



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113939846 B

(45) 授权公告日 2025. 06. 17

(21) 申请号 202080041174.6

(22) 申请日 2020.06.03

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 113939846 A

(43) 申请公布日 2022.01.14

(30) 优先权数据
19178061.8 2019.06.04 EP

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2021.12.03

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2020/065273 2020.06.03

(87) PCT国际申请的公布数据
W02020/245144 EN 2020.12.10

(73) 专利权人 皇家飞利浦有限公司
地址 荷兰艾恩德霍芬

(72) 发明人 P·博尔纳特 K·佐默
C·M·J·许尔克
J·S·范登布林克

(74) 专利代理机构 永新专利商标代理有限公司
72002
专利代理师 刘兆君

(51) Int.Cl.
G06T 11/00 (2006.01)
G06T 5/80 (2024.01)
G06T 5/60 (2024.01)
G01R 33/48 (2006.01)
G06N 3/0464 (2023.01)

(56) 对比文件
CN 109242924 A, 2019.01.18
CN 108132274 A, 2018.06.08

审查员 刘旭恒

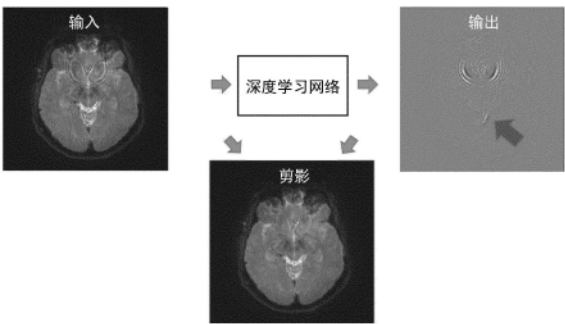
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

具有偏共振伪影校正的螺旋MR成像

(57) 摘要

本发明涉及一种对被定位在MR设备(1)的检查体积中的对象(10)进行MR成像的方法。本发明的目的是即使在强 B_0 不均匀性的情况下也能实现高效且高质量的非笛卡尔MR成像。根据本发明,所述方法包括:使所述对象经受成像序列,所述成像序列包括至少一个RF激励脉冲和经调制的磁场梯度;沿着至少一条非笛卡尔k空间轨迹采集MR信号;根据所采集的MR信号来重建MR图像;并且使用深度学习网络来检测所述MR图像中由于 B_0 不均匀性引发的k空间采样不足而引起的一个或多个差采样伪影。此外,本发明涉及一种MR设备(1)和一种计算机程序。



1. 一种对被定位在MR设备(1)的检查体积中的对象(10)进行MR成像的方法,所述方法包括:

使所述对象(10)经受成像序列,所述成像序列包括至少一个RF激励脉冲和经调制的磁场梯度;

沿着至少一条非笛卡尔k空间轨迹采集MR信号;

根据所采集的MR信号来重建MR图像;并且

使用深度学习网络来检测所述MR图像中由于不均匀性引发的k空间采样不足而引起的一个或多个采样不良伪影,

其中,所述深度学习网络被训练为根据所述MR图像来导出伪影图,所述伪影图是仅检测到的至少一个采样不良伪影的图画表现。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述非笛卡尔k空间轨迹是螺旋k空间轨迹。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,在检测遗留的采样不良伪影的步骤之前,所重建的MR图像基于 B_0 图而被去模糊。

4. 根据权利要求1-3中的任一项所述的方法,其中,所述深度学习网络是利用以下各项来训练的:在所述深度学习网络的输出处的一组建模的伪影图;以及在所述深度学习网络的输入处的训练MR图像与相应的建模的伪影图的叠加物。

5. 根据权利要求4所述的方法,其中,所述建模的伪影图包括针对所使用的成像序列计算的单体素或多体素偏共振的点扩散函数。

6. 根据权利要求4或5所述的方法,其中,基于由所述深度学习网络根据所重建的MR图像导出的所述伪影图来校正检测到的采样不良伪影。

7. 根据权利要求1-6中的任一项所述的方法,其中,检测一个或多个采样不良伪影限于预定义的图像区域和/或其中 B_0 图指示主磁场的均匀性或局部变化程度超过给定阈值的图像区域。

8. 根据权利要求1-7中的任一项所述的方法,其中,在检测所述采样不良伪影期间,所述 B_0 图用作所述深度学习网络的另外的输入。

9. 根据权利要求1-8中的任一项所述的方法,其中,所述深度学习网络是卷积网络。

10. 一种MR设备,包括:至少一个主磁体线圈(2),其用于在检查体积内生成均匀的静态磁场;多个梯度线圈(4、5、6),其用于在所述检查体积内生成在不同空间方向上的切换的磁场梯度;至少一个RF线圈(9),其用于在所述检查体积内生成RF脉冲和/或接收来自被定位在所述检查体积中的对象(10)的MR信号;控制单元(15),其用于控制RF脉冲和切换的磁场梯度的时间演替;以及重建单元(17),其用于根据接收到的MR信号来重建MR图像,其中,所述MR设备(1)被布置为执行以下步骤:

