

文章编号 1004-924X(2024)16-2550-14

融合统计范数度量的局部区域图像分割

李更生^{1,2}, 刘国军^{1*}

(1. 宁夏大学 数学统计学院, 宁夏 银川 750021;
2. 陇南师范学院 数学与信息技术学院, 甘肃 陇南 742500)

摘要: 主动轮廓模型 (Active Contour Model, ACM) 已成为最常用的图像分割工具之一, 但在处理灰度不均匀的图像时, 现有的算法比较耗时而且会导致分割精度急剧下降。为此, 本文结合局部图像信息, 提出了一种统计范数用于图像分割。首先, 利用新的偏置场模型来建模图像, 将图像的灰度不均匀性分解为观测图像的一个分量。与传统的乘性偏置场相比, 加性偏置场模块使能量泛函能够从新的维度提取图像的纹理信息。其次, 采用局部信息融合的策略, 计算轮廓内外的特征拟合图。最后, 利用统计范数刻画特征拟合图与原始特征图的相似度。因此, 新设计的能量泛函通过利用分层局部特征、全局空间一致性和多尺度抽象表示等来处理具有复杂背景的图像。实验结果表明: 分割非同质医学图像, 本文模型仅仅需要迭代 50 次, 其他模型均在 100 次以上; 算法运行时间仅仅需要 8 s, 但其余模型远远高于 8 s。同时, 采用客观评价指标评价所提出的算法: DC 指标的平均值是 0.985 1, FP 指标的平均值是 0.005 2, JCS 指标的平均值是 0.970 6, P 指标的平均值是 0.994 7, TP 指标的平均值是 0.975 7。本文模型能够提取更多的纹理结构信息, 并且对灰度不均匀和初始轮廓具有较强的鲁棒性。

关键词: 活动轮廓; 统计范数; 加性偏置场; 水平集; 灰度不均匀

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20243216.2550

Local region image segmentation by fusion of statistical norm metrics

LI Gengsheng^{1,2}, LIU Guojun^{1*}

(1. School of Mathematics and Statistics, Ningxia University, Yinchuan 750021, China;

2. School of Mathematics and Information Technology, Longnan Normal University,
Longnan 742500, China)

* Corresponding author, E-mail: liugj@nux.edu.cn

Abstract: Active Contour Model (ACM) has become one of the most commonly used image segmentation tools. However, the existing algorithms are time-consuming and lead to a sharp decrease in segmentation accuracy when dealing with images with intensity inhomogeneity. Therefore, in this paper, a statistical paradigm was proposed for image segmentation by combining local image information. First, the image was modeled using a new bias field model that decomposed the gray scale inhomogeneity of the image into a component of the observed image. Compared with the traditional multiplicative bias field, the addi-

收稿日期: 2024-03-22; 修订日期: 2024-05-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 62061040); 陕西省教育厅科学研究计划资助项目 (No. 23JK0280); 宁夏高等学校科学研究项目 (No. NYG2022018); 安康学院校级项目 (No. 2023AYQN04)

tive bias field module enabled the energy generalization to extract the texture information of the image from a new dimension. Next, a local information fusion strategy was used to compute the feature fitting maps inside and outside the contours. Finally, the statistical paradigm was utilized to portray the similarity between the feature fitting map and the original feature map. Thus, the newly designed energy generalization deals with images with complex backgrounds by utilizing hierarchical local features, global spatial consistency, and multiscale abstract representation. The experimental results show that for segmenting non-homogeneous medical images, the model in this paper requires only 50 iterations, while the other models are all over 100; the algorithm takes only 8 seconds to run, but the rest of the models are much higher than 8 seconds. At the same time, the proposed algorithm was evaluated using objective evaluation indicators: the average value of the DC indicator is 0.985 1, the average value of the FP indicator is 0.005 2, the average value of the JCS indicator is 0.970 6, the average value of the P indicator is 0.994 7, and the average value of the TP indicator is 0.975 7. The model in this paper is able to extract more information about the texture structure and is robust to gray scale inhomogeneity and initial contours.

Key words: active contours; statistical norm; additive bias field; level set; intensity inhomogeneity

1 引 言

图像分割技术是一种将图像划分为多个特定区域的过程,这些区域通常具有独特的性质或对应于感兴趣的目标^[1]。从集合论的角度观察,图像分割是将图像划分成互不相交的集合。图像成像过程中,由于设备的影响,获取的数字图像质量会发生退化现象,包括灰度不均、对比度下降等,给图像分割或目标的识别带来一定的困难^[2]。

在不失一般性的前提下,根据图像的特点:基于边缘的 ACM^[3-4]和基于区域的 ACM^[5-11]是现有 ACM 的两种基本类型。为解决能量泛函非凸的问题,Vese 和 Chan 等^[12]提出无边缘活动轮廓模型,简称 CV 模型。CV 模型是假设演化曲线内外的平均灰度值是一个常数。但是对于灰度不均匀的图像而言,CV 模型分割效果不佳。从建模的角度分析,CV 模型在构建能量泛函时,仅仅用到图像的全局信息,却没有利用图像的局部信息。为了解决 CV 模型的缺点,Wang 等^[13]提出了一种新的基于区域的变分水平集模型(Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy, LGDF)。LGDF 模型中,通过高斯分布函数来刻画图像的全局信息和局部信息。采用梯度下降的方法来求解能量泛函。但是, LGDF 模型对于局部和全局平衡性问题处理不太理想,没有设置一个合适的权函数来衡量不同

图像之间数据项的比重关系。

为有效解决权函数问题,Amin 等^[14]利用群-局部特征加权方案和聚类加权策略来进行图像分割。所有权重,包括特征组的局部权值和聚类权重,在学习过程中自动同时计算。而且还使用了图像特征的有效组合,包括局部同质性、纹理,以改善图像分割效果。群-局部特征加权方案能更好地应用这些特征,另一方面,聚类的加权也降低了算法对初始化问题的敏感性。因此,对不同的图像获得了更好的分割结果。但是,其有两个局限性:第一个限制是,它需要集群的数量(彩色区域),类似于大多数现有的聚类方法。必须将集群的数量提前知道。然而,在现实世界的应用程序中,集群的数量通常是未知的。因此,模型感兴趣的是在聚类过程中自动确定集群区域的数量。第二个限制是,在分割复杂的图像,如医学和 SAR(合成孔径雷达)图像时,需要提取其他类型的特征。

为有效处理 LGDF 模型无法准确分割灰度非同质图像的问题,Elaheh 等^[15]提出 MCA 算法的血管分割方法。视网膜图像的异常体征使血管分割算法变得复杂。鉴于 MCA 算法在分离图像成分方面的出色能力,使用该算法进行适当的变换可以从视网膜图像中去除病变区域。因此,准备了干净的视网膜图像用于血管图谱检测。从视网膜图像中去除病变可以提高血管图像分割的精度。尽管 MCA 算法在分离病变

和血管方面取得了成功,但在某些情况下,该算法表现不佳。尤其是在严重糖尿病视网膜病变的视网膜图像中,病变非常大或血管弯曲度很高。

为了充分利用ACM的边缘和区域信息,首先,利用全局和局部图像信息描述混合函数。然后利用混合函数可以调节曲线的运动方向,最终完成图像分割任务。局部拟合模型帮助演化曲线移动到目标物体的边界处,全局拟合模型加速曲线在恒定强度区域的运动^[16]。一方面,全局能量拟合模型设计的一般假设是:图像只包含均匀的强度。因此,它们不足以捕获非均匀图像中感兴趣的对象。另一方面,局部能量拟合模型可以处理非均匀图像,但在时间效率方面却很复杂。于是,混合模型很受欢迎。依据权函数的性质,混合活动轮廓模型分成两类:非自适应和自适应。文献[17-19]属于非自适应的混合活动轮廓模型,文献[20-21]属于自适应混合活动轮廓模型。

