结合K-Means以及改进LBP模型的区域模型水平集图像分割算法

**摘要.** 传统的区域水平集图像分割模型会受到灰度不均匀影响，易陷入局部极小值，同时对初始轮廓曲线敏感。本文融入了KMeans聚类方法，对目标区域进行预判，同时将Kmeans得到的灰度均值加入能量项，有效规避背景区域的局部因素对图像分割的影响，本文模型又进一步将融合全局能量项与局部能量项，并结合了LBP算法思想对二者进行权重分配，使曲线在背景区域以全局能量项为主快速演化，而在目标区域附近以局部能量项为主降低演化速度。为证明本文模型的有效性，在BSDS500和STARE数据集上进行测试，并对比了RSF模型、LIF模型、LBF模型和CV模型，实验结果表明本文模型的分割效果相较于其它模型更好，精度也更高。

1. Introduction

随着信息技术的飞速发展，图像作为信息的有效载体成为了人们交互信息的重要方式，图像处理也日益成为热门的研究领域。这里包括图像分割、图像增强、图像检测、图像复原等等，如何在图像中找出目标区域，并将其标注出来，是图像分割技术的主要目的，利用计算机进行图像分割相较于手动分割来讲，能提高分割效率完成人类无法达到的分割精度[1]。目前，图像分割主要应用在，医学图像处理、遥感卫星图像处理、生物特征识别、视频图像处理、图像检索等领域，精准的图像分割能为后续图像分析处理步骤提供保证。

多年来国内外研究学者在图像分割领域进行了大量的实验研究，其主要分割方式有：（1）基于阈值的图像分割方法，该方法是一种传统的图像分割方法，原理是利用灰度直方图来统计整个图像域内各级灰度的分布规律，然后选择一个或多个阈值将图像划分为若干个具有相同灰度特性的子区域[2]。（2）基于边缘检测的图像分割方法，该方法通常采用一阶导数极大值或二阶导数过零点的信息来构造边缘检测算子，然后对获取到的边缘信息按照一定的规则或阈值进行筛选，排除不连续的边缘线和奇异点，最后对边缘进行链接工作从而获得光滑完整的边缘，达到分割的目的。（3）基于区域的图像分割算法，区域分割法是根据预先定义的相似性准则将具有同类型的像素和区域集合起来，从而将图像划分为多个同质区域以实现分割的目的[3]。（4）多学科融合的新型分割算法，各学科之间优势互补成为了近年来图像分割算法的研究趋势，主要有基于神经网络的图像分割、基于机器学习的图像分割算法[4],基于水平集的分割方法[5,6,7]，基于马尔科夫随机场的分割算法[8]，在层出不穷的分割方法中，水平集分割算法具有自由拓扑变换，多信息共融以及强大的数学基础等优点，越来越受到图像分割领域研究者的青睐。基于水平集理论的图像分割方法主要是指几何活动轮廓模型，它是水平集方法与活动轮廓模型的结合，其中，基于水平集方法的集合活动轮廓模型主要分为边缘活动轮廓模型和区域活动轮廓模型：

1. 基于边缘的活动轮廓模型

基于边缘的模型通过衡量图像的梯度信息变化构造边缘检测函数，由于图像目标边界通常伴随着灰度急剧变化，当边缘停止函数检测到图像梯度变化较大时，就判断曲线演化到了目标边缘。例如测地线活动轮廓模型（GAC）[9],该方法易陷入局部极小值而难以演化。之后，Liu[10]、杨[11]等人对该方法进行了改造，提高了对弱边界区域的检测。基于边缘活动的轮廓模型根据图像梯度变化来捕捉目标边缘，因此适用于处理具有明显边缘特征的图像，然而由于其完全依赖于目标边缘梯度信息，在处理没有明显梯度变化的弱边缘图像时效果并不理想，对噪声十分敏感，为了解决这些缺陷，研究人员提出了基于区域的活动轮廓模型。

