112获取的图像来表征颅骨特征。例如,参考图3A,首先在离体系统(例如填充流体的外壳302)中获取人类颅骨(或动物骨头)的一系列图像(例如计算机断层摄影(CT)或MR图像)。每个图像包括颅骨片304的至少一部分,且在一些实施方式中可包括多于一个颅骨片;该系列图像可共同覆盖颅骨的预期区域,超声波在到达目标区306之前穿过该预期区域行进(见图3B)。可选地,可使用所获取的该系列图像来重构颅骨的三维图像,其中颅骨片304由用户基于所重构的图像来产生。在各种实施方式中,颅骨的图像连同换能器元件和目标区306的位置一起被处理,以确定在换能器元件和目标区306之间的穿越波束路径并表征与沿着穿越波束路径308的颅骨片304相关联的颅骨特征。所表征的颅骨特征可用作训练数据集并存储在存储器中。

[0053] 参考图3B,在各种实施方式中,使用布置在目标区306处的传感器(例如水听器)310来测量由颅骨114引起的超声波的像差。传感器310可首先检测穿越在换能器102和目标区之间的流体的超声脉冲。在颅骨被引入到接近换能器处(使得换能器、目标和颅骨浸没在水浴中)后,传感器310检测穿越每个颅骨片304的超声脉冲。当脉冲穿过颅骨时引入的声像差(其对应于在声场中的体积变化,例如相移和/或时间延迟)可接着基于传感器测量被确定并被存储为训练集的数据。在一个实施方式中,在整个颅骨上的几个目标位置处执行在颅骨存在的情况下的像差测量多次以增加训练集的大小。此外,每个测量可重复一次或多次以减小噪声。

[0054] 再次参考图2,在第二步骤204中,一旦训练集被创建,就可以使用机器学习方法来分析其中的数据,并基于该分析来产生将所测量的像差映射到颅骨特征的推理函数。机器学习方法可以是如下面进一步所述的数据回归、数据聚类或数据分类,或本领域中的技术人员已知的任何适当的方法。仍然在步骤204中,以常规方式使用其它技术(例如超参数优化或模型选择)来调整学习过程的各种参数并创建更新的推理函数来优化在训练集(或训练集的至少选定子集)上的性能。在一个实施方式中,基于来自不同于训练集的测试集的数据来评估更新的推理函数。例如,参考图3A和3B,测试集可包括位于不同于被包括在训练集中的穿越路径308的其它穿越波束路径上(并例如使用不同地配置的或不同地定位的换能器阵列得到)的片312的颅骨特征。基于在测试集中的颅骨特征,更新的推理函数可估计与片312相关联的像差。所估计的值然后与使用传感器310测量的像差比较。如果在其间的偏差和/或偏差的统计度量低于预定阈值(例如10σ的平均相位误差或对应于在临床上不明显的差异的其它阈值),则更新的推理函数的性能被考虑为令人满意的,且更新的推理函数存储在系统存储器中用于以后取回以预测在穿越各种颅骨特征的超声波中的像差(步骤208)。然而如果在所估计的像差和所测量的像差之间的偏差高于预定阈值,则与机器学习方法相关联的参数进一步被调节;评估过程重复,直到在所估计的像差和所测量的像差之间的偏差低于预定阈值或满足另一适当的标准为止。

[0055] 所测量的像差可以是超声波在穿越颅骨时的相移 $\theta$ 。在一些实施方式中,以弧度为单位定义相移。参考图4A,在一些实施方式中,使用由一个或多个范围的颅骨特征定义的数据的至少子集来将相移(以弧度为单位)和颅骨特征(例如它的厚度)预测(例如使用物理模型)为具有已知(例如线性)关系402。针对所有颅骨特征对所测量的相移执行回归以产生在相移和颅骨特征(例如厚度)之间的关系404。所产生的关系404通常匹配预测402,除了不连

续性出现在某些颅骨厚度处以外。在一个实施方式中,关系404存储在存储器中并在以后的时间被取回以预测穿过颅骨行进的超声波的相移。可选地,参考图4B,相移可在复杂形式中被定义, $\theta = e^{-i\varphi}$ ,且因此具有实分量 $\text{Re}(\theta)$ 和虚分量 $\text{Im}(\theta)$ 。在一个实施方式中,机器学习方法对实(余弦)分量和虚(正弦)分量单独地执行回归以产生将实分量和虚分量分别映射到颅骨特征(例如颅骨的厚度)的两个推理函数。基于这两个推理函数,可得到在组合实分量和虚分量的相移 $\theta$ 和颅骨特征之间的关系 $f(\theta)$ 。关系 $f(\theta)$ 可接着用于预测行进过任意选择的颅骨区的超声波的相移,只要其相关特征是已知的(例如由一个或多个成像方式测量)。在超声系统中的波束形成器106可接着调节与n个换能器元件相关的一个或多个参数(例如相位 $a_1$ - $a_n$ )以考虑由颅骨引入的推断相移,从而改善在目标区处的聚焦特性。在本文实现的回归方法可以是线性回归、局部加权回归或非线性回归。

[0056] 机器学习方法可用于数据分类(例如通过限定类别,每个类别对应于一定范围的相移,其可以展开或可以不展开,如下所述)。在一些实施方式中,检测器设备122测量从颅骨(例如从每个颅骨片304和/或从在目标处的小反射器)反射的波束。可使用机器学习方法(例如数据回归、数据聚类 and/或数据分类)来加上所测量的反射以用作颅骨特征之一(例如通过加上实分量和虚分量而不是相位)。在一些实施方式中,另一适当的方法可应用于加上所测量的相移以用作颅骨特征之一(例如作为实分量和虚分量),并基于常规聚类技术(例如k平均聚类)针对机器学习来使用它们。此外,用于回归和/或分类的学习方法的类型可包括决策树学习、关联规则学习、相似性学习、监督学习、非监督学习、在线学习、人工神经网络(浅的、深的、反复发生的或任何其它种类)等,如本领域中的技术人员理解的并在没有过度实验的情况下实现的。

[0057] 为了避免如图4A所示的不连续性和循环性,在各种实施方式中,在 $[0, 2 \times \pi]$ 的范围内的所预测的和所测量的相移402、404被展开。例如,在每个测量中,可通过加上常数 $2\pi \times k$ 来展开在测量406、408、410中的相移,其中k是整数(例如对于测量406、408、410分别是1、2和3);因而得到的相移 $\varphi_{unwrapped} = \varphi_{measured} + 2\pi \cdot k$ (其中,“unwrapped”表示展开的,“measured”表示测量的)是最接近物理模型预测402的展开的相移。在另一实施方式中,基于预测402,可得到相移相对于颅骨特征(例如厚度)的线性拟合;以及基于其,可确定最佳k,对于该k,因而得到的相移最接近于拟合。再次,可使用 $\varphi_{unwrapped} = \varphi_{measured} + 2\pi \cdot k$ 来展开在测量406、408、410中的所测量的相移,其中k是对每个测量的所确定的最佳值。在一些实施方式中,所测量的相移(其可以被展开或可以不被展开)可在用作训练集之前被分析并校正。在一些实施方式中,当在测量中发现系统移位时,可通过移除该移位来校正所测量的值。这个移位可例如通过从换能器元件传输的所测量的超声波的相量图来找到,换能器元件只在流体测量中提供低的声幅度。

[0058] 在各种实施方式中,训练集包括在各种超声频率处测量的像差和/或反射。在一个实施方式中,所测量的相移如上所述被展开,并随后基于它们被测量时的频率重新按比例缩放。例如,展开的相移可除以频率或乘以一个因子 $f_{fixed}/f_{measurement}$ ,其中 $f_{fixed}$ 和 $f_{measurement}$ 分别表示预定固定频率和相移被测量时的频率。

[0059] 在各种实施方式中,基于与颅骨相关的特征以及元件104和测量设置使用物理模型来预测在与每个颅骨片304和/或换能器元件104相关联的目标处的声强度。此外或可选

地,传感器310可测量在目标处的强度;可接着使用如上所述的机器学习方法例如回归或分类(例如设置类别以每个覆盖一定范围的强度)来分析所测量的强度以预测从各种颅骨特征产生的声强度。所预测的强度可例如用于调节在超声系统100中的波束形成器106以考虑颅骨吸收,从而减小颅骨加热并提高治疗安全性。

[0060] 在一个实现中,应用二元分类模型来预测由元件传输的波束在穿越相应的颅骨区之后的强度是否是足够的(例如高于预定阈值以实现期望临床效应和/或消除不希望的效应)。在治疗期间,只有其发射被预测为在目标处具有足够的强度的元件104被激活。学习模型(例如另一二元分类)可用于估计使用原始模型得到的预测的可靠性,并从而只激活其相移预测足够可靠的元件。

[0061] 在一些实施方式中,机器学习方法利用将所测量的像差映射到颅骨特征的模型。模型可以是决策树、随机森林、CART模型、多层感知器(例如神经网络分类器)、k最近邻算法或本领域中的技术人员已知的其它学习方法。模型可实现回归或分类,取决于任务;例如,模型可输出表示相移(回归)的连续值或在可用的类别中选择,每个类别表示一定范围的可能相移结果,例如10个类别,每个类别覆盖36度的范围(分类)。

[0062] 在一个实施方式中,实现包括适当数量(例如五个)的卷积层和适当数量(例如三个)的完全连接层的卷积神经网络模型以对训练集中的数据分类。第一卷积层的输入可以是 $m \times m \times r$  ( $224 \times 224 \times 3$ )个图像,其中 $m$ 是以图像的像素为单位的高度和宽度,以及 $r$ 是通道的数量(例如RGB图像具有 $r=3$ )。输入图像可包括如上所述由成像器112获取的颅骨片304的图像或由这些图像组成。此外或可选地,输入图像可包括如下面进一步所述的由成像器112获取的图像产生(例如重新采样和/或插入)的图像或由这些图像组成。图5A和5B描绘示例性成像体积502和在成像体积502内部的颅骨体积504。为了在所有测量中有对所有换能器元件104的一致表示,可使用元件相关的笛卡尔坐标系。例如,如在图5B中描绘的, $z$ 坐标可以在波束传播的方向上, $x$ 和 $y$ 坐标可以在垂直于波束传播的方向上,且原点可以在换能器元件104的位置处。在一个实施方式中,成像体积502的尺寸对所有样本是固定的。此外,成像体积502沿着 $z$ 轴的位置对所有样本可以是或可以不是固定的。在一个实现中,取具有沿着 $z$ 轴在颅骨质心周围的较小范围的位置的图像体积502以减小输入稀疏性。在那种情况下,关于成像体积502沿着 $z$ 轴(即波束传播的方向)的位置的信息也可被提供到机器学习模型。

[0063] 如在图5A-5C中描绘的,虽然一些成像体积502的定向与从换能器元件104发射到目标区306的声波束的方向对准,但颅骨体积504可能不;因此,在每个颅骨体积504的定向和声波束506之间的倾斜角 $\Phi$ 可能存在。图5C描绘用于确定 $\Phi$ 的方法。在第一步骤中,基于换能器元件和目标的位置来确定声波束路径506;在所示实施方式中,波束路径506被定义为在如上所述的笛卡尔坐标系中的 $z$ 轴。可使用例如常规飞行时间方法或任何其它适当的方法来得到换能器位置,且可基于使用成像器112获取的图像来确定目标位置。可使用任何适当的配准和/或变换方法来配准颅骨、换能器元件和/或目标位置的坐标;在美国专利公布号2017/0103533中描述了一种示例性方法,该专利的全部公开在此通过引用被并入。通过应用成像配准,使用一个系统获取的图像可变换成使用另一系统获取的图像并与使用另一系统获取的图像组合。此外或可选地,可使用颅骨保持架框架的机械设计在换能器坐标中配准颅骨的坐标。

[0064] 在第二步骤中,通过常规图像分析技术来确定每个颅骨体积504的质心(COM)的位置,且随后可限定经过COM并垂直于波束路径506的中心平面508。中心平面508将颅骨体积504分成上部区510和下部区512,并在附图中被定义为在笛卡尔坐标系中的x-y平面。在第三步骤中,确定上部区510和下部区512的COM的位置。在第四步骤中,连接上部区510和下部区512的COM的矢量 $\vec{v}$ 被计算为 $\vec{v} = COM_{upper} - COM_{lower}$ 。最后,可基于矢量 $\vec{v}$ 和z轴以计算方式确定倾斜角 $\Phi$ 。所确定的倾斜角 $\Phi$ 可被包括在训练集中以用作颅骨特征之一。这个过程对所有成像体积或至少对颅骨体积可能不与穿过其的声波束对准的那些成像体积重复。从图像提取的其它成像数据(例如后面是线性拟合的颅骨分段)可以可选地用于确定倾斜角 $\Phi$ 或与矢量 $\vec{v}$ 协作地确定倾斜角 $\Phi$ 。

[0065] 在各种实施方式中,在将颅骨片输入到卷积神经网络模型内之前,首先确定相对于x-z平面在z轴周围的每个颅骨片的旋转角 $\Theta$ 。图5D和5E描绘用于以计算方式确定与每个颅骨片相关的旋转角 $\Theta$ 的方法。在第一步骤中,连接上部区510和下部区512的COM的矢量 $\vec{v}$ 被投影到x-y平面上以计算投影矢量, $\vec{v}_{proj}$ :  $\vec{v}_{proj} = (v_x, v_y, 0)$ 。在第二步骤中,基于投影矢量 $\vec{v}_{proj}$ 的x和y分量来确定旋转角 $\Theta$ :  $\Theta = \tan^{-1}(v_y/v_x)$ 。在一些实施方式中,具有相对于每个成像体积502的所确定的角 $\Theta$ 的旋转角的新片体积被重新采样和/或从图像体积502和/或从由成像器112获取的图像插入。新片体积的集合然后被包括在训练集中并用作对卷积神经网络模型的输入。可选地,可基于所确定的角 $\Theta$ 相对于x-z平面来旋转颅骨片504,且在旋转之后,COM的矢量 $\vec{v}$ 位于x-z平面上。旋转过程可应用于一些或所有颅骨片,且所确定的旋转角可被包括在训练集中以用作颅骨特征之一。

[0066] 除了上面所述的成像数据以外,各种特征(例如声波束506相对于颅骨的外平面的角度、波束506相对于颅骨的内平面的角度、颅骨密度比(SDR)、颅骨的平均图像强度(在量化尺度单元例如Haunsfield中)或颅骨的每层的平均图像强度)可从颅骨、换能器元件和/或目标的图像被提取,并被添加以用作在学习模型中的颅骨特征。例如在美国专利公开号2016/0184026中提供了用于计算SDR的一种示例性方法,其内容通过引用被并入本文。此外,不直接与颅骨有关的特征(例如超声频率、在球坐标中的换能器元件的位置、换能器元件的尺寸、形状和/或定向、测量案例序列号、相控阵换能器序列号、基于物理模型的换能器元件的相位和振幅的预测、来自测量的物理模型预测的观察到的偏差、在使用物理模型的相位预测误差和预定阈值之间的比较、剪切波的形成等)可以此外或替代地用作颅骨特征。此外,从额外的测量提取的特征例如反射、频谱活动等也可被包括颅骨特征中。

[0067] 在各种实施方式中,在将图像提供到学习模型之前,可对图像执行标准机器学习预处理。例如,图像可通过从其减去平均值并除以标准偏差来被标准化。也可对任何或所有颅骨特征(例如厚度)执行这些预处理技术。

[0068] 在一些实施方式中,使用成像器112获取的图像对于不同定向具有不同的分辨率。这可使颅骨体积504具有不同的边界形状。可实现各种方法以处理图像,以便基于一致的边界来准确地获取颅骨特征。例如,可与最初获取的图像协作地使用基于额外图像的扩增数据,在额外图像中分辨率是不同的。此外,各种已知的方法可被应用以使颅骨体积的边界平滑。在一些实施方式中,扩增数据从相同的最初获取的但具有减小的分辨率的图像被提取

(例如通过忽略数据的至少一部分)。此外或可选地,可使用例如如分别在图6A、6B中描绘的线性插值和/或三次/样条插值通过创建具有均匀的分辨率的图像(从CT图像)来使颅骨边界平滑。此外,在图6C中描绘的腐蚀和膨胀掩码可用于进一步使边界平滑。