图像的不均匀性经常出现在真实图像中,在图像分割过程中带来一定的困难。分割目标的区域只占图像的很小的一部分,这种现象是很常见的。因此,大部分提取的像素属于背景区域,而这些小目标则更为重要。这样导致能量泛函很容易陷入局部极小值。

根据上述分析,本文提出一种新的基于统计范数度量的ACM算法(Statistical norm Additive Bias, SAB),用于分割具有灰度不均匀信息的图像。

2 相关工作

在基于区域的活动轮廓模型中,通常使用局部或全局区域信息来定义图像的能量泛函。在本节中,为给引入所提出的模型做准备,先简要回顾经典的LGDF模型以及首次提出加性偏置场矫正的(Additive Bias Correction, ABC)^[22]模型。

2.1 LGDF模型

利用图像的全局和局部信息建模,LGDF模型的能量泛函如下:

$$E_{\epsilon}^{\text{LGDF}}(\phi) = \mu R_{\phi}(\phi) + E_{\epsilon}(\phi), \quad (1)$$

其中: $R_{\phi}(\phi)$ 是惩罚项, $E_{\epsilon}(\phi)$ 为数据拟合项, μ 是大于0的参数。在实验中,采用文献[23-24]所述,通常Heaviside函数和Dirac函数分别由光滑函数 $H_{\epsilon}(x)$ 及其导数 $\delta_{\epsilon}(x)$ 来代替:

$$H_{\epsilon}(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{x}{\epsilon} \right) \right], \quad (2)$$

$$\delta_{\epsilon}(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + x^2}. \quad (3)$$

LGDF模型是利用图像的均值和方差建模,导致在求解能量泛函过程中需要额外的耗时。同时,其对参数和初始值都有一定的敏感性。而且,LGDF算法对具有复杂背景的纹理图像分割存在一定的困难。

2.2 ABC模型

对于如何处理非同质图像分割问题,可以将输入图像描述成一种合成图像模型^[22],该模型将灰度不均匀性分解为图像的一个分量。图像模型为:

$$I(x) = b(x) + r(x) + n(x), \quad (4)$$

其中: $b(x)$ 是加性灰度不均匀分量, $r(x)$ 表示边的反射图像, $n(x)$ 是附加噪声。

ABC模型的能量泛函是:

$$E^{\text{ABC}}(\phi, r, b) = \int \sum_{i=1}^2 \left(\int G_{\sigma}(y-x) |A|^2 dy \right) M_i(\phi(x)) dx, \quad (5)$$

其中, $A = I(x) - r(y) - b_i(y)$ 。

ABC模型从数据项分析,采用 L_2 范数去刻画观测图像与拟合图像之间的误差。 L_2 范数是目前应用最广泛的能量函数相似性度量方法,可以分割出强度稍有不均匀、噪声较小的图像。然而,对于灰度严重不均匀和背景复杂的图像,其分割效果较差。

3 提出的模型

3.1 模型的建立

将加性偏置场理论应用到图像分割是基于下面两个假设^[22]:

(1) 在局部区域,灰度不均匀分量 b 光滑变化。即 b 在图像的子区域取值互不相同,若图像划分为 N 个互不相交的区域,则 b 的取值为: $b_1(y), b_2(y), \dots, b_N(y)$;

(2) 图像的建模表示为;

$$I(y) = b(y) + r(y) + n(y). \quad (6)$$

首先根据建模方式,需要定义半径为 ρ 的圆形区域: $O_x = \{y: |y-x| \leq \rho\}$ 。在论文中,进行单相位图像分割,故选取 $N=2$ 。图像域 Ω 被曲线 C 划分为: Ω_1 和 Ω_2 ,为书写方便,记曲线 C 外面的子区域是 Ω_1 ,则 C 里面的子区域记作 Ω_2 。为了利用图像的局部统计信息建模,引入高斯截断函数:

$$G_\sigma(y-x) = \begin{cases} \lambda e^{-\frac{(y-x)^2}{2\sigma^2}}, & |y-x| \leq \rho, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

这里 λ 是归一化常数。

依据曲线 C 和邻域 O_x ,可以诱导出区域 $O_x \cap \Omega_1$ 和 $O_x \cap \Omega_2$,如图1所示。

利用高斯分布函数定义能量泛函:

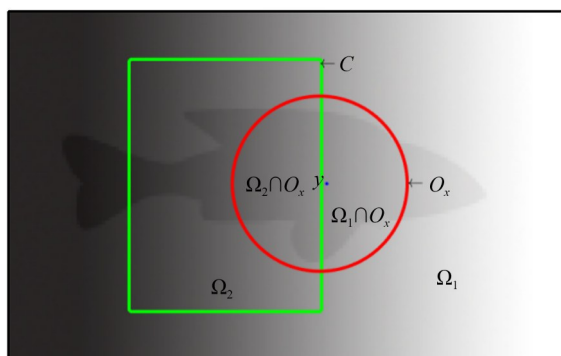


图1 单相位图像分割区域关系图

Fig. 1 Single-phase image segmentation region relationship map

$$E_x = - \sum_{i=1}^2 \int_{O_x \cap \Omega_i} \log p_i dy, \quad (8)$$

其中,

$$p_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_i(x)} \exp \left(- \frac{(I(y) - I_i^{LI}(x))^2}{2\sigma_i^2(x)} \right).$$

这里 $I_i^{LI}(x) = r(x) + b_i(x) + u_i(x)$, $i=1, 2$, 分别表示演化曲线外部和内部拟合图像。 $r(x)$ 提取图像的结构信息, $b_1(x), b_2(x)$ 分别提取演化曲线内外的强度信息, $u_1(x), u_2(x)$ 分别提取演化曲线内外的纹理信息。

根据高斯截断函数的定义可知,式(8)改写为:

$$E_x = - \sum_{i=1}^2 \int_{\Omega_i} G_\sigma(y-x) \log p_i dy. \quad (9)$$

对于整个图像区域 Ω 中的所有 x ,需要最小化 E_x 。在所提出的方法中,使用 x 的积分来最小化 E_x 。

其能量泛函如下:

$$E = \int E_x dx. \quad (10)$$

在水平集方法中,引入函数 $\phi: \Omega \rightarrow R$,可以用来表示两个不相交的子区域 Ω_1 和 Ω_2 。通过记作 $b=(b_1, b_2)$, $u=(u_1, u_2)$, $\sigma=(\sigma_1, \sigma_2)$, 能量泛函(10)可以重写为以下形式:

$$E^{SAB}(\phi, r, u, \sigma, b) = - \int \sum_{i=1}^2 \left(\int G_\sigma(y-x) \log p_i M_i(\phi(y)) dy \right) dx. \quad (11)$$

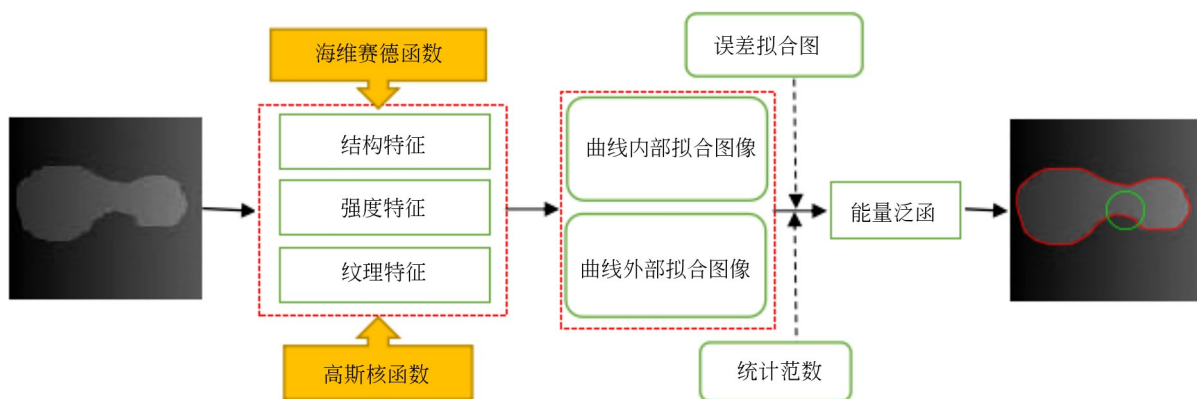


图2 SAB模型的框架图

Fig. 2 Framework diagram of the SAB model

3.2 模型的求解

本节给出所提出模型的详细求解过程。本文所提出模型的框架如图 2 所示。首先,在演化曲线邻域内外提取图像的结构信息,利用加性偏置场理论构造邻域内外的强度信息,与传统的偏置场提取图像的强度信息不同,本文模型可以在同一邻域提取不同的强度信息。同时,在这一过程中,可以利用局部方差和均值来描述图像的纹理信息。然后,通过融合策略计算演化曲线内外的特征拟合图像。最后,通过计算观测图像和特征拟合图像的误差得到能量泛函。

