

# 一种医学肾动态显像自动化定量评估方法

柴 锐 薛 凡 曾建潮 秦品乐

(中北大学大数据学院 太原 030051)

**摘 要** 目前,临床上肾动态显像评估肾功能的方法过多依赖于手动获取感兴趣区域(Region of Interest, ROI),时间效率较低。针对这一问题,提出一种肾动态显像自动化定量评估的方法。首先,对肾动态显像不同阶段的图像进行预处理;其次,利用改进水平集模型获取肾功能成像中肾脏的 ROI,并通过形态学方法得到本底 ROI,再对肾血流灌注成像中主动脉的 ROI 进行定位和获取;最后,结合 Gates 法计算分肾、总肾的肾小球滤过率(Glomerular Filtration Rate, GFR),根据 ROI 区域内的放射性计数绘制时间-放射性曲线,实现一体化、自动化的肾功能评估。临床实验结果表明,所提自动化评估方法能够在较短的时间内提升自动化水平,并提高评估精度,该方法可以为临床诊断和辅助治疗提供有效帮助。

**关键词** 自动化定量评估,肾动态显像,肾小球滤过率,感兴趣区域

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.08.053

## Automatic Quantitative Evaluation Approach for Medical Renal Dynamic Imaging

CHAI Rui XUE Fan ZENG Jian-chao QIN Pin-le

(Big Data College, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract** The evaluation method of renal function in clinical renal dynamic imaging depends too much on manual acquisition of ROI (Region of Interest) and has low time efficiency. In order to solve this problem, this paper proposed an automatic quantitative assessment method for medical renal dynamic imaging. Firstly, the images of renal dynamic imaging at different stages are pretreated. Secondly, an improved level set model is utilized to obtain the ROI of the renal function imaging. The ROI is obtained by morphological methods, then the ROI of the aorta in the renal perfusion imaging is located and obtained. Finally, GFR (Glomerular Filtration Rate) is calculated according to the Gates method, and the time-radioactivity curve is plotted based on the radioactivity counts in ROI, so as to achieve integrated and automated assessment for renal function. The results of clinical trials show that the proposed automatic assessment method can improve the automation level in a short period of time and raise the assessment accuracy, which provide effective help for clinical diagnosis and adjuvant treatment.

**Keywords** Automatic quantitative assessment, Renal dynamic imaging, Glomerular filtration rate, Region of interest

## 1 引言

肾脏是人的重要器官,在调节机体内电解质和酸碱平衡方面发挥着重要作用<sup>[1-2]</sup>。肾癌(RCC)是泌尿系统最常见的恶性肿瘤之一,占成人肾脏恶性肿瘤的 80%~90%<sup>[3]</sup>。根治性肾切除(RN)是治疗肾癌的最有效方法。但近年来,体积小、分期较低的肾癌检出率增多,对于这类肾癌患者,行保留肾单位手术(PN)同样可以实现根治,同时保留部分肾单位以维持正常肾功能<sup>[4]</sup>。由于分肾功能、总肾功能可以为术前手术方式的选择和术后恢复情况提供询证依据,因此评估分肾和总肾功能尤为重要。

现阶段,检测肾功能的首选影像为放射性核素<sup>99m</sup>Tc-DTPA 肾动态显像。该检测中,基于 Gates<sup>[5]</sup>法计算 GFR 值评估肾功能时必须获取的 ROI。临床上获取 ROI 需要医生手动辅助勾画,不仅耗时,而且过度依赖临床经验,缺乏一致性标准,增加了误差风险。因此,一些研究者提出多种半自动、自动获取肾脏 ROI 的方法来。Garcia 等<sup>[6]</sup>开发了 AUTOROI 系统,但在获取本底 ROI 时仍需人工完成。田书畅等<sup>[7]</sup>提出基于形态学重建和阈值结合的方法来自动获取 ROI,但由于肾动态显像较其他模态图像(CT 和 MR 等)分辨率低,且易受脾脏、肝脏等器官的干扰,仅依靠图像直方图很难确定最佳阈值,导致分割结果不准确。Landgren 等<sup>[8]</sup>提出了一种用于

到稿日期:2018-07-03 返修日期:2018-09-13 本文受山西省自然科学基金(2015011045)资助。

柴 锐(1985—),男,博士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为医学图像处理、机器视觉、三维重建,E-mail:fanxuefx@126.com;薛 凡(1992—),女,硕士生,主要研究方向为医学影像、深度学习、机器学习;曾建潮(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为复杂系统与群体智能、智能计算、复杂系统的健康管理等,E-mail:xfxt4820344@163.com(通信作者);秦品乐(1978—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为大数据、机器视觉、三维重建。

