

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2024 年 6 月 13 日 (13.06.2024)



(10) 国际公布号
WO 2024/119337 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06T 7/00 (2017.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2022/136710
- (22) 国际申请日: 2022 年 12 月 5 日 (05.12.2022)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (71) 申请人: 中国科学院深圳先进技术研究院 (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518000 (CN)。
- (72) 发明人: 王书强 (WANG, Shu Qiang); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道

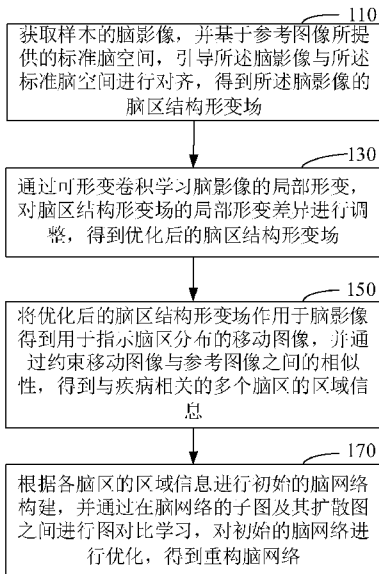
1068 号, Guangdong 518000 (CN)。宗永承 (ZONG, Yong Cheng); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518000 (CN)。荆常宏 (JING, Chang Hong); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518000 (CN)。

(74) 代理人: 深圳五邻知识产权代理事务所 (普通合伙) (SHENZHEN WULIN INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY (GENERAL PARTNERSHIP)); 中国广东省深圳市龙华区龙华街道清华社区和平东路幸福城商业大厦 A1106, Guangdong 518000 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU,

(54) Title: UNIFIED REPRESENTATION CALCULATION METHOD AND APPARATUS FOR BRAIN NETWORK, AND ELECTRONIC DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 脑网络统一表征计算方法、装置、电子设备及存储介质



- 110 Acquire a brain image of a sample, and on the basis of a standard brain space provided by a reference image, guide the brain image to be aligned with the standard brain space to obtain a brain region structure deformation field of the brain image
- 130 Learn of local deformation of the brain image by means of deformable convolution, and adjust a local deformation difference of the brain region structure deformation field to obtain an optimized brain region structure deformation field
- 150 Apply the optimized brain region structure deformation field to the brain image to obtain a moving image used for indicating brain region distribution, and by means of constraining the similarity between the moving image and the reference image, obtain region information of a plurality of brain regions associated with a disease
- 170 Construct an initial brain network according to the region information of the brain regions, and by means of graph contrastive learning performed between sub-graphs of the brain network and diffusion graphs of the sub-graphs, optimize the initial brain network to obtain a reconstructed brain network

图 1

(57) Abstract: (Figure 1) Disclosed in the embodiments of the present invention are a unified representation calculation method and apparatus for a brain network. The method comprises: acquiring a brain image of a sample, and on the basis of a standard brain space provided by a reference image, guiding the brain image to be aligned with the standard brain space to obtain a brain region structure deformation field of the brain image; learning of local deformation of the brain image by means of deformable convolution, and adjusting a local deformation difference of the brain region structure deformation field to obtain an optimized brain region structure

CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

deformation field; applying the optimized brain region structure deformation field to the brain image to obtain a moving image, and by means of constraining the similarity between the moving image and the reference image, obtaining region information of a plurality of brain regions associated with a disease; and constructing a brain network according to the region information of the brain regions, and by means of graph contrastive learning performed between sub-graphs of the brain network and diffusion graphs of the sub-graphs, optimizing the brain network to obtain a reconstructed brain network. The present invention solves the problems in the prior art of the subjectivity being high, the efficiency being low and the accuracy and degree of automation not being high.

(57) 摘要: (图1)本发明实施例公开了一种脑网络统一表征计算方法及装置, 所述方法包括: 获取样本的脑影像, 并基于参考图像所提供的标准脑空间, 引导脑影像与标准脑空间进行对齐, 得到脑影像的脑区结构形变场; 通过可形变卷积学习脑影像的局部形变, 对脑区结构形变场的局部形变差异进行调整, 得到优化后的脑区结构形变场; 将优化后的脑区结构形变场作用于脑影像得到移动图像, 并通过约束移动图像与参考图像之间的相似性, 得到与疾病相关的多个脑区的区域信息; 根据各脑区的区域信息进行脑网络构建, 并通过在脑网络的子图及其扩散图之间进行的图对比学习, 对脑网络进行优化, 得到重构脑网络。本发明解决了现有技术主观性强, 效率低, 准确率和自动化程度不高的问题。

脑网络统一表征计算方法、装置、电子设备及存储介质

技术领域

5 本发明涉及医学影像处理技术领域，尤其涉及一种脑网络统一表征计算方法、装置、电子设备及存储介质。

背景技术

不同的模态的脑影像数据通常被用来构建三种类型的脑网络：即形态学网络、结构网络和功能网络，2007 年以各个脑区的皮层厚度作为形态学特征，
10 首次构建了大脑形态学脑网络，发现了脑网络的小世界属性，此后，大量基于图论的复杂网络分析方法开始研究大脑区域之间的连接模式和图属性分析，从结构到功能上用于探索神经退行性疾病的诊断，图神经网络是当前的深度学习技术研究热点之一，已成为从图中提取信息以执行神经退行性疾病诊断的最广泛使用的方法。

15 然而，现有脑网络构建方法主要依赖于医学影像处理软件包，依赖经验知识人工设置大量的参数，自动化程度不高，主观性较强，导致脑网络构建不准确，从而导致疾病预测的结果不够准确。

除此之外，现有技术基于群体水平的统计分析构建得到脑网络，重建脑区之间的脑连接操作复杂，需要不断迭代优化找到全局最优的模型，参数量
20 大，处理十分耗时，且无法构建针对个体的个性化脑网络，难以探索疾病的潜在发病机制，无法实现精准化诊断。

因此，急需一种客观性强、效率高、自动化程度高、准确率高的脑网络统一表征计算方法。

25 发明内容

本发明各实施例提供一种脑网络统一表征计算方法、装置、电子设备及存储介质，以解决相关技术中存在的主观性强、效率低、准确率和自动化程度不高的问题。

其中，本发明所采用的技术方案为：

30 根据本发明的一个方面，一种脑网络统一表征计算方法，所述方法包括：

获取样本的脑影像，并基于参考图像所提供的标准脑空间，引导所述脑影像与
所述标准脑空间进行对齐，得到所述脑影像的脑区结构形变场；通过可形
变卷积学习所述脑影像的局部形变，对所述脑区结构形变场的局部形变差异
进行调整，得到优化后的所述脑区结构形变场；将优化后的所述脑区结构形
5 变场作用于所述脑影像，得到用于指示脑区分布的移动图像，并通过约束所
述移动图像与所述参考图像之间的相似性，得到与疾病相关的多个脑区的区
域信息；根据各所述脑区的区域信息进行初始的脑网络构建，并通过在所述
脑网络的子图及其扩散图之间进行图对比学习，对初始的脑网络进行优化，
得到重构脑网络，所述重构脑网络用于指示所述样本的脑网络统一表征。

10 根据本发明的一个方面，一种脑网络统一表征计算装置，所述装置包括：全
局定位模块，用于获取样本的脑影像，并基于参考图像所提供的标准脑空间，
引导所述脑影像与所述标准脑空间进行对齐，得到所述脑影像的脑区结构形
变场；局部感知模块，用于通过可形变卷积学习所述脑影像的局部形变，对
所述脑区结构形变场的局部形变差异进行调整，得到优化后的所述脑区结构
15 形变场；加权编码模块，用于将优化后的脑区结构形变场作用于脑影像，得
到用于指示脑区分布的移动图像，并通过约束移动图像与参考图像之间的相
似性，得到与疾病相关的多个脑区的区域信息；脑网络重构模块，用于根据
各脑区的区域信息进行初始的脑网络构建，并通过在脑网络的子图及其扩散
图之间进行图对比学习，对初始的脑网络进行优化，得到重构脑网络。

20 根据本发明的一个方面，一种电子设备，包括处理器及存储器，所述存
储器上存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被所述处理器执行时实
现如上所述的脑网络统一表征计算方法。

根据本发明的一个方面，一种存储介质，其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上所述的脑网络统一表征计算方法。

25 根据本发明的一个方面，一种计算机程序产品，计算机程序产品包括计
算机程序，计算机程序存储在存储介质中，计算机设备的处理器从存储介质
读取计算机程序，处理器执行计算机程序，使得计算机设备执行时实现如上
所述的脑网络统一表征计算方法。

