

## 改进测地线活动轮廓模型在肾脏 CT 图像分割中的应用

全美霖<sup>1</sup>, 刘奇<sup>1</sup>, 陈曦<sup>2</sup>, 邓小波<sup>2</sup>, 何柯辰<sup>2</sup>, 刘艳丽<sup>3</sup><https://doi.org/10.12307/2022.945>

投稿日期: 2022-01-11

采用日期: 2022-02-24

修回日期: 2022-04-03

在线日期: 2022-05-11

中图分类号:

R459.9; R318; TP317.4

文章编号:

2095-4344(2023)02-00171-06

文献标识码: B

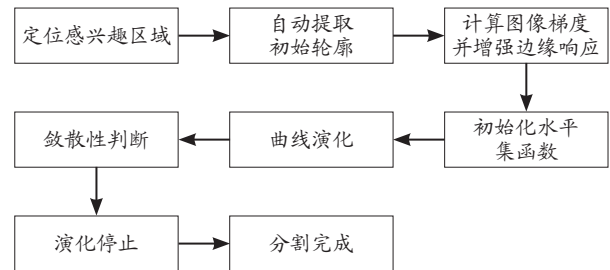
## 文章快速阅读: 改进测地线活动轮廓模型提高 CT 图像中肾脏分割的精度

## 文章特点—

△提出了一种基于改进测地线活动轮廓模型的肾脏 CT 图像分割算法, 可以实现 CT 图像中肾脏区域的批量分割以辅助医生诊断。

△对于传统测地线活动轮廓模型中的边缘指示函数对噪声敏感的问题, 采用增强边缘响应的方法, 增强目标区域对边缘指示函数的响应, 去除不相关区域的影响。

## 技术路线—



## 文题释义:

**计算机辅助诊断:** 是指通过影像学、医学图像处理技术以及其他可能的生理、生化手段, 结合计算机的分析计算, 辅助发现病灶, 提高诊断的准确率。现在常说的计算机辅助诊断技术主要是指基于医学影像学的计算机辅助技术。计算机辅助诊断技术又被称为医生的“第三只眼”, 计算机辅助诊断系统的广泛应用有助于提高医生诊断的敏感性和特异性。

**水平集模型:** 美国加州大学的 OSHER 和 SETHIAN 两位教授于 1988 年首先提出水平集的概念, 他们用哈密顿-雅克比方程模拟闭合的曲线或曲面随时间改变的状态, 如火苗的外部形状变化。水平集方法是起源于曲线演化模型的经典空间连续方法, 该方法基本思想是一个初始演化曲线在图像内力和外部约束力的共同作用下驱使初始曲线演化, 当满足一定的收敛条件时演化曲线停止在图像目标边界, 从而实现目标的分割。

## 摘要

**背景:** 肾脏 CT 图像质量较差且腹腔 CT 图像中肾脏与周围组织灰度相似, 用传统的图像分割方法难以准确分割出肾脏。

**目的:** 提出一种改进的测地线活动轮廓模型, 辅助肾脏疾病的诊断, 提高 CT 图像中肾脏分割的精度。

**方法:** 在对比分析多种传统医学图像分割算法的基础上, 设计了基于改进测地线活动轮廓模型的肾脏分割算法, 根据先验知识勾画出感兴趣区域, 在预处理阶段中获得肾脏的初始轮廓; 再以水平集方法中的测地线活动轮廓模型为基础, 增强肾脏区域的边界响应并采用改进边缘指示函数, 使轮廓曲线的演化结果更接近真实目标边界。

**结果与结论:** 在 328 张二维肾脏 CT 图像上的平均 Dice 系数为 0.974 9, 平均重叠度系数为 0.907 1, 相较于其他水平集方法有所提高。实验结果表明, 改进的测地线活动轮廓模型可以提高腹腔 CT 图像中肾脏区域的分割精度及分割效率。

**关键词:** 医学图像处理; 计算机辅助诊断; 水平集; 图像分割; 测地线活动轮廓模型

## Application of improved geodesic active contour model in kidney CT image segmentation

Quan Meilin<sup>1</sup>, Liu Qi<sup>1</sup>, Chen Xi<sup>2</sup>, Deng Xiaobo<sup>2</sup>, He Kechen<sup>2</sup>, Liu Yanli<sup>3</sup>

<sup>1</sup>College of Biomedical Engineering, <sup>2</sup>College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China; <sup>3</sup>Department of Biomedical Engineering, Chengde Medical College, Chengde 067000, Hebei Province, China

Quan Meilin, Master, College of Biomedical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China

**Corresponding author:** Liu Qi, Professor, College of Biomedical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan Province, China

**Co-corresponding author:** Liu Yanli, Master, Lecturer, Department of Biomedical Engineering, Chengde Medical College, Chengde 067000, Hebei Province, China

## Abstract

**BACKGROUND:** Kidney CT image with poor quality shows similar gray scale to that of surrounding tissues on abdominal CT images. Therefore, it is difficult to segment the kidney accurately by traditional image segmentation method.

**OBJECTIVE:** To assist the diagnosis of renal diseases and improve the accuracy of renal segmentation in CT images based on an improved geodesic active contour model.

