

融合纹理信息的 SLIC 算法在医学图像中的研究

侯向丹^{1,2} 李柏岑^{1,2} 刘洪普^{1,2,3} 杜佳卓^{1,2} 郑梦敬^{1,2} 于铁忠¹

摘要 随着超像素算法的发展, SLIC (Simple linear iterative clustering) 由于时间复杂度低及良好的分割结果而被广泛关注. 但是由于传统的 SLIC 算法并没有考虑到图像的纹理信息, 故而对于纹理较复杂的图像分割效果略有不足. LBP (Local binary pattern) 对于纹理的识别有着优秀的表现而且时间复杂度低, 但是对于噪声的鲁棒性较差, 并且会产生纹理偏移. 因此, 本文首先针对传统的 LBP 中存在的问题进行改进; 然后将改进后的算法与 SLIC 结合, 提出一种融合纹理信息的超像素算法—SLICT (Simple linear iterative clustering based on texture). 为验证分割效果, 本文选取纹理较多的医学图像进行实验, 采用心脏 MRI 数据库进行验证并与其他超像素算法进行对比. 实验表明, SLICT 在边缘召回率、欠分割错误率以及覆盖率上的综合表现优于其他算法. 从分割结果上来看, SLICT 不但能够更好地贴合图像边缘, 而且对于连续区域的分割效果也较好, 更适合纹理较复杂的图像.

关键词 纹理偏移, SLIC, LBP, 医学图像, 超像素

引用格式 侯向丹, 李柏岑, 刘洪普, 杜佳卓, 郑梦敬, 于铁忠. 融合纹理信息的 SLIC 算法在医学图像中的研究. 自动化学报, 2019, 45(5): 965–974

DOI 10.16383/j.aas.c180682

SLICT: Computing Texture-Sensitive Superpixels in Medical Images

HOU Xiang-Dan^{1,2} LI Bo-Cen^{1,2} LIU Hong-Pu^{1,2,3} DU Jia-Zhuo^{1,2} ZHENG Meng-Jing^{1,2} YU Tie-Zhong¹

Abstract With the development of superpixel algorithm, SLIC (Simple linear iterative clustering) is widely noticed because of its low time-complexity and remarkable results. However, traditional SLIC does not take texture information into consideration, which leads to unsatisfactory results on texture-complex images. LBP (Local binary pattern) algorithm has good performance on texture analysis. But it is not robust enough to texture noise, and it may also lead to texture deviation. So, we propose simple linear iterative clustering based on texture (SLICT) by improving the traditional LBP algorithm and combining it with SLIC. To verify our method's effectiveness, we use medical images which contain complex texture from cardiac MRI dataset and compare our algorithm with other superpixel algorithms. The experiment results show that SLICT has better performance than the other algorithms in boundary recall, under-segmentation error and coverage rate. Besides, image segmentation results show that SLICT can adhere to boundary more tightly and have better results on consistent area, which proves SLICT is more suitable to texture-complex images.

Key words Texture deviation, simple linear iterative clustering (SLIC), local binary pattern (LBP), medical images, superpixel

Citation Hou Xiang-Dan, Li Bo-Cen, Liu Hong-Pu, Du Jia-Zhuo, Zheng Meng-Jing, Yu Tie-Zhong. SLICT: computing texture-sensitive superpixels in medical images. *Acta Automatica Sinica*, 2019, 45(5): 965–974

超像素算法产生的结果可以大幅提高后续图像处理的运算速度^[1], 因而被广泛地应用于交互式图像分割^[2]、图像去雾^[3]、显著性检测^[4]、目标跟

踪^[5–6]、目标分类^[7]、3 维重建^[8]、室内场景理解^[9]以及卷积神经网络^[10]等领域.

目前超像素算法主要分为两大类: 第一类是基于图论 (Graph-based) 的; 第二类是基于聚类 (Clustering-based) 的. 基于图论的超像素分割算法, 通过求图的最小割来实现超像素分割. 比较有代表性的算法包括归一化割 (Normalized cut, NC)^[11]、Superpixel lattices (SL)^[12]、GCa 和 GCb^[13]、基于熵率的超像素分割 (Entropy rate superpixel segmentation, ERS)^[14]、SEEDS^[15]、Lazy random walk (LRW)^[16]、Fuzzy entropy maximization^[17–18]、Superpixel hierarchy^[19]等. 基于聚类的超像素分割方法, 是指把多个像素点进行聚类或迭代聚类直到满足特定条件. 近些年比较有代表性的

收稿日期 2018-10-19 录用日期 2019-02-13
Manuscript received October 19, 2018; accepted February 13, 2019

天津市自然科学基金 (16JCYBJC15600) 资助
Supported by Natural Science Foundation of Tianjin (16JCY-BJC15600)

本文责任编辑 刘成林

Recommended by Associate Editor LIU Cheng-Lin

1. 河北工业大学人工智能与数据科学学院 天津 300401 2. 河北省大数据计算重点实验室 天津 300401 3. 河北工业大学电气工程学院 天津 300401

1. School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300401 2. Hebei Provincial Key Laboratory of Big Data Computing, Tianjin 300401 3. School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401

包括: TurboPixel^[20]、VCells^[21]、Simple linear iterative clustering (SLIC)^[22]、Simple non-iterative clustering (SNIC)^[23]、DBSCAN superpixel segmentation^[24]、Linear spectral clustering superpixel (LSC)^[25]、Watershed superpixel (SCoW)^[26]等, 其中 SLIC 相较于其他算法, 由于其简单易懂、速度快、分割结果良好、参数简单等原因, 而广受关注。

近年来, 有关学者针对 SLIC 在不同方面的改进包括: 无参数化设计^[22, 27], 增加图像预处理^[28], 改进分割过程^[29-31] 以及改进融合条件^[28] 等。

使用无参数化设计, 可以减少参数的输入, 但是难以保证分割的准确度, 尤其是对边缘的贴合程度; 增加图像预处理, 会使清晰的边缘更清晰, 但也会使模糊的边缘更模糊; 通过改进融合条件, 可以使孤立的超像素块更准确地融合于相邻的超像素块中, 不会对主要分割结果产生影响。

