



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110148150 B

(45) 授权公告日 2021.07.02

(21) 申请号 201910536274.5

US 2019065932 A1,2019.02.28

(22) 申请日 2019.06.20

US 2019114511 A1,2019.04.18

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 2019156206 A1,2019.05.23

申请公布号 CN 110148150 A

CN 108898622 A,2018.11.27

(43) 申请公布日 2019.08.20

Nripesh Parajuli 等.Flow Network Based Cardiac Motion Tracking Leveraging Learned Feature Matching.《Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2017》.2017,

(73) 专利权人 深圳大学

地址 518060 广东省深圳市南山区南海大道3688号

Gao Huang 等.Densely Connected

(72) 发明人 甘梓誉 杨烜 裴继红 杨博乾

Convolutional Networks.《conference:CVPR》.2017,

(74) 专利代理机构 深圳市恒申知识产权事务所

(普通合伙) 44312

审查员 陈琪蒙

代理人 赵胜宝

(51) Int. Cl.

G06T 7/207 (2017.01)

(续)

(56) 对比文件

CN 108175402 A,2018.06.19

CN 106127696 A,2016.11.16

CN 106846380 A,2017.06.13

权利要求书3页 说明书7页 附图2页

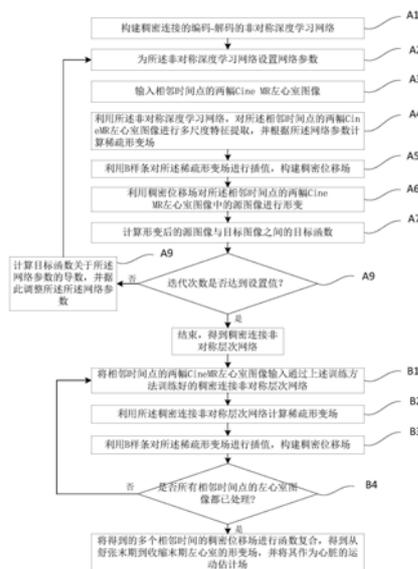
(54) 发明名称

稠密连接非对称层次网络训练方法及心脏运动场估计方法

(57) 摘要

本发明公开了一种稠密连接非对称层次网络训练方法及心脏运动场估计方法,针对心脏运动估计问题,利用稠密连接的编码-解码的非对称深度学习网络,提取两幅相邻时间点Cine MR图像中左心室的多尺度特征,通过编码-解码结构网络将不同尺度特征进行融合,以决策像素点的位移量。其中稠密连接网络的引入减轻了梯度消失现象,通过左心室特征的融合,更有效地利用了左心室特征,并且具备较少的网络参数。其中非对称的网络结构可以得到等间距的稀疏形变场,进一步利用B样条插值得到平滑的稠密形变场。在网络训练的目标函数中引入了形变场的扭曲能量约束,改善了形变场的平滑性,可以得到更稳定合理的心脏运动场,以用于心血管疾病

的量化分析。



CN 110148150 B

[接上页]

(51) Int.Cl.

G06T 7/246 (2017.01)

(56) 对比文件

Shay Zweig 等.A brain inspired neural network for optical flow dense interpolation.《Computer Vision and

Pattern Recognition》.2017,

封志刚 等.人工心脏输出流量和压力的神经网络估算法.《中国生物医学工程学报》.2002, 第21卷(第6期),

张跃 等.基于稠密连接神经网络的多尺度 SAR图像舰船检测.《第五届高分辨率对地观测学术年会》.2018,

1. 一种稠密连接非对称层次网络训练方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤A1: 构建稠密连接的编码-解码的非对称深度学习网络,所述稠密连接的编码-解码的非对称深度学习网络包括编码层及解码层;

步骤A2: 为所述非对称深度学习网络设置网络参数;

步骤A3: 输入相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像;

步骤A4: 利用所述非对称深度学习网络,对所述相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像进行多尺度特征提取,并根据所述网络参数计算稀疏形变场;

步骤A5: 利用B样条对所述稀疏形变场进行插值,构建稠密位移场;

步骤A6: 利用稠密位移场对所述相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像中的源图像进行形变;

步骤A7: 计算形变后的源图像与目标图像之间的目标函数;

步骤A8: 判断迭代次数是否达到设置值,若是,则结束,得到稠密连接非对称层次网络,否则,转步至步骤A9;

步骤A9: 计算目标函数关于所述网络参数的导数,并据此调整所述网络参数,并返回步骤A2;

其中,所述编码层包括三层不同分辨率的稠密连接网络,其中,第一层稠密级联网络包含三个级联的卷积层,两个输入的图像级联作为第一个卷积层的输入数据,第一个卷积层的输出数据和两个输入图像级联作为第二个卷积层的输入数据;第二个卷积层的输出数据和两个输入图像以及第一个卷积层的输出数据级联作为第三个卷积层的输入数据,第三个卷积层的输出数据作为所述第一层稠密级联网络的输出数据;