在上述技术方案中，本发明实现了主观性强、效率高自动化程度高、准
30 确率高的脑网络统一表征计算。

具体而言，本发明通过基于参考图像提供的脑结构空间信息引导的全局定位模块和基于大脑异常表征学习的加权编码模块，得到与疾病相关的多个脑区的区域信息，并根据各脑区的区域信息构建了较为准确的初始的脑网络，通过基于脑疾病拓扑特征嵌入的脑网络重构模块利用图对比学习的思想优化初始的脑网络，进而基于重构脑网络所指示的脑网络表征，对样本进行疾病类别预测得到样本的疾病预测结果，进一步准确定位了疾病相关脑区和异常连接特征，探索疾病的潜在发病机制，提高了脑网络统一表征计算的准确度，进而提高了疾病预测的准确性，此外，用于疾病预测的疾病预测模型中的各模块利用深度学习技术而具有相应预测能力，提高了自动化程度和效率，增强了主观性从而解决了现有技术中客观性强，效率低，准确率和自动化程度不高的问题。

应当理解的是，以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的，并不能限制本发明。

附图说明

此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，示出了符合本发明的实施例，并于说明书一起用于解释本发明的原理。

图 1 是根据一示例性实施例示出的一种脑网络统一表征计算方法的流程图；

图 2 是图 1 对应实施例中步骤 110 在一个实施例的示意图；

图 3 是图 2 对应实施例中卷积和下采样操作的流程示意图；

图 4 是图 2 对应实施例中优化脑区结构形变场的示意图；

图 5 是图 1 对应实施例中步骤 130 在一个实施例的示意图；

图 6 是图 1 对应实施例中步骤 150 在一个实施例的示意图；

图 7 是根据一示例性实施例示出基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型的总体框架的示意图；

图 8 是根据一示例性实施例示出的基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型的训练过程的示意图；

图 9 是根据一示例性实施例示出的一种脑网络统一表征计算装置的框图；

图 10 是本发明实施例进行仿真实验的实验结果；

图 11 是根据一示例性实施例示出的一种电子设备的硬件结构图；

图 12 是根据一示例性实施例示出的一种电子设备的框图。

通过上述附图，已示出本发明明确的实施例，后文中将有更详细的描述，
这些附图和文字描述并不是为了通过任何方式限制本发明构思的范围，而是
5 通过参考特定实施例为本领域技术人员说明本发明的概念。

具体实施方式

这里将详细地对示例性实施例执行说明，其示例表示在附图中。下面的
描述涉及附图时，除非另有表示，不同附图中的相同数字表示相同或相似的
10 要素。以下示例性实施例中所描述的实施方式并不代表与本发明相一致的所有
实施方式。相反，它们仅是与如所附权利要求书中所详述的、本发明的一些
方面相一致的装置和方法的例子。

现有的相关技术利用软件构建脑网络，需要手动设置大量的参数，参数
15 选择具有主观性，依赖临床上丰富的经验参考，脑网络构建结果不唯一，最
终实验结果难以在相同条件下进行复现和公平比较，导致脑网络的构建不够
准确。

同时，现有的相关技术面向大脑部分分割或分类任务，难以精确定位脑
区的异常变化，无法有效定位临床意义上的与疾病相关脑区，识别脑网络中
20 的异常连接，不能为疾病诊断提供参考。

由上可知，相关技术中仍存在客观性强，效率低，准确率和自动化程度
不高的缺陷。

为此，本申请提供的脑网络统一表征计算方法将原始脑影像数据作为输
入，将脑网络构建和图表示学习两个任务相结合，利用深度学习自动特征提
25 取的能力和基于脑网络的图神经网络优化的思想，重构每个样本对应的脑网
络，不局限于仅对不同模态图像的配准或对齐，进一步学习脑区边界知识，
精确定位到模板划分的脑区空间位置，使用纹理特征相似性和梯度平滑性约
束提升区域定位的准确度，提出多分类交叉熵损失函数，将输入多个样本映
射到相应疾病类别，利用多层感知器的强大非线性拟合能力，提升了在疾病
30 类别上的高精度预测结果，从多个方面提高脑网络构建的准确性，从而提升

疾病预测的准确性，同时，该脑网络统一表征计算方法适用于统一表征计算装置和基于统一表征计算方法的疾病预测装置、该统一表征计算装置和基于统一表征计算方法的疾病预测装置可部署于电子设备，例如，该电子设备可以是配置冯诺依曼体系结构的计算机设备，该计算机设备包括但不限于台式
5 电脑、笔记本电脑、服务器等等。

请参阅图 1，本申请实施例提供了一种脑网络统一表征计算方法，该方法适用于电子设备，例如，该电子设备可以是台式电脑、笔记本电脑、服务器等等。

10 在下述方法实施例中，为了便于描述，以该方法各步骤的执行主体为电子设备为例进行说明，但是并非对此构成具体限定。

如图 1 所示，该方法可以包括以下步骤：

步骤 110，获取样本的脑影像，并基于参考图像提供的标准脑空间，引导脑影像与标准脑空间进行对齐，得到脑影像的脑区结构形变场。

15 其中，脑影像可以是结构 T1 加权影像（T1WI）、弥散加权影像（DTI）和静息状态功能 MRI（rs-fMRI）中的任意一种。参考图像则是指人工手动对齐的可提供标准脑空间的 MNI 脑模板。

在一个可能的实现方式，请参阅图 2，在编码阶段，分别对脑影像和参考图像进行下采样，得到脑影像的低维表征和参考图像的低维表征；在解码
20 阶段，由参考图像的低维表征指导脑影像的低维表征进行对齐，得到脑影像的脑区结构形变场。

在一个可能的实现方式，解码阶段的对齐过程可以包括以下步骤：在解码阶段，分别对脑影像和参考图像的低维特征进行上采样，得到所述脑影像的高维特征和所述参考图像的高维特征；通过编解码阶段之间的跳跃连接，
25 将所述脑影像和所述参考图像的各所述低维特征分别在通道方向上与相应的各所述高维特征进行拼接和隐式对齐；将所述脑影像的各所述高维特征与
所述参考图像的各所述高维特征进行融合，并对所述脑影像融合后的所述高维特征进行变换调整，得到所述脑区结构形变场。此种方式下，通过缩小语义子空间中的差距，实现了脑影像对参考图像的脑区体素级对齐效果，进而有
30 利于后续精准的脑网络的构建。

其中，图 3 表示了分别对脑影像和参考图像进行下采样的具体过程，该具体过程包括多次卷积、多次批归一化和多次下采样操作。其中，脑影像和参考图像经过图 3 中的 3 次卷积、3 次批归一化和 2 次下采样操作之后，由尺寸大小 $128 \times 128 \times 128$ 转化为具有 32 通道的 $8 \times 8 \times 8$ 的特征图。

5 步骤 130，通过可形变卷积学习脑影像的局部形变，对脑区结构形变场的局部形变差异进行调整，得到优化后的脑区结构形变场，以基于优化后的脑区结构形变场进行脑网络的构建与优化。

具体地，如图 4 所示，在输入特征图 X 上使用可形变卷积核进行采样，利用可形变卷积想学习图像纹理的旋转不变性和尺度不变性特征，将输入特征图 X 和滤波器参数 W 通过卷积核做矩阵乘法并加上卷积偏置得到输出特征图 Y。其中，输入特征图 X 用于表征优化前的脑区结构形变场，输出特征图 Y 则用于表征优化后的脑区结构形变场。

具体计算公式如下：

$$\begin{aligned} Y(p_0) &= \sum_{p_n \in \mathcal{R}} W(p_n) \cdot X(p_0 + p_n + \Delta p_n) + b(p_n) \\ &= \sum_{p_n \in \mathcal{R}} W(p_n) \cdot X(p) + b(p_n) \end{aligned}$$

15 其中， $p = p_0 + p_n + \Delta p_n$ ， p_n 为卷积核中每一个格点的位置， Δp_n 表示可学习的位置偏移项参数，通常为浮点数，需要重采样映射到整数坐标位置。

在一个可能的实现方式，采用双线性插值来获取特征图上的非整数坐标位置的体素值 $X(p)$ ，具体计算公式如下：

$$X(p) = \sum_q F(q, p) \cdot X(q)$$

20

其中， q 为输入特征图 X 上的整数坐标， p 为需要计算得到的输入特征图 X 上的浮点坐标，函数 F 为双线性插值函数。

在一个可能的实现方式，为了保证神经网络的可导性，选择双线性插值函数 F 为：

$$F(q, p) = g(q_x, p_x) \cdot g(q_y, p_y) \cdot g(q_z, p_z)$$

其中，函数 g 由最大值函数构造，函数 g 的具体计算公式如下：

$$g(a, b) = \max(0, 1 - |q_x - p_x|)$$

因此， $X(p)$ 可以进一步由以下计算公式得到：

$$X(p) = \sum_q X(q) \cdot \max(0, 1 - |q_x - p_x|) \cdot \max(0, 1 - |q_y - p_y|) \cdot \max(0, 1 - |q_z - p_z|)$$

经过上述过程，通过可形变卷积学习了脑影像的局部形变，对脑区结构形变场的局部形变差异进行了调整，实现了脑区结构形变场的优化，得到更加精确的脑区结构形变场，进而有利于提高后续脑网络构建的准确性。