分割过程是 SLIC 算法的核心部分, 对分割结果有着重要影响. Liu 等^[29-30] 的方法, 对于色彩变化较大和面积较小的区域分割效果较好, 但是对于弱边缘区域的分割效果依然欠佳; 南柄飞等^[31] 的方法融合了纹理特征, 但是处理一幅图像平均需要 1.4 min, 并且在欠分割错误率上有着较为明显的不足。

为了更好地提取纹理特征, 需要一种更为快速和准确的算法. 而 LBP 算法计算速度快、效果好, 同时具有灰度不变性以及旋转不变性等特点^[32], 所以广泛应用于图像纹理提取上。

在 LBP 算法的改进中, 虽然文献 [33-34] 提出的方法会增强 LBP 算法对原图中噪声的鲁棒性, 但是其得到的纹理特征均会产生“纹理偏移”以及纹理噪声. 针对这些问题, 本文提出一种新的 LBP 算法来提取纹理特征, 解决了“纹理偏移”问题并减弱了纹理噪声的影响, 然后在 SLIC 的距离公式中加入纹理距离, 使其对于纹理有更好的相应。

在实验中, 本文分别选取 ERS、SEEDS、LRW、TurboPixel、SLIC、SNIC、LSC 和 SCoW 这 8 种具有代表性的算法进行实验对比. 为验证分割效果, 本文选取纹理较多的医学图像进行实验, 图像数据采用选择了由 Alexander Andreopoulos 和 John K. Tsotsos 建立的肝脏 MRI 数据集^[35]. 经实验证明, 本算法可以更好地突出不同区域之间的变化, 适用于医学图像以及纹理较复杂的图像的分割。

1 基于纹理的 SLIC 算法

1.1 传统的 SLIC 算法

SLIC 由 Achanta 等^[22] 于 2010 年提出, 利用图像颜色相似度和空间距离关系进行迭代聚类. 假设在图像中有个 N 像素点, 预计产生 K 个超像素, 则每个超像素的预计边长为 $S = \sqrt{N/K}$, 然后在中心点 $2S \times 2S$ 的区域内进行 k-means 迭代聚类, 直至达到最大迭代次数。

聚类中计算某点与中心点的距离 D 的公式如下:

$$D = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2 m^2} \quad (1)$$

其中

$$d_c = \sqrt{(l_i - l_j)^2 + (a_i - a_j)^2 + (b_i - b_j)^2} \quad (2)$$

$$d_s = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3)$$

其中, l_i, a_i, b_i 为点 i 在 Lab 色彩空间下的值, x_i, y_i 为点 i 在图像中的空间位置. m 是衡量空间信息和色彩信息的比重, m 越小时, 则对色彩变化越敏感同时超像素块会越不整齐. 一般来说, m 取 5~40 时会比较有效. 此外, 对于灰度图像而言, 可以使用如下公式代替式 (2):

$$d_c = \sqrt{(g_i - g_j)^2} \quad (4)$$

其中, g_i 与 g_j 分别为点 i 与点 j 的灰度值。

1.2 LBP 旋转不变统一模式

LBP 是一种灰度范围内的纹理度量, 由 Ojala 等^[36] 提出. 设点 c 是图 G 不在其上下左右 4 条边上的某一个点, g_c 是 c 的灰度值, p 点是在 c 点 P 邻域 (本文采用的是八邻域) 内的一个点, R 是 P 邻域的半径, 则该点 c 的 LBP 值计算公式如下:

$$LBP_{P,R}(c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_c - g_p) \cdot 2^p \quad (5)$$

其中

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

LBP 的旋转不变模式^[32] 是指: 不断改变访问中心点 P 邻域的顺序, 得到一组值, 取其最小值作为该中心点的 LBP 值. 每个点的旋转不变模式的公式如下:

$$LBP_{P,R}(c) = \min(ROR(LBP_{P,R}(c), i)), \quad i = 0, 1, \dots, P-1 \quad (7)$$

其中, $ROR(x, i)$ 为旋转函数, 表示将 x 转化为二进制数后, 循环右移 i ($i < P$) 位.

统一模式是指, 某点 LBP 二进制值的跳变 (Spatial transaction) 小于等于 2 的模式. 该点对应的跳变计算公式如下:

$$U(LBP_{P,R}(c)) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (8)$$

跳变大于 2 的模式, 称为非统一模式 (Non-uniform pattern) 或混合模式. 跳变小于等于 2 的旋转不变模式称为旋转不变统一模式^[37] (Rotation invariant uniform pattern, RIU).

1.3 SLICT 算法流程

为了解决传统的 SLIC 算法对于纹理不敏感以及传统 LBP 算法会造成纹理偏移的问题, 本文通过改进 LBP 算法并与 SLIC 算法结合提出了一种结合无纹理偏移的纹理特征的超像素分割算法—SLICT, 该算法的流程如下所示.

SLICT 算法流程.

输入. 1) 图像 G ; 2) 预分割超像素块数 K ; 3) 空间距离权重 m 以及纹理距离权重 L .

输出. 与原图同样大小的标号图, 同一个标号组成的连通域对应相应位置的超像素块.

步骤 1. 提取原图对应的纹理特征:

1) 求灰度变化方差图, 并利用该方差图求每个点对应的 $thresh$ (方法见第 1.3.1 节);

2) 利用 Step1 中的 $thresh$ 计算无纹理偏移的 LBP 模式 (方法见第 1.3.2 节);

3) 利用无纹理偏移的 LBP 模式计算图 G 的纹理特征 Map (方法见第 1.3.3 节).

步骤 2. 初始化聚类中心: 将图像分为 K 个边长为 S 的规则网格, 并将每个格子中心点的横纵坐标、对应位置的 Lab 颜色以及纹理特征的值作为初始聚类中心, 即 $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k, Map_k]^T$, $k = 1, 2, \dots, K$.

步骤 3. 调整聚类中心: 移动每一个聚类中心至该中心的八邻域内颜色梯度值 (见式 (9)) 最小的点.

步骤 4. 初始化距离和标签: 初始化每个点的标签 $labels(i) = -1$, 初始化每个点与聚类中心的距离为 $d(i) = \infty$.

步骤 5. k-means 迭代聚类: 对于每个聚类中心 C_k 和其周围的 $2S \times 2S$ 邻域内所有的像素点 i , 计算 C_k 与 i 之间的距离 D' ; 如果 $D' < d(i)$, 就使 $d(i) = D'$, $labels(i) = k$, 并使用传统的 k-means 算法更新聚类中心; 其中 D' 为融合纹理特征之后的距

离公式, 计算方法见式 (10).

