一种新的图像超像素分割方法

廖 苗*①②③ 李 阳② 赵于前③ 刘毅志①

①(湖南科技大学计算机科学与工程学院 湘潭 411100)

②(中南大学计算机学院 长沙 410083)

③(中南大学自动化学院 长沙 410083)

摘 要：针对现有超像素分割方法无法自动确定合适的超像素数目，以及难以有效贴合图像目标边界等问题，该文提出一种新的利用局部信息进行多层级简单线性迭代聚类的图像超像素分割方法。首先，运用基于局部信息的简单线性迭代聚类(LI-SLIC)对原始图像进行超像素初分割，然后，根据超像素的色彩标准差对其进行自适应多层级迭代分割，直至每个超像素块的色彩标准差小于预设阈值，最后，利用相邻超像素间的色彩差异对过分割的超像素进行合并。为验证方法的有效性，该文采用Berkeley, Pascal VOC和3Dircadb公共数据库作为实验数据集，并与其他多种超像素分割方法进行了比较。实验结果表明，该文提出的超像素分割方法能更精确贴合图像目标边界，有效抑制图像过分割和欠分割。

关键词：图像处理；超像素；局部信息简单线性迭代聚类；多层级迭代分割；超像素合并

中图分类号：TP391.41 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2020)02-0364-07

DOI: 10.11999/JEIT190111

A New Method for Image Superpixel Segmentation

LIAO Miao①②③ LI Yang② ZHAO Yuqian③ LIU Yizhi①

①(*School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan* 411100, *China*)

②(*School of Computer Science and Engineering, Central South University, Changsha* 410083, *China*)

③(*School of Automation, Central South University, Changsha* 410083, *China*)

Abstract: Considering the problem that the existing superpixel methods are usually unable to set an appropriate number of generated superpixels automatically and unable to adhere to image boundaries effectively, a new superpixel method is proposed in this paper, which utilizes local information to perform multi-level simple linear iterative clustering to generate superpixels. First, original image is initially segmented by Simple Liner Iterative Clustering based on Local Information (LI-SLIC). Then, each superpixel is segmented iteratively until its color standard deviation is lower than a predefined threshold. Finally, the over-segmented superpixels are merged based on the color differences between adjacent superpixels. Experiments on Berkeley, Pascal VOC and 3Dircadb databases, as well as comparison with other methods indicate that the proposed method can adhere to image boundaries more accurately, and can prevent over- and under- segmentations more effectively.

Key words: Image processing; Superpixel; Simple Liner Iterative Clustering based on Local Information(LI-SLIC); Multi-level iterative segmentation; Superpixel merging

收稿日期：2019-02-26；改回日期：2019-09-03；网络出版：2019-09-20

*通信作者： 廖苗 liaomiaohi@163.com

基金项目：国家自然科学基金(61702179, 61772555)，湖南省自然科学基金(2017JJ3091)，中国博士后科学基金(2018M632994)，湖南省教育厅资助科研项目(17C0643)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61702179, 61772555), The Hunan Provincial Natural Science Foundation of China (2017JJ3091), The Postdoctoral Science Foundation Funded Project of China (2018M632994), The Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department (17C0643)

1　引言

图像的超像素分割是指利用图像的亮度、色彩和空间等信息将图像分割成由多个邻接像素组成的多边形图像簇的技术[1]。图像的超像素分割在计算机视觉领域占有重要地位，广泛应用于图像分割[2,3]、目标识别[4]和目标追踪[5]等方面。