**METHODS:** Based on the comparative analysis of various traditional medical image segmentation algorithms, a kidney segmentation algorithm based on the improved geodesic active contour model was designed. The region of interest was delineated according to prior knowledge, and the initial contour of the kidney was obtained during the pretreatment stage. Based on the geodesic active contour model of the level set method, the boundary response of the kidney

四川大学, <sup>1</sup>生物医学工程学院, <sup>2</sup>电气工程学院, 四川省成都市 610065; <sup>3</sup>承德医学院生物医学工程系, 河北省承德市 067000

第一作者: 全美霖, 女, 1997 年生, 四川省成都市人, 汉族, 硕士, 主要从事医学图像处理、计算机辅助诊断研究。

通讯作者: 刘奇, 教授, 四川大学生物医学工程学院, 四川省成都市 610065

共同通讯作者: 刘艳丽, 硕士, 讲师, 承德医学院生物医学工程系, 河北省承德市 067000

<https://orcid.org/0000-0001-9460-0506> (全美霖)

引用本文: 全美霖, 刘奇, 陈曦, 邓小波, 何柯辰, 刘艳丽. 改进测地线活动轮廓模型在肾脏 CT 图像分割中的应用 [J]. 中国组织工程研究, 2023, 27(2):171-176.



region was enhanced and the improved edge indicator function was used to make the contour curve evolution result closer to the real target boundary. **RESULTS AND CONCLUSION:** The mean Dice coefficient and mean overlap degree of 328 two-dimensional CT images of the kidney were 0.974 9 and 0.907 1, respectively, which were improved compared with other level set methods. Experimental results show that this model can improve the segmentation accuracy and efficiency of the kidney region in abdominal CT images.

**Key words:** medical image processing; computer-aided diagnosis; level set; image segmentation; geodesic active contour

**How to cite this article:** QUAN ML, LIU Q, CHEN X, DENG XB, HE KC, LIU YL. Application of improved geodesic active contour model in kidney CT image segmentation. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu. 2023;27(2):171-176.

## 0 引言 Introduction

在计算机辅助诊断中,医学影像起着至关重要的作用,无论是治疗方案制定还是术前诊断都离不开对医学图像的病灶分割<sup>[1]</sup>。近年来,国内有许多学者对基于医学影像分割的计算机辅助诊断进行了研究,纪建鹏等<sup>[2]</sup>提出了一种基于分水岭算法的交互式三维分割方法,来对CT序列图像进行分割;吕晓琪等<sup>[3]</sup>提出了一种Tamura纹理特征算法,来对经过分割后的医学图像进行纹理提取;杜雪婷等<sup>[4]</sup>总结了基于手动、半自动、全自动医学图像分割的3D打印技术。在医学图像分割的方法中,水平集模型仍是目前研究的热点之一<sup>[5]</sup>。水平集函数能够灵活处理曲线的拓扑结构变化,适合对如人体组织、器官及病灶等边界不规则及形状较为复杂的目标进行分割<sup>[6]</sup>。

水平集模型主要分为边缘模型和区域模型。CV(Chan-Vese)模型是较为典型的区域模型<sup>[7]</sup>,CV模型以图像的区域信息作为驱动促使曲线演化,在没有明显边缘的图像上可以取得较好的分割结果,但对异质区域的分割效果较差<sup>[8]</sup>。测地线活动轮廓模型是边缘模型的一种。近年来,各个领域的学者先后对传统测地线活动轮廓模型进行了研究和改进,并取得了较好的实验成果<sup>[9-12]</sup>。测地线活动轮廓模型以梯度信息作为指示,将轮廓吸引至目标边界来完成演化,在目标区域的边缘较为明显、初始轮廓线距目标边界较近时分割效果较理想<sup>[13]</sup>。在腹腔CT图像中,由于肾脏与周围组织灰度的相似性、肾脏与周围器官及组织的粘连,往往无法得到准确的边缘信息,从而会得到错误的结果。

该文结合肾脏的灰度特征和梯度特征,提出了一种改进的测地线活动轮廓模型:首先,利用先验知识初步勾画肾脏所在区域并在此区域内提取曲线演化所需的边缘函数;其次,采用改进的边缘指示函数,并对原图像的梯度进行预处理,增强肾脏边缘对边缘指示函数的响应,解决了传统测地线活动轮廓模型的边缘指示函数无法定位形状较为复杂、具有较深凹陷的目标区域的问题;最终使曲线演化至肾脏真实边界,从而准确地分割出肾脏区域。

## 1 资料和方法 Data and methods

### 1.1 设计 计算机实验。

1.2 时间及地点 实验于2020年12月至2021年6月在四川大学望江校区生物医学工程学院完成。

### 1.3 资料

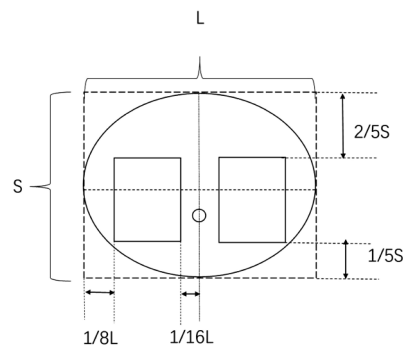
1.3.1 实验数据 实验所使用的数据为来自的KITS19<sup>[14]</sup>,该数

