

功能图象技术与算法的研究和应用

冯大淦 蔡卫东

(悉尼大学计算机科学系, 生物医学及多媒体信息技术实验室, 澳大利亚 NSW2006)

摘要 描述了功能图象处理技术的工作原理及医学应用, 并着重对目前主要的六种功能图象生成算法进行了论述并加以比较。

关键词 医学图象处理技术 计算机正电子断层扫描技术(PET) 功能图象

0 引言

随着计算机技术的发展, 计算机医学图象技术已广泛应用于现代医学及生物医学研究和临床领域。这类医学图象技术主要包括: 计算机 X 光断层扫描技术(CT), 核磁共振图象技术(MRI), 计算机单探头光子断层扫描技术(SPECT)以及计算机正电子断层扫描技术(PET)。采用 CT 和 MRI 技术, 我们无需解剖就可以得到十分细致的人体内部器官的结构图象。这无疑为诊断人体内部器质性病变(例如: 骨裂等等)提供了很大帮助。然而通过这类结构图象技术, 我们无法得到表征人体生理变化过程(诸如: 器官新陈代谢, 脑神经活动)的功能图象。因此, 基于 SPECT 及 PET 的功能图象技术便应运而生。它已开始被广泛应用于大脑, 心脏和癌症等方面的研究和治疗(例如: 癌细胞扩散, 心肌坏死等等)。按照功能图象的应用范围, 它可分为: 血流率(BF)功能图象、耗氧率(MRO₂)功能图象、葡萄糖代谢率(MRGlc)功能图象、蛋白质合成功能图象、内分泌系统功能图象和神经元作用功能图象等等。例如, 通过心脏 BF 图象, 我们可观察病人心肌是否坏死, 由此断定有无必要进行心脏搭桥手术; 利用人脑 MRGlc 功能图象, 对于那些高于正常葡萄糖代谢率的区域, 我们可据此诊断为病变肿瘤。

本文以基于 PET 的 MRGlc 功能图象为例子, 在介绍功能图象技术的工作原理的基础上重点论述

现今主要的六种功能图象生成算法。

1 功能图象技术的工作原理

功能图象技术是一种特殊形式的图象处理技术。它通过完成对某原始动态图象数据的特征增强和信息抽取, 从而得到表征此动态过程的功能图象^[1]。上述动态图象数据可由 PET 采集得到。特征信息抽取则通过同位素示踪剂动态建模技术实现。最后由功能图象生成算法算得功能图象。图 1 给出了功能图象技术的工作原理图。

1.1 动态数据采集

先将同位素示踪剂 FDG 注入人体, 由体内循环系统将之输送至需观察的组织部位(此部位已被置于 PET 环形探测器内), 利用 FDG 的放射作用, PET 将采集并重建得到一组不同时间段内组织部位某一层横段面中 FDG 的浓度分布图象数据集。由此, 对于组织部位的每一象素, 我们可以相应抽取到一条有关此点 FDG 浓度变动的曲线, 称为组织活性时间曲线(TTAC)。它反映了此组织象素点在新陈代谢过程中的葡萄糖浓度变化。与此同时, 通过在不同时间段点抽取动脉血液, 我们可得到一组血浆内 FDG 的浓度数据集, 并由此抽取到一条血浆活性时间曲线(PTAC), 它代表了在陈代谢前血浆内葡萄糖的浓度变动。(对组织内的每一象素点, 假设 PTAC 是一致的)。

