

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1784-07

论文索引信息: 边兆英, 路利军, 马建华, 冯前进, 陈武凡. 动态 PET 重建中的区域时空先验研究 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1784-1790

动态 PET 重建中的区域时空先验研究

边兆英, 路利军, 马建华, 冯前进, 陈武凡

(南方医科大学生物医学工程学院医学信息研究所, 广州 510515)

摘要: 针对动态正电子发射成像(PET) Bayesian 重建, 提出一种区域时空先验(RST)模型。RST 先验充分利用动态 PET 序列图像的空间和时间信息, 在 2 维空间和 1 维时间上对噪声进行双重约束。为验证所提方法的有效性, 进行人体脑部¹⁸F-FDG 动态 PET 计算机仿真实验。实验结果表明, 较其他经典重建方法, 通过 RST 先验的引入, 所提方法对于动态 PET 图像重建质量有着很好的改善, 同时提高了病灶区域¹⁸F-FDG 流入速率 K_i 估计准确度。

关键词: 贝叶斯重建; 动态 PET; 区域时空先验; 房室模型

Regional spatial-temporal prior based dynamic PET reconstruction

Bian Zhaoying, Lu Lijun, Ma Jianhua, Feng Qianjin, Chen Wufan

(Institute for Medical Information & Technology, School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515 China)

Abstract: For Bayesian dynamic Positron emission tomography (PET) reconstruction, a regional spatial-temporal prior (RST) model is proposed in this paper. The RST exploits sufficiently both the spatial and temporal information, and could suppress the noise in both two spatial dimensions and one temporal dimension. Computer simulations of brain ¹⁸F-FDG dynamic PET was conducted to validate the proposed approach. The comparison with other classical reconstruction methods shows that the proposed approach performs better in dynamic PET reconstruction and the results are more accurately estimating of the influx rate K_i of ¹⁸F-FDG in the lesion region.

Keywords: Bayesian reconstruction; dynamic PET; regional spatial-temporal prior; compartment model

0 引言

动态正电子发射成像(PET)通过对人体内放射性示踪剂的分布和时间活度变化进行显像, 无创伤地提供人体内定量的生物化学等生理信息, 可以较早地进行疾病的诊断和治疗。在临床诊断中, 临床医生不仅需要对动态 PET 图像进行视觉阅片, 而且

需要对动态 PET 图像进行动力学定量分析。动力学定量分析通过对动态 PET 图像分割得到感兴趣区域(如肿瘤病灶区域), 提取该区域组织的时间活度曲线(TAC), 然后应用动力学模型(如房室模型)计算感兴趣区域的动力学参数, 得到具有临床诊断意义的生理参数估计。可是在实际中, 由于受到 PET 探测光子的低计数率和一些物理噪声的影响, PET 探测的原始数据信噪比较低, 使得动态 PET 图

收稿日期: 2010-07-23; 修回日期: 2010-10-18

基金项目: 国家重点基础研究计划(973)项目(2010CB732503); 国家自然科学基金项目(81000613); 国家科技部支撑计划项目(2011BAI12B03); 广东省自然科学基金项目(7117784)。

第一作者简介: 边兆英(1986—), 男。南方医科大学生物医学工程学院生物医学工程专业硕士研究生, 主要研究方向为 PET 成像。E-mail: bht86617@163.com。