[0069] 因为在旋转之后的颅骨片的定向矢量都位于x-z平面上,所以可确保从颅骨片的切片(例如在x-z平面上)取的输入图像的图像一致性。这是因为颅骨片绕着z轴(其为声波束路径506)旋转而不改变相对于波束路径506的倾斜角 $\Phi$ 或在片和波束路径506之间的距离;片旋转不改变与波束路径506相关的颅骨特征。在一些实施方式中,在x-y平面中的元件形状的非对称性是不重要的。例如,圆形元件或正方形元件的定向可随机地布置在相控阵换能器上;在片旋转之后超声波行进穿过的颅骨区保持不变。

[0070] 在另一实施方式中,不是在将所有颅骨片提供到学习模型之前使所有颅骨片对准,而是学习模型可以被给出原始测量的旋转副本,以便扩展训练集。(再次,如同被提供到学习模型的所有输入数据一样,模型使用这个数据以基于如以前训练的推理算法来预测与在焦点处的波束能量有关的参数。)例如,相对于z轴被分开 $120^\circ$ 的角的三个一组的图像切片可被得到并提供到学习模型。在一些实施方式中,输入图像在具有在两个连续图像之间的 $30^\circ$ 的角度差的多个定向上被采样,以便扩增数据;这创建较大的训练集而不需要得到额外的图像。

[0071] 在又一实施方式中,基于所处理的图像(即经历某个程度的分析或改进(除了重新采样或插值以外)的图像)来创建训练集。例如,可使用颅骨的图像切片,其被处理以便揭露或强调颅骨密度。通常,人类颅骨包括三层(即,外皮质层、骨髓层和内皮质层),每层具有不同和变化的密度;因此,可通过估计在图像中的每层的比例并为了预测目的基于所估计的比例和图像强度使用加权平均密度来以较大的精确度预测颅骨图像的超声影响的特性。在一个实施方式中,定义图像切片的空间尺寸和分辨率(例如具有在x-y平面中的 $14 \times 14\text{mm}$ 的区域的切片可由 $8 \times 8$ 个像素表示);每个像素与在匹配的x和y坐标处的射线和从元件104到目标的z相关联。每个射线由沿着它的具有预定间距的点表示,且沿着射线的每个点被提供有从在相关位置处的原始图像或它的衍生物(例如在Haunsfield单元中的CT图像强度或在使用平滑滤波器或图像梯度值之后的图像强度)获取的值。从那些值中,可提取已知对声像差重要的各种参数,例如由特定的观察到的射线经历的颅骨厚度、沿着那个射线的颅骨密度方差等。此外,可通过组合几个射线的数据、例如通过使用每 $4 \times 4$ 射线以创建颅骨外表面平面拟合来提取一些参数,颅骨外表面平面拟合可用来得到每组射线外角(便于使用比表征原始点的维度更低的维度的矩阵)。

[0072] 首先确定沿着从换能器元件104到在目标区处的焦点的平行射线的CT强度;对于每条射线,可确定每个颅骨层的范围且然后可给每条射线分配每层特性,例如CT强度(在定量尺度单元中)的最小值、最大值、平均值或标准偏差。基于遇到颅骨的每条射线的CT强度来创建图像切片。这些图像切片也可与其它切片(例如在x-z和/或y-z平面中的图像)组合。在一些实施方式中,这些图像切片进一步被处理以产生图像梯度。在一个实现中,图像被创建,使得它们的像素强度对应于可在颅骨内部的每像素基础上计算的参数(例如厚度、颅骨角度和SDR)。这些图像可然后例如被组合为输入的通道或与不同的层和/或神经网络并行地被给出。

[0073] 在各种实施方式中,单独地得到每个图像的2D(例如 $224 \times 224$ 像素)卷积层(例如3

层) 而有或没有池化; 与每层相关的颅骨特征被连结并传递到完全连接的层上。这可使用像素值(例如 $8 \times 8$ 像素厚度切片、 $224 \times 224$ 像素 $xz$ 切片,  $112 \times 112$ 像素 $yz$ 切片或 $16 \times 16$ 像素厚度切片) 和其它特征参数的值(例如进入颅骨的外表面的成像射线的入射角的值的 $16 \times 16$ 阵列、每个成像射线的平均强度值的 $8 \times 8$ 阵列和沿着每个成像射线的骨髓强度的标准偏差的 $8 \times 8$ 阵列) 对不同的图像被执行。这种技术也可应用于使用不同成像器获取的图像。

[0074] 然后可建立基于完全连接的层和/或其他学习模型的神经网络的总体。例如, 神经网络可包括多个神经元, 每个神经元表示不同的学习模型; 第一(和可能唯一隐藏的) 层的所训练的权重可作用于组合其最终结果的每个模型的权重。在一些实施方式中, 在图像之间建立逐像素映射(例如分开 $5\text{mm}$ , 在不同图像中的相同位置可展示不同的平均化/对比度), 且多个图像的相应区可作为通道被提供到同一卷积层。

[0075] 参考图7A-7D, 各种方法可用于将图5E中所描绘的旋转颅骨片图像和/或如上面为了创建卷积神经网络模型的训练集的目的而描述的其它类型的图像切片。例如, 一种方法在 $x-z$ 平面中取切片, 每个切片穿过颅骨片的COM, 并使用这些图像作为第一卷积层的输入。使用这种方法, 图像输入可包括在 $z$ 方向上(例如在从换能器元件到目标的波束传播的方向上) 的每个颅骨片的完整图像。在另一方法中, 在 $x-z$ 平面中的具有在其间的 $5\text{mm}$ 的距离的三个切片被获取并用作图像输入。在又一方法中, 在 $x-z$ 平面上的具有在其间的例如 $2\text{mm}$ 的距离并包括在 $z$ 方向上的部分图像的三个切片用作输入。颅骨COM可位于部分图像中的中间位置处。在一个实施方式中, 可提供在具有不同对比度和/或分割最小和最大像素强度的阈值的 $x-z$ 平面上的相同切片。在一些实施方式中, 输入图像包括在 $x-z$ 平面上的一个图像切片、在 $y-z$ 平面上的一个图像切片以及通过将圆柱体与颅骨片交叉获取的一个图像, 圆柱体具有例如 $5\text{mm}$ 的半径并平行于 $z$ 轴被定向; 再次, 每个图像可包括在 $z$ 轴方向上的完整图像或部分图像。

[0076] 为了训练和测试的目的选择颅骨的输入图像以及最终选择机器学习模型的操作的上述方法仅为了说明; 本发明不限于这样的方法。本领域中的普通技术人员将理解, 变形是可能的且因此在本发明的范围内。例如, 在训练数据集中的颅骨片可在各种定向的情况下旋转以扩展训练数据集。在一个实施方式中, 获取沿着 $z$ 方向旋转的一系列图像; 中间切片可包括颅骨COM而其它切片相对于中间切片被定位。可以用绕着 $z$ 轴旋转并提供相同标记的图像或通过被添加有一些噪声的图像来扩增数据。此外, 可使用同一冗余数据的几个方面来扩增训练数据集。如上所述的训练集的扩展和/或扩增可提高性能并减小过度拟合像差预测模型的机会(有增加处理资源和/或时间的折衷)。

[0077] 当接收到输入图像时, 学习模型可根据它的内在操作模式来提取与输入图像相关的有意义的特征。在一些实施方式中, 学习模型使用由神经网络提取的输入特征, 该神经网络用输入图像训练。例如, 可从在图像的大集合上预先训练的卷积神经网络中的完全连接的层提取权重。神经网络可以是专有的、自我建设性的和/或从用于促进和增加学习过程的性能的其它任务(即迁移学习) 被适应。在另一方法中, 利用自动编码器来直接从输入图像提取特征。

[0078] 学习模型也可实现手动特征设计, 例如组合问题的现有知识与图像处理技术和已知影响最终结果的其它因素。特征可以是例如在颅骨片和声波束路径506之间的倾斜角 $\Phi$ 、片的颅骨宽度、颅骨片偏斜度、颅骨密度方差和/或其它颅骨特征。也可使用任何适当的算

法例如主分量分析 (PCA)、尺度不变特征变换 (SIFT) 等来执行特征提取。此外,可在处理图像以产生图像梯度和/或用于处理随后得到的图像的滤波器之后提取特征。

[0079] 在一个实施方式中,可使用物理模型来预测在穿过颅骨行进之后在目标区处的波束特性(例如相移或强度)。可使用由这个模型预测的结果来训练神经网络(或任何其它学习模型)。这种方法给神经网络提供比使用实际测量可得到的大得多的训练集。模型结果可在学习过程中用作标签之前使用噪声(其可以是依赖于颅骨片的)来扩增,以便模拟在临床实践中得到的真实测量。在一些实施方式中,在通过使用预测结果来训练之后,学习模型例如通过细调来适应于实际测量。

[0080] 此外,训练集可包括从颅骨片或直接从成像器112提取的颅骨相关特征(例如厚度、角度)的多个集合,每个集合对应于不同的处理参数(例如具有对在Haunsfield单元中的CT强度的不同敏感度)。所提取的特征的每个集合可提供用于训练学习模型的基础;包括一个或多个学习模型的总体神经网络可接着被创建。在一个实现中,从使用不同的成像敏感度得到的图像提取的颅骨特征可用于创建2D矩阵(例如一个维度对应于CT敏感度而另一个维度对应于颅骨特征);2D矩阵可接着用于训练学习模型(例如具有在后面是二维卷积层的敏感度维度(无池化)上的卷积层的神经网络)。

[0081] 在各种实施方式中,学习模型的输入包括三个单独的xz切片和三个图像,其对应于在穿过颅骨行进之后且如果需要则具有手动设计的特征的不同波束强度。xz切片可经过一个或多个卷积层;并行地,强度图像也可经过一个或多个卷积层的单独集合。并行路径的因而得到的特征可与彼此和与手动设计的特征——如果存在——连结。最后,所连结的特征可经过一个或多个完全连接的层用于分类或回归。

[0082] 在另一实施方式中,实现循环神经网络,以便使在同一测量中的片和/或同一患者的颅骨以及来自对应于同一颅骨区域的颅骨片的测量相关联。在这种情况下,训练集按测量案例和颅骨并可选地按在每个测量案例内的颅骨片位置来排序。此外,训练集可包括用于非监督学习的未标记数据。在一个实施方式中,未标记数据在聚类方法中用于获得对可用于对特征分类的因素的洞察力。在另一实施方式中,未标记数据在监督学习中用于规则化目的。如在本文使用的,测量案例表示从穿过一个或多个颅骨片的声波束的行进产生的超声像差的单个测量。

[0083] 在各种实施方式中,声像差是相移。图8A描绘在颅骨的四个不同的测量802-808(每个测量具有唯一的设置,即从使用不同的成像参数分别得到的图像中获取)中在所测量的相移和颅骨厚度之间的关系。相移通常负面地关联到颅骨厚度,且来自四个颅骨测量802-808的数据崩溃,即,变得不能区分。图8B描绘在四个不同的测量中在相移和颅骨厚度之间的另一关系。虽然相移保持负面地关联到颅骨厚度,但来自这四个测量的数据不再崩溃。这可由介质(例如在换能器和目标区之间的液体和/或不同的颅骨特性)的温度的变化引起。因此,确保当在颅骨存在的情况下测量像差时的颅骨和所填充的液体的温度与当在颅骨缺乏的情况下测量声波时的所填充的液体的温度相同是重要的。可选地,所有颅骨的测量可在对应于所填充的液体的温度的基本相似的温度下被测量。

[0084] 可选地,可量化在不同测量(例如802-808)中的相移之间的差异,如下面进一步所述的;来自四个测量802-808的数据可接着基于所量化的差异以及因此的崩溃而被校正。在一个实施方式中,环境条件(例如介质的温度)的变化被假设在颅骨测量802-808中的每一

个的测量期间是轻微的(例如使用1000个换能器元件每测量为一分钟);因此,由在每个测量期间的温度变化引起的相位偏差可被考虑为恒定的。参考图8B,数据集810-816可分别具有恒定偏差PB<sub>1</sub>-PB<sub>4</sub>。可接着基于在将相移关联到颅骨厚度的线性关系之间的恒定距离来计算在不同颅骨测量之间的相位偏差PB<sub>1</sub>-PB<sub>4</sub>之间的差异。例如,参考图8C,两个不同的测量(即,数据集A和B)818、820可具有相对于预定基准的不同的相位偏差。在每个颅骨厚度处的两个相位偏差822、824之间的差异D可被计算为 $D_j = \text{angle}[e^{ix\varphi_j^A} (e^{ix\varphi_j^B})^*]$ ,其中j指示数据集

中的不同颅骨厚度,D<sub>i</sub>是相位偏差差异, $\varphi_i^A, \varphi_i^B$ 是与在分别来自数据集A和B的规定范围中的厚度j相关联的换能器元件的平均相位,以及\*表示复共轭。可选地,相位可被计算为

$\varphi_i^X = \text{angle}(\sum_{m=1}^{N_i} e^{ix\varphi_m})$ ,其中N<sub>i</sub>是在相应于规定范围中的厚度i的数据集X中的元素的数量,以及 $\varphi_m$ 是对元素m测量的相移。总和可由每元素的测量的幅度加权。

[0085] 图8D描绘相位偏差差异D在颅骨厚度上的分布。如所示,在数据集A和数据集B的相位偏差之间的差异大致是2弧度。在一个实现中,计算在颅骨厚度的整个范围上的差异的平均值;平均差异接着用于校正数据集B,使得它与数据集A重叠。在另一实现(其更好地处理卷绕效应)中,在厚度的整个范围上的相位偏差差异D的中值首先被计算并应用于校正数据集B。可接着确定在数据集A和经校正的数据集B'之间的相位偏差差异D'。随后,在厚度的整个范围上的平均相位偏差差异被计算并应用于校正数据集B'上以产生与数据集A重叠的数据集B''。在另一实施方式中,通过对每个数据集执行线性拟合并随后计算在拟合之间的距离来确定在A和B'之间的相位偏差差异D'。

[0086] 在测量之间的相位差异也可从其它因素例如颅骨不均匀性产生。这些可引起在将所测量的相移关联到颅骨厚度(例如在图8E中的数据集826、828)的线性关系中的不同斜率和偏移。可使用模型(例如物理模型)在偏差计算中丢弃这些因素,允许模型了解对偏差的颅骨相关贡献且只校正从测量设置产生的偏差。物理模型可基于例如颅骨的CT图像和/或来自颅骨的透射和/或反射波的先前测量来估计超声波束在穿越颅骨的各种部分时的相移。物理模型提供穿过各种颅骨区的相移的无偏差的估计,且不需要准确地预测像差。可选地,如上所述的机器学习模型可在它的训练过程期间用于基于到目前为止建立的所训练的模型来校正额外的训练数据的偏差。

[0087] 参考图8E,在一些实施方式中,物理模型首先预测超声波在分别穿越颅骨区A和B时的相移830、832(预测830、832可被产生为在点云上的线性拟合)。可接着使用上述校正方法来确定在所测量的相移826和所预测的相移830之间的相位偏差差异d<sub>A</sub>。类似地,可确定在所测量的相移828和所预测的相移832之间的相位偏差差异d<sub>B</sub>。在数据集826、828之间的偏差差异d可基于它们相对于物理模型的差异d<sub>A</sub>和d<sub>B</sub>来被计算。在一些实施方式中,数据集826、828包括超声波的测量,超声波到颅骨区上的入射角低于阈值;这是因为物理模型可在这个条件中给出更可靠的预测。

[0088] 图8F描绘不同颅骨的另一回归结果。再次,相移通常负面地关联到颅骨厚度,且来自四个颅骨测量840-846的数据崩溃。

[0089] 相位偏差差异也可从在换能器元件104相对于用于执行测量(在有和没有颅骨的情况下)的水诊器的计划位置和实际位置之间的差异以及从解剖未知量产生。每个元件104

具有不同的位置；因此，即使在同一测量中从不同元件104发射的声波束可穿过同一介质行进到目标区（按计划），在计划目标和实际测量位置之间的偏移也可导致在所测量的相位中的偏移。在一个实施方式中，与每个测量相关联的测量位置以计算方式被精细地调节到被发现最小化在使用物理模型预测的像差和实际测量的像差之间的误差的位置；该调节在每个测量中根据它的所计算的位置应用于每个换能器元件，以便减小相位偏差。