诊断儿童肾脏病变的自动化系统。该系统用于分析注射 DMSA 显象剂的肾脏图像,利用主动形状模型(ASM)对肾脏进行分割。该方法解决了病变肾脏边缘强度弱的问题,但方法的局部搜索策略为穷举法,执行效率低。刘任从等<sup>[9]</sup>提出通过形态学和边界追踪获取肾脏 ROI 的方法,但仍需人工干预确定起始边缘点,而且仅获取双肾 ROI,未获取左、右分肾 ROI。

近年来,水平集模型算法在医学图像分割领域得到了较好的应用<sup>[10-14]</sup>,不仅可以保持演化的闭合曲线光滑平整,使得图像具有极好的分割精度、抗噪性和鲁棒性,而且可以对肾动态显像进行左、右分肾勾画,达到计算分肾 GFR 的目的。因此,本文选择水平集方法获取肾脏 ROI。

本文根据肾动态显像的特点提出关于肾动态显像的自动化定量评估方法。文中改进了水平集模型的自适应系数,包

含图像灰度信息,提高了活动轮廓在演化过程中对弱边界的识别能力。该自动化评估方法不仅可以免去手动勾画环节,实现自动获取 ROI,而且能保证其准确性和时效性,进而提高 GFR 计算结果的准确性。此外,本文自动获取了血流灌注成像中的主动脉 ROI,并绘制了时间-放射性曲线图,为之后进一步鉴别肿瘤性质起到重要作用,具有临床意义与价值。

## 2 肾动态显像自动化定量评估算法

本文提出的肾动态显像自动化定量评估方法主要包括 3 个方面:1)预处理,包括肾功能相和肾血流灌注相预处理两部分;2)获取 ROI,包括获取肾脏 ROI、本底 ROI 和主动脉 ROI 3 部分;3)肾功能评估,包括结合 Gates 法计算 GFR 值和根据获取的 ROI 中放射性的计数绘制时间-放射性曲线两部分。图 1 为本文评估方法的框架图。

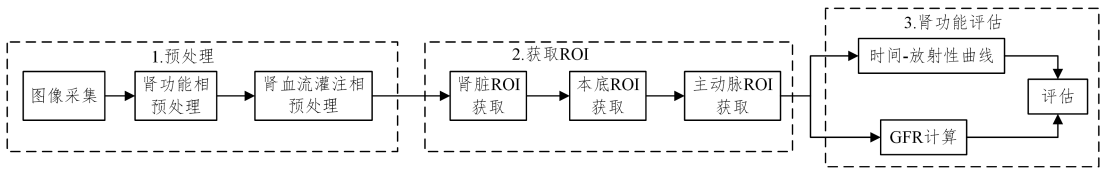


图 1 本文评估方法的框架图

Fig. 1 Framework of proposed evaluation method

### 2.1 图像采集

从山西医科大学第一医院核医学科的临床肾动态显像数据(由西门子双探头 SPECT 采集)库中选取 32 例图像数据作为实验数据集。其中男性 19 人,女性 13 例,年龄范围在 27~76 岁。数据集的图像尺寸为  $64 \times 64$ ,以 IMA 格式结尾,且由 3 部分组成:第一部分为注射前注射器内的放射性计数图像;第二部分为肾血流灌注成像  $2\text{s}/\text{帧} \times 30$  帧,肾功能成像  $1\text{min}/\text{帧} \times 20$  帧,共计 21 min,50 帧图像<sup>[15]</sup>,记为  $I$ ;第三部分为注射后注射器内残余的放射性计数图像。

### 2.2 肾血流灌注相预处理

由于血流灌注图像为显象剂注射前 1 min 内的图像序列,该图像分辨率低,噪声大。中值滤波不仅可以消除噪声,而且对边缘形状信息无较大影响,因此本文采用自适应中值滤波对血流灌注图像进行预处理。

### 2.3 肾功能相预处理

提取肾脏 ROI 区域的过程在合成图像上进行,肾脏图像上的肝脏、脾脏、心脏等区域的像素强度会对肾脏的提取造成干扰,这些肾外器官(肝脏、脾脏、心脏等)一般在 1 min 到 2 min 摄取达到峰值<sup>[16]</sup>,之后开始递减。因此,本文根据放射性核素随时间在肾脏区域和肾外器官的摄取累积情况,利用时相减法,保留肾脏区域的同时去除肾外器官放射性核素的干扰。

### 2.4 肾脏 ROI 获取

水平集模型的基本理论是将演化的闭合曲线隐含地表示为高一维空间中水平集函数的零水平集,利用偏微分方程不断演化高维空间中的水平集函数,通过有限差分法求解演化方程,进而从演化后的水平集函数中获得零水平集,即最终演化得到的边缘轮廓。这种方法将较复杂的二维信息隐含地表示为简单的高一维空间信息,无需将曲线曲面参数化,具有独特的优势。

水平集方法<sup>[17-18]</sup>根据能量函数的不同可分为基于边缘的几何活动轮廓模型和基于区域的几何活动轮廓模型。Li 等<sup>[19]</sup>提出的 LI 水平集模型是基于边缘的几何活动轮廓模型的典型代表。

