



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109584324 B

(45) 授权公告日 2022.12.06

(21) 申请号 201811247856.3

(22) 申请日 2018.10.24

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109584324 A

(43) 申请公布日 2019.04.05

(73) 专利权人 南昌大学
地址 330000 江西省南昌市红谷滩新区学府大道999号

(72) 发明人 刘且根 周瑾洁 王宗祥 张明辉
王玉峰

(74) 专利代理机构 北京众合诚成知识产权代理有限公司 11246
专利代理师 胡群

(51) Int. Cl.

G06T 11/00 (2006.01)

(56) 对比文件

US 2019340497 A1, 2019.11.07

CN 105573121 A, 2016.05.11

US 2018144214 A1, 2018.05.24

审查员 徐一森

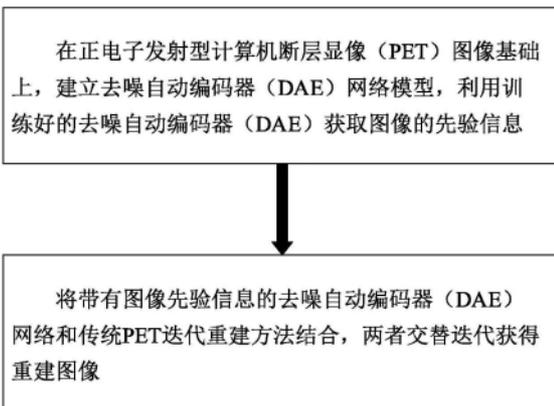
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像 (PET) 重建方法

(57) 摘要

本发明提供了一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像 (PET) 重建方法, 包括以下步骤: 步骤A: 在正电子发射型计算机断层显像 (PET) 图像基础上, 建立去噪自动编码器 (DAE) 网络模型, 利用训练好的去噪自动编码器 (DAE) 获取图像的先验信息; 步骤B: 将带有图像先验信息的去噪自动编码器 (DAE) 网络 and 传统 PET 迭代重建方法结合, 两者交替迭代获得重建图像, 本发明在正电子发射型计算机断层显像 (PET) 重建方法的基础上融入了去噪自动编码器 (DAE) 网络, 采用去噪自动编码器 (DAE) 网络来无监督学习 PET 图像的先验信息, 然后将带有图像先验信息的 DAE 网络 and 传统 PET 迭代重建方法结合, 两者交替迭代获得重建图像, 达到了很好的重建效果。



1. 一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像 (PET) 重建方法, 其特征在于: 包括以下步骤:

步骤A: 在正电子发射型计算机断层显像 (PET) 图像基础上, 建立去噪自动编码器 (DAE) 网络模型, 利用训练好的去噪自动编码器 (DAE) 获取图像的先验信息;

PET重建图像数学模型: 测量数据 $y \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 可以被建模为独立泊松随机变量的集合, 通过仿射变换 $\bar{y} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 和未知图像 $x \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 的关系如下:

$$\bar{y} = Px + s + r$$

其中, $P \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 是检测概率矩阵, P_{ij} 表示由检测器 i 检测到源自体素 j 的光子的概率, $s \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 和 $r \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 分别表示散射符合和随机符合数据, M 是响应行数 (LOR), N 是图像空间中的像素数, 对数似然函数为:

$$L(y|x) = \sum_{i=1}^M y_i \log \bar{y}_i - \bar{y}_i - \log y_i!$$

未知图像 x 的最大似然估计为:

$$\hat{x} = \arg \max_{x \geq 0} L(y|x)$$

步骤B: 将带有图像先验信息的去噪自动编码器 (DAE) 网络 and 传统PET迭代重建方法结合, 两者交替迭代获得重建图像;

所述步骤A具体包括:

(1) 建立DAE网络模型的具体步骤:

DAE网络由20个卷积层组成, 除第1层和第20层外, 其间均进行批量归一化, 除了第20层, 使用线性整流函数 (ReLU) 激活, 卷积核的大小为 3×3 , 输入和输出的通道数为3 (RGB), 其余层为64;