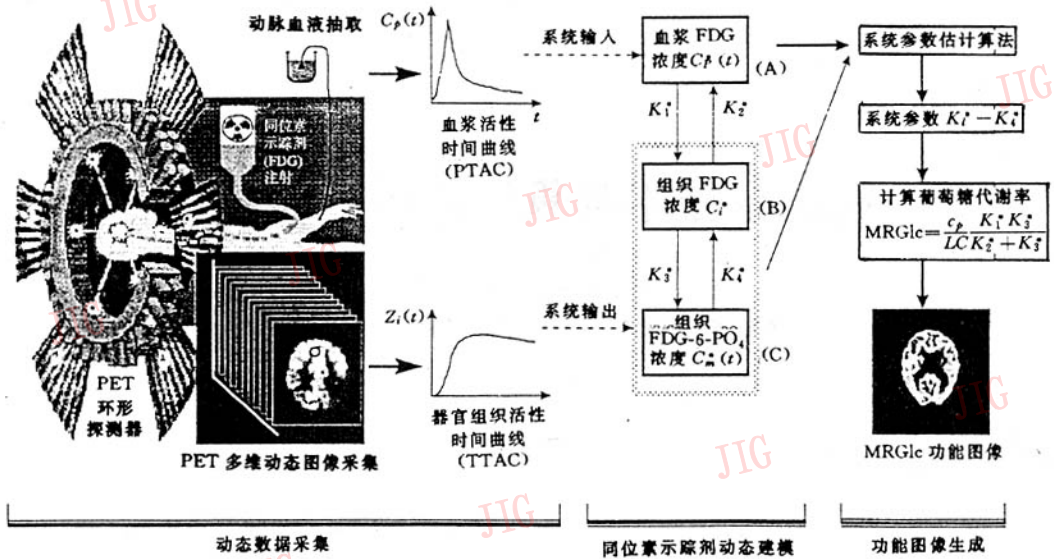


图1 基于计算机正电子断层扫描的功能图象处理技术的工作原理图

1.2 同位素示踪剂动态建模

人体组织器官的新陈代谢生理过程通常采用 Sokoloff 模型来表示^[2-4],它由3个房室及4个参数组成。房室(A)代表血液池并反映血浆中FDG的浓度 $C_p^*(t)$,房室(B)和(C)则分别表示组织中FDG的浓度 $C_i^*(t)$ 和FDG-6-PO₄的浓度 $C_m^*(t)$ 。

组织中总的FDG浓度为:

$$C_i^*(t) = C_i^*(t) + C_m^*(t)$$

此生理过程模型的生化反应和传输率常数由参数 $k_1^* \sim k_4^*$ 表示。整个模型可用以下一组微分方程表示:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} C_i^*(t) &= k_1^* C_p^*(t) - (k_2^* + k_3^*) C_i^*(t) + k_4^* C_m^*(t) \\ \frac{d}{dt} C_m^*(t) &= k_3^* C_i^*(t) - k_4^* C_m^*(t) \end{aligned} \quad (1)$$

在此模型系统中, $C_p^*(t)$ 和 $C_i^*(t)$ 分别代表系统的输入和输出方程。

1.3 功能图象生成

在获得了系统输入及输出数据后,采用适当的系统参数估计算法(功能图象生成算法),我们可以求得估计参数 $k_1^* \sim k_4^*$ 。于是,表示葡萄糖代谢率的生理参数MRGlc可由以下公式得出:

$$MRGlc = \frac{C_p \cdot k_1^* \cdot k_3^*}{LC \cdot k_2^* + k_3^*} \quad (2)$$

式中 LC 代表一综合常数, C_p 为一静态葡萄糖浓度常数。以上求得的MRGlc仅代表组织中某一象素点的葡萄糖代谢率。若根据求得的PET动态图象数据,逐点运行估计算法,我们将得到一幅此器官组织某一层横断面的MRGlc功能图象。如果我们进一步采集到表示整个器官组织的若干层横断面动态图象数据(例如:人脑通常采集31层横断面数据),并重复以上MRGlc功能图象生成算法,则我们可得到一幅三维的功能图象。

2 功能图象的生成算法

综上所述,整个功能图象处理技术的关键在于一个高效而可靠的功能图象生成算法,并且易于临床实现。下面论述6种主要的功能图象处理算法,并予以比较。

2.1 非线性最小平方算法(NLS)