在传统的水平集分割方法中,闭合曲线在演化时会出现退化。为了保证曲线在演化时一直能靠近符号距离函数,需要不断初始化水平集函数。为了解决这个不断重新初始化的复杂过程,LI 水平集模型增加了一项距离惩罚项,即  $\int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi - 1|)^2 dx dy$ ,用于表示水平集函数与符号距离函数之间的相近程度,每当求解能量最小化时,保持惩罚项最小值为 0,以保持水平集函数始终为符号距离函数,从而避免了重新初始化的复杂过程,提高了运算效率。

令  $\Omega \subset R^2$  是一个有界的带有 Lipschitz 了边界的连通开集,将其作为图像的范围。 $I: \Omega \rightarrow R$  为二维灰度图像,将预处理肾功能成像后肾脏放射性计数最多的第 3 帧图像  $A_L$  作为分割肾脏的输入图像, $\phi: \Omega \rightarrow R$  为水平集函数,闭合曲线  $C$  可以表示水平集函数的零水平集,即  $C = \{x \in \Omega \mid \phi(x) = 0\}$ 。为了得到闭合曲线  $C$ ,定义能量函数:

$$\epsilon(\phi) = \mu \rho(\phi) + \epsilon_m(\phi) \quad (1)$$

其中,第一项为内部能量函数,即正则项,用来惩罚水平集的震荡性;第二项为外部能量函数,即数据项,用来迫使水平集的零水平集向目标轮廓不断逼近演化,最终获取 ROI。

LI 模型的内部能量项为:

$$\rho(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (2)$$

LI 模型的外部能量项为:

$$\epsilon_m(\phi) = \lambda \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + v \int_{\Omega} g H(-\phi) dx dy \quad (3)$$

其中, $g$  为边缘指示符函数  $g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|}$ , $G_{\sigma}$  为标准差为

$\delta$  的高斯核函数,  $I$  为输入图像, 即  $A\_L$ 。第一项为加权长度项, 用于保证演化曲线的光滑; 第二项为加权面积项, 用于保证演化曲线逼近目标,  $v$  为加权面积项的系数, 其大小影响着演化速率,  $v$  值小时, 容易陷入虚假边界而停止演化,  $v$  值大时, 容易导致边缘泄露。

LI 模型的总能量泛函为:

$$\begin{aligned} \varepsilon(\phi) &= \mu\rho(\phi) + \varepsilon_m(\phi) \\ &= \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} g\delta(\phi) |\nabla\phi| dx dy + \\ &\quad v \int_{\Omega} gH(-\phi) dx dy \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $\mu > 0$ ,  $\lambda > 0$ ,  $v > 0$ ,  $\mu, \lambda, v$  均为正值权参数,  $H(\phi)$  为 Heaviside 函数,  $\delta(\phi)$  为 Dirac 函数, 可分别定义为:

$$H(\phi) = \begin{cases} 1, & \phi > \varepsilon \\ 0, & \phi < \varepsilon \end{cases} \quad (5)$$

$$\delta(\phi) = \begin{cases} 0, & |\phi| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} (1 + \cos(\frac{\pi\phi}{\varepsilon})), & |\phi| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (6)$$

肾动态显像分辨率低, 加之本研究涉及的实验数据中常会遇到肿瘤位于肾脏边缘的情况, 导致图像边缘放射性计数减少, 造成边界模糊。为了在弱边界情况下避免边缘泄露和虚假边界, 本文提出在 LI 水平集模型的基础上引入一种包含图像灰度信息的自适应演化速率  $v(I)$  系数:

$$v(I) = \frac{2 + \sqrt{s(G_\sigma * I)}}{a} \quad (7)$$

其中,  $G_\sigma$  为标准差为  $\delta$  的高斯核函数,  $I$  为输入图像, 即  $A\_L$ ,  $a$  为常数,  $s$  为高斯平滑灰度图像的标准差。标准差反映图像的离散程度, 代表图像中目标轮廓与平均值的距离, 标准差越大, 数据越离散; 反之, 数据越聚集。  $v(I)$  函数系数的值根据目标图像信息自适应调整, 如果图像中目标轮廓与平均值接近,  $v(I)$  的值将减小, 曲线演化速率会减慢, 以避免边缘泄露; 反之,  $v(I)$  的值将增大, 曲线演化速率会加快, 以避免陷入虚假边界。

新的总能量泛函为:

$$\begin{aligned} \varepsilon(\phi) &= \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} g\delta(\phi) |\nabla\phi| dx dy + \\ &\quad v(I) \int_{\Omega} gH(-\phi) dx dy \end{aligned} \quad (8)$$

为了解能量泛函的极值所对应的欧拉-拉格朗日 (Euler-Lagrange) 方程, 使演化曲线最终接近 ROI 边缘, 通过变分水平集方法得到水平集函数的梯度下降流, 利用其实现能量函数的最小化, 即到达肾脏轮廓的边缘, 获取肾脏 ROI。演化方程如式(9)所示:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \mu[\Delta\phi - \text{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})] + \lambda\delta(\phi)\text{div}(g\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}) + v(I)g\delta(\phi) \quad (9)$$

