



(21) 申请号 202410182155.5

(22) 申请日 2024.02.19

(71) 申请人 西南交通大学

地址 610031 四川省成都市二环路北一段
111号

(72) 发明人 李恒超 孙彪 郑玉棒 施志伟

(74) 专利代理机构 北京集智东方知识产权代理
有限公司 11578

专利代理师 陈亚斌 刘林

(51) Int. Cl.

G06T 11/40 (2006.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/084 (2023.01)

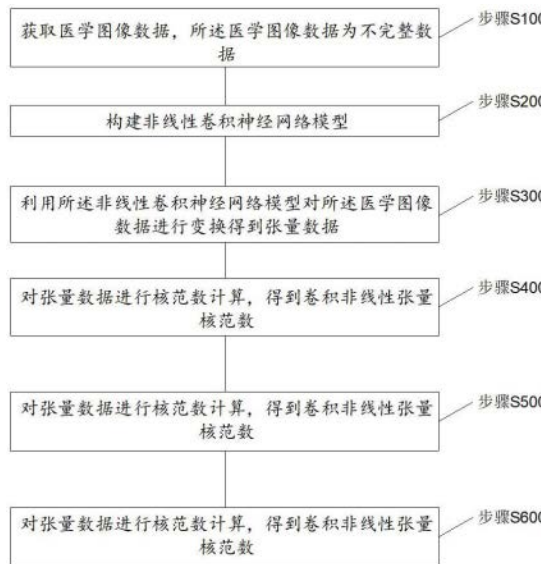
权利要求书2页 说明书9页 附图7页

(54) 发明名称

多维非线性变换的医学图像填充方法、装置、设备及介质

(57) 摘要

本发明提供了一种多维非线性变换的医学图像填充方法、装置、设备及介质,涉及医学影像技术领域,包括获取医学图像数据;构建非线性卷积神经网络模型;利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据;对张量数据进行核范数计算,得到卷积非线性张量核范数;基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型;基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收敛。本发明通过利用非线性卷积神经网络模型学习不完整医学图像数据,获得多维非线性变换张量表达并对其进行核范数约束。再利用张量核范数处理数据模式下的不同相关性,使得填充后的医学图像数据更加准确完整。



1. 一种多维非线性变换的医学图像填充方法,其特征在于,包括:
 获取医学图像数据,所述医学图像数据为不完整数据;
 构建非线性卷积神经网络模型;
 利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据;
 对张量数据进行核范数计算,得到卷积非线性张量核范数;
 基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型;
 基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收敛,得到医学图像填充结果,其中迭代计算中每次迭代的结果均先利用所述非线性卷积神经网络模型对其进行变换,再进行核范数约束后更新医学图像张量填充模型进行计算。
2. 根据权利要求1所述的多维非线性变换的医学图像填充方法,其特征在于,利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据,包括:
 对所述医学图像数据进行数据维度划分,得到数据划分结果,所述数据划分结果包括三组不同维度构成的数据,其中每组数据分别为两个维度构成的切片图集;
 利用所述非线性卷积神经网络模型对数据划分结果进行正变化,得到每组数据对应的正变化结果,将三组正变化结果作为张量数据。
3. 根据权利要求2所述的多维非线性变换的医学图像填充方法,其特征在于,基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收敛,得到医学图像填充结果,包括:
 将每组数据对应的医学图像填充结果进行加权求和,得到医学图像数据对应的完整数据。
4. 根据权利要求1所述的多维非线性变换的医学图像填充方法,其特征在于,基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型,包括:
 根据所述非线性卷积神经网络模型对所述张量数据进行反变化,得到反变化结果;
 根据所述反变化结果、所述医学图像数据和卷积非线性张量核范数构建医学图像张量填充模型。
5. 根据权利要求4所述的多维非线性变换的医学图像填充方法,其特征在于,基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收敛,得到医学图像填充结果,包括:
 根据卷积非线性张量核范数构建自监督损失函数;
 根据所述反变化结果和所述医学图像数据构建保真项损失函数;
 以自监督损失函数和保真项损失函数的和作为所述对医学图像张量填充模型的损失函数,并在所述损失函数小于预设值时,停止迭代计算。
6. 根据权利要求1所述的多维非线性变换的医学图像填充方法,其特征在于,所述非线性卷积神经网络模型,包括预设数量的卷积层,单个卷积层公式如下:

$$f_i(\mathcal{X}) = \delta \left\{ \sum_{m=1}^c \mathbf{X}^m \otimes \mathbf{W}^1, \sum_{m=0}^c \mathbf{X}^m \otimes \mathbf{W}^2, \dots, \sum_{m=0}^c \mathbf{X}^m \otimes \mathbf{W}^n \right\};$$

其中, f_i 表示第*i*个卷积层, $\delta(\cdot)$ 表示非线性激活函数漏校正函数, $\mathbf{W}^n$ 表示卷积核中可学习参数的集合, $\otimes$ 表示二维图像卷积运算, *c* 是输入通道数, *n* 是与卷积层输出通道数相关的卷积核数, $\mathbf{X}^m$ 表示输入医学图像数据的第*m*个切片数据, *m* 是输入医学图像数据的

切片数据的索引; $\mathcal{X}$ 表示输入医学图像数据。

7. 根据权利要求1所述的多维非线性变换的医学图像填充方法, 其特征在于, 所述卷积非线性张量核范数的表达式如下:

$$\|\mathcal{X}\|_{3\text{DCNTNN}} = \sum_{k=1}^3 \sum_{i=1}^{n_{4k}} \alpha_k \left\| (CNT(X_k))_k^{(i)} \right\|_*;$$

其中, $\|\mathcal{X}\|_{3\text{DCNTNN}}$ 为卷积非线性张量核范数; n_{4k} 代表输入医学图像数据在第三维度变换后的维度的大小, k 表示医学图像数据在维度上的索引; $\alpha_k \geq 0$ ($k = 1, 2, 3$)、 $\sum_{k=1}^3 \alpha_k = 1$; $\|\cdot\|_*$ 表示为核范数, 定义为其奇异值之和;

CNT为非线性卷积神经网络模型的正变化计算; X_k 为医学图像数据。

8. 一种多维非线性变换的医学图像填充装置, 其特征在于, 包括:

获取单元, 用于获取医学图像数据, 所述医学图像数据为不完整数据;

网络构建单元, 用于构建非线性卷积神经网络模型;

变换单元, 用于利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据;

约束单元, 用于对张量数据进行核范数计算, 得到卷积非线性张量核范数;

模型构建单元, 用于基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型;

求解单元, 用于基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算, 直至收敛, 得到医学图像填充结果, 其中迭代计算中每次迭代的结果均先利用所述非线性卷积神经网络模型对其进行变换, 再进行核范数约束后更新医学图像张量填充模型进行计算。

9. 一种多维非线性变换的医学图像填充设备, 其特征在于, 包括:

存储器, 用于存储计算机程序;

处理器, 用于执行所述计算机程序时实现如权利要求1至7任一项所述多维非线性变换的医学图像填充方法的步骤。

10. 一种可读存储介质, 其特征在于, 所述可读存储介质上存储有计算机程序, 所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一项所述多维非线性变换的医学图像填充方法的步骤。

