

## 结合NSST显著性检测及图割的泡沫红外图像分割

陈诗媛, 廖一鹏, 张进, 王卫星

### 引用本文:

陈诗媛, 廖一鹏, 张进, 等. 结合NSST显著性检测及图割的泡沫红外图像分割[J]. *液晶与显示*, 2021, 36(4): 584–595.

CHEN Shi-yuan, LIAO Yi-peng, ZHANG Jin, et al. Foam infrared image segmentation combining NSST saliency detection and graph cuts[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(4): 584–595.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CJLCD.2020-0234>

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于纹理抑制和连续分布估计的显著性目标检测方法

Significant target detection method based on texture inhibition and continuous distribution estimation

*液晶与显示*. 2015, 30(1): 120–125 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20153001.0120>

### 基于非下采样 Shearlet 变换与压缩感知的图像融合

Image fusion algorithm based on non-subsampled Shearlet transform and compressed sensing

*液晶与显示*. 2015(6): 1024–1031 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20153006.1024>

### 融合高低层多特征的显著性检测算法

Saliency detection algorithm integrating multiple features of high and low level

*液晶与显示*. 2019, 34(4): 430–438 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193404.0430>

### 基于区域特征融合的RGBD显著目标检测

RGBD salient object detection based on regional feature integration

*液晶与显示*. 2016, 31(1): 117–123 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163101.0117>

### 基于LatLRR和PCNN的红外与可见光融合算法

Infrared and visible fusion algorithm based on latLRR and PCNN

*液晶与显示*. 2019, 34(4): 423–429 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20193404.0423>

文章编号:1007-2780(2021)04-0584-12

## 结合 NSST 显著性检测及图割的 泡沫红外图像分割

陈诗媛, 廖一鹏\*, 张进, 王卫星

(福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

**摘要:**为精确提取浮选泡沫表面的崩塌、新合成气泡,减少噪声和光照影响,提出一种结合非下采样 Shearlet 变换(NSST)域显著性检测及图割的泡沫红外图像分割方法。对泡沫红外图像进行 NSST 多尺度分解,采用 GBVS 算法对低频子带图像进行显著性检测,通过马尔科夫链特征差异计算显著性值,对各个高频方向子带进行噪声系数去除和边缘、弱边缘系数非线性增强。对处理后的多尺度高频子带、低频子带图像进行 NSST 重构,通过低频子带图像的显著性检测结果构建显著性约束项,采用高斯拟合函数构建气泡亮度约束项,然后构造图割能量函数,最后利用最大流/最小割算法对目标区域进行分割。实验结果表明:该方法受光照影响小,一定程度上解决了过分割和欠分割问题。正常浮选检测准确率为 91.8%,欠浮选为 87.1%,过浮选为 88.9%,分割精度较现有方法有明显提高,能有效提取出崩塌或新合成的气泡,表现出良好的抗噪性,且在不同工况下均表现出良好的鲁棒性。

**关键词:**图像处理;泡沫红外图像分割;非下采样 Shearlet 变换;图割;显著性检测

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2020-0234

## Foam infrared image segmentation combining NSST saliency detection and graph cuts

CHEN Shi-yuan, LIAO Yi-peng\*, ZHANG Jin, WANG Wei-xing

(College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** In order to accurately extract the collapse of the surface of the flotation foam, newly synthesized bubbles, and reduce the impact of noise and light, a foam infrared image segmentation method combining non-downsampling Shearlet Transform (NSST) domain saliency detection and graph cutting is proposed. NSST multi-scale decomposition of the foam infrared image, saliency detection of low-frequency subband images using GBVS algorithm, saliency value calculation based on Markov chain feature differences, noise coefficient removal and edge, weak edge coefficients are non-linearly enhanced. NSST reconstruction of the processed multi-scale high-frequency subband and low-frequency subband images is performed. The significance constraint term is constructed based on the saliency detection results of the low-frequency subband image, and the bubble brightness constraint

**收稿日期:**2020-09-09; **修订日期:**2020-10-22.

**基金项目:**国家自然科学基金(No.61471124, No.61601126);福建省自然科学基金(No.2019J01224)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61471124, No. 61601126); Fujian Provincial Natural Science Foundation(No.2019J01224)

\* 通信联系人, E-mail: wxwxw@fzu.edu.cn

term is constructed using a Gaussian fitting function. Then, the map is constructed Graph (Cut Cuts) energy function, and finally the maximum flow/minimum cut algorithm is used to segment the target area. The experimental results show that this method is less affected by light, and to some extent, it solves the problems of over-segmentation and under-segmentation. The detection accuracy rate of normal flotation under-flotation, and over-flotation are 91.8%, 87.1%, 88.9%, respectively. The segmentation accuracy is significantly improved compared with the existing methods. It can effectively extract collapsed or newly synthesized bubbles, and shows good noise immunity. It has good robustness under different working conditions.

