



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110752031 A

(43)申请公布日 2020.02.04

(21)申请号 201911068110.0

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.11.05

(71)申请人 广州互云医院管理有限公司

地址 510000 广东省广州市越秀区流花路
117号流花展馆21号馆

(72)发明人 刘新 黄志炜 李晓伟 陈铭湘

(74)专利代理机构 东莞市汇橙知识产权代理事
务所(特殊普通合伙) 44571

代理人 黎敏强

(51)Int.Cl.

G16H 50/20(2018.01)

G06N 3/08(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

A61B 5/02(2006.01)

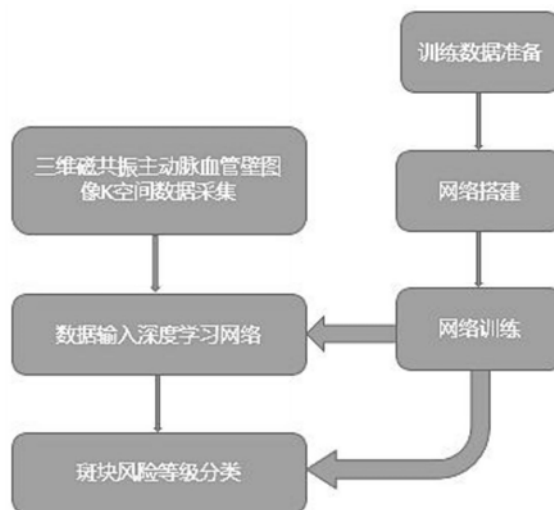
权利要求书1页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法

(57)摘要

一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法,涉及磁共振成像技术,该方法包括以下步骤:步骤一、训练数据准备;步骤二、深度学习网络模型搭建;步骤三、深度学习网络训练;步骤四、深度学习网络测试,采用深度学习网络直接从K空间对主动脉血管壁中的斑块进行筛查并进行分类,此网络模型与其它网络模型相比,实现了从K空间数据输入直接到斑块风险分类输出的功能,充分利用了数据频率域以及图像域信息,无需重建原始图像,进一步缩短了数据处理时间,简化了斑块诊断过程,同时还可以有效缩短成像时间,辅助医生实现快速而精确的诊断,节约医疗成本,使主动脉血管壁斑块的诊断评估更加标准化。



1. 一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法,其特征在于:该方法包括以下骤:

步骤一、训练数据准备;

步骤二、深度学习网络模型搭建;

步骤三、深度学习网络训练;

步骤四、深度学习网络测试。

2. 根据权利要求1所述的主动脉血管壁斑块智能诊断方法,其特征在于:所述的训练数据准备是利用心电图触发和呼吸导航的3D SPACE序列采集主动脉血管壁数据,对于数据的采集。

3. 根据权利要求1所述的主动脉血管壁斑块智能诊断方法,其特征在于:所述的深度学习网络模型搭建是据要实现的三维高分辨磁共振血管壁成像斑块分类的任务,搭建快速有效的深度学习网络。

4. 根据权利要求3所述的主动脉血管壁斑块智能诊断方法,其特征在于:所述的深度学习网络具有选择多样,不限于某一种网络,网络中包含逆傅立叶变换层,网络内部支持K空间数据到图像的转换,然后从图像域网络对图像进行特征提取,完成斑块风险等级分类。

5. 根据权利要求1所述的主动脉血管壁斑块智能诊断方法,其特征在于:所述的深度学习网络训练为使用数据库的数据对网络模型参数进行训练,以求得到最优的网络参数,网络训练输入的是待分类的主动脉血管壁K空间数据,输出斑块分类的结果。

6. 根据权利要求5所述的主动脉血管壁斑块智能诊断方法,其特征在于:所述的输出斑块分类的结果共七个分类结果,七个分类结果分别为I- II、III、VI- V、VI、VII、VIII以及无斑块。

7. 根据权利要求1所述的主动脉血管壁斑块智能诊断方法,其特征在于:所述的深度学习网络测试是将待测试数据输入到训练好的深度学习网络模型中,可以直接输出斑块的风险等级,实现血管壁斑块的风险等级分类。

一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及磁共振成像技术,具体涉及一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法。

背景技术

[0002] 主动脉粥样硬化斑块是动脉硬化中常见的类型,其中易损斑块破裂形成血栓,造成血管堵塞,是心肌梗塞和脑梗塞的主要病因之一。由于该疾病致死率及致残率高,因此根据斑块不同时期的变化情况,充分评估主动脉粥样硬化斑块的分布、成分等特征,对斑块进行数量统计和风险等级分类,对于该病的预防、评估和诊断尤为重要。

