

(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
2023 年 6 月 15 日 (15.06.2023)



(10) 国际公布号
WO 2023/102995 A1

(51) 国际专利分类号:

G06T 7/00 (2017.01)

东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道
1068号, Guangdong 518055 (CN)。

(21) 国际申请号:

PCT/CN2021/138657

(74) 代理人: 北京品源专利代理有限公司 (**BEYOND ATTORNEYS AT LAW**); 中国北京市海淀区莲花池东路39号西金大厦6层, Beijing 100036 (CN)。

(22) 国际申请日:

2021 年 12 月 16 日 (16.12.2021)

(25) 申请语言:

中文

(26) 公布语言:

中文

(30) 优先权:

202111491301.5 2021年12月8日 (08.12.2021) 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, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, 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。

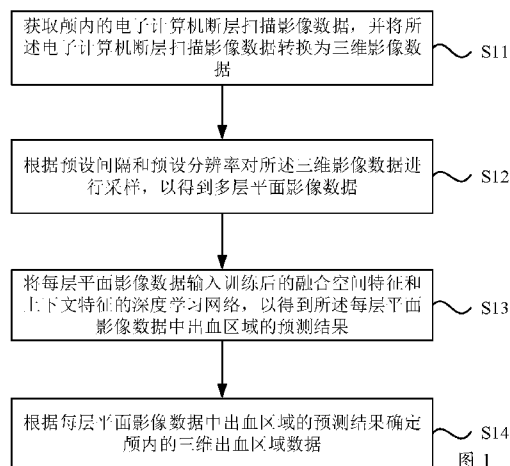
(71) 申请人: 中国科学院深圳先进技术研究院 (**SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY CHINESE ACADEMY OF SCIENCES**) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。

(72) 发明人: 吴剑煌(**WU, Jianhuang**); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。 陈铭林(**CHEN, Minglin**); 中国广

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,

(54) **Title:** INTRACRANIAL HEMORRHAGE AREA DETECTION METHOD AND APPARATUS, COMPUTER DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 颅内出血区域检测方法、装置、计算机设备及存储介质



S11 Acquire intracranial computed tomography image data, and convert the computed tomography image data into three-dimensional image data
S12 Sample the three-dimensional image data according to a preset interval and a preset resolution to obtain multiple layers of plane image data
S13 Input each layer of plane image data into a trained deep learning network that fuses spatial features and context features to obtain a prediction result in respect of a hemorrhage area in each layer of plane image data
S14 Determine intracranial three-dimensional hemorrhage area data according to the prediction result of the hemorrhage area in each layer of plane image data

(57) **Abstract:** Disclosed are an intracranial hemorrhage area detection method and apparatus, a computer device and a storage medium. The intracranial hemorrhage area detection method comprises: acquiring intracranial computed tomography image data, and converting the computed tomography image data into three-dimensional image data; sampling the three-dimensional image data according to a preset interval and a preset resolution to obtain multiple layers of plane image data; inputting each layer of plane image data into a trained deep learning network that fuses spatial features and context features to obtain a prediction result in respect of a hemorrhage area in each layer of plane image data; and determining intracranial three-dimensional hemorrhage area data according to the prediction result of the hemorrhage area in each layer of plane image data.



NA, RW, 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, 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))。

(57) 摘要：本文公开了一种颅内出血区域检测方法、装置、计算机设备及存储介质。该颅内出血区域检测方法包括：获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据；根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据；将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果；根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

颅内出血区域检测方法、装置、计算机设备及存储介质

本申请要求在2021年12月08日提交中国专利局、申请号为202111491301.5的中国专利申请的优先权，该申请的全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及医学检测技术领域，例如涉及一种颅内出血区域检测方法、装置、计算机设备及存储介质。

背景技术

颅内出血是发生在脑组织或脑室内的一种颅内出血，常导致高致残率和死亡率。电子计算机断层扫描（Computed Tomography, CT）因其快速、方便、对新鲜出血敏感等优点，成为诊断颅内出血的首选。通过对CT图像的分析，可以直接检查出血部位，估计颅内出血量，在制定手术方案或治疗方案时具有独特的优势。

颅内出血区域分割是对每个体素进行判断是否属于出血区域，相关技术中使用梯度类加权激活映射（Gradient-weighted Class Activation Mapping, Grad-CAM）技术来获得颅内出血区域的显著图，然而这种方法获得的显著图过于粗糙，仅仅可以用来作为一种解释卷积神经网络的指导性工具。一种更准确的颅内出血分割方法是通过有监督训练全卷积网络获得，即通过基于U-Net的方法来分割多种类型的颅内出血。通过基于U-Net的方法，可以结合测试时增强和模型融合等方式来在三个面（冠状面、矢状面和水平面）上分别对颅内出血区域进行分割。