通讯作者: 马建华, E-mail: jhma@fimmu.com。

像重建在理论上成为一个病态问题。而动态 PET 图像的重建质量直接影响着动力学参数估计的准确程度。

为了减小动态 PET 图像噪声,进行了许多图像重建改进方法的研究。传统的动态 PET 图像重建是对每个扫描时间点的探测数据应用解析重建法或者统计迭代法单独重建其静态 PET 图像,最后得到整个动态序列图像。为了减小图像噪声,一些滤波和空域正则化等技术应用于单帧图像重建中。传统重建方法的优点是单幅图像重建简单,而且重建方法已经比较成熟;不足是没有利用动态 PET 图像的时间信息,得到的 TAC 信噪比低,参数估计准确度比较差。如何充分利用动态 PET 图像的时间空间信息,以提高重建图像和参数估计的准确度呢?一类方法是通过时间基函数的表达形式将时间信息引入图像重建过程中。TAC 被表示为一组时间基函数的代数和函数,如 B 样条函数^[1-2]以及其他的复杂函数^[3]。通过估计每个像素点 TAC 对应的时间基函数的权值进而生成动态 PET 序列活度图像。在重建中加入时空正则化项,重建图像的空间分辨率比传统方法有了较大提高,且 TAC 较为平滑,信噪比得到改善。然而,由于时间基函数以及各像素对应的权值没有生理意义,动力学参数估计仍需要先得到动态 PET 序列图像才能进行。而且,如何选择最佳类型的时间基函数以及时间基函数最适合的个数仍然是一个很重要的问题。另一类方法是直接参数图像重建^[4-5],将动力学参数估计与图像重建相结合,把动态 PET 图像重建转化为直接的参数图像重建,有效地抑制了噪声从 Sinogram 数据到动力学参数估计的传播。但是,相比传统重建方法,由于房室模型中动力学参数的非线性性,利用房室模型直接进行参数图像重建所应用的优化算法则比较复杂。而近来,一个基于房室模型构造的时间先验^[6]由 Kadmas 和 Gullberg 用于动态 SPECT 图像重建。尽管基于房室模型时间先验的有序子集最大后验重建方法尚未在理论上证明其收敛性,但是实际中长时间的实验结果证明该方法满足收敛性。而且,房室模型时间先验的引入可以有效改善重建图像质量,抑制 TAC 中的噪声,提高流入率参数估计的准确度。而在¹⁸F-FDG PET 研究中,一个感兴趣的主要参数是流入速率 K_i ,这是因为 K_i 正比于葡萄糖代谢率^[7]。同时, Bayesian 最大后验重建已被广泛应用于解决断层图像重建中的病态问题^[8]。基于

Bayesian 理论,重建图像的部分先验信息可以被有效地引入图像重建中,对重建中的病态问题起到正则化作用,以达到抑制噪声的效果。

综合以上分析,本文提出一种基于区域时空先验的最大后验重建方法。我们将传统方法中常用的二次 QM 平滑先验与房室模型先验相结合,得到一种能够充分体现动态 PET 图像时间空间信息的时空先验模型。同时,考虑到体内相同组织对同一放射素示踪剂的代谢变化是相同的,通过预分割处理将代谢变化相同或相似的像素点归为一类,然后选取该类对应区域所有像素的均值 TAC 计算其房室模型先验,可以有效避免基于单像素点计算房室模型先验时由单像素点 TAC 噪声引入的先验偏差,从而进一步保证迭代重建的收敛性,同时可以较大地提高收敛速度。为验证所提方法的有效性,我们进行了人体脑部的¹⁸F-FDG 动态 PET 仿真实验。通过与 FBP、二次 QM 先验重建实验相比,RST 在降低动态 PET 图像噪声和病灶区域¹⁸F-FDG 流入速率 K_i 估计方面均有很好的效果。

1 模型与方法

1.1 PET 统计模型

根据 PET 测量数据的统计特性,本文采用广泛研究的线性 Poisson 分布统计模型,即将 PET 测量值理解为服从独立 Poisson 分布的随机变量。在测量数据服从 Poisson 分布的假设下,PET 统计模型描述为

$$y_i \sim \text{Poisson} \left\{ c_i \sum_j^N a_{ij} x_j + r_i \right\} \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中, y_i 表示第 i 对探测器探测到的来自发射扫描的光子数据, M 表示探测器对的数目, x_j 表示第 j 个重建像素点处的同位素分布, N 表示待重建图像像素的总个数, r_i 表示探测到的随机计数和散射计数的总数, $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$ 是系统矩阵, a_{ij} 定义为在理想状态下图像像素点 j 被探测器对 i 探测到的几何概率。 c_i 则表示扫描时间的校准系数、探测器的效率、衰减系数和死时间的校正系数的综合值。PET 重建的目标就是在已知测量数据 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$ 、系统矩阵 $\mathbf{A}$ 和校正数据 $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_M]^T$ 的情况下,重建出未知的同位素分布图像 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 。

对应的对数-似然函数为

$$L(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) = \sum_{i=1}^M (\mathbf{y}_t)_i \ln(\bar{\mathbf{y}}_t)_i - (\bar{\mathbf{y}}_t)_i - \ln(\mathbf{y}_t)_i! \quad (2)$$