第一层稠密级联网络的输出数据经过一个下采样处理减小空间维度后作为第二层稠密级联网络的输入数据;

第二层稠密级联网络的输出数据再经过一个下采样处理进一步减小空间维度后作为第三层稠密级联网络的输入数据;

所述解码层包括一层稠密连接网络,所述一层稠密连接网络包括四个级联的卷积层,其中,所述编码层中的第三层稠密级联网络的输出数据通过上采样处理将空间维度增大后与编码层中的第二层稠密级联网络的输出数据级联作为解码层中第一个卷积层的输入数据;

第一个卷积层的输出数据与输入数据级联后作为第二个卷积层的输入数据;

第二个卷积层的输出数据与第一个卷积层的输出数据与输入数据级联后作为第三个卷积层的输入数据;

如此不断级联,经过第四个卷积层,产生等间距空间位置的位移量,构成稀疏形变场;

其中,Cine MR图像序列是由 $N+1$ 个连续时间点的三维心脏MR图像组成,表示为 $I = \{I_t | t = 0, \dots, N\}$ ,相邻时间点的Cine MR左心室图像即为 $I_t$ 和 $I_{t+1}$ ,取 $I_t$ 和 $I_{t+1}$ 在长轴方向相对应第 $k$ 个切片 $I_{t,k}$ 和 $I_{t+1,k}$ 作为输入图像,假设源图像为 $I_{t,k}$ ,目标图像为 $I_{t+1,k}$ ,那么输入的图像对作为编码层输入,通过三层不同分辨率的稠密连接网络计算其输出的编码特征,且所述解码层中,每一个稠密连接网络中的卷积层的运算关系为:

$$y(i, j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 w_{m,n} x(i+m, j+n)$$

其中,  $w_{m,n}$  是卷积核系数,  $x(i, j)$  是图像强度,  $y(i, j)$  是图像  $(i, j)$  坐标处卷积核的输出值,  $m$  和  $n$  是卷积核参数的行、列下标;

其中, 所述编码层的第一层的稠密连接网络的输出, 经过一个下采样操作得到大尺度特征, 下采样处理是通过跨步卷积实现的, 跨步卷积是在图像空间位置  $(i, j)$  处完成卷积后, 下一次将在图像位置  $(i, j+2)$  处完成卷积运算, 当图像中第  $i$  行处理完后, 下一次处理第  $i+2$  行, 这样得到的输出结果就从原图像的  $n \times n$  分辨率下降到  $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$  分辨率;

所述编码层的第三层的稠密连接网络的输出, 经过一个上采样操作得到小尺度特征, 上采样处理是通过将一个数据复制为四个相同的数据完成的, 这样得到的输出结果就从  $\frac{n}{4} \times \frac{n}{4}$  分辨率上升到分辨率  $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$ 。

2. 如权利要求1所述的稠密连接非对称层次网络训练方法, 其特征在于, 所述步骤A5中, 采用B样条插值算法, 利用等间距空间位置的位移量进行插值, 得到稠密位移场; 所述步骤A6中, 采用双线性插值算法, 利用稠密位移场对源图像进行形变, 得到形变后的源图像。

3. 如权利要求1所述的稠密连接非对称层次网络训练方法, 其特征在于, 所述目标函数为形变后的源图像  $I'_{t,k}$  与目标图像  $I_{t,k+1}$  之间的归一化相关函数与形变场扭曲能量之和, 设所述目标函数为  $loss$ , 其计算公式如下:

$$loss = NCC + BE$$

$$NCC = - \sum_{(x,y) \in \Omega} \frac{\sum_{(x,y) \in L} (I'_{t,k}(x,y) - \overline{I'_{t,k}(x,y)}) (I_{t,k+1}(x,y) - \overline{I_{t,k+1}(x,y)})}{\sqrt{\sum_{(x,y) \in L} (I'_{t,k}(x,y) - \overline{I'_{t,k}(x,y)})^2} \sqrt{\sum_{(x,y) \in L} (I_{t,k+1}(x,y) - \overline{I_{t,k+1}(x,y)})^2}}$$

$$BE = \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial^2 x} \right)^2 + 2 \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial^2 y} \right)^2$$

其中,  $\Omega$  为图像域,  $L$  为以  $(x, y)$  为中心的局部邻域,  $\overline{I'_{t,k}(x,y)}$  是  $I'_{t,k}$  在  $L$  邻域的平均强度值,  $\overline{I_{t,k+1}(x,y)}$  是  $I_{t,k+1}$  在  $L$  邻域的平均强度值,  $f_t$  是源图像  $I_{t,k}$  与目标图像  $I_{t,k+1}$  之间的形变函数。

4. 如权利要求3所述的稠密连接非对称层次网络训练方法, 其特征在于, 假设第  $i$  个网络参数为  $w_i$ , 计算  $\Delta w_i = \frac{\partial loss}{\partial w_i}$ , 则网络参数  $w_i$  调整为  $w'_i = w_i + \gamma \Delta w_i$ , 其中  $\gamma$  是学习速率, 根据自适应随机梯度下降算法自动确定。