目前，许多文献提出了不同的图像超像素分割方法[6–8]。文献[9]提出了一种运用简单线性迭代聚类(Simple Liner Iterative Clustering, SLIC)进行超像素分割的算法。该方法可获得形状规则，大小均一的超像素分割结果，对图像强边缘贴合效果较好。但该方法对超像素数目设置较为敏感，当超像素数目设置过小或过大，易造成图像欠分割或过分割。基于SLIC，文献[9]还提出了基于自适应简单线性迭代聚类(Adaptive Simple Liner Iterative Clustering, ASLIC)的图像超像素分割方法，该方法在迭代过程中根据超像素的颜色和位置坐标最大值自动确定距离度量的颜色归一化和距离归一化参数，使超像素的紧凑性更加一致。SLIC及ASLIC方法均需通过多次K均值迭代以获得聚类中心，因此内存需求较高。为降低内存需求，文献[10]提出了一种简单非迭代聚类(Simple Non-Iterative Clustering, SNIC)图像超像素分割方法，该方法可直接更新聚类中心。此外，为了进一步提高超像素分割精度，获得更加准确的图像边界信息，出现了多种分层多级超像素算法[11,12]。文献[11]提出了一种基于迭代分层随机图收缩的多尺度超像素分割方法。首先，根据图像的多通道特征进行图像初始过分割，然后，运用迭代分层随机图收缩方法完成图像超像素分割，并采用分层树表示不同尺度的超像素。文献[12]运用多层级超像素和随机森林算法检测CT图像中的肝脏肿瘤坏死率，该方法直接对肝脏区域进行3级超像素分割，由于缺乏约束条件，得到的超像素分割结果往往存在明显的过分割，且肿瘤边界提取效果欠佳。

针对现有超像素分割方法超像素数目设置敏感、难以有效贴合图像目标弱边界、以及易造成图像欠分割和过分割等问题，本文提出一种基于局部信息多层级(LI-SLIC)的图像超像素分割方法，该方法主要包括超像素初分割、多层级迭代分割、以及超像素合并3部分。

2　算法描述

图1所示为本文算法流程。首先，采用LI-SLIC方法对原始图像进行超像素初分割。然后，计算每个超像素P_i中所有像素的色彩标准差σ_i，若σ_i大于

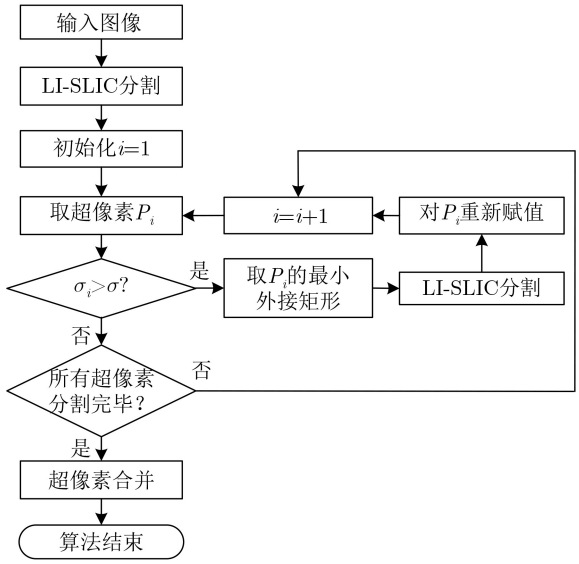


图 1 本文算法流程图

预设阈值σ，则对该超像素的最小外接矩形对应的子图像进行LI-SLIC分割，并将子图像中P_i区域的超像素分割结果赋给P_i，实现超像素P_i的1次迭代分割，直到图像中所有超像素的色彩标准差σ_i均小于等于阈值σ，多层级迭代分割过程结束。最后，为消除多层级LI-SLIC迭代分割造成的分割冗余，减少超像素数目，根据相邻超像素颜色特征进行超像素合并。

2.1　LI-SLIC超像素初分割

为了避免图像噪声对超像素分割造成干扰，本文提出利用基于局部信息的简单线性迭代聚类方法(LI-SLIC)对原始图像进行超像素初分割。LI-SLIC是一种利用Lab色彩空间信息和空间位置信息对图像进行超像素分割的方法。该方法首先将原始图像分成边长为r的连续不重叠的图像子块，r取值为

$$r = \sqrt{\mathrm{Num}/n_1} \tag{1}$$

其中，Num为图像像素数，n_1为待生成的超像素数目。然后，根据图像子块中所有像素的平均色彩和平均空间信息确定初始聚类中心C_k

$$C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k] \tag{2}$$

其中，$k = 1, 2, \cdots, n_1$，l_k, a_k, b_k分别为第k个图像子块中所有像素在l, a, b分量上的均值，x_k和y_k则为第k个图像子块中像素行坐标和列坐标的均值。接着，计算以坐标(x_k, y_k)为中心、$2r+1$为边长的矩形方框所对应的子图像中每一个像素p与聚类中心C_k的距离度量$D(p, C_k)$

$$D(p, C_k) = \sqrt{\left(\frac{d_c(p, C_k)}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s(p, C_k)}{r}\right)^2} \tag{3}$$