式中, $\mathbf{y}_t \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 表示第 t 帧的 PET 探测数据, 本文中为 Sinogram 原始数据, $\mathbf{x}_t \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 表示第 t 帧待重建的 PET 活度图像, $\bar{\mathbf{y}}_t \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 是将当前 PET 估计图像投影得到的 Sinogram 值, “!” 表示阶乘。 $\bar{\mathbf{y}}_t$ 可通过如下的关系式由 $\mathbf{x}_t$ 计算得到

$$\bar{\mathbf{y}}_t = \mathbf{G}\mathbf{x}_t + \mathbf{r}_t \quad (3)$$

式中, $G_{ij} = c_i a_{ij}$, $i = 1, 2, \dots, M$, $j = 1, 2, \dots, N$ 。

1.2 房室模型

房室模型是一种数学表达示踪剂在体内分布的动力学模型, 常用于表达示踪剂在组织中的吸收与排出。示踪剂在这些房室间的交换可用一阶常微分方程 (ODEs) 来建模, 这些方程的系数就是动力学参数, 表示在房室之间的物质传输速率的常数。本文采用含有四动力学参数的二组织房室模型, 如图 1 所示。

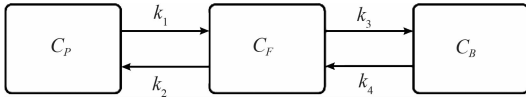


图 1 四动力学参数的二组织房室模型

Fig. 1 A two-tissue compartment model with 4 kinetic parameters

其中, C_p (pmol/ml) 为示踪剂在血浆中的摩尔浓度, C_f (pmol/ml) 为自由示踪剂的摩尔浓度, C_b (pmol/ml) 为已代谢或结合示踪剂的摩尔浓度。动力学参数 k_1, k_2, k_3, k_4 (min^{-1}) 为房室间的传输速率常数。对单个像素或者感兴趣区域 (ROI), 两房室示踪剂浓度随时间的 t ($t \geq 0$) 变化可表示为下面的常微分方程组

$$\frac{dC_f(t)}{dt} = k_1 C_p(t) - (k_2 + k_3) C_f(t) + k_4 C_b(t) \quad (4)$$

$$\frac{dC_b(t)}{dt} = k_3 C_f(t) - k_4 C_b(t) \quad (5)$$

求解可得, ROI 或像素中放射素示踪剂浓度 $f(t)$ 与动力学参数间的相互关系

$$\begin{aligned} f(t) &= (1 - V_B) [C_f(t) + C_b(t)] S_A e^{-\lambda t} + \\ &V_B C_{WB}(t) = \\ &(1 - V_B) [(\alpha_1 e^{-\alpha_3 t} + \alpha_2 e^{-\alpha_4 t}) \otimes \\ &C_p(t)] S_A e^{-\lambda t} + V_B C_{WB}(t) \end{aligned} \quad (6)$$

式中:

$$\alpha_1 = \frac{k_1}{2\Delta} (k_2 - k_3 - k_4 + \Delta)$$

$$\alpha_2 = \frac{k_1}{2\Delta} (-k_2 + k_3 + k_4 + \Delta)$$

$$\alpha_3 = \frac{1}{2} (k_2 + k_3 + k_4 + \Delta) \quad (7)$$

$$\alpha_4 = \frac{1}{2} (k_2 + k_3 + k_4 - \Delta)$$

$$\Delta = \left| \sqrt{(k_2 + k_3 + k_4)^2 - 4k_2 k_4} \right|$$

符号 $\otimes$ 代表卷积, S_A 为示踪剂的初始比活度, λ 为示踪剂衰变速率, V_B 为组织中血液所占体积比例的已知常数, C_{WB} 为所有血液中示踪剂的浓度。假设血液输入函数 $C_p(t)$ 是已知的。实际上 $C_p(t)$ 可直接由动脉血浆采样测得, 或者通过对重建图像中血液区域的估计获得。由式 (6) 可以将 ROI 或像素的 $f(t)$ 与二房室模型拟合得到一个最优拟合 $\hat{f}(t)$ 和相应的动力学参数估计, 含有时间上的先验信息。

在 ^{18}F -FDG 动态 PET 研究中, 一个感兴趣的主要参数是 ^{18}F -FDG 的流入速率 Ki 。

$$Ki = \frac{k_1 k_3}{k_2 + k_3} \quad (8)$$

1.3 预分割处理

动态 PET 分割通常用于动态图像重建后病灶区域的定位和定量分析诊断。尤其在动力学参数估计中, 通过分割将代谢变化相同或相似的像素分为一个区域, 然后对区域 TAC 进行参数估计, 有效地抑制了待估计 TAC 的噪声, 相应提高了参数估计的准确度。动态 PET 分割有很多途径可以实现。一方面是手工分割方法, 可以由临床影像专业医生根据临床经验手工划分; 也可以将动态 PET 图像与其他医学成像模态, 如磁共振成像 (MRI) 进行图像配准, 以 MRI 分割结果作为参照进行手工划分。另一方面, 为减小手工分割的划分时间和主观性, 针对动态 PET 的分割已经展开了广泛研究, 并提出了许多效果优良的分割算法^[9-11]。为了减小重建算法的复杂性, 文中没有应用相关的分割算法进行探讨, 只是对迭代重建初始图像进行手工分割得到预分割区域。

