

牙齿图像分割算法研究

丁状状, 侯俊, 梁善淇, 潘旭阳, 李霁昊

上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海

收稿日期: 2022年10月19日; 录用日期: 2022年12月2日; 发布日期: 2022年12月16日

摘要

牙齿图像存在边界模糊、对比度不佳的情况, 传统的图像分割方法无法实现精确分割。本文提出了一种基于开闭重建和RSF & LoG模型相结合的算法用于牙齿图像分割处理, 首先用开闭重建使得图像区域内部灰度趋于一致, 消除金属伪影等因素的干扰, 然后采用基于区域的水平集方法对图像进行分割, 为克服区域内部灰度变化对水平集分割效果的干扰、以及水平集对初始设置敏感的问题。本文采用区域可调整拟合RSF模型来对图像进行分割, 在RSF能量函数中增加了优化LoG的泛函能量函数以更好平滑同质区域, 增强牙齿图像的边缘。实验结果表明, 该算法分割效率高, 鲁棒性好。

关键词

牙齿图像, 开闭重建, RSF & LoG模型

Study on Tooth Image Segmentation Algorithm

Zhuangzhuang Ding, Jun Hou, Shanqi Liang, Xuyang Pan, Qihao Li

School of Optoelectronic Information and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Oct. 19th, 2022; accepted: Dec. 2nd, 2022; published: Dec. 16th, 2022

Abstract

Dental images usually have blurred boundaries and poor contrast, and traditional image segmentation methods fail to achieve accurate segmentation. This paper presents an algorithm combining open and closed reconstruction and RSF & LoG model for tooth image segmentation processing. First, the open and closed reconstruction is used to reconcile the gray scale within the image area, eliminating the interference of metal artifacts. Then, the region-based horizontal set method was used to overcome the interference of the image segmentation effect and the problems if the level

set is sensitive to the initial setting. The region-adjustable fitting RSF model is used to segment the image, adding the functional energy function of the optimized LoG to the RSF energy function to better smooth the homogeneous region and enhance the edge of the tooth image. Experimental results show that the algorithm is efficient and robust.

Keywords

Tooth Image, Open and Closed Reconstruction, RSF & LoG Model

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着社会的发展,人们对口腔健康逐渐重视,一旦牙齿出现问题,那么就会对人们的身体健康和生活造成很大的影响。现在很多医院都在使用锥形束计算机断层成像(CBCT) [1]来为人们治疗牙齿问题,它拍摄范围广,1次就能拍摄颌面部以及全牙的曲线面展开图,其发展潜力更大。CBCT图像通过和计算机图形学进行结合,以CBCT图像为基础来展开研究,通过CBCT图像来获得比较好的牙齿数据[2],可以帮助医生对患者的牙齿问题进行定位,提高诊治成功率。

CBCT图像很多是用水平集算法进行分割,它由Osher和Sethian [3]在1988年提出,因其在描述复杂拓扑结构上的独特优势,广泛应用于图像分割、检测等领域,因此研究学者改进了很多水平集算法应用于CBCT图像上。Ji [4]改进水平集中的先验区域的能量项来分割切牙和尖牙。Wang [5]在Ji的基础上对水平集算法进行改进,提出窄带实现的混合水平集方法来分割牙齿。石沁祎等人[6]根据牙齿及牙槽骨特点,将一种改进的势阱函数与水平集模型结合,克服以往势阱函数在部分区域出现“停止演化”的缺陷。Jiang [7]所提出的ALSECS方法采用了两种不同的水平集演化,控制和改进的边缘函数,可以有效地分割所有的牙齿,特别是阻生牙、不适牙和种植体。

CBCT图像大多存在高噪声、金属伪影、对比度不佳和边界模糊等问题,很多的水平集算法也会受到初始轮廓设置的影响。为了解决上述的两个问题,更好地进行CBCT图像分割,本文提出了一种基于开闭重建[8]和RSF & LoG模型[9]相结合的算法。

2. 牙齿图像分割

2.1. 牙齿图像开闭重建

牙齿图像会受到金属伪影等因素的影响,可以采用开闭重建对牙齿图像进行处理。

牙齿图像采用开闭重建处理,可以对牙齿内部信息进行处理,使图像区域内部灰度趋于一致,既保证牙齿轮廓的完整,也剔除噪音的干扰。为了更好的处理牙齿图像,使每颗牙齿之间的粘连性降低,保证牙齿内部灰度一致,开闭重建使用 8×8 的结构元 B