**Key words:** image processing; foam infrared image segmentation; non-downsampling shearlet transform; graph cuts; saliency detection

## 1 引 言

浮选是浮选机内矿物与空气中的微气泡发生碰撞粘附,利用矿物与杂质表面的亲疏水性质,可浮性高的矿物颗粒随着气泡上浮至液面泡沫层,从而将目标矿物从物质组成复杂的矿石中分选出来的选矿方法<sup>[1]</sup>。研究表明,浮选过程中气泡的生成和崩塌可有效反映矿物含量<sup>[2]</sup>,而图像分割是浮选图像处理分析和检测新生成与崩塌的气泡的关键,广泛应用于计算机视觉及工业生产等领域<sup>[3]</sup>。目前,浮选气泡的分割主要在可见光图像上进行,这种方法受光照影响很大,容易出现过分割和欠分割,因此可在红外图像上对浮选气泡进行处理,提高抗干扰能力,更加准确地对新生成和崩塌的气泡进行检测。

浮选气泡的稳定性影响了回收率、精矿品位等生产指标性能<sup>[4]</sup>,准确地对泡沫图像进行分割,能有效识别新生成和崩塌的气泡,为后续气泡的稳定性、崩塌力计算打下基础。但是气泡不断位移且发生形变,泡沫图像存在光照不均、噪声大、气泡粘连等问题,导致气泡识别检测困难。目前,学者们提出了多种不稳定气泡的检测方法。Sameer 等人<sup>[5]</sup>利用分水岭算法对泡沫图像进行分割,提取图像中气泡,然后将第2帧中气泡的质心映射到第1帧的分割图像中,计算连续帧之间气泡的交点数进行崩塌判断。该方法准确度受限于分水岭分割结果,破裂的气泡在气泡的阴影较暗的区域容易被过度分割; Jahedsaravani 等人<sup>[6]</sup>根据连续帧中气泡出现和消失时在泡沫表面产生的反射和阴影之间的差异以及泡沫速度信息来判断崩塌气泡。该方法

检测精度受气泡形变和光照的影响,形变气泡的亮点和高亮边缘易被误检。陈良琴等人<sup>[7]</sup>首先通过阈值分割法和分水岭提取相邻两帧气泡亮点区域和气泡个体区域,然后根据气泡破裂合并的内在特点提取变化特征,最后将支持向量机引入,得到气泡稳定度数据; Nakhai 等人<sup>[8]</sup>研究了浮选操作条件对泡沫表面外观特征的影响,使用分水岭分割技术计算泡沫气泡的大小,并通过分析连续帧和检测气泡中心的移动和变化率来计算泡沫速度和稳定性。

目前,对浮选泡沫红外图像处理的研究较少,本文对泡沫表面红外热成图像后发现,新生成和崩塌的气泡会产生高温,可通过对红外图像中高温区域目标分割以实现新生成或者崩塌气泡的提取,为后续气泡的稳定性、崩塌力检测提供良好基础。目前红外图像的分割方法较多,邵磊等人<sup>[9]</sup>先通过经典单阈值分割将泡沫红外图像划分为背景和背景两部分,再选取目标灰度及平均值为图像做二维双阈值分割,能有效提取出目标,但抗噪性较差。图像显著性检测被广泛应用于图像分割、目标识别与追踪等领域。Bi 等人<sup>[10]</sup>提出利用显著性映射将空间信息融合到传统的 GMM 中进行图像分割,能准确标识目标且很大程度上提高了目标分割的精度。Peng 等人<sup>[11]</sup>综合测地距离、外观重叠信息和边缘信息,提出自适应调整各个约束项的交互式图割方法,节省了实验工作量,优化了分割效果,但是需要手动选取前景和背景,不适用于工业生产领域。廖苗等人<sup>[12]</sup>基于自适应分段非线性增强构建图割能量函数,实现自动分割,并采用形态学开操作对分割结果进行优化,将其中错误分割区域剔除,提高分割正确率,且综合分割性能优于现有多种算法。泡沫红外图像存