[0003] 磁共振血管壁成像或黑血成像的方法,能够通过对血流信号的抑制,显示血管壁和斑块的形态,被誉为斑块的活体病理检查。二维黑血磁共振血管壁成像技术已被应用于临床,能够无创性评估主动脉粥样硬化斑块。然而由于二维成像本身所具有的一些缺点,如分辨率低,部分容积效应,空间覆盖有限等,使其在主动脉血管壁成像的应用有一定的局限性。

[0004] 近年来,随着3T高场强磁共振技术的发展,三维黑血磁共振血管壁成像技术的相关序列也相继得到发展,采用三维快速自旋回波序列(3D dark-blood turbo spin echo sampling perfection with application-optimized contrasts using different flip-angle evolution,3D-SPACE或volume isotropic turbo spin echo acquisition,VISTA)用于主动脉血管壁成像。但是目前的三维黑血成像技术存在着两项不足:第一,成像速度慢。第二,图像信噪比较低,斑块风险分类困难。

[0005] 目前对于主动脉粥样硬化斑块诊断的主要步骤是:先对病人进行磁共振扫描,然后由影像技术人员传给医学影像信息系统(Picture Archiving and Communication Systems,PACS),最后由有经验的影像医生进行诊断。存在的问题是:第一,三维主动脉血管壁成像速度慢,由于受生理运动的影响,扫描时间通常在10分钟以上。近年来,压缩感知等快速成像方法的应用,可减少采集的K空间数据量,极大的提高采集速度,但需要复杂的图像重建方法对欠采数据进行重建,重建时间长,重建的误差会影响后续的诊断。第二,图像信噪比较低,有时存在图像模糊或运动伪影等问题,造成斑块风险分类困难;而且,由于医生经验的不同,诊断的标准不一,主观性强,准确性存在偏差,为了解决上述技术问题,特提出一种新的技术方案。

发明内容

[0006] 本发明提出一种基于磁共振血管壁成像技术,特别说明了一种主动脉斑块风险智能诊断方法,主要通过高分辨率磁共振血管壁成像,结合深度学习算法实现对主动脉斑块的识别,快速、准确的获取斑块分布情况并根据斑块成分按照风险等级进行分类。

[0007] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法,该方法包括以下骤:

[0008] 步骤一、训练数据准备;

[0009] 步骤二、深度学习网络模型搭建；

[0010] 步骤三、深度学习网络训练；

[0011] 步骤四、深度学习网络测试；

[0012] 所述的训练数据准备是利用心电图触发和呼吸导航的3D SPACE序列采集主动脉搏血管壁数据,对于数据的采集。

[0013] 所述的深度学习网络模型搭建是据要实现的三维高分辨磁共振血管壁成像斑块分类的任务,搭建快速有效的深度学习网络,

[0014] 所述的深度学习网络具有选择多样,不限于某一种网络,网络中包含逆傅立叶变换层,网络内部支持K空间数据到图像的转换,然后从图像域网络对图像进行特征提取,完成斑块风险等级分类。

[0015] 所述的深度学习网络训练为使用数据库的数据对网络模型参数进行训练,以求得到最优的网络参数,网络训练输入的是待分类的主动脉搏血管壁K空间数据,输出斑块分类的结果。

[0016] 所述的输出斑块分类的结果共七个分类结果,七个分类结果分别为I-II、III、VI-V、VI、VII、VIII以及无斑块。

[0017] 所述的深度学习网络测试是将待测试数据输入到训练好的深度学习网络模型中,可以直接输出斑块的风险等级,实现血管壁斑块的风险等级分类。

[0018] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:本发明是利用磁共振对主动脉搏血管壁进行高分辨率三维成像,采用深度学习网络直接从K空间对主动脉搏血管壁中的斑块进行筛查并进行分类,此网络模型与其它网络模型相比,实现了从K空间数据输入直接到斑块风险分类输出的功能,充分利用了数据频率域以及图像域信息,无需重建原始图像,进一步缩短了数据处理时间,简化了斑块诊断过程,同时还可以有效缩短成像时间,辅助医生实现快速而精确的诊断,节约医疗成本,使主动脉搏血管壁斑块的诊断评估更加标准化。