据集包含210个完整的腹部CT扫描,含有手动标注的肾脏和肾脏肿瘤。原图像分辨率为512×512,灰度值在[-1 000, 2 000]之间,通过CT窗口化技术将所有图像的HU值截断到[0, 400]之间。随机选取case\_00001、case\_00002、case\_00023、case\_00123中的共329张腹部CT扫描图像作为实验数据集。

1.3.2 实验开发环境 实验用的开发平台为python 3.7, pytorch1.7, CPU: 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700KF, GPU: NVIDIA GeForce RTX 3060, 内存: Kingston DDR5 32 GB 4 800 MHz。

### 1.4 方法

1.4.1 腹腔结构的先验知识 根据文献[15]中的结论,可将腹腔区域近似为一个椭圆。设腹腔区域的长和宽分别为L和S,则左肾所在的区域为[1/8L : 7/16L, 2/5S : 4/5S],右肾所在的区域为[9/16L : 7/8L, 2/5S : 4/5S],腹腔结构示意图见图1。



图注: L为腹腔区域长度, S为腹腔区域宽度。左肾所在的区域为[1/8L : 7/16L, 2/5S : 4/5S],右肾所在的区域为[9/16L : 7/8L, 2/5S : 4/5S]

图1 | 肾脏所在区域示意图

Figure 1 | Diagram of the area where the kidney is located

1.4.2 测地线活动轮廓模型 主动轮廓模型的基本思想是使用连续曲线来表达目标边缘,并定义一个自变量包含边缘曲线的能量泛函,从而将目标区域的分割过程转变为求解能量泛函的最小值的过程。初始轮廓线在内部能量和外部能量的联合作用下进行演化,当能量达到最小时,活动轮廓收敛至目标边缘曲线,从而完成演化<sup>[16]</sup>。

测地线活动轮廓模型是以主动轮廓为基础,根据图像的内在几何度量进行实时演化的模型<sup>[17]</sup>。演变的轮廓能够自然地分裂与合并,可以同时检测多个对象的内部和外部边界。测地线活动轮廓模型结合了基于能量最小化的Snake模型以及基于曲线演化理论的几何活动轮廓,克服了Snake模型在求解过程中所受的初始轮廓和自由参数的限制。测地线活动

轮廓模型的能量泛函如下:

$$E_{GAC} = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|) ds \quad (1)$$

其中  $L(C)$  表示闭合曲线  $C$  的弧长,  $s$  是弧长,  $g$  是边缘停止函数,  $\nabla I$  为图像的梯度。对公式 (1) 使用变分计算, 得到对应的梯度下降流为:

$$\frac{\partial E_{GAC}}{\partial s} = (\nabla g \circ N - gk)N \quad (2)$$

其中,  $N$  为曲线法向量,  $k$  为曲率。

采用水平集方法求解, 将嵌入函数  $u$  带入公式 (2), 得到梯度下降流:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g|\nabla u| + \text{div}\left(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right)|\nabla u| \quad (3)$$

测地线活动轮廓模型在边缘明显的图像上具有较好的分割性能, 但在目标区域具有凹陷时效果较差<sup>[18]</sup>。当图像待分割对象具有较深的凹陷边界时, 测地线活动轮廓模型可能使轮廓曲线  $C$  停在  $E(C)$  的某一局部极小值处, 导致轮廓曲线与目标区域边界不一致。为了缓解这一问题, 再在测地线活动轮廓模型中添加一个向内收缩的力, 使曲线总是向内部收缩, 此时测地线活动轮廓的梯度下降流为:

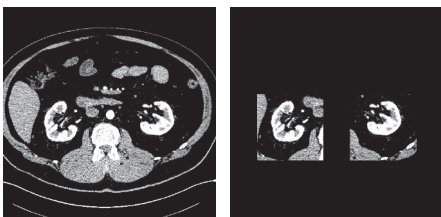
$$\frac{\partial EGAC}{\partial s} = (\nabla g \circ N - gck)N \quad (4)$$

引入水平集函数  $u$ , 得到改进后的曲线演化方程:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = gc|\nabla u| + \text{div}\left(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right)|\nabla u| \quad (5)$$

**1.4.3 改进测地线活动轮廓方法** 该文所提的改进测地线活动轮廓模型是在传统测地线活动轮廓模型的基础上, 加入初始轮廓自动提取步骤、增强目标区域响应以及改进边缘指示函数的方法。

**初始轮廓的自动提取:** 由于测地线活动轮廓模型以图像的梯度信息作为驱动对图像进行分割, 指导轮廓曲线向目标边界靠近, 并最终停留在目标边界上, 对初始位置较为敏感, 因此进行初始轮廓大致定位是准确分割出肾脏组织的第一步。一般情况下, 定位测地线活动轮廓模型的初始轮廓为手动勾画, 通常形状为矩形、圆形、椭圆形, 勾画过程较为繁琐且勾画的位置、形状、大小都会对演化的结果造成较大影响。该文所用的定位初始轮廓的方法为根据人体结构的先验知识及 1.4.1 中的结论, 将感兴趣区域锁定在腹腔 CT 图像的左侧 [1/8L : 7/16L, 2/5S : 4/5S]、右侧 [9/16L : 7/8L, 2/5S : 4/5S] 处, 见图 2 所示。