在能量泛函(11)中,固定 u_1 之外的其他变

量,最小化式(11)并令其等于 0 得到:

$$\frac{\partial E^{SAB}}{\partial u_1} = \int G_\sigma(y-x) (I(y) - r(x) - b_1(x)) M_1(\phi(y)) dy - \int G_\sigma(y-x) u_1(x) M_1(\phi(y)) dy = 0, \quad (12)$$

可解得 u_1 , 于是有:

$$u_1(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) (I(y) - r(x) - b_1(x)) M_1(\phi(y)) dy}{\int G_\sigma(y-x) M_1(\phi(y)) dy}, \quad (13)$$

同理,可解得其他的变量:

$$b_1(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) (I(y) - r(x) - u_1(x)) M_1(\phi(y)) dy}{\int G_\sigma(y-x) M_1(\phi(y)) dy}, \quad (14)$$

$$u_2(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) (I(y) - r(x) - b_2(x)) M_2(\phi(y)) dy}{\int G_\sigma(y-x) M_2(\phi(y)) dy}, \quad (15)$$

$$b_2(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) (I(y) - r(x) - u_2(x)) M_2(\phi(y)) dy}{\int G_\sigma(y-x) M_2(\phi(y)) dy}, \quad (16)$$

$$\sigma_1^2(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) (I(y) - I_1^{LI}(x))^2 M_1(\phi(y)) dy}{\int G_\sigma(y-x) M_1(\phi(y)) dy}, \quad (17)$$

$$\sigma_2^2(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) (I(y) - I_2^{LI}(x))^2 M_2(\phi(y)) dy}{\int G_\sigma(y-x) M_2(\phi(y)) dy}. \quad (18)$$

另一方面,在求解反射图像 $r(x)$ 时,曲线 C 的外部 and 里面均含有变量 $r(x)$,在模型的能量泛

函中,固定 r 之外的其他变量,最小化式(11)得到:

$$\frac{\partial E^{SAB}}{\partial r} = (-2) \int G_\sigma(y-x) \frac{(I(y) - I_1^{LI}(x))}{2\sigma_1^2(x)} M_1(\phi(y)) dy + (-2) \int G_\sigma(y-x) \frac{(I(y) - I_2^{LI}(x))}{2\sigma_2^2(x)} M_2(\phi(y)) dy. \quad (19)$$

于是整理得到:

$$r(x) = \frac{Nr_1(x) + Nr_2(x)}{Dr_1(x) + Dr_2(x)}, \quad (20)$$

这里,

$$Nr_1(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) I(y) M_1(\phi(y)) dy}{\sigma_1^2(x)} - \frac{(b_1(x) + u_1(x)) \int G_\sigma(y-x) M_1(\phi(y)) dy}{\sigma_1^2(x)}, \quad (21)$$

$$Nr_2(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) I(y) M_2(\phi(y)) dy}{\sigma_2^2(x)} -$$

$$\frac{(b_2(x) + u_2(x)) \int G_\sigma(y-x) M_2(\phi(y)) dy}{\sigma_2^2(x)}, \quad (22)$$

$$Dr_1(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) M_1(\phi(y)) dy}{\sigma_1^2(x)}, \quad (23)$$

$$Dr_2(x) = \frac{\int G_\sigma(y-x) M_2(\phi(y)) dy}{\sigma_2^2(x)}. \quad (24)$$

利用变分原理可求得式(11)的梯度下降流是:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial E^{SAB}}{\partial \phi} = -\delta_\epsilon(\phi)(e_1 - e_2), \quad (25)$$

$$e_i = \int G_\sigma(y-x) \left(\log \sigma_i(x) + \frac{(I(y) - r(x) - b_i(x) - u_i(x))^2}{2\sigma_i^2(x)} \right) dy. \quad (26)$$

为了避免重新初始化问题,这里采用的正则化函数为:

$$\phi_R = \tanh(\eta \phi^n). \quad (27)$$

在式(27)中也不存在需要反复调整的系数,提高了模型的鲁棒性。此外,通过调节初始轮廓的位置和参数 η 的值,可以分割出不同的目标。

3.3 算法数值实现

首先初始化水平集函数 ϕ :

$$\phi^0 = \begin{cases} -2, & x \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0, & x \in \partial\Omega_0 \\ 2, & x \in \Omega - \Omega_0 \end{cases}, \quad (28)$$

其中: Ω_0 是图像域 Ω 的子区域, $\partial\Omega_0$ 表示 Ω_0 的边界。

在数值实现过程中,水平集演化方程(25)对于时间的求解通常采用向前差分格式,即在迭代过程中有 $\phi_{n+1} = \phi_n + \Delta t \cdot \Delta \phi_n$,其中 Δt 表示时间步长, $\Delta \phi_n = \frac{\partial \phi}{\partial t}$, n 表示迭代次数。提出的模型的主要步骤总结如下:

第一步:设置参数 $\Delta t, \sigma, \epsilon, N$,初始化水平集函数;

第二步:设置 n 从1到 N ;

第三步:计算演化曲线外部局部均值 u_1 ,计算演化曲线外部局部强度 b_1 ;

第四步:计算演化曲线内部局部均值 u_2 ,计算演化曲线内部局部强度 b_2 ;

第五步:计算演化曲线外部局部方差 σ_1^2 ,计算演化曲线内部局部方差 σ_2^2 ;

第六步:计算演化曲线内外部局部结构信息 r ;

第七步:计算梯度下降函数;

第八步:计算水平集函数 $\phi_{n+1} = \phi_n + \Delta t \cdot \frac{\partial \phi}{\partial t}$;

第九步:直到 $\phi_{n+1} = \phi_n$,停止迭代。

4 数值实验

在这一部分中,将SAB模型应用于合成图像及其医学图像,同时对灰度极其不均匀的血管图像和细胞图像进行分割,并给出了分割结果。然后,使用强度不均匀的合成图像,展示了SAB模型与流行的基于区域的ACM的比较。最后,将该模型应用于含有两个或多个相邻目标的自然彩色图像,以测试该模型的可扩展性。实验平台为: Intel(R) Core(TM), i5-8265U, 1.60 GHz, 8 GB RAM, Matlab R2018b, Windows10。

4.1 初始轮廓的设定实验

为了验证SAB模型对初始轮廓的鲁棒性,将SAB模型与多种基于区域的ACM模型进行对比实验,对比模型分别是:LBF模型^[25]、LIF模型^[26]、ORACM模型^[27]、FACM模型^[28]、GFLIF模型^[29]、ABC模型^[22]、HLFRA^[30]、ADRLSE^[31]、LSE-ADMM^[32]、GLMFF-ACM^[33]、LSACM^[34]。