对微分方程组(1)进行拉氏变换,可得:

$$\begin{aligned} C_i^*(t) &= \frac{k_1^*}{\alpha_2 - \alpha_1} \left[\frac{(k_4^* - \alpha_1) e^{-\alpha_1 t} + (\alpha_2 - k_4^*) e^{-\alpha_2 t}}{\alpha_2 - \alpha_1} \right] \otimes C_p^*(t) \\ C_m^*(t) &= \frac{k_1^* k_3^*}{\alpha_2 - \alpha_1} [(e^{-\alpha_1 t} - e^{-\alpha_2 t}) \otimes C_p^*(t)] \end{aligned} \quad (3)$$

式中 \otimes 表示卷积,

$$\alpha_{1,2} = \frac{1}{2} [(k_2^* + k_3^* + k_4^*) \mp$$

$$\sqrt{(k_2^* + k_3^* + k_4^*)^2 - 4k_2^*k_4^*} \quad (4)$$

因此,组织中 FDG 总浓度为:

$$C_i^*(t) = C_e^*(t) + C_m^*(t) = \frac{k_1^*}{\alpha_2 - \alpha_1} \times [(k_3^* + k_4^* - \alpha_1)e^{-\alpha_1 t} + (\alpha_2 - k_3^* - k_4^*)e^{-\alpha_2 t}] \otimes C_p^*(t) \quad (5)$$

式(5)可进一步表示为:

$$C_i^*(t) = (B_1 e^{-L_1 t} + B_2 e^{-L_2 t}) \otimes C_p^*(t) \quad (6)$$

式中, $B_1 = \frac{k_1^*}{\alpha_2 - \alpha_1} (k_3^* + k_4^* - \alpha_1)$, $L_1 = \alpha_1$,

$$B_2 = \frac{k_1^*}{\alpha_2 - \alpha_1} (\alpha_2 - k_3^* - k_4^*), L_2 = \alpha_2.$$

由于式(6)是关于 B_1, B_2, L_1, L_2 参数非线性,因此须采用非线性回归分析算法进行参数估计,例如牛顿高斯法^[5]里文贝格-玛库达算法^[6],并对算法反复迭代直至残差平方和(RSS)达到最小。此 NLS 算法可推广变形为加权的非线性最小平方算法(WNLS),则加权的残差平方和(WRSS)可定义为:

$$WRSS = \sum_{i=1}^T W_i |C_i^*(t) - (B_1 e^{-L_1 t} + B_2 e^{-L_2 t}) \otimes C_p^*(t)| \quad (7)$$

$$MRGlC = \frac{C_p}{LC} \times \frac{\left\{ C_i^*(T) - \frac{\tilde{k}_1^*}{\alpha_2 - \alpha_1} [\tilde{k}_4^* - \alpha_1] e^{-\alpha_1 T} + (\alpha_2 - \tilde{k}_4^*) e^{-\alpha_2 T} \right\} \otimes C_p^*(t)}{\frac{\tilde{k}_2^* + \tilde{k}_3^*}{\alpha_2 - \alpha_1} (e^{-\alpha_1 T} - e^{-\alpha_2 T}) \otimes C_p^*(t)} \quad (9)$$

其中 $C_i^*(T)$ 表示单个时间段点 T 中组织内 FDG 总浓度值, $\tilde{k}_1^* \sim \tilde{k}_4^*$ 则代表器官中不同组织的参数 $k_1^* \sim k_4^*$ 的平均值,即此器官的假设参数。

AR 算法计算速度快且简单。由于它只需采集某个时间段的浓度值,故易于临床应用。但由于它采用假设参数 $\tilde{k}_1^* \sim \tilde{k}_4^*$,因此算出的功能图象值有偏差。

2.3 帕雷图形算法(PGA)

PGA 算法^[8]则假设系统动态过程为线性,即 $k_4^* = 0$ 。将之代入式(1)得:

$$\frac{d}{dt} C_e^*(t) = k_1^* C_p^*(t) - (k_2^* + k_3^*) C_e^*(t)$$

$$\frac{d}{dt} C_m^*(t) = k_3^* C_e^*(t) \quad (10)$$

解式(10)得:

$$\frac{C_i^*(t)}{C_p^*(t)} = \frac{K}{C_p^*(t)} \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau + \frac{k_1^* k_2^*}{(k_2^* + k_3^*)^2} \quad (11)$$