但是由于在颅内出血的分割中边界不确定，病理形态与出血相似，使得正确识别出血区域非常困难。虽然出血区域是CT上Hounsfield单位（HU）值较高的区域，但出血区域与脑组织之间的过度区域往往是模糊的，它们之间的边界甚至很难被专家所分辨。此外，HU值高的部位不仅仅是因为出血所导致，比如松果体钙化和侧脑室脉络丛钙化等也会在CT影像中呈现较高的HU值，这也使得分割出血区域变得十分困难，相关技术中所使用的方法也很难达到较高的准确率。

发明内容

本申请提供一种颅内出血区域检测方法、装置、计算机设备及存储介质，以提高颅内出血检测结果的准确率。

本申请提供了一种颅内出血区域检测方法，该方法包括：

获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据；

根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据；

将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果；

根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

本申请还提供了一种颅内出血区域检测装置，该装置包括：

影像数据获取模块，设置为获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据；

数据采样模块，设置为根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据；

预测结果获得模块，设置为将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果；

出血区域确定模块，设置为根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

本申请还提供了一种计算机设备，该计算机设备包括：

一个或多个处理器；

存储器，设置为存储一个或多个程序；

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现上述的颅内出血区域检测方法。

本申请还提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现上述的颅内出血区域检测方法。

附图说明

图1为本申请实施例一提供的一种颅内出血区域检测方法的流程图；

图2为本申请实施例一提供的一种深度学习网络的示例性结构示意图；

图3为本申请实施例二提供的一种颅内出血区域检测装置的结构示意图；

图 4 为本申请实施例三提供的一种计算机设备的结构示意图。

具体实施方式

下面结合附图和实施例对本申请进行说明。此处所描述的具体实施例仅仅用于解释本申请。为了便于描述，附图中仅示出了与本申请相关的部分。

在讨论示例性实施例之前应当提到的是，一些示例性实施例被描述成作为流程图描绘的处理或方法。虽然流程图将多个步骤描述成顺序的处理，但是其中的许多步骤可以被并行地、并发地或者同时实施。此外，多个步骤的顺序可以被重新安排。当其操作完成时所述处理可以被终止，但是还可以具有未包括在附图中的附加步骤。所述处理可以对应于方法、函数、规程、子例程、子程序等等。

实施例一

图 1 为本申请实施例一提供的一种颅内出血区域检测方法的流程图。本实施例可适用于使用颅内 CT 扫描影像数据对颅内出血区域检测的情况，该方法可以由本申请实施例所提供的颅内出血区域检测装置来执行，该装置可以由硬件和/或软件的方式来实现，一般可集成于计算机设备中。如图 1 所示，包括如下步骤：

S11、获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据。

可以通过读取 CT 设备在完成扫描后所获得的元数据头数据（Meta Header Data, MHD）格式的数据文件，来获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，然后将获得的电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据，以便于后续的处理。对于数据的三维转换方法可以是相关技术中的任意方法，在本实施例不作限制。

S12、根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据。

在获得了三维影像数据之后，可以根据预设间隔和预设分辨率对三维影像数据进行采样，从而可以根据需要获得指定层数和指定点数的平面影像数据，而无需受到 CT 设备的精度限制。其中，预设间隔可以是 $10\text{mm} \times 1\text{mm} \times 1\text{mm}$ ，预设分辨率可以是 $10 \times 256 \times 256$ 。可选的，采样过程包括层内采样及层间采样，其中的层内采样可以采用双线性插值算法进行采样，而层间采样可以采用最近邻算法进行采样。在完成采样过程之后，还可以将获得的平面影像数据截断至 0-90 的范围内，并将数据归一化至 -1 到 1 之间，以便于后续的处理。

S13、将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果。

在获得多层平面影像数据之后，即可将每一层平面影像数据独立的通过融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，从而通过该深度学习网络输出每层平面影像数据中更为精确的出血区域的预测结果。其中，深度学习网络可以是卷积神经网络。

可选的，所述深度学习网络包括空间模块、上下文模块以及注意力融合模块；所述空间模块用于提取每层平面影像数据中的空间特征，所述上下文模块用于捕获上下文特征，所述注意力融合模块用于对所述空间特征和所述上下文特征进行融合。

所述空间模块包括多个卷积核大小为 3×3 的卷积层。空间模块不需要很大的感受野，但需要对特定的空间特征更为敏感。浅层卷积网络具有较少的卷积层，能够很好地还原更精细的空间特征。因此，在本实施例中，可以选用轻量的卷积神经网络作为空间模块来提取空间细节特征，所提取的空间细节特征可以更好地用于确定出血区域与正常组织之间的边界。该轻量的卷积神经网络即可以由多个卷积核大小为 3×3 的卷积层组成，并且，每个卷积层可以带有批量归一化层和线性整流函数（Rectified Linear Unit, ReLU）激活函数层，在相邻的卷积层之间还可以有一个最大池化层。