最佳DAE网络的输出是真实数据密度的局部均值, 并且去噪自动编码器 (DAE) 误差是平均移位向量, 使用这个平均移位向量的大小, 作为图像先验的负对数似然, 对于图像重建, 通过反向传播自动编码器误差来最大化使用梯度下降的可能性, $A_{\sigma_\eta}(I)$ 表示DAE网络, 输入图像为 I , 则DAE网络的输出是 $A_{\sigma_\eta}(I)$, $A_{\sigma_\eta}(I) = A(I + \eta)$, 则DAE通过最小化代价函数来训练:

$$L_{DAE} = E_{\eta, I} [\|I - A_{\sigma_\eta}(I)\|^2]$$

其中, 高斯噪声 η 具有方差 σ_η^2 , A_{σ_η} 表示DAE是用噪声方差 σ_η^2 训练, 噪声方差 σ_η^2 与退化噪声及其方差 σ_d^2 无关, 它是一个指定参数;

(2) 用DAE网络获取图像的先验信息, 使用 $L(I) = \|A_{\sigma_\eta}(I) - I\|^2$ 衡量真实数据密度中图

像I与其局部平均值 $A_{\sigma\eta}(I)$ 的接近程度；

所述步骤B具体包括：

(1) 步骤B中传统迭代重建方法以最大似然法 (MLEM) 为例，相应步骤为：

“E”步：通过ML得到期望X，构造交替迭代：

$$Z_{ij} = E(Z_{ij} | x^k) = P_i \frac{a_{ij} X_j^k}{\sum_j a_{ij} X_j^k}$$

“M”步：将求得的 Z_{ij} 带入式，令偏导等于0：

$$X_j^{k+1} = \frac{X_j^k}{\sum_i a_{ij}} \sum_i \frac{a_{ij} Y_i}{\sum_j a_{ij} X_j^k}$$

(2) 将带有图像先验信息的去噪自动编码器 (DAE) 网络和MLEM重建方法结合，两者交替迭代获得重建图像；

$$\arg \max_I \left\| Px - \bar{y} \right\|^2 + \gamma \left\| A_{\sigma\eta}(I) - I \right\|^2$$

其中， $P \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 是检测概率矩阵， x 为未知图像， γ 是用来加权数据项和先验信息的相对影响；DAE网络迭代过程为：第一步：计算数据项相对于图像 \bar{y} 的梯度；第二步：计算先验信息的梯度，平均移动矢量 $\|A_{\sigma\eta}(I) - I\|^2$ 的梯度需要自动编码器 $A_{\sigma\eta}(I)$ 的梯度，通过网络反向传播计算；最后一步使用两个梯度项的加权和来更新图像I。

一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像 (PET) 重建方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医学图像处理技术领域,主要用于电子计算机断层扫描(CT)、正电子发射型计算机断层显像(PET)、医学含噪图像的去噪、恢复、重建等领域,具体为一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像(PET)重建方法。

背景技术

[0002] 正电子发射型计算机断层显像技术(PET)是目前唯一可在活体上显示生物分子代谢、受体及神经介质活动的新型影像技术,是肿瘤研究和临床诊断与治疗的重要工具。PET重建是一种从低技术率和噪声影响的投影正弦数据重建出临床医生可接受的功能图像的一种方法。由于探测器模糊效应、正电子范围和光子非共线性,现有PET重建图像存在着分辨率差、解剖结构不清晰、解剖定位不准确、泊松噪声大等问题。同时,PET数据中有限的光子数量需要空间平滑来降低噪声。

[0003] 在PET重建中,测量数据 $y \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 可以被建模为独立泊松随机变量的集合,通过仿射变换 $\bar{y} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 和未知图像 $x \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 的关系如下: $\bar{y} = Px + s + r$, $P \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 是检测概率矩阵, P_{ij} 表示由检测器*i*检测到源自体素*j*的光子的概率。 $s \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 和 $r \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 分别表示散射符合和随机符合数据。 M 是响应行数(LOR), N 是图像空间中的像素数。