[0090] 此外，训练集的一些或所有数据可用于预测超声波束在穿越颅骨时的像差。在一个实施方式中，1000个换能器元件104在单个测量中被激活；它们接收的数据被分成包括900个元件的训练集和只包括100个元件的测试集（例如选择每第10个元件）。在一个实施方式中，测试集可以另外地或替代地包括在其它测量中和/或使用其它换能器元件接收的数据。在一个实施方式中，测试集只包括使用不在训练集中的任何测量中使用的颅骨执行的测量。虽然可在多个测量中获取多个数据集，但在测试集中使用的颅骨片不应与在训练集中使用的颅骨片重叠。此外，数据集可在学习过程中被使用之前通过验证测试（用于训练、验证或测试目的）。验证测试可包括例如测试换能器元件的功能完整无缺性（例如基于在填充流体测量中到达目标的声幅度）、测试图像的正确性（例如基于在预定范围中的厚度计算）和/或限制噪声（例如基于在颅骨存在时到达目标的声幅度与在颅骨缺乏时在目标处的声幅度之比）。

[0091] 为了使用模型来预测当超声波穿越新患者的颅骨时由超声波展示的像差，可能需要考虑在新患者的颅骨和用于创建训练集的颅骨之间的相似性。在一些实施方式中，使用由成像器112获取的图像或成像体积来确定在两个颅骨之间的相似性。例如，成像器112可获取新患者的颅骨的一系列图像（例如CT图像）。基于此，可识别并表征超声波在到达目标区306之前行进穿过的颅骨片。新患者的颅骨片的形貌（例如厚度和定向）可接着与被包括在训练集中的颅骨片的形貌比较以确定相似性的度量。一般，在逐像素（或逐体素，如果比较图像体积）基础上执行该比较。在一些实施方式中，在使用其它方法过滤、在尺寸上减小和/或处理图像之后执行该比较。相似性度量可涉及例如互相关系数、平方强度差异的和、互信息（当该术语在概率和信息理论中被使用时）、图像均匀度比（即，相应的像素值的比的标准化的标准偏差）、均方误差、绝对差异的和、平方误差的和、绝对变换差异的和（其使用Hadamard或在两个图像中的相应像素之间的差异的其它频率变换）或复杂互相关（对于复杂图像，例如MRI图像）以及关于图像配准的领域中的技术人员熟悉的其它技术中的一个或多个。可选地，可基于与图像或图像体积和/或其组合相关的颅骨特征来确定在两个颅骨之间的相似性。再次，特征可包括颅骨的结构、形状、密度和/或厚度、在颅骨片和声波束路径之间的倾斜角、颅骨片的旋转角等。特征还可包括通过算法例如PCA、SIFT、自动编码器等提取的特征。

[0092] 此外，可利用各种方法来改善像差的预测，即，减小所预测的值离使用传感器310测量的值的偏差。例如，可基于换能器元件的定向和其它几何特性例如目标位置和/或相关颅骨部分的定向来布置成像器112。此外，神经网络可提取与颅骨相关的特征并基于所提取的特征来评估在两个颅骨之间的相似性。也可从神经网络中的各种层提取颅骨特征。例如，当使用与颅骨相关联的成像强度（例如对在沿着颅骨定向但不一定是均匀定向的颅骨内获取的图像切片使用在Haunsfield单元中的CT图像强度）时，可假设空间不变性，且从跟随具有池化的一个或多个卷积层的完全连接层提取权重。在一些实施方式中，实现物理模

型以产生与颅骨、测量系统和/或声波束相关联的特征(例如在目标处的相移或强度);模型产生的特征、从神经网络自动提取的特征和与在线测量有关的特征(例如反射波束的相位和/或振幅、频谱活动等)然后都被包括在训练集中用于相似性评估和/或用于数据回归、分类或聚类过程。除了在特征的两个集合之间的上面所述的相似性度量以外,不同的相似性度量也可在特征的一个集合和特征的多个集合之间得到(例如在训练集中的案例的特征)。例如,如果相似性在逐特征基础上被执行以得到每特征相似性度量,则单个特定的特征可首先与多个特征比较;特定特征的相似性度量可接着被计算为在多个特征中的案例的百分比,多个特征的相似性度量高于对应于特定特征的预定阈值。

[0093] 可能使用所得到的相似性度量来估计预测的正确性。在一个实施方式中,相似性标准用于确定来自在训练集中使用的颅骨的偏差如何影响预测的质量;也就是说,使用所训练的模型对一个或多个测试数据集执行预测,并在通过穿过颅骨或用于测试数据集的其它目标的超声波束而形成的目标区上执行实际像差测量。通过比较该预测与实际测量来评估预测的质量。通过对具有相对于用于训练模型的颅骨的不同相似性度量的不同测试集重复这个过程,可估计在新颅骨与用于训练模型的颅骨的相似性和对预测准确度的所产生的影响之间的关系。在另一实施方式中,使用不在相关预测器的训练集中的案例(例如相反在验证集和测试集中的案例)来对所预测的案例评估相似性。在一些案例中,可以只基于足够类似于新颅骨的案例(即,其中相似性标准不落在预定阈值之下)来估计预测器性能。例如,一个实施方式使用相似性来为学习模型选择训练集(例如按治疗类型或甚至按预测案例)。另一实施方式使用预先训练的学习模型,但细调它以强调足够类似于新颅骨的案例。另一方法使用与学习模型组合的相似性度量,使得当新数据被获取时,相似性的所估计的效应被改进。

[0094] 图9A-9C描绘使用传感器310从使用各种方法例如随机相移选择(Rand om)、物理模型(PM)、神经网络连同随机森林回归(NN-RF)和物理模型连同随机森林回归(PM-RF)预测的像差测量的声像差的偏离。图9A描绘所预测的相移离所测量的相移的组合偏离MSED。MSED被定义为:

$$[0095] \quad MSED = \sum_{\text{test element}} |(Y_{\text{predicted}} - Y_{\text{measured}})^2|$$

[0096] 其中 $Y_{\text{predicted}}$ 和 $Y_{\text{measured}}$ 分别表示所预测的相移和所测量的相移(作为在 $[-\pi, \pi]$ 的范围内的角度),以及测试元素(test element)表示所测试的图像/成像体积。图9B描绘从预测的误差产生的振幅退化、Focus。Focus被定义为:

$$[0097] \quad Focus = \left| \sum_{\text{test element}} e^{i(Y_{\text{predicted}} - Y_{\text{measured}})} \right|$$

[0098] 图9C描绘从预测误差产生的实际焦点贡献的降低(其可取决于振幅降低以及绝对传输振幅)。可使用如上所述的任何方法来执行预测,且可基于预测和使用传感器310测量的相位来计算误差。 $W_{\text{focus}}$ 被定义为:

$$[0099] \quad W_{\text{focus}} = \left| \sum_{\text{test element}} \frac{A_{\text{skull}}}{A_{\text{water}}} e^{i(Y_{\text{predicted}} - Y_{\text{measured}})} \right|$$

[0100] 其中 $A_{\text{skull}}$ 和 $A_{\text{water}}$ 表示分别在颅骨存在和缺乏时每元件的所测量的振幅。 $W_{\text{focus}}$

可以是对聚焦功率的更实际可行的预测标准,因为它大多忽略在元件中的实际上不对聚焦做贡献的误差。除了用作用于评估预测的方法以外,MSED、Focus和Wfocus也可单独地被使用或通过比例因子和/或从所测试的数据集得到的偏差来被修改以用作在学习模型中的损耗函数。在一个实现中,使用Pearson相关性来评估预测结果。可在所预测的相位的操纵之后执行上面所述的评估;操纵可包括例如应用相对于测量的位置调节和/或固定在相移的预测和测量之间的相位偏差。

[0101] 图10A-10C描绘对于卷积神经网络在偏离(包括MSED、Focus和Wfocus)和各种类型的输入图像之间的关系,其中f表示全(和均匀的)z范围;h表示以颅骨为中心的半z范围;+c表示在图像之间的对比度差异;XZ和YZ表示切片方向;C表示沿着z的圆柱形切片;以及2mm和5mm表示在连续切片之间的距离。

[0102] 在大量数据上被训练并准备用于预测的神经网络也可用于特征提取。每层与神经网络从输入数据感知的不同洞察力相关。因此,当新数据被提供到网络时,在特定层中的神经元的权重提供数据的可选表示。如果例如网络包含五层,则输入数据的新表示(即,特征)可从每层(除了可能最后一层以外,最后一层提供最终结果)被提取。

[0103] 图11A-11D实际上示出这种方法,描绘在所观察的偏离(包括MSED和Focus)和在卷积神经网络(其具有多层)中的层数(其是完全连接的)之间的关系,特征从卷积神经网络被提取并用在随机森林模型中。图12A-12F示出在偏离(包括MSED、Focus和Wfocus)和在随机森林模型中使用的树的数量之间的关系。

[0104] 通常,可在用硬件、软件或两者的组合实现的一个或多个模块中构造如上所述的功能,包括例如分析训练集、执行机器学习过程、确定在声像差和组织特征之间的关系和/或预测从与训练集中的特征不同的新组织特征的存在产生的像差,而不管是否集成在成像器的控制器内或由单独的外部控制器提供。对于功能被提供为一个或多个软件程序的实施方式,可以用多种高级语言例如FORTRAN、PASCAL、JAVA、C、C++、C#、BASIC、各种脚本语言和/或HTML中的任一种来编写程序。此外,可以用指向存在于目标计算机上的微处理器的汇编语言实现软件;例如,可以用Intel 80x86汇编语言实现软件,如果它配置成在IBM PC或PC克隆上运行。软件可体现在制造物品——包括但不限于软盘、jump驱动器、硬盘、光盘、磁带、PROM、EPROM、EEPROM、现场可编程门阵列或CD-ROM——上。可使用例如一个或多个FPGA、CPLD或ASIC处理器来实现使用硬件电路的实施方式。

[0105] 上面描述了本发明的某些实施方式。然而明确地提到,本发明不限于那些实施方式;更确切地,对本文明确描述的内容的添加和修改也被包括在本发明的范围内。例如,除了MRI以外的成像方法可用于跟踪位置跟踪器和感兴趣解剖区。