使所述对象(10)经受成像序列,所述成像序列包括至少一个RF激励脉冲和经调制的磁场梯度;

沿着至少一条非笛卡尔k空间轨迹采集MR信号;

根据所采集的MR信号来重建MR图像;并且

使用深度学习网络来检测所述MR图像中由于不均匀性引发的k空间采样不足而引起的一个或多个采样不良伪影,

其中,所述深度学习网络被训练为根据所述MR图像来导出伪影图,所述伪影图是仅检

测到的至少一个采样不良伪影的图画表现。

11.一种包括指令的计算机程序,所述指令用于以下操作:

根据使用非笛卡尔k空间采样采集的MR信号来重建MR图像;并且

使用深度学习网络来检测所述MR图像中由于不均匀性引发的k空间采样不足而引起的一个或多个采样不良伪影,

其中,所述深度学习网络被训练为根据所述MR图像来导出伪影图,所述伪影图是仅检测到的至少一个采样不良伪影的图画表现。

具有偏共振伪影校正的螺旋MR成像

技术领域

[0001] 本发明涉及磁共振 (MR) 成像领域。本发明涉及对对象的MR成像方法。本发明还涉及MR设备和要在MR设备上运行的计算机程序。

背景技术

[0002] 如今,利用磁场与核自旋之间的相互作用来形成二维或三维图像的图像形成MR方法已经得到广泛使用,特别是在医学诊断领域中,因为它们与其他成像方法相比对于软组织成像在许多方面都具有优越性,它们不需要电离辐射并且通常是无创的。

[0003] 通常,根据MR方法,将对象(例如,要被检查的患者的身体)布置在强且均匀的磁场(B_0)中,该磁场的方向同时定义了测量所基于的坐标系的轴(通常为z轴)。磁场针对个体核自旋产生取决于磁场强度的不同能级,该磁场强度能够通过施加定义频率(所谓的拉莫尔频率或MR频率)的电磁交变场(RF场)而被激励(自旋共振)。从宏观的角度看,个体核自旋的分布会产生整体磁化,能够通过施加适当频率的电磁脉冲(RF脉冲)使该整体磁化偏离平衡状态,使得该磁化绕z轴进行进动运动。进动运动描述了圆锥的表面,其锥角被称为翻转角。翻转角的幅值取决于所施加的电磁脉冲的强度和持续时间。在所谓的 90° 脉冲的情况下,该自旋从z轴偏转到横向平面(翻转角 90°)。

[0004] 在RF脉冲终止之后,该磁化弛豫回原始的平衡状态,在该状态下,以第一时间常数 T_1 (自旋晶格或纵向弛豫时间)再次建立z方向上的磁化,并且在垂直于z方向的方向上的磁化以第二时间常数 T_2 (自旋-自旋或横向弛豫时间)弛豫。能够借助于接收RF线圈来检测磁化的变化,该接收RF线圈以在垂直于z轴的方向上测量磁化变化的方式被布置和定向在MR设备的检查空间内。在施加了例如 90° 脉冲之后,横向磁化的衰减伴随有(由局部磁场不均匀性引起的)(从具有相同相位的有序状态到所有相位角均匀分布的(失相)状态的)核自旋的转变。能够例如借助于重新聚焦脉冲(例如, 180° 脉冲)来补偿失相。这会在接收线圈中产生回波信号(自旋回波)。

[0005] 为了在体内实现空间分辨率,将沿着三个主轴延伸的恒定磁场梯度叠加在均匀磁场上,从而使得自旋共振频率具有线性空间依赖性。然后,在接收线圈中拾取的信号包含不同频率的分量,这些分量能够与体内的不同位置相关联。经由接收线圈获得的信号数据对应于被称为k空间的空间频域。k空间数据通常包括以不同相位编码采集的多条线。通过收集大量样本将每条线数字化。借助于图像重建算法将k空间数据集转换为MR图像。

[0006] 由于 B_0 不均匀性和组织引发的磁化率变化而产生的偏共振效应是MR图像中非常常见的伪影的主要来源。Th.Kuestner等人在ISMRM-2018(摘要430)的ISMRM-2019摘要“Simultaneous detection and identification of MR artefact types in whole body imaging”中提到了对在利用 T_1 加权或 T_2 加权的FSE序列采集的磁共振图像中的源自运动或场不均匀性的伪影的基于CNN的检测。利用沿着笛卡尔k空间轨迹进行的MR信号采集,众所周知, B_0 的不均匀性会导致几何失真,而几何失真通常不会对图像质量产生很大影响。然而,对于非笛卡尔k空间轨迹(如在螺旋成像中),偏共振通常表现为使理想图像模糊,这会