## 2.5 本底 ROI 获取

肾动态显像的肾脏 ROI 中的放射性计数并不完全是肾脏摄取的, 也包括前后组织和血管, 即本底 ROI。根据 Gates 法对本底区域的描述, 本文采用最大类间方差法和形态学膨胀结合的方法来自动获取本底 ROI, 具体步骤如下。

(1) 将获取的左、右肾脏 ROI 图像  $mask\_L$  和  $mask\_R$  作为获取本底 ROI 的初始图像, 首先利用最大类间方差法提取

最佳阈值, 得到二值化的左、右肾脏图像  $mmL$  和  $mmR$ 。

(2) 由于本底 ROI 在肾周围至少 1 像素的距离内, 因此将二值化后的左、右肾脏图像分别进行 2 倍和 5 倍的形态学膨胀, 分别记为  $I_{t2}$ ,  $I_{t5}$  和  $I_{r2}$ ,  $I_{r5}$ , 之后将 5 倍和 2 倍图像相减, 得到环形本底。

(3) 获取环形本底区域的行  $H$  和列  $L$ , 将(最大行  $Hmax$  + 最小行  $Hmin$ )/2 与(最大列  $Lmax$  + 最小列  $Lmin$ )/2 作为本底 ROI 的界限范围, 分别获取左右肾脏外侧下方的 1/4 部分, 得到本底 ROI。

## 2.6 主动脉 ROI 获取

血流灌注成像的时间-放射性曲线图能有效反映病变组织的血流动力学变化, 对于术前鉴别肿瘤性质起到重要作用, 因此获取主动脉 ROI 作为绘制曲线图的环节尤为关键。本文获取主动脉 ROI 时, 首先获取预处理后的肾血流灌注成像中主动脉放射性计数最富集的图像, 之后采用边缘检测和区域生长的算法对主动脉实现自动分割。主动脉为垂直方向上的区域, 因此本文选择 sobel 算子的水平梯度模板对图像进行滤波, 设置 sobel 算子的水平梯度模板为:  $h_x = [-1 \ -2 \ -1; 0 \ 0 \ 0; 1 \ 2 \ 1]$ 。sobel 算子滤波后, 再利用归一化算法将图像像素最大强度的 45% 作为二值化图像的阈值, 得到二值化后的图像。

由人体解剖学可知, 主动脉 ROI 位于肾脏之间, 利用获取的肾脏 ROI 限定主动脉 ROI, 用矩形区域作为主动脉的界限范围。选择区域内灰度值为 0 的点作为接下来区域生长算法的种子点, 像素强度反转后, 最终得到主动脉 ROI。

## 3 GFR 计算

肾小球滤过率是指单位时间内从肾小球滤过的血浆毫升数, 是评估肾功能的重要指标<sup>[20]</sup>。本文引入计算 GFR 值的金标准方法——Gates 分析法, 在获取 ROI 的基础上, 通过计算 ROI 内放射性核素的活度, 结合 Gates 公式和患者信息计算 GFR 值, 进而评估肾功能。Gates 法的相关公式如式(10)~式(12)所示:

$$CLCounts = (LCounts - BLCounts) / e^{-\mu x_1} \quad (10)$$

$$CRCounts = (RCounts - BRCounts) / e^{-\mu x_2} \quad (11)$$

$$CsumCounts = CLcounts + CRcounts \quad (12)$$

其中,  $LCounts$  为左肾计数,  $BLCounts$  为左肾本底计数,  $RCounts$  为右肾计数,  $BRCounts$  为右肾本底计数, 这 4 个值由本文方法获取肾脏 ROI 和本底 ROI 计算得到;  $\mu$  为  $^{99m}Tc$ -DTPA 显象剂在软组织中的衰减系数, 为 0.153/cm;  $x_1$  和  $x_2$  分别为左、右肾的深度, 深度需要从 IMA 格式的图像中获取患者的身高和体重信息来进一步计算。

$$x_1 = 13.2 * (weight/height) + 0.7 \quad (13)$$

$$x_2 = 13.3 * (weight/height) + 0.7 \quad (14)$$

Gates 分析法的总 GFR 计算公式为:

$$GFR = (CsumCounts / (BeforeC - AfterC)) * 100 * 9.81270 - 6.82519 \quad (15)$$

其中,  $BeforeC$  和  $AfterC$  分别为注射前注射器内的放射性计数和注射后注射器内的放射性计数。

左肾 GFR 计算公式为:

$$GFR\_L = GFR * (CLCounts / CsumCounts) \quad (16)$$

右肾 GFR 计算公式为:

$$GFR\_R = GFR * (CRCounts / CSumCounts) \quad (17)$$

## 4 实验验证

图 2 为本文算法流程图。图 2(a)和图 2(d)分别为肾功能成像和肾血流灌注成像的预处理结果图。图 2(b)中利用本文方法分别对预处理后的左、右肾脏 ROI 进行自动获取。