图注: 左侧为原始图像, 右侧为肾脏感兴趣区域  
图 2 | 典型腹腔 CT 及肾脏感兴趣区域

Figure 2 | Typical abdominal CT and renal region of interest

根据文献 [15] 及肾脏 CT 图像的特点, 可将肾脏的在腹腔感兴趣区域中特征归结为: ①肾脏区域具有较高的灰度值; ②肾脏周围的边界具有较高的梯度; 根据这 2 个特征提出如下公式, 对肾脏区域进行初步定位。

$$K_{ROI} = |\nabla(G\sigma * I)| \times \frac{I * K}{\max(I * K)} \quad (6)$$

其中  $K_{ROI}$  表示肾脏分布区域, 为结构元素与图像进行开运算的结果。该操作可以保留梯度较高区域 (肾脏) 并弱化灰度较低的区域 (其他组织及器官)。最后在感兴趣区域内经过自适应阈值、连通域标记、去微小连通域等后续处理可最终获得初始轮廓, 其过程见图 3 所示。



图注: 从左至右依次为肾脏梯度感兴趣区域、自适应阈值、初始轮廓  
图 3 | 自适应初始轮廓提取过程

Figure 3 | Adaptive initial contour extraction process

**改进边缘指示函数:** 在测地线活动轮廓模型中边缘指示函数  $g(x)$  一般为公式 (7) 所示, 其目的是在去除噪声影响的同时保留边缘信息, 将轮廓曲线吸引至目标边界停止。

$$g(x) = \frac{1}{1 + |x|^2} \quad (7)$$

其中,  $x = G\sigma * I$ 。边缘指示函数  $g(x)$  可以是任何满足以下条件的函数: ①对于任何的  $x$ , 都有  $g(x) > 0$ ; ②  $g(x)$  是一个单调递减函数, 且  $\lim_{x \rightarrow \infty} g(x) = 0$ , 朱泽华等<sup>[19]</sup> 根据此特点提出了一个新的边缘指示函数:

$$h\sigma(x) = \rho e^{\frac{-|x|^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

其中,  $\sigma$  是  $G\sigma$  中高斯核的方差,  $\rho$  为权重系数, 该文中  $\rho$  取 1。

与  $g(x)$  相比,  $h(x)$  更加陡峭, 在  $x$  的值较小时下降速度较快, 见图 4。

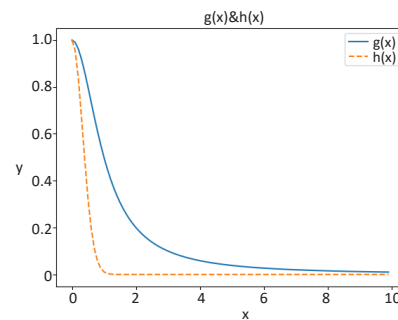


图 4 | 函数  $g(x)$  和  $h(x)$  的曲线  
Figure 4 | Curve of function  $g(x)$  &  $h(x)$

根据这一区别可知: 当目标与背景灰度差别小时, 选用下降快的函数作为边缘指示函数可避免因弱边界泄露而导致过分割; 当目标与背景之间灰度较大时, 选用下降较为缓慢的函数为边缘指示函数可以得到较好的分割结果。在实际应用中可理解为:

**结论 1:** 梯度值较小的图像应采用下降较快的边缘指示函数; 反之则应该选择下降速度适中的函数。

**增强边缘响应:** 通常边缘指示函数中, 作为输入的自变量  $x$  为图像的梯度, 用  $g_0$  表示, 其计算公式为:

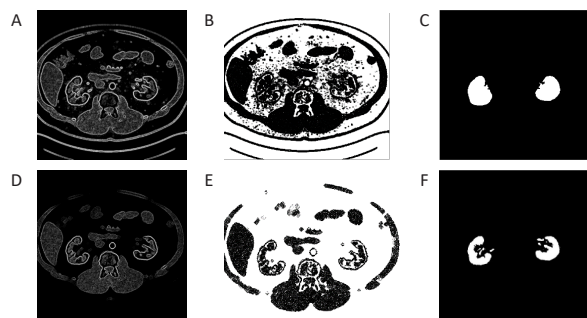
$$g_0 = |\nabla G\sigma * I| \quad (9)$$

其中  $G\sigma$  代表均值为 0 方差为  $\sigma$  的高斯核,  $*$  代表卷积算子,  $\nabla$  代表梯度算子。将腹腔 CT 图像带入公式 (9), 所得梯度见图 5A 所示; 将其带入  $g(x)$ , 得到的结果见图 5B 所示。可以看出在目标区域结构较为复杂、具有较深凹陷的情况下直接采用  $g_0$  作为  $g(x)$  的输入所得到的边缘响应范围较大且有很多噪声, 无法引导曲线演化至真实边缘, 其演化结果见图 5C 所示。