严重影响图像的诊断有效性。 B_0 不均匀性引起的伪影的程度与主磁场强度成比例。

[0007] 螺旋成像是一种快速MR成像技术,它得益于有效的k空间覆盖和对流动伪影的低灵敏度。然而,当使用长采集间隔时(例如在单次击发螺旋成像中),它特别容易受到 B_0 不均匀性的影响。这样的长采集间隔结合并行成像技术对于获得尽可能高的空间分辨率至关重要。这在功能性MR成像(fMRI)和扩散加权成像(DWI)中对于减轻生理和患者运动的问题是有意义的。

[0008] 在本领域中已知用于螺旋MR成像的去模糊方法。例如,已知采集 B_0 图并且基于 B_0 图来针对 B_0 不均匀性效应校正MR信号数据(参见例如Ahunbay等人的“Rapid method for de-blurring spiral MR images”(Magn.Reson.Med.2000,第44卷,第491-494页);Sutton等人的“Fast,iterative image reconstruction for MRI in the presence of field inhomogeneities”(IEEE Trans.Med.Imaging.2003,第22卷,第178-188页);Nayak等人的“Efficient off-resonance correction for spiral imaging”(Magn.Reson.Med.2001,第45卷,第521-524页)。

[0009] 然而,即使在应用了上述类型的去模糊方法之后,伪影也经常遗留在非常强的磁化率引发的磁场梯度的图像区域中。在螺旋k空间轨迹的情况下,这样的伪影在重建且去模糊的MR图像中表现为特征性环形伪影,并且能够重叠或覆盖感兴趣的解剖细节。出现这样的遗留伪影的原因是:在强(通常是磁化率引发的)局部磁场梯度的情况下,螺旋k空间轨迹的形状在对应的大程度上偏离了针对相应体素的理论螺旋形状。在图4的二维k空间曲线中图示了这种情况。图4a示出了“理想的”螺旋k空间轨迹,这是通过在存在完全均匀的主磁场 B_0 的情况下在 k_x 方向和 k_y 方向上施加正弦调制的磁场梯度而获得的。然而,在图4b中, B_0 是不均匀的,在x方向上具有强梯度,使得对应的体素位置“看到”显著偏离理想螺旋形状的偏斜k空间轨迹。这种效应的后果是k空间采样不足并且在k空间的一些部分中违反了奈奎斯特准则。在图4b中,从k空间的重要部分采样的信号数据不足。这些效应能够导致由于在强局部偏共振位置处的局部梯度引起的k空间采样不足而引起的不期望的遗留伪影(以下被称为采样不良伪影),这种采样不良伪影不容易校正。

发明内容

[0010] 从上述内容很容易意识到,需要改进的MR成像技术。本发明的目的是解决上述限制并且即使在强 B_0 不均匀性/强 B_0 梯度的情况下也能实现高效且高质量的非笛卡尔MR成像。

[0011] 根据本发明,公开了一种对被定位在MR设备的检查体积中的对象进行MR成像的方法。所述方法包括以下步骤:

[0012] 使所述对象经受成像序列,所述成像序列包括至少一个RF激励脉冲和经调制的磁场梯度;

[0013] 沿着至少一条非笛卡尔k空间轨迹采集MR信号;

[0014] 根据所采集的MR信号来重建MR图像;并且

[0015] 使用深度学习网络来检测由于 B_0 不均匀性引发的k空间采样不足而引起的一个或多个采样不良伪影。

[0016] 本发明的要点是使用深度学习网络来自动识别所重建的非笛卡尔(特别是螺旋)MR图像中的遗留的采样不良伪影的来源。一旦检测到采样不良伪影,就能够通过合适的算

法以靶向方式对其进行校正。

[0017] 在优选实施例中,在检测遗留的采样不良伪影的步骤(例如被集成在重建MR图像的步骤中)之前,所重建的MR图像基于 B_0 图而被去模糊。通过将常规的基于 B_0 图的去模糊与深度学习相结合来检测残留的采样不良伪影,即使在强磁化率效应和陡峭的局部磁场梯度的情况下,也能够获得质量特别高的MR图像。