步骤 150，将脑区结构形变场作用于脑影像，得到用于指示脑区分布的移动图像，并通过约束移动图像与参考图像之间的相似性，得到与疾病相关的多个脑区的区域信息。

在一个可能的实现方式，采用交叉注意力机制的加权编码方式联合约束移动图像与参考图像之间的相似性。

在一个可能的实现方式，通过由神经网络构成的多个变换函数，分别与移动图像和参考图像各自进行的多次交叉注意力和自注意力，将移动图像和参考图像分别映射至相应的特征空间，再将移动图像和参考图像分别对应的特征空间进行特征拼接，实现交叉注意力机制的加权编码，最终得到每个脑区中与疾病相关的区域信息。

具体地，如图 5 所示， $M' = M \circ \psi$ ， M 为脑影像， M' 是指经脑区结构形变场作用于脑影像而形成的移动图像， ψ 为脑区结构形变场， F 为参考图像， q 、 k 、 v 分别表示由神经网络构成的多个变换函数，通过与移动图像和参考图像做矩阵相乘，将移动图像和参考图像分别映射到相应维度的特征空间，进而将移动图像映射得到的特征空间 M_i 和参考图像映射得到的特征空间进行特征拼接，得到 M'_i 。

在得到 M'_i 后，便能够按照以下计算公式，计算得到每个脑区中与疾病相关的区域信息 M_{region_i} 。

$$M_{region_i} = M'_i \cdot \text{mask}(\text{region}_i)$$

经过上述过程，采用交叉注意力机制的加权编码方式来联合约束移动图像与参考图像之间的相似性，便能够得到每个脑区的精确的与疾病相关的大

脑区域信息。

步骤 170, 根据各脑区的区域信息进行初始的脑网络构建, 并通过在脑网络的子图及其扩散图之间进行图对比学习, 对初始的脑网络进行优化, 得到重构脑网络。

5 其中, 重构脑网络用于指示样本的脑网络特征。

10 在一个可能的实现方式, 如图 6 所示, 通过对初始的脑网络进行的采样, 构造脑网络的子图, 并基于子图的热核特征生成 (Diffuse) 相应的扩散图, 对脑网络的子图及其扩散图中的各节点进行更新节点特征并聚合节点特征, 分别得到子图的节点嵌入和扩散图的节点嵌入, 并由子图及其扩散图的各节点嵌入提取得到相应的图嵌入, 基于子图及其扩散图的节点嵌入和图嵌入, 进行子图与所述扩散图之间的对比, 最终将初始的脑网络优化为重构脑网络。

15 在此说明的是, 对脑网络的子图及其扩散图中的各节点进行更新节点特征并聚合节点特征是通过图神经网络 GCN 实现的, 具体地, 利用 GCN 学习子图及其扩散图中各节点的节点嵌入, 然后将学习到的节点嵌入通过一个共享的全连接层, 便能够分别得到子图及其扩散图的节点嵌入的集合, 最后使用 readout 函数得到各自的图嵌入。

首先说明的是, 基于子图的热核特征生成相应扩散图的计算公式如下:

$$S^{\text{heat}} = \exp(tAD^{-1} - t)$$

其中, A 表示子图的邻接矩阵, D 表示子图的度矩阵。

20 其次, 脑网络的优化目标表示为如下计算公式:

$$\max_{\theta, \omega, \phi, \psi} \frac{1}{|G|} \sum_{g \in G} \left[\frac{1}{|g|} \sum_{i=1}^{|g|} [MI(\vec{h}_i^\alpha, \vec{h}_g^\beta) + MI(\vec{h}_i^\beta, \vec{h}_g^\alpha)] \right]$$

其中, $\vec{h}_i^\alpha$ 和 $\vec{h}_i^\beta$ 表示两个视图的节点嵌入, $\vec{h}_g^\alpha$ 和 $\vec{h}_g^\beta$ 表示两个视图的图嵌入, MI 表示脑网络互信息函数。该脑网络互信息函数 MI 的计算公式如下:

$$MI(\vec{h}_n, \vec{h}_g) = \vec{h}_n \cdot \vec{h}_g^T$$

25 通过上述过程, 引入了图对比学习的策略, 利用图扩散技术, 通过脑网络图与其扩散图的节点嵌入和图嵌入之间的特征相似性指导模型学习同类之间的共性连接和不同类别之间的差异, 提升脑网络性能, 对初始的脑网络进行优化, 得到重构脑网络。

在一种可能的实现方式，得到重构脑网络之后，基于重构脑网络指示的脑网络表征，对样本进行疾病类别预测，得到样本的疾病预测结果。

具体地，疾病类别预测由基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模块实现。其中，该疾病预测模块通过多层感知机聚合蕴含了丰富病理信息的图表征，并与 Softmax 函数连接，输出样本属于不同疾病类别的概率，进而根据该概率得到样本的疾病预测结果。其中，该疾病预测模块由三层 BP 神经网络、两层 ReLu 激活函数、Softmax 输出层构成；该 Softmax 输出层包含四个神经元，分别用于将重构脑网络所指示的样本的脑网络表征映射为四种不同疾病类别的概率。此外，该疾病预测模块还可以包括 Dropout 层，用于采用 Dropout 策略防止模型过拟合。

通过上述过程，本发明实施例提供了一种端对端的脑网络统一表征计算方法，直接利用深度学习模型将影像数据映射为脑网络连接，避免了现有技术中繁琐的影像数据处理步骤，自动化程度高，操作简单高效，学习了标准脑空间图像纹理的旋转不变性和尺度不变性特征，提高了脑网络构建的准确性，通过在脑网络的子图及其扩散图之间进行图对比学习，提高了脑网络构建的稳定性，通过多分类交叉熵损失函数，利用多层感知器的强大非线性拟合能力，提升了在分类指标上的高精度预测结果，进一步提高了脑网络统一表征计算的准确性。

图 7 和图 8 展示了基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型的总体框架和训练过程。图 7 示出了基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型在一个实施例中的总体框架的示意图，图 8 示出了基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型在一个实施例中的训练过程的示意图。在图 7 中，基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型包括全局定位模块、局部感知模块、加权编码模块、脑网络重构模块和疾病诊断模块。其中，疾病预测模型中的上述各模块均是经过训练、且具有相应预测能力的机器学习模型。

现结合图 7 和图 8，对基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型的训练过程进行以下详细地说明：

如图 7 所示，该方法可以包括以下步骤：

步骤 310，通过全局定位模块学习脑影像的区域位置信息，使得脑影像

与标准脑空间对齐，得到脑区结构形变场。

在一个可能的实现方式，将脑影像作为移动图像，根据解剖学脑区知识，使用人工手动对齐的标准脑空间作为参考图像，对参考图像进行卷积和最大池化下采样，得到低维图像表征，根据参考图像的低维图像表征指导移动图像的对齐，缩小语义子空间中的差距，对移动图像的脑区实现体素级对齐效果，构建精准的脑区结构形变场。

步骤 330，使用局部感知模块学习脑影像局部微小形变和旋转不变性，优化脑区结构形变场。

步骤 350，将优化后的脑区结构形变场作用于脑影像，通过加权编码模块根据变换后的移动图像和参考图像更新全局定位模块和局部感知模块参数。

在一个可能的实现方式，将优化后的脑区结构形变场作用于脑影像，将变换后的移动图像与参考图像输入到基于大脑异常表征学习的加权编码模块，根据大脑异常表征知识进行加权编码，对齐两者的特征空间，对相似性损失进行反向传播，指导全局定位模块和局部感知模块进行参数更新。

具体地，损失函数如下：

$$\mathcal{L}(f, m, \phi) = \mathcal{L}_{\text{similarity}}(f, m \circ \phi) + \lambda \mathcal{L}_{\text{smooth}}(\phi)。$$

其中，图像纹理特征相似性损失 $\mathcal{L}_{\text{similarity}}$ 采用均方体素差异计算，具体计算公式如下：

$$MSE(f, m \circ \phi) = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{p \in \Omega} [f(p) - [m \circ \phi](p)]^2。$$

在空间形变场 ϕ 上，利用梯度正则函数促进光滑位移场平滑性 $\mathcal{L}_{\text{smooth}}$ ，计算公式如下：

$$\mathcal{L}_{\text{smooth}}(\phi) = \sum_{p \in \Omega} |\nabla u(p)|^2。$$

通过上述过程，全局定位模块和局部感知模块的参数进行了更新。

步骤 370，使用脑网络重构模块通过图对比学习思想优化脑网络。

在一个可能的实现方式，脑网络重构模块通过脑网络互信息对比损失进行训练，其中，脑网络互信息对比损失的计算公式如下：

$$\mathcal{L}_{\text{contrastive}}(G) = \frac{1}{|G|} \sum_{g \in G} \left[\frac{1}{|g|} \sum_{i=1}^{|g|} [\text{MI}(\vec{h}_i^\alpha, \vec{h}_g^\beta) + \text{MI}(\vec{h}_i^\beta, \vec{h}_g^\alpha)] \right]$$