所述上下文模块包括深度残差网络（Deep Residual Network, ResNet）-18 网络或 EfficientNet 网络。上下文模块用于区分出血区域和松果体钙化等解剖结构，出血区域和松果体钙化等解剖结构在空间细节上具有相似的局部表现。而深度卷积网络在提取上下文信息方面具有很强的能力，因此，在本实施例中，可以使用 ResNet-18 网络或 EfficientNet 网络等作为上下文模块，并且可以在其中的每个卷积层之后添加批量归一化层。

所述注意力融合模块为多层，且所述注意力融合模块中的当前层的输入包括当前层接收的上一层的输出或所述上下文模块输出的全局均值池化；所述对所述空间特征和所述上下文特征进行融合，包括：

$$f = \text{Concat}(S_{t-1}, C_{t-1}, A_{t-1})$$

$$\text{Map} = \text{softmax}((\text{reshape}(\text{Conv}(f)))^T * \text{reshape}(\text{Conv}(f)))$$

$$A_t = \text{Conv}(\text{reshape}(\text{reshape}(\text{Conv}(f)) * \text{Map}))$$

其中， S_{t-1} 表示所述空间模块的输出， C_{t-1} 表示所述上下文模块的输出， A_{t-1} 表示所述注意力融合模块中的当前层的上一层的输出，Concat 表示特征融合， f

表示第一特征图, $Conv(f)$ 表示将第一特征图 f 通过卷积层, $()^T$ 表示矩阵转置, $reshape()$ 表示矩阵重组, $softmax$ 表示归一化指数函数, Map 表示第二特征图, A_t 表示所述注意力融合模块的当前层的输出, t 为所述注意力融合模块的当前层的标识。

在提取出每个尺度上的空间特征和上下文特征后, 可以采用注意力融合模块对其进行融合, 以输出相应的预测特征图, 则注意力融合模块可以采用上述公式进行融合。首先可以在通道维度上拼接 S_{t-1} 、 C_{t-1} 和 A_{t-1} 以形成第一特征图 f , 然后可以形成三条分支, 并分别使用卷积核大小为 3×3 的卷积层以及ReLU激活函数层作用在第一特征图 f 上, 以得到特征图 f_1 、 f_2 和 f_3 。接着可以通过矩阵重组和矩阵转置将特征图 f_1 和 f_2 转换为相应的维度, 并可通过矩阵乘法和 $softmax$ 层获得第二特征图 Map 。第二特征图 Map 可以看成是全局注意力图, 可以包括图像特征中任意两个位置之间的相关性, 因此可以在第二特征图 Map 中捕捉到全局上下文信息, 从而使用第二特征图 Map 可以引导第一特征图 f 去寻找空间细节的出血区域特征。然后特征图 f_3 通过矩阵重组转换为相应的维度, 再通过矩阵乘法和第二特征图 Map 结合, 最后, 可以使用卷积核大小为 1×1 的卷积层、批量归一化层及ReLU激活函数层作用在结合后的输出上, 以得到当前层注意力融合模块的输出。其中, 卷积核大小为 1×1 的卷积层用于匹配通道数量, 以确保输出的通道数能够匹配注意力融合模块中的下一层。

示例性的, 本实施例中深度学习网络的结构可以如图2所示, 空间模块包括五个卷积核大小为 3×3 的卷积层(Conv 3×3)。上下文模块包括一个卷积核大小为 7×7 的卷积层(Conv 7×7)和四个ResNet-18网络(Res-1、Res-2、Res-3和Res-4), 并分别对应接收空间模块的多个卷积层的输出, 同时收空间模块的每层的输出又是收空间模块的下一层的输入, 并最终输出全局均值池化。注意力融合模块包括的注意因子分解机(Attentional Factorization Machines, AFM)的数量为五层, 并对应接收空间模块和上下文模块的多层输出, 最后一层AFM接收上下文模块输出的全局均值池化, 并将输出逐层向上传递。最后, 最上层的AFM的输出再依次通过卷积核大小为 3×3 和卷积核大小为 1×1 的卷积层(Conv 3×3 和Conv 1×1), 即可获得最后的预测结果。其中, 空间模块的五个卷积层从上到下的滤波器数量分别可以是64、64、128、256和512。

可选的, 所述将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络, 以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果, 包括: 通过所述深度学习网络输出所述每层平面影像数据中每个点的预测结果; 将每个点的预测结果与预设阈值进行比较, 并根据比较结果将所述每层平面影像数据二值化, 以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果。

深度学习网络的输入可以是获得的每层平面影像数据，输出可以是该每层平面影像数据中每个点的预测结果，可以是每个点为出血点的概率。在获得深度学习网络输出的预测结果之后，可以将每个点对应的预测结果与预设阈值进行比较，预设阈值可以是预设概率阈值，当预测结果大于预设阈值时，即可将对应的点判定为出血点，并可该点设置为 1，当预测结果小于或等于预设阈值时，则可以将对应的点判定为正常背景点，并可该点设置为 0。在完成了一层平面影像数据中所有点的判定之后，即可得到该层平面影像数据中出血区域的预测结果。