在分辨率和对比度低缺陷,噪声干扰严重,气泡边缘的高温区域模糊,图像单尺度下的分割精度不高。近年来,多尺度几何分析的发展为图像分析处理开辟了新的研究方向,非下采样 Shearlet 变换(NSST)<sup>[13]</sup>不仅继承了 NSCT 的变换特性,而且具备运算效率高、分解方向不受限制等特质,已应用于图像分割<sup>[14]</sup>,并取得较好的分割效果。

本文提出一种结合 NSST 域图像显著性区域的标识定位及分割的泡沫红外图像分割方法。首先,通过非下采样 Shearlet 变换(NSST)将泡沫红外图像分解为低频子带和多尺度高频子带;其次,采用 GBVS 算法对低频子带图像进行显著性检测,得到显著性值和视觉显著图;然后,对各个高频方向子带系数计算阈值和尺度相关系数,去除噪声系数和非线性增强边缘、弱边缘系数;最后,结合 NSST 域视觉显著性进行分割:NSST 重构后结合图像显著值和亮度特征构造包含区域项和边界项的能量函数,再利用最大流/最小割算法求解能量函数的最小值进行目标分割,提取新生成的和崩塌的气泡并计算分割精度。

## 2 NSST 域显著性检测及增强去噪

### 2.1 泡沫红外图像的 NSST 分解

非下采样 Shearlet 变换(NSST)包括多尺度分解和多方向分解两部分,是对 NSCT 的优化改进。NSCT 继承了 Contourlet 变换的多尺度多方向及良好的空域和频域特性<sup>[15]</sup>,但是运算效率不高,不适用于对实时性要求高的场合。针对 NSCT 存在的缺点, Easley 等人<sup>[16]</sup>提出了 NSST,与 NSCT 相比,运行时间短,能够满足实时性要求。NSST 具有多尺度多方向、平移不变的变换特性,而且运算效率高。泡沫图像通过  $k$  级非下采样金字塔(NSP)多尺度分解后,得到  $k+1$  个子带图像,其中包括 1 个低频图像和  $k$  个尺度不同的高频图像。对多尺度分解后子带图像进行  $l$  级多方向分解,分解为  $2l+2$  个方向子带图像,NSST 方向分解采用 Shear 滤波器保证图像不失真,使图像具有平移不变性,并有效抑制伪吉布斯效应。

根据非下采样 Shearlet 变换(NSST)特有的优势,可将其运用到气泡检测中,低频子带图像去

除噪声,提高气泡亮点对比度,保留气泡轮廓信息,留下显著性的高温区域,有利于定位新生成的和崩塌的气泡;高频子带图像包含气泡的边缘、纹理特征,能有效估算崩塌位置和范围进行分割,以提高算法整体的鲁棒性。原图像经过 NSST 变换分解后的低频图像和高频图像如图 1 所示。

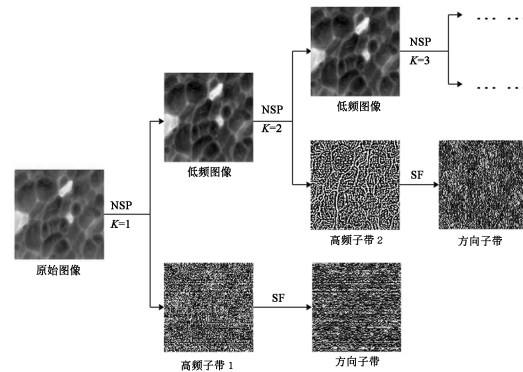


图 1 气泡图像多尺度变换

Fig.1 Multiscale transform of bubble images

### 2.2 低频子带图像显著性检测

视觉显著性检测<sup>[17]</sup>是指通过智能算法模拟人的视觉特点,获取图像中局部视觉特征突出的显著区域,即自动选择感兴趣的区域进行处理,忽略不感兴趣的区域。显著性检测在应用于提取显著目标区域时,普遍采用阈值的分割方法缺乏广泛适用性。本文在 Graph cuts 框架下,融入低频子带图像的显著性检测,有效估计泡沫红外图像的前景与背景,将资源集中处理图像中最能引起用户兴趣、表现图像内容的区域,减少计算量,提高信息处理效率和通用性。