图像特征决定了分割的准确性。众所周知,一种特殊的分割方法并不适用于所有类型的图像。根据图3可知,3(b)~3(k)分割结果较差,未能完整地提取血管图像的结构,对初始轮廓有较差的鲁棒性。而SAB模型将观测到的图像作为一种混合图像来建模,同时融合偏置场理论,说明其在分割精度方面具有更多的优势。优化后的数据拟合项改进了模型在灰色梯度变化和目标区域弱边缘的分割结果。限制了在非边缘区域出现冗余曲线的可能性,并具有较强的鲁棒性,从而提高了最终的分割精度。

根据图4中可知,对于选定的初始轮廓,分割效果较差的模型是LBF,LIF,ORACM,FACM,LSACM,LSE-ADMM。这六种模型未能提取血管图像的结构。GFLIF,ABC,HLFRA,GLMFF-ACM模型的分割效果属于欠分割现象,它们把属于背景的部分也提取出来。这就说明在这种情况下,其对初始轮廓位置的选取很敏感。对于选定的矩形初始轮廓,SAB模型能够清晰地提取血管图像的轮廓,不存在欠分割的现象发生。

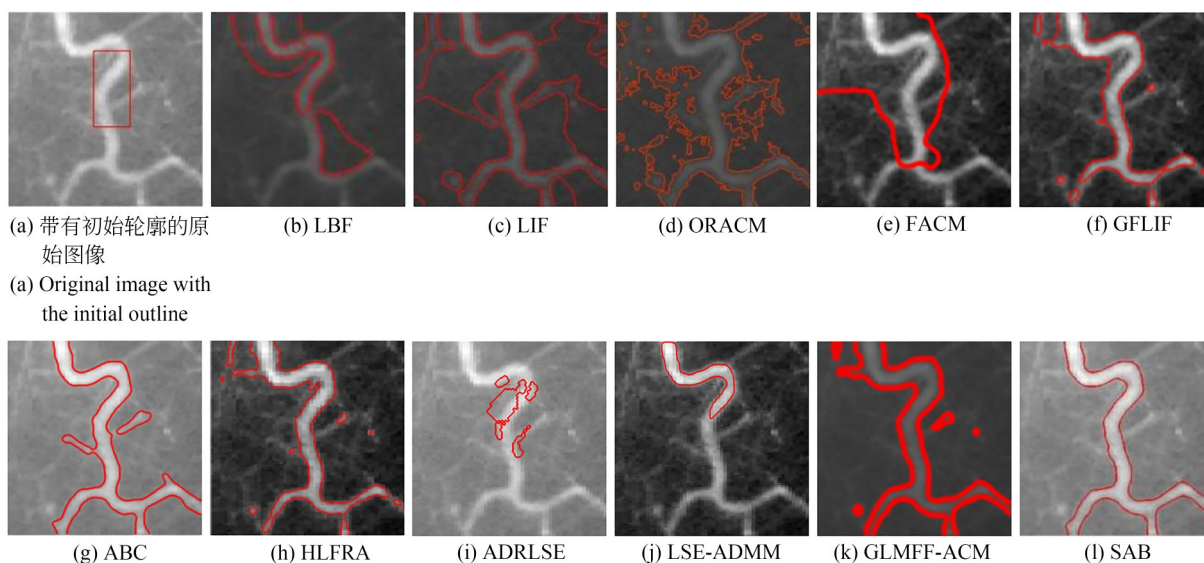


图 3 血管图像分割结果

Fig. 3 Segmentation results of vascular images

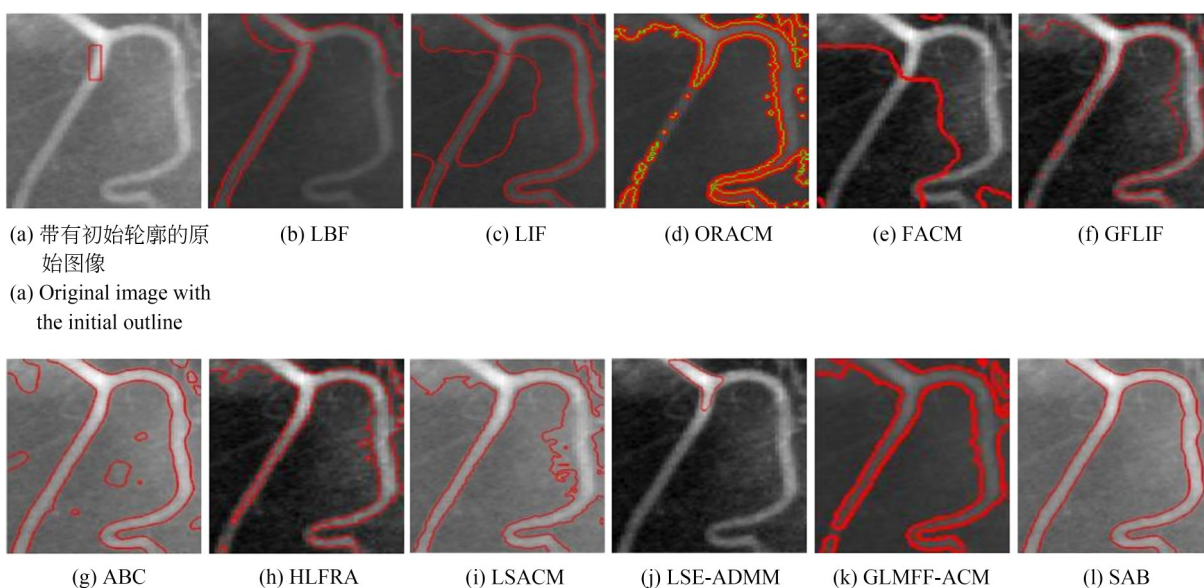


图 4 血管图像分割结果

Fig. 4 Segmentation results of vascular images

4.2 对灰度不均匀的稳健性实验

新冠肺炎给人类带来极大威胁,自动精确分割新冠肺炎CT图像感染区域可以辅助医生进行诊断治疗,但新冠肺炎的弥漫性感染、感染区域形状多变、与其他肺部组织极易混淆等给CT图像分割带来挑战。为此,选取灰度不均匀的COVID图像,验证提出算法的有效性。图5中LPF模型出自文献[35]。为了比较公平,选取相同的初始轮廓,我们的目标是从CT图像中分割出右肺结构,从图5中可以看出,LBF,LIF和LPF模型分

割结果较差。FACM,GFLIF,HLFRA,LSACM和LSE-ADMM将双肺轮廓结构提取出来,这种现象属于过分割情况。ABC和GLMFF-ACM未能完整地分割出目标轮廓。对于灰度不均匀的肺部图像,SAB模型分割效果完整。

图6是图5分割结果的阈值处理结果,其中,白色代表需要分割的目标,黑色代表背景图像。从阈值处理结果,很容易得到LBF,LIF以及LPF模型分割效果较差。FACM,GFLIF,HLFRA,LSACM,LSE-ADMM等模型误将右

肺结果也提取。只有 ABC, GLMFF-ACM 和 SAB 模型提取左肺图像,但 ABC 模型分割效果不太理想,其将肺部周围的部分误认为是左肺的一部分。GLMFF-ACM 模型整体上提取了左肺的轮廓,相比于 SAB 模型,其存在一定的瑕疵。主要表现在其将左肺右下角的部分图像误认为是背景图像,因为从阈值分割分析, GLMFF-ACM 提取的轮廓里面存在一些黑色部分,这就说明其把左肺内部的部分图像划分为

右肺图像。

偏置场是一种计算方法,可以用于估计图像中每个像素位置的偏移量,从而对图像进行重建和校正。在图像重建过程中,可以利用偏置场将原始图像中的像素值进行修正,以消除灰度不均匀性。具体而言,偏置场是利用线圈灵敏度下降和信号强度变化之间的关系来计算的。通过计算不同线圈位置的信号强度差异,可以得出偏置场的大小,然后将偏置场应用于原始图像的像素值,