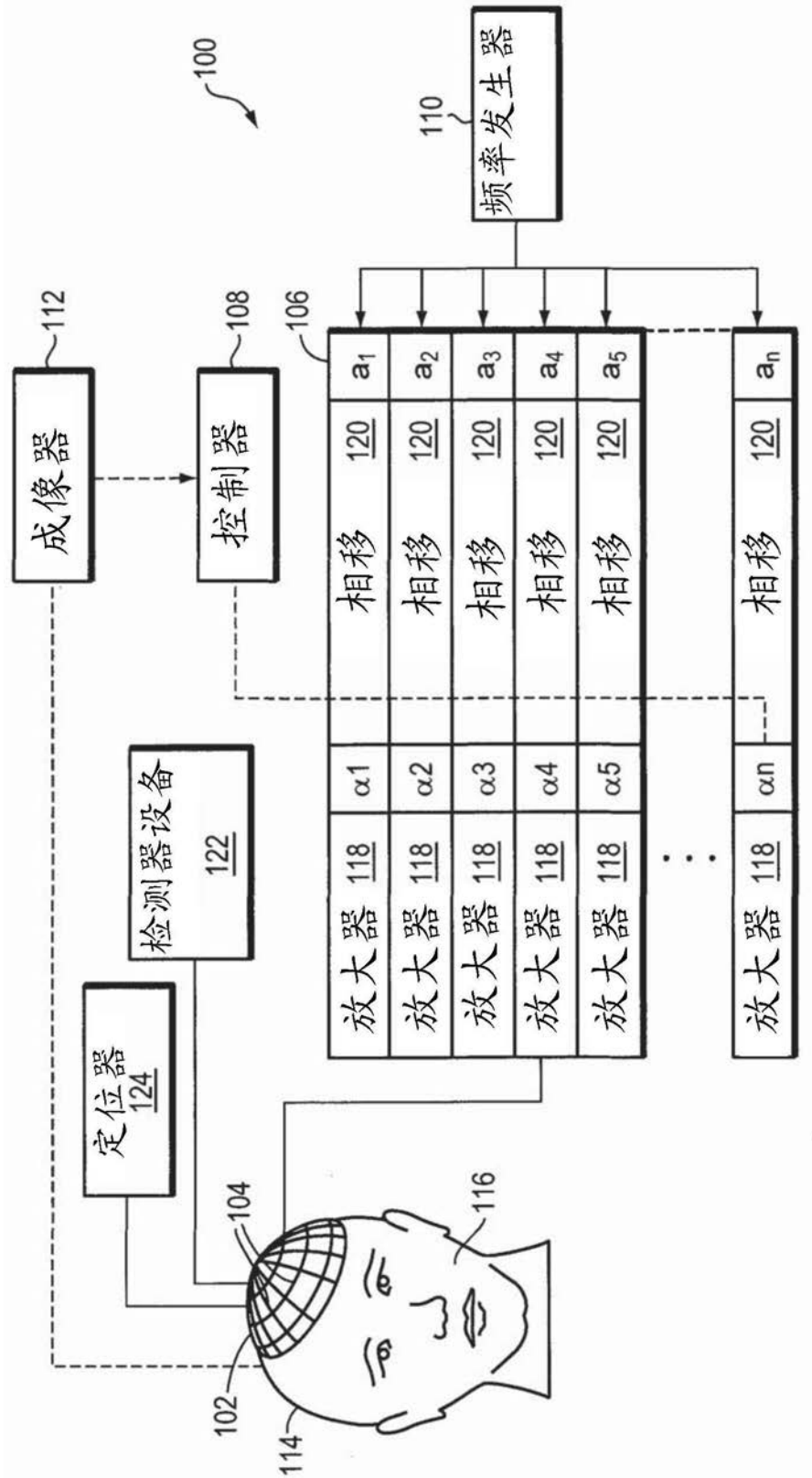


图1A

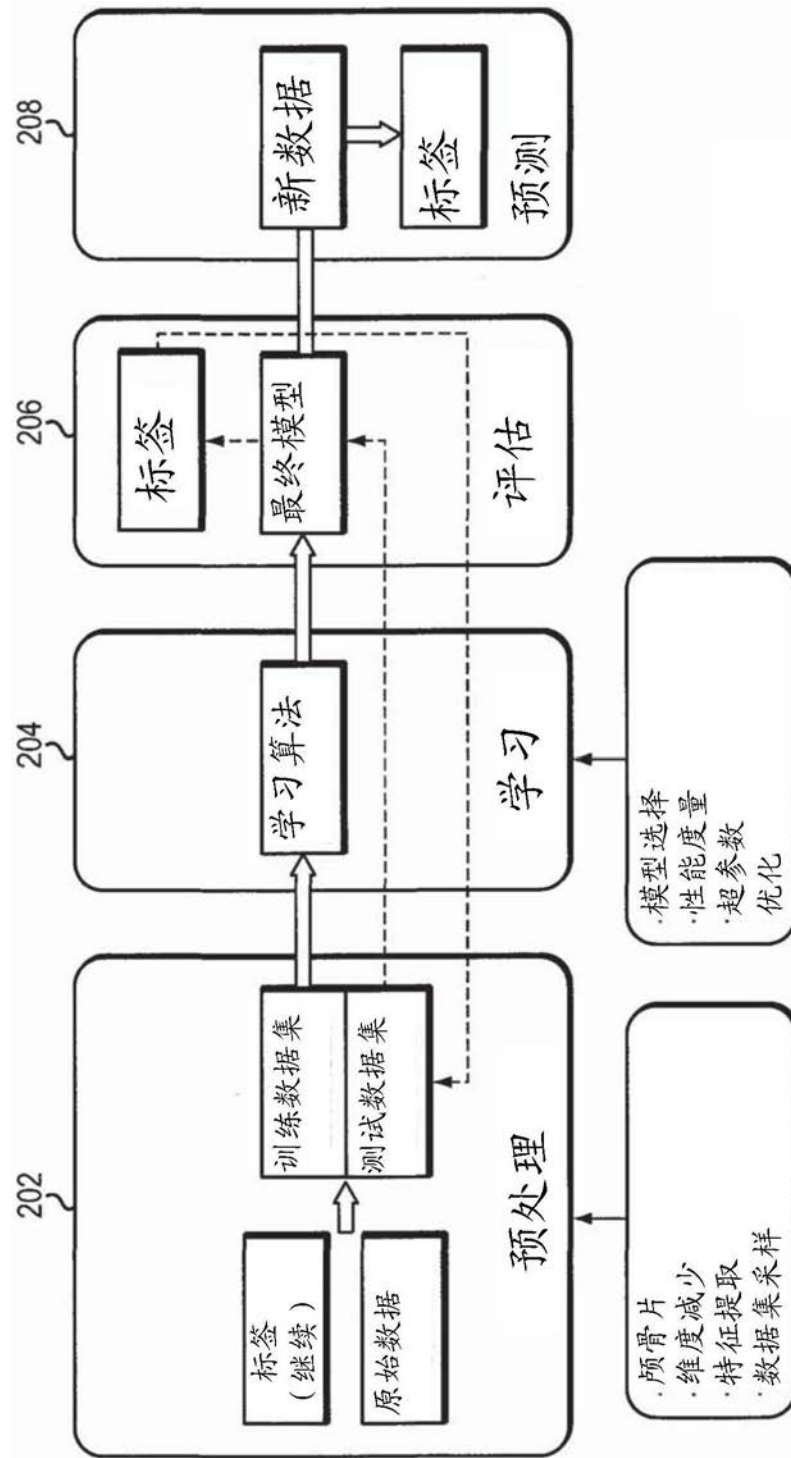


图2

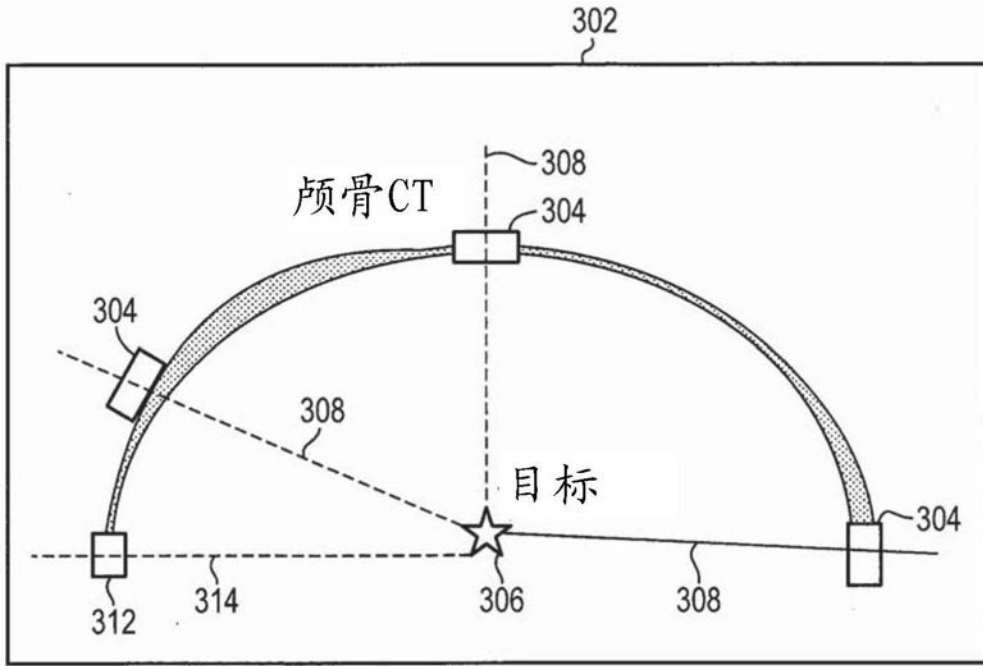


图3A

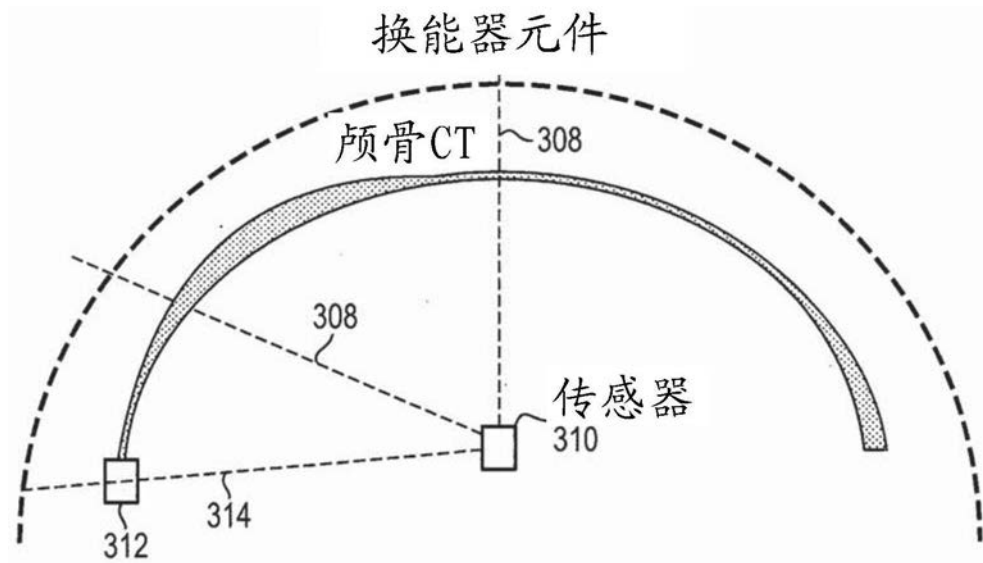


图3B

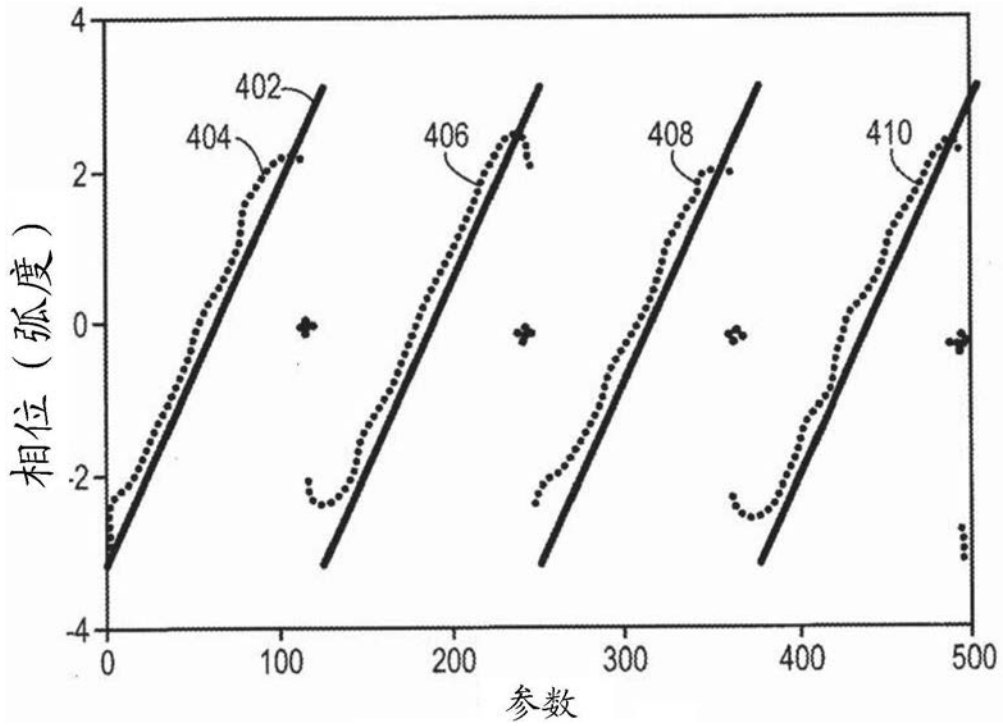


图4A

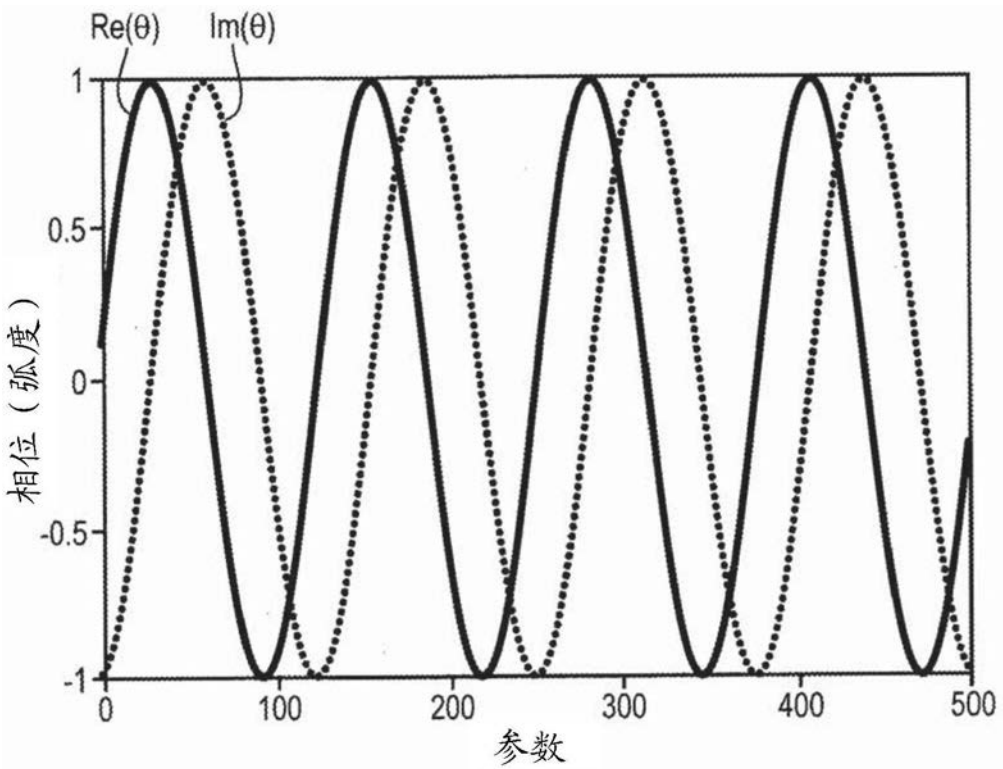


图4B

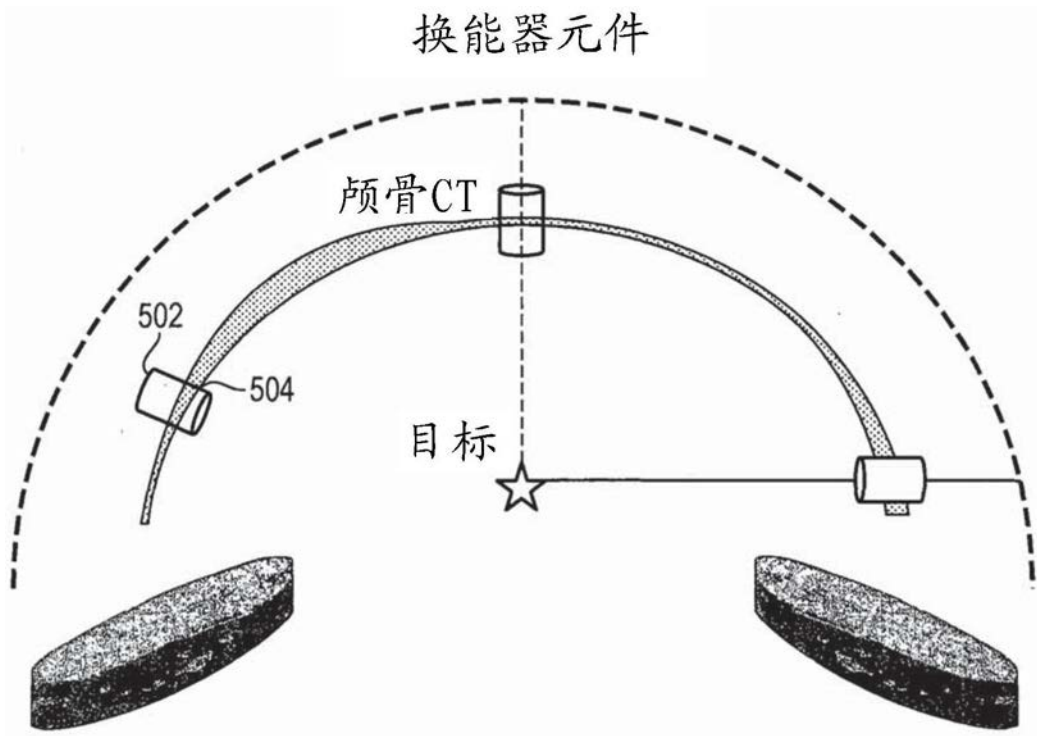


图5A

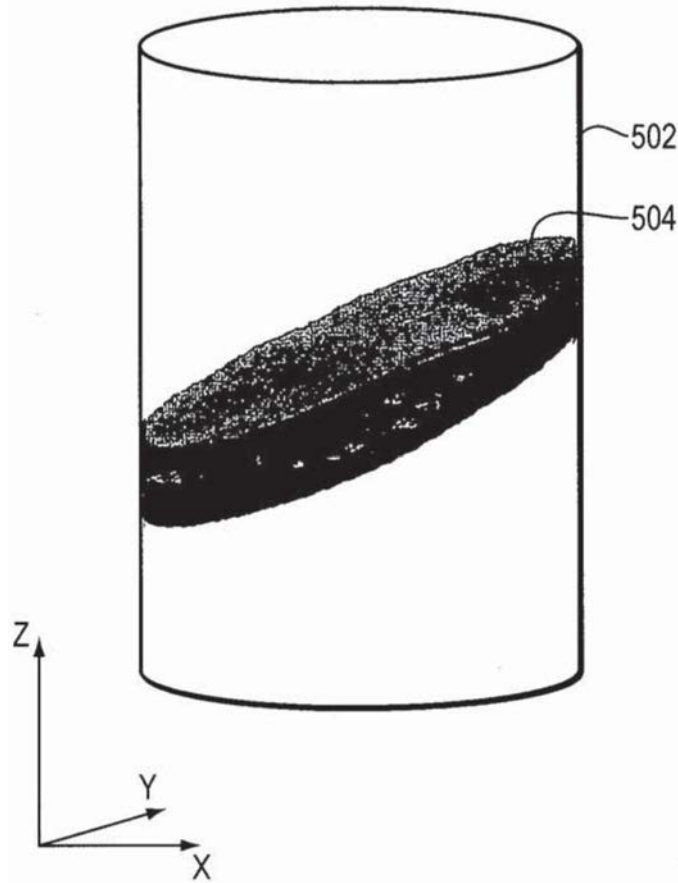


图5B

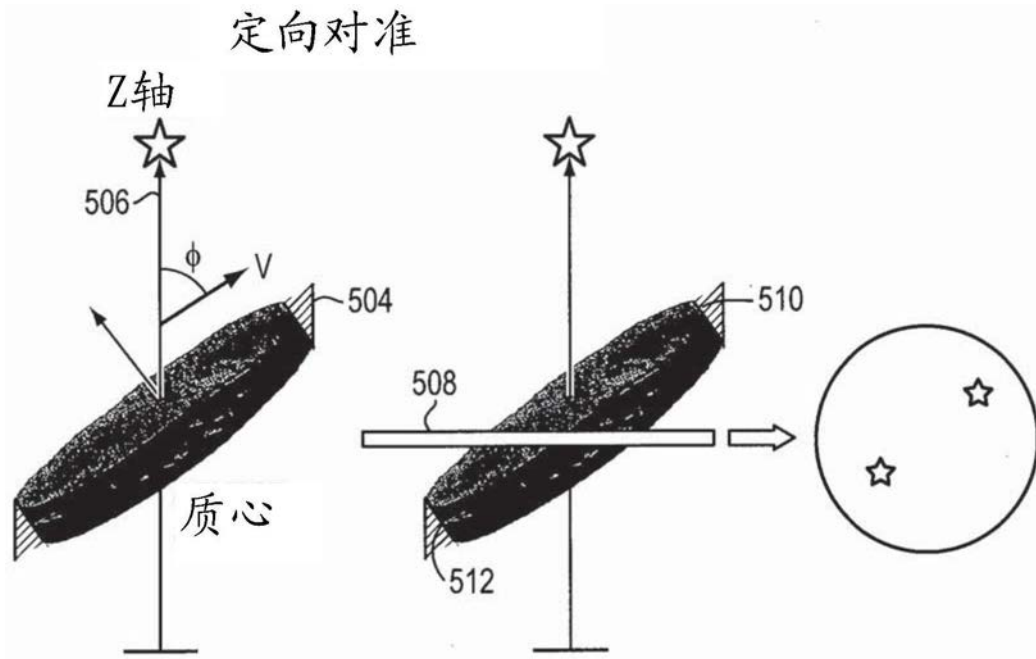


图5C

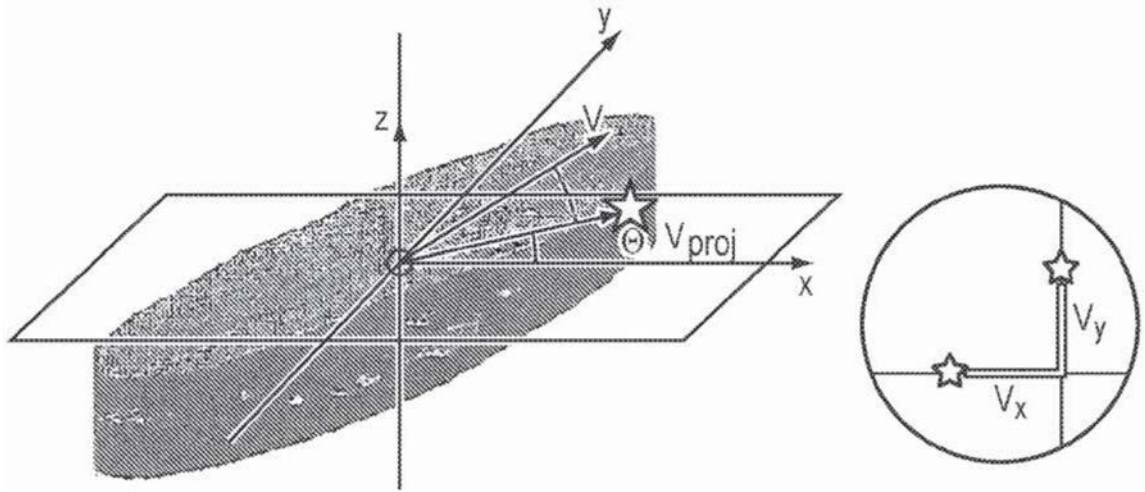


图5D

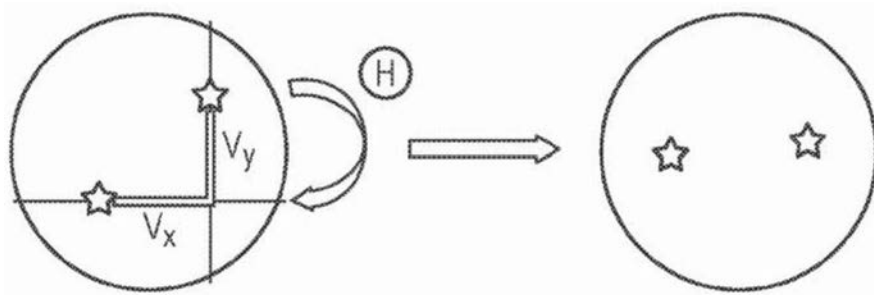


图5E