1. 基于区域的活动轮廓模型

基于区域的活动轮廓模型主要是利用图像的区域统计信息来构建模型，不再单纯依赖图像梯度信息，因此可以较好地分割边缘对比度低的图像。基于区域模型又可以分为基于全局信息的活动轮廓模型和基于局部信息的活动轮廓模型[12-14]。首先介绍全局活动轮廓模型，Mumford-Shah模型[15]是最早提出的全局区域信息活动轮廓模型，该模型计算复杂度高，数值求解困难。之后，Chan和Vese于2001年提出C-V模型[16]，该方法计算复杂度低，曲线收敛速度快，但对于灰度不均匀的图像分割效果较差。Li[17]等人将邻域思想融入活动轮廓模型，提出了基于图像局部特征的二值拟合模型（Local Binary Fitting，LBF），之后在这一基础上进行改进提出了RSF模型。Li提出的模型运用过多的卷积操作，使计算复杂度较高，且对初始曲线位置敏感，易陷入局部极小值。Zhang[18]等人提出了局部图像分割（Local Image Fitting）模型，大大减小了运算量，同时保持了对灰度不均匀图像和噪声图像的分割精确，但仍然存在局部区域模型存在的普遍问题。Wang[19]等人提出了局部高斯分布拟合的活动轮廓模型（Local Gaussian Distribution Fitting Energy，LGDF），该模型将高斯核函数作为密度估计函数来描述局部灰度特征，LGDF模型利用图像局部灰度均值与灰度方差作为方程的空间变量，对局部区域描述更加全面精确，但是对灰度变化过于敏感，且计算量大。Wang[20]等人在LBF模型的基础上进行改进，提出了一种基于局部线性分类的模型LLC（Locally Linear Classification）。方法是每局部邻域，定义一个局部加权最小二乘能量项来拟合一个线性分类器，通过局部线性函数引入局部区域背景和前景，提高模型的分割准确度。

本文的主要内容是研究基于区域的水平集图像分割方法，对于现有的区域模型存在的不足之处进行改进创新，将K-Means聚类方法运用到区域模型中，对初始轮廓区域进行预判，使能量函数在此基础上进行演化，同时，在演化过程中，不断迭代能量项中的演化曲线内部和外部的平均值，提高迭代速度，并结合CV全局区域能量项，利用LBP算法的思想对CV全局能量项和Kmeans-RSF局部能量项进行参数上的调整，使曲线在演化过程中，在背景区域部分以CV全局项控制为主，在接近目标区域的部分以Kmeans-RSF局部项控制为主。经实验检测，本文算法迭代次数少，运行快，分割准确度高。

1. Related Work
   1. *Kmeans聚类方法*

本文采用基于划分的Kmeans聚类方法[21]。给定一个数据集，其中有个样本对象，划分方法就是构建集合的个分区，也就是把分成个小的集合。其中，每一个分区表示一个簇，并且。划分后，样本对象只能对于某一个分区（类簇）中，且每一个分区不能为空，也即每一个分区必须包含至少一个样本对象。

Kmeans算法执行流程如下：

1. 输入数据集、类簇数目值；
2. 算法初始化，随机的从数据集中选择个样本对象作为初始的类簇中心。
3. 循环处理数据集中的每一个样本对象，计算和个类簇中心的相似度，找出和最相似的聚类中心，将标记为属于第个簇；
4. 对属于同一个类簇的样本对象求均值，将均值作为相应类簇新的中心，更新类簇的中心。判断聚类结果评价函数（2-1）式是否满足收敛或者是否达到预先设定的迭代次数，若是则执行步骤（5），否则重复执行步骤（3）和（4）；
5. 输出聚类结果：

设为数据集聚类后得到的个簇，对应的聚类中心是，则聚类结果一般用式（2-1）来评价：

 （2-1）

其中，分别表示数据集中的样本对象、聚类后得到的类簇、相应类簇的聚类中心。表示聚类后，被划分到簇中。表示的是聚类后所有类簇的平方误差和，其值越小聚类结果越好，反之聚类结果越差。

* 1. *CV水平集模型*

CV模型能够演化曲线至最优的轮廓区域[16]. 由于曲线的存在，图像可分为两部分内部区域和外部区域分别用  and  表示. Ω 表示图像,我们将能量函数定义如下:

 (2-2)

这里 表示优化的轮廓曲线, 表示原始图像. 表示曲线长度的权重,曲线包含的区域面积的权重. ,表示内部区域、外部区域对应的参数, ,内部区域和外部区域的灰度均值.将公式（2-2）中的曲线用表示，得到泛函公式（2-3）

 (2-3)

其中  表示阶跃函数,  表示狄拉克函数 [16],

 (2-4)

 (2-5)

其中 为常数趋近于0, 根据偏微分和梯度下降流可达到公式如下:

 (2-6)

得到（2-6）公式通过有限差分法离散化水平集方程，通过迭代得到最终的目标轮廓线。

* 1. *RSF局域可变拟合模型*

该模型[22]在CV模型的基础上加以改进，定义了两个拟合函数来分别近似局域图像在演化曲线内部区域和外部区域的灰度值，并引入高斯函数，通过调节高斯核函数的窗口大小实现局域可变，RSF模型能量泛函定义：

对于目标图像，假设闭合曲线将整个图像域分割为两个子区域，和，那么对图像中任意一个像素点，定义如下局部灰度拟合（local intensity fitting）能量泛函：

 （2-7）

其中，和为非负常量，为邻域内的像素点，和分别为邻域内位于演化曲线内部区和外部区的拟合灰度加权平均值，为控制邻域大小的窗口可变的高斯核函数，其表达式为：

 （2-8）

其中，为控制高斯核函数窗口大小的参数，通常称为尺度参数。

泛函计算的是像素点邻域内的情况，它的值依赖于像素点邻域内拟合均值与的差值。当像素点位于目标边界时，的值逼近与的值，此时取得极小值。为了获得图像最终分割曲线，考虑整个图像域内所有像素点的情况，需要将所有像素点的局部能量泛函进行累加，得到全局的能量泛函表达式如下：

 （2-9）

* 1. *LBP算法*

LBP（Local Binary Patterns）[23]是提取图像局部特征的重要方法，算法思想如下：在像素3\*3邻域内，以邻域中心像素为阈值，将邻域8个像素灰度值与其进行比较，若周围像素值大于中心像素值，则该像素点的位置标记为1，否则标记为0.如下图所示：



图1

公式表示如下：

 （2-10）

其中（）代表3\*3邻域的中心元素，它的像素值为代表邻域内其它像素的值，是符号函数，定义如下：

 （2-11）

本文中的模型利用LBP算法的思想，对能量项进行调参，每一步迭代都会引起参数变化，从而达到动态更新能量函数的目的。

1. 结合Kmeans聚类算法多尺度RSF-CV混合模型

RSF水平集图像分割算法对初始轮廓曲线很敏感，不同的初始轮廓曲线会造成不同的分割结果，如图2所示，而且该算法计算复杂度高，迭代缓慢。 我们发现图像的目标区域属于某灰度值，背景区域属于另外一类灰度值，而Kmeans聚类算法，对于图像不同灰度值像素的聚类效果很好，因此，我们在模型中优先使用Kmeans聚类算法对图像目标区域进行预判，分为两个簇，并通过Kmeans算法得到这两个簇的平均灰度值和分别表示目标区域初始的平均灰度值和背景区域的平均灰度值。将RSF改进后定义如下：

 （3-1）

随着迭代更新，轮廓曲线不断逼近目标区域，因此两个平均灰度值也应当随之改变，后续的平均灰度值定义如下：

 （3-2）

表示区域的平均灰度值，下标1为目标区域、下标2为背景区域，表示该区域像素点的个数，为该像素点的灰度值。当图像真正的目标区域与轮廓曲线内的区域接近时，能量函数大小就逼近于0，从而达到分割的目的。能量函数如下：

 （3-3）

当前模型只考虑了局部能量项，迭代缓慢，如果在背景区域易陷入局部极小值，因此，加入CV全局项，CV模型可以得到全局最优分割，避免陷入局部极小值，这样便能够更加提高的准确性和速度。根据第二小节RSF模型和CV模型构造新的能量函数公式如下：