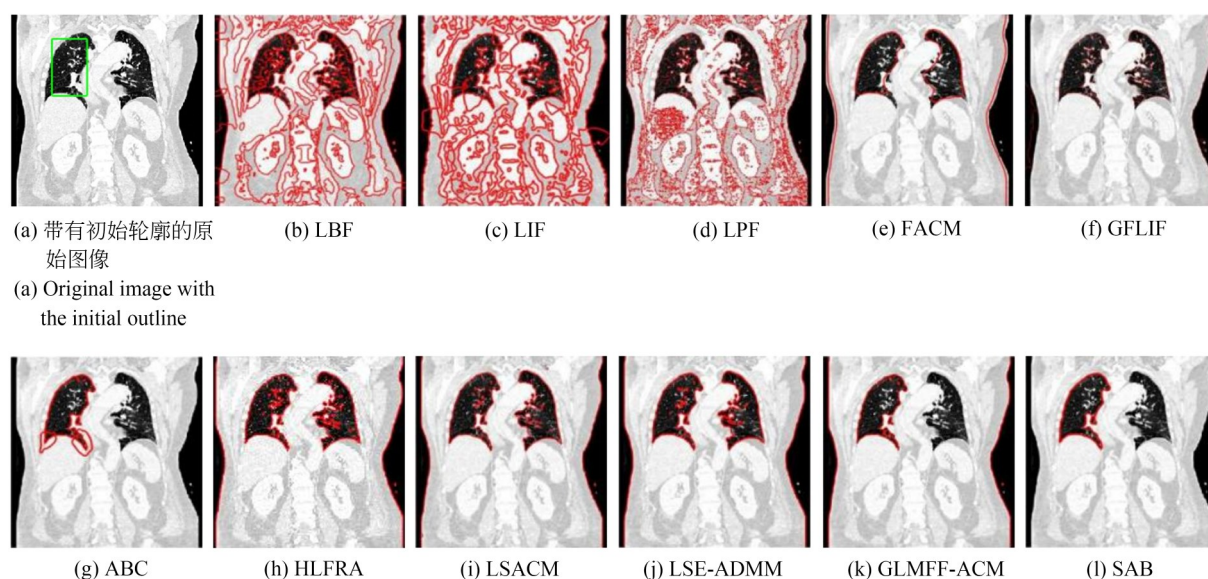


图5 COVID肺部图像分割结果

Fig. 5 Results of lung image segmentation for COVID-19

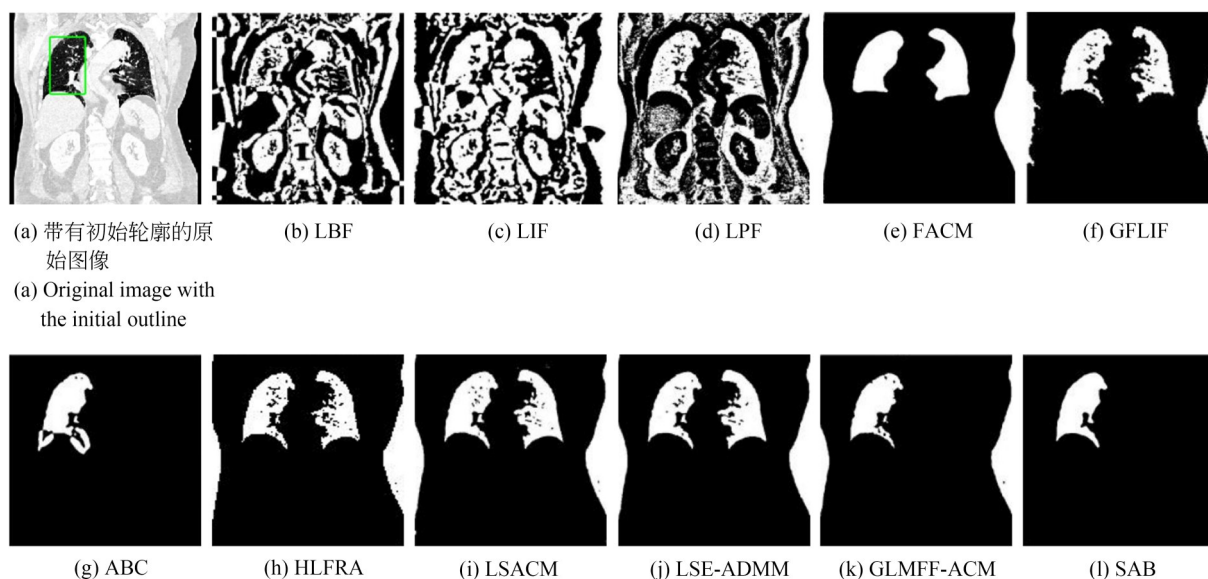


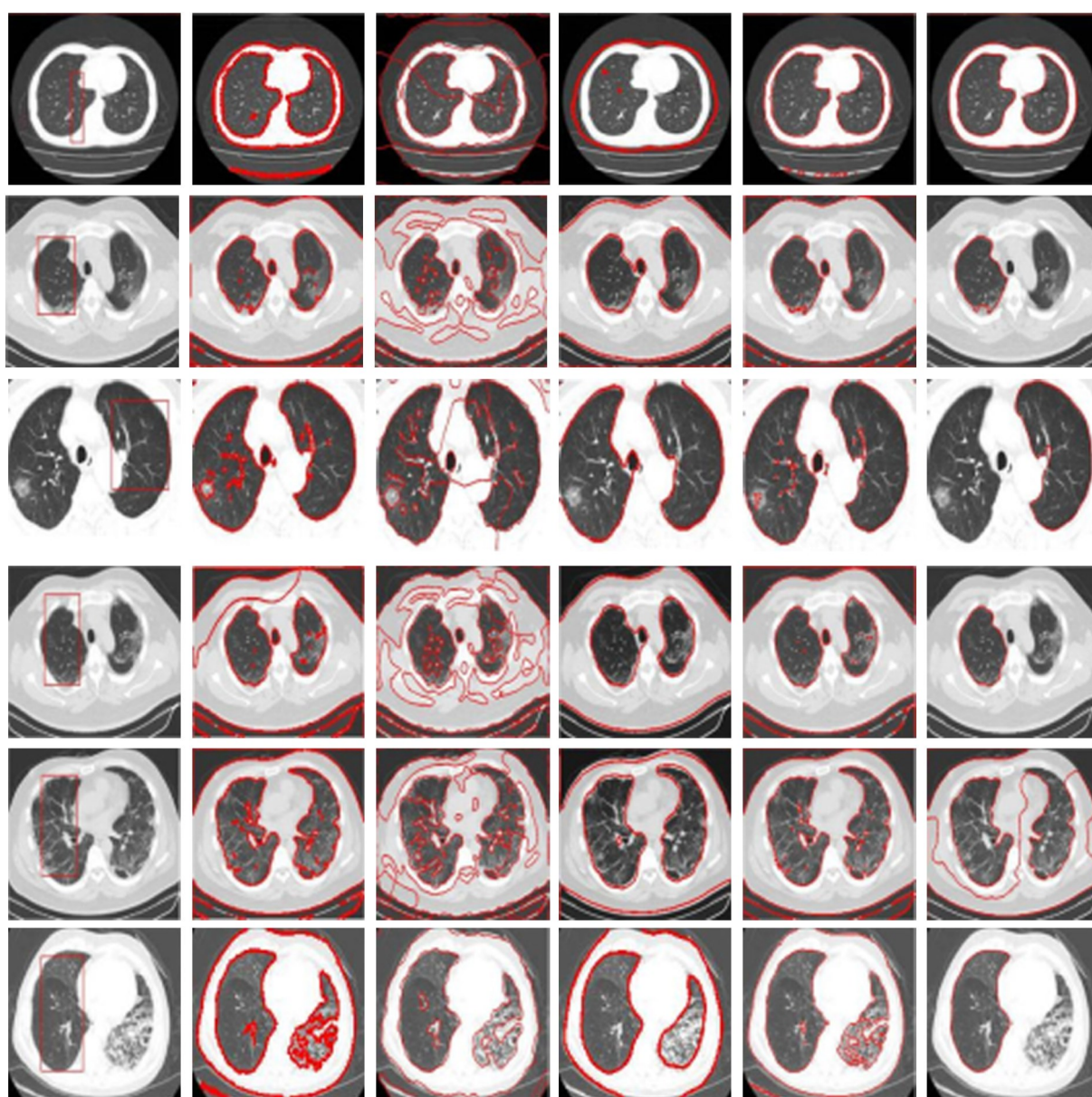
图6 COVID肺部图像二值分割结果

Fig. 6 Binary segmentation of COVID lung images

从而得到校正后的图像。本文模型对于图像的同一邻域,使用不同的偏置场强度刻画图像的灰度不均匀性,使得所提出的模型独立于初始轮廓位置,捕捉目标边界的弱边缘信息,提高分割效果。