其中，$d_c(p, C_k)$和$d_s(p, C_k)$分别表示像素点p与聚类

中心C_k的色彩距离和空间距离，参数m为正常数，用于控制色彩距离与空间距离对距离度量D的影响，m值越大，空间距离对超像素分割的影响越大，反之亦然。为了去除图像噪声对超像素分割的影响，同时增强纹理图像的分割鲁棒性，本文引入邻域信息计算色彩距离

$$d_c\left(p,C_k\right)=\sum_{q\in L(p)}\sqrt{\left(l_q-l_k\right)^2+\left(a_q-a_k\right)^2+\left(b_q-b_k\right)^2}\cdot w_{pq} \tag{4}$$

其中，$L(p)$表示以像素点p为中心、大小为$(2s+1)\times(2s+1)$的邻域像素集，本文取s=3，l_q,a_q,b_q分别为像素点q在l,a,b 3个色彩通道的分量值，权重w_{pq}满足$\sum_{q\in L(p)}w_{pq}=1$，其定义为

$$w_{pq}=\exp\left(-\sqrt{\left(l_q-l_k\right)^2+\left(a_q-a_k\right)^2+\left(b_q-b_k\right)^2}\Big/\sqrt{2}\gamma\right)\Big/Z \tag{5}$$

其中，Z为归一化因子

$$Z=\sum_{q\in L(p)}\exp\left(-\sqrt{\left(l_q-l_k\right)^2+\left(a_q-a_k\right)^2+\left(b_q-b_k\right)^2}\Big/\sqrt{2}\gamma\right) \tag{6}$$

γ为邻域像素集$L(p)$的像素色彩标准差。此外，式(3)中，空间距离计算为

$$d_s\left(p,C_k\right)=\sqrt{\left(x_p-x_k\right)^2+\left(y_p-y_k\right)^2} \tag{7}$$

其中，x_p和y_p分别为像素点p的横坐标和纵坐标，x_k和y_k则分别为第k个图像子块中像素行坐标和列坐标的均值。采用式(3)定义的距离度量对图像像素进行迭代聚类，并不断更新聚类中心C_k，直至聚类中心收敛，即可获得超像素分割结果。

2.2 多层级迭代分割

为了使超像素分割能有效贴合目标边界且确保生成的单个超像素中所有像素均属于同一目标，本文在超像素初分割的基础上，提出一种根据超像素色彩标准差进行多层级迭代分割的方法，实现超像素由“粗”到“精”的分割。首先，对于每一个超像素块P_i，采用式(8)计算色彩标准差σ_i

$$\sigma_i=\sqrt{\frac{1}{N}\left(\sum_{j=1}^{N}\left(\mathrm{Ll}_j-\bar{l}_i\right)^2+\sum_{j=1}^{N}\left(\mathrm{La}_j-\bar{a}_i\right)^2+\sum_{j=1}^{N}\left(\mathrm{Lb}_j-\bar{b}_i\right)^2\right)} \tag{8}$$

其中，$\bar{l}_i,\bar{a}_i,\bar{b}_i$分别为超像素块$P_i$中所有像素在$l,a,b$ 3个色彩通道的分量均值，N为超像素块P_i中的像素数目，$\mathrm{Ll}_j,\mathrm{La}_j,\mathrm{Lb}_j$分别为由超像素块$P_i$中第$j$个像素在l, a, b 3个色彩通道上计算得到的局部分量均值

$$\mathrm{Ll}_j=\frac{1}{(2s+1)^2}\sum_{q\in L(p_j)}l_q \tag{9}$$

$$\mathrm{La}_j=\frac{1}{(2s+1)^2}\sum_{q\in L(p_j)}a_q \tag{10}$$

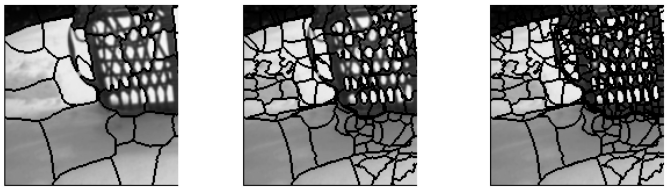
$$\mathrm{Lb}_j=\frac{1}{(2s+1)^2}\sum_{q\in L(p_j)}b_q \tag{11}$$