5. 一种心脏运动场估计方法, 其特征在于, 包括如下步骤:

步骤B1: 将相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像输入通过权利要求1至4中任一所述的训练方法训练好的稠密连接非对称层次网络;

步骤B2: 利用所述稠密连接非对称层次网络计算稀疏形变场;

步骤B3:利用B样条对所述稀疏形变场进行插值,构建稠密位移场;

步骤B4:判断是否所有相邻时间点的左心室图像都已处理,如果是,则将得到的多个相邻时间的稠密位移场进行函数复合,得到从舒张末期到收缩末期左心室的形变场,并将其作为心脏的运动估计场,否则跳转至步骤B1。

6.一种计算机可读存储介质,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4中任一所述的训练方法或权利要求5所述的估计方法。

7.一种电子装置,其特征在于,包括存储器、处理器及存储在所述存储器中并可在所述处理器中运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时,实现如权利要求1至4中任一所述的训练方法或权利要求5所述的估计方法。

## 稠密连接非对称层次网络训练方法及心脏运动场估计方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理技术领域,尤其涉及一种稠密连接非对称层次网络训练方法及心脏运动场估计方法。

### 背景技术

[0002] 利用心脏影像分析其解剖结构及运动变化在心脏疾病诊断中具有重要作用,是心脏疾病诊断与制定治疗方案的重要手段。心脏运动估计是利用不同时间点的心脏图像序列,估计心脏形变函数,再通过插值拟合出心脏的连续运动模型。利用这种连续运动模型可以估计心脏在任意时刻的状态,完成精确的心血管结构和功能量化,描述心脏在运动过程中的心输出量和射血分数、心肌应变等指标,预测心脏上病变位置的运动轨迹以及检测病变周围组织的变化情况,对冠心病的发现和治理提供了很大帮助。

[0003] 心脏运动估计可分为基于灰度信息相似性的方法和基于几何特征的方法。基于灰度信息相似性的方法定义两个心脏图像之间的相似性度量,例如互信息、相关系数、强度差等,然后利用形变函数对浮动图像进行形变,求解形变参数,使相似性度量达到最优。基于灰度信息相似性的方法中的一类是基于B样条自由形变(FFD)的配准方法(简称FFD配准方法)是基于灰度相似性的心脏运动估计中常用的一类方法。FFD配准方法的优点是B样条具有局部特性,其局部区域的变化不会影响到其他区域的配准,同时其形变自由且光滑,缺点是由于形变过于自由,容易导致形变结果发生剧烈变化,拓扑结构不能保持,需要对形变增加约束条件。基于灰度信息相似性的方法中的另一类是光流法,光流法是将弹性配准过程理解为源图像的每个体素点逐渐向目标图像对应体素扩散的过程,源图像的每个体素的扩散速度由目标图像的强度梯度决定。光流法能估计密集形变场,但是估计局部存在较大形变的位移场时存在困难,另外,光流亮度守恒约束条件不适合待配准图像的所有区域,如MR图像的亮度不均匀,局部病灶异常等情况。

[0004] 基于几何特征的方法是定义反映心脏解剖结构的形状模型,然后寻找不同时间点心脏形状之间的对应关系,以估计形变函数。常用的形状描述包括点集、面、三角剖分、骨架、基函数的参数描述法等,其中点集、面、三角剖分是比较常用的形状描述方法。点集是心脏形状描述中最常用的方法,基于点集匹配的图像配准方法常用在心脏运动估计中,这类方法提取心室的解剖标志点,通过使点集间距离最小完成点集匹配,从而寻找点集之间的对应关系及形变函数。

[0005] 早期的心脏运动模型估计主要是基于tagged MR成像中的标志点跟踪,但是这种成像的标志点随着心动周期变化会逐渐消失,造成跟踪困难。而cine MR成像分辨率较高,具有较好的成像对比度,但是由于心肌部分具有相似的成像强度而难以确定对应关系,使心肌运动估计变得困难。目前的心脏运动估计希望利用cine MR成像清晰的特点,实现高精度的运动估计,但目前还没有基于深度学习的面向cine MR的心脏运动估计方法。

## 发明内容

[0006] 本发明主要目的在于,提供一种稠密连接非对称层次网络训练方法及心脏运动场估计方法,以解决传统Cine MR成像的心脏运动估计问题,得到更稳定合理的心脏运动场。

[0007] 本发明是通过如下技术方案实现的:

[0008] 一种稠密连接非对称层次网络训练方法,包括如下步骤:

[0009] 步骤A1:构建稠密连接的编码-解码的非对称深度学习网络;

[0010] 步骤A2:为所述非对称深度学习网络设置网络参数;

[0011] 步骤A3:输入相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像;

[0012] 步骤A4:利用所述非对称深度学习网络,对所述相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像进行多尺度特征提取,并根据所述网络参数计算稀疏形变场;