[0004] PET重建方法包括解析法和迭代法。根据具体的计算过程,解析法可分为滤波反投影法(FBP)、反投影滤波法(BFP)、 ρ 滤波器和卷积反投影法等。最具代表性的是滤波反投影法,其算法基于拉东(Radon)变换和傅立叶切片定理,虽然其分析方法是快速的,但抗噪能力差,原始数据中的噪声大,数据相对欠采样,难以获得令人满意的重建图像。

[0005] 迭代重建算法包括最大似然法(MLEM)、有序子集最大似然法(OSEM)、代数重建法(ART)、同时迭代重建法(SIRT)、共轭梯度法(CGM)、加权最小二乘法(WLS)、最大后验估计法(MAP)等。MLEM算法由于从测量数据求解发射分布的逆问题是不适定问题,一旦迭代达到某一点,寻求最大似然解的迭代期望最大化算法会导致噪声增加。MAP算法虽然消除了较高迭代时的发散,但传统平滑先验或总变差先验导致重建图像中的过度平滑或伪像。

[0006] 现有的基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像(PET)重建方法存在噪声大、过度平滑、存在伪像的问题。

[0007] 如何设计一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像(PET)重建方法,以解决上述背景技术中提出的问题。

发明内容

[0008] 针对上述提出的问题,本发明的目的是提出一种切实可行、性能优良、环境适应性强的基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像(PET)重建方法。

[0009] 为实现上述目的,本发明提供如下技术方案:一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像(PET)重建方法,包括以下步骤:

[0010] 步骤A:在正电子发射型计算机断层显像(PET)图像基础上,建立去噪自动编码器(DAE)网络模型,利用训练好的去噪自动编码器(DAE)获取图像的先验信息;

[0011] PET重建图像数学模型:测量数据 $y \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 可以被建模为独立泊松随机变量的集合,通过仿射变换 $\bar{y} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 和未知图像 $x \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 的关系如下:

$$[0012] \quad \bar{y} = Px + s + r$$

[0013] 其中, $P \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 是检测概率矩阵, P_{ij} 表示由检测器*i*检测到源自体素*j*的光子的概率, $s \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 和 $r \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 分别表示散射符合和随机符合数据, M 是响应行数(LOR), N 是图像空间中的像素数,对数似然函数为:

$$[0014] \quad L(y|x) = \sum_{i=1}^M y_i \log \bar{y}_i - \bar{y}_i - \log y_i!$$

[0015] 未知图像 x 的最大似然估计为:

$$[0016] \quad \hat{x} = \arg \max_{x \geq 0} L(y|x)$$

[0017] 步骤B:将带有图像先验信息的去噪自动编码器(DAE)网络 and 传统PET迭代重建方法结合,两者交替迭代获得重建图像。

[0018] 进一步的,所述步骤A具体包括:

[0019] (1) 建立DAE网络模型的具体步骤:

[0020] DAE网络由20个卷积层组成,除第1层和第20层外,其间均进行批量归一化,除了第20层,使用线性整流函数(ReLU)激活,卷积核的大小为 3×3 ,输入和输出的通道数为3(RGB),其余层为64;

[0021] 最佳DAE网络的输出是真实数据密度的局部均值,并且去噪自动编码器(DAE)误差(训练自动编码器的输出和输入之间的差异)是平均移位向量,使用这个平均移位向量的大小,作为图像先验的负对数似然,对于图像重建,通过反向传播自动编码器误差来最大化使用梯度下降的可能性, $A_{\sigma_\eta}(I)$ 表示DAE网络,输入图像为 I ,则DAE网络的输出是 $A_{\sigma_\eta}(I)$, $A_{\sigma_\eta}(I) = A(I + \eta)$,则DAE通过最小化代价函数来训练:

$$[0022] \quad L_{DAE} = E_{\eta, I} [\|I - A_{\sigma_\eta}(I)\|^2]$$

[0023] 其中,高斯噪声 η 具有方差 σ_η^2 , A_{σ_η} 表示DAE是用噪声方差 σ_η^2 训练,噪声方差 σ_η^2 与退化噪声及其方差 σ_d^2 无关,它是一个指定参数;