显著性检测中的 GBVS 算法是对 ITTI 算法的优化改进,特征提取方法与 ITTI 一致,且生成的显著图有利于阈值分割。本文采用 GBVS 算法对低频子带图像进行显著性检测,引入马尔可夫链<sup>[18]</sup>计算特征差异得到显著性值,并通过归一化显著值和合并多个激活图生成视觉显著图。从 NSST 分解后的低频子带图像中提取亮度和方向视觉信息分别对应的特征矩阵,获得图像尺寸为  $n \times n$  的特征图。依次以特征图为输入,计算相应的激活图。对于特征图或者原图,用马尔可夫的方法定义一个像素  $(i, j)$  和其领域的不同,并要求  $(i, j)$  对应于激活图中的位置处要有较高的值。我们需要构造一个图,首先以特征图中的一个像素作为图中的一个节点,然后根据像素点间



的灰度值相似度和像素点位置间的欧氏距离作为连接权值,将每个像素点两两连接,构成一个有向全连接的图  $G_A$ ,从节点  $(i, j)$  和节点  $(p, q)$  的连接权重表示从某一节点  $(i, j)$  出发访问到另一节点  $(p, q)$  的概率,定义为:

$$W((i, j), (p, q)) = d((i, j) || (p, q)) \cdot D(i-p, j-q), \quad (1)$$

式中,  $G(i, j)$  和  $G(p, q)$  分别代表节点  $(i, j)$  和节点  $(p, q)$  的特征,两者差异的具体衡量公式为:

$$d((i, j) || (p, q)) = \lg \left| \frac{G(i, j)}{G(p, q)} \right|, \quad (2)$$

$D(i-p, j-q)$  表示节点  $(i, j)$  和节点  $(p, q)$  位置间的欧式距离,计算公式为:

$$D(i-p, j-q) = \exp \left[ -\frac{(i-p)^2 + (j-q)^2}{2\sigma^2} \right]. \quad (3)$$

在有向全连接图  $G_A$  上定义一个马尔可夫链,因为马尔可夫链中转移概率矩阵具有从一个节点到其他所有节点的转移概率之和必须为1的性质,所以对连接权重进行归一化,每一个连接权重都乘以一个系数使得总和为1,形成马尔可夫状态转移矩阵。并将节点作为马尔可夫链的状态,边权重作为马尔可夫链中状态的转移概率。权值越大,转移概率越大,节点视觉特征差异越大的点越显著。根据多次迭代马尔可夫转移矩阵达到的马尔可夫链平稳分布对节点进行计算获得显著值。最后把每个特征的激活图进行归一化并相加,得到视觉显著图。

### 2.3 高频子带增强及去噪

泡沫红外图像进行 NSST 分解后,得到多尺度多方向的高频子带图像,各个高频方向子带包含了气泡的边缘、纹理特征和噪声。通过对多尺度高频子带图像进行边缘增强及去噪处理,使气泡分割更准确。假设一个阈值  $T_k^l$  存在于第  $k$  尺度第  $l$  方向

的高频子带,高频子带系数小于  $T_k^l$  则为噪声,反之,代表边缘信息。阈值  $T_k^l$  的计算公式为:

$$T_k^l = \frac{\sum_{l=1}^L E_k^l}{L \cdot E_k^l} \cdot \frac{\sigma_n^2(k, l)}{\sigma_x(k, l)}, \quad (4)$$

$$\sigma_n = \text{Median}(|C_k^l(i, j)|) / 0.6745, \quad (5)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\max(\sigma_s^2 - \sigma_n^2, 0)}, \quad (6)$$

式中:  $\sigma_n$  表示子带噪声标准差,  $\sigma_x$  表示子带信号标准差,  $\sigma_s^2$  表示子带系数方差,  $L$  为第  $k$  尺度的方向总数,  $C_k^l(i, j)$  表示该子带在  $(i, j)$  点的系数,  $E_k^l$  表示第  $k$  尺度第  $l$  方向的子带系数能量。

对小于阈值  $T_k^l$  的噪声系数采用非线性增益函数抑制:

$$g(x) = \frac{\text{sigm}[c(x-b)] - \text{sigm}[-c(x+b)]}{\text{sigm}[c(1-b)] - \text{sigm}[-c(1+b)]}, \quad (7)$$