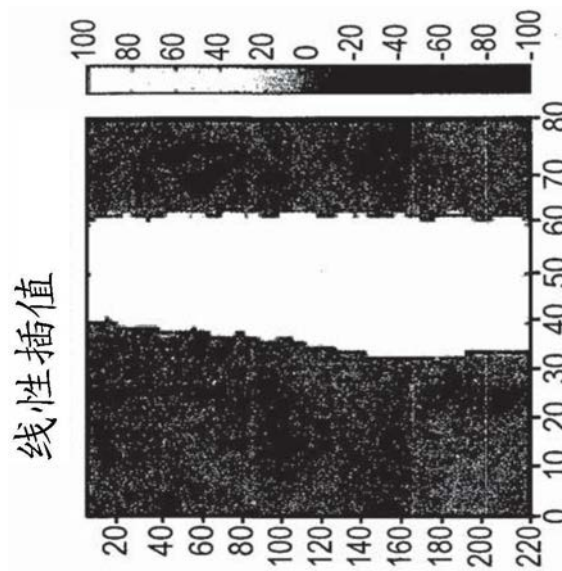


图6A

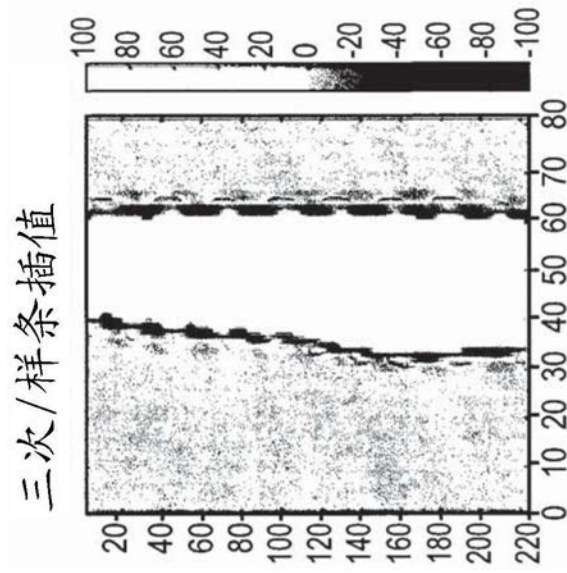


图6B

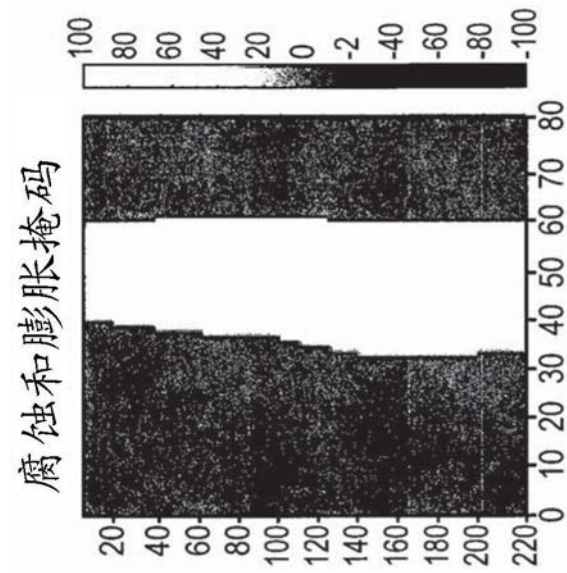


图6C

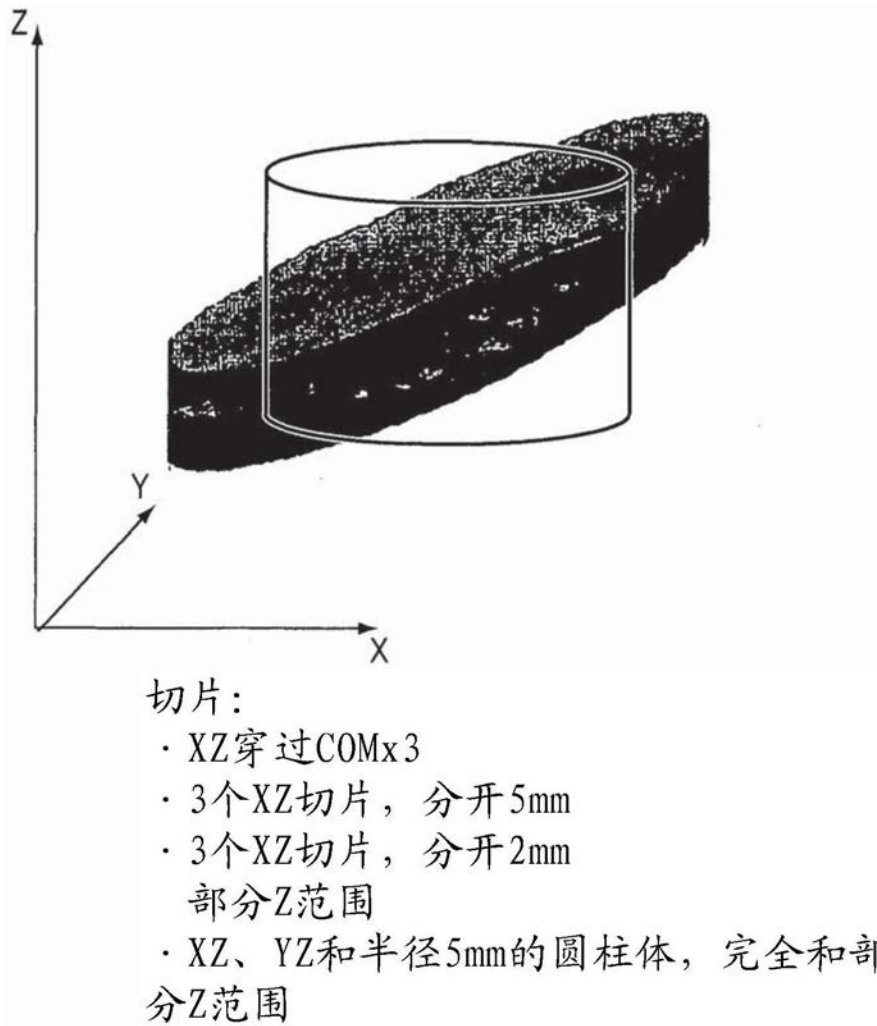


图7A

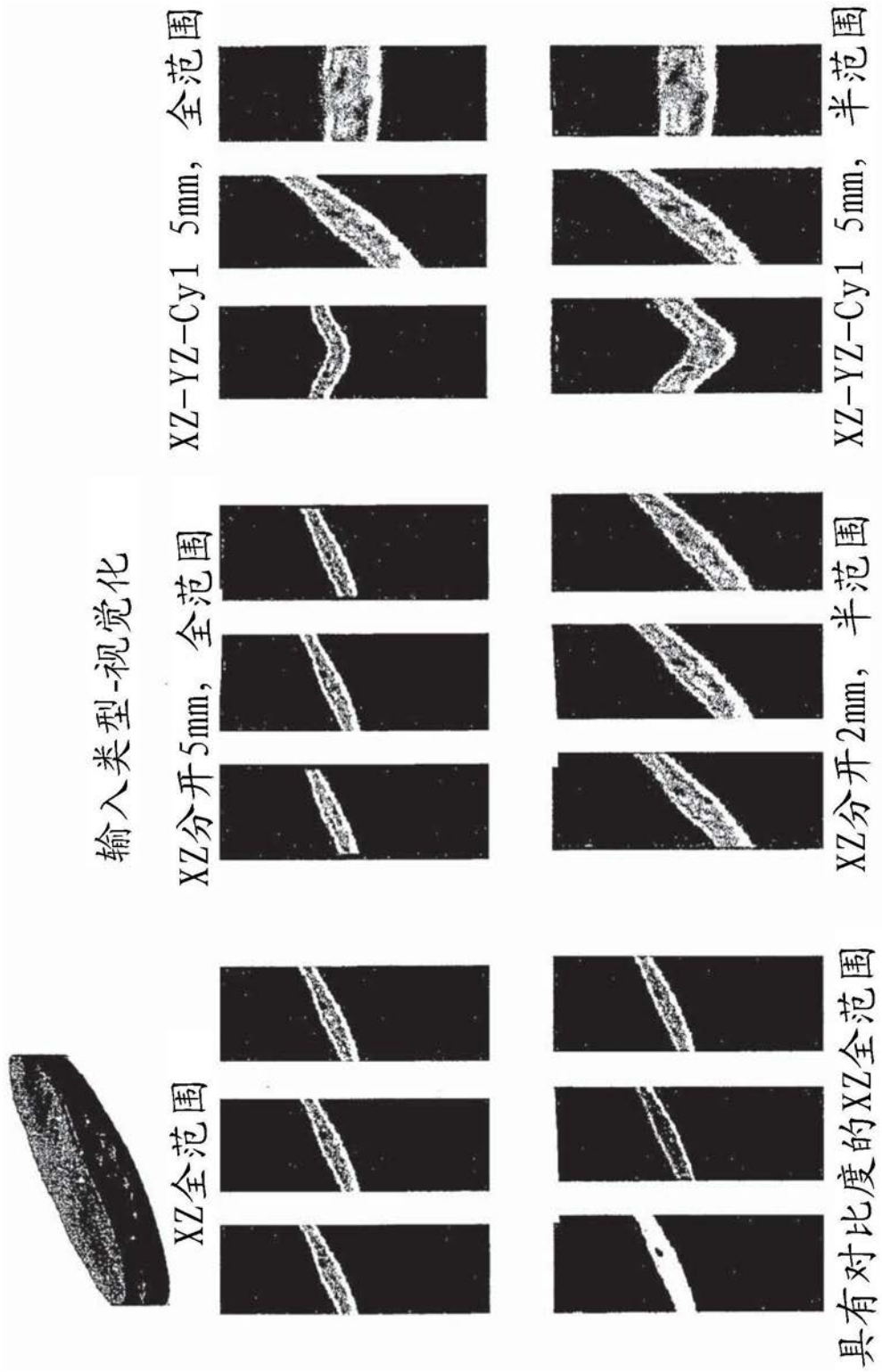


图7B

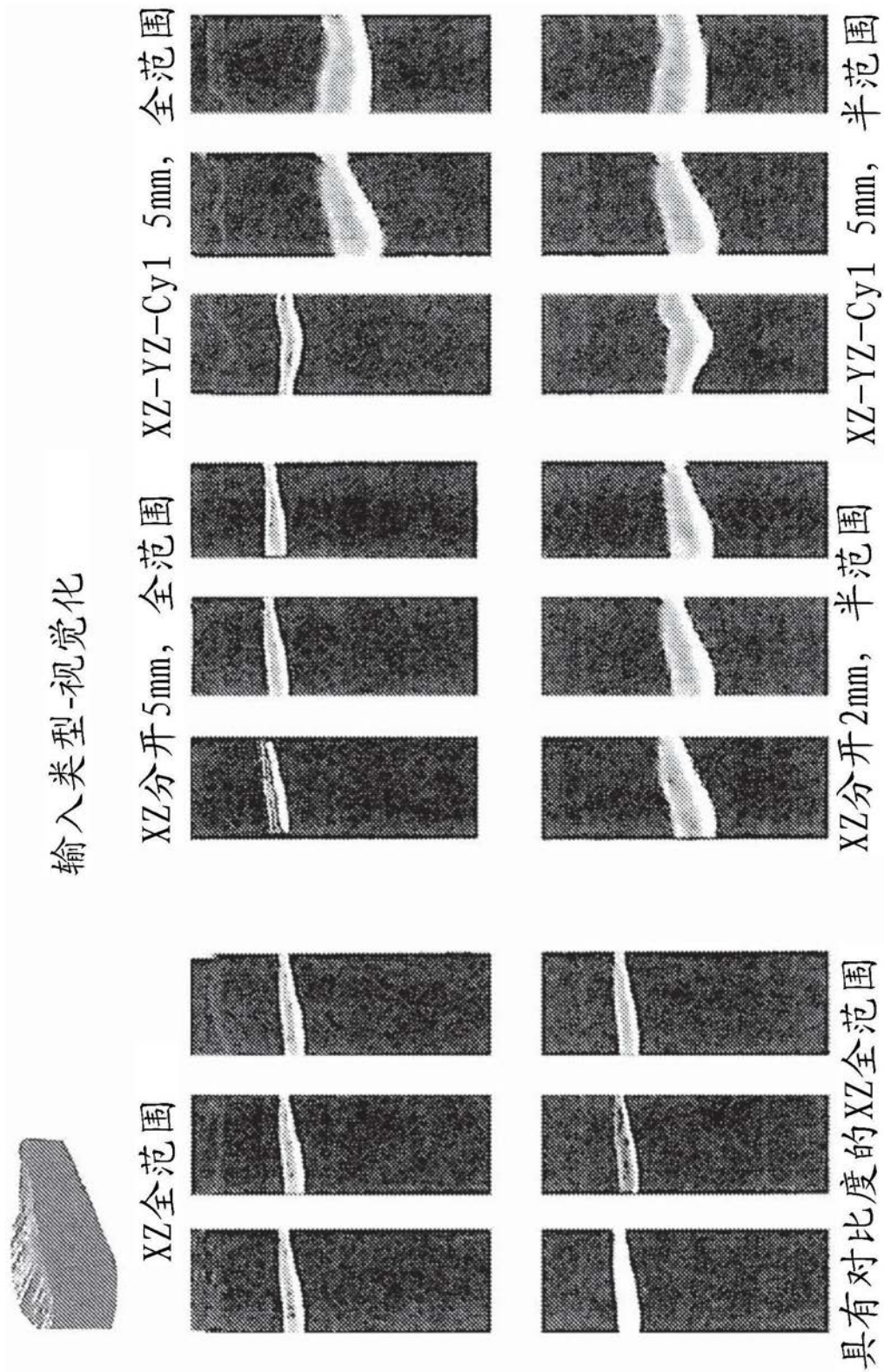


图7C

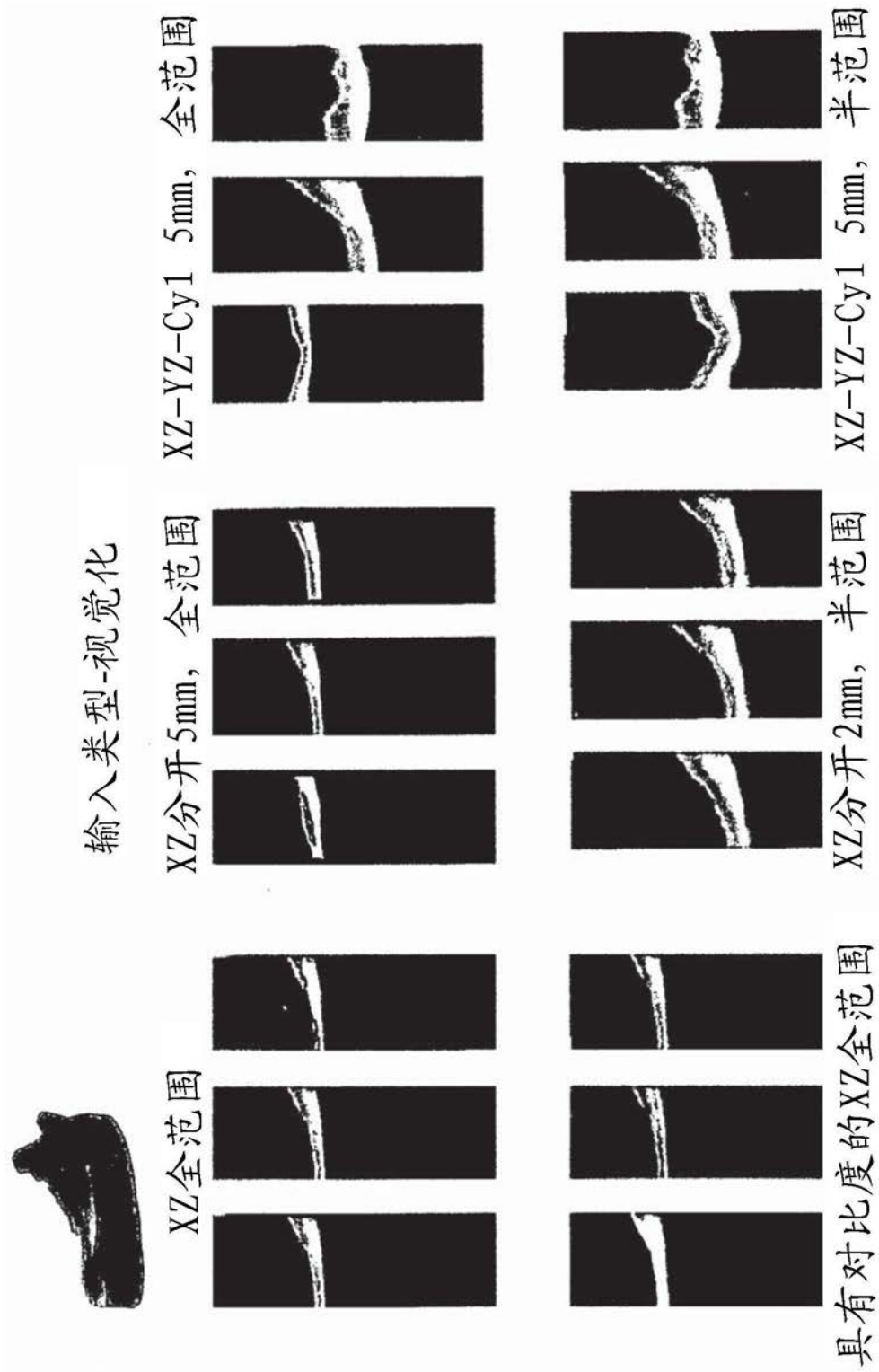


图7D

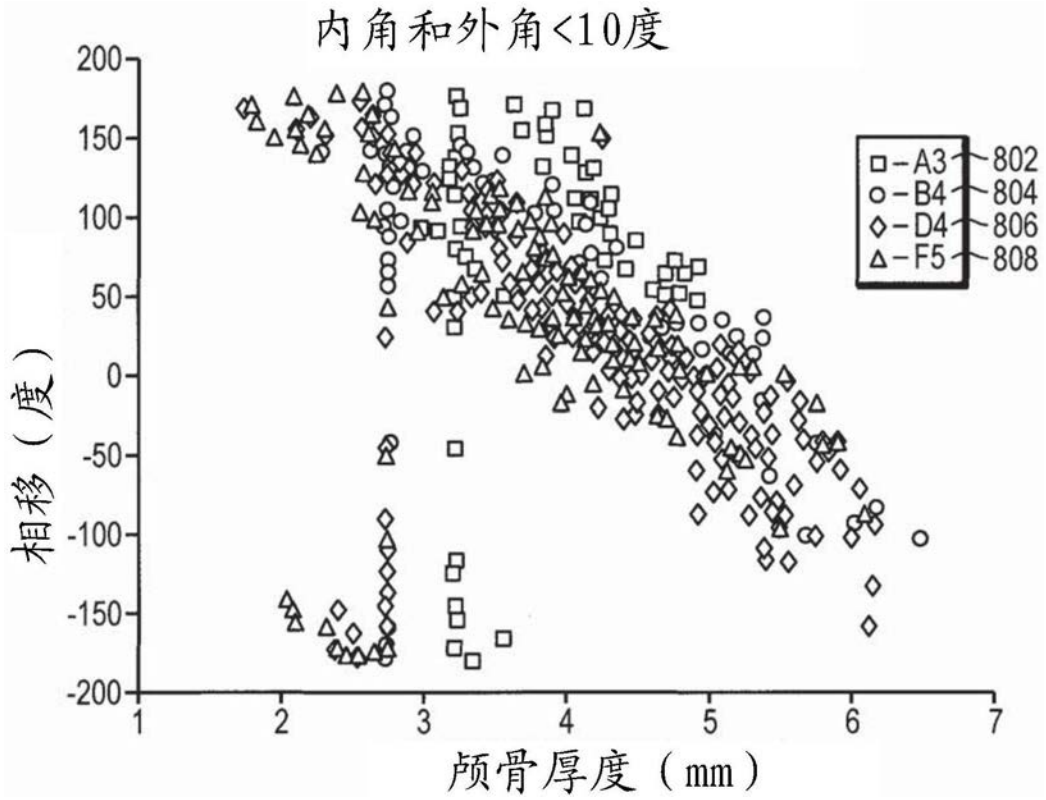


图8A

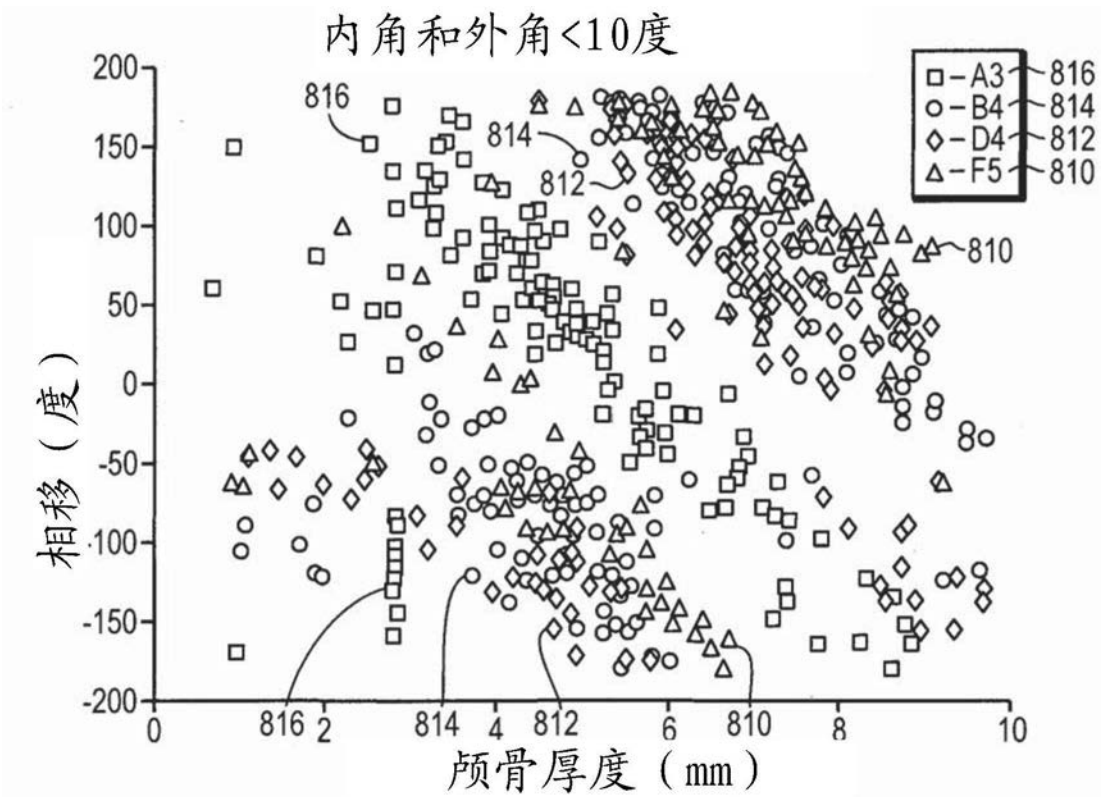


图8B

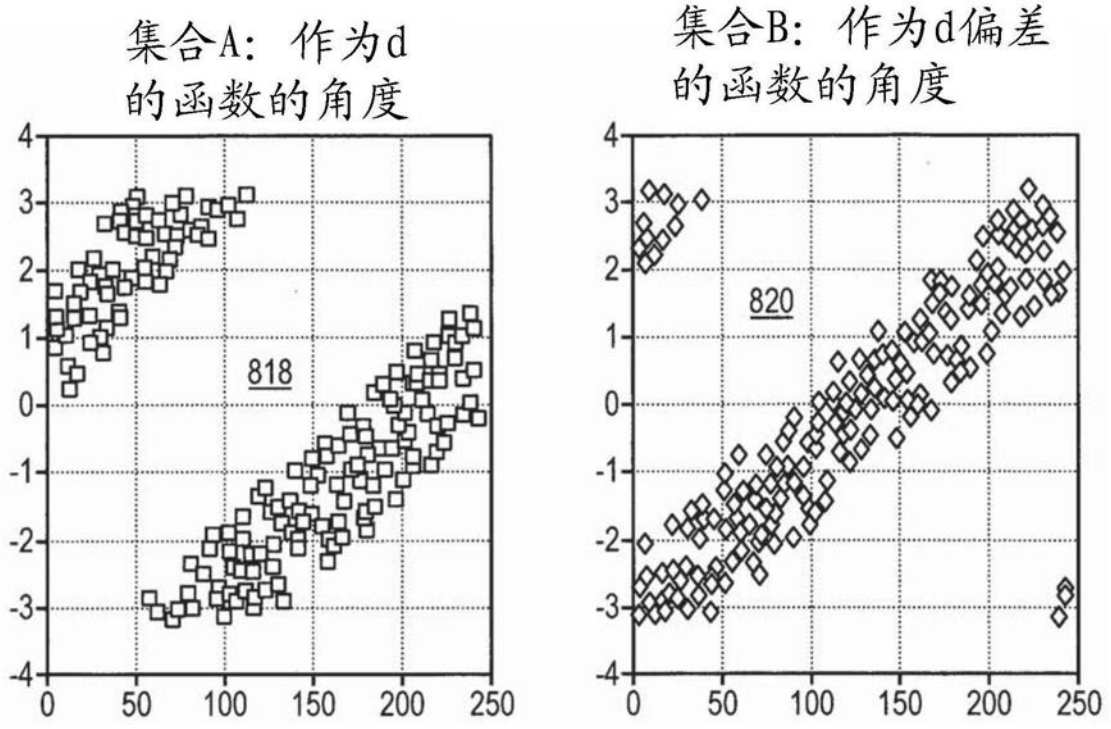


图8C

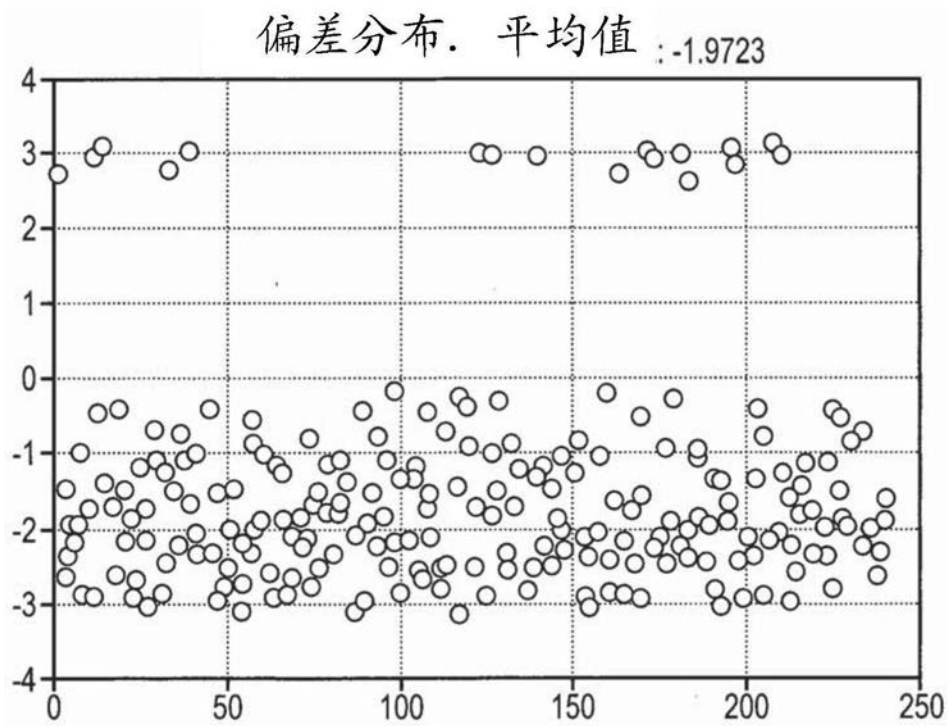