为了进一步验证 SAB 模型对图像灰度不均匀性的鲁棒性。分割结果如图 7 所示。这里, LBF, LIF 模型的能量泛函是以 L_2 范数为基础,二者对初始轮廓比较敏感,从分割效果观测并不理想。FACM 模型的能量泛函是以 L_1 范数为基础,其主要针对纹理图像分割,对于灰度不均匀

图像处理效果不佳。LSACM 模型的能量泛函是以统计范数为基础,分割结果表明能够处理一定程度的灰度不均匀性。ABC 模型的能量泛函是以 L_2 范数为基础,它对图 7 中第一张和第五张分割效果较差,第二张和第三张提取的目标轮廓存在一定的偏差,第四张和第六张的轮廓被完整第提取出来。GFLIF 和 HLFRA 模型的能量泛函是以 L_2 范数为基础,采用全局和局部图像信息构造能量泛函。但其存在一定的缺陷:局部项和全局项之间的权重比例设置不合理,导致无法精准



(a) 带有初始轮廓的原始图像

(a) Original image with the initial outline

(b) LBF

(c) LIF

(d) FACM

(e) LSACM

(f) ABC

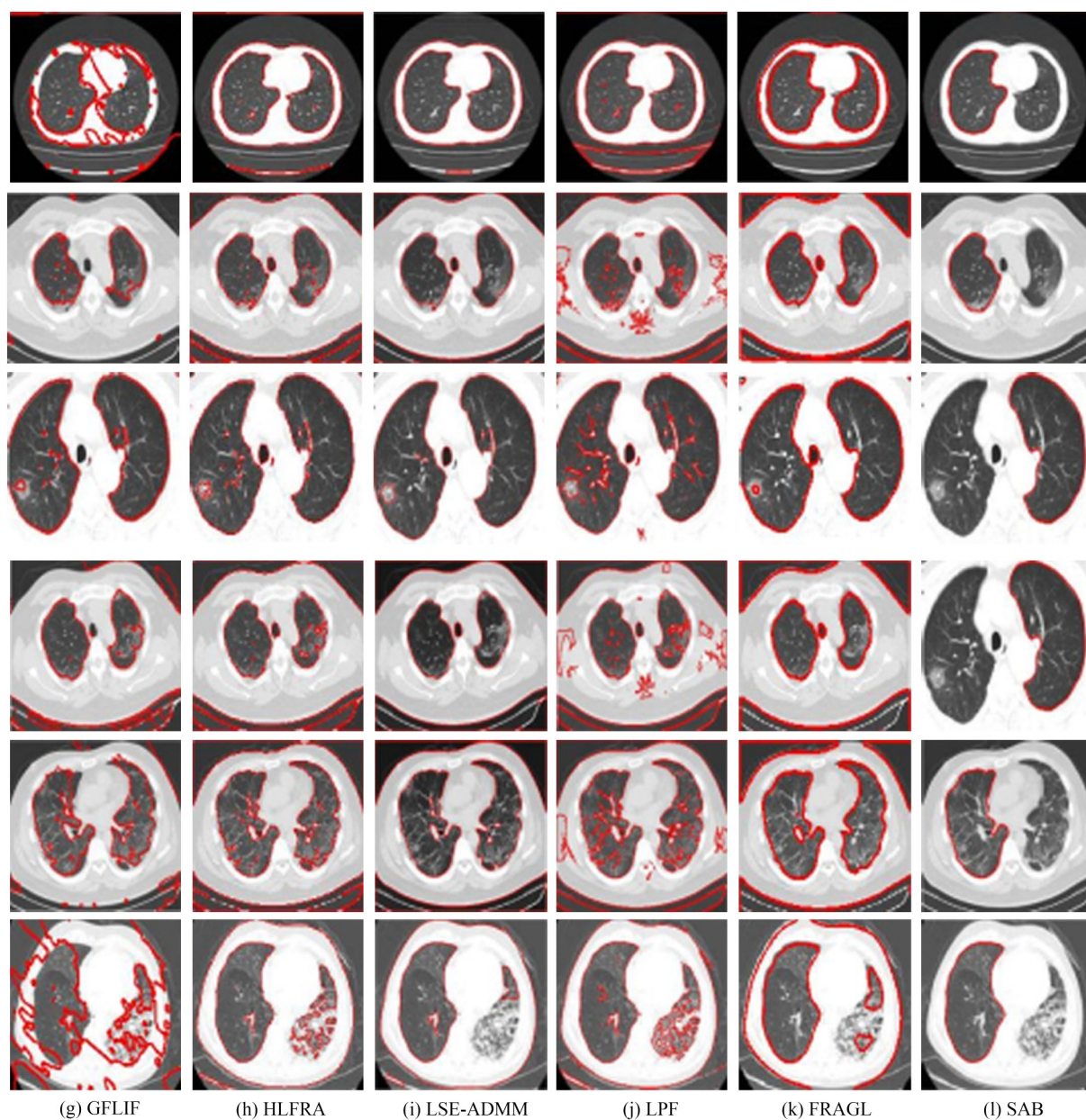


图7 COVID肺部图像分割结果

Fig. 7 Results of lung image segmentation for COVID-19

第提取图像的灰度不均匀信息。LSE-ADMM、LPF 和 FRAGL 模型的能量泛函是以 L_2 范数为基础,不同之处在于,FRAGL 模型在刻画图像的灰度不均匀性时,采用乘性偏置场,在很小的图像邻域内假定图像的灰度值是常数。这在一定程度上解决了图像的灰度不均匀性问题,但是对于具有复杂背景图像,尤其是医学图像,这种处理方式显然不符合要求。

因此,基于上述分析,我们将图像的灰度不均匀性分解为观测图像的一个分量。对于图像

的同一邻域,使用不同的偏置场强度刻画图像的灰度不均匀性,使得所提出的模型独立于初始轮廓位置,捕捉目标边界的弱边缘信息,更深层次地提取图像的结构信息,从图7中可以说明我们的模型具有一定的优势。表1呈现SAB算法和其他算法分割肺部图像的迭代次数及运行时间的对比结果。根据表1可以得到,本文模型无论是从模型的迭代次数还是算法的运行时间维度分析,本文模型SAB相比于基于 L_1 或 L_2 范数的模型,在一定程度上,有一定的优势。

表 1 图 7 中图像的迭代次数和运行时间(s)