附图说明

[0019] 图1为本发明的路线图；

[0020] 图2为本发明的提出的卷积神经网络用于磁共振主动脉搏斑块分类图；

[0021] 图3为本发明的DenseNet-121网络结构图；

[0022] 图4为本发明的展示了层数为5的致密连接模块Dense Block；

具体实施方式

[0023] 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,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做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。

[0024] 请参阅各图,一种主动脉搏血管壁斑块智能诊断方法,该方法包括以下骤:

[0025] 步骤一、训练数据准备；

[0026] 步骤二、深度学习网络模型搭建；

[0027] 步骤三、深度学习网络训练；

[0028] 步骤四、深度学习网络测试；

[0029] 所述的训练数据准备是利用心电图触发和呼吸导航的3D SPACE序列采集主动脉搏血管壁数据,对于数据的采集。可以使用但不限于以下具体参数,例如:采用32通道线圈,分辨率为各向同性,例如 $1.1 \times 1.1 \times 1.1$ (mm³);TR/TE=R-R/21ms,ETL=45,等。K空间可为全采或欠采数据,将采集的K空间数据建立数据库。

[0030] 所述的深度学习网络模型搭建是据要实现的三维高分辨磁共振血管壁成像斑块分类的任务,搭建快速有效的深度学习网络,

[0031] 所述的深度学习网络具有选择多样,不限于某一种网络,网络中包含逆傅立叶变换层,网络内部支持K空间数据到图像的转换,然后从图像域网络对图像进行特征提取,完成斑块风险等级分类。

[0032] 所述的深度学习网络训练为使用数据库的数据对网络模型参数进行训练,以求得到最优的网络参数,网络训练输入的是待分类的主动脉搏血管壁K空间数据,输出斑块分类的结果。

[0033] 所述的输出斑块分类的结果共七个分类结果,七个分类结果分别为I-II、III、VI-V、VI、VII、VIII以及无斑块。

[0034] 所述的深度学习网络测试是将待测试数据输入到训练好的深度学习网络模型中,可以直接输出斑块的风险等级,实现血管壁斑块的风险等级分类。

[0035] 具体实施如下:

[0036] 首先进行训练数据准备,在此组数据中采集20个病人的数据作为训练数据集,共计1280幅图像。对收集的原始数据由专业的临床医生对原始的1280张血管壁斑块图像手工勾勒,根据斑块分类,将动脉粥样硬化斑块按I-II、III、VI-V、VI、VII、VIII以及无斑块进行分类、标记,作为标签集;

[0037] 然后进行深度学习网络模型搭建,在进行网络模型搭建中要基于DenseNet深度学习网络,搭建了卷积神经网络模型,整个网络由频率域网络及图像域网络两大部分组成,网络主体框架如图2所示。频率域网络使用2个卷积层级联而成,网络在频率域提取完特征后,经过傅里叶逆变换,便可得到重建图像。再将这个图像输入到图像域网络,在图像域进行特征提取,最终网络输出主动脉搏血管壁斑块分类结果,同时采集k空间数据作为输入,输入到频率域网络,频率域网络由1个频率域模块构成,频率域模块包含2个3维卷积层(3D Conv),频率域网络的输入是K空间数据,使用3D卷积层进行卷积,即使得本子网络提取特征,频率域网络的前向过程可由如下公式表示:

$$[0038] \quad \begin{cases} C_0 = x & (1) \\ C_1 = \sigma(W_1 * C_0 + b_1) & (2) \\ C_2 = \sigma(W_2 * C_1 + b_2) & (3) \end{cases}$$

[0039] 其中 W_1, b_1, W_2, b_2 分别是第个1、2卷积层的卷积核和偏置项,所有卷积层均由非线性函数进行激活,经过卷积层进行提取特征后,频率域网络最终的输出是 C_2 , C_2 对进行傅里叶逆变换便可以得到单通道图像数据。

[0040] 得到的图像数据作为输入,输入到图像域网络。图像域网络基于DenseNet-121网络结构,网络结构如图3所示,网络中的Dense Block是DenseNet的核心创新。Dense Block

中的每一层都直接与输入和输出相连接,那么梯度就可以直接从输出传递到每一层,再传递到输入,因此解决了梯度在过深的网络中消失的问题,使得网络更易训练。此外,Dense Block中每一层的输入包含之前所有层中特征图的细息,使得特征的传递也更加有效,网络结构得以精简,层数相较于其他深度网络,大大减小,降低了过拟合的风险。其中致密连接模块(Dense Block)对应的参数中乘以的数值,代表的是Dense Block中的层数。比如Dense Block (1)的参数为:

$$[0041] \quad \begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ 卷积} \\ 3 \times 3 \text{ 卷积} \end{bmatrix} \times 6$$