S14、根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

在得到每层平面影像数据中出血区域的预测结果之后，可以将多层预测得到的出血区域层叠起来，即可根据同样的预设间隔重新形成三维出血区域数据。

在上述技术方案的基础上，可选的，在所述将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果之前，还包括：对所述深度学习网络进行训练，训练所使用的损失函数为 Dice 函数。在对深度学习网络进行训练的过程中，可以使用 Dice 函数作为损失函数，公式为：

$$\mathcal{L}_{Dice(p,y)} = 1 - \frac{2p^T y}{\|p\|_2 + \|y\|_2}$$

其中， $\mathcal{L}_{Dice(p,y)}$ 表示损失函数， p 表示深度学习网络的输出， y 表示真实出血标注， $\|\cdot\|_2$ 表示矩阵的 2-范数， $()^T$ 表示矩阵转置。由于颅内出血数据集存在类不平衡问题，即背景像素数量远大于出血像素数量，非出血的数量可以是出血数量的 100 多倍，如果使用交叉熵函数作为损失函数，则会使网络陷入局部最优解，使得网络总是预测为背景而没有任何出血像素。通过使用 Dice 函数作为损失函数，可以很好的解决这种类不平衡问题。

本申请实施例所提供的技术方案，首先获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将其转换为三维影像数据，然后根据预设间隔和预设分辨率对三维影像数据进行采样以得到多层平面影像数据，再将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到每层平面影像数据中出血区域的预测结果，最后即可根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。通过使用融合了空间特征的深度学习网络，可以区分出血区域与脑组织之间的模糊边界，通过使用融合了上下文全局特征的深度学习网络，可以更好地区分出血区域与正常组织，从而增强了颅内出血检测的性能，提高了颅内出血检测结果的准确率。

实施例二

图 3 为本申请实施例二提供的一种颅内出血区域检测装置的结构示意图，该装置可以由硬件和/或软件的方式来实现，一般可集成于计算机设备中，设置为执行本申请任意实施例所提供的颅内出血区域检测方法。如图 3 所示，该装置包括：

影像数据获取模块 31，设置为获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据；数据采集模块 32，设置为根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据；预测结果获得模块 33，设置为将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果；出血区域确定模块 34，设置为根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

本申请实施例所提供的技术方案，首先获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将其转换为三维影像数据，然后根据预设间隔和预设分辨率对三维影像数据进行采样以得到多层平面影像数据，再将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到每层平面影像数据中出血区域的预测结果，最后即可根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。通过使用融合了空间特征的深度学习网络，可以区分出血区域与脑组织之间的模糊边界，通过使用融合了上下文全局特征的深度学习网络，可以更好地区分出血区域与正常组织，从而增强了颅内出血检测的性能，提高了颅内出血检测结果的准确率。

在上述技术方案的基础上，可选的，所述深度学习网络包括空间模块、上下文模块以及注意力融合模块；所述空间模块用于提取每层平面影像数据中的空间特征，所述上下文模块用于捕获上下文特征，所述注意力融合模块用于对所述空间特征和所述上下文特征进行融合。

在上述技术方案的基础上，可选的，所述空间模块包括多个卷积核大小为 3×3 的卷积层。

在上述技术方案的基础上，可选的，所述上下文模块包括 ResNet-18 网络或 EfficientNet 网络。

在上述技术方案的基础上，可选的，所述注意力融合模块为多层，且所述注意力融合模块中的当前层的输入包括当前层接收额上一层的输出或所述上下文模块输出的全局均值池化；注意力融合模块用于：

$$f = \text{Concat}(S_{t-1}, C_{t-1}, A_{t-1})$$

$$\text{Map} = \text{softmax}((\text{reshape}(\text{Conv}(f)))^T * \text{reshape}(\text{Conv}(f)))$$

$$A_t = \text{Conv}(\text{reshape}(\text{reshape}(\text{Conv}(f)) * \text{Map}))$$

其中, S_{t-1} 表示所述空间模块的输出, C_{t-1} 表示所述上下文模块的输出, A_{t-1} 表示所述注意力融合模块中的当前层的上一层的输出, Concat 表示特征融合, f 表示第一特征图, $\text{Conv}(f)$ 表示将第一特征图 f 通过卷积层, $()^T$ 表示矩阵转置, $\text{reshape}()$ 表示矩阵重组, softmax 表示归一化指数函数, Map 表示第二特征图, A_t 表示所述注意力融合模块当前层的输出, t 为所述注意力融合模块的当前层的标识。

在上述技术方案的基础上, 可选的, 该颅内出血区域检测装置, 还包括:

训练模块, 设置为在所述将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络, 以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果之前, 对所述深度学习网络进行训练, 训练所使用的损失函数为 Dice 函数。