Tab. 1 Iterations and running time (s) of the images in Fig. 7

Index	Image1	Image2	Image3	Image4	Image5	Image6
Method	Iter/Times	Iter/Times	Iter/Times	Iter/Times	Iter/Times	Iter/Times
LBF	432/46.203 1	345/85.906 3	418/67.781 3	218/44.859 4	332/79.593 8	373/38.531 3
LIF	700/3.834 1	843/9.326 5	792/5.960 2	857/9.385 5	821/9.016 4	800/4.474 8
FACM	140/7.007 1	186/13.302 1	197/10.721 7	217/15.367 2	227/15.875 2	212/9.876 0
LSACM	60/38.848 8	86/132.267 8	66/70.073 3	76/116.128 6	60/90.687 1	68/48.262 5
ABC	225/9.536 9	320/30.591 8	430/31.581 3	420/40.912 7	400/39.328 9	350/17.102 2
GFLIF	100/6.087 2	125/8.295 8	130/8.676 7	140/9.652 4	145/9.768 2	150/9.899 0
HLFRA	140/6.552 8	175/9.547 6	192/9.382 2	183/9.982 2	200/11.111 9	212/9.862 4
LSE-ADMM	400/3.557 3	468/7.596 5	512/5.655 0	475/7.807 2	543/8.912 2	540/4.160 2
LPF	190/4.397 0	410/14.121 3	425/8.581 3	476/13.620 5	389/13.315 9	428/7.299 6
FRAGL	240/10.158 2	265/13.241 4	278/11.931 3	252/12.221 2	315/15.286 6	300/12.357 0
SAB	40/3.137 4	40/6.639 7	32/3.786 6	20/3.035 0	40/5.822 4	20/1.831 7

4.3 定量分析评价

设 I_o 表示分割结果的二值图像, I_g 表示 Ground Truth(GT)图像。一般来说,衡量分割质量的指标有五个,分别是 TP(true positive)率、FP(false positive)率、P(precision)、JS(Jaccard similarity)率和 DC(Dice coefficient)率。它们的定义如下^[36]:

$$DC = \frac{2|I_o \cap I_g|}{|I_o| + |I_g|}, FP = \frac{|I_o \cap I_g - I_g|}{|I_g|},$$
$$JCS = \frac{|I_o \cap I_g|}{|I_o \cup I_g|}, TP = \frac{|I_o \cap I_g|}{|I_g|}, P = \frac{TP}{TP + FP}.$$

其中:DC,JCS,P,TP值越大,则表明分割效果越好。但是,客观评价指标FP恰好相反。FP的值越小,表明分割效果越佳。

从 Berkely 分割数据集 BSDS500^[37]中选择 5 幅图像来进行定量评价,分割结果如图 8 所示。

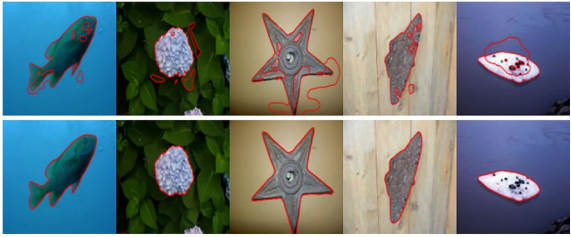


图 8 自然图像分割结果

Fig. 8 Segmentation results for natural images

在图 8 中之所以选择 ABC 算法进行对比,是因为本文模型 SAB 的图像建模形式启发于 ABC 算法,只是在能量泛函数据项的选取有所不同,ABC 算法采用 L2 范数来度量,而 SAB 采用统计范数来度量。表 2 是 ABC 和 SAB 算法的客观评价指标值,根据表 2 可知,对于所选取的自然图像,ABC 算法的五个客观评价指标低于 SAB 算法的客观评价指标,这就意味着 SAB 算法的性能优于 ABC 算法。

表 2 客观评价指标对比结果

Tab. 2 Comparative results of objective evaluation indicators

Evaluation indicators	DC		FP		JCS		P		TP	
Image ID	ABC	SAB	ABC	SAB	ABC	SAB	ABC	SAB	ABC	SAB
Image1	0.882 2	0.980 5	0.066 8	0.002 2	0.789 2	0.961 7	0.926 5	0.997 7	0.841 9	0.963 9
Image2	0.894 1	0.985 2	0.194 9	0.006 9	0.808 4	0.970 8	0.832 1	0.993 0	0.966 0	0.977 4
Image3	0.719 6	0.987 6	0.369 8	0.004 1	0.562 0	0.975 6	0.675 5	0.995 8	0.769 9	0.979 6
Image4	0.916 0	0.986 3	0.024 4	0.009 5	0.844 9	0.973 1	0.972 6	0.990 4	0.865 6	0.982 4
Image5	0.502 8	0.985 7	0.401 3	0.003 4	0.335 8	0.971 7	0.539 7	0.996 5	0.470 5	0.975 1

表 3 十一个模型对图 9 中四幅图像的 DSC 和 JCS 值

Tab. 3 DSC and IoUs of fours images in Fig. 9 by eleven models(DSC/JCS)

Methods	#1		#2		#3		#4	
LBF	0.535 1	0.365 3	0.533 3	0.363 6	0.782 3	0.643 6	0.600 9	0.429 5
LIF	0.157 1	0.085 2	0.036 7	0.018 7	0.202 5	0.112 7	0.210 2	0.117 4
FACM	0.967 1	0.936 4	0.658 2	0.490 6	0.921 4	0.854 2	0.969 6	0.941 0
LSACM	0.438 1	0.280 5	0.816 1	0.689 4	0.877 8	0.782 2	0.679 5	0.514 5
ABC	0.769 0	0.624 6	0.900 3	0.818 7	0.870 1	0.770 1	0.841 6	0.726 5
GFLIF	0.957 1	0.917 7	0.977 4	0.955 8	0.859 9	0.754 2	0.862 4	0.758 0
HLFRA	0.947 9	0.901 0	0.987 5	0.975 4	0.877 8	0.782 2	0.878 7	0.783 6
LSE-ADMM	0.596 9	0.425 4	0.958 0	0.919 4	0.888 5	0.799 4	0.896 8	0.812 9
LPF	0.152 8	0.082 7	0.451 2	0.291 3	0.798 9	0.665 2	0.660 1	0.492 7
FRAGL	0.226 2	0.127 5	0.822 7	0.698 9	0.409 6	0.257 6	0.595 6	0.424 1
SAB	0.990 9	0.981 9	0.990 0	0.980 1	0.995 0	0.990 1	0.995 8	0.991 7

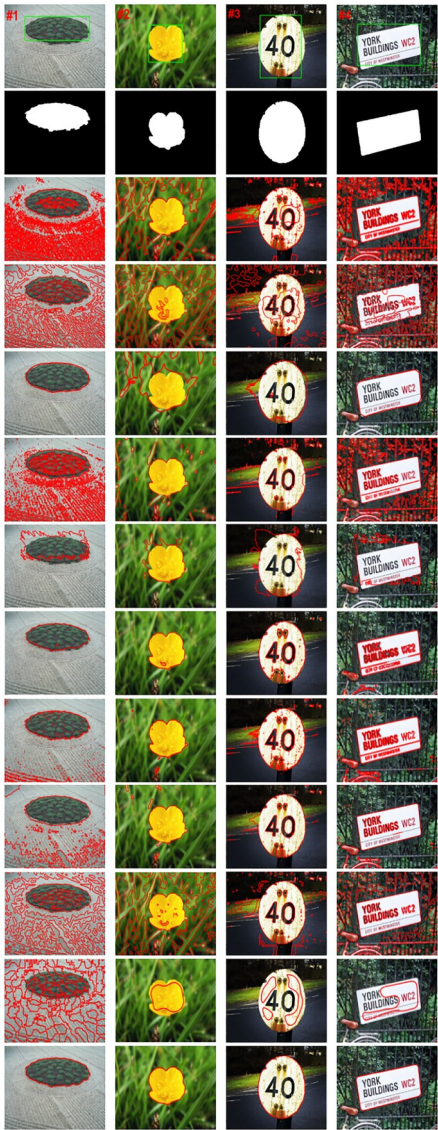


图 9 真实图像分割结果

Fig. 9 Segmentation results of real images

从数据集 ECSSD^[38]中选择 4 幅真实图像进一步来进行定量评价,分割结果如图 9 所示。图 9 中第一行表示含有初始轮廓的原始图像,第 2 行是 Ground Truth 图像,第 3~13 行分别是 LBF, LIF, FACM, LSACM, ABC, GFLIF, HLFRA, LSE-ADMM, LPF, FRAGL 和 SAB 模型的分割结果。表 3 是图 9 中十一种算法对 ECSSD 数据集的客观评价。无论是从主观视角还是从客观评价, SAB 模型都能取得良好的分割效果。