公式 (6) 可以概括肾脏的灰度特征和梯度特征以及去除周围粘连组织的影响; 根据此特点定义  $g_1$  的表达式:

$$g_1 = \frac{I * K}{\max(I * K)} \times |\nabla G\sigma * I| \quad (10)$$

令  $z = \frac{I * K}{\max(I * K)}$ , 易知  $z \in (0, 1)$ , 上述公式中  $g_1$  的计算过程可以看做将图像每一个像素点的梯度与一个  $\leq 1$  的数值相乘, 该数值取决于该像素点经窗口化后的灰度值大小。此种处理方式保留了灰度较高区域即肾脏组织区域的梯度信息, 见图 5D, 将  $g_1$  带入  $g(x)$  中, 边缘响应见图 5E 所示, 其分割结果见图 5F 所示。可以看出, 用经归一化处理后的梯度作为边缘指示函数的输入可以得到更准确的边缘响应, 演化结果也更接近真实的肾脏区域。



图注: A-C 分别为  $g_0$ 、 $g_0$  的边缘响应、 $g_0$  的演化结果, D-F 分别为  $g_1$ 、 $g_1$  的边缘响应、 $g_1$  的演化结果  
图 5 | 增强边缘响应前后的演化结果

Figure 5 | Evolution process before and after enhanced edge response

**该方法:** 由图 5 的演化过程可知: 使用测地线活动轮廓模型在同一张腹腔 CT 图像上采用同样的边缘指示函数, 直接将  $g_0$  带入公式 (5) 进行曲线演化无法正确地分割出肾脏; 而将  $g_1$  带入公式 (5) 进行演化可以得到正确的肾脏区域。由此可以得出:

**结论 2:** 抑制测地线活动轮廓模型的边缘指示函数对非目标区域的响应, 可以对曲线演化起到正向的影响。

由于在计算  $g_1$  时所有像素点的梯度值都跟一个小于或等于 1 的数值相乘, 总体灰度值跟  $g_0$  相比偏低。根据结论可知  $h(x)$  作为边缘指示函数可以避免梯度值较低的边界泄露。结合结论 1 和结论 2, 对肾脏分割的问题提出改进的边

缘指示函数表达式:

$$h(x) = \rho e^{-\frac{|g_1|^2}{2\sigma^2}} = \rho e^{-\frac{|\nabla G\sigma * I| \times \frac{I * K}{\max(I * K)}}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

1.4.4 算法流程 引入改进的边缘指示函数后, 将公式 (1) 的能量泛函改写为:

$$E_{GAC} = \int_0^{L(C)} h(|\nabla I(C(s))|) ds = \int_0^{L(C)} h(x)(|\nabla I(C(s))|) ds \quad (12)$$

$$= \int_0^{L(C)} \rho e^{-\frac{|\nabla G\sigma * I| \times \frac{I * K}{\max(I * K)}}{2\sigma^2}} (|\nabla I(C(s))|) ds$$

梯度下降流为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = h(x)c|\nabla u| + \text{div}(h(x)\frac{\nabla u}{|\nabla u|})|\nabla u|$$

$$= c\rho e^{-\frac{|\nabla G\sigma * I| \times \frac{I * K}{\max(I * K)}}{2\sigma^2}} |\nabla u|$$

$$+ \text{div}(\rho e^{-\frac{|\nabla G\sigma * I| \times \frac{I * K}{\max(I * K)}}{2\sigma^2}} \frac{\nabla u}{|\nabla u|})|\nabla u| \quad (13)$$

算法步骤如下: ①步骤 1: 提取根据公式 (6) 定位感兴趣区域; ②步骤 2: 提取初始轮廓; ③步骤 3: 初始化水平集函数; ④步骤 4: 由公式 (11) 计算边缘指示函数  $h(x)$ ; ⑤步骤 5: 根据公式 (13) 演化方程; ⑥步骤 6: 判断曲线演化的敛散性, 若收敛则停止演化, 否则重新初始化水平集函数且返回步骤 4; ⑦步骤 7: 若迭代次数达到最大迭代次数, 则停止曲线演化。

1.5 主要观察指标 平均 Dice 系数与平均重叠度系数。

## 2 结果 Results

2.1 评价指标 该文采用图像分割常用的指标 Dice 相似系数和重叠度系数对分割结果进行评价, 两种指标的定义分别为:

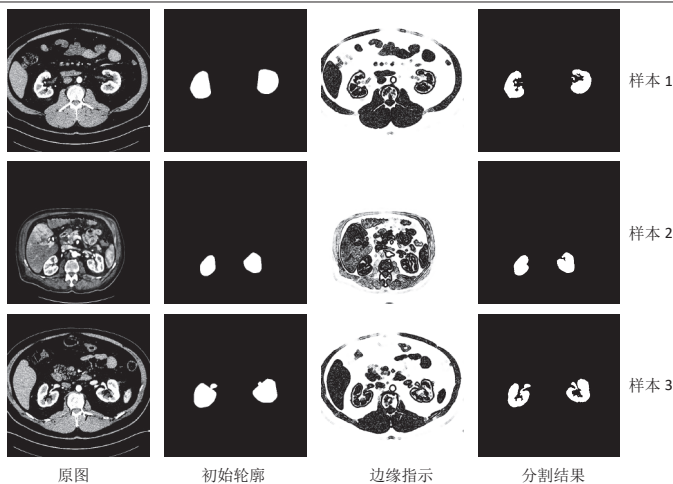
$$DSC = \frac{2N(R1 \cap R2)}{N(R1) + N(R2)} \quad (14)$$

$$IOU = \frac{TP}{TP + FN + FP} \quad (15)$$

其中:  $N(R)$  表示区域  $R$  内像素点的个数;  $R1, R2$  分别表示基准目标区域和分割得到的目标区域;  $TP$  表示预测为阳性, 实际为阳性的样本数,  $FN$  表示预测为阴性, 实际为阳性的样本数,  $FP$  表示预测为阳性, 实际上是阴性的样本数; Dice 相似系数和重叠度系数的取值范围均为  $[0, 1]$ , 值越大说明该分割方法的分割结果越精确。