[0018] 在另外的优选实施例中,所述深度学习网络被训练为根据所述MR图像来导出伪影图,所述伪影图是仅检测到的(一个或多个)采样不良伪影的图画表现。为了实现这一点,所述深度学习网络优选是利用以下各项来训练的:在所述深度学习网络的输出处(最后一个网络层)的一组建模的伪影图;以及在所述深度学习网络的输入处(第一个网络层)的训练MR图像与相应的建模的伪影图的叠加物。例如,所述建模的伪影图能够包括在不同的偏共振频率处计算的单体素或多体素偏共振的点扩散函数。换句话说,本发明的方法是在强局部偏共振存在的情况下将最简单形式的采样不良伪影模拟为点扩散函数(对应于所使用的非笛卡尔 k 空间采样方案)并且使用这些点扩散函数来训练深度学习网络。为了获得更真实的外观,可以将采样不良伪影建模为不同的点扩散函数的小卷积局部聚合,每个点扩散函数在略微不同的偏共振频率处,但是在空间中是接近的。为了将伪影模型进一步细化,能够将小的几何失真添加到点扩散函数以考虑偏共振体素的更复杂的局部聚集。然后,用以下各项来训练深度学习网络:(在网络的输出处的)作为仅示出预测的采样不良伪影的图像的建模的伪影图;以及(在网络的输入处的)相应的采样不良伪影与(无伪影的)训练MR图像的叠加物。这种方法采用了“残留学习”的构思。它能够应用于复杂的和大量的MR图像数据。

[0019] 一旦可以将伪影图作为深度学习网络的输出来使用,就能够容易地校正检测到的采样不良伪影,例如通过从所重建的(并且任选地去模糊的)MR图像中减去伪影图来校正检测到的采样不良伪影。

[0020] 在另外的优选实施例中,所述校正限于预定义的图像区域和/或其中 B_0 图指示主磁场的不均匀性或局部变化程度(梯度)超过给定阈值的图像区域。为了优化图像质量, B_0 图中的信息能够用于将伪影减去过程适当地限制或者约束到明显是伪影的潜在来源的图像区域。以这种方式,自动避免了示出与采样不良伪影结构相似的解剖结构被移除的情况(这种情况会潜在地破坏MR图像中的重要诊断信息)。在一个可能的实施例中, B_0 图信息被直接用于训练深度学习网络的过程,以便指导伪影检测。代替仅使用具有残留的采样不良伪影的MR图像作为网络的输入,也在网络的输入处将 B_0 图馈送到网络。以这种方式,深度学习网络自动考虑了 B_0 图信息,从而避免了将有用的图像结构错误地识别为伪影的情况。

[0021] 在另外的实施例中,解剖图谱能够被拟合到成像数据(优选是体积数据,例如,3D或多切片数据),从而允许识别对采样不良伪影的出现至关重要的预定义图像区域(例如在头部中:视觉前额叶皮质附近的区域;或内耳腔等)。这能够用于限制对一个或多个采样不良伪影的检测,例如在 B_0 图不可用的情况下。在这种情况下,对所识别的伪影的校正也被限制到这些预定义的区域。

[0022] 在又一优选实施例中,所述深度学习网络是卷积网络。能够使用所谓的F-Net网络架构(参见Brosch T、Saalbach A.的“Foveal Fully Convolutional Nets for Multi-Organ Segmentation”(《SPIE论文集》,第10574卷,2018年),其依赖于多个分辨率级别来提取高级特征和低级特征。替代地,可以采用其他网络架构。例如,也可以使用所谓的U-Net架

构(参见Ronneberger,O.、Fischer,P.、Brox,T.的“U-net:Convolutional networks for biomedical image segmentation”(国际医学图像计算与计算机辅助介入会议,第234-241页,20153)。如果 B_0 图和输入的MR图像具有非常不同的分辨率,则定制的Y-Net架构(参见Mohammed,A.等人的“Y-Net:A deep Convolutional Neural Network for Polyp Detection”(arXiv preprint arXiv:1806.01907,2018年)可能是适当的。在这种架构中,能够使用较少的层和/或通道来实现常常具有较小分辨率的 B_0 图的编码路径,从而减小了网络的整体大小。

[0023] 到目前为止所描述的本发明的方法能够借助于一种MR设备来执行,所述MR设备包括:至少一个主磁体线圈,其用于在检查体积内生成均匀的静态磁场;多个梯度线圈,其用于在所述检查体积内生成在不同空间方向上的切换的磁场梯度;至少一个RF线圈,其用于在所述检查体积内生成RF脉冲和/或接收来自被定位在所述检查体积中的对象的MR信号;控制单元,其用于控制RF脉冲和切换的磁场梯度的时间演替;以及重建单元,其用于根据接收到的MR信号来重建MR图像。本发明的方法能够例如通过对MR设备重建单元和/或控制单元进行对应编程来实施。