多维非线性变换的医学图像填充方法、装置、设备及介质

技术领域

[0001] 本发明涉及医学影像技术领域,具体而言,涉及多维非线性变换的医学图像填充方法、装置、设备及可读存储介质。

背景技术

[0002] 医学图像是一个非常重要的医学资源,如CT、MRI等可以提供患者肿瘤、脑部等部位的三维图像信息,这对于医生诊断和判断疾病关系非常重要。但是,由于成像方式、传感器故障或者患者运动等原因,医学图像质量不一,存在部分图像丢失或者模糊情况,导致医生难以准确判断。因此,图像缺陷的补全对医学诊断至关重要。

[0003] 目前来说利用卷积神经网络模型(CNN)进行医学图像分类、检测以及修复等任务逐渐兴起,但是上述方法在处理高遗失率的情况下依旧存在由于空间结构相似性和非线性特征在空间维度都表现出不同特征,传统的线性变换并不能很好的捕获空间的高度相关性的问题。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种多维非线性变换的医学图像填充方法、装置、设备及可读存储介质,以改善上述问题。为了实现上述目的,本发明采取的技术方案如下:

第一方面,本申请提供了一种多维非线性变换的医学图像填充方法,包括:

获取医学图像数据,所述医学图像数据为不完整数据;

构建非线性卷积神经网络模型;

利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据;

对张量数据进行核范数计算,得到卷积非线性张量核范数;

基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型;

基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收敛,得到医学图像填充结果,其中迭代计算中每次迭代的结果均先利用所述非线性卷积神经网络模型对其进行变换,再进行核范数约束后更新医学图像张量填充模型进行计算。

[0005] 第二方面,本申请还提供了一种多维非线性变换的医学图像填充装置,包括:

获取单元,用于获取医学图像数据,所述医学图像数据为不完整数据;

网络构建单元,用于构建非线性卷积神经网络模型;

变换单元,用于利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据;

约束单元,用于对张量数据进行核范数计算,得到卷积非线性张量核范数;

模型构建单元,用于基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型;

求解单元,用于基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收

敛,得到医学图像填充结果,其中迭代计算中每次迭代的结果均先利用所述非线性卷积神经网络模型对其进行变换,再进行核范数约束后更新医学图像张量填充模型进行计算。

[0006] 第三方面,本申请还提供了一种多维非线性变换的医学图像填充设备,包括:

存储器,用于存储计算机程序;

处理器,用于执行所述计算机程序时实现所述多维非线性变换的医学图像填充方法的步骤。

[0007] 第四方面,本申请还提供了一种可读存储介质,所述可读存储介质上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述基于多维非线性变换的医学图像填充方法的步骤。

[0008] 本发明的有益效果为:

本发明通过利用非线性卷积神经网络模型学习不完整医学图像数据的更复杂的非线性变换,去获得不完整医学图像的多维非线性变换张量表达并对其核范数约束。再利用张量核范数处理不同观测数据模式下的不同相关性,使得填充后的医学图像数据更加准确完整。

[0009] 本发明的其他特征和优点将在随后的说明书阐述,并且,部分地从说明书中变得显而易见,或者通过实施本发明实施例了解。

附图说明

[0010] 为了更清楚地说明本发明实施例的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,应当理解,以下附图仅示出了本发明的某些实施例,因此不应被看作是对范围的限定,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他相关的附图。

[0011] 图1为本发明实施例中所述的多维非线性变换的医学图像填充方法流程示意图;

图2为本发明实施例中所述医学图像数据在第一方向的示意图;

图3为本发明实施例中所述医学图像数据在第二方向的示意图;

图4为本发明实施例中所述医学图像数据在第三方向的示意图;

图5为本发明实施例中所述填充后医学图像数据在第一方向的效果图;

图6为本发明实施例中所述填充后医学图像数据在第二方向的效果图;

图7为本发明实施例中所述填充后医学图像数据在第三方向的效果图;

图8为本发明实施例中所述的多维非线性变换的医学图像填充装置结构示意图;

图9为本发明实施例中所述的多维非线性变换的医学图像填充设备结构示意图。

[0012] 图中标记:800、多维非线性变换的医学图像填充设备;801、处理器;802、存储器;803、多媒体组件;804、I/O接口;805、通信组件。

具体实施方式

[0013] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。通常在此处附图中描述和示出的本发明实施例的组件可以以各种不同的配置来布置和设计。因此,以下对在附图中提供的本发明的实

施例的详细描述并非旨在限制要求保护的本发明的范围,而是仅仅表示本发明的选定实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0014] 应注意到:相似的标号和字母在下面的附图中表示类似项,因此,一旦某一项在一个附图中被定义,则在随后的附图中不需要对其进行进一步定义和解释。同时,在本发明的描述中,术语“第一”、“第二”等仅用于区分描述,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

[0015] 实施例1:

本实施例提供了一种多维非线性变换的医学图像填充方法。

[0016] 参见图1,图中示出了本方法包括步骤S100、步骤S200、步骤S300、步骤S400、步骤S500和步骤S600。

[0017] 步骤S100、获取医学图像数据,所述医学图像数据为不完整数据。

[0018] 参见图2-图4,给出的示范性CT图像在各个维度的示意图,其中,需要说明的是图2-图4的图像其数据遗失率为95%,且图2-图4一同构成一个CT的多维数据。

[0019] 步骤S200、构建非线性卷积神经网络模型。

[0020] 其中需要说明的是,在本申请中利用卷积神经网络模型捕获空间相关性和拟合更复杂的非线性变换的能力。具体而言,在本申请中利用非线性卷积神经网络模型学习不完整医学图像数据的更复杂的非线性变换,以获得不完整医学图像的多维非线性变换张量表达。

[0021] 具体而言,在本申请中非线性卷积神经网络模型使用预设数量的卷积层来表示非线性卷积神经网络模型,其中一个非线性卷积神经网络模型模型的具体的卷积层数量选择由实际使用者所确定,本申请中不做出具体的限制。同时,本申请中也提供一个示范性非线性卷积层的公式,其具体如下:

$$f_i(\mathcal{X}) = \delta \left\{ \sum_{m=1}^c \mathbf{X}^m \otimes \mathbf{W}^1, \sum_{m=0}^c \mathbf{X}^m \otimes \mathbf{W}^2, \dots, \sum_{m=0}^c \mathbf{X}^m \otimes \mathbf{W}^n \right\};$$

其中,上述公式中 f_i 表示第*i*个卷积层, $\delta(\cdot)$ 表示非线性激活函数漏校正函数(LeakyReLU), $\mathbf{W}^n$ 表示卷积核中可学习参数的集合, $\otimes$ 表示二维图像卷积运算, c 是输入通道数, n 是与卷积层输出通道数相关的卷积核数, $\mathbf{X}^m$ 表示输入医学图像数据的第*m*个切片数据, m 是输入医学图像数据的切片数据的索引; $\mathcal{X}$ 表示输入医学图像数据。