2.2 应用于不同的腹腔 CT 图像 将改进测地线活动轮廓模型应用在不同的腹腔 CT 上, 得到的部分结果如图 6 所示: 腹腔 CT 图像的原图, 第一行是肾脏形状较为规则的 CT 图像; 第二行是肾脏形状不规则且与周围组织粘连的 CT 图像; 第三行则是肾脏具有较深的凹陷且与少量组织粘连的 CT 图像。从 3 张原图中提取出来不同形状的初始轮廓。通过公式 (11) 求出的边缘响应。由改进测地线活动轮廓模型分割的结果可以看出, 在图像不同、肾脏形状不同情况下, 该文所提的模型均可指引初始轮廓正确演化并准确分割出肾脏区域, 这一结果表明了在不同的 CT 图像上, 改进测地线活动轮廓模型具有一定的鲁棒性。

2.3 对比实验 为了进一步验证该文模型的分割能力, 将改进测地线活动轮廓模型与文献 [19] 的改进边缘的距离正则化



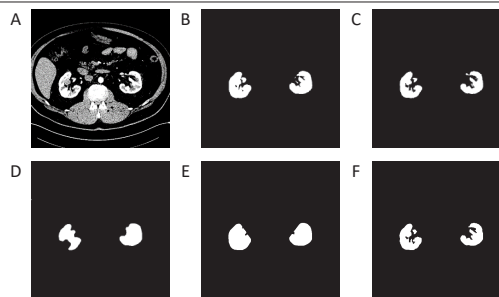
图注：样本 1 为肾脏形状较为规则的 CT 图像，样本 2 为肾脏形状不规则的 CT 图像，样本 3 为肾脏具有较深的凹陷且与少量组织粘连的 CT 图像  
图 6 | 改进测地线活动轮廓模型在不同肾脏 CT 图像上的分割情况

Figure 6 | Segmentation of improved geodesic active contour model shown on different kidney CT images

水平集演化、文献 [20] 的快速的结合全局和局部信息的水平集模型以及传统测地线活动轮廓模型进行对比，采用 Dice 相似系数、重叠度系数作为分割精度的评价指标，采用平均迭代次数、平均运行时间作为分割效率的评价指标。文献 [19] 中的改进边缘的距离正则化水平集演化模型是在传统边缘的距离正则化水平集演化模型的基础上<sup>[21]</sup>，将演化过程分为 2 个阶段并在这 2 个阶段分别采用下降速度不同的边缘指示函数，另外添加局部灰度信息，将曲线往曲线内外灰度差值最大处（即边界）吸引。文献 [20] 提出的快速的结合全局和局部信息的水平集模型在传统 CV 模型的全局能量基础上增加局部能量，结合边缘指示函数加快曲线演化的速度，是一种改进的 CV 模型。

图 7 展示了在同一张腹腔 CT 图上的各种模型的部分分割结果。其中改进边缘的距离正则化水平集演化模型分割异常；传统测地线活动轮廓模型存在欠分割现象；快速的结合全局和局部信息的水平集模型可以较为准确地分割出肾脏，但分割结果的边界不如改进测地线活动轮廓模型的平滑；改进测地线活动轮廓模型的分割结果最接近专家手工分割结果。通过对比几种方法的分割效果，可以得出：对于同一张腹腔 CT 图片，改进测地线活动轮廓模型可更加准确地分割出肾脏区域。

表 1 展示了各个模型在不同腹部 CT 序列上的分割结果的 Dice 相似系数及重叠度系数。表中的示例  $n(n=1, 2, 3, 4)$  分别对应 case\_00001、case\_00002、case\_00023、case\_00123。根据表 1 数据可知，改进边缘的距离正则化水平集演化模型在 case\_00123 上出现了分割失败的情况，分割结果展示也出现了异常，其原因在于：肾脏内部的灰度不均匀性导致计算出来的能量牵制项与原本的长度项、面积项作用的方向相反，且能量牵制项的权重较大，故曲线朝着错误的方向演化。改进测地线活动轮廓模型在 4 个不同序列上



图注：A 为原始图像，B 为手工分割，C 为快速的结合全局和局部信息的水平集模型，D 为改进边缘的距离正则化水平集演化模型，E 为测地线活动轮廓模型，F 为该文的改进测地线活动轮廓模型

图 7 | 各种模型在同一张肾脏 CT 图像上的分割结果  
Figure 7 | Segmentation results of various models shown on the same kidney CT image

表 1 | 各模型在不同序列上的 Dice 相似系数与重叠度系数  
Table 1 | Mean Dice coefficient and mean overlap degree of each model in different sequences