[0024] 本发明的方法能够有利地在目前临床上使用的大多数MR设备中执行。为此,仅需要利用计算机程序来控制MR设备而使得MR设备执行本发明的上述方法步骤。该计算机程序可以存在于数据载体上或者存在于数据网络中,以便被下载而安装在MR设备的控制单元中。

[0025] 此外,本发明的采样不良伪影检测和校正方法能够被实施为要被安装在诊断工作站上的回顾性伪影移除软件工具。

附图说明

[0026] 附图公开了本发明的优选实施例。然而,应当理解,附图仅被设计用于说明的目的,而不是对本发明进行限制。在附图中:

[0027] 图1示出了用于执行本发明的方法的MR设备;

[0028] 图2示出了 B_0 图和重建的且去模糊的MR头部图像以及针对不同的局部偏共振而建模的一组点扩散函数;

[0029] 图3图示了本发明的用于螺旋MR头部图像中的采样不良伪影校正的方法;

[0030] 图4示出了图示螺旋MR成像示例中的采样不良伪影的来源的k空间图解。

具体实施方式

[0031] 参考图1,示意性地示出了MR设备1。该设备包括超导式或电阻式主磁体线圈2,使得沿着穿过检查体积的z轴创建基本上均匀的、在时间上恒定的主磁场。

[0032] 磁共振生成和操纵系统应用一系列RF脉冲和切换的磁场梯度来反转或激励核磁自旋,引起磁共振,重新聚焦磁共振,操纵磁共振,在空间上编码磁共振和以其他方式编码磁共振,使自旋饱和等以执行MR成像。

[0033] 更具体地,梯度脉冲放大器3沿着检查体积的x轴、y轴和z轴将电流脉冲施加到全身梯度线圈4、5和6中的选定的一个。数字RF频率发射器7经由发射/接收开关8将RF脉冲或脉冲包发射到全身体积RF线圈9,以将RF脉冲发射到检查体积中。典型的MR成像序列包括短

持续时间的RF脉冲段的包,这些RF脉冲段是与彼此一起获取的,并且任何施加的磁场梯度实现对核磁共振的选定操纵。RF脉冲用于饱和共振,激励共振,反转磁化,重新聚焦共振或操纵共振以及选择被定位在检查体积中的身体10的部分。MR信号也被全身体积RF线圈9拾取。

[0034] 为了生成身体10的有限区域的MR图像,将局部阵列RF线圈11、12、13的集合与被选择用于成像的区域邻接放置。阵列线圈11、12、13能够用于接收由身体线圈RF发射引起的MR信号。

[0035] 结果得到的MR信号由全身体积RF线圈9和/或阵列RF线圈11、12、13拾取,并由优选由包括前置放大器(未示出)的接收器14解调。接收器14经由发送/接收开关8被连接到RF线圈9、11、12和13。

[0036] 主机计算机15控制梯度脉冲放大器3和发射器7生成多个MR成像序列中的任一个MR成像序列(例如,回波平面成像(EPI)、回波体积成像、梯度和自旋回波成像、快速自旋回波(TSE)成像等),以采集沿着根据本发明的螺旋k空间轨迹的MR信号。对于选定的序列,接收器14在每个RF激励脉冲之后快速演替地接收沿着相应的k空间轨迹的单个或多个MR数据。数据采集系统16对接收到的信号执行模数转换并且将每个MR信号转换为数字格式以供进一步处理。在现代MR设备中,数据采集系统16是专门用于采集原始图像数据的单独的计算机。

[0037] 最终,数字原始图像数据由重建处理器17重建成图像表示,重建处理器17应用傅立叶变换或其他适当的重建算法。MR图像可以表示穿过患者的平面切片、平行的平面切片的阵列、三维体积等。然后将图像存储在图像存储器中,在图像存储器中可以访问该图像以例如经由视频监视器18将切片、投影或图像表示的其他部分转换成适当的格式以进行可视化,视频监视器18提供结果得到的MR图像的人类可读显示。