图8D

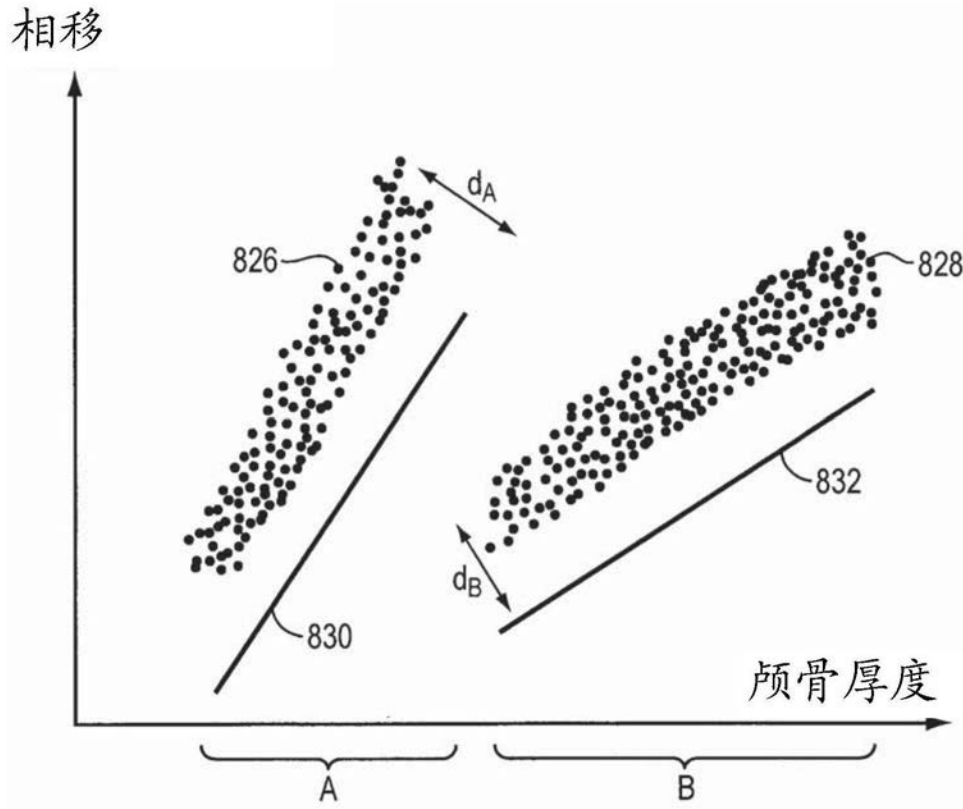


图8E

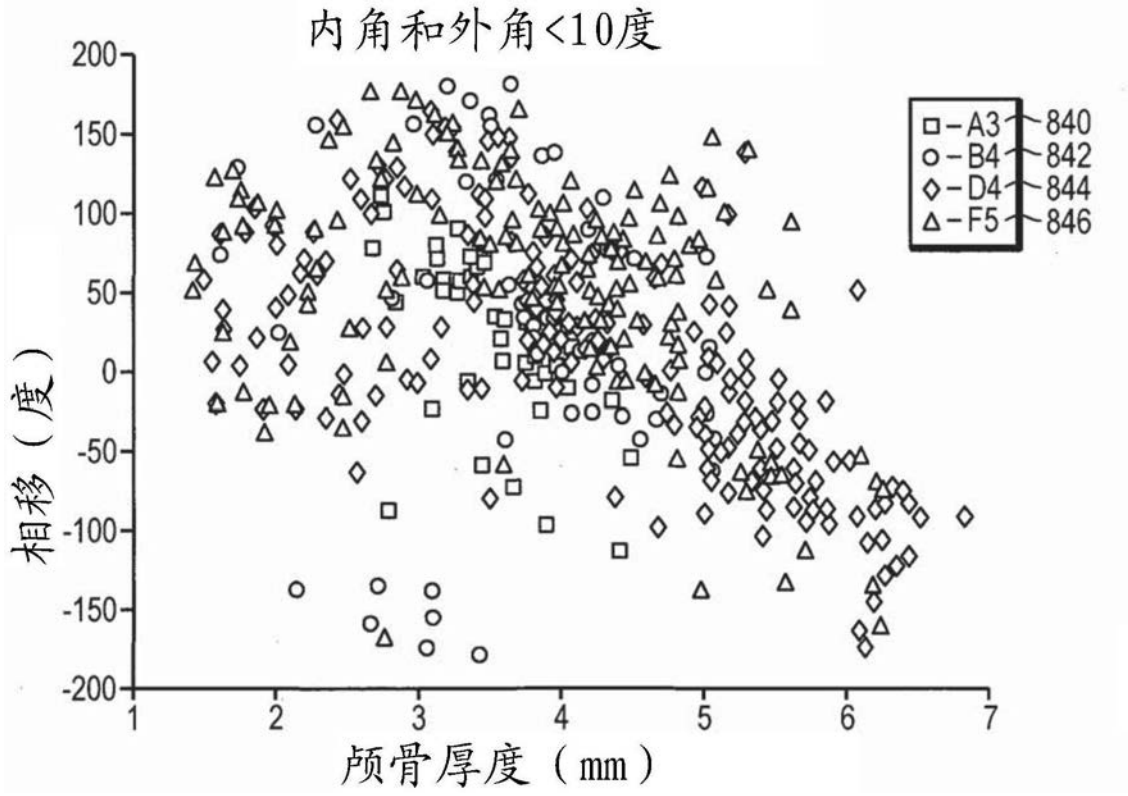


图8F

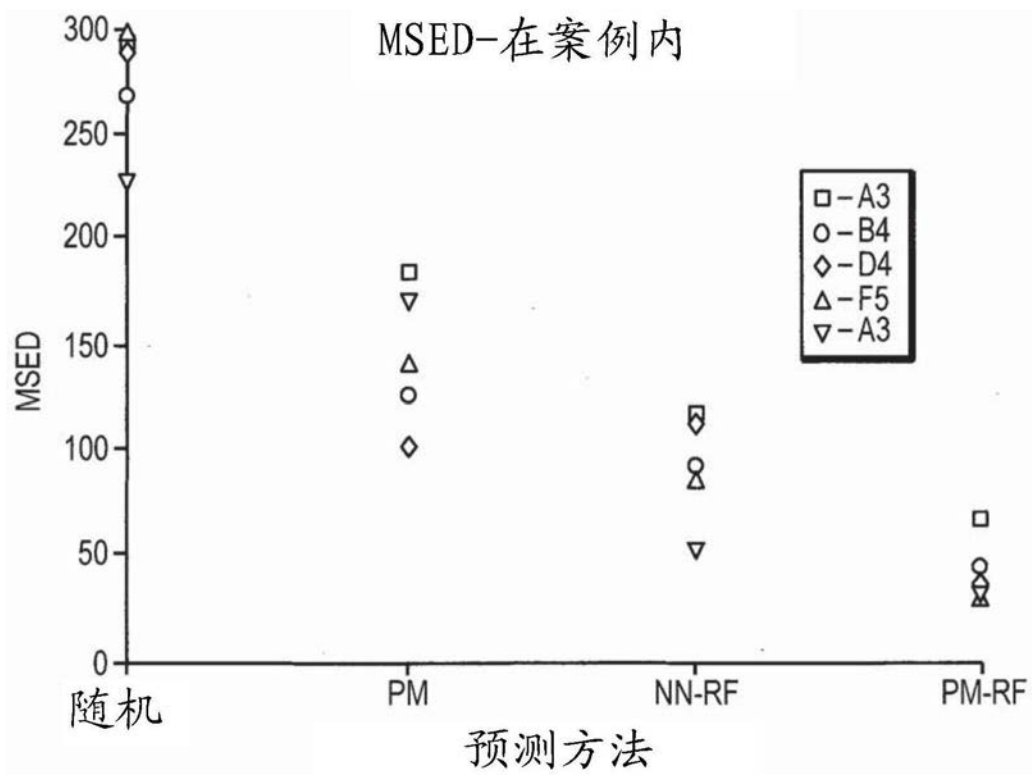


图9A

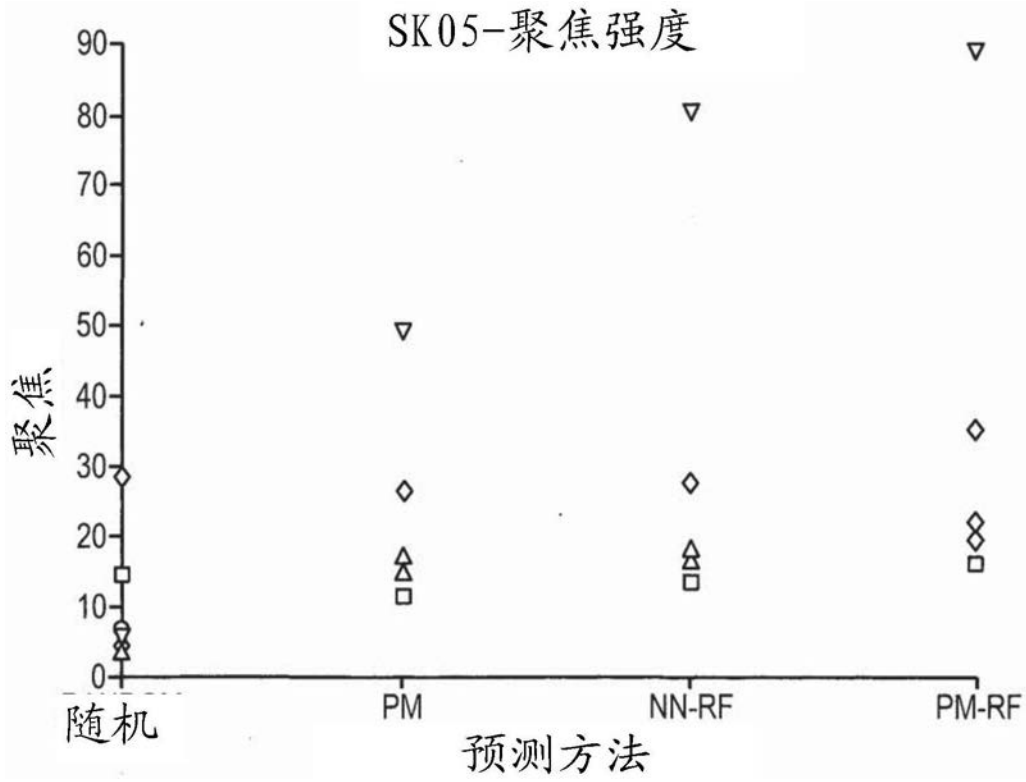


图9B

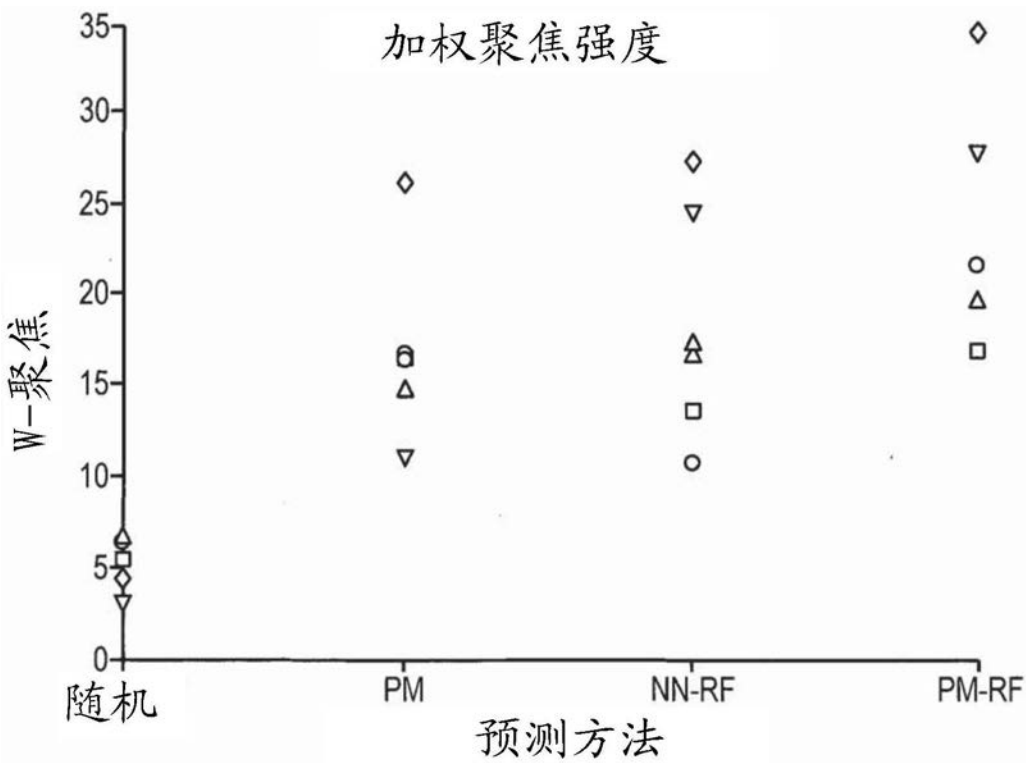


图9C

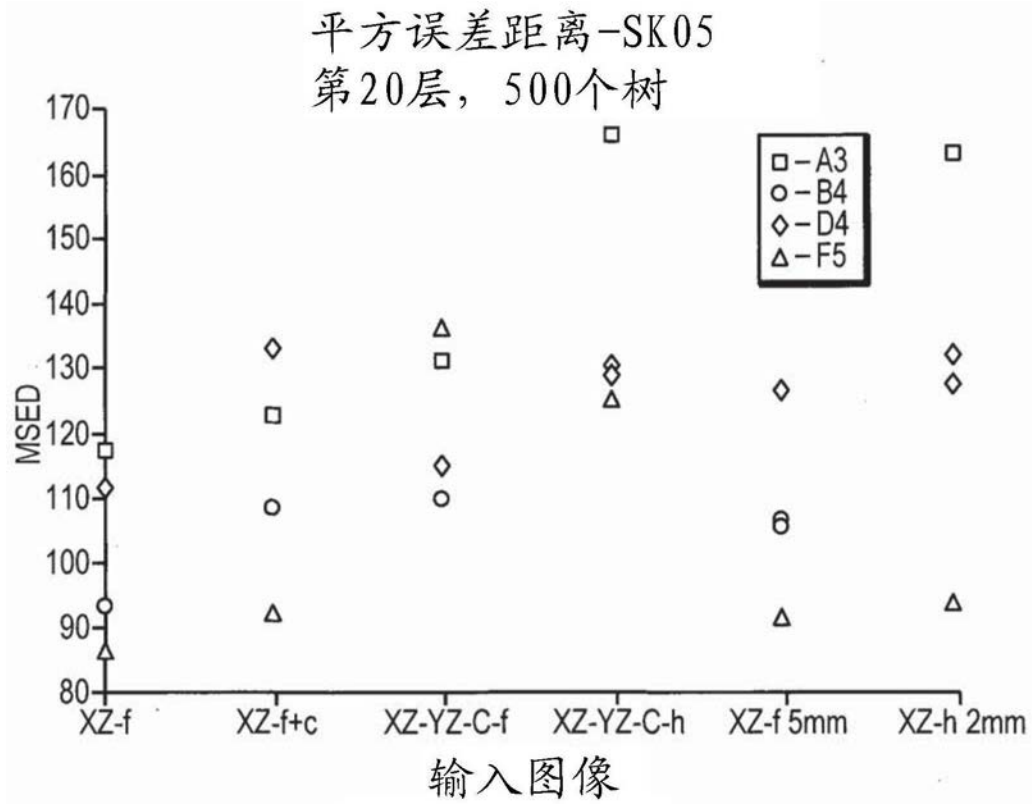


图10A

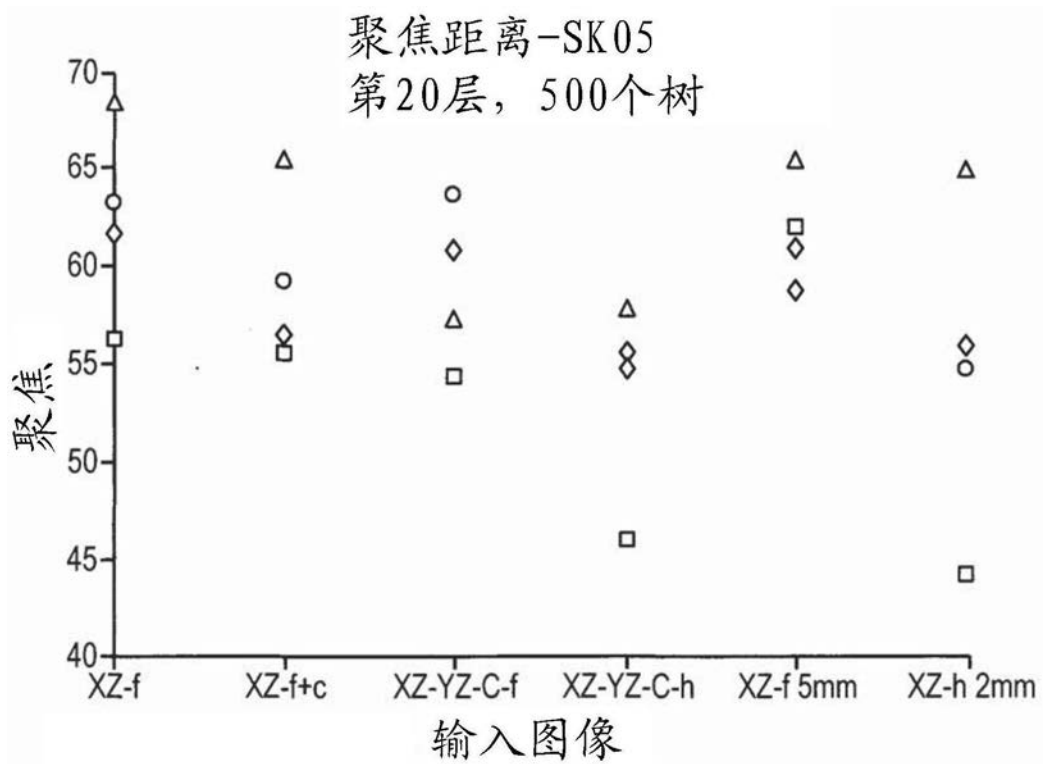


图10B

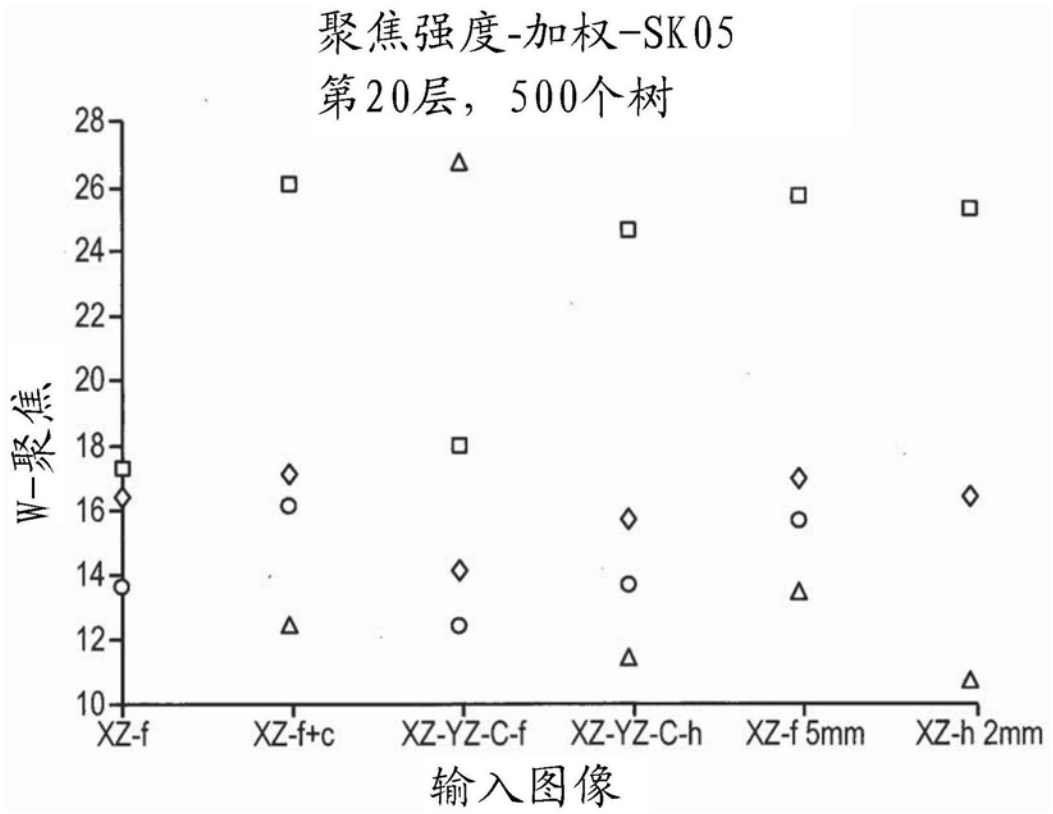
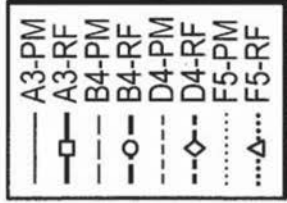
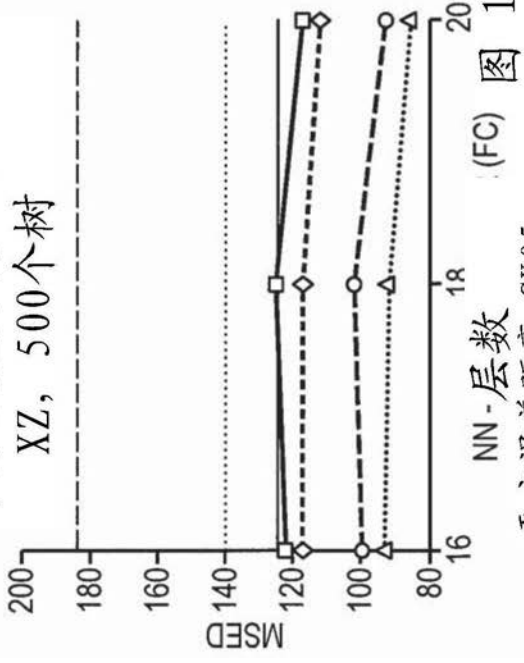


图10C

层依赖:

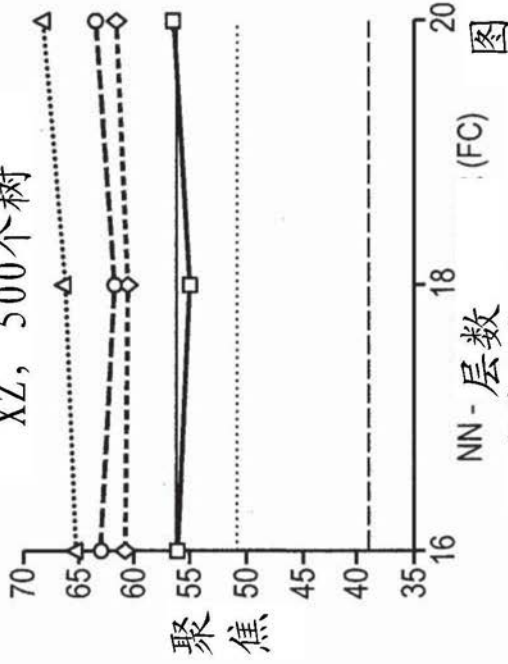