[0024] (2) 用DAE网络获取图像的先验信息,使用 $L(I) = \|A_{\sigma_\eta}(I) - I\|^2$ 衡量真实数据密度中图像 I 与其局部平均值 $A_{\sigma_\eta}(I)$ 的接近程度。

[0025] 进一步的,所述步骤B具体包括:

[0026] (1) 步骤B中传统迭代重建方法以最大似然法(MLEM)为例,相应步骤为:

[0027] “E”步:通过ML得到期望 X ,构造交替迭代:

$$[0028] \quad Z_{ij} = E(Z_{ij} | x^k) = P_i \frac{a_{ij} X_j^k}{\sum_j a_{ij} X_j^k}$$

[0029] “M”步:将求得的 Z_{ij} 带入式,令偏导等于0:

$$[0030] \quad X_j^{k+1} = \frac{X_j^k}{\sum_i a_{ij}} \sum_i \frac{a_{ij} Y_i}{\sum_j a_{ij} X_j^k}$$

[0031] (2) 将带有图像先验信息的去噪自动编码器 (DAE) 网络和MLEM重建方法结合, 两者交替迭代获得重建图像;

$$[0032] \quad \arg \max_I \|Px - \bar{y}\|^2 + \gamma \|A_{on}(I) - I\|^2$$

[0033] 其中, $P \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 是检测概率矩阵, x 为未知图像, γ 是用来加权数据项和先验信息的相对影响; DAE网络迭代过程为: 第一步: 计算数据项相对于图像 \bar{y} 的梯度; 第二步: 计算先验信息的梯度, 平均移动矢量 $\|A_{on}(I) - I\|^2$ 的梯度需要自动编码器 $A_{on}(I)$ 的梯度, 通过网络反向传播计算; 最后一步使用两个梯度项的加权和来更新图像 I 。

[0034] 与现有技术相比, 本发明的有益效果是:

[0035] 本发明在正电子发射型计算机断层显像 (PET) 重建方法的基础上融入了去噪自动编码器 (DAE) 网络, 采用去噪自动编码器 (DAE) 网络来无监督学习PET图像的先验信息, 然后将带有图像先验信息的DAE网络和传统PET迭代重建方法结合, 两者交替迭代获得重建图像, 达到了很好的重建效果, 且针对PET图像存在的泊松噪声, 本发明不仅能够有效去除图像中的泊松噪声, 还可以提高图像的质量, 减少迭代次数。

附图说明

[0036] 图1为本发明的流程图;

[0037] 图2为本发明构建的神经网络框架图;

[0038] 图3为本发明算法过程的循环流程图;

[0039] 图4为本发明的试验装置图; (a) 为真实发射图像; (b) 为衰减图; (c) 为掩码和真实发射图像之和; (d) 为无噪声投影数据图; (e) 为噪声投影数据图; (f) 为FBP重建图像;

[0040] 图5为传统迭代算法结果图; (a) 为传统MLEM算法结果图; (b) 为传统OSEM算法结果图; (c) 为E-ML-INC-EM1算法结果图; (d) 为E-ML-INC-EM3算法结果图; (e) 为PL-OS-EMDP算法结果图; (f) 为PL with point perturbations算法结果图;

[0041] 图6为传统迭代算法和本发明重建结果比较图; (a) 为原始图像; (b) 为传统OSEM算法重建结果图; (c) 为传统MLEM算法重建结果图; (d) 为E-ML-INC-EM-3算法重建结果图; (e) E-PL-OS-EMDP算法重建结果图; (f) 本发明重建结果图。

具体实施方式

[0042] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白, 以下结合附图及实施例, 对本发明进行进一步的详细说明。此处所描述的具体实施例仅用于解释本发明技术方案, 并不限于本发明。