步骤 6. 重复步骤 5, 直到达到最大迭代上限

步骤 7. 超像素融合: 将面积过小的超像素块融入其附近的超像素块之中.

在步骤 3 中对于不处于图 G 上下左右 4 个边上的任意一点 c 的梯度公式如下, 其余值以 0 补齐:

$$Gradient(c) = [G(x_c + 1, y_c) - G(x_c - 1, y_c)]^2 + [G(x_c, y_c + 1) - G(x_c, y_c - 1)]^2 \quad (9)$$

其中, x_c 和 y_c 分别是点 c 的横纵坐标. 步骤 3 中调整聚类中心的目的是为了避免初始聚类中心落在边缘点上, 从而影响聚类结果.

在步骤 5 中的任意两点 i, j 之间的距离公式如下:

$$D' = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2 m^2 + (d_{lbp})^2 L^2} \quad (10)$$

其中

$$d_{lbp} = \sqrt{(Map(x_i, y_i) - Map(x_j, y_j))^2} \quad (11)$$

若 x_i, y_i 分别是点 i 的横纵坐标, 则 $Map(x_i, y_i) = Map(i)$. d_{lbp} 是通过纹理特征计算出的纹理距离, L 用于调节纹理距离所占比重, L 越大, 对于纹理越敏感. 实验表明, L 的取值为 10~50 时效果会比较好.

1.3.1 计算 $thresh$

在文献 [33–34] 中提到了两种对 LBP 的改进方法, 但是这两种方法并不能很好地处理一些由于光照或是成像等原因引起的纹理噪声. 为了减少这些噪声所带来的影响, 并突出不同区域之间的差异, 可以在计算式 (6) 中的时加入一个阈值 $thresh$ 来达到此目的, 即:

$$s_1(x) = \begin{cases} 1, & x > thresh \\ 0, & x \leq thresh \end{cases} \quad (12)$$

$thresh$ 是衡量中心点 P 邻域内灰度变化强烈程度的数值, 所以需要先求得原图对应的灰度变化标准差图, 对于不处于图 G 上下左右 4 个边上的任意一点 c 的 P 邻域内灰度变化标准差为:

$$var_{P,R}(c) = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - u)^2} \quad (13)$$

其中

$$u = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} g_p \quad (14)$$

则点 c 对应的 $thresh$ 计算公式如下:

$$thresh(c) = \sqrt{\frac{\text{var}_{P,R}^2(c)}{P}} \quad (15)$$

当 $thresh = 0$ 时, 基本等同于传统 LBP 旋转不变统一模式. 此外, 这种 $s(x)$ 计算方法, 虽然可以减少纹理噪声但是依然会引起纹理偏移, 下文称使用此 $s(x)$ 计算的 SLICT 为 SLICT 纹理偏移.

1.3.2 计算无纹理偏移的 LBP 模式

通过式 (12) 计算出的 LBP 模式会存在纹理偏移. LBP 纹理偏移指的是使用传统 LBP 计算公式时会处于边缘两侧的像素点属于不同的 LBP 模式. 这种情况, 会使结果所表达的纹理与原图不能完全重合. 为了避免这种情况并减少纹理噪声所带来的影响, 需要对式 (12) 中的 $s_1(x)$ 进行如下改进:

$$s_2(x) = \begin{cases} 1, & |x| > thresh \\ 0, & |x| \leq thresh \end{cases} \quad (16)$$

则对于不处于图 G 上下左右 4 个边上的任意一点 c 其无纹理偏移的 LBP 旋转不变统一模式为:

$$LBP_{P,R}^{riu}(c) = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s_2(g_p - g_c), & \text{若 } U(LBPR_{P,R}(c)) \leq 2 \\ P + 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

其结果范围为 $[0, P + 1]$, 共计产生 $P + 2$ 类模式, 其中第一类到第 $P + 1$ 类分别是在邻域内有多少个点与中心点相比, 其灰度值的变化大于 $thresh$, 最后一类代表非统一模式.

为进一步说明纹理偏移的影响, 使用不同的 $s(x)$ 公式计算 LBP 模式图, 结果如图 1 所示.

图 1 中 (a) 是一张图像的灰度图, 图 1 (b) ~ (d) 分别是利用式 (6)、(12)、(16) 计算出的旋转不变统一模式图, 即 $LBP_{P,R}^{riu}$. 可以看出图 1 中 (b) 与 (c) 没能很好地覆盖边缘两侧, 具体实例分析见第 3.2 节.

1.3.3 提取纹理特征

使用某模式对应点的 P 邻域内的灰度变化方差之和来代替某模式包含点的数量, 这样可以更好地描述纹理特征^[34]. 但是为了减少明显边缘和弱边缘之间的差别进而突出弱边缘的纹理特征, 本文使用某模式对应点的 P 邻域内的灰度变化标准差之和来代替某模式包含点的数量. 其中某点 c 的 P 邻域内的灰度变化标准差 $\text{var}_{P,R}(c)$ 的计算方法见式 (13).

而 $\text{var}_{P,R}(c)$ 对于图像噪声、颜色变化过大的边缘区域或纹理复杂区域的浮动过大, 从而造成在计

算 LBP 各模式的比例时 (式 (19)) 容易出现比例失衡的情况, 所以为进一步突出弱边缘的纹理特征, 对 $\text{var}_{P,R}(c)$ 进行极值抑制. 方法是: 使用最大类间方差法^[38] 找到合适的阈值 $Press$ 把 $\text{var}_{P,R}(c)$ 分成两类, 将大于 $Press$ 的部分置为 $Press$, 其公式为:

$$\text{var}_{P,R}'(c) = \begin{cases} Press, & \text{若 } \text{var}_{P,R}(c) > Press \\ \text{var}_{P,R}(c), & \text{若 } \text{var}_{P,R}(c) \leq Press \end{cases} \quad (18)$$