其中，p_j表示超像素块P_i中的第j个像素，$L(p_j)$表示以像素点p_j为中心、大小为$(2s+1)\times(2s+1)$的邻域像素集，l_q,a_q,b_q分别为像素点q在l, a, b 3个色彩通道的分量值。若由式(8)计算得到的σ_i大于预设阈值σ，则认为该超像素块P_i中的像素点色彩差异较大，超像素中极可能包含多个目标区域的像素。对于该超像素P_i，取其最小外接矩形对应的子图像f_i，运用LI-SLIC算法对该子图像进行超像素分割，并将f_i中P_i区域的超像素分割结果赋值给P_i，重复上述步骤，直至生成的各超像素的色彩标准差均小于σ，超像素多层级迭代分割结束。

图2所示为超像素多层级迭代分割的结果示例，图2(a)为超像素粗分割结果，图2(b)和图2(c)分别为超像素第1次和第2次迭代分割的结果，其中，迭代分割过程超像素数目设置为8，阈值σ取值为13，可以看到，超像素粗分割可有效贴合图像中的部分目标强边界，对于弱边界和图像细节丰富的区域存在明显的欠分割，在多层级迭代分割过程中，利用色彩标准差对超像素是否存在欠分割进行判断，可使欠分割的超像素进一步被分割，且随着迭代分割次数的递增，图像细节丰富的区域超像素分割越精细，图2(c)为多层级迭代分割的最终结果，可以看到，相较于图2(a)，图像细节丰富的区域得到了更细致、有效地分割。

2.3 超像素合并

尽管超像素的多层级迭代分割可有效贴合图像



(a) 超像素粗分割结果　(b) 第1次迭代分割结果　(c) 第2次迭代分割结果

图 2 超像素多层级迭代分割示例

目标边界，且确保生成的单个超像素所包含的像素点均属于同一目标，但同时也易造成图像的过分割，即将图像划分得过细，如图2(c)所示。为了消除迭代分割产生的数据冗余，本文根据邻接超像素色彩空间的差值对过分割的超像素进行合并，在保证超像素分割精度的前提下减少超像素数目。对于每一个超像素P_i，计算P_i与其邻接超像素P_j的最小色彩差值μ_i，并获取当μ_i最小时对应的邻接超像素P_{opt}

$$\mu_i = \min_{P_j \in \text{NP}_i} \left(\sqrt{(\bar{l}_i - \bar{l}_j)^2 + (\bar{a}_i - \bar{a}_j)^2 + (\bar{b}_i - \bar{b}_j)^2} \right) \tag{12}$$

$$P_{\text{opt}} = \arg\min_{P_j \in \text{NP}_i} (\mu_i) \tag{13}$$

其中，$\bar{l}_i, \bar{a}_i, \bar{b}_i$和$\bar{l}_j, \bar{a}_j, \bar{b}_j$分别为超像素$P_i$和$P_j$在l, a, b 3个色彩通道的分量均值，$\text{NP}_i$为$P_i$的邻接超像素集。若$\mu_i$小于预设阈值$\mu$，则认为超像素$P_i$与其邻接超像素$P_{\text{opt}}$的色彩和亮度均很接近，应属于同一目标区域，故将其进行合并，本文中，μ取值为13。