对脑网络互信息对比损失进行反向传播,指导脑网络重构模块更新参数。

步骤 390,通过疾病诊断模块对样本进行疾病类别预测,根据多分类交叉熵指导参数更新。

5 在一个可能的实现方式,多分类交叉熵损失的计算公式如下:

$$\mathcal{L}_{\text{classification}}(p) = - \sum_{i=0}^{C-1} y_i \log(p_i)$$

其中, p 是一个概率分布,每个元素 p_i 表示样本属于第 i 个疾病类别的概率, y_i 表示样本标签,该样本标签指示了样本所属的真实的疾病类别, C 表示样本标签数,即疾病类别的个数。

10 对多分类交叉熵损失进行反向传播,指导疾病预测模型中的上述各个模块进行参数更新。

通过上述过程,将基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型训练完毕后,该基于脑网络统一表征计算方法的疾病预测模型便具备了对样本进行疾病类别预测的能力,那么,将样本的脑影像输入该疾病预测模型中,能够
15 够得到该样本的疾病预测结果,同时结合从脑网络重构模块中提取得到的该样本的脑网络表征,从而可以分析该样本的脑网络连接差异,与群体脑网络进行比对即可得到该样本的异常脑连接,从而实现智能辅助诊疗。

请参阅图 9,在一示例性实施例中,一种脑网络统一表征计算装置 900。

20 所述装置 900 包括但不限于:全局定位模块 910、局部感知模块 930、加权编码模块 950 及脑网络重构模块 970。

其中,全局定位模块 910,用于获取样本的脑影像,并基于参考图像所提供的标准脑空间,引导脑影像与标准脑空间进行对齐,得到脑影像的脑区结构形变场。

25 局部感知模块 930,用于通过可形变卷积学习脑影像的局部形变,对脑区结构形变场的局部形变差异进行调整,得到优化后的脑区结构形变场。

加权编码模块 950,用于将优化后的脑区结构形变场作用于脑影像,得

到用于指示脑区分布的移动图像，并通过约束移动图像与参考图像之间的相似性，得到与疾病相关的多个脑区的区域信息。

脑网络重构模块 970，用于根据各脑区的区域信息进行初始的脑网络构建，并通过在脑网络的子图及其扩散图之间进行图对比学习，对初始的脑网络进行优化，得到重构脑网络。需要说明的是，上述实施例所提供的疾病预测装置在进行疾病预测时，仅以上述各功能模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成，即疾病预测装置的内部结构将划分为不同的功能模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。

另外，上述实施例所提供的脑网络统一表征计算装置与脑网络统一表征计算方法的实施例属于同一构思，其中各个模块执行操作的具体方式已经在方法实施例中进行了详细描述，此处不再赘述。

本发明中，采用 ADNI 数据集进行实验仿真，选取 AD、EMCI、SMCI、NC 分别包含个 50、54、44、44 个样本。所有数据预处理统一为 $128 \times 128 \times 128$ 大小，通过全局定位模块对齐。采用 5 折交叉验证，使用 Python sklearn 库随机划分 5 折。计算每个指标的平均值作为最终结果进行比较。五种评价指标为：准确率（ACC）、灵敏度（SEN）、特异度（SPE）、ROC 曲线面积（AUC）。其他两种的方法分别为：经验法（Empirical）和基准方法（Benchmark），每种方法都采用同一分类器来计算分类性能。其中，Empirical 方法使用软件工具箱预处理 DTI 得到结构连接矩阵，取平均值后得到 Empirical 脑连接；Benchmark 方法是使用简单 2 层 GCN 网络，通过融合结构连接矩阵得到 Benchmark 脑连接。实验结果如图 10 所示，经过实验证明，本模型通过融合结构和功能影像构建的脑连接比同类其他方法的分类性能上具有很大的优势。

图 11 根据一示例性实施例示出的一种电子设备的结构示意图。

需要说明的是，该电子设备只是一个适配于本申请的示例，不能认为是提供了对本申请的使用范围的任何限制。该电子设备也不能解释为需要依赖于或者必须具有图 11 示出的示例性的电子设备 2000 中的一个或者多个组件。

电子设备 2000 的硬件结构可因配置或者性能的不同而产生较大的差异，如图 11 所示，电子设备 2000 包括：电源 210、接口 230、至少一存储器 250、

以及至少一中央处理器（CPU, Central Processing Units）270。

具体地，电源 210 用于为电子设备 2000 上的各硬件设备提供工作电压。

接口 230 包括至少一有线或无线网络接口 231，用于与外部设备交互。

当然，在其余本申请适配的示例中，接口 230 还可以进一步包括至少一
5 串并转换接口 233、至少一输入输出接口 235 以及至少一 USB 接口 237 等，
如图 9 所示，在此并非对此构成具体限定。

存储器 250 作为资源存储的载体，可以是只读存储器、随机存储器、磁盘或者光盘等，其上所存储的资源包括操作系统 251、应用程序 253 及数据 255 等，存储方式可以是短暂存储或者永久存储。

10 其中，操作系统 251 用于管理与控制电子设备 2000 上的各硬件设备以及
应用程序 253，以实现中央处理器 270 对存储器 250 中海量数据 255 的运算
与处理，其可以是 Windows Server™、Mac OS X™、Unix™、Linux™、
FreeBSD™ 等。

15 应用程序 253 是基于操作系统 251 之上完成至少一项特定工作的计算机
程序，其可以包括至少一模块（图 11 未示出），每个模块都可以分别包含有
对电子设备 2000 的计算机程序。例如，疾病预测装置可视为部署于电子设备
2000 的应用程序 253。

数据 255 可以是存储于磁盘中的照片、图片等，还可以是脑影像等，存储于存储器 250 中。

20 中央处理器 270 可以包括一个或多个以上的处理器，并设置为通过至少
一通信总线与存储器 250 通信，以读取存储器 250 中存储的计算机程序，进
而实现对存储器 250 中海量数据 255 的运算与处理。例如，通过中央处理器
270 读取存储器 250 中存储的一系列计算机程序的形式来完成脑网络统一表
征计算方法。

25 此外，通过硬件电路或者硬件电路结合软件也能同样实现本申请，因此，
实现本申请并不限于任何特定硬件电路、软件以及两者的组合。

请参阅图 12，本申请实施例中提供了一种电子设备 4000，该电子设备
400 可以包括：台式电脑、笔记本电脑、服务器等。

30 在图 12 中，该电子设备 4000 包括至少一个处理器 4001、至少一条通信

总线 4002 以及至少一个存储器 4003。

其中，处理器 4001 和存储器 4003 相连，如通过通信总线 4002 相连。可选地，电子设备 4000 还可以包括收发器 4004，收发器 4004 可以用于该电子设备与其他电子设备之间的数据交互，如数据的发送和/或数据的接收等。需要说明的是，实际应用中收发器 4004 不限于一个，该电子设备 4000 的结构并不构成对本申请实施例的限定。

处理器 4001 可以是 CPU（Central Processing Unit，中央处理器），通用处理器，DSP（Digital Signal Processor，数据信号处理器），ASIC（Application Specific Integrated Circuit，专用集成电路），FPGA（Field Programmable Gate Array，现场可编程门阵列）或者其他可编程逻辑器件、晶体管逻辑器件、硬件部件或者其任意组合。其可以实现或执行结合本申请公开内容所描述的各种示例性的逻辑方框，模块和电路。处理器 4001 也可以是实现计算功能的组合，例如包含一个或多个微处理器组合，DSP 和微处理器的组合等。

通信总线 4002 可包括一通路，在上述组件之间传送信息。通信总线 4002 可以是 PCI（Peripheral Component Interconnect，外设部件互连标准）总线或 EISA（Extended Industry Standard Architecture，扩展工业标准结构）总线等。通信总线 4002 可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示，图 12 中仅用一条粗线表示，但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

存储器 4003 可以是 ROM（Read Only Memory，只读存储器）或可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备，RAM（Random Access Memory，随机存取存储器）或者可存储信息和指令的其他类型的动态存储设备，也可以是 EEPROM（Electrically Erasable Programmable Read Only Memory，电可擦可编程只读存储器）、CD-ROM（Compact Disc Read Only Memory，只读光盘）或其他光盘存储、光碟存储（包括压缩光碟、激光碟、光碟、数字通用光碟、蓝光光碟等）、磁盘存储介质或者其他磁存储设备、或者能够用于携带或存储具有指令或数据结构形式的期望的程序代码并能够由计算机存取的任何其他介质，但不限于此。

存储器 4003 上存储有计算机程序，处理器 4001 通过通信总线 4002 读取存储器 4003 中存储的计算机程序。

该计算机程序被处理器 4001 执行时实现上述各实施例中的脑网络统一

表征计算方法。

此外，本申请实施例中提供了一种存储介质，其上存储有计算机程序，该计算机程序被处理器执行时实现上述各实施例中的脑网络统一表征计算方法。

- 5 本申请实施例中提供了一种计算机程序产品，该计算机程序产品包括计算机程序，该计算机程序存储在存储介质中。计算机设备的处理器从存储介质读取该计算机程序，处理器执行该计算机程序，使得该计算机设备执行上述各实施例中的脑网络统一表征计算方法。