[0038] (例如通过对主机计算机15和重建处理器17进行适当编程)将MR设备1布置为执行如上文和下文所述的本发明的成像方法。

[0039] 继续参考图1并且进一步参考图2和图3来解释本发明的成像方法的实施例。

[0040] 在示例性实施例中,执行自旋回波 T_2 加权螺旋成像。在回波时间为60毫秒、采集窗口为50毫秒的采集期间仅采集单条螺旋轨迹。使用并行成像,其中,缩减因子 $R=3$ 。通过使用迭代的螺旋SENSE图像重建和适当的基于 B_0 图的去模糊,获得了螺旋自旋回波(SE) MR图像(参见图2中的右上图像)。用于去模糊的(单独采集的) B_0 场图也被示出在图2中(左上图像)。由于为了优化扫描效率而选择的长采集窗口以及能够在 B_0 图中看到的高且强变化的局部场不均匀性,在基于 B_0 图的偏共振校正(去模糊)之后,未校正的采样不良伪影遗留在所重建的MR图像中。遗留的采样不良伪影表现为由箭头所指示的环形结构。在图2的底部行中,示出了针对以赫兹为单位给出的不同的偏共振频率和针对在MR信号采集中使用的给定的螺旋k空间轨迹所计算的点扩散函数(单体素信号表示)。对于右上MR图像中靠近内耳的位置, B_0 图预测偏差约为250赫兹。点扩散函数的对应的内环尺寸被叠加在图像中。该点扩散函数模拟了源自标记位置(小圆)的中心的体素或体素聚合的信号贡献,该信号贡献根据存在的强局部梯度而失真到不可识别,并且不再能够基于 B_0 图进行校正。采样不良伪影可能不仅仅是由一个体素产生的。它可能是由几个体素的小聚合产生的,这些体素彼此靠近,具有不同的强度,经历不同程度的实际局部不均匀性,从而导致更复杂的失真的非旋转或

偏斜的伪影图案。如上所述,所计算的点扩散函数被用作模型伪影图来训练深度学习网络。在所示的实施例中,使用了依赖于多个分辨率级别来提取高级特征和低级特征的F-Net架构。采用了三个不同的分辨率级别,每个分辨率级别具有两个卷积层。

[0041] 如图3所示,经训练的深度学习网络分析包括采样不良伪影的螺旋MR图像(左上图像)。该网络从MR图像中导出伪影图,该伪影图是对MR图像中的采样不良伪影的估计结果。通过从MR图像中减去伪影图来基于伪影图校正检测到的伪影。经校正的MR图像是图3中的底部图像。伪影图中的箭头指示基于对深度学习网络的错误解读而错误检测到的采样不良伪影。通过使用 B_0 图,能够识别具有强不均匀性和陡峭梯度的区域。能够预测残留的采样不良伪影只会出现在MR图像的这些区域中。因此,仅允许在这些区域中基于所导出的伪影图来校正MR图像。来自 B_0 图的信息能够用于导出对应的减法掩模,该减法掩模在强不均匀性和陡峭梯度的位置处为“1”,并且在非可疑区域中平滑地下降到“0”,即,在该区域中局部不均匀性变化低于临界阈值,使得无法预测由于偏共振梯度引发的采样不足而产生的伪影。

[0042] 在另外的实施例中,解剖图谱能够被拟合到成像数据(优选是体积数据,例如,3D或多切片数据),从而允许识别对这样的伪影的出现至关重要的强局部磁化率梯度区域(在头部中,视觉前额叶皮质附近的区域,或内耳腔等),进而在场图信息不可用的情况下支持这种加权的伪影减法。