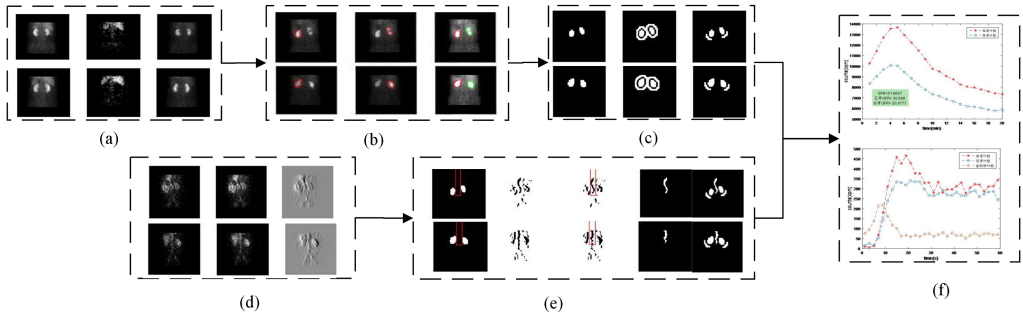


图 2 本文算法流程图

Fig. 2 Flow chart of proposed algorithm

### 4.1 实验数据及参数设置

为验证本文算法的可行性,利用山西医科大学第一医院临床上选取的 32 例患者的<sup>99m</sup>Tc-DTPA 肾动态显像进行实验验证,每组图像的分辨率均为  $64 * 64$ 。实验软件为 matlab 2015a;硬件为 Inter (R) Core (TM) i5-3337U CPU @ 1. 80 GHz。实验参数设置为: $\lambda=1, \epsilon=1$ ,步长  $\tau=6, \mu=0.2/\tau, a=2$ ,迭代次数为 280。

### 4.2 实验指标与结果分析

指标是衡量一个算法优劣的标准。本文采用 Dice 系数和消耗时间  $t$  两个指标来定量地评价本文算法的准确性与优越性。之后利用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 计算自动分割与手动分割的偏差,假设  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为手动分割结果,  $X'_1, X'_2, \dots, X'_n$  为自动分割的结果,  $n$  为样本数, RMSE 的计算公式见式(19)。最后,采用皮尔森相关系数 (Pearson Correlation Coefficient) 评价手动分割评估的 GFR 值和自动分割评估的 GFR 值之间的相关性,用  $r$  表示。

$$Dice = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (18)$$

其中,  $X$  为手动分割肾脏 ROI 的像素计数,  $Y$  为自动分割 ROI 的像素计数。

$$RMSE = \left[ \frac{(X_1 - X'_1)^2 + (X_2 - X'_2)^2 + \dots + (X_n - X'_n)^2}{n} \right]^{0.5} \quad (19)$$

$$r = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left( \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma_X} \right) \left( \frac{Y_i - \bar{Y}}{\sigma_Y} \right) \quad (20)$$

其中,  $X_i$  和  $Y_i$  分别为手动分割和自动分割的 GFR 值,  $\bar{X}$  和  $\bar{Y}$  分别为手动分割和自动分割的样本均值,  $\sigma_X$  和  $\sigma_Y$  分别为手动分割和自动分割的样本标准差。

#### 4.2.1 与经典分割方法的对比

医生专家选取本底 ROI 区域的形状具有不规则性,没有严格的限制,导致无法利用相同的评判指标对结果进行比较。因此,本文仅将肾脏 ROI 的获取方法与 3 种经典分割方法进行比较。

图 3 为不同分割算法所得结果的对比图,容易观察到,与

图 2(c)为自动获取的环形本底 ROI 和半月形本底 ROI。图 2(e)为主动脉区域的界定范围和主动脉 ROI。图 2(f)为时间-放射性曲线图,其中上方的肾功能成像曲线图中显示出总肾 GFR 和分肾 GFR 结果,肾功能成像曲线图为双肾 ROI 内放射性核素注射后 1 min 到 20 min 间每分钟的变化情况,而下方的肾血流灌注曲线图为双肾 ROI、主动脉 ROI 内放射性核素在注射后 1 min 内每秒的变化情况。

经典分割方法相比,本文方法有更好的分割结果。当肾脏有损伤时,经肾脏滤过放射性核素较少,从而导致核素在损伤的肾脏中保留较少,以致显影弱。由图 3(a)右肾显影较弱可知该患者右肾有损伤,本文方法有效避免了边缘泄露的现象。图 3(b)中自适应阈值方法对健康肾脏的分割结果理想,但对有损伤的右肾分割不完整。图 3(c)中 FCM 聚类算法同样出现了边缘泄露,同时可以观察到右肾还存在小孔。图 3(e)为 C-V 模型的分割结果,该算法由于需要借助人工标记点来完成,效率上较本文算法差。综合 dice 系数和平均耗时客观指标,由表 1 实验数据可知,本文方法耗时少、准确度高,具有客观性。