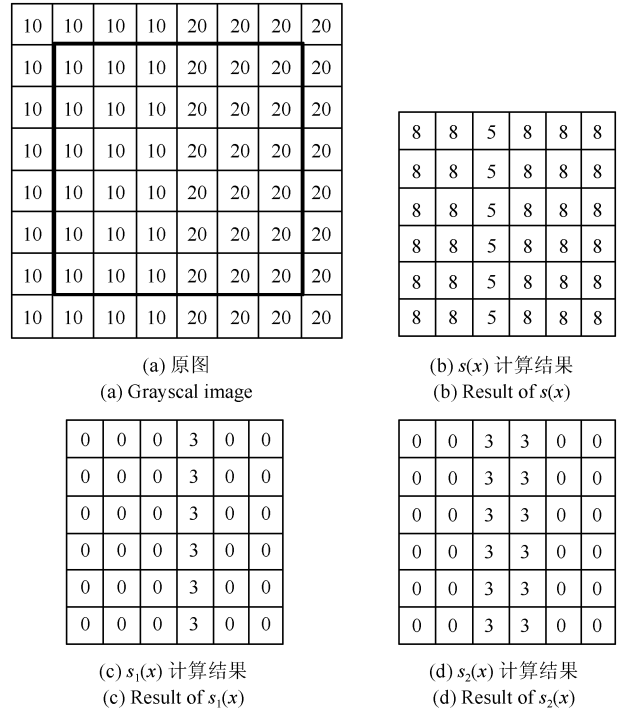


图 1 LBP 算法中有无纹理偏移的效果对比
Fig. 1 The results of LBP algorithm with and without texture deviation

然后利用所有像素点的 $\text{var}_{P,R}'$ 值, 计算各模式所占的比例 $LBPWeight(k)$, 即:

$$LBPWeight(k) = \frac{\sum_{c \in LBP_{P,R}^{riu}} w(LBP_{P,R}^{riu}(c), k - 1)}{\text{sum}(\{c | LBP_{P,R}^{riu}(c) = k - 1\})}, \quad (19)$$

$$k = 1, 2, \dots, P + 2$$

其中

$$w(LBP_{P,R}^{riu}(c), k) = \begin{cases} \text{var}_{P,R}'(c), & \text{若 } LBP_{P,R}^{riu}(c) = k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

其中, $\text{sum}(\cdot)$ 表示计算集合内所有元素的个数, k 代表模式的种类.

之后对 $LBPWeight(k)$ 进行归一化, 即:

$$LBPWeight'(k) = \frac{LBPWeight(k)}{\sum_{k=1}^{P+2} LBPWeight(k)} \quad (21)$$

则对于不处于图 G 上下左右 4 个边上的任意一点 c , 其对应的纹理特征 $Map(c)$ 为:

$$Map(c) = LBPWeight'(LBP_{P,R}^{riu}(c) + 1) \cdot \text{var}_{P,R}'(c) \quad (22)$$

其余的点对应的纹理特征值以 0 补齐.

1.3.4 进行图像分割

按照表 1 中步骤 5 和步骤 6 的步骤进行迭代聚类, 然后使用文献 [22] 中的方法, 消除面积过小的超像素块, 得到最终的分割结果. 此外, 以上流程是针对灰度图像而言. 如果需要分割图像是彩色图像, 需要将其转化为灰度图像, 并利用此图像计算 d_{lbp} .

2 评价指标

为了验证 SLICT 的有效性, 本文采用了边缘召回率、欠分割错误率、覆盖率以及运行时间这 4 种评价指标进行验证, 其中前三项的定义和计算方法分别是:

1) 边缘召回率 (Boundary recall)

边缘召回率描述超像素边缘与人工标记边缘的贴合程度, 值越大说明贴合度越好. 定义是: 人工标记边缘中位于超像素边缘至多两个像素距离内的部分占总标记边缘的比例.

2) 欠分割错误率 (Under-segmentation)

欠分割错误率是一个从超像素块外部来衡量分割效果的指标, 表示人工标记区域所在的所有超像素块有多少“溢出”了人工标记的范围. 设共分割出 K 个超像素块, 某个超像素块为 s_j , 人工分割区域为 M , $|\cdot|$ 表示该区域的面积, α 为欠分割错误率参数, 其取值一般为 s_j 面积的 5%, 则其公式计算如下:

$$US = \frac{1}{|M|} \left[\sum_{j=1}^K \left(\sum_{s_j | s_j \cap M > \alpha} |s_j| \right) - |M| \right] \quad (23)$$

3) 覆盖率 (Coverage rate)

覆盖率是在只有一个人工标记区域的情况下, 最大可达分割率 (Achievable segmentation accuracy)^[30] 的简化计算方法, 值越大, 则说明对人工标

记区域的分割越完整. 计算公式如下:

$$Cover = \frac{\sum_{j=1}^K \{ |s_j \cap M| \mid |s_j \cap M| > |s_j \cap (G - M)| \}}{|M|} \quad (24)$$

3 实验结果分析

为了更好地验证本算法的有效性和时效性, 将 SLICT、SLICT 纹理偏移以及上文提到的 8 种超像素算法应用于纹理较为复杂的医学图像之中, 分析各自的运行效果, 并在这部分详细分析纹理偏移现象对分割结果和所求纹理特征的影响.

3.1 SLICT 在医学图像中实验及结果分析

由于医学图像中存在着多种不同类型的纹理且各种纹理比较复杂, 所以为了更好地验证本算法的准确性和鲁棒性, 将上述的 10 种算法应用于医学图像中的心脏 MRI 图像上, 其部分结果如图 2 所示.

图 2 中第 1 行和第 3 行是本文提出的 SLICT 算法以及其他超像素算法应用于 7980 张 MRI 数据库中的部分实验结果截图, 第 2 行和第 4 行分别是第 1 行和第 3 行心脏区域的放大结果. 这部分使用的实验参数为 $m = 5$, $L = 30$, 预计分割超像素块数为 600. 可以看到, SLICT 对于边缘以及弱边缘 (如心脏上的较暗区域的边缘和图像两侧灰度值为 0 的区域的边缘) 的响应是最好的, 其次是 SLIC、SLICT 纹理偏移、SEEDS、SNIC 以及 LSC.

在规整度上, TurboPixel 以及 LSC 的图像是最规整的; ERS 最零乱, 即使对于灰度值为零的图像左右两侧区域, 生成的超像素块依然很零乱; 此外为保证 LRW 的时效性, 在进行超像素分割时将图像缩小至原图像的 1/4, 故其分割结果在原图上呈现时显得较为整齐, 但是其超像素块在纹理较少的区域分布并不均匀. 从实验结果上看, 基于图论的算法 ERS、LRW 与 SEEDS 产生的超像素块结果均不整齐, 而其余基于聚类的超像素算法产生的超像素块则普遍整齐很多.