1.4 时空先验

基于 Bayesian 或者 MRF 理论, 可以得到以下图像重建的后验概率

$$P(\mathbf{x} | \mathbf{y}) \propto P(\mathbf{y} | \mathbf{x}) P(\mathbf{x}) \quad (9)$$

$$P(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp(-\beta U(\mathbf{x})) \quad (10)$$

式中, $\mathbf{y}$ 和 $\mathbf{x}$ 分别为探测数据 Sinogram 图像和待重建的目标图像。对于 PET 图像重建, $\mathbf{x}$ 代表目标放射性浓度分布, $\mathbf{y}$ 则代表探测到的 Sinogram 数据。 $P(\mathbf{x})$ 为 Gibbs 先验分布, Z 为正火常数或者配分函数, $U(\mathbf{x})$ 即为 MRF 先验能量或能量方程, 参数 β 控制 MRF 先验对于影响重建图像的程度。选取负的对数-似然函数 $L(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 作为目标函数, MAP 估计可转化为目标函数最小化问题, 通过在迭代过程中最小化目标函数得到重建图像。建立以下目标函数

$$C(\mathbf{x}) = -L(\mathbf{y}|\mathbf{x}) + \beta U(\mathbf{x}) \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min[-L(\mathbf{y}|\mathbf{x}) + \beta U(\mathbf{x})] \quad (12)$$

由 MRF 理论可知, 当图像 $\mathbf{x}$ 满足先验假设时, 先验能量函数 $U(\mathbf{x})$ 达到最小值, 同时相应的先验分布达到最大值。传统的先验模型都是基于空间邻域信息, 先验能量函数 $U(\mathbf{x})$ 一般通过计算像素 i 与其邻域 N_i 内每个点的差分为自变量的势能函数 ψ 的简单加权和得到。空间先验能量函数表示为以下形式

$$U(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j \in N_i} w_{ij} \psi(x_i - x_j) \quad (13)$$

式中, 权重值 w_{ij} 是表示图像中像素 i 和像素 j 相互关系的正常数, 在局部先验模型中通常取值为像素 i 和像素 j 之间距离的反比。为了利用动态 PET 原始数据中蕴涵的时间信息, 构建一种新的基于二房室模型和图像空间邻域信息的区域时空先验模型。像素点 i 在所有时间点处的活度估计记为 $\mathbf{X}(i)$, $\mathbf{X}(i) = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{Ti}]$, T 为扫描时间点数。对 $\mathbf{X}(i)$ 进行房室模型动力学参数估计, 将得到的动力学参数引入房室模型, 得到一个新的拟合活度估计 $\hat{\mathbf{X}}(i)$, 该过程即房室模型拟合。 $\hat{\mathbf{X}}(i)$ 就是由 $\mathbf{X}(i)$ 得到的房室模型最优拟合, 含有时间上的信息。本文在迭代过程中通过估计像素点 i 处的最优拟合 $\hat{\mathbf{X}}(i)$ 引入时间约束。我们构建的区域时空先验模型为

$$U_{st}(x_t) = u_{t1} \sum_{i=1}^N \sum_{j \in N_i} w_{ij} \psi(x_{ti} - x_{tj}) + u_{t2} \sum_{i=1}^N w_{ii}(x_{ti} - \hat{x}_{ti})^2 \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (14)$$

式中, $U_{st}(x_t)$ 是第 t 帧活度估计图像的区域时空先验, w_{ij} 为空间先验权重, 取值为像素 i 和像素 j 之间距离的反比, w_{ii} 为像素点 i 在 t 时间点处的时间先验权重, $w_{ii} = (x_{ti} - \hat{x}_{ti})^2 / \sigma_{ti}^2$, $\sigma_{ti}^2 = \sum_{i=1}^T (x_{ti} - \hat{x}_{ti})^2$, u_{t1}