[0043] 本发明提供一种技术方案: 一种基于自动编码器网络的正电子发射型计算机断层显像 (PET) 重建方法, 包括以下步骤:

[0044] 步骤A: 在正电子发射型计算机断层显像 (PET) 图像基础上, 建立去噪自动编码器 (DAE) 网络模型, 利用训练好的去噪自动编码器 (DAE) 获取图像的先验信息;

[0045] PET重建图像数学模型:测量数据 $y \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 可以被建模为独立泊松随机变量的集合,通过仿射变换 $\bar{y} \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 与未知图像 $x \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 的关系如下:

$$[0046] \quad \bar{y} = Px + s + r$$

[0047] 其中, $P \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 是检测概率矩阵, P_{ij} 表示由检测器*i*检测到源自体素*j*的光子的概率, $s \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 和 $r \in \mathbb{R}^{M \times 1}$ 分别表示散射符合和随机符合数据, M 是响应行数(LOR), N 是图像空间中的像素数,对数似然函数为:

$$[0048] \quad L(y|x) = \sum_{i=1}^M y_i \log \bar{y}_i - \bar{y}_i - \log y_i!$$

[0049] 未知图像 x 的最大似然估计为:

$$[0050] \quad \hat{x} = \arg \max_{x \geq 0} L(y|x)$$

[0051] 步骤B:将带有图像先验信息的去噪自动编码器(DAE)网络 and 传统PET迭代重建方法结合,两者交替迭代获得重建图像。

[0052] 进一步的,所述步骤A具体包括:

[0053] (1) 建立DAE网络模型的具体步骤:

[0054] 如图2所示,DAE网络由20个卷积层组成,除第1层和第20层外,其间均进行批量归一化,除了第20层,使用线性整流函数(ReLU)激活,卷积核的大小为 3×3 ,输入和输出的通道数为3(RGB),其余层为64;

[0055] 最佳DAE网络的输出是真实数据密度的局部均值,并且去噪自动编码器(DAE)误差(训练自动编码器的输出和输入之间的差异)是平均移位向量,使用这个平均移位向量的大小,作为图像先验的负对数似然,对于图像重建,通过反向传播自动编码器误差来最大化使用梯度下降的可能性, $A_{\sigma_\eta}(I)$ 表示DAE网络,输入图像为 I ,则DAE网络的输出是 $A_{\sigma_\eta}(I)$, $A_{\sigma_\eta}(I) = A(I + \eta)$,则DAE通过最小化代价函数来训练:

$$[0056] \quad L_{DAE} = E_{\eta, I} [\|I - A_{\sigma_\eta}(I)\|^2]$$

[0057] 其中,高斯噪声 η 具有方差 σ_η^2 , A_{σ_η} 表示DAE是用噪声方差 σ_η^2 训练,噪声方差 σ_η^2 与退化噪声及其方差 σ_d^2 无关,它是一个指定参数;

[0058] (2) 用DAE网络获取图像的先验信息,使用 $L(I) = \|A_{\sigma_\eta}(I) - I\|^2$ 衡量真实数据密度中图像 I 与其局部平均值 $A_{\sigma_\eta}(I)$ 的接近程度。

[0059] 进一步的,所述步骤B具体包括:

[0060] (1) 步骤B中传统迭代重建方法以最大似然法(MLEM)为例,相应步骤为:

[0061] “E”步:通过ML得到期望 X ,构造交替迭代:

$$[0062] \quad Z_{ij} = E(Z_{ij} | x^k) = P_i \frac{a_{ij} X_j^k}{\sum_j a_{ij} X_j^k}$$

[0063] “M”步:将求得的 Z_{ij} 带入式,令偏导等于0:

$$[0064] \quad X_j^{k+1} = \frac{X_j^k}{\sum_i a_{ij}} \sum_i \frac{a_{ij} Y_i}{\sum_j a_{ij} X_j^k}$$