平方误差距离-SK05  
XZ, 500个树



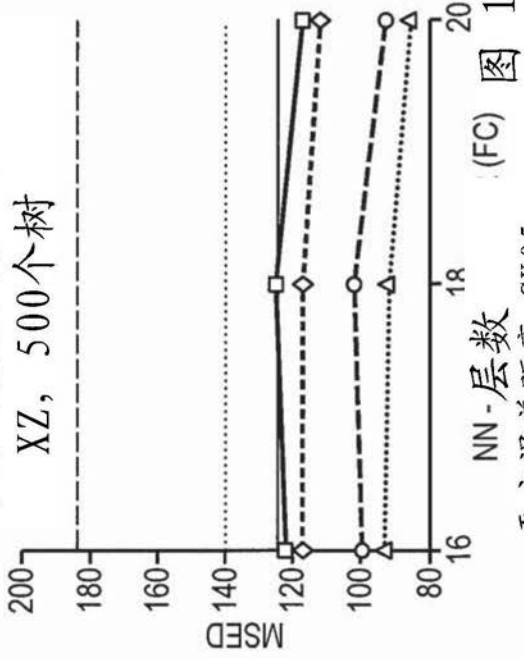
NN-层数 (FC) 图 11A

聚焦强度-SK05  
XZ, 500个树



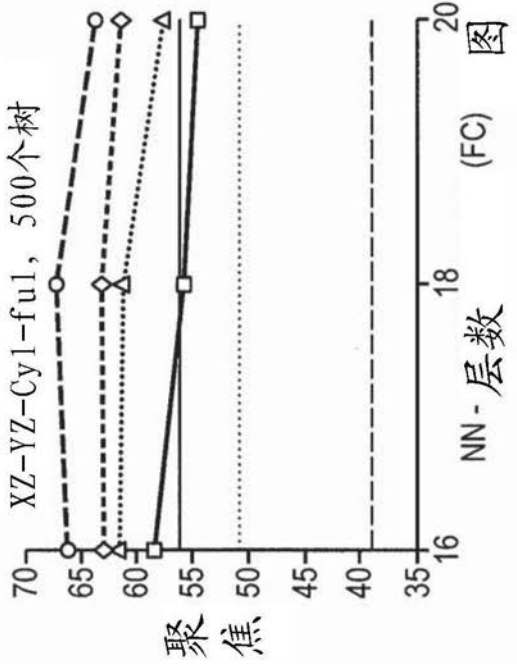
NN-层数 (FC) 图 11B

平方误差距离-SK05  
XZ-YZ-Cyl-ful, 500个树



NN-层数 (FC) 图 11C

平方误差距离-SK05  
XZ-YZ-Cyl-ful, 500个树



NN-层数 (FC) 图 11D

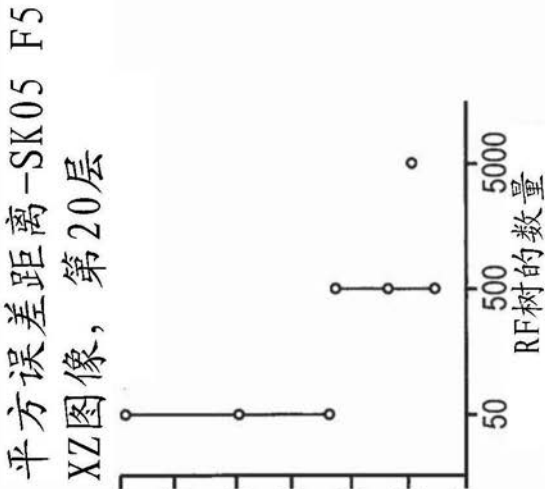


图 12A

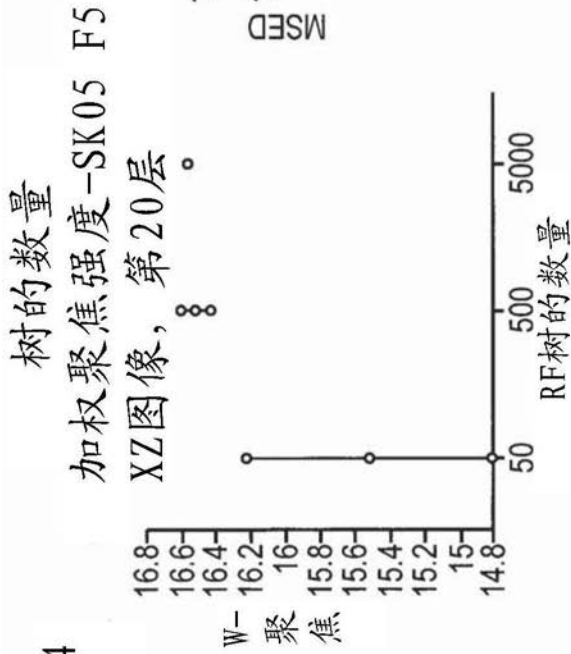


图 12B

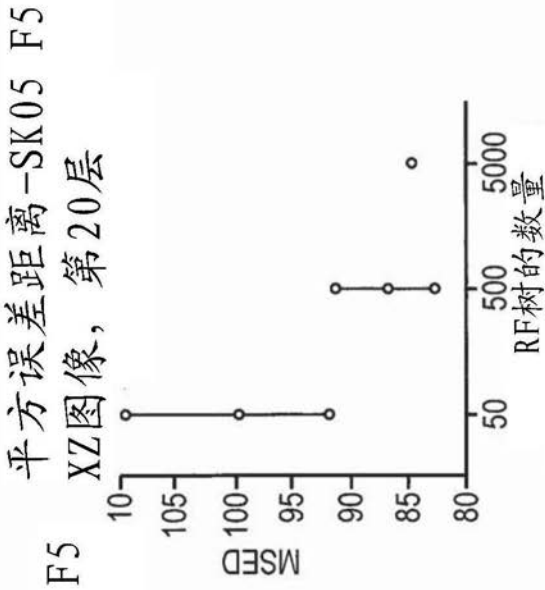


图 12C

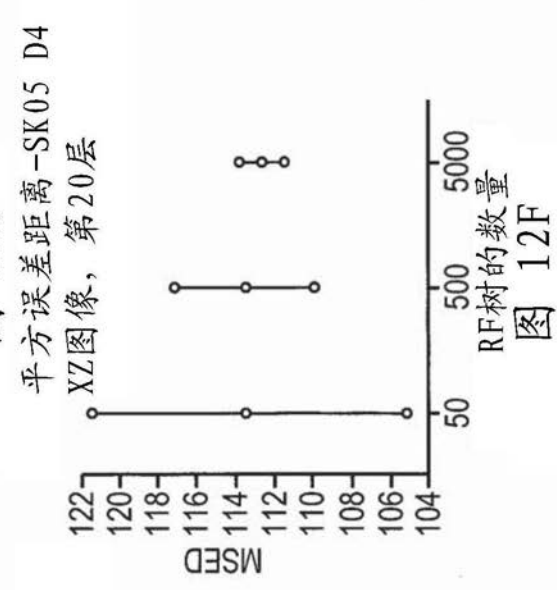


图 12D

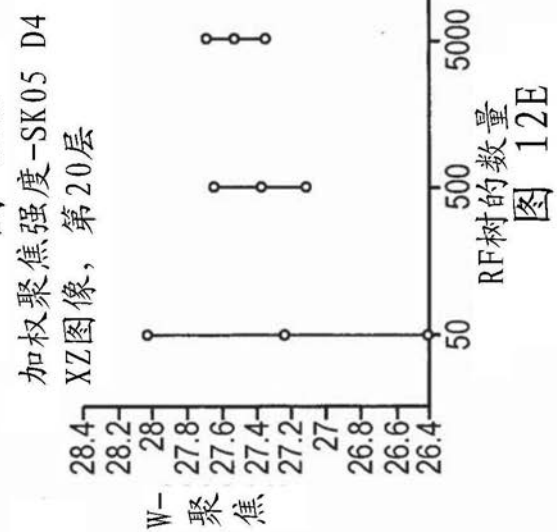