[0043] 以这种方式,自动避免了示出与伪影相似的解剖结构被错误移除并影响图像的临床值的情况。

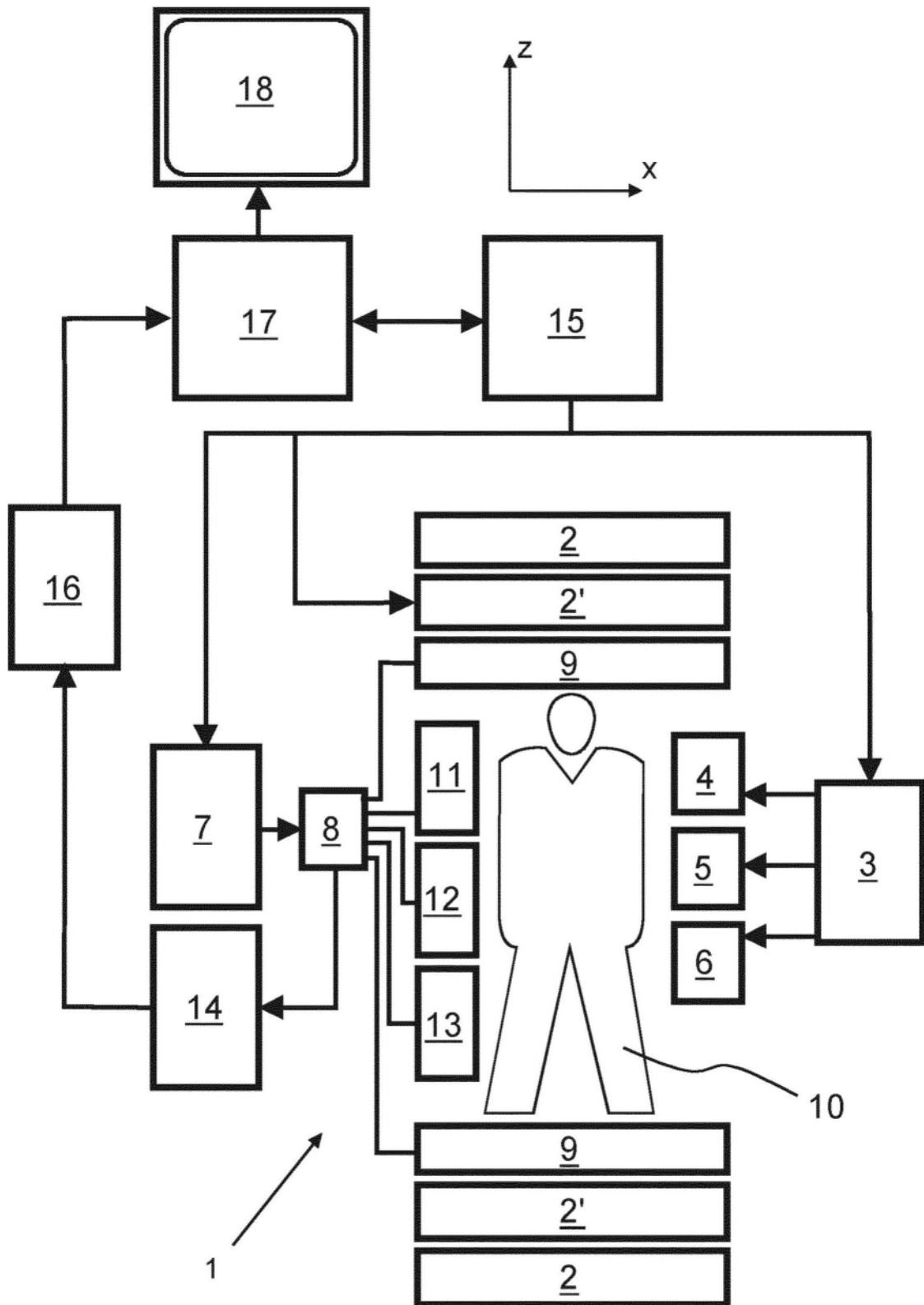


图1

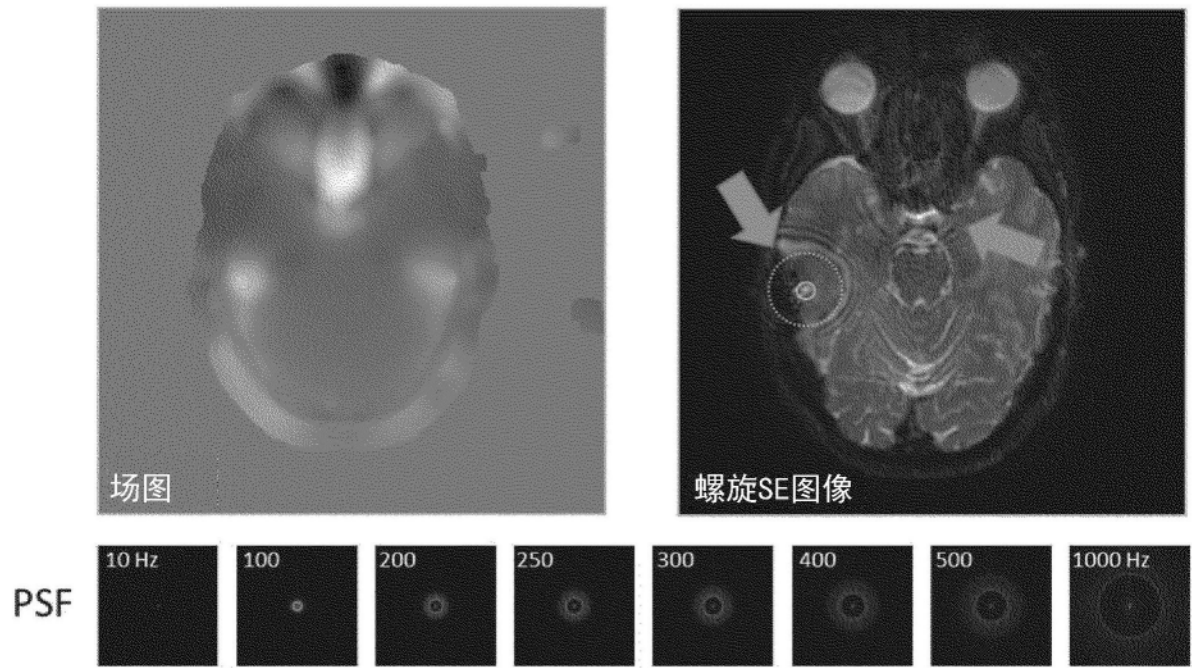