模型	Dice 相似系数			
	示例 1	示例 2	示例 3	示例 4
快速的结合全局和局部信息的水平集模型	0.967 9	0.961 0	0.973 4	0.934 2
改进边缘的距离正则化水平集演化模型	0.966 8	0.961 3	0.927 7	0.450 1
传统测地线活动轮廓模型	0.964 6	0.963 1	0.982 8	0.945 2
该文的改进测地线活动轮廓模型	0.972 4	0.964 9	0.984 1	0.985 6
模型	重叠度系数			
	示例 1	示例 2	示例 3	示例 4
快速的结合全局和局部信息的水平集模型	0.882 4	0.860 6	0.900 5	0.825 7
改进边缘的距离正则化水平集演化模型	0.878 6	0.862 4	0.796 0	0.224 0
传统测地线活动轮廓模型	0.869 8	0.868 4	0.934 4	0.862 8
该文的改进测地线活动轮廓模型	0.897 7	0.874 0	0.939 3	0.944 8

的 Dice 相似系数分别为 0.972 4, 0.964 9, 0.984 1, 0.985 6, 重叠度系数分别为 0.897 7, 0.874 0, 0.939 3, 0.944 8, 所有指标均高于其他模型且没有出现分割失败的情况。不难看出，改进测地线活动轮廓模型的分割精度更高。

为了验证改进测地线活动轮廓模型的分割效率，该文将各个模型的平均迭代次数以及运行时间进行了对比，得到的结果如表 2 所示。综合表 2 的数据可知，快速结合全局和局部信息的水平集模型、改进边缘的距离正则化水平集演化模型的迭代次数接近最大演化次数且耗时较长，其次是改进测地线活动轮廓模型，测地线活动轮廓模型的迭代次数最少、运行时间最短。然而从分割结果中可以看出，测地线活动轮廓模型虽然最省时，但由于其迭代次数过少而出现了欠分割的现象。虽然改进测地线活动轮廓模型的迭代次数更多、运行时间比传统测地线活动轮廓模型更长，但相比于其他 2 个模型，改进测地线活动轮廓需要的运行时间显著减少，且其分割精度在这 4 种模型中最高，故改进测地线活动轮廓模型的运行效率更高。

为了说明改进测地线活动轮廓模型综合性能的优越性，该文将各个模型在所有图像上的综合指标进行了对比，综合结果如表 3 所示。综合指标包括 Dice 相似系数、重叠度系数、平均迭代次数、平均运行时间以及是否存在分割失败的情况。

表 2 | 各模型在不同序列上的迭代次数与运行时间  
Table 2 | Average iteration times and average running time of each model in different sequences

模型	迭代次数 (次)			
	示例 1	示例 2	示例 3	示例 4
快速的结合全局和局部信息的水平集模型	121	153	75	64
改进边缘的距离正则化水平集演化模型	298	300	254	277
传统测地线活动轮廓模型	6	4	5	4
该文的改进测地线活动轮廓模型	24	15	11	10

模型	运行时间 (s)			
	示例 1	示例 2	示例 3	示例 4
快速的结合全局和局部信息的水平集模型	18.43	24.80	12.44	10.01
改进边缘的距离正则化水平集演化模型	30.62	29.49	30.26	37.85
传统测地线活动轮廓模型	5.098	3.047	3.678	3.146
该文的改进测地线活动轮廓模型	17.12	14.26	10.89	9.850

表 3 | 各模型在所有图像上的综合指标  
Table 3 | Comprehensive indicators of each model shown on all the images

模型	Dice 相似系数	重叠度系数	迭代次数 (次)	运行时间 (s)
快速的结合全局和局部信息的水平集模型	0.961 0	0.870 1	103	17.21
改进边缘的距离正则化水平集演化模型	0.864 3	0.741 1	282	31.79
传统测地线活动轮廓模型	0.962 5	0.874 6	5	4.280
该文的改进测地线活动轮廓模型	0.974 9	0.907 1	15	14.71

从表 3 的综合统计可以看出, 在 328 张不同的腹腔 CT 图像上, 从分割精度上来看, 改进测地线活动轮廓模型的 Dice 相似系数为 0.974 9, 重叠度系数为 0.907 1; 从分割效率上来看, 改进测地线活动轮廓模型的平均迭代次数为 15 次, 平均运行时间为 14.71 s。综上所述, 与其他水平集分割模型相比, 该文所提出的改进测地线活动轮廓模型分割精度更高、效率更高且鲁棒性更好。

### 3 总结与展望 Conclusions and prospects

该文基于人体解剖知识初步定位肾脏所在的感兴趣区域, 并在感兴趣区域内对肾脏图像进行梯度计算、自动阈值分割、连通域标记等处理, 提取了初始轮廓, 解决了传统测地线活动轮廓对初始轮廓位置敏感的问题; 该文结合优化梯度改进了传统测地线活动轮廓中的边缘指示函数, 解决了传统边缘指示函数无法正确指示出形状复杂的目标区域边界的问题, 提高了模型的分割精度及对复杂目标的鲁棒性。提出算法仍然有测地线活动轮廓模型的局限性, 即对初始位置敏感。该文采取的策略是根据肾脏的位置、梯度及灰度进行初始轮廓提取, 然而此种方法的准确性有待提高, 需要进一步完善。在文献 [22] 中, 对于初步定位的问题采用了一个轻量级网络 LocNet 对病灶部分进行快速筛查和大致定位, 可以将此网络应用到该文方法的步骤 2 中, 从而更准确、高效地提取初始轮廓。