[0042] 其代表的是,Dense Block共有6层,每层中的特征图是先通过1x1卷积再通过3x3卷积得到。

层结构	输出大小	DenseNet-121 参数
卷积层	112×112	7×7 卷积, 步长为 2
池化层	56×56	3×3 最大值池化
致密连接模块 (1) (Dense Block (1))	56×56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ 卷积} \\ 3 \times 3 \text{ 卷积} \end{bmatrix} \times 6$
转移层 (1) (Transition Layer (1))	56×56	1×1 卷积
	28×28	2×2 均值池化, 步长为 2
致密连接模块 (2) (Dense Block (2))	28×28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ 卷积} \\ 3 \times 3 \text{ 卷积} \end{bmatrix} \times 12$
转移层 (2) (Transition Layer (2))	28×28	1×1 卷积
	14×14	2×2 均值池化, 步长为 2
致密连接模块 (3) (Dense Block (3))	14×14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ 卷积} \\ 3 \times 3 \text{ 卷积} \end{bmatrix} \times 24$
转移层 (3) (Transition Layer (3))	14×14	1×1 卷积
	7×7	2×2 均值池化, 步长为 2
致密连接模块 (4) (Dense Block (4))	7×7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ 卷积} \\ 3 \times 3 \text{ 卷积} \end{bmatrix} \times 16$
分类层	1×1	7×7 全局均值池化
		1000 类输出

[0044] DenseNet-121是基于ImageNet数据训练而得,ImageNet实现的是1000分类,而主动脉粥样硬化斑块是7分类,因此需将DenseNet-121网络最后的输出神经元由1000改为7。

[0045] 其次进行深度学习网络训练,用数据集对搭建好的网络进行训练。采用随机梯度下降法(SGD)算法进行训练,训练采用交叉熵计算损失函数,在已标注的斑块数据训练集上进行训练。输出层的输出结果经过一个sigmoid激活函数与标签进行比较,根据比较结果即损失函数调节网络模型的参数。其中sigmoid函数定义如下:

$$[0046] \quad f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

[0047] 网络的损失函数可以定义为交叉熵

$$[0048] \quad loss = - \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i \log y_i + (1 - \hat{y}_i) \log (1 - y_i))$$

[0049] 其中 $\hat{y}_i$ 为标签, y_i 为网络输出。调节网络参数使损失函数趋向最小, 从而最终获得最优的网络模型。

[0050] 最后深度学习网络测试, 采集待测患者的主动脉血管壁数据, 输入到训练好的深度学习网络中, 得到主动脉血管壁斑块等级分类结果。

[0051] 本发明是利用磁共振对主动脉血管壁进行高分辨率三维成像, 采用深度学习网络直接从K空间对主动脉血管壁中的斑块进行筛查并进行分类, 此网络模型与其它网络模型相比, 实现了从K空间数据输入直接到斑块风险分类输出的功能, 充分利用了数据频率域以及图像域信息, 无需重建原始图像, 进一步缩短了数据处理时间, 简化了斑块诊断过程, 同时还可以有效缩短成像时间, 辅助医生实现快速而精确的诊断, 节约医疗成本, 使主动脉血管壁斑块的诊断评估更加的标准化。

[0052] 在本发明的描述中, 需要理解的是, 指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系, 仅是为了便于描述本发明和简化描述, 而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作, 因此不能理解为对本发明的限制。

[0053] 尽管已经示出和描述了本发明的实施例, 对于本领域的普通技术人员而言, 可以理解在不脱离本发明的原理和精神的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型, 本发明的范围由所附权利要求及其等同物限定。