为进一步验证算法的优劣, 在图 3 中给出了各算法在心脏 MRI 数据库中有标记的 5011 幅图像上的运行结果, 并计算和记录了上述提到的 4 种评价指标.

从图 3 中可以看出, 本文提出的方法的分割效果在总体上优于其余算法. 在边缘召回率上, SLICT 与 LSC 相差不多, 略优于 SLICT 纹理偏移; 而这三种算法均明显优于其余算法; TurboPixel 因为其分割结果更倾向于贴合种子节点附近的网格而非贴

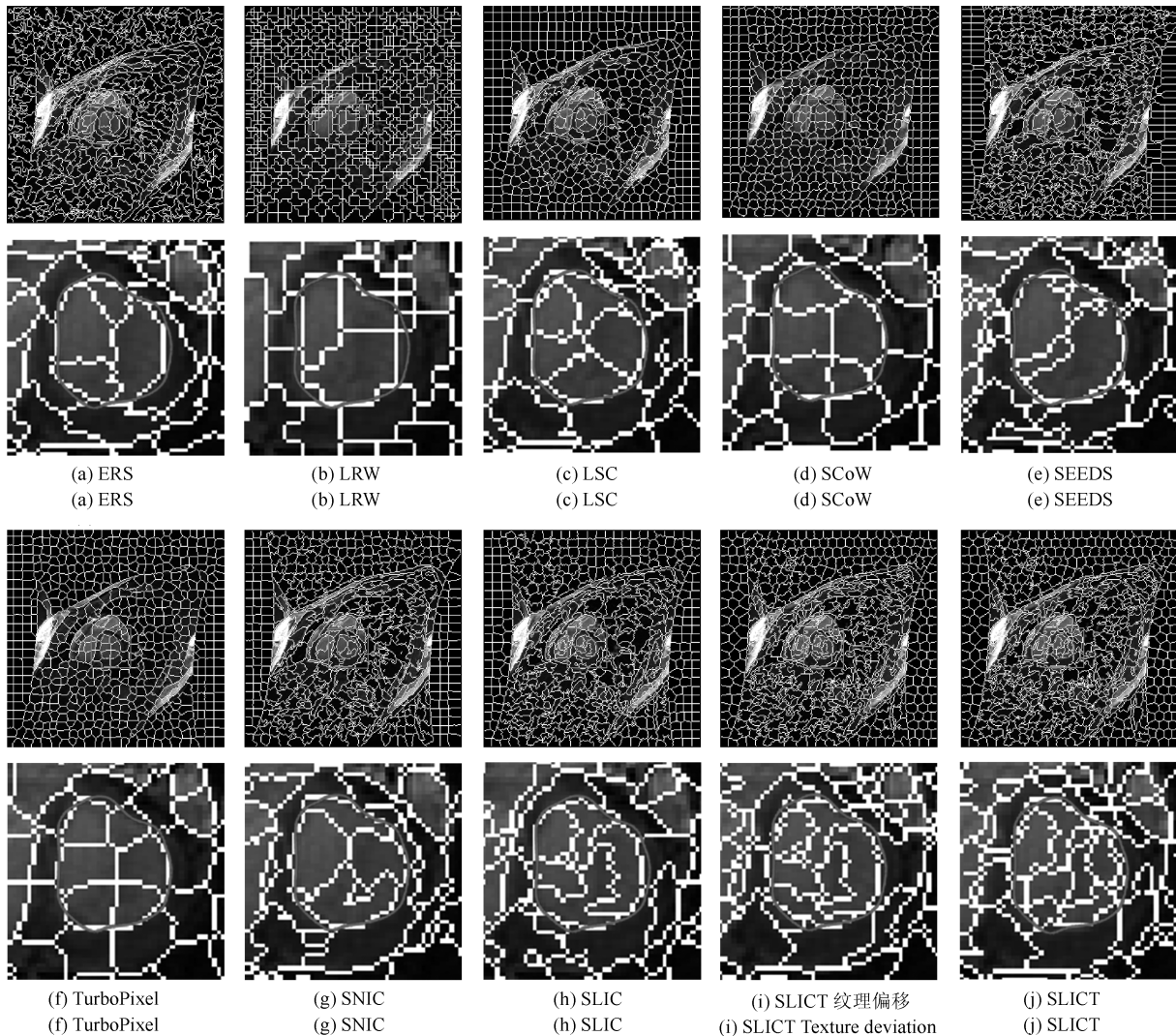


图 2 心脏 MRI 分割结果

Fig. 2 The results of superpixel algorithms on MRI images

合目标区域边缘, 所以有着较为明显的不足; 除却 SCoW、TurboPixel 以及 LRW 以外的 7 种算法对应的边缘召回率, 在预计分割数量达到 1000 时, 几乎都达到了 99% 以上. 此外, 因为图像本身分辨率较低, 而且人工标记区域面积较小, 所以此值会比常用的自然光数据库 (如 BSDS500) 上要大一些; 由于同样的原因, 在欠分割错误率上, 结果也会大一些.

在欠分割错误率上, SLICT 效果最好, 优于 SLICT 纹理偏移, 其次是 ERS 与 LSC; 而 LRW 与 SEEDS 在此表现相对较弱. 因为 ERS 所分割出的超像素块不规则以及对于纹理较少的区域灵敏度较差, 造成在人工标记区域周围的超像素块面积较小, 所以其在此方面表现稍好. 同时在实验中发现, 由于人体器官形状以及 MRI 成像原理的复杂性, 人工标记区域往往会比较贴合器官的实际形状而非图像上

表现出的形状, 所以在欠分割错误率上, 以上所有算法在不同图像上均表现出较大的波动.

在覆盖率上, SLICT 优于 SLICT 纹理偏移, 而 ERS 在边缘区域会分割出更多小块的超像素, 但是对于纹理的相应程度仍不及本文提出的算法, 位列第三; 值得注意的是, SEEDS 算法在这一点上表现出了较大的波动. 其他 8 种算法只考虑了色彩以及空间信息, 而且 MRI 图像会有弱边缘以及模糊区域, 从而造成对弱边缘区域不敏感, 在最终的分割结果表现上, 则是将更多边缘不明显的心脏区域与部分心包膜分在一个超像素块中.