在上述技术方案的基础上, 可选的, 预测结果获得模块 33 设置为:

通过所述深度学习网络输出所述每层平面影像数据中每个点的预测结果; 将每个点的预测结果与预设阈值进行比较, 并根据比较结果将所述每层平面影像数据二值化, 以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果。

本申请实施例所提供的颅内出血区域检测装置可执行本申请任意实施例所提供的颅内出血区域检测方法, 具备执行方法相应的功能模块和效果。

在上述颅内出血区域检测装置的实施例中, 所包括的多个单元和模块只是按照功能逻辑进行划分的, 但并不局限于上述的划分, 只要能够实现相应的功能即可; 另外, 多个功能单元的名称也只是为了便于相互区分, 并不用于限制本申请的保护范围。

实施例三

图 4 为本申请实施例三提供的一种计算机设备的结构示意图, 示出了适于用来实现本申请实施方式的示例性计算机设备的框图。图 4 显示的计算机设备仅仅是一个示例, 不应对本申请实施例的功能和使用范围带来任何限制。如图 4 所示, 该计算机设备包括处理器 41、存储器 42、输入装置 43 及输出装置 44; 计算机设备中处理器 41 的数量可以是一个或多个, 图 4 中以一个处理器 41 为

例，计算机设备中的处理器 41、存储器 42、输入装置 43 及输出装置 44 可以通过总线或其他方式连接，图 4 中以通过总线连接为例。

存储器 42 作为一种计算机可读存储介质，可设置为存储软件程序、计算机可执行程序以及模块，如本申请实施例中的颅内出血区域检测方法对应的程序指令/模块（例如，颅内出血区域检测装置中的影像数据获取模块 31、数据采样模块 32、预测结果获得模块 33 及出血区域确定模块 34）。处理器 41 通过运行存储在存储器 42 中的软件程序、指令以及模块，从而执行计算机设备的多种功能应用以及数据处理，即实现上述的颅内出血区域检测方法。

存储器 42 可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序；存储数据区可存储根据计算机设备的使用所创建的数据等。此外，存储器 42 可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中，存储器 42 可包括相对于处理器 41 远程设置的存储器，这些远程存储器可以通过网络连接至计算机设备。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

输入装置 43 可设置为获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，以及产生与计算机设备的用户设置和功能控制有关的键信号输入等。输出装置 44 包括显示屏等设备，可设置为向用户展示最终颅内出血区域的预测结果。

实施例四

本申请实施例四还提供一种包含计算机可执行指令的存储介质，该计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种颅内出血区域检测方法，该方法包括：

获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据；根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据；将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果；根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

存储介质可以是任何的多种类型的存储器设备或存储设备。术语“存储介质”旨在包括：安装介质，例如光盘只读存储器（Compact Disc Read-Only Memory, CD-ROM）、软盘或磁带装置；计算机系统存储器或随机存取存储器，诸如动态随机存取存储器（Dynamic Random Access Memory, DRAM）、双倍数据速

率随机存取存储器（双倍数据速率，DDR RAM）、静态随机存取存储器（Static RAM, SRAM）、扩展数据输出随机存取存储器（Extended Data Output, EDO RAM）、兰巴斯（Rambus）RAM等；非易失性存储器，诸如闪存、磁介质（例如硬盘或光存储）；寄存器或其它相似类型的存储器元件等。存储介质可以还包括其它类型的存储器或其组合。另外，存储介质可以位于程序在其中被执行的计算机系统中，或者可以位于不同的第二计算机系统中，第二计算机系统通过网络（诸如因特网）连接到计算机系统。第二计算机系统可以提供程序指令给计算机用于执行。术语“存储介质”可以包括可以驻留在不同位置中（例如在通过网络连接的不同计算机系统中）的两个或更多存储介质。存储介质可以存储可由一个或多个处理器执行的程序指令（例如实现为计算机程序）。

本申请实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质，其计算机可执行指令不限于如上所述的方法操作，还可以执行本申请任意实施例所提供的颅内出血区域检测方法中的相关操作。

计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质，该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。

计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于无线、电线、光缆、射频（Radio Frequency, RF）等等，或者上述的任意合适的组合。

通过以上关于实施方式的描述，所属领域的技术人员可以了解到，本申请可借助软件及必需的通用硬件来实现，也可以通过硬件实现。本申请的技术方案本质上可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中，如计算机的软盘、只读存储器（Read-Only Memory, ROM）、RAM、闪存（FLASH）、硬盘或光盘等，包括多个指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等）执行本申请实施例所述的方法。

1、一种颅内出血区域检测方法，包括：

获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据；

根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据；

将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果；

根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

2、根据权利要求1所述的颅内出血区域检测方法，其中，所述深度学习网络包括空间模块、上下文模块以及注意力融合模块；所述空间模块用于提取每层平面影像数据中的空间特征，所述上下文模块用于捕获上下文特征，所述注意力融合模块用于对所述空间特征和所述上下文特征进行融合。