3　实验结果与分析

3.1　实验数据

为了验证本文算法的有效性，采用Berkeley[13], Pascal VOC[14]和3Dircadb[15]公共数据库作为实验数据集进行测试。其中，Berkeley和Pascal VOC均为自然图像集，Berkeley数据库包含500幅大小为321×481的室外自然图像，以及其对应的人工区域分割结果和边界标记结果，Pascal VOC则包含了11530幅室内外自然图像及27450个人工标记的图像目标分割结果，且其中所包含图像尺寸大小不一。3Dircadb公共数据库提供了来自欧洲不同医院的10位男性和10位女性病人静脉增强期的腹部CT灰度图像及专家手动分割结果，CT切片平面像素数目为512×512。

3.2　评价指标

本文采用边界召回率(Boundary Recall, BR)和欠分割误差(Under-segmentation Error, UE)[9]对超像素分割的准确性进行定量评价。BR计算公式为

$$\text{BR} = \frac{\text{TP}}{\text{BN}} \times 100\% \tag{14}$$

其中，TP为人工标记图像边界落在距离本文方法分割得到的超像素边界2个像素内的像素数目，BN为人工标记图像边界像素总数目。BR取值范围为0～100%，其值越大表明超像素的边界检测效果越好。

UE是评价超像素是否精确贴合图像目标边界的另一重要指标，计算公式为

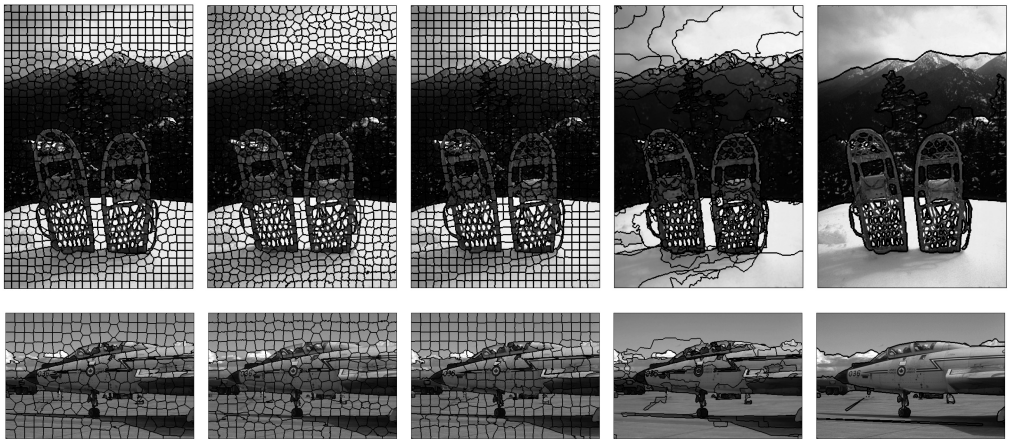
$$\text{UE} = \frac{1}{N}\left(\sum_{i=1}^{M} \left(\sum_{P^j : P^j \cap A^i \neq \varphi} \min\left(\left| P^j_{\text{in}} \right|, \left| P^j_{\text{out}} \right| \right) \right) \right) \times 100\% \tag{15}$$

其中，$|\cdot|$表示当前区域的像素数目，M为图像中人工分割区域的数目，N为图像像素数目，A^i为图像中人工分割的任意区域，P^j为与A^i交集不为空的超像素，P^j_{in}和P^j_{out}则分别为P^j与A^i相交和不相交的区域，本文取P^j_{in}和P^j_{out}中面积较小的区域进行欠分割惩罚。UE的取值范围大于等于0，值越小表明超像素分割结果越贴合图像目标边界、分割效果越好。