其中 $K = k_1^* k_2^* / (k_2^* + k_3^*)$, $t > 15 \sim 60$ 分钟。

式中权值 W_i 反映了在不同时间段组织中 FDG 总浓度取值的精确程度。一旦得到估计参数 B_1, B_2, L_1 和 L_2 ,我们可依以下关系式算得:

$$\begin{cases} \hat{k}_1^* = \hat{B}_1 + \hat{B}_2 \\ \hat{k}_2^* = \frac{\hat{B}_1 \hat{L}_1 + \hat{B}_2 \hat{L}_2}{\hat{B}_1 + \hat{B}_2} \\ \hat{k}_3^* = \frac{\hat{B}_1 \hat{L}_2 + \hat{B}_2 \hat{L}_1}{\hat{B}_1 + \hat{B}_2} - \frac{\hat{L}_1 \hat{L}_2 (\hat{B}_1 + \hat{B}_2)}{\hat{B}_1 \hat{L}_1 + \hat{B}_2 \hat{L}_2} \\ \hat{k}_4^* = \frac{\hat{L}_1 \hat{L}_2 (\hat{B}_1 + \hat{B}_2)}{\hat{B}_1 \hat{L}_1 + \hat{B}_2 \hat{L}_2} \end{cases} \quad (8)$$

由式(2),我们可求得生理参数,即功能图象值。

采用 NLS 算法可以求得较为精确的参数值,因此常被作为一种标准算法。但在进行对数估计时需要较理想的初始预值进行迭代,故此算法运算量较大。

2.2 自放射图算法(AR)

与上述 NLS 算法相反,AR 算法^[7]假设已知 $k_1^* \sim k_4^*$ 参数,并只需取某一个时间段中的 FDG 浓度值,就可通过下式直接求得功能图象值:

通过线性拟合算法,可求得 K 值。将之代入式(2)便算出功能图象值。

此法具有计算简便的特点,易于临床应用。但由于它假设 $k_4^* = 0$,故求得的值通常偏低。

2.4 积分加权算法(WIM)

将微分方程组(1)变形可得以下二阶导数公式:

$$\frac{d^2}{dt^2} C_i^*(t) = P_1 \frac{d}{dt} C_p^*(t) + P_2 C_p^*(t) + P_3 \frac{d}{dt} C_i^*(t) + P_4 C_i^*(t) \quad (12)$$

式中 $P_1 = k_1^*, P_2 = k_1^* (k_3^* + k_4^*)$, $P_3 = -(k_2^* + k_3^* + k_4^*)$, $P_4 = -k_2^* k_4^*$ 。

假设

$$\frac{d}{dt} C_i^*(0^-) = \frac{d}{dt} C_p^*(0^-) = C_i^*(0^-) = C_p^*(0^-) = 0$$

对式(12)二次积分,可得以下线性式:

$$C_i^*(t) = P_1 \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau + P_2 \int_0^t \int_0^\tau C_p^*(\tau) d\tau^2 + P_3 \int_0^t C_i^*(\tau) d\tau + P_4 \int_0^t \int_0^\tau C_i^*(\tau) d\tau^2 \quad (13)$$

将式(13)乘以一组加权方程 $W_1(t) \sim W_4(t)$,可得到

以下矩阵表达式:

$$A = B\theta + \xi \quad (14)$$

式中 $\theta = [P_1, P_2, P_3, P_4]^T$, $\xi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4]^T$,

$$A = \begin{bmatrix} \int_0^T W_1(t) C_i^*(t) dt \\ \int_0^T W_2(t) C_i^*(t) dt \\ \int_0^T W_3(t) C_i^*(t) dt \\ \int_0^T W_4(t) C_i^*(t) dt \end{bmatrix}$$