和 u_{t2} 分别控制 t 时间点空间和时间正则化程度。空间先验部分我们采用 8 邻域模板, 并使用简单的二次函数 $\psi(x) = x^2/2$ 作为势函数, 即二次 QM 平滑先验。

1.5 区域时空先验重建算法

通过以上分析, 我们完成了区域时空先验模型的构建。对于式 (11) 的求解, 本文采用 OSL (one step late) 方法^[12], 并利用有序子集 (OS) 方法^[13] 进行加速重建。基于区域时空先验的 OSMAP 重建算法主要步骤描述如下:

- 1) 由 FBP 重建生成动态 PET 初始估计图像, 并进行预分割处理;
- 2) 由当前动态估计图像提取各区域的均值 TAC, 进行房室模型拟合, 计算各时间帧图像的时空先验;
- 3) 应用 OSL 方法逐一对全部子集进行一次迭代;
- 4) 更新动态估计图像;
- 5) 重复步骤 2) — 4) 直到迭代终止。

RST + OSMAP 算法属于 OSL 迭代格式, 缺乏严格的全局收敛性证明, 但可以得到局部最优解。

2 实验与分析

为验证本文提出的基于区域时空先验最大后验重建方法的有效性, 我们对脑部的动态 PET 体模数据进行重建, 并与传统的 FBP 重建方法以及基于 QM 先验的 OSMAP 重建方法进行比较。

2.1 PET 模拟实验

实验采用一个 64×64 的脑部体模^[14] 模拟脑部葡萄糖代谢, 如图 2(a) 所示, 由灰质、白质、小块肿瘤和背景 4 个区域构成。

血液输入函数 $C_p(t)$ 由 Feng 模型^[15] 模拟生成, 相应的 TACs 由式 (6) 计算得到, 如图 2(b) 所示。模拟使用的动力学参数来自文献 [16], 由表 1 列出, 血液对 PET 放射性活度的贡献值 V_b 全部设为 0。示踪剂为 ^{18}F -FDG, 其衰变常数 λ 为 0.034 min^{-1} 。总扫描时间为 90 min, 分为 24 个扫描时间帧, 各时间帧长度分别为 $4 \times 0.5 \text{ min}$, $4 \times 2 \text{ min}$, $16 \times 5 \text{ min}$ 。

我们由 TACs 生成各时间帧的活度图像, 然后把 24 帧活度图像通过 Poisson 模型投影产生动态 Sinogram 数据。系统概率矩阵对应于一个平行带状积分几何模型, 表示一个 180° 的均匀区域里具有 66 个径向取样和 90 个角采样的系统, 由美国密歇根大

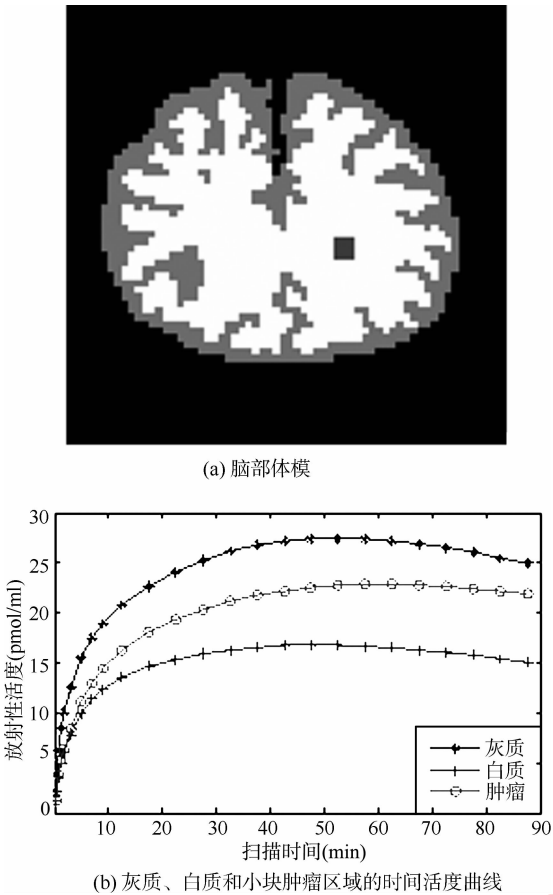


图2 脑部体模以及各区域对应的时间活度曲线
Fig. 2 The brain phantom and regional TACs

学 Fessler 教授提供的 IRT (image reconstruction toolbox) 工具箱^[17]生成。整个扫描过程的总计数率设为 4.8×10^7 。为了模拟实际成像情况,在 Sinogram 测量数据加入 10% 的 Poisson 随机噪声,且模拟设定反映探测器效率因素的校正系数因子 c_i 服从标准差为 0.3 的 log-normal 随机变量。