[0013] 步骤A5:利用B样条对所述稀疏形变场进行插值,构建稠密位移场;

[0014] 步骤A6:利用稠密位移场对所述相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像中的源图像进行形变;

[0015] 步骤A7:计算形变后的源图像与目标图像之间的目标函数;

[0016] 步骤A8:判断迭代次数是否达到设置值,若是,则结束,得到稠密连接非对称层次网络,否则,转步至步骤A9;

[0017] 步骤A9:计算目标函数关于所述网络参数的导数,并据此调整所述网络参数,并返回步骤A2。

[0018] 进一步地,所述编码层包括三层不同分辨率的稠密连接网络,其中;

[0019] 第一层稠密级联网络包含三个级联的卷积层,两个输入的图像级联作为第一个卷积层的输入数据,第一个卷积层的输出数据和两个输入图像级联作为第二个卷积层的输入数据;第二个卷积层的输出数据和两个输入图像以及第一个卷积层的输出数据级联作为第三个卷积层的输入数据,第三个卷积层的输出数据作为所述第一层稠密级联网络的输出数据;

[0020] 第一层稠密级联网络的输出数据经过一个下采样处理减小空间维度后作为第二层稠密级联网络的输入数据;

[0021] 第二层稠密级联网络的输出数据再经过一个下采样处理进一步减小空间维度后作为第三层稠密级联网络的输入数据;

[0022] 所述解码层包括一层稠密连接网络,所述一层稠密连接网络包括四个级联的卷积层,其中:

[0023] 所述编码层中的第三层稠密级联网络的输出数据通过上采样处理将空间维度增大后与编码层中的第二层稠密级联网络的输出数据级联作为解码层中第一个卷积层的输入数据;

[0024] 第一个卷积层的输出数据与输入数据级联后作为第二个卷积层的输入数据;

[0025] 第二个卷积层的输出数据与第一个卷积层的输出数据与输入数据级联后作为第三个卷积层的输入数据;

[0026] 如此不断级联,经过第四个卷积层,产生等间距空间位置的位移量,构成稀疏形变场。

[0027] 进一步地,所述编码层中,每一个稠密连接网络中的卷积层的运算关系为:

$$[0028] \quad y(i, j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 w_{m,n} x(i+m, j+n)$$

[0029] 其中,  $w_{m,n}$  是卷积核系数,  $x(i, j)$  是图像强度,  $y(i, j)$  是图像  $(i, j)$  坐标处卷积核的输出值,  $m$  和  $n$  是卷积核参数的行、列下标。

[0030] 进一步地, 所述下采样处理是通过跨步卷积实现的, 所述上采样处理是通过将一个数据复制为四个相同的数据完成的。

[0031] 进一步地, 所述步骤A5中, 采用B样条插值算法, 利用等间距空间位置的位移量进行插值, 得到稠密位移场; 所述步骤A6中, 采用双线性插值算法, 利用稠密位移场对源图像进行形变, 得到形变后的源图像。

[0032] 进一步地, 所述目标函数为形变后的源图像  $I'_{t,k}$  与目标图像  $I_{t,k+1}$  之间的归一化相关函数与形变场扭曲能量之和, 设所述目标函数为  $\text{loss}$ , 其计算公式如下:

$$[0033] \quad \text{loss} = \text{NCC} + \text{BE}$$

$$[0034] \quad \text{NCC} = - \sum_{(x,y) \in \Omega} \frac{\sum_{(x,y) \in L} (I'_{t,k}(x,y) - \overline{I'_{t,k}(x,y)}) (I_{t,k+1}(x,y) - \overline{I_{t,k+1}(x,y)})}{\sqrt{\sum_{(x,y) \in L} (I'_{t,k}(x,y) - \overline{I'_{t,k}(x,y)})^2 \sum_{(x,y) \in L} (I_{t,k+1}(x,y) - \overline{I_{t,k+1}(x,y)})^2}}$$

$$[0035] \quad \text{BE} = \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial^2 x} \right)^2 + 2 \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial^2 y} \right)^2$$

[0036] 其中,  $\Omega$  为图像域,  $L$  为以  $(x, y)$  为中心的局部邻域,  $\overline{I'_{t,k}(x,y)}$  是  $I'_{t,k}$  在  $L$  邻域的平均强度值,  $\overline{I_{t,k+1}(x,y)}$  是  $I_{t,k+1}$  在  $L$  邻域的平均强度值,  $f_t$  是源图像  $I_{t,k}$  与目标图像  $I_{t,k+1}$  之间的形变函数。

[0037] 进一步地, 假设第  $i$  个网络参数为  $w_i$ , 计算  $\Delta w_i = \frac{\partial \text{Loss}}{\partial w_i}$ , 则网络参数  $w_i$  调整为  $w'_i = w_i + \gamma \Delta w_i$ , 其中  $\gamma$  是学习速率, 根据自适应随机梯度下降算法自动确定。

[0038] 一种心脏运动场估计方法, 包括如下步骤:

[0039] 步骤B1: 将相邻时间点的两幅 Cine MR 左心室图像输入通过上述训练方法训练好的稠密连接非对称层次网络;

[0040] 步骤B2: 利用所述稠密连接非对称层次网络计算稀疏形变场;

[0041] 步骤B3: 利用B样条对所述稀疏形变场进行插值, 构建稠密位移场;

[0042] 步骤B4: 判断是否所有相邻时间点的左心室图像都已处理, 如果是, 则将得到的多个相邻时间的稠密位移场进行函数复合, 得到从舒张末期到收缩末期左心室的形变场, 并将其作为心脏的运动估计场, 否则跳转至步骤B1。

[0043] 一种计算机可读存储介质, 其上存储有计算机程序, 所述计算机程序被处理器执行时, 实现上述训练方法或上述估计方法。

[0044] 一种电子装置, 包括存储器、处理器及存储在所述存储器中并可在所述处理器中运行的计算机程序, 所述处理器执行所述计算机程序时, 实现上述训练方法或上述估计方法。

[0045] 本发明与现有技术相比,具有以下优点和有益效果:

[0046] 本发明提供的针对心脏运动估计问题,利用稠密连接的编码-解码的非对称深度学习网络,提取两幅相邻时间点Cine MR图像中左心室的多尺度特征,通过编码-解码结构网络将不同尺度特征进行融合,以决策像素点的位移量。其中稠密连接网络的引入减轻了梯度消失现象,通过左心室特征的融合,更有效地利用了左心室特征,并且具备较少的网络参数。其中非对称的网络结构可以得到等间距的稀疏形变场,进一步利用B样条插值得到平滑的稠密形变场。在网络训练的目标函数中引入了形变场的扭曲能量约束,改善了形变场的平滑性,可以得到更稳定合理的心脏运动场,以用于心血管疾病的量化分析。

## 附图说明

[0047] 图1是本发明第一实施例心脏运动场估计方法的流程示意图;

[0048] 图2是本发明第二实施例稠密连接非对称层次网络的结构示意图。

## 具体实施方式

[0049] 为使得本申请的发明目的、特征、优点能够更加的明显和易懂,下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请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申请一部分实施例,而非全部实施例。基于本申请中的实施例,本领域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,都属于本申请保护的范围。

[0050] 需要说明的是,在本文中,术语“包括”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者装置不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者装置所固有的要素。

[0051] 本发明第一实施例提供了一种心脏运动场估计方法,该估计方法基于训练出的稠密连接非对称层次网络。该稠密连接非对称层次网络训练方法包括如下步骤:

[0052] 步骤A1:构建稠密连接的编码-解码的非对称深度学习网络。

[0053] 稠密连接的编码-解码的非对称深度学习网络由编码层和解码层组成。

[0054] 编码层包括三层不同分辨率的稠密连接网络,其中:

[0055] 第一层稠密级联网络包含三个级联的卷积层,两个输入的图像级联作为第一个卷积层的输入数据,第一个卷积层的输出数据和两个输入图像级联作为第二个卷积层的输入数据。第二个卷积层的输出数据和两个输入图像以及第一个卷积层的输出数据级联作为第三个卷积层的输入数据,第三个卷积层的输出数据作为第一层稠密级联网络的输出数据。前两个卷积层的卷积核大小为 $3 \times 3$ ,卷积核的个数为16,第三个卷积层的卷积核大小为 $1 \times 1$ ,卷积核的个数为16,对数据进行降维。

[0056] 第一层稠密级联网络的输出数据经过一个下采样处理减小空间维度后作为第二层稠密级联网络的输入数据。具体来说,第一层稠密级联网络的输出数据通过下采样处理后,其空间维度从原始Cine MR图像大小 $n \times n$ 减小为 $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$ ,然后作为第二层稠密级联网络的输入数据。

[0057] 第二层稠密级联网络的结构与第一层稠密级联网络相似,卷积核大小为 $3 \times 3$ ,卷积

核的个数为32。第二层稠密级联网络的输出数据再经过一个下采样处理进一步减小空间维度后作为第三层稠密级联网络的输入数据。具体来说，第二层稠密级联网络的输出数据再经过一个下采样处理后，其空间维度从 $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$ 减小为 $\frac{n}{4} \times \frac{n}{4}$ ，然后作为第三层稠密级联网络的输入数据。第三层稠密级联网络的结构与第二层稠密级联网络相似，卷积核大小为3\*3，卷积核的个数为64。

[0058] 解码层包括一层稠密连接网络，一层稠密连接网络包括四个级联的卷积层，其中：

[0059] 编码层中的第三层稠密级联网络的输出数据通过上采样处理将空间维度增大后与编码层中的第二层稠密级联网络的输出数据级联作为解码层中第一个卷积层的输入数据。具体来说，编码层中的第三层稠密级联网络的输出数据通过上采样处理后，其空间维度从 $\frac{n}{4} \times \frac{n}{4}$ 增大为 $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$ 。