在运行时间上, SLIC、SLICT、SNIC、SEEDS、LSC、SCoW 与 TurboPixel 的时间复杂度均为 $O(N)$ ^[15, 20, 22-23, 25-26], 而 ERS 的平均时间复杂度为 $O(N \log N)$, 最大时间复杂度为 $O(N^2 \log N)$ ^[14],

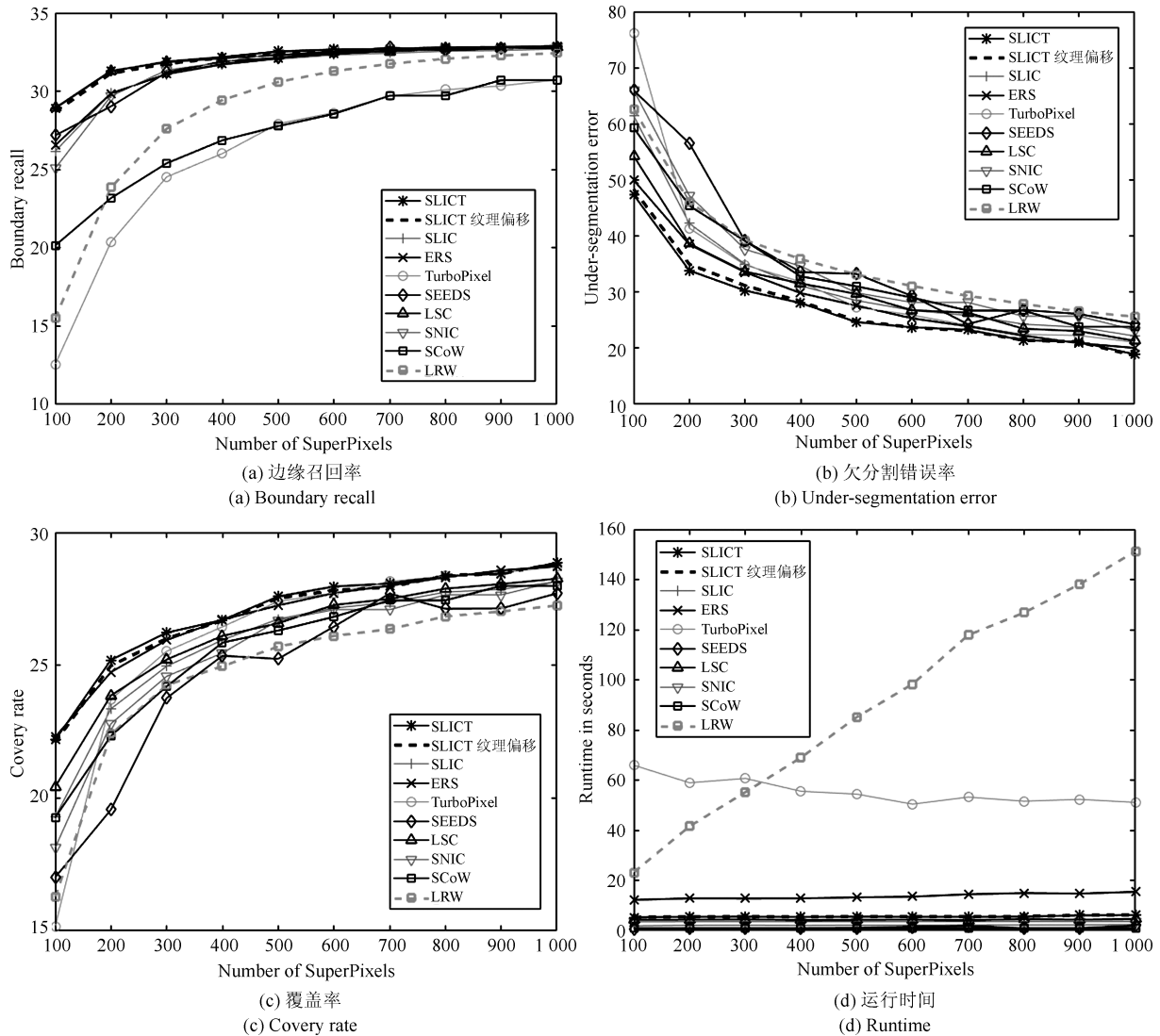


图3 心脏 MRI 数据库运行结果
Fig.3 Exprimnt data on MRI dataset

LRW 的时间复杂度为 $O(itr \cdot N^2)$, 其中 itr 代表最大迭代次数^[16]. 从结果上看, 速度最快的是 SCoW 与 SEEDS, 平均处理一幅图像不到 0.05s; SLICT 平均处理一幅图像需要 0.15~0.2s 左右, 能够满足实际需求; TurboPixel 的运行时间明显慢于同数量级的其他方法, 这一点与文献 [22] 中的描述匹配; LRW 的运行时间会随着超像素块数的增多而出现线性的增长, 这一点很难满足实际的需求.

3.2 纹理偏移影响分析

为进一步说明纹理偏移在提取纹理特征上的影响, 在图 4(b) 和 (c) 中分别展示了使用 $s_1(x)$ 与 $s_2(x)$ 的结果图, 其中某点 c 的颜色越亮, 表示该点的纹理特征的值 (即 $Map(c)$) 越大.

可以看出, 后者纹理噪声较少, 边缘更加完整连

续平滑, 不同区域间的对比更大, 相同区域间的连续性更强、变化性更小, 对于弱边缘和纹理的表达更加清晰. 这一点也可以从具体的数据上看出来, 由于式 (12) 对纹理的描述存在偏移, 整体上弱于 SLICT; 但是偏移量只有一个像素, 所以在整体上也优于其余算法.

4 总结

本文通过改进传统 LBP 旋转不变模式的计算方法, 来提取图像对应的纹理特征, 并将其与 SLIC 算法融合, 提出了一种对于纹理更加敏感的超像素分割算法—SLICT. 将 SLICT 应用于心脏 MRI 数据库中的图像, 其结果表明 SLICT 具有更好的准确性以及鲁棒性, 对弱边缘以及细小的纹理有着更为优秀地响应. 从数据上看, SLICT 在欠分割错误率以

及覆盖率上优于其余算法,在边缘召回率上与 LSC 并列第一,在运行时间上平均只需要 $0.15\text{ s} \sim 0.2\text{ s}$,可以满足图像分割和处理的需求.同时验证了使用传统的 LBP 计算纹理特征时会导致“纹理偏移”,使得其求得的纹理特征不能很好地描述边缘并且存在一定的纹理噪声,从而影响分割结果.