牙齿图像进行开闭重建时,首先对牙齿的灰度图像腐蚀,得到标记图像 g_1 ,同时将牙齿的灰度图像作为掩模图像 f_1 ,进行开重建处理,得到开重建图像 l_0 。用结构元 B 对重建图像 l_0 膨胀,将获得的图像求补得到标记图像 g_2 ,然后将重建图像 l_0 求补得到掩模图像 f_2 ,再进行闭重建处理,将获得的图像求补得到闭重建图像 l_c 。

开重建运算 $O_B^{(rec)}$ 和闭重建运算 $C_B^{(rec)}$ 分别定义为:

$$O_B^{(rec)} = D_B^{(rec)} [(g1 \circ B), f1] \quad (1)$$

$$C_B^{(rec)} = E_B^{(rec)} [(g2 \cdot B), f2] \quad (2)$$

在式中: \circ 和 \cdot 分别表示开运算和闭运算; $D_B^{(rec)}$ 和 $E_B^{(rec)}$ 分别表示膨胀和腐蚀收敛时的结果。

开闭重建运算 $OC_B^{(rec)}$ 定义为:

$$OC_B^{(rec)} = C_B^{(rec)} [O_B^{(rec)}(g1, f1), f2] \quad (3)$$

2.2. RSF & LoG 模型分割

RSF & LoG 模型是结合局部强度拟合能量和优化后的 LoG 能量驱动的活动轮廓模型, 可克服区域内部灰度变化对水平集分割效果的干扰、以及水平集对初始设置敏感的问题, 因此, 可以很好的应用于牙齿图像分割。

在 RSF & LoG 模型中, 用优化后的 LoG 能量和 RSF 模型的局部拟合能量结合到变分水平集框架中, 组成 RSF & LoG 的能量方程, 最后用梯度下降法最小化组成 RSF & LoG 的能量方程, 得到曲线的演化方程。

为了平滑均匀区域, 增强牙齿图像的边缘, 用能量泛函优化 LoG 边缘算子, 其公式为:

$$E^{LoG}(L) = \iint_{\Omega} g(|\nabla I|) \times (L-0)^2 + (1-g(|\nabla I|)) \times (L-\beta \times \Delta(G_{\sigma} * I))^2 dx dy \quad (4)$$

其中 L 表示牙齿图像的优化 LoG 的值, β 为常数, $g(|\nabla I|)$ 是边缘指示器, 在牙齿边界的位置时, $g(|\nabla I|)$ 的值为 0, 在均匀区域时, $g(|\nabla I|)$ 的值为 1. $(L-0)^2$ 是衡量优化后的 LoG 和零平面之间距离的数据拟合项. $(L-\beta \times \Delta(G_{\sigma} * I))^2$ 是衡量优化后的 LoG 与原始 LoG 之间的数据拟合项。

$1-g(|\nabla I|) \times (L-\beta \times \Delta(G_{\sigma} * I))^2$ 驱使 L 接近 $\beta \times \Delta(G_{\sigma} * I)$, 当 $\beta=1$ 时, 它可以保留对象边缘, 当 $\beta>1$ 时, 它可以增强对象边缘。

通过最小化(4)中的能量, 得到以下方程:

$$g(|\nabla I|) \times L - (1-g(|\nabla I|)) \times (L-\beta \times \Delta(G_{\sigma} * I))^2 = 0 \quad (5)$$

使用梯度下降法求解式(5), 得到迭代方程:

$$\frac{\partial y}{\partial t} = g(|\nabla I|) \times L - (1-g(|\nabla I|)) \times (L-\beta \times \Delta(G_{\sigma} * I))^2 \quad (6)$$

通过迭代计算公式(6)可以得到优化后的 LoG 值。

在 RSF 模型的局部拟合能量中增加优化后的 LoG 能量, 结合到变分水平集框架中, 可以更好平滑同质区域, 增强牙齿图像的边缘。

RSF & LoG 能量方程如下:

$$E^{RSFLoG} = E^{RSF}(\phi, f_1, f_2) + \omega E^{LoG}(\phi) + \nu Q(\phi) + \mu P(\phi) \quad (7)$$

其中 ω, ν, μ 为常数。

$$E^{RSF}(\phi, f_1, f_2) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \iint K_{\delta}(x-y) \cdot |I(y) - f_i(x)|^2 M_i(\phi) dy dx \quad (8)$$