$B =$

$$B = \begin{bmatrix} \int_0^T W_1(t) \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau dt & \int_0^T W_1(t) \int_0^t \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau^2 dt \\ \int_0^T W_2(t) \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau dt & \int_0^T W_2(t) \int_0^t \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau^2 dt \\ \int_0^T W_3(t) \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau dt & \int_0^T W_3(t) \int_0^t \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau^2 dt \\ \int_0^T W_4(t) \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau dt & \int_0^T W_4(t) \int_0^t \int_0^t C_p^*(\tau) d\tau^2 dt \end{bmatrix}$$

据式(14)求得:

$$\hat{\theta}_{WIM} = B^{-1}A \quad (15)$$

将 $\hat{\theta}_{WIM}$, 即 $\hat{P}_1 \sim \hat{P}_4$ 代入下式便可得 $\hat{k}_1^* \sim \hat{k}_4^*$:

$$\begin{cases} \hat{k}_1^* = \hat{P}_1, \hat{k}_2^* = -\hat{P}_2 / \hat{P}_1 - \hat{P}_3 \\ \hat{k}_3^* = -\hat{P}_3 - \hat{k}_2^* - \hat{k}_4^*, \hat{k}_4^* = -\hat{P}_4 / \hat{k}_2^* \end{cases} \quad (16)$$

将 $\hat{k}_1^* \sim \hat{k}_4^*$ 代入式(2)便求得功能图象值。同 NLS 算法相比, WIM 算法^[9] 计算速度较快, 但算出的功能图象值有偏差。通过选用合适的加权方程可减少 WIM 的计算偏差。

2.5 线性最小平方算法(LLS)

在不同采样时间点 t_1, t_2, \dots, t_m 对式(13)离散化, 可得:

$$\begin{aligned} C_i^*(t_1) &= P_1 \int_0^{t_1} C_p^*(\tau) d\tau + P_2 \int_0^{t_1} \int_0^{t_1} C_p^*(\tau) d\tau^2 + \\ &P_3 \int_0^{t_1} C_i^*(\tau) d\tau + P_4 \int_0^{t_1} \int_0^{t_1} C_i^*(\tau) d\tau^2 + \xi_1 \\ C_i^*(t_2) &= P_1 \int_0^{t_2} C_p^*(\tau) d\tau + P_2 \int_0^{t_2} \int_0^{t_2} C_p^*(\tau) d\tau^2 + \\ &P_3 \int_0^{t_2} C_i^*(\tau) d\tau + P_4 \int_0^{t_2} \int_0^{t_2} C_i^*(\tau) d\tau^2 + \xi_2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C_i^*(t_m) &= P_1 \int_0^{t_m} C_p^*(\tau) d\tau + P_2 \int_0^{t_m} \int_0^{t_m} C_p^*(\tau) d\tau^2 + \\ &P_3 \int_0^{t_m} C_i^*(\tau) d\tau + P_4 \int_0^{t_m} \int_0^{t_m} C_i^*(\tau) d\tau^2 + \xi_m \end{aligned} \quad (17)$$

式中 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m$ 为公式误差项。整理式(17)得以下矩阵表达式:

$$Y = X\theta + \xi \quad (18)$$

其中 $Y = [C_i^*(t_1), C_i^*(t_2), \dots, C_i^*(t_m)]^T$,

$\theta = [P_1, P_2, P_3, P_4]^T$, $\xi = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m]^T$,

$X =$

$$X = \begin{bmatrix} \int_0^{t_1} C_p^*(\tau) d\tau & \int_0^{t_1} \int_0^{t_1} C_p^*(\tau) d\tau^2 & \int_0^{t_1} C_i^*(\tau) d\tau & \int_0^{t_1} \int_0^{t_1} C_i^*(\tau) d\tau^2 \\ \int_0^{t_2} C_p^*(\tau) d\tau & \int_0^{t_2} \int_0^{t_2} C_p^*(\tau) d\tau^2 & \int_0^{t_2} C_i^*(\tau) d\tau & \int_0^{t_2} \int_0^{t_2} C_i^*(\tau) d\tau^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \int_0^{t_m} C_p^*(\tau) d\tau & \int_0^{t_m} \int_0^{t_m} C_p^*(\tau) d\tau^2 & \int_0^{t_m} C_i^*(\tau) d\tau & \int_0^{t_m} \int_0^{t_m} C_i^*(\tau) d\tau^2 \end{bmatrix}$$