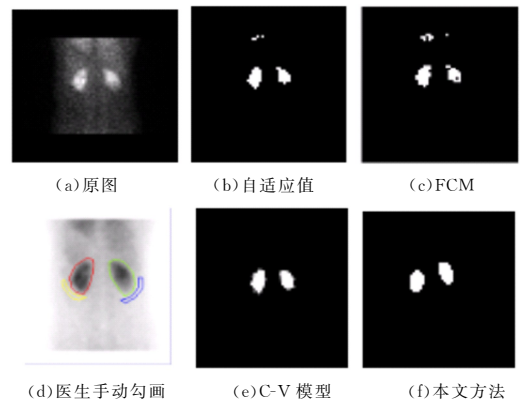


图 3 分割算法结果的对比

Fig. 3 Comparison of segmentation algorithmst's results

表 1 不同分割算法的评估结果

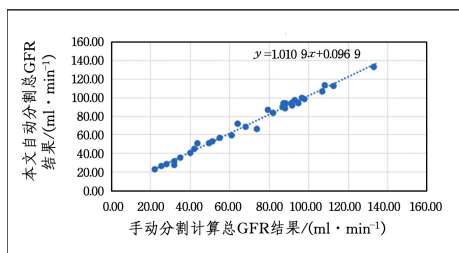
Table 1 Evaluation results of different segmentation algorithms

算法	Dice 相似性系数	平均耗时/s
自适应阈值	0.6564±0.0314	2.9745±0.2140
FCM 聚类	0.7313±0.0151	0.5838±0.0184
C-V 模型	0.8626±0.0225	9.8225±0.04271
医生手动勾画	1.000±0	18.5471±0.1482
本文所提方法	0.9256±0.0237	2.8167±0.3566

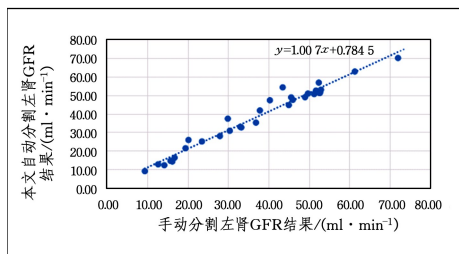
#### 4.2.2 GFR 评估

本文提出一种针对肾动态显像的自动化定量评估方法,

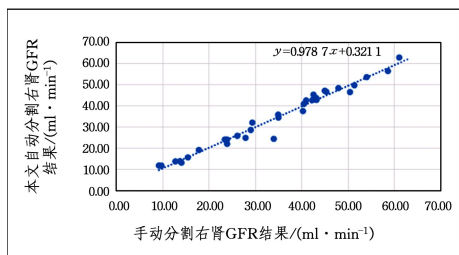
其可以自动获取肾脏 ROI、本底 ROI 和主动脉 ROI,并基于 ROI 内放射性核素计数计算出每名患者左、右肾 GFR 和总肾 GFR。为了验证本文 GFR 计算结果的准确性和客观性,以临床检测报告作为依据,报告中的 ROI 为 3 名医生手动勾画,得到左、右肾和总肾 GFR 均值后与本文方法的结果进行对比分析。图 4 展示了 32 例患者左、右肾和总肾手动分割与自动分割之间的线性回归对比结果,总肾的线性回归方程为  $y=1.0109x+0.0969$ ,左肾的线性回归方程为  $y=1.007x+0.7845$ ,右肾的线性回归方程为  $y=0.9787x+0.3211$ 。综合后总结出 GFR 的评估结果,如表 2 所列,可以看出左、右肾和总肾的均方根误差 RMSE 均控制在 5 以内,皮尔逊相关系数  $r$  均大于 0.98,实验结果验证了本文方法的可行性与准确性。



(a) 手动分割与自动分割总肾 GFR 的线性回归结果



(b) 手动分割与自动分割左肾 GFR 的线性回归结果



(c) 手动分割与自动分割右肾 GFR 的线性回归结果

图 4 手动分割与自动分割 GFR 的结果的对比

Fig. 4 Comparison of manual segmentation and automatic segmentation of GFR results

表 2 GFR 值的评估总结

Table 2 Evaluation summary of GFR values

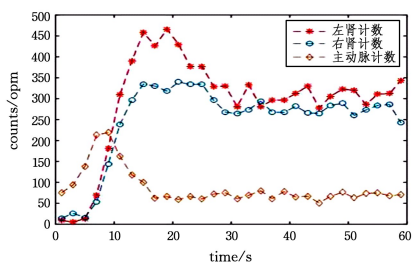
名称	均方根误差 RMSE	皮尔逊相关系数 $r$
左肾 GFR 值	3.19	0.983
右肾 GFR 值	2.40	0.987
总 GFR 值	3.41	0.994