与相关技术相比，本发明的有益效果是：

- 10 1.本发明提出了一个新的脑网络统一表征计算方法，与现有技术相比，本发明是完全端对端的处理流程，直接利用深度学习模型将脑影像数据映射为脑网络，避免传统软件繁琐的影像数据预处理步骤，自动化程度高，操作简单高效。

- 15 2.本发明将原始脑影像数据作为模型的输入，将脑网络构建和图表示学习两个任务相结合，利用深度学习自动特征提取的能力和基于脑网络的图神经网络优化的思想，重构每个样本对应的脑网络，有利于对脑疾病患者的异常脑连接进行分析和诊断。

- 20 3.本发明提出新的脑结构空间信息引导的全局定位模块，与现有技术相比，本发明不局限于仅对不同模态图像的配准或对齐，进一步学习到脑区边界知识，使得模型精确定位到模板划分的脑区空间位置。

4.本发明的基于大脑异常表征学习的加权编码模块使用了纹理特征相似性和梯度平滑性约束，与现有仅依赖图像一致性的方法相比，提取特征在表征空间更具有高层语义，含有更丰富的空间信息，通过该模块的局部形变微调，提升了区域定位的准确度。

- 25 5.本发明提出的基于脑疾病拓扑特征嵌入的脑网络重构模块，利用图的扩散操作使得数据增强，并利用不同类别的脑网络差异，强化同类样本之间的共性连接并凸显不同类别之间的差异，提升了脑网络重构学习的鲁棒性。

- 30 6.本发明设计的基于大脑病理知识的疾病诊断模块不仅局限于脑部阿尔茨海默症辅助诊断，也能应用于其他疾病的医学诊疗场景：通过修改模型训练时的对应疾病样本数据和模型输出标签，可以方便应用于其他脑疾病的分

析诊断。

7.本发明提出的脑网络互信息对比损失函数，将图嵌入特征与另一视图的节点特征计算相似性，相比现有技术以节点特征之间和图嵌入特征之间的对比更加高效，提升了脑网络表征学习的稳定性。

- 5 8.本发明提出多分类交叉熵损失函数，将输入多个样本映射到相应类别，利用多层感知器的强大非线性拟合能力，提升了在分类指标上的高精度预测结果。

- 10 应该理解的是，虽然附图的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示，但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明，这些步骤的执行并没有严格的顺序限制，其可以以其他的顺序执行。而且，附图的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个子步骤或者多个阶段，这些子步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成，而是可以在不同的时刻执行，其执行顺序也不必然是依次进行，而是可以与其他步骤或者
15 其他步骤的子步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

上述内容，仅为本发明的较佳示例性实施例，并非用于限制本发明的实施方案，本领域普通技术人员根据本发明的主要构思和精神，可以十分方便地进行相应的变通或修改，故本发明的保护范围应以权利要求书所要求的保护范围为准。

权利要求

1、一种脑网络统一表征计算方法，其特征在于，所述方法包括：

获取样本的脑影像，并基于参考图像所提供的标准脑空间，引导所述脑影像与所述标准脑空间进行对齐，得到所述脑影像的脑区结构形变场；

5 通过可形变卷积学习所述脑影像的局部形变，对所述脑区结构形变场的局部形变差异进行调整，得到优化后的所述脑区结构形变场；

将优化后的所述脑区结构形变场作用于所述脑影像，得到用于指示脑区分布的移动图像，并通过约束所述移动图像与所述参考图像之间的相似性，得到与疾病相关的多个脑区的区域信息；

10 根据各所述脑区的区域信息进行初始的脑网络构建，并通过在所述脑网络的子图及其扩散图之间进行图对比学习，对初始的脑网络进行优化，得到重构脑网络，所述重构脑网络用于指示所述样本的脑网络统一表征。

2、如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述得到重构脑网络之后，所述方法还包括：

15 基于所述重构脑网络指示的脑网络统一表征，对所述样本进行疾病类别预测，得到所述样本的疾病预测结果。

3、如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述基于参考图像所提供的标准脑空间，引导所述脑影像与所述标准脑空间进行对齐，得到所述脑影像的脑区结构形变场，包括：

20 在编码阶段，分别对所述脑影像和所述参考图像进行卷积和下采样，得到所述脑影像的低维表征和所述参考图像的低维表征；

在解码阶段，由所述参考图像的低维表征指导所述脑影像的低维表征进行对齐，得到所述脑影像的脑区结构形变场。

25 4、如权利要求3所述的方法，其特征在于，所述在解码阶段，由所述参考图像的低维表征指导所述脑影像的低维表征进行对齐，得到所述脑影像的脑区结构形变场，包括：

在解码阶段，分别对所述脑影像和所述参考图像的所述低维特征进行上采样，得到所述脑影像的高维特征和所述参考图像的高维特征；

30 通过编解码阶段之间的跳跃连接，将所述脑影像和所述参考图像的各所述低维特征分别在通道方向上与相应的各所述高维特征进行拼接和隐式对齐；

将所述脑影像的各所述高维特征与所述参考图像的各所述高维特征进行融合，并对所述脑影像融合后的所述高维特征进行变换调整，得到所述脑区结构形变场。

5 5、如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述通过约束所述移动图像与
与
所述参考图像之间的相似性，得到与疾病相关的多个脑区的区域信息，包
括：

通过由神经网络构成的多个变换函数，与所述移动图像和所述参考图像各自进行的多次交叉注意力和自注意力，将所述移动图像和所述参考图像分别映射至相应的特征空间；

10 10 将所述移动图像和所述参考图像映射得到的特征空间进行特征拼接，得
到每个脑区中与疾病相关的区域信息。

6、如权利要求1所述的方法，其特征在于，所述根据各所述脑区的区域信息进行初始的脑网络构建，并通过在所述脑网络的子图及其扩散图之间进行的图对比学习，对初始的脑网络进行优化，得到重构脑网络，包括：

15 15 通过对所述脑网络进行的采样，构造所述脑网络的子图，并基于所述子图的热核特征生成相应的扩散图；

对所述脑网络的子图及其扩散图中的各节点进行更新节点特征并聚合节点特征，分别得到所述子图的节点嵌入和所述扩散图的节点嵌入，并由所述子图及其扩散图的各节点嵌入提取得到相应的图嵌入；

20 20 基于所述子图及其扩散图的节点嵌入和图嵌入，进行所述子图与所述扩散图之间的对比，将初始的所述脑网络优化为所述重构脑网络。

7、如权利要求1至6任一项所述的方法，其特征在于，所述方法还包括训练疾病预测模型，所述疾病预测模型包括全局定位模块、局部感知模块、加权编码模块、脑网络重构模块和疾病诊断模块；所述疾病预测模型中的各
25 模块均是经过训练、且具有相应预测能力的机器学习模型。

8、一种脑网络统一表征计算装置，其特征在于，所述装置包括：

全局定位模块，用于获取样本的脑影像，并基于参考图像所提供的标准脑空间，引导所述脑影像与所述标准脑空间进行对齐，得到所述脑影像的脑区结构形变场；

30 30 局部感知模块，用于通过可形变卷积学习所述脑影像的局部形变，对所

述脑区结构形变场的局部形变差异进行调整，得到优化后的所述脑区结构形变场；

5 加权编码模块，用于将优化后的所述脑区结构形变场作用于脑影像，得到用于指示脑区分布的移动图像，并通过约束移动图像与参考图像之间的相似性，得到与疾病相关的多个脑区的区域信息；

脑网络重构模块，用于根据各脑区的区域信息进行初始的脑网络构建，并通过在脑网络的子图及其扩散图之间进行图对比学习，对初始的脑网络进行优化，得到重构脑网络，所述重构脑网络用于指示所述样本的脑网络统一表征。

10 9、一种电子设备，其特征在于，包括：至少一个处理器、至少一个存储器、以及至少一条通信总线，其中，

所述存储器上存储有计算机程序，所述处理器通过所述通信总线读取所述存储器中的所述计算机程序；

15 所述计算机程序被所述处理器执行时实现权利要求 1 至 7 中任一项所述的脑网络统一表征计算方法。

10、一种存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求 1 至 7 中任一项所述的脑网络统一表征计算方法。