**作者贡献:** 实验设计为全美霖、刘奇、刘艳丽, 实验实施为全美霖、陈曦、邓小波、何柯辰, 实验评估为全美霖、邓小波、何柯辰, 资料收集为陈曦, 成文为全美霖, 审校为刘奇、刘艳丽。

**利益冲突:** 文章的全部作者声明, 在课题研究和文章撰写过程中不存在利益冲突。

**版权转让:** 文章出版前全体作者与编辑部签署了文章版权转让协议。  
**开放获取声明:** 这是一篇开放获取文章, 根据《知识共享许可协议》“署名-非商业性使用-相同方式共享 4.0”条款, 在合理引用的情况下, 允许他人以非商业性目的基于原文内容编辑、调整和扩展, 同时允许任何用户阅读、下载、拷贝、传递、打印、检索、超级链接该文献, 并为之建立索引, 用作软件的输入数据或其它任何合法用途。

**出版规范:** 该研究遵守国际医学期刊编辑委员会《学术研究实验与报告和医学期刊编辑与发表的推荐规范》。文章出版前已经过专业反剽窃文献检测系统进行 3 次查重。文章经小同行外审专家双盲外审, 同行评议认为文章符合期刊发稿宗旨。

### 4 参考文献 References

- 王国民, 陈伟. 泌尿系统肿瘤治疗的进展与展望 [J]. 肿瘤防治研究, 2014,41(2):97-101.
- 纪建鹏, 黎丽华, 杨荣骞, 等. 基于分水岭算法的交互式三维分割方法 [J]. 中国组织工程研究, 2011,15(39):7351-7354.
- 吕晓琪, 郭金鸽, 赵宇红, 等. 基于图像分割的 Tamura 纹理特征算法的研究与实现 [J]. 中国组织工程研究, 2012,16(17):3160-3163.
- 杜雪婷, 杨洋, 黄文华, 等. 基于医学影像技术的 3D 打印临床应用与突破 [J]. 中国组织工程研究, 2021,25(18):2887-2894.
- 杨谊, 喻德旷. 基于改进水平集图像分割方法的乳腺超声病灶提取 [J]. 计算机应用与软件, 2014,31(11):217-221.
- 秦进, 付茂臣, 任泽民. 结合扩展 LoB 滤波的距离保持水平集方法 [J]. 遵义师范学院学报, 2012,14(6):85-88.
- CHAN TF, VESE LA. Active Contours without Edges. IEEE Trans Image Process. 2001;10(2):266-277.
- 李社蕾, 黄梦醒. 改进几何活动轮廓模型的水下图像分割算法研究 [J]. 小型微型计算机系统, 2019,40(3):671-675.
- 赵辉, 芮修业, 岳有军, 等. 复杂背景下基于 AD-GAC 模型和最大熵阈值的叶片病斑分割 [J]. 江苏农业科学, 2019,47(18):136-140.
- 刘晨, 李丙春, 王文龙, 等. 基于偏微分方程的 GAC 水平集图像分割模型 [J]. 安徽大学学报 (自然科学版), 2020,44(4):45-51.
- 孟颖慧, 潘杨, 朱磊, 等. 使用测地线活动轮廓模型的合成孔径雷达图像分割方法 [J]. 科学技术与工程, 2020,20(20):8310-8315.
- 李渊强. 病理图像中细胞核自动分割算法研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2019.
- 潘改. 偏微分方程在图像分割中的应用研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
- HELLER N, SATHIANATHEN N, KALAPARA A, et al. The KITS19 challenge data: 300 kidney tumor cases with clinical context, CT semantic segmentations, and surgical outcomes. arXiv. 2019:13.
- 张品, 梁艳梅, 常胜江. 基于改进 C-V 模型的肾脏 CT 图像分割方法 [J]. 光子学·激光, 2013,24(3):602-607.
- 钱芸, 张英杰. 水平集的图像分割方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2008(1):7-13.
- CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic Active Contours. Int J Comput Vis. 1997;22(1):694-699.
- 伍艺萌. 基于变分偏微分方程的医学影像分割方法 [D]. 南京: 邮电大学, 2020.
- 朱泽华, 闫士举, 阮渊, 等. 基于改进 DRLSE 模型的前列腺磁共振图像分割 [J]. 波谱学杂志, 2020,37(4):447-455.
- 房巾莉, 吕毅斌, 王樱子, 等. 基于水平集的医学图像分割算法 [J]. 电子科技, 2021,34(2):12-20.
- LI C, XU C, GUI C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation. IEEE Trans Image Process. 2010; 19(12):3243-3254.
- 陈皓, 李广, 刘洋, 等. 一种在 MR 图像中进行脑胶质瘤检测和病灶分割的方法 [J]. 电子与信息学报, 2021,43(4):992-1002.

(责任编辑: GW, ZN, ZJP)