[0065] (2) 将带有图像先验信息的去噪自动编码器 (DAE) 网络和MLEM重建方法结合,两者交替迭代获得重建图像;

$$[0066] \quad \arg \max_I \left\| P\mathbf{x} - \bar{\mathbf{y}} \right\|^2 + \gamma \left\| A_{\text{on}}(I) - I \right\|^2$$

[0067] 其中, $P \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 是检测概率矩阵, \mathbf{x} 为未知图像, γ 是用来加权数据项和先验信息的相对影响; DAE网络迭代过程为: 第一步: 计算数据项相对于图像 $\bar{\mathbf{y}}$ 的梯度; 第二步: 计算先验信息的梯度, 平均移动向量 $\|A_{\text{on}}(I) - I\|^2$ 的梯度需要自动编码器 $A_{\text{on}}(I)$ 的梯度, 通过网络反向传播计算; 最后一步使用两个梯度项的加权和来更新图像 I 。

算法	PSNR	SSIM
Traditional-FBP	24.4681	0.6755
Traditional-OSEM	22.6343	0.7961
Traditional-MLEM	24.8795	0.8320
E-ML-INC-EM-1	25.3645	0.8225
E-PL-OS-EMDP	21.8457	0.7873
本发明	30.3197	0.9275

[0069] 上表实验结果表明, 优化后算法重建图像的图像峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 两个指标高于传统算法重建的图像, 达到令人满意的效果。

[0070] 以上所述仅表达了本发明的优选实施方式, 其描述较为具体和详细, 但并不能因此而理解为对本发明专利范围的限制。应当指出的是, 对于本领域的普通技术人员来说, 在不脱离本发明构思的前提下, 还可以做出若干变形、改进及替代, 这些都属于本发明的保护范围。因此, 本发明的保护范围应以所附权利要求为准。