[0022] 步骤S300、利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据。

[0023] 其中需要说明的是,在本申请中对医学图像数据进行变换的计算公式如下:

$$CNT(\mathcal{X}) = f_2 \triangle f_1 \triangle Init(\mathcal{X});$$

其中,上述公式中 $\mathcal{X}$ 表示输入医学图像数据, $Init(\cdot)$ 是初始化函数,即线性插值函数, $\triangle$ 代表将前后两个函数表达式串联组合,其中 f_1 和 f_2 分别表示非线性卷积神经网络模型中其中一个非线性卷积层,且下标1和2作为区分两个数据处理关系相邻的非线性卷积层。

[0024] 其中在本申请中为了针对于三维数据减低计算量,也为了同时通过非线性变化挖掘出每个维度上数据与数据的时间的相关性,在本申请中,步骤S300中还包括步骤S310、步骤S320和步骤S330。

[0025] 步骤S310、对所述医学图像数据进行数据维度划分,得到数据划分结果,所述数据划分结果包括三组不同维度构成的数据,其中每组数据分别为两个维度构成的切片图集。

[0026] 具体而言,本申请中第一方向、第二方向和第三方向表示三个维度方向,其中第一方向、第二方向和第三方向是任意两两相互垂直,并且构成坐标系平面。换言之,也可称第一方向、第二方向和第三方向分别为平面纵向、平面横向以及平面深度延伸方向。

[0027] 即,在本申请中以第一方向和第二方向构成了第一组维度关系的数据组,沿着第三方向对医学图像数据进行切片处理;第一方向和第三方向构成了第二组维度关系的数据组,沿着第二方向对医学图像数据进行切片处理;第三方向和第二方向构成了第三组维度关系的数据组,沿着第一方向对医学图像数据进行切片处理。

[0028] 步骤S320、利用所述非线性卷积神经网络模型对数据划分结果进行正变化,得到每组数据对应的正变化结果,将三组正变化结果作为张量数据。

[0029] 其中,需要说明的是,在步骤中所提及的正变化即上述所提及的CNT表达式进行计算。

[0030] 步骤S400、对张量数据进行核范数计算,得到卷积非线性张量核范数。

[0031] 所述卷积非线性张量核范数的表达式如下:

$$\|\mathcal{X}\|_{3\text{DCNTNN}} = \sum_{k=1}^3 \sum_{i=1}^{n_{4k}} \alpha_k \left\| (CNT(X_k))_k^{(i)} \right\|_*;$$

其中,上述公式中 $\|\mathcal{X}\|_{3\text{DCNTNN}}$ 为卷积非线性张量核范数; n_{4k} 代表输入医学图像数据在第三维度变换后的维度的大小, k 表示医学图像数据在切片方向维度上的索引; $\alpha_k \geq 0 (k = 1, 2, 3)$ 、 $\sum_{k=1}^3 \alpha_k = 1$; $\|\cdot\|_*$ 表示为核范数,定义为其奇异值之和;CNT为非线性卷积神经网络模型的正变化计算; X_k 为医学图像数据。

[0032] 即,在本申请中通过对正变化的得到的张量数据进行核范数约束,这样即可利用张量纤维秩可以灵活处理不同观测数据模式下的不同相关性,约束医学图像每个模态的空间相关性。

[0033] 步骤S500、基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型。

[0034] 具体而言,在本申请中医学图像张量填充模型的表达式如下:

$$\arg \min_{\Phi, \mathcal{X}} \lambda \|\mathcal{X}\|_{3\text{DCNTNN}} + \|\mathcal{P}_{\Omega}(CNT^{-1}(CNT(\mathcal{X})) - \mathcal{M})\|_F^2;$$

其中,上述公式中为 $\mathcal{X}$ 表示输入医学图像数据; $\mathcal{M}$ 为进行填充后的医学图像张量数据; Ω 是与观察到的数据相对应的索引集, $\mathcal{P}_{\Omega}(\cdot)$ 是保留原始数据的投影运算, λ 是正则项调节参数, $\Phi = \{W^1, W^2, W^3, W^4\}$ 是可学习的权重参数的集合, W 是可学习权重参

数,角标表示卷积核数; CNT^{-1} 表示线性卷积神经网络模型的反变化计算; F 代表弗罗贝尼乌斯范数。其中 $\mathcal{X}$ 、 $\mathcal{M}$ 均为三维数据。

[0035] 为了进一步便于本领域技术人员的理解,在本申请中一并提供关于医学图像张量填充模型构建思路。

[0036] 其中,在本申请中为了将医学图像进行丰富度的填充,考虑到在非线性卷积神经网络模中可以以自监督的形式获得最优解,那么,可以依据于非线性卷积神经网络模型定义自监督损失函数。其中自监督损失函数的表示式如下:

$$\mathcal{L}_{lr_loss} = \min_{\mathcal{X}} \lambda \|\mathcal{X}\|_{3DCNTNN};$$

其中,上述公式中 $\|\mathcal{X}\|_{3DCNTNN}$ 为卷积非线性张量核范数, λ 是正则项调节参数; $\mathcal{X}$ 表示输入医学图像数据。

[0037] 同时考虑到医学图像张量数据不完整时与医学图像填充后的数据之间具有相关性,即两者数据在每个模态的空间相关性具有强相关性。那么,申请人即通过非线性卷积神经网络模型(CNT)对获取的医学图像张量数据进行两次变化,即一次为步骤S320中的正变化,再一次基于步骤S320正变化后的张量数据通过同样的非线性卷积神经网络模型进行一次反变化,或者称为逆变化。那么结合自监督损失函数和非线性卷积神经网络模型对图像的正反变化结果以构成医学图像张量填充模型。

[0038] 即,在步骤S500中还包括步骤S510和步骤S520。

[0039] 步骤S510、根据所述非线性卷积神经网络模型对所述张量数据进行反变化,得到反变化结果。

[0040] 需要说明书的是,本步骤中所提及反变化的计算公式如下:

$$CNT^{-1}(\mathcal{X}) = f_4 \triangle f_3 \triangle Init(\mathcal{X});$$

其中,上述公式中 CNT^{-1} 表示非线性卷积神经网络模型的反变化; $\mathcal{X}$ 表示输入医学图像数据, $Init(\cdot)$ 是初始化函数,即线性插值函数, $\triangle$ 代表将前后两个函数表达式串联组合,其中 f_4 和 f_3 分别表示非线性卷积神经网络模型中其中一个非线性卷积层,且下标4和3作为区分两个数据处理关系相邻的非线性卷积层,

步骤S520、根据所述反变化结果、所述医学图像数据和卷积非线性张量核范数构建医学图像张量填充模型。

[0041] 步骤S600、基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收敛,得到医学图像填充结果,其中迭代计算中每次迭代的结果均先利用所述非线性卷积神经网络模型对其进行变换,再进行核范数约束后更新医学图像张量填充模型进行计算。

[0042] 即,在本申请通过步骤S500构成了梯度下降法求解对象的模型,并且,针对于梯度下降法还需要一个对应的损失函数对上述模型进行最值求解。

[0043] 在本申请中结合医学图像张量填充模型构建过程中是利用了非线性卷积神经网络模型进行张量计算,以及张量的反运算过程。即在本步骤中包括步骤S610、步骤S620和步骤S630。