此外,在实验中发现,医学图像中器官存在的弱边缘和模糊区域,会导致呈现出的形状与实际形状有着一定差异.本文提出的 SLICT 可以很好地检测出这些差异部分,并能够产生更为准确的分割结果,对后续医学图像处理的相关研究有着重要的参考价值 and 影响.

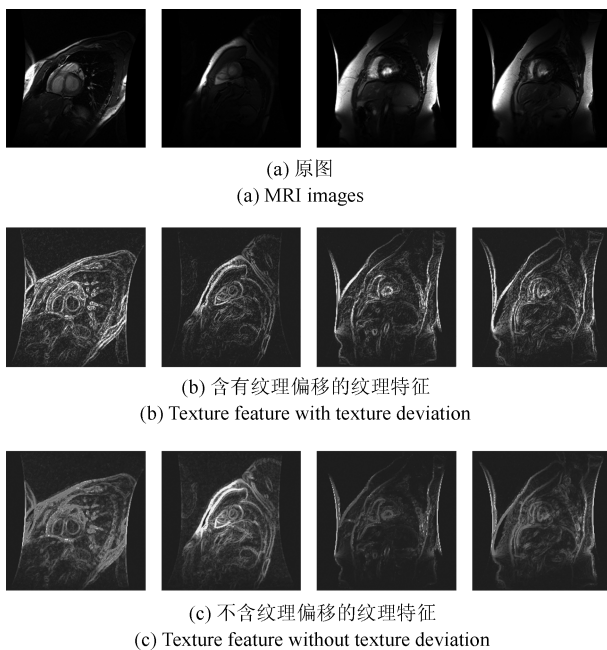


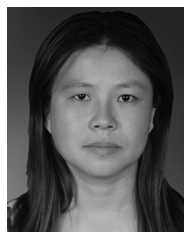
图 4 纹理特征图

Fig. 4 Texture feature

References

- Stutz D, Hermans A, Leibe B. Superpixels: an evaluation of the state-of-the-art. *Computer Vision and Image Understanding*, 2018, **166**(1): 1–27
- Chan Si-Xian, Zhou Xiao-Long, Zhang Zhuo, Chen Sheng-Yong. Interactive multi-label image segmentation with multi-layer tumors automat. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(10): 1829–1840
(产思贤, 周小龙, 张卓, 陈胜勇. 一种基于超像素的肿瘤自动攻击交互式分割算法. *自动化学报*, 2017, **43**(10): 1829–1840)
- Wang Yun-Fei, Feng Guo-Qiang, Liu Hua-Wei, Zhao Bo-Xin. Superpixel-based mean and mean square deviation dark channel for single image fog removal. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(3): 481–489
(汪云飞, 冯国强, 刘华伟, 赵博欣. 基于超像素的均值-均方差暗通道单幅图像去雾方法. *自动化学报*, 2018, **44**(3): 481–489)
- Lin Hua-Feng, Li Jing, Liu Guo-Dong, Liang Da-Chuan, Li Dong-Min. Saliency detection method using adaptive background template and spatial prior. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(10): 1736–1748
(林华锋, 李静, 刘国栋, 梁大川, 李东民. 基于自适应背景模板与空间先验的显著性物体检测方法. *自动化学报*, 2017, **43**(10): 1736–1748)
- Yang F, Lu H, Yang M H. Robust superpixel tracking. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(4): 1639–1651
- Liu Da-Qian, Liu Wan-Jun, Fei Bo-Wen, Qu Hai-Cheng. A new method of anti-interference matching under foreground constraint for target tracking. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(6): 1138–1152
(刘大千, 刘万军, 费博雯, 曲海成. 前景约束下的抗干扰匹配目标跟踪方法. *自动化学报*, 2018, **44**(6): 1138–1152)
- Wang Z L, Feng J S, Yan S C, Xi H S. Image classification via object-aware holistic superpixel selection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(11): 4341–4352.
- Bodis-Szomoru A, Riemenschneider H, Gool L V. Superpixel meshes for fast edge-preserving surface reconstruction. In: *Proceedings of the 2015 Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, USA: IEEE, 2015. 2011–2020
- Geiger A, Wang C. Joint 3D object and layout inference from a single RGB-D image. In: *Proceedings of the 2015 German Conference on Pattern Recognition*. Aachen, Germany: Springer, 2015. 183–195
- Gadde R, Jampani V, Kiefel M, Kappler D, Gehler P V. Superpixel convolutional networks using bilateral inceptions. In: *Proceedings of the 2016 European Conference on Computer Vision*. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016. 597–613
- Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 888–905
- Moore A P, Prince S J D, Warrell J, Mohammed U, Jones G. Superpixel lattices. In: *Proceedings of the 2008 Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1–8
- Veksler O, Boykov Y, Mehrani P. Superpixels and supervoxels in an energy optimization framework. In: *Proceedings of the 2010 European Conference on Computer Vision*. Heraklion, Greece: Springer, 2010. 211–224
- Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S, Chellappa R. Entropy rate superpixel segmentation. In: *Proceedings of the 2011 Computer Vision and Pattern Recognition*. Colorado Springs, USA: IEEE, 2011. 2097–2104
- Bergh M V D, Boix X, Roig G, Capitani B D, Gool L V. SEEDS: superpixels extracted via energy-driven sampling. In: *Proceedings of the 2012 European Conference on Computer Vision*. Florence, Italy: Springer, 2012. 13–26
- Shen J B, Du Y F, Wang W G, Li X L. Lazy random walks for superpixel segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, **23**(4): 1451–1462
- Yin S, Qian Y, Gong M. Unsupervised hierarchical image segmentation through fuzzy entropy maximization. *Pattern Recognition*, 2017, **68**(1): 245–259