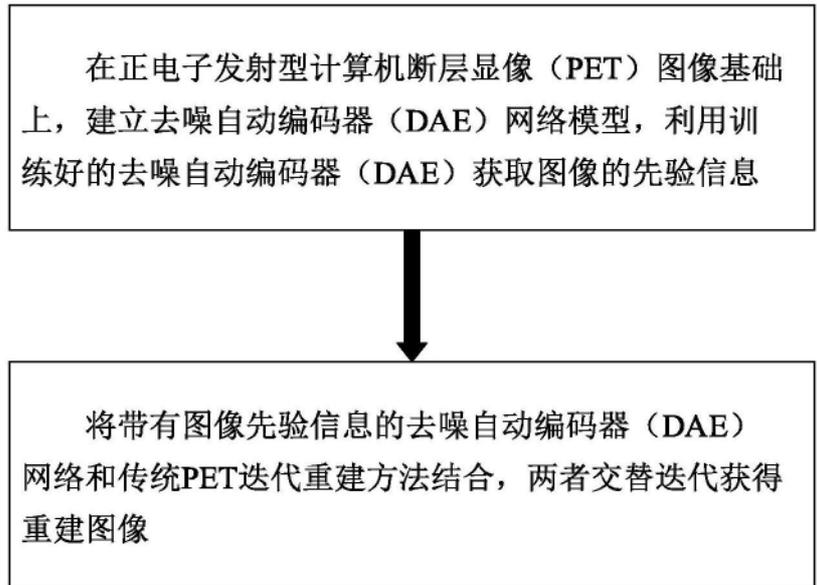


图1

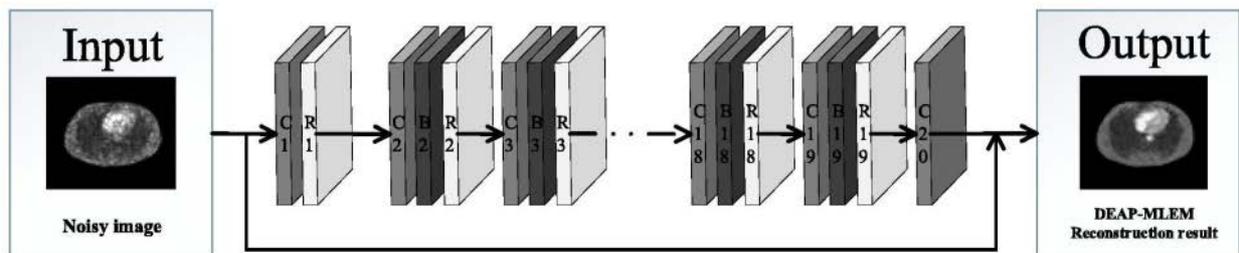


图2

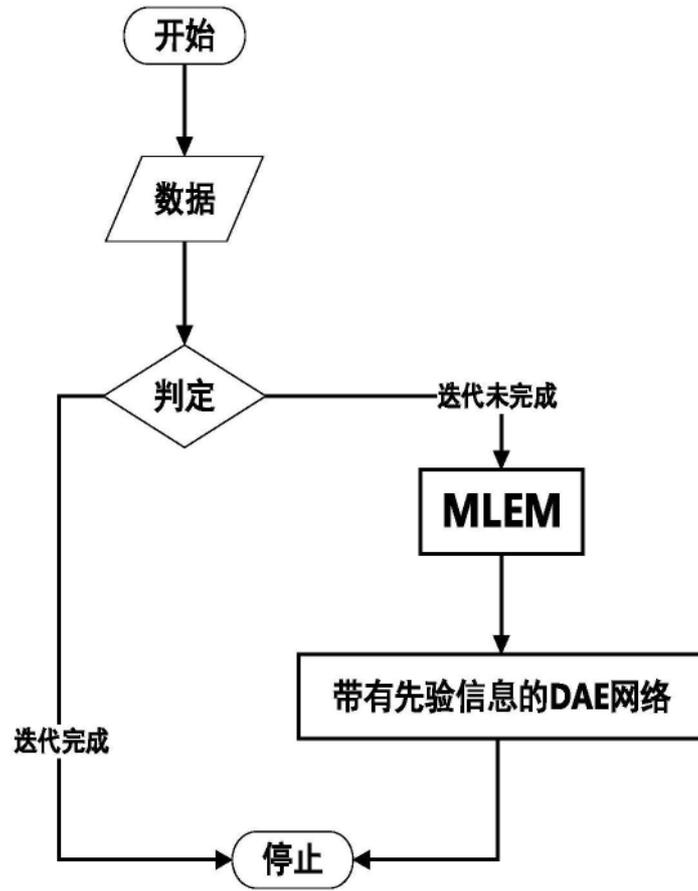


图3