解式(18)可得:

$$\hat{\theta}_{LLS} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (19)$$

将求得的 $\hat{P}_1 \sim \hat{P}_4$ 代入式(16)可得 $\hat{k}_1^* \sim \hat{k}_4^*$ 。再代入式(2)便计算出功能图象值。

由于 LLS^[10] 算法计算时需采集不同时间段的 FDG 浓度值, 因此与 AR, PGA 和 WIM 算法相比, LLS 算法运算略慢。尽管它有公式误差, 但由于计算时不带任何假设条件, 故结果较上述三算法好。

2.6 通用线性最小平方算法(GLLS)

GLLS 算法^[10] 可用来解决 LLS 算法的偏差问题。对式(12)进行拉氏变换, 得:

$$\begin{aligned} s^2 C_i^*[s] &= s P_1 C_p^*[s] + P_2 C_p^*[s] + \\ &s P_3 C_i^*[s] + P_4 C_i^*[s] \end{aligned} \quad (20)$$

整理式(20)并加一拉氏白噪声项 $E[s]$, 得

$$C_i^*[s] = \frac{s P_1 C_p^*[s] + P_2 C_p^*[s]}{s^2 - s P_3 - P_4} + E[s] \quad (21)$$

整理式(21)得:

$$\begin{aligned} s^2 C_i^*[s] &= s P_1 C_p^*[s] + P_2 C_p^*[s] + s P_3 C_i^*[s] + \\ &P_4 C_i^*[s] + (s^2 - s P_3 - P_4) E[s] \end{aligned} \quad (22)$$

式中 $(s^2 - s P_3 - P_4) E[s]$ 为相关噪声项。为除去此噪声项, 我们可采用自动回归滤波器来白化此噪声项。利用 LLS 算法算得的 $\hat{P}_1 \sim \hat{P}_4$, 我们可得到此滤波器 $F[s] = s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4$ 。将此滤波器除上式(22)得:

$$\begin{aligned} \frac{s^2 C_i^*[s]}{s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4} &= \frac{s P_1 C_p^*[s]}{s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4} + \frac{P_2 C_p^*[s]}{s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4} + \\ &\frac{s P_3 C_i^*[s]}{s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4} + \frac{P_4 C_i^*[s]}{s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4} + \frac{s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4}{s^2 - s \hat{P}_3 - \hat{P}_4} E[s] \end{aligned} \quad (23)$$

由于 $(s^2 - s\hat{P}_3 - \hat{P}_4) = s^2 - sP_3 - P_4$, 故噪声得到白化。整理式(23)并进行反拉氏变换, 得:

$$C_i^*(t) + \hat{P}_3\psi_1 \otimes C_i^*(t) + \hat{P}_4\psi_2 \otimes C_i^*(t) = P_1\psi_1 \otimes C_p^*(t) + P_2\psi_2 \otimes C_p^*(t) + P_3\psi_1 \otimes C_i^*(t) + P_4\psi_2 \otimes C_i^*(t) \quad (24)$$