3.3　结果比较与分析

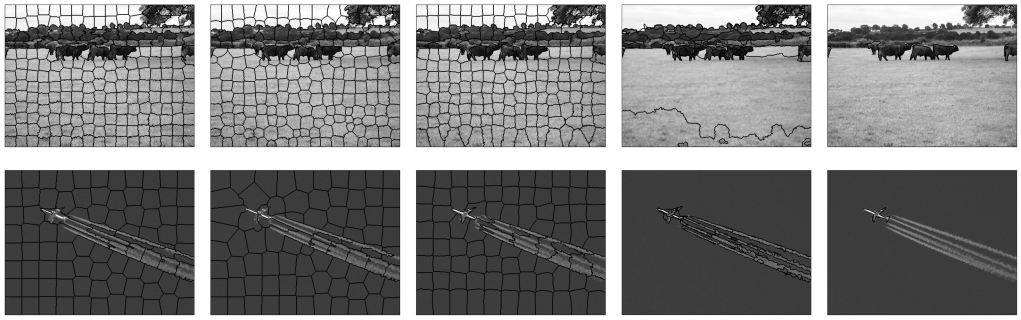
图3和图4分别为从Berkeley和Pascal VOC公共数据库中随机挑选的两组实验结果。第1～4列分别为利用SLIC[9], ASLIC[9], SNIC[10]和本文方法获得的超像素分割结果，其中每组生成的超像素数目大致相同，最后1列为人工边界标定结果。从图3和图4中可以看出，在超像素数目大致相同的情况下，利用本文方法获得的超像素块不仅可有效贴合图像细节中的弱边界，还可确保每一个超像素中所有像素均属于同一目标，有效避免平坦区域过分割和细节丰富区域欠分割，分割结果明显优于SLIC, ASLIC和SNIC方法。

采用边界召回率BR和欠分割误差UE对Berkeley和Pascal VOC公共数据库的测试结果进行统计，得到的均值与标准差分别如表1和表2所示。可以看到，在超像素数目大致相同的情况下，本文方法得到的边界召回率均值最高，分别为86.25%和87.95%，而欠分割误差均值最小，分别为6.13%和2.57%，明显优于SLIC, ASLIC和SNIC算法，表明本文方法对自然图像的超像素分割具有较高的精度。此外，本文方法超像素分割的边界召回率BR和欠



(a) SLIC方法结果 (b) ASLIC方法结果 (c) SNIC方法结果 (d) 本文方法结果 (e) 人工边界标定结果

图 3 Berkeley数据库的部分实验结果比较



(a) SLIC方法结果 (b) ASLIC方法结果 (c) SNIC方法结果 (d) 本文方法结果 (e) 人工边界标定结果

图 4 PASCAL VOC数据库的部分实验结果比较

表 1 Berkeley数据库超像素分割结果评价(均值±标准差)

方法	BR(%)	UE(%)	超像素数目
SLIC[9]	83.17±9.85	6.17±3.16	441±272
ASLIC[9]	69.62±12.28	7.69±3.64	438±267
SNIC[10]	83.52±10.80	6.85±4.20	468±311
本文方法	86.25±7.82	6.13±3.24	443±243

表 2 Pascal VOC数据库超像素分割结果评价(均值±标准差)

方法	BR(%)	UE(%)	超像素数目
SLIC[9]	85.56±7.37	2.80±1.72	423±239
ASLIC[9]	82.34±8.11	2.94±1.80	418±236
SNIC[10]	85.55±7.37	2.86±1.73	421±238
本文方法	87.95±7.20	2.57±1.75	420±241