5 结 论

本文提出了一种新的基于统计范数度量的局部区域水平集图像分割模型。通过计算局部邻域内像素的能量,将演化曲线内外的灰度不均匀信息、图像的局部均值信息以及整个邻域内图像的偏差信息分层提取进行融合,设计了一种拟合图像。设计新的偏置场模型来建模图像,对于图像的同—邻域,使用不同的偏置场强度刻画图像的灰度不均匀性,使得所提出的模型独立于初始轮廓位置,捕捉目标边界的弱边缘信息,推导模型的水平集公式,并在合成图像、真实图像进行了实验,与流行的基于水平集方法进行比较,验证该方法的有效性。实验结果表明,该模型能够提取更多的纹理结构信息,并且对灰度不均匀和初始轮廓具有较强的鲁棒性,本文模型仅仅需要迭代 50 次,其他模型均在 100 次以上;算法运行时间仅仅需要 8 s,但其余模型远远高于 8 s。同时,采用客观评价指标评价所提出的

算法:DC 指标的平均值是 0.985 1,FP 指标的平均值是 0.005 2,JCS 指标的平均值是 0.970 6,P

指标的平均值是 0.994 7,TP 指标的平均值是 0.975 7。

参考文献:

- [1] JOSHI A, KHAN M S, KIM J, *et al.* SalCor: a hierarchical saliency-driven segmentation model with local correntropy for medical images[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 83852-83866.
- [2] LIU H X, FU Y Y, ZHANG S Q, *et al.* Active contour driven by adaptive-scale local-energy signed pressure force function based on bias correction for medical image segmentation[J]. *IET Image Processing*, 2022, 16(14): 3929-3947.
- [3] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [4] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- [5] WANG X Q, LI S R, YU N A, *et al.* Active contour-based colour image selective segmentation[J]. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 2016, 25(1): 48.
- [6] LIU C Y, QIAO Z H, ZHANG Q. An active contour model with local variance force term and its efficient minimization solver for multiphase image segmentation[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2023, 16(1): 144-168.
- [7] SAJADI M, TAVAKOLI M B, SETOUDEH F, *et al.* A novel image segmentation utilizing FUZZY-based LBP and active contour model[J]. *The Imaging Science Journal*, 2022, 70(3): 139-154.
- [8] WANG B, GAO X B, TAO D C, *et al.* A nonlinear adaptive level set for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(3): 418-428.
- [9] ZHANG L, WU K T, LI P. An improved adaptive level set method for image segmentation[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 32(5): 1854013.
- [10] LI J Z, SVEN N, RATH B, *et al.* A novel combined level set model for automatic MR image segmentation [J]. *Current Directions in Biomedical Engineering*, 2020, 6(3): 1-4.
- [11] CHEN W Q, LIU C J, BASU A, *et al.* A hybrid level set model for image segmentation[J]. *PLoS One*, 2021, 16(6): e0251914.
- [12] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [13] WANG H, HUANG T Z, XU Z B, *et al.* An active contour model and its algorithms with local and global Gaussian distribution fitting energies[J]. *Information Sciences*, 2014, 263: 43-59.
- [14] AMIN G O, MAHDI H, BAHAREH A. CGFF-CM: cluster-weight and group-local feature-weight learning in fuzzy C-Means clustering algorithm for color image segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 113: 1-24.
- [15] IMANI E, JAVIDI M, POURREZA H R. Improvement of retinal blood vessel detection using morphological component analysis [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2015, 118(3): 263-279.
- [16] LI C M, KAO C Y, GORE J C, *et al.* Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [17] MEMON A A, NIAZ A, SOOMRO S, *et al.* Hybrid SPF and KD operator-based active contour model for image segmentation [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 198368-198383.
- [18] WANG L, LI C M, SUN Q S, *et al.* Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2009, 33(7): 520-531.
- [19] SOOMRO S, SOOMRO T A, CHOI K N. An active contour model based on region based fitting terms driven by p-laplace length regularization[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 58272-58283.
- [20] NIAZ A, RANA K, JOSHI A, *et al.* Hybrid active contour based on local and global statistics parameterized by weight coefficients for inhomogeneous image segmentation [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 57348-57362.
- [21] HAN B, WU Y Q, BASU A. An adaptive active contour model driven by weighted local and global image fitting constraints for image segmentation [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2020, 14(1): 1-8.
- [22] WENG G R, DONG B, LEI Y. A level set method based on for image segmentation [J]. *Expert*

- Systems with Applications*, 2021, 185: 1-13.
- [23] LI C M, HUANG R, DING Z H, *et al.* A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [24] SAMAN S, NARAYANAN S J. Active contour model driven by optimized energy functionals for MR brain tumor segmentation with intensity inhomogeneity correction [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(14): 21925-21954.
- [25] LI C M, KAO C Y, GORE J C, *et al.* Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy[C]. 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, MN, USA. IEEE, 2007: 1-7.
- [26] ZHANG K H, SONG H H, ZHANG L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [27] TALU M F. ORACM: online region-based active contour model [J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(16): 6233-6240.
- [28] GAO M Q, CHEN H X, ZHENG S H, *et al.* A Factorization Based Active Contour Model for Texture Segmentation [C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Phoenix, AZ, USA. IEEE, 2016: 4309-4313.
- [29] FANG J X, LIU H X, LIU J, *et al.* Fuzzy region-based active contour driven by global and local fitting energy for image segmentation [J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 100: 106982.
- [30] FANG J X, LIU H X, ZHANG L T, *et al.* Region-edge-based active contours driven by hybrid and local fuzzy region-based energy for image segmentation [J]. *Information Sciences*, 2021, 546: 397-419.
- [31] XIAO H G, ZHANG B L, LIU R H, *et al.* Accurate image segmentation based on adaptive distance regularization level set method [J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2022, 20 (6) : 2250033: 1-2250033:17.
- [32] WALI S, LI C M, IMRAN M, *et al.* Level-set evolution for medical image segmentation with alternating direction method of multipliers [J]. *Signal Processing*, 2023, 211: 109105.
- [33] WAN M J, HUANG Q Y, XU Y K, *et al.* Global and local multi-feature fusion-based active contour model for infrared image segmentation [J]. *Displays*, 2023, 78: 102452.
- [34] ZHANG K H, ZHANG L, LAM K M, *et al.* A level set approach to image segmentation with intensity inhomogeneity [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(2): 546-557.
- [35] DING K Y, XIAO L F, WENG G R. Active contours driven by local pre-fitting energy for fast image segmentation [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 104: 29-36.
- [36] MA D D, LIAO Q M, CHEN Z Q, *et al.* Adaptive local-fitting-based active contour model for medical image segmentation [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2019, 76: 201-213.
- [37] ARBELÁEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, *et al.* Contour detection and hierarchical image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5) : 898-916.
- [38] SHI J P, YAN Q, XU L, *et al.* Hierarchical image saliency detection on extended CSSD [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(4): 717-729.

作者简介:



李更生 (1994—), 男, 甘肃陇南人, 2019 年于天水师范学院获得学士学位, 2022 年于宁夏大学获得硕士学位, 主要从事机器学习及偏微分方程图像处理的研究。E-mail: gengsheng_ge@163.com

通讯作者:



刘国军 (1978—), 男, 宁夏吴忠人, 教授, 2000 年于宁夏大学获得学士学位, 2003 年于宁夏大学获得硕士学位, 2013 年于西安电子科技大学获得博士学位, 现为宁夏大学数学统计学院副院长, 主要从事小波分析、偏微分方程图像处理, 图像质量评价, 机器学习, 遥感图像处理的研究。E-mail: liugj@nux.edu.cn