表 1 PET 脑部体模各 ROI 的动力学参数

Tab.1 The kinetic parameters of ROIs in the PET brain phantom				
ROI	k_1	k_2	k_3	k_4
灰质	0.110 4	0.191 0	0.102 4	0.009 4
白质	0.062 2	0.124 8	0.070 0	0.009 7
小块肿瘤	0.064 0	0.089 0	0.073 8	0.005 7

对 24 帧得到的动态 Sinogram 数据,分别用 FBP 方法、基于 QM 先验的 OSMAP 方法和我们的 RST-OSMAP 方法进行动态 PET 图像的重建,并对重建结果进行量化对比较。

2.2 实验结果与分析

FBP 重建选择截止频率等于 Nyquist 频率的 Ramp 滤波器,QM-OSMAP 算法的 QM 先验全局参数设为 0.25,RST-OSMAP 算法时间先验部分全局参数设为 50,空间先验部分为 0.4。全局参数均依据产生最高信噪比 SNR (计算公式见式(15))的原则手工设定。

2.2.1 动态 PET 图像重建结果与分析

选取动态 PET 重建图像的第 4、8、12、20 帧进行比较,如图 3 所示,对应的信噪比由表 2 列出。各时间帧重建图像的信噪比 SNR 计算如下:

$$SNR = 10lg \left(\frac{\sum_i (x(t,i) - \bar{x}(t))^2}{\sum_i (x(t,i) - x_{true}(t,i))^2} \right) \quad (15)$$

式中, $x(t,i)$ 为第 t 帧重建图像像素点 i 的活度值, $x_{true}(t,i)$ 为由 TACs 生成的真实图像活度值, $\bar{x}(t)$ 代表第 t 帧重建图像所有像素点的活度均值。

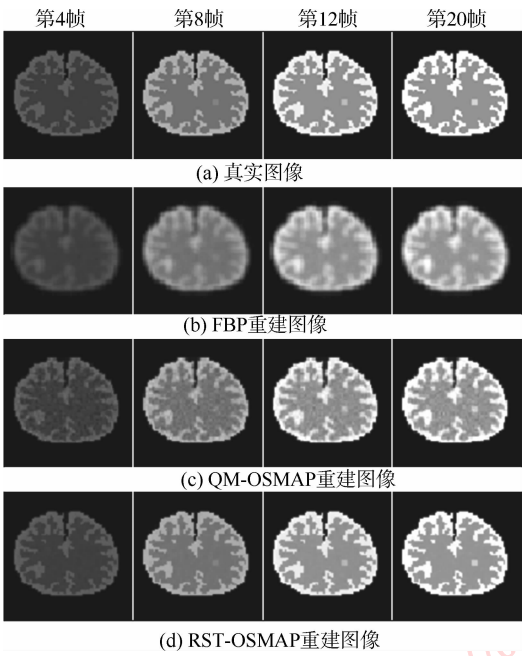


图3 动态 PET 第 4、8、12、20 帧的重建图像
Fig. 3 Reconstructed dynamic PET images at frames 4, 8, 12, 20

表 2 动态 PET 重建图像信噪比

Tab.2 Signal-to-noise (SNR) of reconstructed dynamic PET images				
SNR	第 4 帧	第 8 帧	第 12 帧	第 20 帧
FBP	8.380 3	9.110 7	8.792 5	8.500 1
QM-OSMAP	16.278 9	17.764 4	17.181 1	17.002 5
RST-OSMAP	23.051 4	26.145 2	26.430 8	26.205 0

从结果可以看出,相比 FBP 重建,Bayesian 最大后验重建图像的信噪比更高,说明 Bayesian 最大后验重建方法在 PET 重建抑制噪声方面有着良好的效果。比较 QM-OSMAP 重建和 RST-OSMAP 重建结果,可以看到 RST-OSMAP 重建由于加入了房室模型时间先验信息,得到的动态重建图像信噪比方面有了进一步提高。