其中, λ_i 为正常数, K_{δ} 是高斯核, $f_i(x)$ 是点 x 的邻域灰度均值, $M_1(\phi) = H_{\epsilon}(\phi)$, $M_2(\phi) = 1 - H_{\epsilon}(\phi)$, $H_{\epsilon}(\phi)$ 是近似的 Heaviside 函数。

$$E^{\text{LoG}}(\phi) = \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) L(x) dx \quad (9)$$

其中 $L(x)$ 是由公式(6)迭代得到的稳定解。

$$Q(\phi) = \int \delta(\phi) |\nabla \phi(x)| dx \quad (10)$$

$$P(\phi) = \int \frac{1}{2} |\nabla \phi(x) - 1|^2 dx \quad (11)$$

其中 $P(\phi)$ 为正则化项, 添加距离正则化项可避免重新初始的过程; $Q(\phi)$ 为长度约束项, 添加长度约束项可消除多余轮廓。

使用梯度下降法最小化公式(7)中的能量泛函, 可以得到梯度方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta_{\varepsilon}(\phi)(\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + \omega \delta_{\varepsilon}(\phi) \times L + \nu \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \mu \left(\Delta \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) \quad (12)$$

其中 e_1 和 e_2 分别为:

$$e_i(x) = \int_{\Omega} K_{\delta}(y-x) |I(x) - f_i(y)|^2 dy, \quad i=1,2 \quad (13)$$

公式(12)为待解的水平集演化方程。

3. 实验结果及分析

选取一组 CBCT 口腔图在 MATLAB 软件上进行仿真, 其中 RSF & LoG 模型中使用以下参数: $C_0 = 2$ 、 $\sigma = 3$ 、 $\varepsilon = 1$ 、 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 、 $\mu = 2$ 、 $\nu = 0.002 \times 255^2$ 、 $\omega = 10$ 、 $\Delta t = 0.01$ 。



Figure 1. The processing process of the tooth image segmentation algorithm
图 1. 牙齿图像分割算法处理过程

图 1(a)是原始的牙齿图像;对图 1(a)采用开闭重建操作,结果如图 1(b)所示;对图 1(b)采用 RSF & LoG 模型,结果如图 1(c)所示。

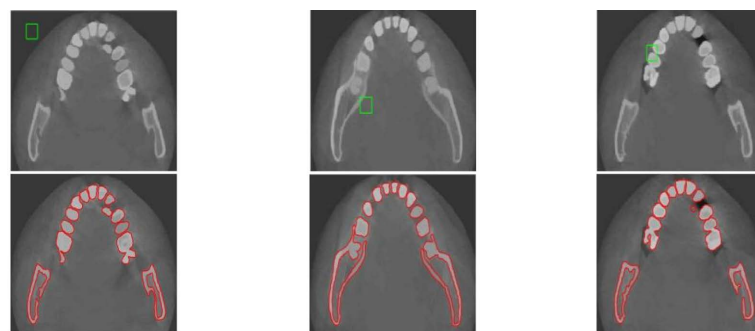


Figure 2. Verifies that the algorithm is not sensitive to the initial setting of the level set
图 2. 验证算法对水平集初始设置不敏感

图 2 中的水平集初始设置分别位于牙齿图像的左上部分、左下牙槽骨部分和第一二前磨牙部分。结果表明算法克服水平集对初始设置敏感的问题，而且牙齿轮廓分割完整，分割时间相同。

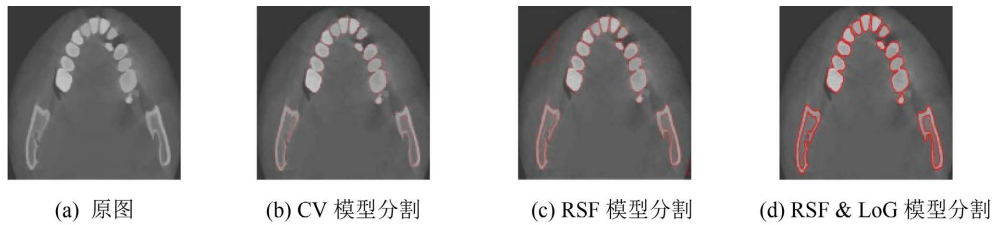


Figure 3. Comparison experiment

图 3. 对比实验

图 3 中的 RSF & LoG 模型和 RSF 模型的水平集初始设置都是相同的；图 3(a)是经过开闭重建的牙齿图像；图 3(b)是 CV 模型[10]分割的结果，它的分割效果不佳；图 3(c)是 RSF 模型[11]分割的结果，它的分割效果略好但出现多余的轮廓；图 3(d)是 RSF & LoG 模型分割的结果，它的分割效果很好。