[0044] 步骤S610、根据卷积非线性张量核范数构建自监督损失函数。

[0045] 即,本步骤中所提及的自监督损失函数与步骤S500中提及的自监督损失函数相同。其具体的表达式为:

$$\mathcal{L}_{lr_loss} = \min_{\mathcal{X}} \lambda \|\mathcal{X}\|_{3DCNTNN};$$

其中,上述公式中 $\|\mathcal{X}\|_{3DCNTNN}$ 为卷积非线性张量核范数, λ 是正则项调节参数。

[0046] 步骤S620、根据所述反变化结果和所述医学图像数据构建保真项损失函数。

[0047] 在本步骤中提及的保真项损失函数表达式为:

$$\mathcal{L}_{f_loss} = \|\mathcal{P}_{\Omega}(CNT^{-1}(CNT(\mathcal{X})) - \mathcal{M})\|_F^2;$$

其中,上述公式中为 $\mathcal{X}$ 表示输入医学图像数据; $\mathcal{M}$ 为进行填充后的医学图像张量数据; Ω 是与观察到的数据相对应的索引集; $\mathcal{P}_{\Omega}(\cdot)$ 是保留原始数据的投影运算; λ 是正则项调节参数; CNT^{-1} 表示反变化计算; F 代表弗罗贝尼乌斯范数。其中 $\mathcal{X}$ 、 $\mathcal{M}$ 均为三维数据。

[0048] 步骤S630、以自监督损失函数和保真项损失函数的和作为所述对医学图像张量填充模型的损失函数,并在所述损失函数小于预设值时,停止迭代计算。

[0049] 具体而言,在梯度下降法计算过程中,为了对可学习权重参数 $\mathbf{W}_m^c$ 上的第 (u, v, w) 个元素的 $\mathcal{L}_{lr_loss}$ 损失进行优化,其具体公式如下:

$$\sum_i \sum_{s,t} \left(\tilde{\mathbf{U}}_r \tilde{\mathbf{V}}_r^T \right)_{st} \frac{\partial ((L(\mathcal{X}))^{(i)})_{st}}{\partial (\mathbf{W}_m^c)_{u,v,w}} \in \frac{\partial \mathcal{L}_{lr_loss}}{\partial (\mathbf{W}_m^c)_{u,v,w}};$$

其中上述公式中, u 、 v 、 w 分别表示是输入医学图像数据在第一个、第二个以及第三个维度上的元素索引; L 是CNT正变换; $m = 1, 2, 3, 4$; $c \subseteq \{0, 1, \dots, n\}$; n 为卷积核个数; $(L(\mathcal{X}))^{(i)} = \mathbf{U}_i \mathbf{S}_i \mathbf{V}_i^T$ 是矩阵奇异值分解; $\tilde{\mathbf{U}}_i$, $\tilde{\mathbf{V}}_i$ 分别为 $\mathbf{U}_i$, $\mathbf{V}_i$ 截断到前 $\mathbf{S}_i$ 行和列, $\mathbf{S}_i$ 是 $\mathbf{S}_i$ 中非零元素的数量, $\mathbf{U}_i$ 和 $\mathbf{V}_i$ 代表输入医学图像数据第 i 个切片的奇异值分解后得到的西矩阵; $\mathbf{S}_i$ 代表输入医学图像数据第 i 个切片奇异值分解后得到的对角矩阵; i 是输入医学图像数据第三维度大小,换言之当第一方向和第二方向构成一组数据,其第三方向为第三维度; $\mathcal{L}_{lr_loss}$ 为保真项损失函数损失。

[0050] 同时,在梯度下降算法中,为了对可学习权重参数 $\mathbf{W}_m^c$ 上的第 (u, v, w) 个元素的 $\mathcal{L}_{f_loss}$ 损失进行优化,其具体公式如下:

$$\frac{\partial \mathcal{L}_{f_loss}}{\partial (\mathbf{W}_m^c)_{u,v,w}} = \sum_{r,s,t} \frac{\partial \mathcal{L}_{f_loss}}{\partial (L^{-1}(L(\mathcal{X})))_{rst}} \frac{\partial (L^{-1}(L(\mathcal{X})))_{rst}}{\partial (\mathbf{W}_m^c)_{u,v,w}};$$

其中上述公式中, u 、 v 、 w 分别表示是输入医学图像数据在第一个、第二个以及第三个维度上的元素索引; L 是CNT正变换; L^{-1} 是CNT反变换; $m = 1, 2, 3, 4$; $c \subseteq \{0, 1, \dots, n\}$; n 为卷积核个数。

[0051] 最后,由于在本实施例的步骤S300将数据变化为三个切片方向并分别利用一个非线性卷积神经网络模型对其进行正变化、核范数约束、反变化以及梯度法求解的过程。故,最后还需要在步骤S630后将每组数据对应的医学图像填充结果进行加权求和,得到医学图像数据对应的完整数据,填充后的示意图可参见图5-图7。

[0052] 在本申请中利用卷积神经网络捕获空间相关性和拟合更复杂的非线性变换的能力,具体而言是利用非线性卷积神经网络模型学习不完整医学图像数据的更复杂的非线性变换,去获得不完整医学图像的多维非线性变换张量表达并对其进行核范数约束。其次,利用张量核范数可以灵活处理不同观测数据模式下的不同相关性,约束医学图像每个模态的空间相关性。进一步利用三维卷积非线性变换张量核范数以自监督的方法来获取有效的最优解。

[0053] 实施例2:

如图8所示,本实施例提供了一种多维非线性变换的医学图像填充装置,所述装置包括:

包括:

获取单元,用于获取医学图像数据,所述医学图像数据为不完整数据获取医学图像数据,所述医学图像数据为不完整数据;

网络构建单元,用于构建非线性卷积神经网络模型;

变换单元,用于利用所述非线性卷积神经网络模型对所述医学图像数据进行变换得到张量数据;

约束单元,用于对张量数据进行核范数计算,得到卷积非线性张量核范数;

模型构建单元,用于基于卷积非线性张量核范数和非线性卷积神经网络模型构建医学图像张量填充模型;

求解单元,用于基于梯度下降法对医学图像张量填充模型进行迭代计算,直至收敛,得到医学图像填充结果,其中迭代计算中每次迭代的结果均先利用所述非线性卷积神经网络模型对其进行变换,再进行核范数约束后更新医学图像张量填充模型进行计算。

[0054] 需要说明的是,关于上述实施例中的装置,其中各个模块执行操作的具体方式已经在有关该方法的实施例中进行了详细描述,此处将不做详细阐述说明。

[0055] 实施例3:

相应于上面的方法实施例,本实施例中还提供了一种多维非线性变换的医学图像填充设备,下文描述的一种多维非线性变换的医学图像填充设备与上文描述的一种多维非线性变换的医学图像填充方法可相互对应参照。

[0056] 图9是根据示例性实施例示出的一种多维非线性变换的医学图像填充设备800的框图。如图9所示,该多维非线性变换的医学图像填充设备800可以包括:处理器801,存储器802。该多维非线性变换的医学图像填充设备800还可以包括多媒体组件803, I/O接口804,