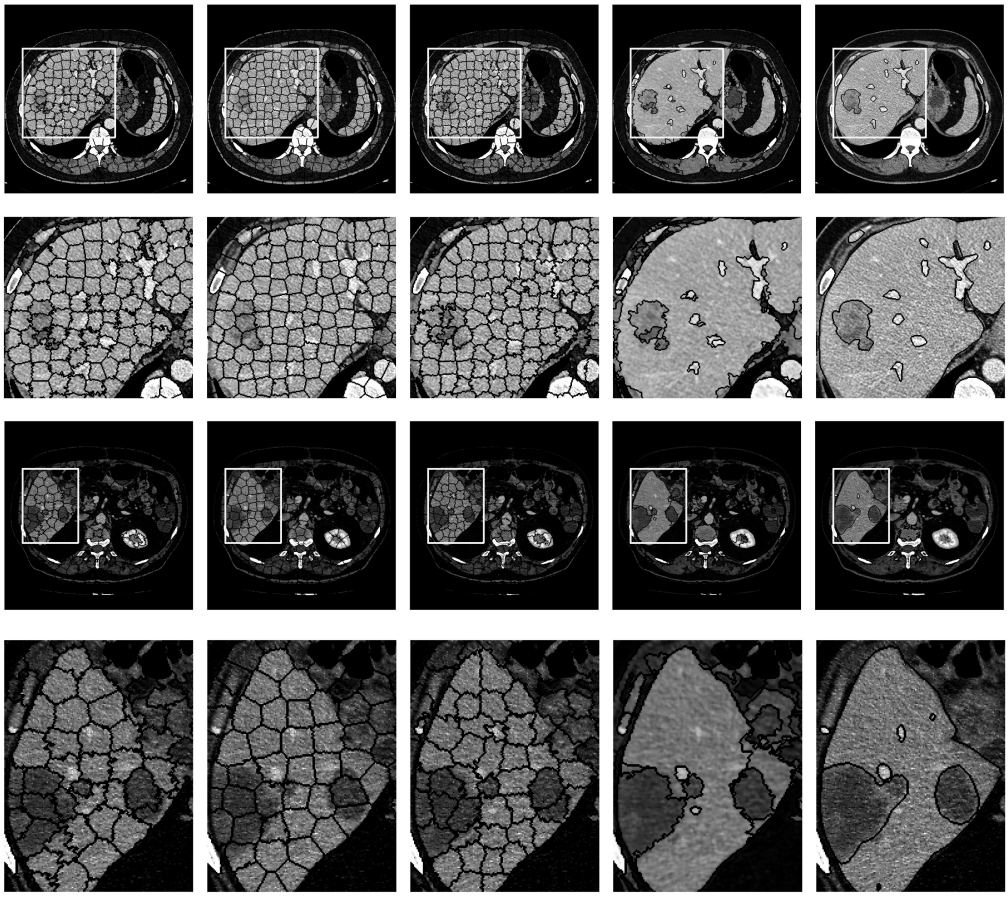
分割误差UE均具有较小的标准差，表明本文算法对不同图像的分割鲁棒性强。

为了进一步测试本文方法的有效性，对3Dircadb数据库提供的腹部CT图像进行测试。图5为从3Dircadb数据库随机挑选的两组实验结果，第1～4列分别为SLIC, ASLIC, SNIC和本文方法的超像素分割结果，其中每组生成的超像素数目基本相同，最后1列为专家手工分割结果，包括脊柱、肋骨、胆囊、肝实质、肝脏肿瘤、血管系统等组织器官，第2, 4行分别为第1, 3行中白色矩形框所示区域的放大结果。可以看出，在超像素数目基本相同的情况下，利用本文提出的多层级LI-SLIC方法得到的超像素块相较于SLIC, ASLIC及SNIC方法能更有效贴合图像中的目标弱边界，如肝脏肿瘤边界、肝脏血管边界以及软组织边界等。此外，本文方法是一种由粗到精的多层级迭代分割方法，可根据图像内容自动确定超像素数目同时有效避免目标区域过分割和弱边界欠分割。

表3给出了分别采用SLIC, ASLIC, SNIC和本文方法对3Dircadb数据库进行超像素分割的结果统计。可以看到，在超像素数目基本一致的情况下，本文方法得到的边界召回率BR和欠分割误差UE的均值和标准差分别为93.82±8.06%和0.41±0.34%，明显优于其他多种方法。表明本文方法相较于于其他多种方法，不论对于自然图像还是医学图像在贴合图像目标边界、抑制过分割与欠分割方面都具有明显优势。

4 结束语

本文提出了一种基于多层级LI-SLIC的图像超



(a) SLIC方法结果　(b) ASLIC方法结果　(c) SNIC方法结果　(d) 本文方法结果　(e) 专家手工分割结果

图 5 CT图像实验结果比较

表 3　3Dircadb数据库超像素分割结果评价(均值±标准差)

方法	BR(%)	UE(%)	超像素数目
SLIC[9]	90.97±6.94	0.50±0.28	526±78
ASLIC[9]	88.14±8.97	0.55±0.31	469±70
SNIC[10]	90.17±7.50	0.64±0.42	521±74
本文方法	93.82±8.06	0.41±0.34	521±73