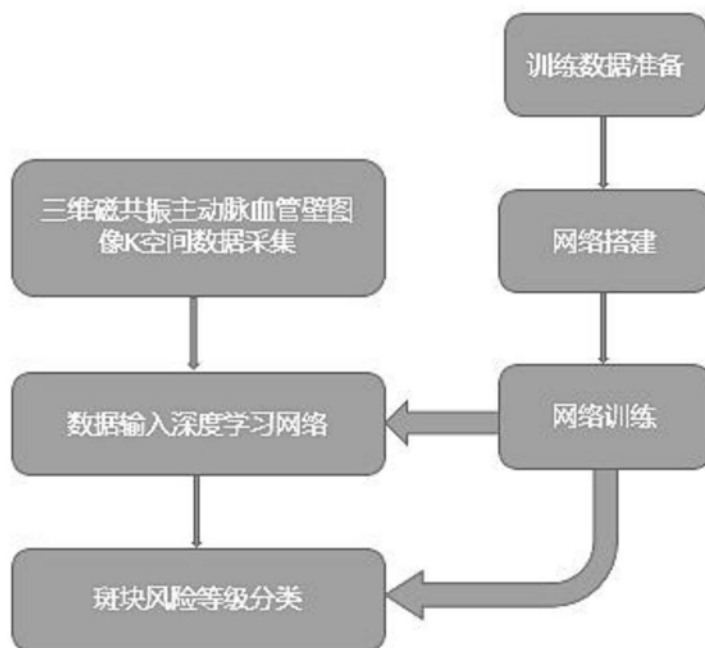


图1

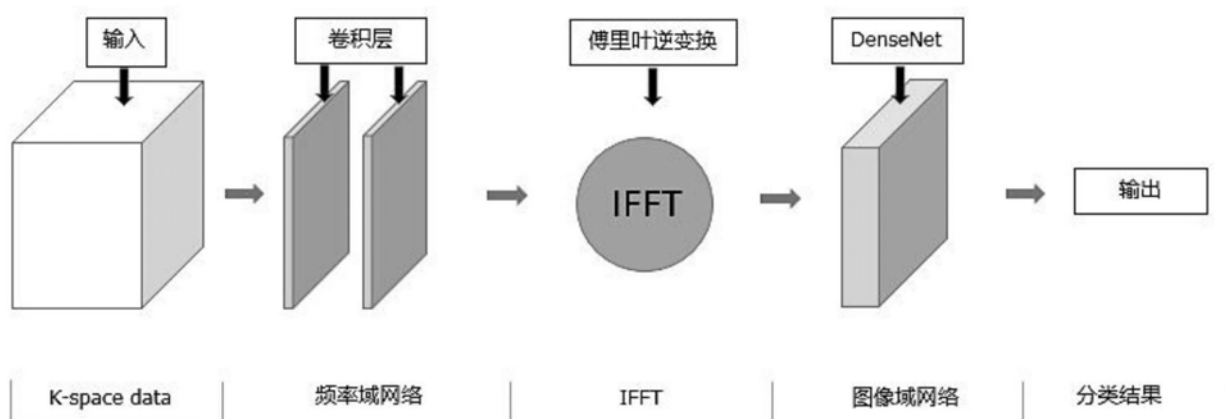


图2

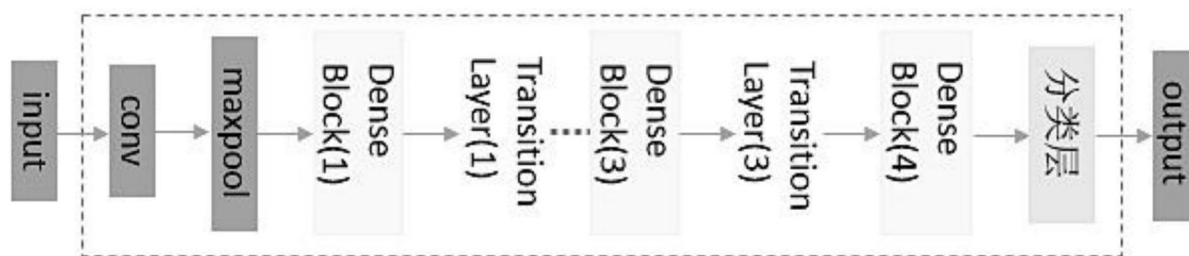


图3

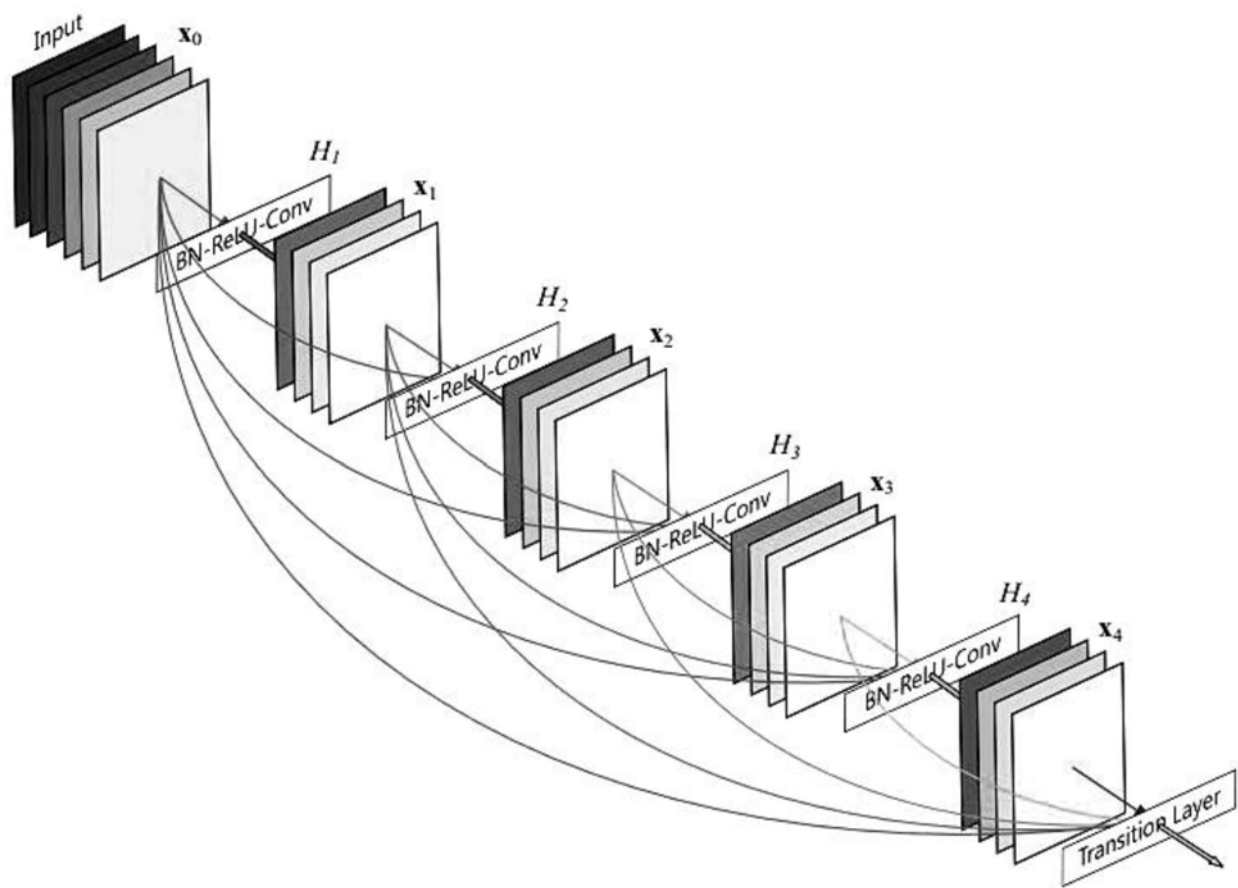


图4

专利名称(译)	一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法		
公开(公告)号	CN110752031A	公开(公告)日	2020-02-04
申请号	CN201911068110.0	申请日	2019-11-05
[标]发明人	刘新 黄志炜 李晓伟 陈铭湘		
发明人	刘新 黄志炜 李晓伟 陈铭湘		
IPC分类号	G16H50/20 G06N3/08 G06N3/04 G06K9/62 A61B5/02 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/004 A61B5/02007 A61B5/7267 G06K9/6256 G06K9/6267 G06N3/0454 G06N3/0481 G06N3/08 G16H50/20		
代理人(译)	黎敏强		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种主动脉血管壁斑块智能诊断方法，涉及磁共振成像技术，该方法包括以下骤：步骤一、训练数据准备；步骤二、深度学习网络模型搭建；步骤三、深度学习网络训练；步骤四、深度学习网络测试，采用深度学习网络直接从K空间对主动脉血管壁中的斑块进行筛查并进行分类，此网络模型与其它网络模型相比，实现了从K空间数据输入直接到斑块风险分类输出的功能，充分利用了数据频率域以及图像域信息，无需重建原始图像，进一步缩短了数据处理时间，简化了斑块诊断过程，同时还可以有效缩短成像时间，辅助医生实现快速而精确的诊断，节约医疗成本，使主动脉血管壁斑块的诊断评估更加的标准化。