[0060] 第一个卷积层的输出数据与输入数据级联后作为第二个卷积层的输入数据。

[0061] 第二个卷积层的输出数据与第一个卷积层的输出数据与输入数据级联后作为第三个卷积层的输入数据。

[0062] 如此不断级联，经过第四个卷积层，产生等间距空间位置的位移量，构成稀疏形变场。解码层中所有卷积核大小均为3\*3，前三个卷积层的卷积核个数为32，第四个卷积层的卷积核个数为2，分别表示稀疏像素点在x和y方向的位移量。

[0063] 步骤A2:为非对称深度学习网络设置网络参数。

[0064] 步骤A3:输入相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像；

[0065] 步骤A4:利用非对称深度学习网络，对相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像进行多尺度特征提取，并根据网络参数计算稀疏形变场。

[0066] Cine MR图像序列是由N+1个连续时间点的三维心脏MR图像组成，可表示为 $I = \{I_t | t=0, \dots, N\}$ 。相邻时间点的Cine MR图像即为 $I_t$ 和 $I_{t+1}$ ，取 $I_t$ 和 $I_{t+1}$ 在长轴方向相对应第k个切片 $I_{t,k}$ 和 $I_{t+1,k}$ 作为输入图像，假设源图像为 $I_{t,k}$ ，目标图像为 $I_{t+1,k}$ 。输入的图像对作为编码层输入，通过三层不同分辨率的稠密连接网络计算其输出的编码特征，编码层中每一个稠密连接网络中的卷积层的运算关系均为：

$$[0067] \quad y(i, j) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 w_{m,n} x(i+m, j+n)$$

[0068] 其中， $w_{m,n}$ 是卷积核系数， $x(i, j)$ 是图像强度， $y(i, j)$ 是图像(i, j)坐标处卷积核的输出值，m和n是卷积核参数的行、列下标。

[0069] 第一层的稠密连接网络的输出，经过一个下采样操作得到大尺度特征。下采样处理是通过跨步卷积实现的。跨步卷积是在图像空间位置(i, j)处完成卷积后，下一次将在图像位置(i, j+2)处完成卷积运算，当图像中第i行处理完后，下一次处理第i+2行，这样得到的输出结果就从原图像的 $n \times n$ 分辨率下降到 $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$ 分辨率。

[0070] 第三层的稠密连接网络的输出，经过一个上采样操作得到小尺度特征。上采样处理是通过将一个数据复制为四个相同的数据完成的，这样得到的输出结果就从 $\frac{n}{4} \times \frac{n}{4}$ 分辨

率上升到分辨率 $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$ 。

[0071] 步骤A5:利用B样条对稀疏形变场进行插值,构建稠密位移场。

[0072] 解码层得到有 $\frac{n}{2} \times \frac{n}{2}$ 个间距相同的控制点的位移量,每个控制点的位移量表示为 $\varphi_{i,j}$ ,  $i = 1, \dots, \frac{n}{2}$ ,  $j = 1, \dots, \frac{n}{2}$ ,利用B样条构建的插值函数 $f_t(x, y)$ 为

$$[0073] \quad f_t(x, y) = \sum_{k=0}^3 \sum_{l=0}^3 B_k(u) B_l(v) \varphi_{i+k, j+l}$$

[0074] 其中,  $i = \lfloor 2x/n \rfloor - 1$ ,  $j = \lfloor 2y/n \rfloor - 1$ ,  $u = 2x/n - \lfloor 2x/n \rfloor$ ,  $v = 2y/n - \lfloor 2y/n \rfloor$ ,  $B_0(u) = (1-u)^3/6$ ,  $B_1(u) = (3u^3-6u^2+4)/6$ ,  $B_2(u) = (-3u^3+3u^2+3u+1)/6$ ,  $B_3(u) = u^3/6$ 。在该步骤中,可采用B样条插值算法,利用等间距空间位置的位移量进行插值,得到稠密位移场。插值函数 $f_t(x, y)$ 也就是稠密位移场。

[0075] 步骤A6:利用稠密位移场对相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像中的源图像进行形变。该步骤中采用双线性插值算法,利用稠密位移场 $f_t(x, y)$ 对源图像 $I_{t,k}$ 进行形变,得到形变后的源图像 $I'_{t,k}$ 。

[0076] 步骤A7:计算形变后的源图像与目标图像之间的目标函数。

[0077] 目标函数为形变后的源图像 $I'_{t,k}$ 与目标图像 $I_{t,k+1}$ 之间的归一化相关函数与形变场扭曲能量之和,设目标函数为loss,其计算公式如下:

[0078]  $loss = NCC + BE$

$$[0079] \quad NCC = - \sum_{(x,y) \in \Omega} \frac{\sum_{(x,y) \in L} (I'_{t,k}(x, y) - \overline{I'_{t,k}(x, y)}) (I_{t,k+1}(x, y) - \overline{I_{t,k+1}(x, y)})}{\sqrt{\sum_{(x,y) \in L} (I'_{t,k}(x, y) - \overline{I'_{t,k}(x, y)})^2 \sum_{(x,y) \in L} (I_{t,k+1}(x, y) - \overline{I_{t,k+1}(x, y)})^2}}$$

$$[0080] \quad BE = \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial^2 x} \right)^2 + 2 \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f_t}{\partial^2 y} \right)^2$$