3、根据权利要求2所述的颅内出血区域检测方法，其中，所述空间模块包括多个卷积核大小为 3×3 的卷积层。

4、根据权利要求2所述的颅内出血区域检测方法，其中，所述上下文模块包括深度残差网络 ResNet-18 网络或 EfficientNet 网络。

5、根据权利要求2所述的颅内出血区域检测方法，其中，所述注意力融合模块为多层，且所述注意力融合模块中的当前层的输入包括当前层接收的上一层的输出或所述上下文模块输出的全局均值池化；

所述对所述空间特征和所述上下文特征进行融合，包括：

$$f = \text{Concat}(S_{t-1}, C_{t-1}, A_{t-1});$$

$$\text{Map} = \text{softmax}((\text{reshape}(\text{Conv}(f)))^T * \text{reshape}(\text{Conv}(f)));$$

$$A_t = \text{Conv}(\text{reshape}(\text{reshape}(\text{Conv}(f)) * \text{Map}));$$

其中， S_{t-1} 表示所述空间模块的输出， C_{t-1} 表示所述上下文模块的输出， A_{t-1} 表示所述注意力融合模块中的当前层的上一层的输出， Concat 表示特征融合， f 表示第一特征图， $\text{Conv}(f)$ 表示将第一特征图 f 通过卷积层， $()^T$ 表示矩阵转置， $\text{reshape}()$ 表示矩阵重组， softmax 表示归一化指数函数， Map 表示第二特征图， A_t 表示所述注意力融合模块的当前层的输出， t 为所述注意力融合模块的当前层的标识。

6、根据权利要求1所述的颅内出血区域检测方法，在所述将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果之前，还包括：

对所述深度学习网络进行训练，其中，训练所使用的损失函数为 Dice 函数。

7、根据权利要求1所述的颅内出血区域检测方法，其中，所述将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果，包括：

通过所述深度学习网络输出所述每层平面影像数据中每个点的预测结果；

将每个点的预测结果与预设阈值进行比较，并根据比较结果将所述每层平面影像数据二值化，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果。

8、一种颅内出血区域检测装置，包括：

影像数据获取模块，设置为获取颅内的电子计算机断层扫描影像数据，并将所述电子计算机断层扫描影像数据转换为三维影像数据；

数据采样模块，设置为根据预设间隔和预设分辨率对所述三维影像数据进行采样，以得到多层平面影像数据；

预测结果获得模块，设置为将每层平面影像数据输入训练后的融合空间特征和上下文特征的深度学习网络，以得到所述每层平面影像数据中出血区域的预测结果；

出血区域确定模块，设置为根据每层平面影像数据中出血区域的预测结果确定颅内的三维出血区域数据。

9、一种计算机设备，包括：

至少一个处理器；

存储器，设置为存储至少一个程序；

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行，使得所述至少一个处理器实现如权利要求1-7中任一项所述的颅内出血区域检测方法。