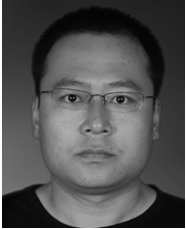
- 18 Yin S, Zhao X, Wang W, Gong M. Efficient multilevel image segmentation through fuzzy entropy maximization and graph cut optimization. *Pattern Recognition*, 2014, **47**(9): 2894–2907
- 19 Wei X, Yang Q, Gong Y, Ahuja N, Yang M H. Superpixel hierarchy. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, **27**(10): 4838–4849
- 20 Levinshstein A, Stere A, Kutulakos K N, Fleet D J, Dickinson S J, Siddiqi K. TurboPixels: fast superpixels using geometric flows. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(12): 2290–2297
- 21 Wang J, Wang X. VCells: simple and efficient superpixels using edge-weighted centroidal voronoi tessellations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, **34**(6): 1241–1247
- 22 Achanta R, Shaji A, Smith K, Lucchi A, Fua P, Süsstrunk S. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, **31**(11): 2274–2282
- 23 Achanta R, Süsstrunk S. Superpixels and polygons using simple non-iterative clustering. In: Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017. 4895–4904
- 24 Shen J B, Hao X P, Liang Z Y, Liu Y, Wang W G, Shao L. Real-time superpixel segmentation by DBSCAN clustering algorithm. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(12): 5933–5942
- 25 Chen J, Li Z, Bo H. Linear spectral clustering superpixel. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, **26**(7): 3317–3330
- 26 Hu Z, Qin Z, Li Q. Watershed superpixel. In: Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Image Processing. Quebec City, Canada, 2015. 349–353
- 27 Boemer F, Ratner E, Lendasse A. Parameter-free image segmentation with SLIC. *Neurocomputing*, 2018, **277**(1): 228–236
- 28 Zhang Ya-Ya, Liu Xiao-Wei, Liu Fu-Tai, Zhang Jian-Ting. Color image segmentation based on improved SLIC method. *Computer Engineering*, 2015, **41**(4): 205–209
(张亚亚, 刘小伟, 刘福太, 张建廷. 基于改进 SLIC 方法的彩色图像分割. 计算机工程, 2015, **41**(4): 205–209)
- 29 Liu Y J, Yu C C, Yu M J, He Y. Manifold SLIC: a fast method to compute content-sensitive superpixels. In: Proceedings of the 2016 Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016. 651–659
- 30 Liu Y J, Yu M, Li B J, He Y. Intrinsic manifold SLIC: a simple and efficient method for computing content-sensitive superpixels. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, **40**(3): 653–666
- 31 Nan Bing-Fei, Mu Zhi-Chun. SLIC0-based superpixel segmentation method with texture fusion. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, **35**(3): 527–534
(南柄飞, 穆志纯. 基于 SLIC0 融合纹理信息的超像素分割方法. 仪器仪表学报, 2014, **35**(3): 527–534)
- 32 Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **24**(7): 971–987
- 33 Hafiane A, Seetharaman G, Palaniappan K, Zavidovique B. Rotationally invariant hashing of median binary patterns for texture classification. In: Proceedings of the 2008 International Conference Image Analysis and Recognition. P óvoa de Varzim, Portugal: Springer, 2008. 619–629
- 34 Guo Z, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using LBP variance (LBPV) with global matching. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(3): 706–719
- 35 Andreopoulos A, Tsotsos J K. Efficient and generalizable statistical models of shape and appearance for analysis of cardiac MRI. *Medical Image Analysis*, 2008, **12**(3): 335–357
- 36 Ojala T, Harwood I. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(1): 51–59
- 37 Ojala T, Maenpaa T, Pietikainen M, et al. Outex — new framework for empirical evaluation of texture analysis algorithms. In: Proceedings of the 2002 Pattern Recognition. Quebec City, Canada: IEEE, 2002. 701–706
- 38 Otsu N. A Thresholding selection method from gray-level histogram. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62–66



侯向丹 河北工业大学人工智能与数据科学学院副教授。2007 年获得河北工业大学电工理论与新技术专业博士学位。主要研究方向为数字图像处理, 智能算法。E-mail: hxd@scse.hebut.edu.cn
(**HOU Xiang-Dan** Associate professor at the School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology. She received her Ph.D. degree in theory and new technology of electrical engineering from Hebei University of Technology in 2007. Her research interest covers digital image processing and intelligent algorithm.)



李柏岑 河北工业大学人工智能与数据科学学院硕士研究生。2015 年获得黑龙江大学信息系统与信息管理专业学士学位。主要研究方向为数字图像处理。E-mail: zeroformove@gmail.com
(**LI Bo-Cen** Master student at the School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology. He received his bachelor degree in information systems and information management from Heilongjiang University in 2015. His main research interest is digital image processing.)

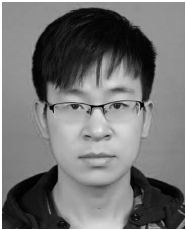


刘洪普 河北工业大学人工智能与数据科学学院讲师. 2006 年获得河北工业大学计算机应用技术专业硕士学位. 主要研究方向为数字图像处理, 智能算法, 机器学习. 本文通信作者.

E-mail: liuii@scse.hebut.edu.cn

(**LIU Hong-Pu** Lecturer at the School of Artificial Intelligence, Hebei

University of Technology. He received his master degree in computer application technology from Hebei University of Technology in 2006. His research interests cover digital image processing, intelligent algorithm, and machine learning. Corresponding author of this paper.)



杜佳卓 河北工业大学人工智能与数据科学学院硕士研究生. 2017 年获得唐山学院物联网工程专业学士学位. 主要研究方向为数字图像处理.

E-mail: zezdzjz0601@163.com

(**DU Jia-Zhuo** Master student at the School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology. He received his bachelor degree in internet of things from Tangshan College in 2017. His main research interest is digital image processing.)



郑梦敬 河北工业大学人工智能与数据科学学院硕士研究生. 2016 年获得河北工业大学工商学院计算机科学与技术专业学士学位, 主要研究方向为数字图像处理.

E-mail: zhengmengjing@cslc.com.cn

(**ZHENG Meng-Jing** Master student at the School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology. She received her bachelor degree in computer science and technology from Industrial and Commercial College of Hebei University in 2016. Her main research interest is digital image processing.)



于铁忠 河北工业大学人工智能与数据科学学院正高级工程师. 1991 年获得国防科技大学硕士学位. 主要研究方向为智能信息处理.

E-mail: yutiezong139@163.com

(**YU Tie-Zhong** Professor of Engineering at the School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology. He received his master degree from National University of Defense Technology in 1991. His main research interest is intelligent information processing.)