[0081] 其中,  $\Omega$  为图像域,  $L$  为以  $(x, y)$  为中心的局部邻域,  $\overline{I'_{t,k}(x, y)}$  是  $I'_{t,k}$  在  $L$  邻域的平均强度值,  $\overline{I_{t,k+1}(x, y)}$  是  $I_{t,k+1}$  在  $L$  邻域的平均强度值,  $f_t$  是源图像  $I_{t,k}$  与目标图像  $I_{t,k+1}$  之间的形变函数。

[0082] 步骤A8:判断迭代次数是否达到设置值,若是,则结束,得到稠密连接非对称层次网络,否则,转步至步骤A9。

[0083] 步骤A9:计算目标函数关于网络参数的导数,并据此调整网络参数,并返回步骤A2。

[0084] 假设第  $i$  个网络参数为  $w_i$ , 计算  $\Delta w_i = \frac{\partial Loss}{\partial w_i}$ , 则网络参数  $w_i$  调整为  $w'_i = w_i + \gamma \Delta w_i$ ,

其中  $\gamma$  是学习速率,根据自适应随机梯度下降算法自动确定。

[0085] 当该稠密连接非对称层次网络训练完成之后,就可以利用该网络进行心脏运动估

计了,有鉴于此,本发明第二实施例提供了一种心脏运动场估计方法,基于本发明第一实施例训练方法训练出的稠密连接非对称层次网络。该估计方法包括如下步骤:

[0086] 步骤B1:将相邻时间点的两幅Cine MR左心室图像输入通过上述训练方法训练好的稠密连接非对称层次网络。

[0087] 步骤B2:利用稠密连接非对称层次网络计算稀疏形变场。

[0088] 步骤B3:利用B样条对稀疏形变场进行插值,构建稠密位移场。

[0089] 步骤B4:判断是否所有相邻时间点的左心室图像都已处理,如果是,则将得到的多个相邻时间的稠密位移场进行函数复合,得到从舒张末期到收缩末期左心室的形变场,并将其作为心脏的运动估计场,否则跳转至步骤B1。

[0090] 估计方法的各步骤中,步骤B1、步骤B2及步骤B3的具体实施方式可参考训练方法中的步骤A3、步骤A4和步骤A5的说明,在此不再赘述。假设舒张末期的图像为 $I_0$ ,收缩末期的图像为 $I_N$ ,通过步骤B1-B3可以得到N个形变场序列 $f_1, \dots, f_N$ ,分别表示从 $I_0$ 到 $I_1$ , $I_1$ 到 $I_2, \dots, I_{N-1}$ 到 $I_N$ 等时间点的形变场。如所有相邻时间点的左心室图像都已处理,然后进行函数复合 $f=f_N(f_{N-1}(\dots f_2(f_1)))$ ,得到从舒张末期到收缩末期左心室的形变场,并将其作为心脏的运动估计场。本发明可以解决Cine MR成像的心脏运动估计问题,得到更稳定合理的心脏运动场,以用于心血管疾病的量化分析,辅助诊断心血管疾病。

[0091] 本发明第三实施例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,计算机程序被处理器执行时,实现上述训练方法或上述估计方法。该计算机可读存储介质可以是U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、RAM、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0092] 本发明第四实施例还提供了一种电子装置,包括存储器、处理器及存储在存储器中并可在处理器中运行的计算机程序,处理器执行计算机程序时,实现上述训练方法或上述估计方法。

[0093] 上述实施例仅为优选实施例,并不用以限制本发明的保护范围,在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