10、一种计算机可读存储介质，存储有计算机程序，其中，所述程序被处理器执行时实现如权利要求1-7中任一项所述的颅内出血区域检测方法。

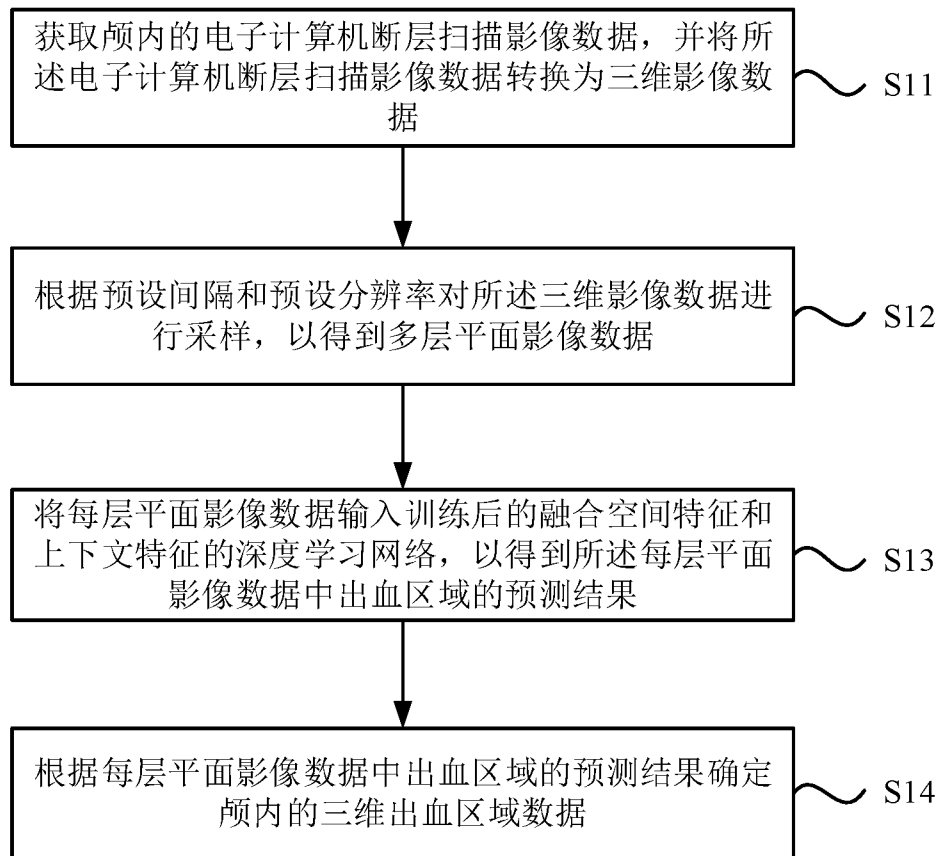


图 1

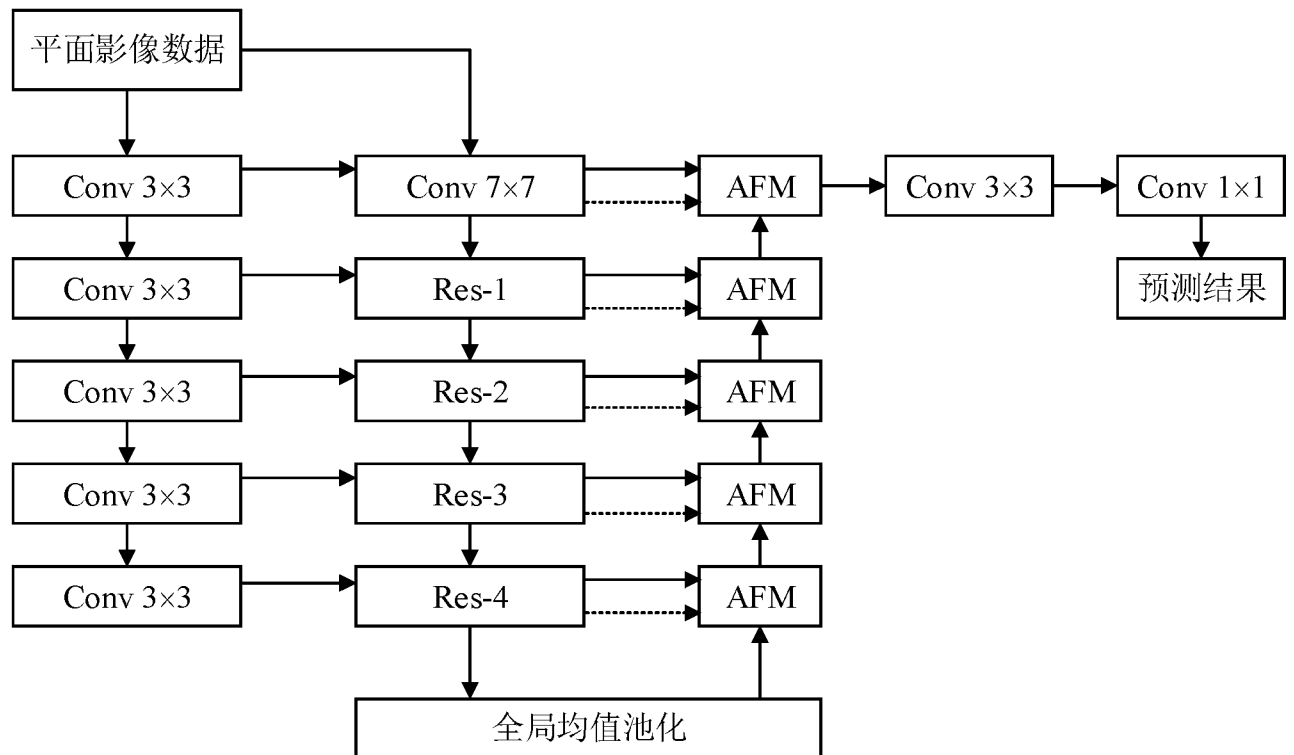


图 2

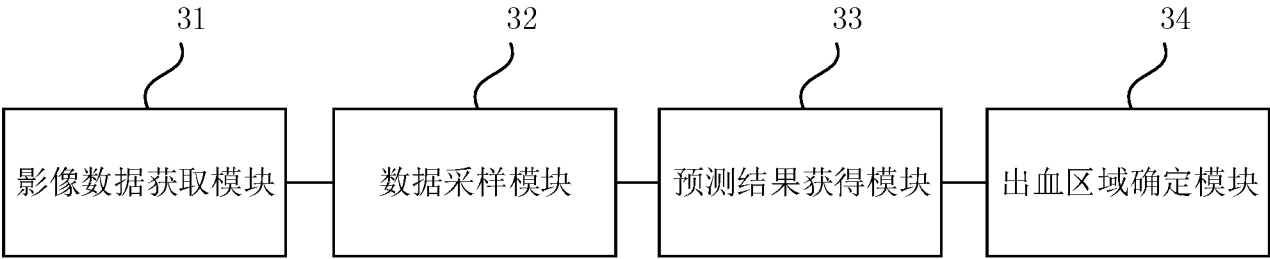


图 3

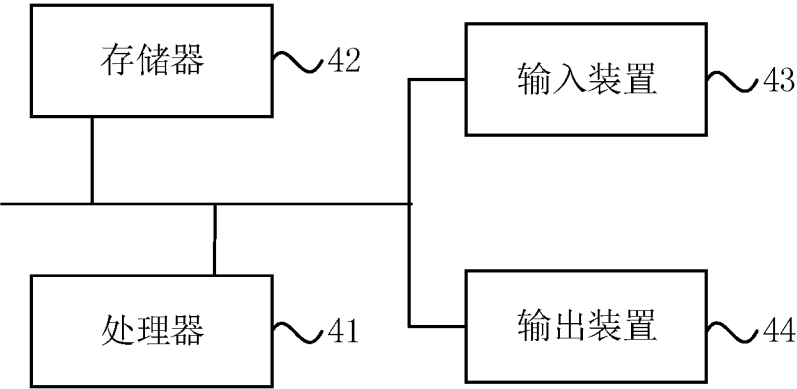


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2021/138657

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/00(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)

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)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC: 颅内, 颅脑, 出血, 区域, 检测, 识别, 预测, 断层扫描, CT, 三维, 多层平面, 空间特征, 上下文, 网络, intracranial, cranial, hemorrhage, regional, detect+, identificat+, prediction, tomography, three-dimensional, multi-layered planar, spatial features, context, network

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 112614145 A (XIANGTAN UNIVERSITY) 06 April 2021 (2021-04-06) description, paragraphs [0004]-[0018]	1-4, 6-10
Y	US 2021125074 A1 (LUNIT INC.) 29 April 2021 (2021-04-29) description, paragraphs [0013]-[0052]	1-4, 6-10
A	CN 112070781 A (SHENYANG NEUSOFT INTELLIGENT MEDICAL TECHNOLOGY RESEARCH INSTITUTE CO., LTD.) 11 December 2020 (2020-12-11) entire document	1-10
A	US 2011002523 A1 (PRAKASH, Bhanu K. N. et al.) 06 January 2011 (2011-01-06) 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
 “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

25 August 2022

Date of mailing of the international search report

07 September 2022

Name and mailing address of the ISA/CN

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

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2021/138657

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	112614145	A	06 April 2021	None			