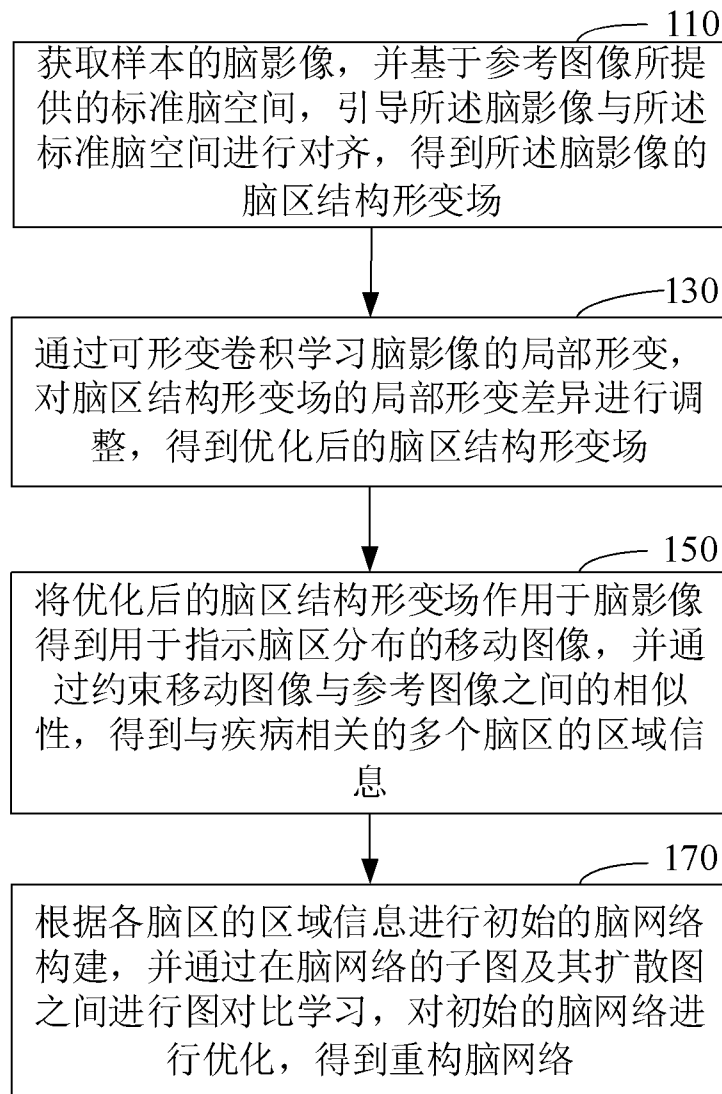


图 1

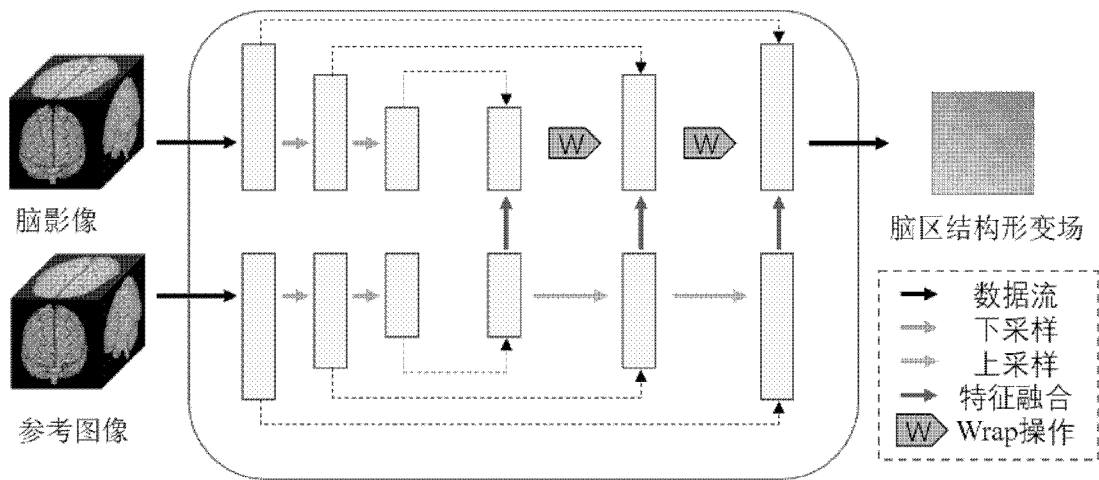


图 2

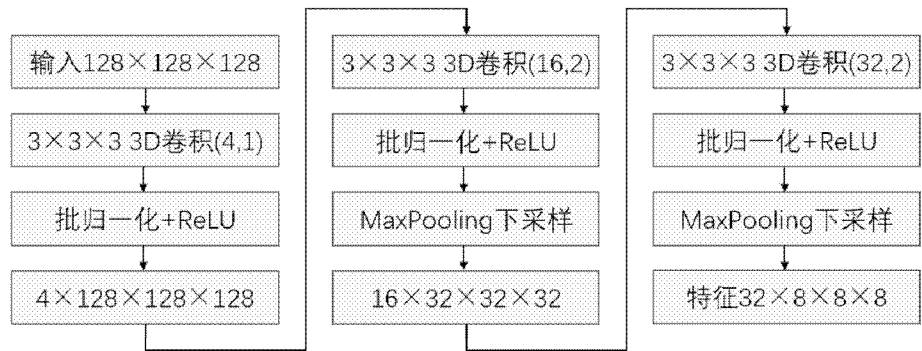


图 3

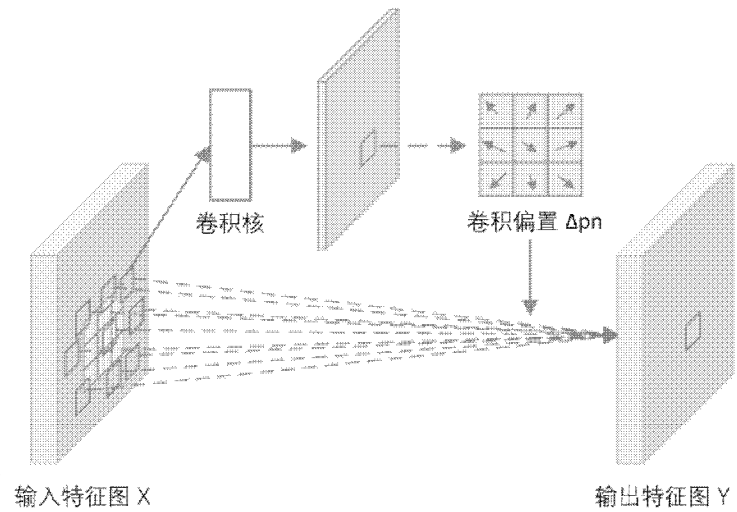


图 4

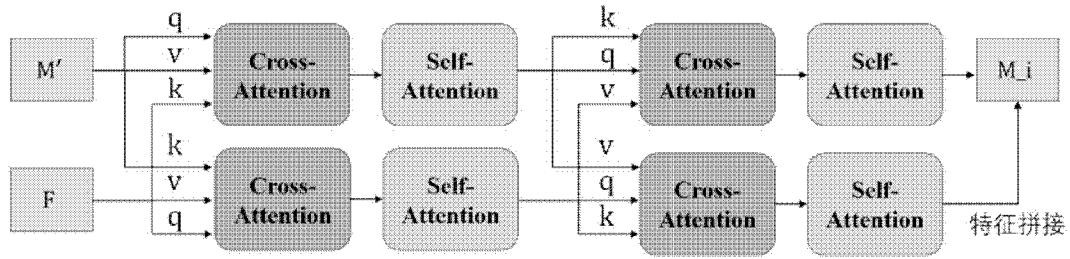


图 5

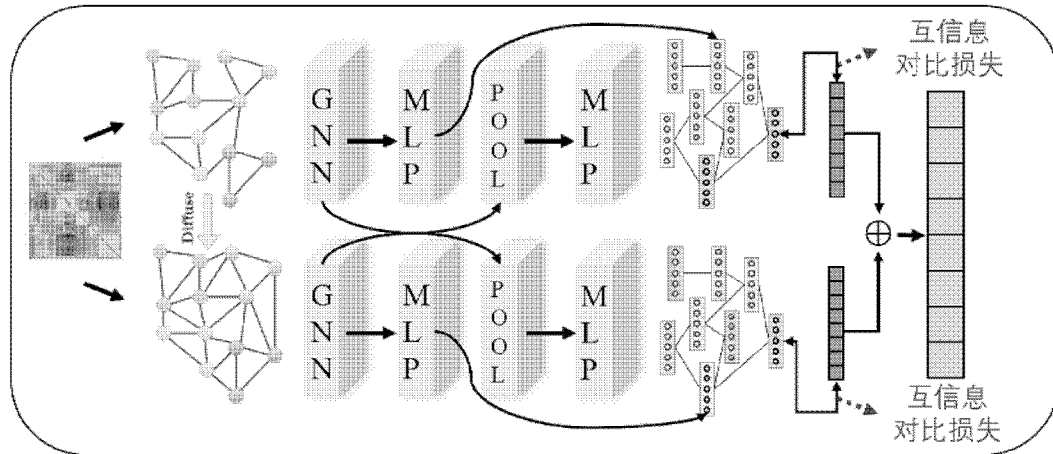


图 6

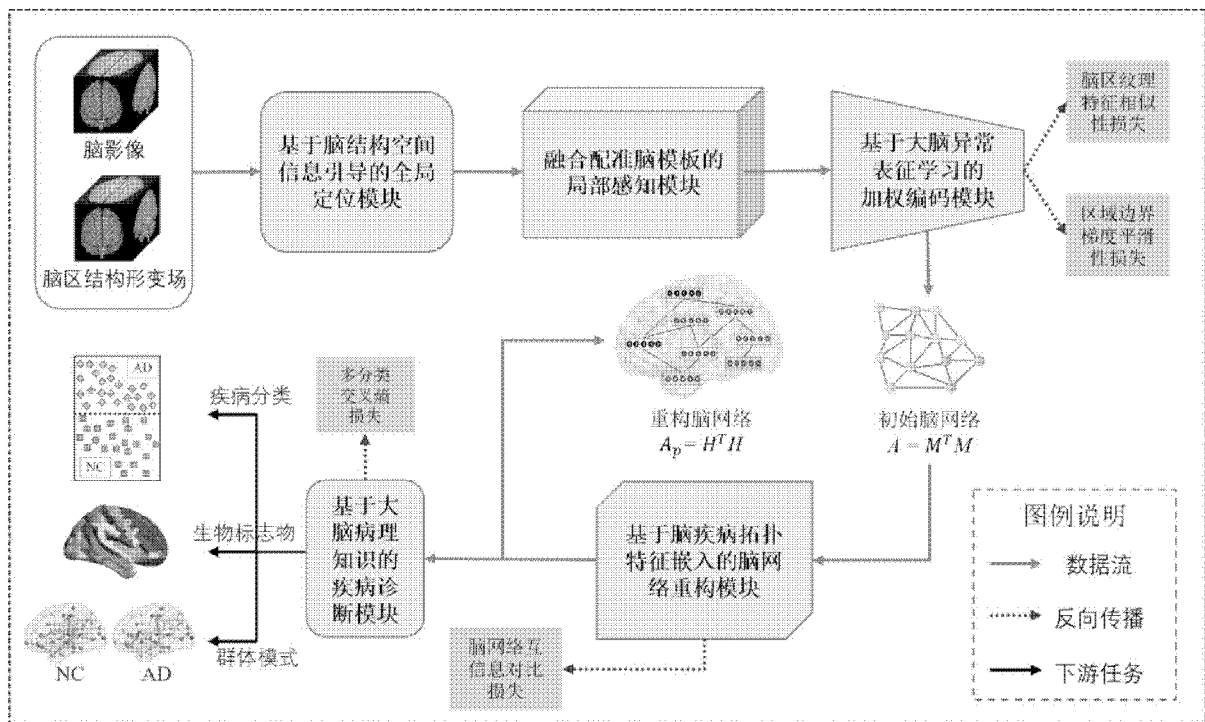


图 7

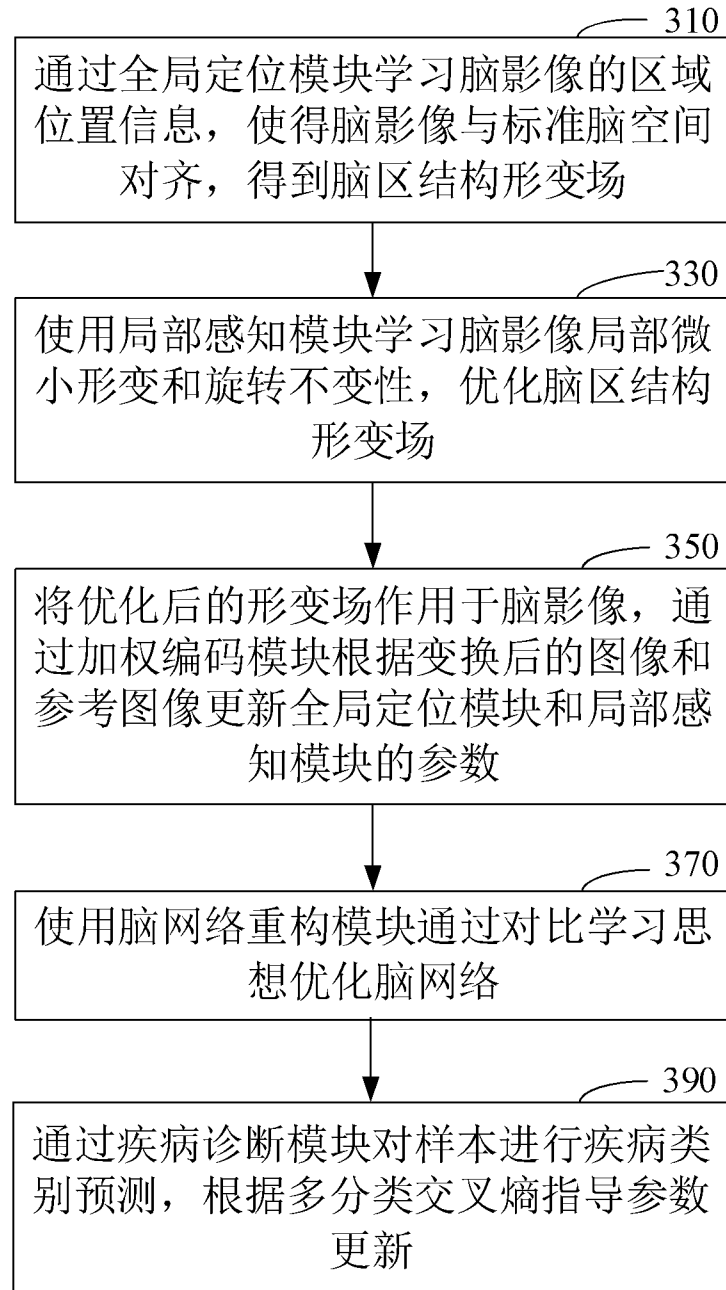


图 8

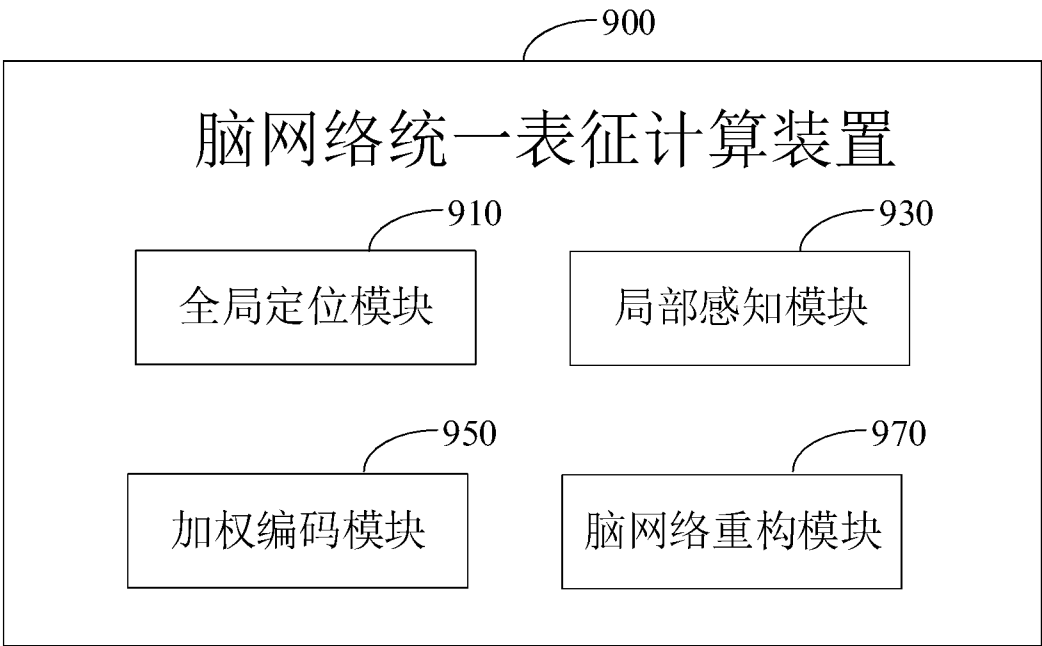


图 9

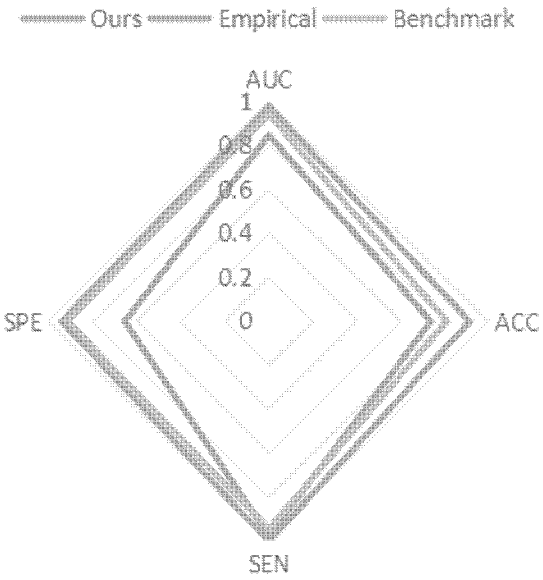


图 10

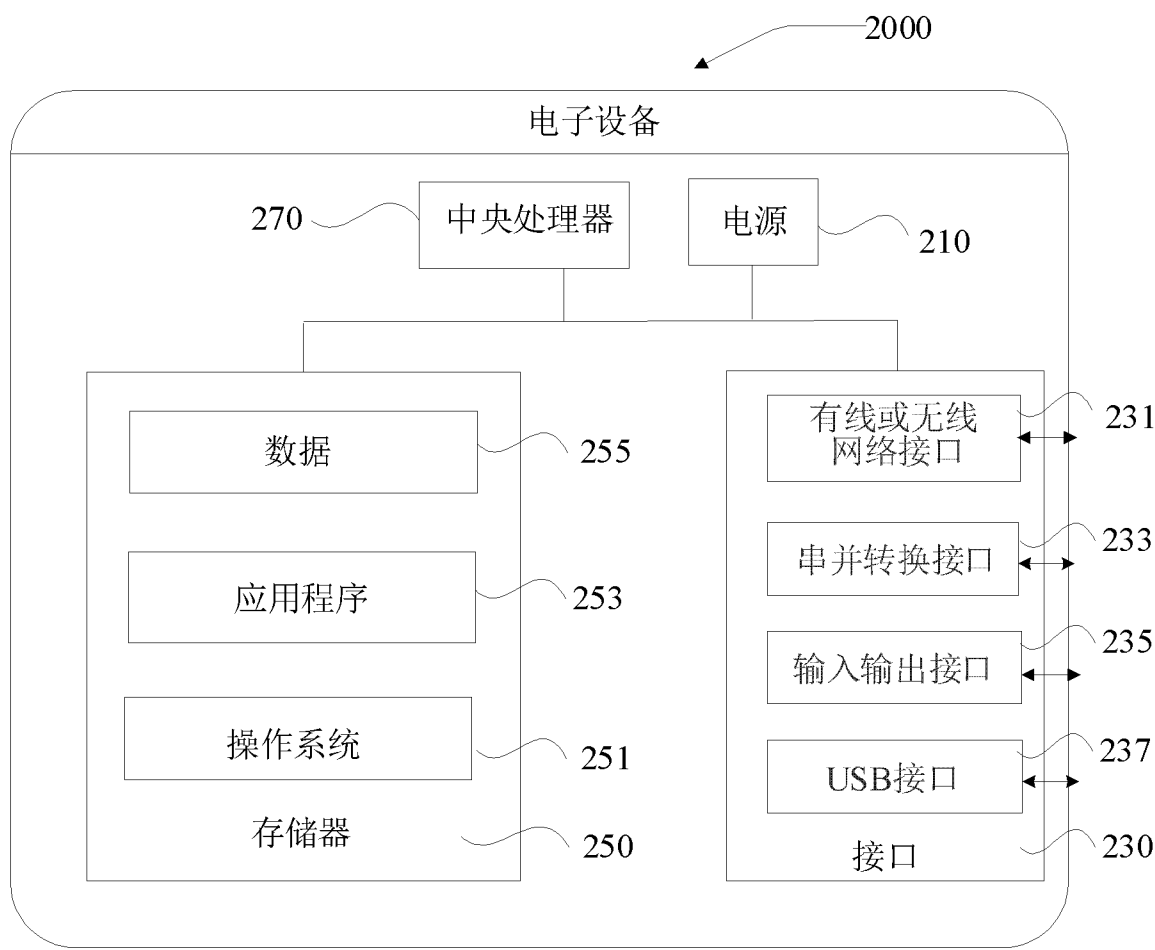


图 11

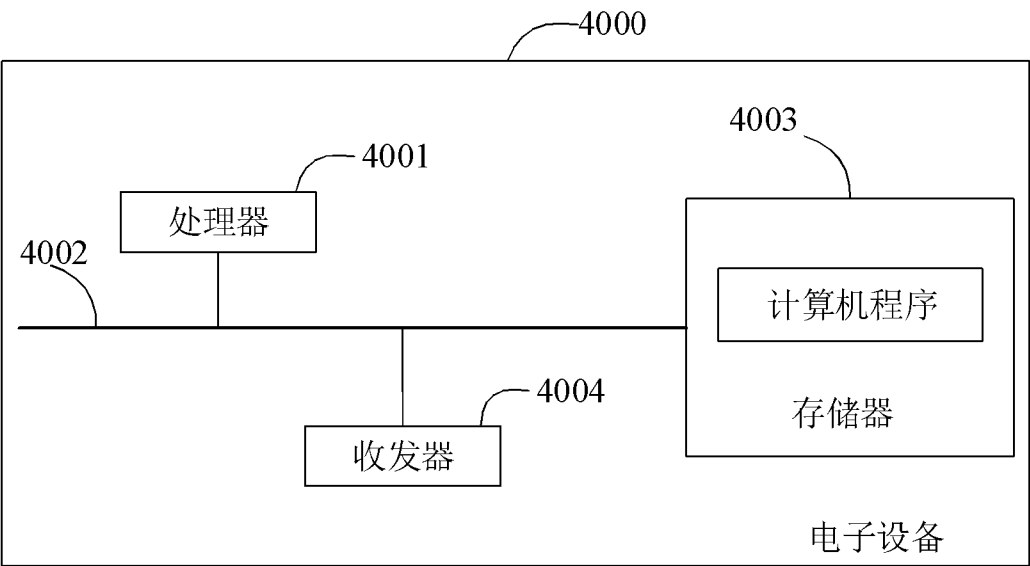


图 12

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/136710

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T7/00(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

IPC: G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

VEN, CNABS, CNTXT, WOTXT, EPTXT, USTXT, CNKI, IEEE: 脑, 网络, 影像, 图像, 图片, 对齐, 形变, 卷积, 学习, 局部, 调整, 优化, 相似, 疾病, 子图, 构建, 重构, brain, net, image, picture, align, deformation, convolution, learn, local, adjust, optimize, similar, disease, submap, reconstruct

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 113160138 A (SHANXI UNIVERSITY) 23 July 2021 (2021-07-23) claims 1-5	1-10
A	CN 112802013 A (TSINGHUA UNIVERSITY et al.) 14 May 2021 (2021-05-14) entire document	1-10
A	CN 113096127 A (YIYAOWANG TECHNOLOGY (SHANGHAI) CO., LTD.) 09 July 2021 (2021-07-09) entire document	1-10