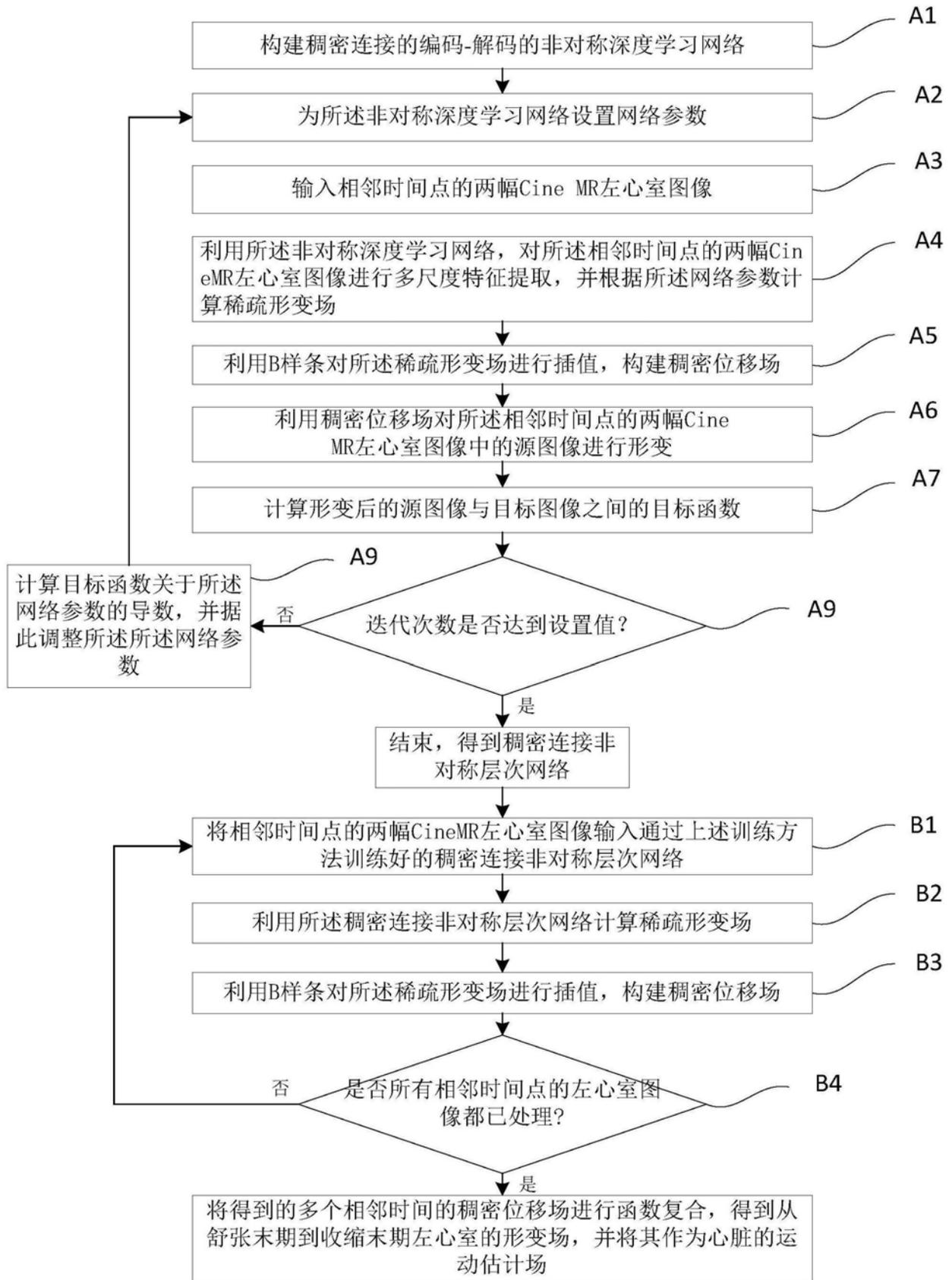


图1

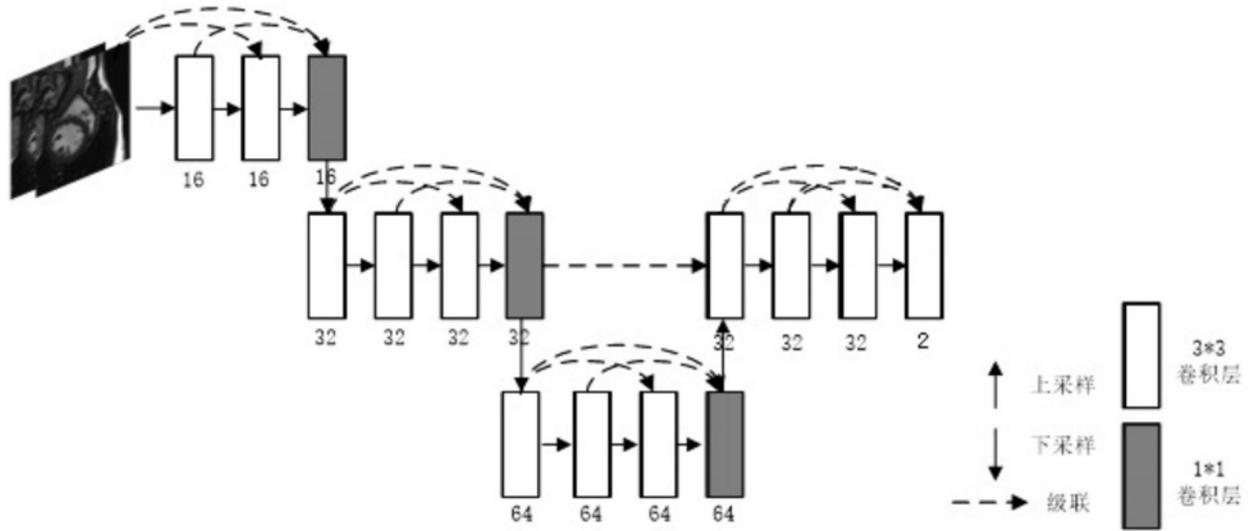


图2