2.2.2 动力学参数成像与分析

对于动力学参数成像,我们对 FBP、QM-OSMAP 和 RST-OSMAP 3 种方法重建得到的动态 PET 图像基于单像素计算其动力学参数 k_1, k_2, k_3, k_4 , 分别得到对应的参数图像。动力学参数估计由式(6)通过非线性加权最小二乘法计算得到。3 种算法中都没有计算背景区域的动力学参数,均设为 0,即背景区域的 k_1, k_2, k_3, k_4 都为 0。图 4 给出了 k_1, k_2, k_3, k_4 的真实图像和由 3 种算法重建计算得到的参数图像,其信噪比由表 3 列出。

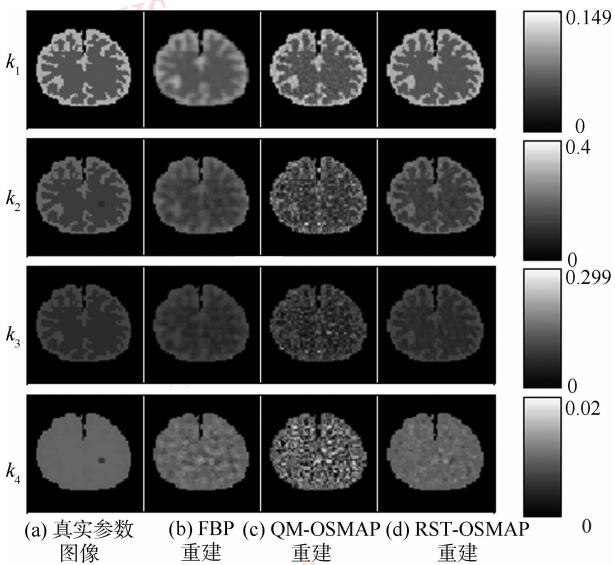


图 4 k_1, k_2, k_3, k_4 参数图像

Fig.4 Parametric images of k_1, k_2, k_3, k_4

表 3 k_1, k_2, k_3, k_4 参数图像信噪比

Tab.3 Signal-to-noise (SNR) of parametric images of k_1, k_2, k_3, k_4

SNR/dB	k_1	k_2	k_3	k_4
FBP	9.718 7	14.851 1	14.862 4	17.534 5
QM-OSMAP	16.888 2	9.784 6	8.485 5	6.451 5
RST-OSMAP	23.796 2	19.653 0	20.692 9	20.410 6

比较 3 种方法生成的参数图像及其信噪比,

FBP 重建对 k_2, k_3, k_4 3 个参数能够进行较好的估计,但对 k_1 参数的估计偏差较大;而 QM-OSMAP 重建对 k_1 参数能够进行较好估计,却对 k_2, k_3, k_4 3 个参数的估计存在较大偏差;我们提出的方法对 k_1, k_2, k_3, k_4 4 个参数均可以进行较好的估计。

在参数图像方面,由 FBP 重建动态图像计算得到的参数图像在视觉效果上均比较模糊;QM-OSMAP 参数图像则含有较大噪声,特别是 k_2, k_3, k_4 参数图像受噪声影响极为严重;而 RST-OSMAP 则在图像对比度和抑制噪声方面均有很大改善。为了更好地描述动态 PET 图像和参数估计的相互关系,我们选取肿瘤区域的所有像素点各自的 TAC 和区域均值 TAC 与肿瘤区域真实 TAC 进行比较,如图 5 所示。可以看到 QM-OSMAP 得到的单像素 TACs 比较粗糙,含有较大的噪声,但均值 TAC 和真实 TAC 比较相近;而 FBP 的单像素 TACs 相对比较平滑,但其均值 TAC 和真实 TAC 偏差比较大;RST-OSMAP 由于区域时空先验的约束,在这两方面都有很好的表现。由式(7)对肿瘤区域计算肿瘤的¹⁸F-FDG 的流入速率 K_i ,如表 4 所列。可以发现,RST-OSMAP 对于 K_i 有着更准确的估计。