图 12E

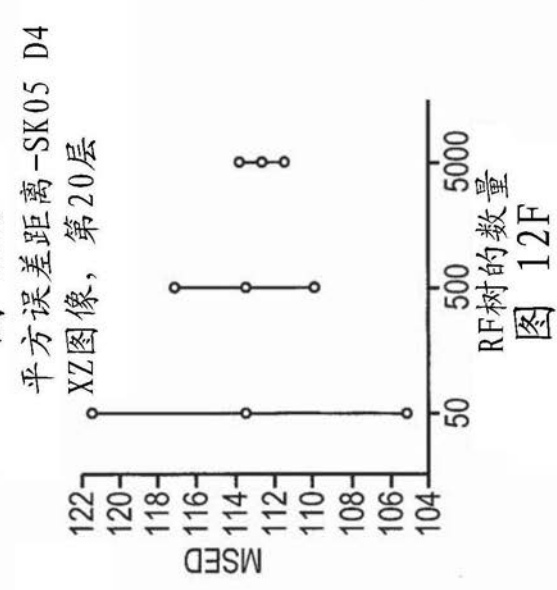


图 12F

专利名称(译)	基于先例的超声聚焦		
公开(公告)号	<a href="#">CN109640830A</a>	公开(公告)日	2019-04-16
申请号	CN201780050096.4	申请日	2017-07-14
[标]发明人	约阿夫利维 E扎迪卡里奥		
发明人	约阿夫·利维 E·扎迪卡里奥 T·阿马尔		
IPC分类号	A61B8/08 A61B8/00 A61B6/00		
代理人(译)	王勇 李科		
优先权	62/362151 2016-07-14 US		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

用于操作具有多个换能器元件的超声换能器的各种方法包括获取解剖区的一个或多个测量，从换能器元件发射的超声波穿过该解剖区行进；对于解剖区中的每个，至少部分地基于测量来确定特性的值；通过使用第一值作为预测器的输入来以计算方式预测穿过解剖区行进的超声波的像差，预测器已经以计算方式被训练以基于特性的值来预测超声像差；以及驱动换能器元件以补偿所预测的像差。