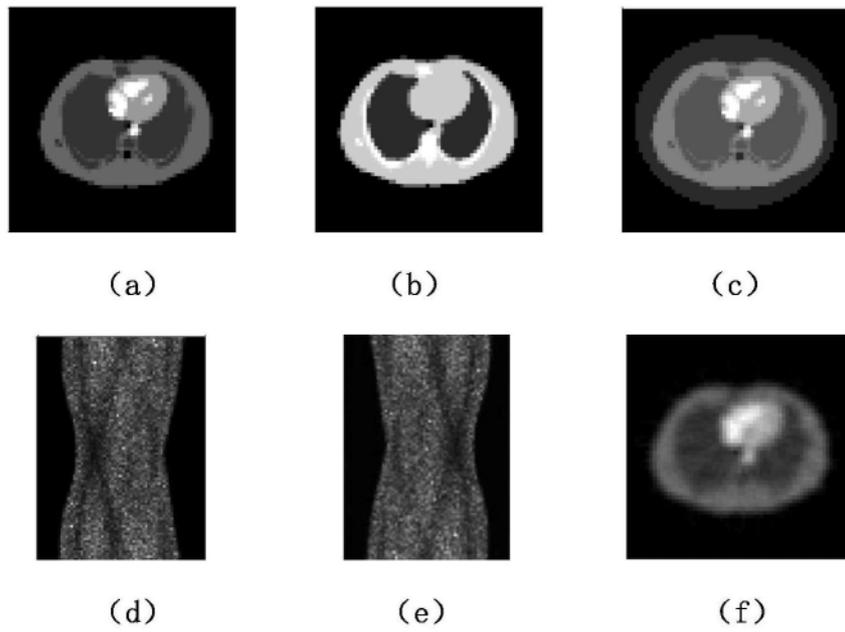


图4

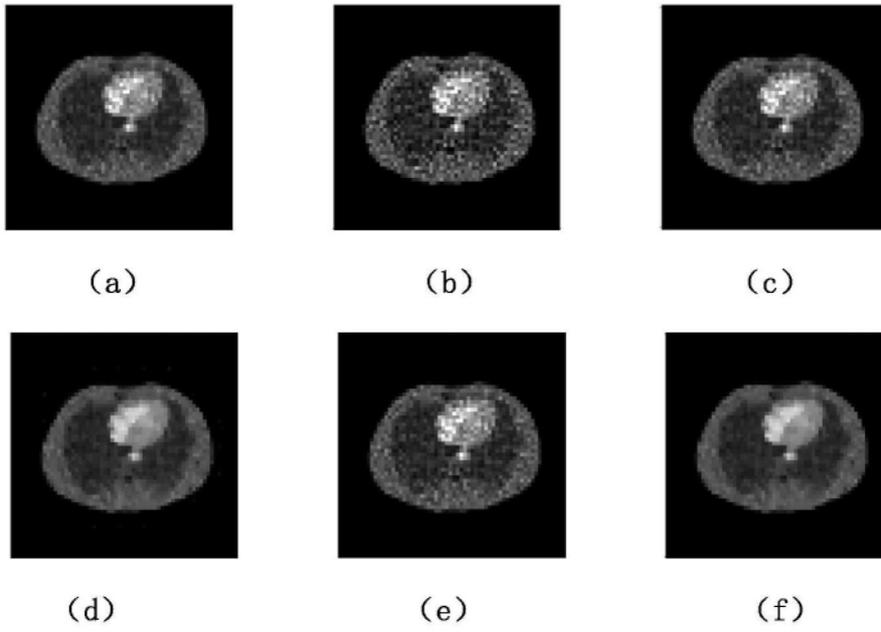


图5

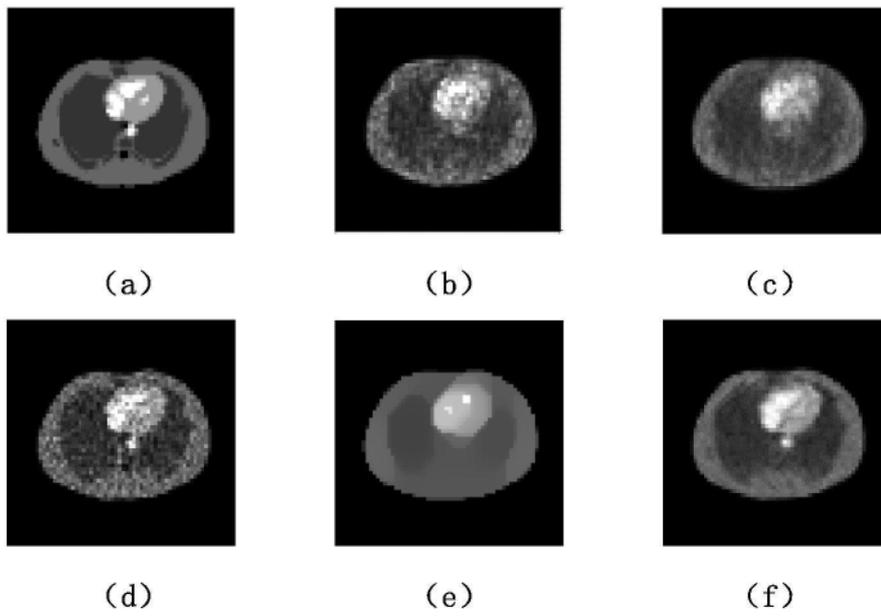


图6