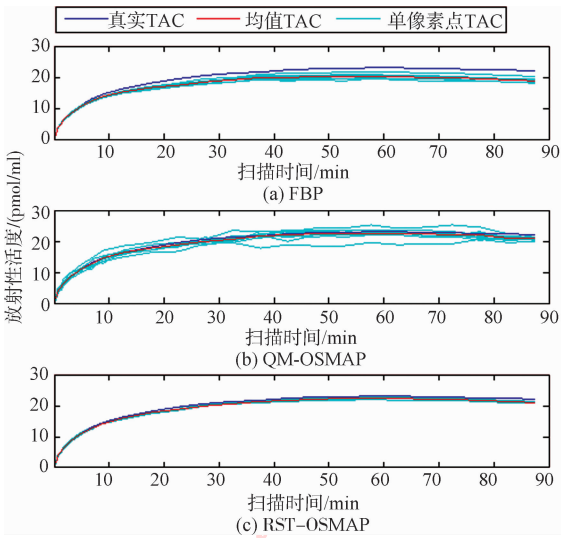


图 5 小块肿瘤区域的 TACs 对照

Fig.5 Comparison of TACs in the small tumor region

表 4 肿瘤区域¹⁸F-FDG 的流入速率 K_i

Tab.4 The flux rate K_i of ¹⁸F-FDG in the tumor region

	TRUE	FBP	QM-OSMAP	RST-OSMAP
K_i	0.029 0	0.026 3	0.029 4	0.028 9

3 结 论

相对于传统的动态 PET 重建算法,提出的基于区域时空先验的最大后验重建算法充分利用了动态 PET 探测数据蕴涵的时间空间信息,通过区域时空先验约束,较好地抑制了动态 PET 重建图像中的噪声,提高了动力学参数估计的准确度。

区域时空先验基于 MRF 和 Bayesian 理论,具有理论上的合理性。同时,时间先验的设计基于区域进行计算,既减小了区域内单像素点 TAC 的噪声影响,又减少了时间先验的计算量。但是手工预分割处理在一定程度上增加了重建的耗时量,同时手工分割较大的误分率也会降低图像重建的质量,给图像重建带来一定的不稳定性。

进一步的工作包括在实验中使用临床真实数据来测试区域时空先验最大后验重建的效果、选用精确的动态 PET 分割算法替代手工分割、进一步减小计算量以及在临床病灶诊断中的应用。

参考文献 (References)

- [1] Li Q, Asma E, Ahn S, et al. A fast fully 4D incremental gradient reconstruction algorithm for list mode PET data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007,26(1):58-67.
- [2] Nichols T E, Qi J, Asma E, et al. Spatiotemporal reconstruction of list-mode PET data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002,21(4):396-404.
- [3] Wernick M N, Infusino E J, Milosevic M. Fast spatio-temporal image reconstruction for dynamic PET [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999,18(3):185-195.
- [4] Kamasak M E, Bouman C A, Morris E D, et al. Direct reconstruction of kinetic parameter images from dynamic PET data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2005,24(5):636-650.
- [5] Tsoumpas C, Turkheimer F E, Thielemans K. A survey of approaches for direct parametric image reconstruction in emission tomography [J]. Medical Physics, 2008,35(9):3963-3971.
- [6] Kadrmas D J, Gullberg G T. 4D maximum a posteriori reconstruction in dynamic SPECT using a compartmental model-based prior [J]. Physics in Medicine and Biology, 2001,46(5):1553-1574.
- [7] Huang S C, Phelps M E, Hoffman E J, et al. Error sensitivity of fluorodeoxyglucose method for measurement of cerebral metabolic rate of glucose [J]. Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism, 1981,1(4):391-401.
- [8] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984,6(6):721-741.
- [9] Kim J, Cai W, Feng D, et al. Segmentation of VOI from multidimensional dynamic PET images by integrating spatial and temporal features [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2006,10(4):637-646.
- [10] Wong K, Feng D, Meikle S R, et al. Segmentation of dynamic PET images using cluster analysis [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2002,49(1):200-207.
- [11] Janssen M H M, Aerts H J W L, öllers M C, et al. Tumor Delineation Based on Time-Activity Curve Differences Assessed With Dynamic Fluorodeoxyglucose Positron Emission Tomography-Computed Tomography in Rectal Cancer Patients [J]. International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics, 2009,73(2):456-465.
- [12] Green P J. Bayesian reconstructions from emission tomography data using a modified EM algorithm [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1990,9(1):84-93.
- [13] Hudson H M, Larkin R S. Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994,13(4):601-609.
- [14] Wang G, Qi J. Generalized algorithms for direct reconstruction of parametric images from dynamic PET data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009,28(11):1717-1726.
- [15] Feng D, Wong K P, Wu C M, et al. A technique for extracting physiological parameters and the required input function simultaneously from PET image measurements: theory and simulation study [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 1997,1(4):243-254.
- [16] O'Sullivan F, Saha A. Use of ridge regression for improved estimation of kinetic constants from PET data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999,18(2):115-125.
- [17] Fessler J A. Penalized weighted least-squares image reconstruction for positron emission tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994,13(2):290-300.