### 4.2.3 时间-放射性曲线

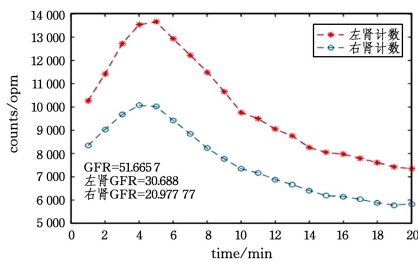
时间-放射性曲线图可以直观地呈现出放射性核素在主动脉 ROI、肾脏 ROI 内富集与消退的变化情况。本文在自动获取双肾 ROI 和主动脉 ROI 后,根据单帧 ROI 位置信息分别计算出 1min 肾血流灌注成像中每秒双肾 ROI、主动脉 ROI

内的放射性计数和 20 min 肾功能成像中每分钟双肾 ROI 内的放射性计数,并自动绘制出时间-放射性曲线,如图 5(a)和图 5(b)所示。

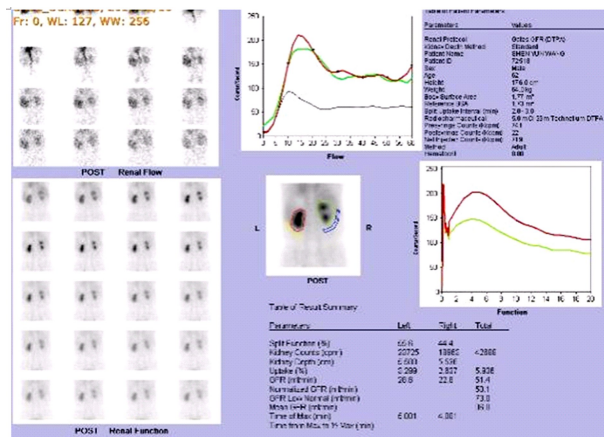
将本文绘制的时间-放射性曲线图与图 5(c)临床报告中的曲线进行比较,两者放射性核素随时间的变化情况一致;但可以看出图 5(a)中主动脉和图 5(b)中左右肾在峰值过后放射性计数随时间变化相比报告中的保留计数值较少,针对该问题的解决方法将在以后的研究中不断完善。



(a) 肾血流灌注相曲线图



(b) 肾功能相曲线图



(c) 临床报告

图 5 时间-放射性曲线图

Fig. 5 Time-radioactivity curve

**结束语** 本文针对临床上肾动态显像结合 Gates 法评估肾功能计算 GFR 值的相关问题,提出了一种肾动态显像自动化定量评估方法,实现了一体化、自动化的肾功能评估。在 32 例临床数据实验中,先以医生手动勾画作为标准,与 3 种经典分割方法相比,所提的肾脏 ROI 获取方法的 dice 系数为  $0.9256 \pm 0.0237$ ,平均时间为  $2.8167 \pm 0.3566$ s,精确度和时间效率明显提高。然后,将每位患者的 GFR 计算结果与临床报告中的结果进行对比,得到总 GFR 均方根误差为 3.41,相关性系数为 0.994。再将自动绘制的时间-放射性曲线图与医生手动报告中的曲线图进行对比,两者放射性计数的走势一

致,可以为鉴别病变组织提供询证依据,具有临床意义与价值。综上所述,与传统手动评估方法相比,所提自动化评估方法能够在较短的时间内完成评估,且具有较高的评估精度。该方法省略了临床上人工勾画 ROI 的环节,实现了 GFR 计算的客观准确性,可以为临床诊断和辅助治疗提供有效帮助。但本文仍存在一些需要进一步研究的问题:

(1)Gates 法中使用 Tonnesen 公式计算深度,这种方法根据欧美人身型计算得出,且年龄的变化同样也会导致深度的变化,以致利用该方法测得的 GFR 值偏低,CT 平扫测量两侧肾脏深度能更加准确地计算 GFR 值。因此,下一步的工作将利用 CT 平扫精确测量肾脏深度,完善自动化评估方法。

(2)肾动态显像是平面动态成像,一定程度上会发生脏器、组织重叠,从而掩盖小肾癌。为了计算去除肿瘤后的 GFR 值,为选择手术方式提供询证依据,需要从肾脏 CT 增强扫描图像中获取小肾癌,这将是我们的下一步的工作重点。