以及通信组件805中的一者或多者。

[0057] 其中,处理器801用于控制该多维非线性变换的医学图像填充设备800的整体操作,以完成上述的多维非线性变换的医学图像填充方法中的全部或部分步骤。存储器802用于存储各种类型的数据以支持在该多维非线性变换的医学图像填充设备800的操作,这些数据例如可以包括用于在该多维非线性变换的医学图像填充设备800上操作的任何应用程序或方法的指令,以及应用程序相关的数据,例如联系人数据、收发的消息、图片、音频、视频等等。该存储器802可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现,例如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory,简称SRAM),电可擦除可编程只读存储器(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory,简称EEPROM),可擦除可编程只读存储器(Erasable Programmable Read-Only Memory,简称EPROM),可编程只读存储器(Programmable Read-Only Memory,简称PROM),只读存储器(Read-Only Memory,简称ROM),磁存储器,快闪存储器,磁盘或光盘。多媒体组件803可以包括屏幕和音频组件。其中屏幕例如可以是触摸屏,音频组件用于输出和/或输入音频信号。例如,音频组件可以包括一个麦克风,麦克风用于接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器802或通过通信组件805发送。音频组件还包括至少一个扬声器,用于输出音频信号。I/O接口804为处理器801和其他接口模块之间提供接口,上述其他接口模块可以是键盘,鼠标,按钮等。这些按钮可以是虚拟按钮或者实体按钮。通信组件805用于该多维非线性变换的医学图像填充设备800与其他设备之间进行有线或无线通信。无线通信,例如Wi-Fi,蓝牙,近场通信(Near Field Communication,简称NFC),2G、3G或4G,或它们中的一种或几种的组合,因此相应的该通信组件805可以包括:Wi-Fi模块,蓝牙模块,NFC模块。

[0058] 在一示例性实施例中,多维非线性变换的医学图像填充设备800可以被一个或多个应用专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,简称ASIC)、数字信号处理器(Digital Signal Processor,简称DSP)、数字信号处理设备(Digital Signal Processing Device,简称DSPD)、可编程逻辑器件(Programmable Logic Device,简称PLD)、现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array,简称FPGA)、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现,用于执行上述的多维非线性变换的医学图像填充方法。

[0059] 在另一示例性实施例中,还提供了一种包括程序指令的计算机可读存储介质,该程序指令被处理器执行时实现上述的多维非线性变换的医学图像填充方法的步骤。例如,该计算机可读存储介质可以为上述包括程序指令的存储器802,上述程序指令可由多维非线性变换的医学图像填充设备800的处理器801执行以完成上述的多维非线性变换的医学图像填充方法。

[0060] 实施例4:

相应于上面的方法实施例,本实施例中还提供了一种可读存储介质,下文描述的一种可读存储介质与上文描述的一种多维非线性变换的医学图像填充方法可相互对应参照。

[0061] 一种可读存储介质,可读存储介质上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现上述方法实施例的多维非线性变换的医学图像填充方法的步骤。

[0062] 该可读存储介质具体可以为U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory, ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory, RAM)、磁碟或者光盘等各种可存储程序代

码的可读存储介质。

[0063] 以上所述仅为本发明的优选实施例而已,并不用于限制本发明,对于本领域的技术人员来说,本发明可以有各种更改和变化。凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