式中:  $\text{sigm}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ , 参数  $c$  控制增强强度取  $[10, 30]$  之间, 参数  $b$  用于控制增强范围取  $[0, 1]$  之间, 可由式(8)计算, 式中  $\max C_k^l$  表示该子带的最大系数:

$$g\left(\frac{0.8T_k^l}{\max C_k^l}\right) = \frac{0.8T_k^l}{\max C_k^l}. \quad (8)$$

定义像素点  $(i, j)$  在第  $k$  尺度第  $l$  方向高频子带上的尺度相关系数  $\text{Corr}_k^l(i, j)$  为:

$$\text{Corr}_k^l(i, j) = \prod_{k=1}^k C_k^l(i, j) \sqrt{\frac{E_k^l}{E_{\text{Corr}_k^l}}}, \quad (9)$$

式中:  $\prod_{k=1}^k C_k^l(i, j)$  表示不同尺度在  $(i, j)$  位置上的系数乘积,  $E_{\text{Corr}_k^l}$  表示第  $k$  尺度第  $l$  方向子带的  $\prod_{k=1}^k C_k^l(i, j)$  系数能量,  $\frac{E_k^l}{E_{\text{Corr}_k^l}}$  是便于系数比较的归一化处理。最后, 高频子带系数的增强函数为:

$$G_k^l(i, j) = \begin{cases} 0, & C_k^l(i, j) < 0.8T_k^l \\ 0, & 0.8T_k^l \leq C_k^l(i, j) \leq 1.2T_k^l \\ & \text{且 } \text{Corr}_k^l(i, j) < C_k^l(i, j) \\ \max C_k^l \times g\left(\frac{C_k^l(i, j)}{\max C_k^l}\right), & 0.8T_k^l \leq C_k^l(i, j) \leq 1.2T_k^l, \\ & \text{且 } \text{Corr}_k^l(i, j) \geq C_k^l(i, j) \\ \max C_k^l \times g\left(\frac{C_k^l(i, j)}{\max C_k^l}\right), & C_k^l(i, j) \geq 1.2T_k^l \end{cases}, \quad (10)$$

$G_k^l(i, j)$  为调整后的高频子带系数; 直接去除小于  $0.8T_k^l$  的噪声系数, 对边缘、弱边缘系数进行非线性增强。

### 3 基于显著性检测结果的图割方法

视觉显著性检测是指通过智能算法模拟人的视觉特点, 获取图像中局部视觉特征突出的显著区域, 即自动选择感兴趣的区域进行处理, 忽略不感兴趣的区域。显著性检测在应用于提取显著目标区域时, 普遍采用阈值的分割方法缺乏广泛适用性。本文在 Graph cuts 框架下, 融入低频子带图像的显著性检测, 有效估计泡沫红外图像的前景与背景, 将资源集中处理图像中最能引起用户兴趣、表现图像内容的区域, 减少计算量, 提高信息处理效率和通用性。

融合各个尺度下的细节, 对多尺度高频子带做增强和去噪处理后进行 NSST 重构, 并对该重构图像进行图割。提取出图像的区域特征与边界特征并将二者融合, 在此基础上建立的模型即为图割算法模型, 具有全局最优性, 且在一定程度上解决了过分割或分割不足的问题。构造一个包含区域项和边界项的能量函数, 把图像映射成一个带权图  $G=(V, E)$ ,  $V$  和  $E$  分别是顶点和边的集合, 图割的能量函数构建为:

$$E(f) = \lambda \sum_{p \in P} (\alpha \cdot F_I(f_p) + \beta \cdot F_S(v'_i)) + \sum_{p \in P, q \in N_p} B(f_p, f_q), \quad (11)$$

式中:  $\sum_{p \in P} (\alpha \cdot F_I(f_p) + \beta \cdot F_S(v'_i))$  为图割能量函数的区域项, 参数  $\alpha$  和  $\beta$  为控制区域约束项  $F_I(f_p)$  和  $F_S(v'_i)$  的权重, 满足  $\alpha + \beta = 1$ , 本文取  $\alpha = 0.7$ ,  $\beta = 0.3$ 。  $\sum_{p \in P, q \in N_p} B(f_p, f_q)$  表示边界项; 参数  $\lambda$  控制区域项和边界项的相对重要性, 本文取  $\lambda = 1$ ;  $P$  为图像  $f$  中所有像素的集合;  $N_p$  为像素点  $p$  的邻域像素集; 最后, 利用最大流/最小割算法求解能量函数的最小值, 得到分割结果。