为了进一步从多个方面分析本文的算法分割性能，使用图 3 的对比实验，采用分割时间(T)、相似系数(Dice)和积重叠误差(VOE)对图 3 的对比实验分割性能进行评价，计算时采用归一化灰度范围(0~1)。

相似系数(Dice)表示图像分割前后的相似度，分割结果越接近真实结果，DSC 的值越大。Dice 公式如下所示：

$$\text{Dice} = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \quad (14)$$

其中：X 代表原始图像；Y 代表分割图像。

积重叠误差(VOE)表示分割算法图像和手动分割图像的真实重叠度，VOE 越小，说明分割结果越准确。VOE 公式如下所示：

$$\text{VOE} = 1 - \frac{|Y \cap W|}{|Y \cup W|} \quad (15)$$

其中：Y 代表分割图像；W 代表手动分割图像。

表 1 给出了三种分割算法的分割时间、相似系数和积重叠误差的比较。在分割时间方面，本文的 RSF & LoG 模型的分割时间更短；在相似系数(Dice)方面，本文的 RSF & LoG 模型的 Dice 值最高；在积重叠误差(VOE)方面，本文的 RSF & LoG 模型的 VOE 值最小。综上所述，本文的 RSF & LoG 模型的分割速度快且精度较高。

Table 1. Three segmentation model metrics

表 1. 三种分割模型指标

指标	CV 模型	RSF 模型	RSF & LoG 算法
T(s)	6.86 s	4.08 s	0.96 s
Dice	0.5937	0.7033	0.9072
VOE	0.1781	0.2613	0.0827

4. 总结

本文对牙齿图像分割技术进行了探讨，提出了一种基于开闭重建和 RSF & LoG 模型相结合的算法用

于牙齿图像分割处理,该方法先对牙齿图像进行开闭重建,然后用 RSF & LoG 模型来对开闭重建后图像进行分割,得到牙齿的分割轮廓图像。最后通过实验结果及分析来验证,本文提出的算法分割效率高、鲁棒性好,可克服水平集模型对初始化轮廓敏感的问题。

参考文献

- [1] Jiang, J., Huang, Z., Ma, X., Zhang, Y., He, T. and Liu, Y. (2019) Establishment and Experiment of Utility Archwire Dynamic Orthodontic Moment Prediction Mode. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **2019**, 1958-1968.
- [2] 包广斌, 杨旭鹏, 康宏. 基于改进的高斯混合模型牙齿图像分割研究[J]. 兰州理工大学学报, 2020, 46(3): 100-104.
- [3] Osher, S. and Sethian, J. (1988) Fronts Propagating with Curvature-Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations. *Journal of Computational Physics*, **79**, 12-49. [https://doi.org/10.1016/0021-9991\(88\)90002-2](https://doi.org/10.1016/0021-9991(88)90002-2)
- [4] Ji, D.X., Ong, S.H. and Foong, K.W.C. (2014) A Level-Set Based Approach for Anterior Teeth Segmentation in Cone Beam Computed Tomography Images. *Computers in Biology and Medicine*, **50**, 116-128. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2014.04.006>
- [5] Wang, Y.J., et al. (2018) Accurate Tooth Segmentation with Improved Hybrid Active Contour Model. *Physics in Medicine and Biology*, **64**, Article ID: 015012. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aaf441>
- [6] 石沁祎, 闫方, 杨阳, 等. 基于水平集的牙齿牙槽骨图像分割[J]. 波谱学杂志, 2021, 38(2): 182-193.
- [7] Jiang, B.X., Zhang, S.Z. and Shi, M.Y. (2022) Alternate Level Set Evolutions with Controlled Switch for Tooth Segmentation. *IEEE*, **10**, 76563-76572. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3192411>
- [8] 李云红, 张秋铭, 周小计, 等. 基于形态学及区域合并的分水岭图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(2): 190-195.
- [9] Ding, K., Xiao, L. and Weng, G. (2017) Active Contours Driven by Region-Scalable Fitting and Optimized Laplacian of Gaussian Energy for Image Segmentation. *Signal Processing*, **134**, 224-233. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2016.12.021>
- [10] Chan, T.F. and Vese, L.A. (2001) Active Contours without Edges. *IEEE Transactions on Image Processing*, **10**, 266-277. <https://doi.org/10.1109/83.902291>
- [11] Li, C., Kao, C.Y., Gore, J.C., et al. (2008) Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, **17**, 1940-1949. <https://doi.org/10.1109/TIP.2008.2002304>