 （3-4）

这里引入了两个新的参数和，用来调控全局能量项和局部能量项在迭代过程中的占比，这里参考了LBP算法的思路对两个权重参数进行动态调整。公式如下：

, ,  (3-5)

这里的指代周围的8个像素点，指代背景区域与目标区域平均灰度值的差，=8。可以看出，当值较大的时候，周围像素点的灰度值差异较大，比背景区域和目标区域平均灰度值的差值都大，表明轮廓线已演化至目标区域附近，应当迭代以局部能量项为主，反之，当值较小时，值较大，表明此时迭代应当以全局能量项为主，因此构造出（3-4）能量公式。

水平集函数随着演化进程会造成曲线演化不稳定，需要周期性的符号距离函数将水平集函数再次初始化[24]：

 （3-6）

为了确保演化曲线在分割过程中尽可能保持短而平滑的状态，需要加入曲线的长度惩罚项

 （3-7）

令  构造出最终的能量泛函公式如下：

(3-8)

1. Experiment

我们将本文构造的模型与LBF，LIF，RSF以及CV模型进行了对比。实验采用的数据集分别是自然图像数据集BSDS500和医学数据集STARE，BSDS500数据集是由伯克利大学计算机视觉团队提供，包含200张训练图片，200张测试图片，100张验证图片，以及手动标注的真实值；STARE数据集是视网膜血管分割彩色眼底图数据库，包含20幅眼底图像，每幅图对应专家手动分割解雇。实验环境如下：Win7 64位操作系统，Intel Core i5-3337U CPU 1.8GHz，12GB内存，Matlab 2014a以及opencv 3.1图像处理工具。

* 1. *Evaluation*

为了能够进一步直观说明本文模型与其它模型相比，本文模型分割精确度更高，实验采用的评价指标分别为：DSC（dice similarity coefficient）和Jaccard（jaccard similarity）[25]定义式如下所示：

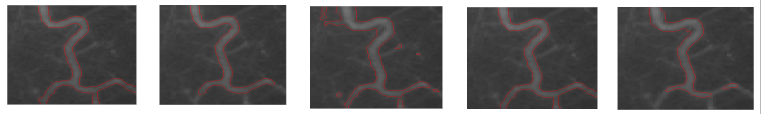
 (4-1)

 (4-2)

其中表示模型的分割结果，  表示标准的分割结果,数据集均已提供标准的分割结果，将模型采集到的分割结果与数据集中提供的标准结果进行对比。表示分割区域所包含的像素点数。DSC和JS的评价指标为模型的分割结果与1的接近程度，DSC和JS的数值越接近于1，说明模型的分割结果与标准分割结果越接近，那么模型的分割就越准确。

* 1. *Image Segmentation Result*









**Figure 1.** (a) 本文模型的分割结果, (b) RSF模型分割结果, (c) LIF模型分割结果, (d) LBF 模型分割结果.(e)CV模型分割结果

我们分别用灰度均匀图像、血管医学图像、以及自然图像进行测试，并将实验的分割效果图在图2中进行了展示，可以看到，本文模型相较于其它模型来说能更加准确的找到目标区域的位置， 在表1中，将实验的JS和DSC结果展示出来，可以看出，本文的模型实验效果更好分割更加精确，标准差较小，实验结果非常稳定。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Method | DSC | JS | 标准差 |
| Our method | 0.9674 | 0.9439 | 0.0864 |
| RSF | 0.8730 | 0.8909 | 1.1854 |
| LIF | 0.8619 | 0.8439 | 2.1321 |
| LBF | 0.8190 | 0.8428 | 1.5433 |
| CV | 0.7443 | 0.7566 | 2.9801 |