US	2021125074	A1	29 April 2021	KR	102166835	B1	16 October 2020
CN	112070781	A	11 December 2020	None			
US	2011002523	A1	06 January 2011	SG	188879	A1	30 April 2013
				CN	102016911	A	13 April 2011
				JP	2011514822	A	12 May 2011
				EP	2260466	A1	15 December 2010
				WO	2009110850	A1	11 September 2009

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2021/138657

A. 主题的分类

G06T 7/00 (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)

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))

CNPAT, CNKI, WPI, EP0D0C: 颅内, 颅脑, 出血, 区域, 检测, 识别, 预测, 断层扫描, CT, 三维, 多层平面, 空间特征, 上下文, 网络, intracranial, cranial, hemorrhage, regional, detect+, identificat+, prediction, tomography, three-dimensional, multi-layered planar, spatial features, context, network

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
Y	CN 112614145 A (湘潭大学) 2021年4月6日 (2021 - 04 - 06) 说明书第[0004]-[0018]段	1-4, 6-10
Y	US 2021125074 A1 (LUNIT INC.) 2021年4月29日 (2021 - 04 - 29) 说明书第[0013]-[0052]段	1-4, 6-10
A	CN 112070781 A (沈阳东软智能医疗科技研究院有限公司) 2020年12月11日 (2020 - 12 - 11) 全文	1-10
A	US 2011002523 A1 (PRAKASH, Bhanu K. N. 等) 2011年1月6日 (2011 - 01 - 06) 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

“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

2022年8月25日

国际检索报告邮寄日期

2022年9月7日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

孟子山

电话号码 86-(10)-53961387

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2021/138657

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	112614145	A	2021年4月6日	无			
US	2021125074	A1	2021年4月29日	KR	102166835	B1	2020年10月16日
CN	112070781	A	2020年12月11日	无			
US	2011002523	A1	2011年1月6日	SG	188879	A1	2013年4月30日
				CN	102016911	A	2011年4月13日
				JP	2011514822	A	2011年5月12日
				EP	2260466	A1	2010年12月15日
				WO	2009110850	A1	2009年9月11日