为了突出泡沫红外图像中高温区域表示的新生成和崩塌的气泡, 本文采用基于高斯拟合的气泡亮度模型, 气泡亮度模型构建公式为:

$$f_I(I) = \exp\left[k \frac{(I - I_L)(I_H - I)}{(I_H - I_L)^2}\right], \quad (12)$$

式中:  $I$  为图像亮度, 气泡亮度范围为  $[I_L, I_H]$ ,

参数  $k$  用于气泡亮度模型中新生成和崩塌的气泡与背景的对比度调节,  $k$  取 1.5。亮度模型  $f_I$  要进行各向异性滤波并归一化到  $[0, 1]$  之间。

对泡沫红外图像中的显著性区域进行高斯拟合, 运用高斯函数拟合其亮度分布, 来获取气泡亮度范围  $[I_L, I_H]$ , 公式表示为:

$$P(x) = c \exp\left(-\frac{(x-a)^2}{b^2}\right), \quad (13)$$

式中:  $a$  为高斯分布的中心,  $c$  表示高斯分布的峰值,  $b$  控制高斯分布的宽度, 气泡亮度范围  $[I_L, I_H]$  取  $[a-b, a+b]$ , 图像亮度  $I$  越靠近气泡亮度范围  $[I_L, I_H]$  的中心,  $f_I(I)$  值越大, 表明该像素点属于高温区域表示的新生成和崩塌的气泡的概率越大。

$I_p$  表示像素点  $p$  的亮度值,  $F_I(f_p)$  为亮度约束项, 定义如下:

$$F_I(f_p) = \begin{cases} 1 - f_I(I_p), & f_p \text{ 为目标} \\ f_I(I_p), & f_p \text{ 为背景} \end{cases}. \quad (14)$$

仅依赖亮度特征的区域项会出现不是目标的区域也被提取分割的现象。为弥补亮度特征判断不足所产生的干扰结果, 本文加入显著性约束项, 区域显著值较大的被判定为目标; 反之, 判定为背景。

把低频子带图像的显著图分割为  $n$  个区域块  $R = \{R_i \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ , 每一个区域块对应面积为  $A = \{A_i \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ , 并建立区域邻接图  $G'=(V', E')$ , 其中,  $V'$  由区域块  $R_i$  构成,  $E'$  由相邻区域构成的, 顶点用  $v'_i$  表示。在低频显著性检测中计算得到显著值  $S_p$  ( $0 \sim 1$ ), 并求每个区域块  $R_i$  的显著均值  $S'_i$ , 公式为:

$$S'_i = \frac{1}{A} \sum_{p \in R_i} S_p. \quad (15)$$

显著均值  $S'_i$  是显著性约束项的重要参数, 把显著均值  $S'_i$  的平均值表示的  $m$  作为调节参数, 可调节区域之间的显著性差异, 更有效地区分前景与背景, 公式为:

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S'_i, \quad (16)$$

$$S'_{Fi} = S'_i \times \frac{S'_i}{m}, \quad (17)$$

$$S'_{Bi} = (1 - S'_i) \times \frac{(1 - S'_i)}{(1 - m)}, \quad (18)$$

式中:  $S'_{Fi}$  为前景的显著均值,  $S'_{Bi}$  为背景的显

著均值,  $F_s(v'_i)$  为显著性约束项,定义如下:

$$F_s(v'_i) = \begin{cases} \frac{S'_{Fi}}{S'_{Fi} + S'_{Bi}}, v'_i \text{ 为目标} \\ \frac{S'_{Bi}}{S'_{Fi} + S'_{Bi}}, v'_i \text{ 为背景} \end{cases} \quad (19)$$

图割能量函数中的边界项用  $B(f_p, f_q)$  表示,公式为:

$$B(f_p, f_q) = \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{d(p, q)}, \quad (20)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{S_P} \cdot \sum_{p \in P, q \in N_p} |I_p - I_q|^2}, \quad (21)$$

式中:  $I_p$ 、 $I_q$  分别表示像素点  $p$  和像素点  $q$  的亮度值,  $d(p, q)$  为像素  $p$  和  $q$  之间的欧氏距离,  $S_P$  为像素集  $P$  的像素总数。如果邻域像素  $p$  和  $q$  越相似,那么  $B(f_p, f_q)$  越大;如果两者存在很