[0064] 以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

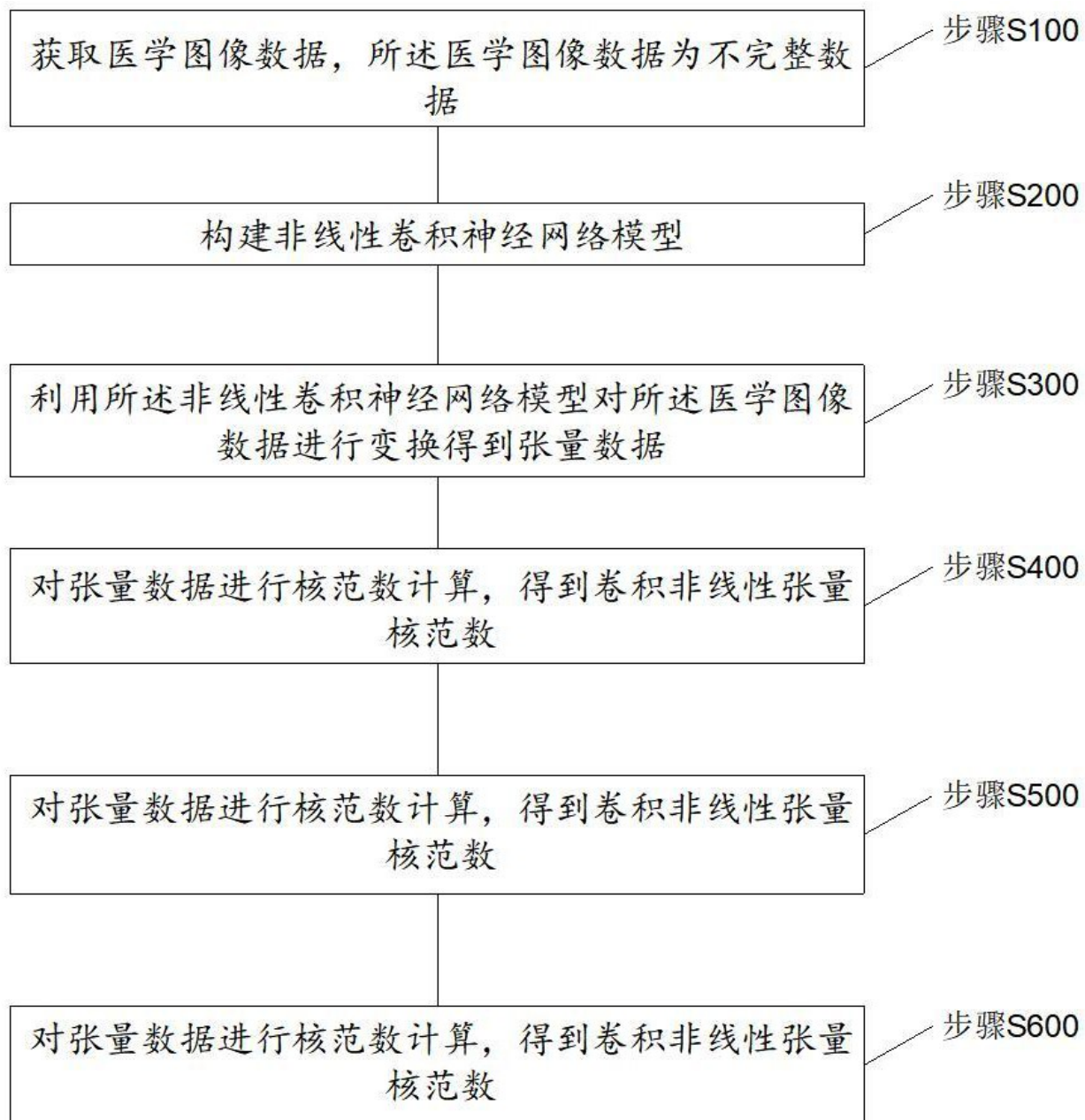


图1

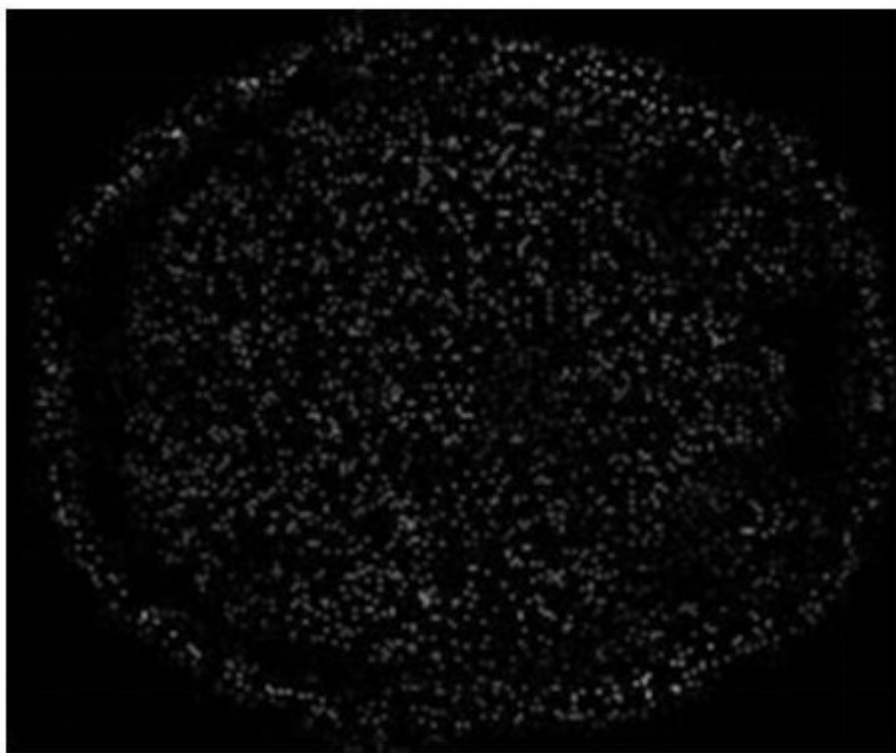


图2