A	CN 113616184 A (BEIJING NORMAL UNIVERSITY) 09 November 2021 (2021-11-09) entire document	1-10
A	EP 3940637 A1 (SIEMENS HEALTHCARE GMBH) 19 January 2022 (2022-01-19) entire document	1-10
A	US 2010215239 A1 (RAMOT AT TEL-AVIV UNIVERSITY LTD.) 26 August 2010 (2010-08-26) entire document	1-10



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
 “D” document cited by the applicant in the international application
 “E” earlier application or patent but published on or after the international filing date
 “L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
 “O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
 “P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

19 June 2023

Date of mailing of the international search report

23 June 2023

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District,
Beijing 100088

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2022/136710

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	113160138	A	23 July 2021	None			
CN	112802013	A	14 May 2021	None			
CN	113096127	A	09 July 2021	None			
CN	113616184	A	09 November 2021	None			
EP	3940637	A1	19 January 2022	US	2022020154	A1	20 January 2022
US	2010215239	A1	26 August 2010	US	2018110438	A1	26 April 2018

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2022/136710

A. 主题的分类

G06T7/00 (2017.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

IPC: G06T

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

VEN, CNABS, CNTXT, WOTXT, EPTXT, USTXT, CNKI, IEEE: 脑, 网络, 影像, 图像, 图片, 对齐, 形变, 卷积, 学习, 局部, 调整, 优化, 相似, 疾病, 子图, 构建, 重构, brain, net, image, picture, align, deformation, convolution, learn, local, adjust, optimize, similar, disease, submap, reconstruct

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
A	CN 113160138 A (山西大学) 2021年7月23日 (2021 - 07 - 23) 权利要求1-5	1-10
A	CN 112802013 A (清华大学 等) 2021年5月14日 (2021 - 05 - 14) 全文	1-10
A	CN 113096127 A (壹药网科技 (上海) 股份有限公司) 2021年7月9日 (2021 - 07 - 09) 全文	1-10
A	CN 113616184 A (北京师范大学) 2021年11月9日 (2021 - 11 - 09) 全文	1-10
A	EP 3940637 A1 (SIEMENS HEALTHCARE GMBH) 2022年1月19日 (2022 - 01 - 19) 全文	1-10
A	US 2010215239 A1 (RAMOT AT TEL-AVIV UNIVERSITY LTD.) 2010年8月26日 (2010 - 08 - 26) 全文	1-10

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“D” 申请人在国际申请中引证的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2023年6月19日

国际检索报告邮寄日期

2023年6月23日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

授权官员

胡妮

电话号码 (+86) 010-53961429

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2022/136710

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	113160138	A	2021年7月23日	无			
CN	112802013	A	2021年5月14日	无			
CN	113096127	A	2021年7月9日	无			
CN	113616184	A	2021年11月9日	无			
EP	3940637	A1	2022年1月19日	US	2022020154	A1	2022年1月20日
US	2010215239	A1	2010年8月26日	US	2018110438	A1	2018年4月26日