图2

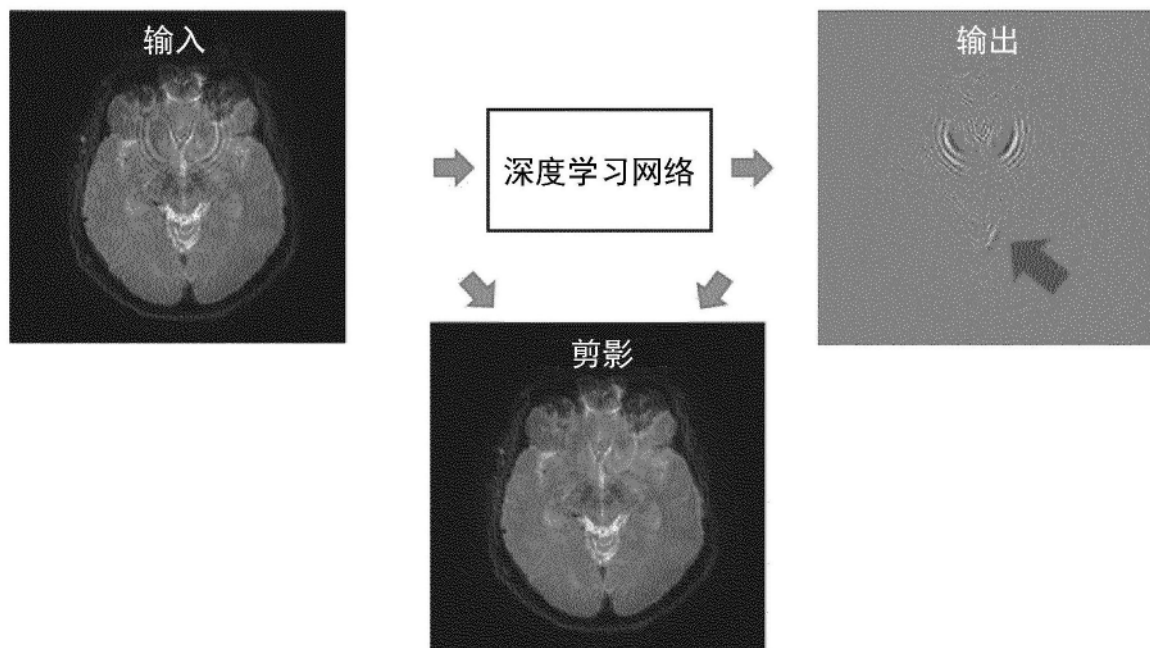


图3

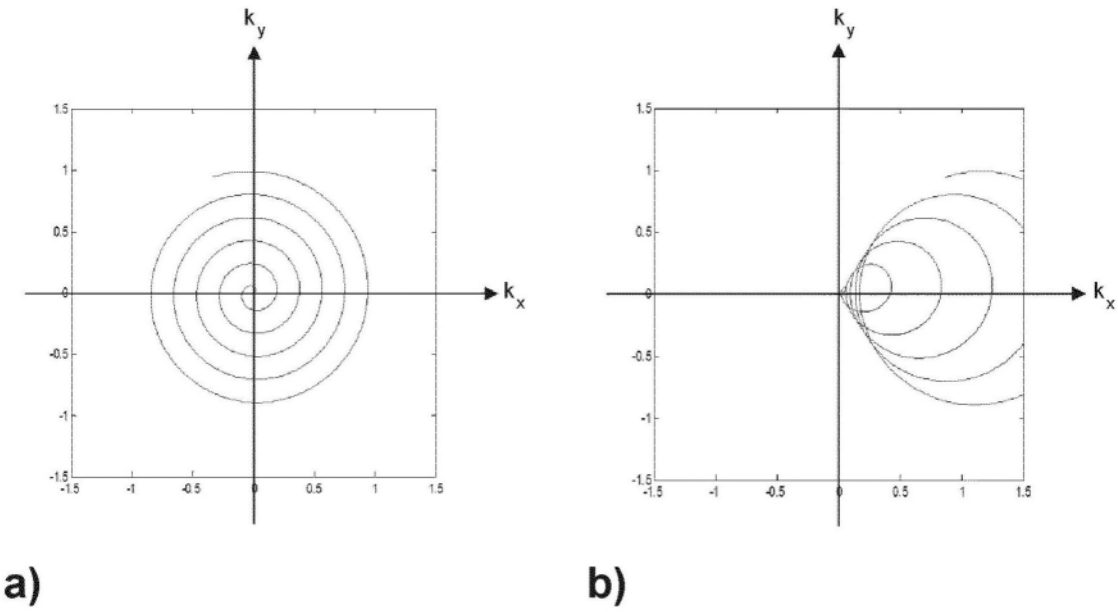


图4