其中 $\psi_1 = \frac{1}{\lambda_2 - \lambda_1} (\lambda_2 e^{-\lambda_2 t} - \lambda_1 e^{-\lambda_1 t})$

$$\psi_2 = \frac{1}{\lambda_2 - \lambda_1} (e^{-\lambda_1 t} - e^{-\lambda_2 t})$$

$$\lambda_{1,2} = \frac{-\hat{P}_3 \pm \sqrt{\hat{P}_3^2 + 4\hat{P}_4}}{2}$$

对式(24)在不同采样时间点 t_1, t_2, \dots, t_m 进行离散化并解之得:

$$\hat{\theta}_{GLLS} = (Z^T Z)^{-1} Z^T r \quad (25)$$

式中

$Z =$

$$\begin{bmatrix} \psi_1 \otimes C_p^*(t_1) & \psi_2 \otimes C_p^*(t_1) & \psi_1 \otimes C_i^*(t_1) & \psi_2 \otimes C_i^*(t_1) \\ \psi_1 \otimes C_p^*(t_2) & \psi_2 \otimes C_p^*(t_2) & \psi_1 \otimes C_i^*(t_2) & \psi_2 \otimes C_i^*(t_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \psi_1 \otimes C_p^*(t_m) & \psi_2 \otimes C_p^*(t_m) & \psi_1 \otimes C_i^*(t_m) & \psi_2 \otimes C_i^*(t_m) \end{bmatrix}$$

$$r = \begin{bmatrix} C_i^*(t_1) + \hat{P}_3\psi_1 \otimes C_i^*(t_1) + \hat{P}_4\psi_2 \otimes C_i^*(t_1) \\ C_i^*(t_2) + \hat{P}_3\psi_1 \otimes C_i^*(t_2) + \hat{P}_4\psi_2 \otimes C_i^*(t_2) \\ \vdots \\ C_i^*(t_m) + \hat{P}_3\psi_1 \otimes C_i^*(t_m) + \hat{P}_4\psi_2 \otimes C_i^*(t_m) \end{bmatrix}$$

将解得的 $\hat{\theta}_{GLLS}$ 即 $\hat{P}_1 \sim \hat{P}_4$ 代入式(16)得 $\hat{k}_1^* \sim \hat{k}_4^*$, 再用式(2)便可算得功能图象值。若多次迭代运算式(25), 我们便可得到无偏差的功能图象值。

采用 GLLS 算法可算得与 NLS 算法十分近似的结果, 而运算速度却比 NLS 算法快。由于 GLLS 算法无需任何初始值假设, 故它很适用于临床上快速生成功能图象。目前此算法已被世界上许多 PET 中心广为采用。

表 1 对上述 6 种功能图象算法分别在采样数据要求, 初始假设条件, 运算速度及复杂度和准确性等方面简要地作了比较。

表 1 6 种功能图象生成算法的比较简表

采样数据要求	运算速度	运算复杂度	初始假设条件	精确性
NLS 多个时间段	慢	大	有	无偏差
AR 单个时间段	快	小	有	有偏差
PGA 多个时间段	快	小	有	偏低
WIM 多个时间段	较快	中	无	有偏差
LLS 多个时间段	较快	中	无	有偏差
GLLS 多个时间段	较快	中	无	无偏差

3 结束语

本文在对基于 PET 的功能图象处理技术进行原理描述之后, 详细论述了 6 种功能图象生成算法并对之作了比较。

参考文献

- 1 Goris M L. Functional or parametric images. Journal of Nuclear Medicine, 1982, 23: 360~362.
- 2 Sokoloff L, Reivich M et al. The [¹⁴C] deoxyglucose method for the measurement of local cerebral glucose utilization: Theory, procedure and normal values in the conscious and anesthetized albino rat. Journal of Neurochemistry, 1977, 28: 897~916.
- 3 Huang S C, Phelps M E et al. Noninvasive determination of local cerebral metabolic rate of glucose in man. Am. J. Physiol. 1980, 238: E69~E82.
- 4 Phelps M E, Huang S C et al. Tomographic measurement of local cerebral glucose metabolic rate in humans with (F-18)2-Fluoro-2-Deoxy-D-Glucose: Validation of method. Ann. Neurol., 1979, 6: 371~388.
- 5 Fletcher R. Practical Methods of Optimisation. John Wiley and Sons, New York, USA, 1980.
- 6 Marquardt D W. An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters. Journal Society of Industrial Applied Mathematics. 1963, 2: 431~441.
- 7 Phelps M E, Mazziotta J et al. Positron Emission Tomography and Autoradiography: Principles and Applications for the Brain and Heart. Raven Press, New York, USA, 1986.
- 8 Patlak C S, Blasberg R G et al. Graphical evaluation of blood to brain transfer constants from multiple-time uptake data. Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism, 1983, 3: 1~7.
- 9 Carson R E, Huang S C et al. Weighted integration method for local cerebral blood flow measurement with positron emission tomography. Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism, 1986, 6: 245~258.
- 10 Feng D et al. An unbiased parametric imaging algorithm for non-uniformly sampled biomedical system parameter estimation. IEEE transactions on Medical Imaging, 1996, 15: 512~518.