大差异,那么  $B(f_p, f_q)$  逼近于 0,即能量越小,它们处于目标和背景的边缘部分的可能性很大,则有较大可能被分割。

#### 4 算法流程与步骤

综上分析,本文泡沫红外图像的 NSST 域分割算法流程图如图 2 所示,具体实现步骤如下:

Step1:摄像机实时采集浮选槽表面的泡沫红外图像,并将图像传输给后台处理主机。

Step2:对泡沫红外图像进行 NSST 多尺度分解,得到 1 个低频图像和  $k$  个尺度不同的高频子带,各尺度高频子带再分解为  $l$  个方向子带。

Step3:采用 GBVS 算法对低频子带图像进行

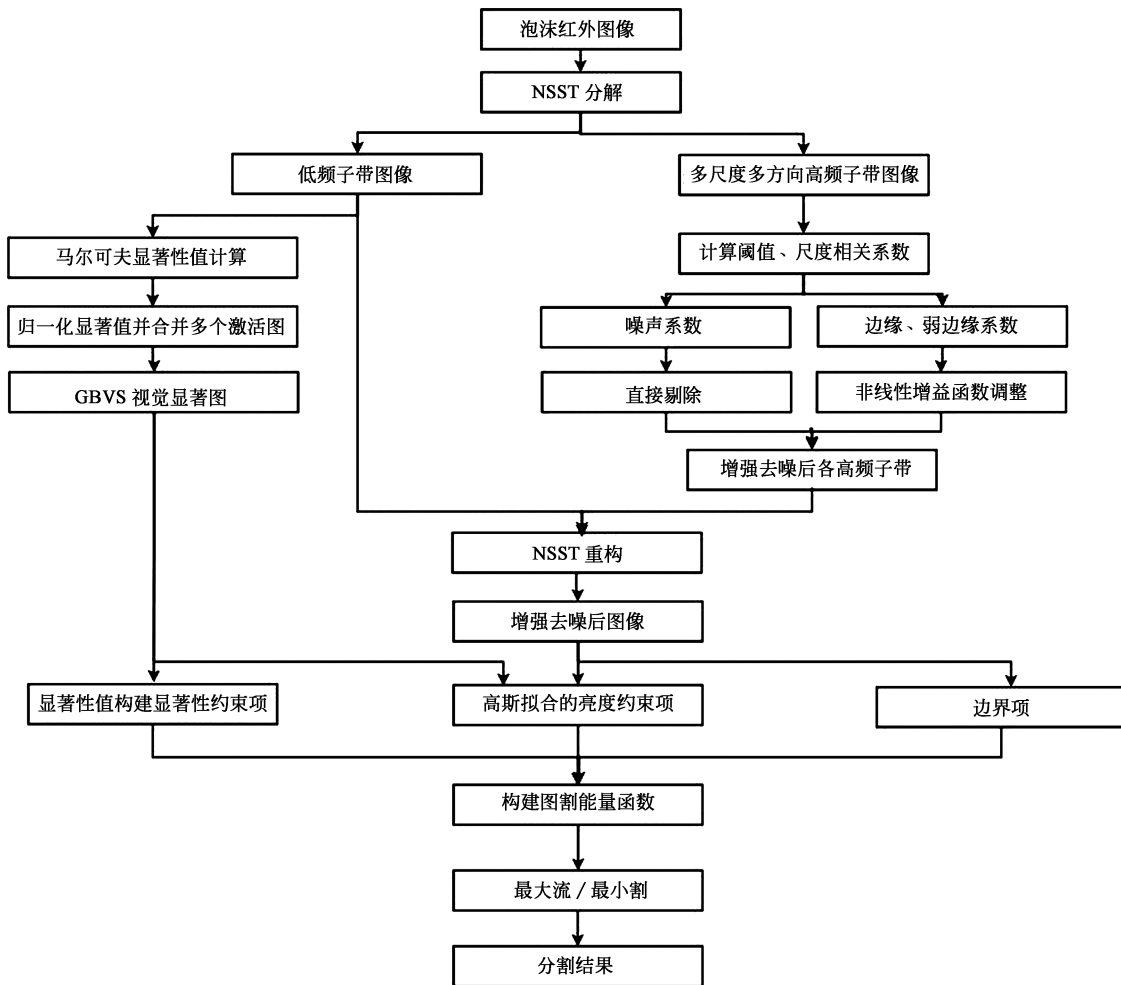


图 2 泡沫红外图像分割流程图

Fig.2 Flow chart of foam infrared image segmentation

显著性检测,引入马尔科夫链计算特征差异得到显著性值,并通过归一化显著值和合并多个激活图生成视觉显著图。

Step4:对各个高频方向子带系数计算阈值  $T_k^l$  和尺度相关系数  $\text{Corr}_k^l(i, j)$ ,再结合式(7)和式(10)去除噪声系数和非线性增强边缘、弱边缘系数。