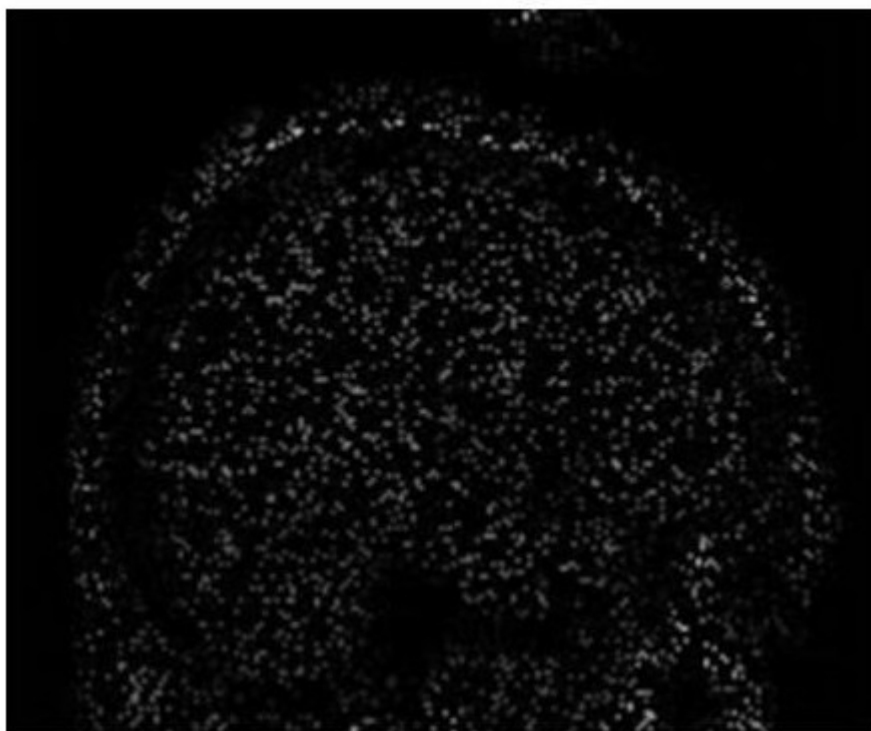


图3

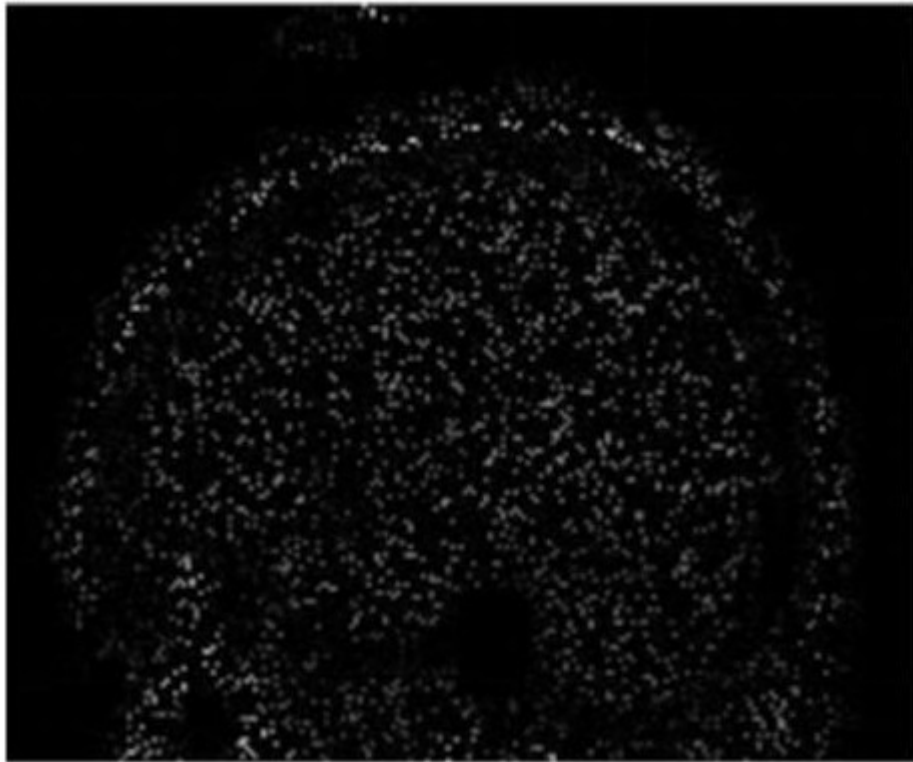


图4

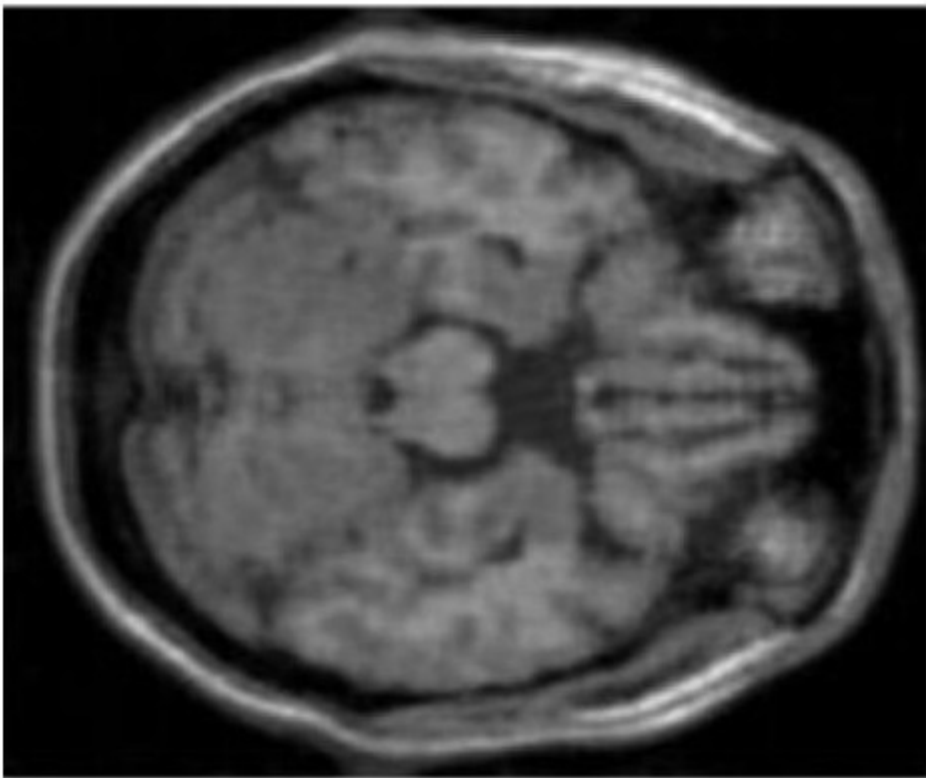


图5

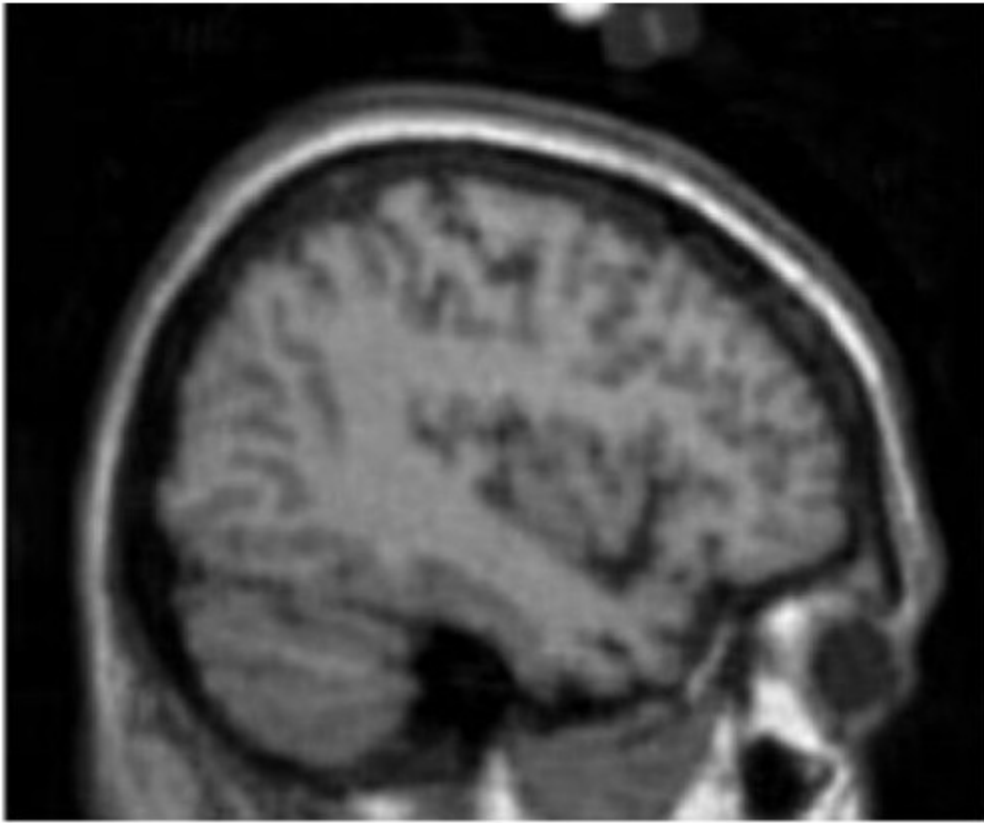