冯大淦 1982 年在上海交通大学获得工程硕士学位, 1985 年和 1988 年分别在美国加州大学洛杉矶分校取得生物控制论硕士学位和计算机博士学位, 现为悉尼大学教授。主要研究领域为生物医学和多媒体信息处理, 功能图象, 模拟与仿真, 快速算法与数据压缩等。已发表学术论文及书章 100 多篇。

The Studies on Functional Image Processing and Algorithms

Feng Dagan, Cai Weidong

(Biomedical and Multimedia Information Technology Group,
Basser Dept of Computer Science, University of Sydney, Australia NSW2006)

Abstract Functional image processing techniques with positron emission tomography (PET) have been widely used for clinical diagnosis and research. In this paper, the basic principles of the functional imaging and its application are introduced. Six most commonly used functional imaging algorithms (NLS, AR, PGA, WIM, LLS, GLLS) are discussed and compared.

Keywords Medical image processing, Positron emission tomography (PET), Functional imaging

益世电脑公司面向现有及新兴市场推出两款用于高级模拟的新产品

益世电脑公司 (Evans & Sutherland) 宣布推出新的基于 PC 的实时模拟系统—Ensemble™ 系列和用于高级模拟的顶尖新产品——ESIG®5500 图象发生器。

Ensemble 是第一个真正以 PC 为基础的模拟系统,其良好的可扩展性、灵活性和优惠的价格可充分满足当前市场对实时模拟和可视化的新需求。用户以较低的价格就可受益于先进技术和性能。

Ensemble 具有工业标准的 PC 软、硬件架构,是益世公司先进的图象生成技术和 REALimage™ 图形技术的结晶,REALimage 是全球绝大多数领先工作站厂家首选的三维加速技术。

根据不同的应用需求和经费要求,系统可有基于英特尔奔腾® I 至强™ 处理器 400MHz 或 450MHz 和 REALimage 芯片组的不同配置。无论采用何种配置,任何一个全配置的 Ensemble 都可支持多达 16 个传感器与视频通道。

同时发布的 ESIG®5500 是益世公司久负盛名的 ESIG 高端系列产品的延伸。该产品向用户提供一个全面的视觉系统解决方案,在图象生成、任务功能、建模工具和数据库能力上都有显著的性能提升,可满足现代模拟训练的需求。

新系统集成了最新、最优秀的硬件和软件技术,其新的电子部件、性能和能力带来了卓越的视觉性能。

ESIG5500 装有一套新的专用集成电路,在几何处理器和显示处理器电子部件的电路设计方面也有创新。设计中均采用当前流行的处理器,可使图象发生器从商用计算机元件的不断发展中受益,新开发的系统和应用软件可充分利用硬件新增的功能,提供更逼真的场景和特殊效果,这对提高模拟训练的水平具有极大的价值。

益世公司从事用于生成三维虚拟场景的软件与硬件的研制与生产,其产品包括广泛用于数字视频、模拟、娱乐和教育的高质量视景系统和专业台式图形应用的图形系统。益世公司建于 1968 年,总部位于美国犹他州盐湖城,在多个国家设有分公司或办事处,如需了解有关益世公司及其产品的更多信息,请查询 <http://www.es.com>