像素分割方法。首先，利用基于局部信息的简单线性迭代聚类进行超像素初分割。然后，根据超像素块的色彩标准差对其进行LI-SLIC多层级迭代分割，在获取图像弱边界的同时确保生成的超像素中的所有像素点均属于同一目标。最后，为了去除多层级迭代分割过程产生的过分割，根据相邻超像素间的色彩差值对超像素进行合并。本文所提方法可根据图像内容自动确定超像素数目，有效贴合图像目标弱边界，抑制图像过分割和欠分割。本文对Berkeley和Pascal VOC公共数据库所包含的自然图像及3Dircadb数据库提供的腹部CT序列图像进行了实验，证明了提出方法的有效性。

参 考 文 献

[1] WANG Murong, LIU Xiabi, GAO Yixuan, *et al*. Superpixel segmentation: A benchmark[J]. *Signal Processing*: *Image Communication*, 2017, 56: 28–39. doi: 10.1016/j.image.2017.04.007.

[2] ZHOU Xianen, WANG Yaonan, ZHU Qing, *et al*. SSG: Superpixel segmentation and GrabCut-based salient object segmentation[J]. *The Visual Computer*, 2019, 35(3): 385–398. doi: 10.1007/s00371-018-1471-4.

[3] SHAO Hong, YU Tianshu, XU Mengjia, *et al*. Image region duplication detection based on circular window expansion and phase correlation[J]. *Forensic Science International*, 2012, 222(1/3): 71–82.

[4] TIAN Zhiqiang, LIU Lizhi, ZHANG Zhenfeng, *et al*. Superpixel-based segmentation for 3D prostate MR images[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(3): 791–801. doi: 10.1109/TMI.2015.2496296.

[5] WANG Jun, LIU Weibin, XING Weiwei, *et al*. Visual object tracking with multi-scale superpixels and color-feature guided kernelized correlation filters[J]. *Signal Processing*: *Image Communication*, 2018, 63: 44–62. doi: 10.1016/j.image.2018.01.005.

[6] LI Zhengqin and CHEN Jiansheng. Superpixel segmentation using linear spectral clustering[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA,

2015: 1356–1363.

[7] SHI Jianbo and MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888–905. doi: 10.1109/34.868688.

[8] GIRAUD R, TA V T, and PAPADAKIS N. Robust superpixels using color and contour features along linear path[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2018, 170: 1–13. doi: 10.1016/j.cviu.2018.01.006.

[9] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, *et al*. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274–2281. doi: 10.1109/TPAMI.2012.120.

[10] ACHANTA R and SÜSSTRUNK S. Superpixels and polygons using simple non-iterative clustering[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017: 4895–4904.

[11] VASQUEZ D and SCHARCANSKI J. An iterative approach for obtaining multi-scale superpixels based on stochastic graph contraction operations[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 102: 57–69. doi: 10.1016/j.eswa.2018.02.027.

[12] CONZE P H, NOBLET V, ROUSSEAU F, *et al*. Scale-adaptive supervoxel-based random forests for liver tumor segmentation in dynamic contrast-enhanced CT scans[J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2017, 12(2): 223–233. doi: 10.1007/s11548-016-1493-1.

[13] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D, *et al*. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, Vancouver, Canada, 2001: 416–423.

[14] EVERINGHAM M, ESLAMI S M A, VAN GOOL L, *et al*. The PASCAL visual object classes challenge: A retrospective[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 111(1): 98–136. doi: 10.1007/s11263-014-0733-5.

[15] SOLER L, HOSTETTLER A, AGNUS V, *et al*. 3D image reconstruction for comparison of algorithm database: A patient-specific anatomical and medical image database[EB/OL]. http://www-sop.inria.fr/geometrica/events/wam/abstract-ircad.pdf.

廖 苗：女，1988年生，博士，讲师，硕士生导师，研究方向为数字图像处理、图像分割、模式识别.

李 阳：女，1993年生，博士，研究方向为数字图像处理，图像分割.

赵于前：男，1973年生，博士，教授，博士生导师，研究方向为数字图像处理、模式识别、视频处理、信息安全等.

刘毅志：男，1973年生，博士，副教授，硕士生导师，研究方向为数字图像处理、多媒体内容分析与检索.