图6

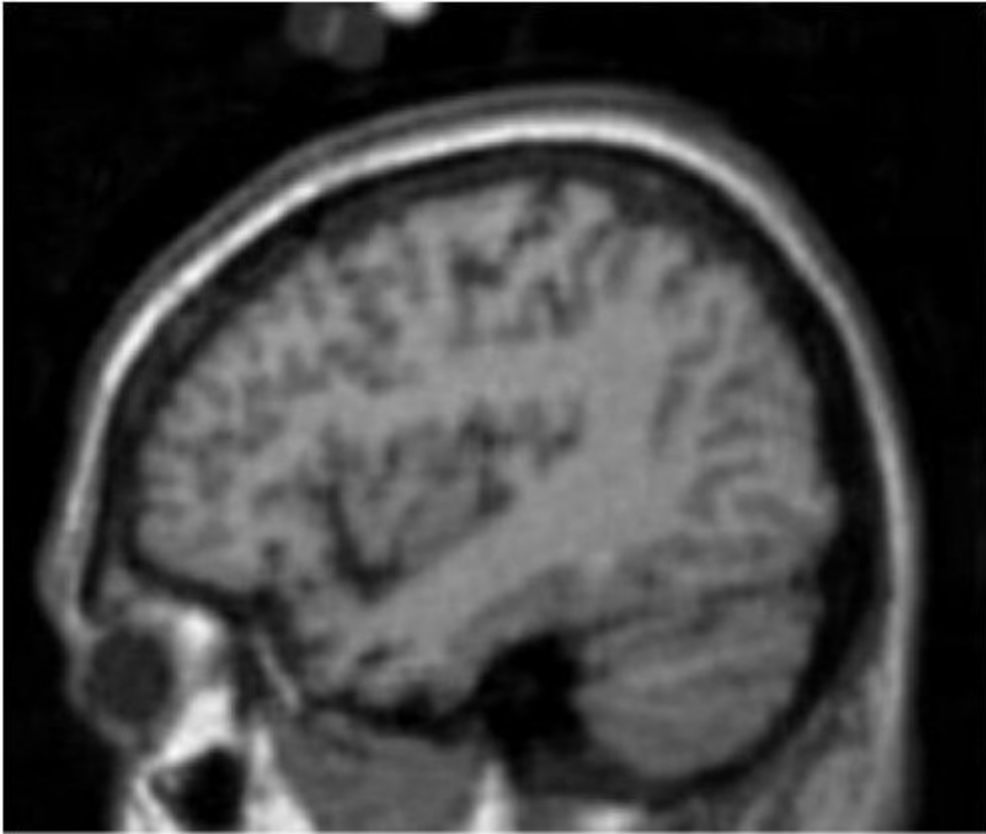


图7

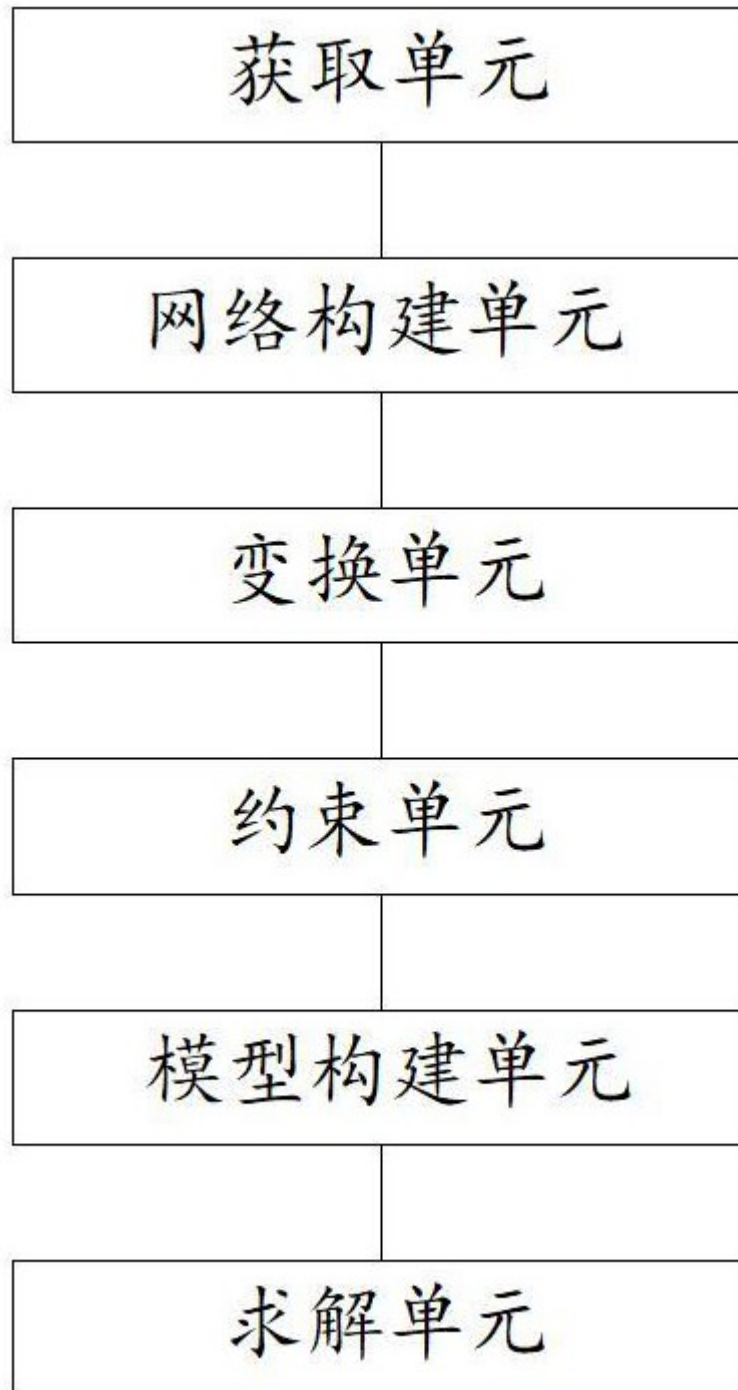


图8

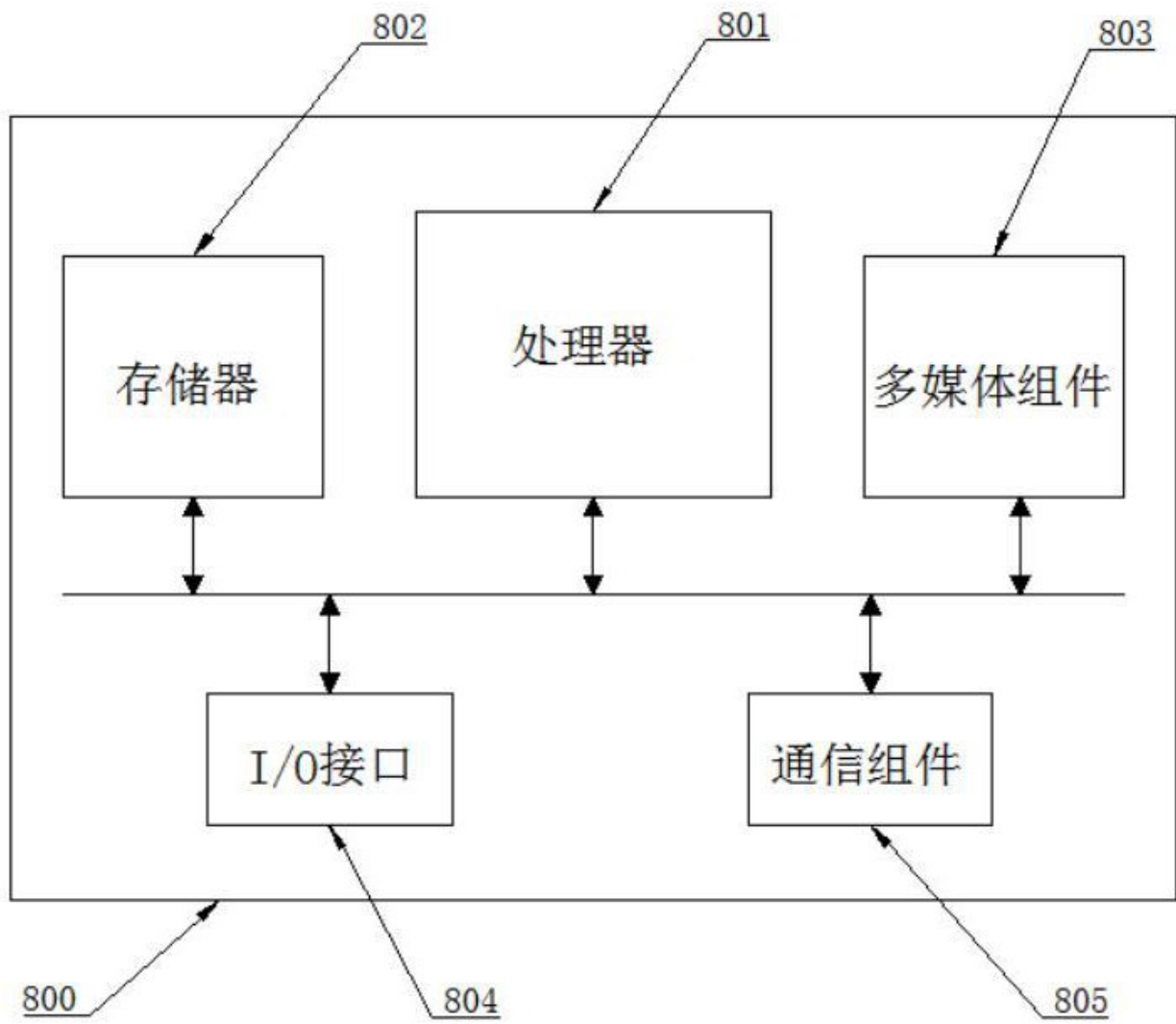


图9