### 参考文献

- [1] YORUK U, HARGREAVES B A, VASANAWALA S S. Automatic renal segmentation for MR urography using 3D-GrabCut and random forests[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2018, 79(3):1696-1707.
- [2] TORRES H R, QUEIRÓS S, MORAIS P, et al. Kidney Segmentation in Ultrasound, Magnetic Resonance and Computed Tomography Images: A Systematic Review[J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2018, 157:49-67.
- [3] LJUNGBERG B, BENSALAH K, CANFIELD S, et al. EAU guidelines on renal cell carcinoma: 2014 update[J]. *European Urology*, 2015, 67(5):913-924.
- [4] TAN H J, NORTON E C, YE Z, et al. Long-term Survival Following Partial vs Radical Nephrectomy Among Older Patients With Early-Stage Kidney Cancer[J]. *Jama*, 2012, 307(15):1629-1635.
- [5] GATES G F. Glomerular filtration rate: estimation from fractional renal accumulation of 99mTc-DTPA (stannous) [J]. *American Journal of Roentgenology*, 1982, 138(3):565-570.
- [6] GARCIA E V, FOLKS R, PAK S, et al. Totally automatic definition of renal regions of interest from 99mTc-MAG3 renograms: validation in patients with normal kidneys and in patients with suspected renal obstruction[J]. *Nuclear Medicine Communications*, 2010, 31(5):366-374.
- [7] TIAN S C, XU L, JIANG H B. A Research on the Automatic ROI Delineate Method of Renal Imaging Based on Morphological Reconstruction and Otsu Thresholding Segmentation[J]. *China Medical Devices*, 2016, 31(2):44-47. (in Chinese)  
田书畅, 徐磊, 蒋红兵. 基于肾动态定量分析中肾脏 ROI 的自动勾画研究[J]. *中国医疗设备*, 2016, 31(2):44-47
- [8] LANDGREN M, SJÖSTRAND K, OHLSSON M, et al. An Automated System for the Detection and Diagnosis of Kidney Lesions in Children from Scintigraphy Images[C]// *Scandinavian Conference on Image Analysis*. Springer-Verlag, 2011:489-500.
- [9] LIU R C, XU L, ZHANG L L. Study of a Novel Automatic Method of ROI Delineation in Renal Dynamic Radionuclide Imaging[J]. *China Medical Devices*, 2017, 32(12):68-71. (in Chinese)  
刘任从, 徐磊, 张乐乐, 核素肾动态显像肾脏感兴趣区域分割算法的研究[J]. *中国医疗设备*, 2017, 32(12):68-71.
- [10] JIANG G P, QIN W J, ZHOU S J, et al. State-of-the-Art in Medical Image Segmentation [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2015, 38(6):1222-1242. (in Chinese)  
江贵平, 秦文健, 周寿军, 等. 医学图像分割及其发展现状[J]. *计算机学报*, 2015, 38(6):1222-1242.
- [11] WANG X, GUO L, YIN J, et al. Narrowband Chan-Vese model of sonar image segmentation: A adaptive ladder initialization approach[J]. *Applied Acoustics*, 2016, 113:238-254.
- [12] ZHANG P, LIANG Y M, CHANG S J, et al. Kidney segmentation in computed tomography sequences based on energy minimization[J]. *Acta Physica Sinica*, 2013, 62(20):208701. (in Chinese)  
张品, 梁艳梅, 常胜江, 等. 基于能量最小化的肾脏计算断层扫描图像分割方法[J]. *物理学报*, 2013, 62(20):208701.
- [13] SHI Y G, TAN J S, LIU Z W. Renal Cortex Segmentation Using Graph Cuts and Level Sets[J]. *Computer Science*, 2016, 43(7):290-293. (in Chinese)  
时永刚, 谭继双, 刘志文. 基于图割和水平集的肾脏医学图像分割[J]. *计算机科学*, 2016, 43(7):290-293.
- [14] QIAN S, WENG G. Medical image segmentation based on FCM and Level Set algorithm[C]// *IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science*. IEEE, 2017:225-228.
- [15] TIAN C, ZHANG X, HAN Y, et al. A semi-automated region of interest detection method in the scintigraphic glomerular filtration rate determination for patients with abnormal low renal function[J]. *Clinical Nuclear Medicine*, 2013, 38(11):855-862.
- [16] LIN K J, HUANG J Y, CHEN Y S. Fully automatic region of interest selection in glomerular filtration rate estimation from 99m Tc-dtpa renogram [J]. *Journal of Digital Imaging*, 2011, 24(6):1010-1023.
- [17] HUANG C, ZENG L. Level set evolution model for image segmentation based on variable exponent p-Laplace equation [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2016, 40(17/18):7739-7750.
- [18] LIU C, LIU W, XING W. An improved edge-based level set method combining local regional fitting information for noisy image segmentation[J]. *Signal Processing*, 2017, 130:12-21.
- [19] LI C, XU C, GUI C, et al. Level Set Evolution without Re-Initialization: A New Variational Formulation [C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005(CVPR 2005). IEEE Xplore, 2005:430-436.
- [20] WANG C Y, ZHAO Y F. Influence of different outlining for region of interest in one kidney with Gates method on glomerular filtration rate of the contralateral kidney[J]. *Chinese Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 2016, 36(5):464-465. (in Chinese)  
汪长银, 赵燕芬. Gates 法测肾功能时一侧肾脏感兴趣区勾画面积对另一侧肾小球滤过率的影响[J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2016, 36(5):464-465.