**Table 1.** BSDS 500数据集的实验结果.

1. Conclusion

本文深入研究了如何更好确定初始轮廓线以达到最佳的分割效果，将KMeans聚类算法融入到区域水平集图像分割模型中，避免了模型对初始曲线的敏感问题，同时，我们充分考虑了全局模型和局部模型在曲线演化过程中的影响，结合了LBP算法的思想，通过目标区域和背景区域灰度均值，加入了权重参数来调控全局能量项和局部能量项在演化过程中的比重，构造出了全新的能量泛函公式。为了证明本文模型相较于其它模型分割有效性，我们测试了该模型在不同类型图片下的分割效果并做了实验对比，实验结果显示，本文的模型效果更好，分割更加准确。下一步的工作可对模型进行进一步的改进，对于背景区域比较复杂的图像，会影响曲线的迭代，会使曲线过早的收敛在一些局部区域，可以考虑采用一些腐蚀膨胀图像处理技术 ，降低非目标区域的影响。另外，KMeans聚类算法有时候给定的初始轮廓曲线不是很完美，而考虑到目标区域和背景区域的差异，可以通过直方图均衡化的方法提高图像的全局对比度，使亮的地方更亮，暗的地方更暗，增加目标区域和背景区域的对比度。

Reference

1. 史娜.基于变分水平集方法的图像分割和目标轮廓跟踪研究[D].中北大学,2014.
2. 李军.基于活动轮廓模型的图像分割方法研究[D].西南交通大学,2017.
3. 孙研.基于智能优化算法的多阈值图像分割技术及其并行加速[D].南京理工大学,2014.
4. Xie X,Wang T. A projection with SVM-Based active contour model for image segmentation[C]. International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice,IEEE,2017:1-4
5. Niu Sijie,Chen Qiang,Sisternes L D,et al.Robust noise region based active contour model

via local similarity factor for image segmentation[J].Pattern Recognition,2017,61:104-119

1. 庞双双. 基于水平集的非匀质医学图像分割算法研究[D]. 2016.
2. 基于水平集的图像分割方法研究及其在医学图像中的应用[D]. 中国科学技术大学, 2009.

[8] Yang X , Gao X , Tao D , et al. An Efficient MRF Embedded Level Set Method for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1):9-21.

[9] CASELLES, CATTE, COLL, et al. A geometric model for active contours in image processing[J]. Numerische Mathematik, 1993, 66(1):1-31.

[10] 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(Complete):12-21.

[11] 杨松, 罗培, 罗浩元, et al. 基于改进的GAC模型图像分割算法[J]. 光学技术, 2016, v.42;No.238(02):92-99.

[12] Liu W , Shang Y , Yang X . Active contour model driven by local histogram fitting energy[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(6):655-662.

[13] Wang L , Chang Y , Wang H , et al. An active contour model based on local fitted images for image segmentation[J]. Information Sciences, 2017:S0020025516308556.

[14] Xu H, Jiang G, Mei Y, et al. A local Gaussian distribution fitting energy-based active contour model for image segmentation[J]. Computers & Electrical Engineering, 2016:S0045790616301653.

[15] Mumford D , Shah J . Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 1989, 42(5):577-685.

[16] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2001, 10(2):266-77.

[17] Li C , Kao C Y , Gore J C , et al. Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on. IEEE, 2007.

[18] Zhang K , Song H , Zhang L . Active contours driven by local image fitting energy[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4):1199-1206.

[19] Wang H J, Liu M. ACTIVE CONTOURS DRIVEN BY LOCAL GAUSSIAN DISTRIBUTION FITTING ENERGY BASED ON LOCAL ENTROPY[J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2013, 27(06):12-699.

[20] Wang Y , Wang L F , Xiang S , et al. Level set evolution with locally linear classification for image segmentation[C]// 18th IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2011, Brussels, Belgium, September 11-14, 2011. IEEE, 2011.

[21] 李玉功.K-means聚类算法的改进及其在彩色图像分割中的应用[D].安徽:安徽大学,2018.

[22] Li C , Kao C Y , Gore J C , et al. Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10):1940-1949.

[23] Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987.

[24] 原野.偏微分方程图像分割模型研究[D].重庆:重庆大学,2012.

[25] Wang X F,Huang D S,Xu H. An efficient local Chan-Vese model for image segmentation[J].Pattern Recognition, 2010, 43(3):603-618.