Step5:结合 NSST 域视觉显著性进行图割,首先,融合各个尺度下的细节,并对增强和去噪处理后的多尺度高频子带、低频子带图像进行 NSST 重构,得到增强及去噪后的泡沫红外图像;然后,结合图像显著值和亮度特征构造一个包含区域项和边界项的能量函数;最后,利用最大流/最小割算法求解能量函数的最小值,得到分割结果。

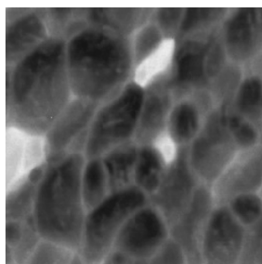
## 5 实验结果与分析

为验证本文所提出的泡沫红外图像分割算法的有效性,以福建金东矿业股份有限公司的铅矿浮选厂泡沫红外图像作为实验测试对象,实验的硬件平台为 Intel(R) Core(TM) i5-4260U CPU@1.40 GHz 2.00 GHz,4.00 GB RAM,运行环境为 Windows 7 + MATLAB 2017a。通过大量实验对所提方法进行验证,给出了各实验步骤的结果及分析,并与现有方法进行了结果比较分析。

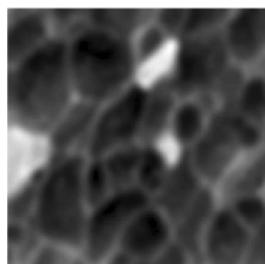
在完成图像分割任务之后,需要对分割结果进行性能评估。一般采用的指标是 IOU 和假阳性率,公式为:

$$\text{IOU} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}, \quad (22)$$

$$\text{假阳性率(Error)} = \frac{\text{FP} + \text{FN}}{\text{TP} + \text{FN}}, \quad (23)$$



(a) 泡沫红外图像  
(a) Foam infrared image



(b) 低频子带图像  
(b) Low frequency subband image



(c) 高频尺度 1  
(c) High frequency scale 1



(d) 高频尺度 2  
(d) High frequency scale 2

式中: TP 为标准割和算法分割结果相交部分, FN 为标准割减去 TP 部分, FP 为算法分割结果减去 TP 部分,分割结果与标准割比较示意图如图 3 所示。

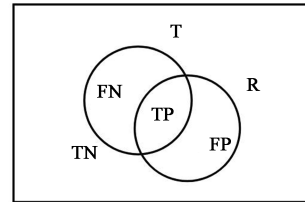


图 3 分割结果与标准割比较示意图

Fig.3 Comparison of segmentation results map with standard segmentation map

实验 1 为泡沫红外图像分割实验结果及对比。对浮选泡沫红外图像(见图 4(a))进行 NSST 分解,得到低频子带图像(见图 4(b))和多尺度高频子带,其中高频尺度 1 如图 4(c)所示、高频尺度 2 如图 4(d)所示。对低频子带图像进行 GBVS 显著性检测,GBVS 图如图 4(e)所示,显著部分如图 4(f)所示,图中点表示显著部分的质心。融合各个尺度下的细节,并对增强和去噪处理后的多尺度高频子带、低频子带图像进行 NSST 重构,得到增强及去噪后的泡沫红外图像如图 4(g)所示。最后对图像进行图割操作,分割结果如图 4(h)所示。

若采用直接对泡沫红外图像进行 GBVS 显著性检测,不在 NSST 低频子带图像下进行显著性检测,GBVS 图如图 4(i)所示,而后进行图割得到结果如图 4(j)所示,容易分割出非目标区域,分割精度较低。若没有对多尺度高频子带先进行增强去噪处理再图割,分割结果如图 4(k)所示,目标区域边缘杂乱,精确度不高。泡沫红外图像标准割如图 4(l)所示。



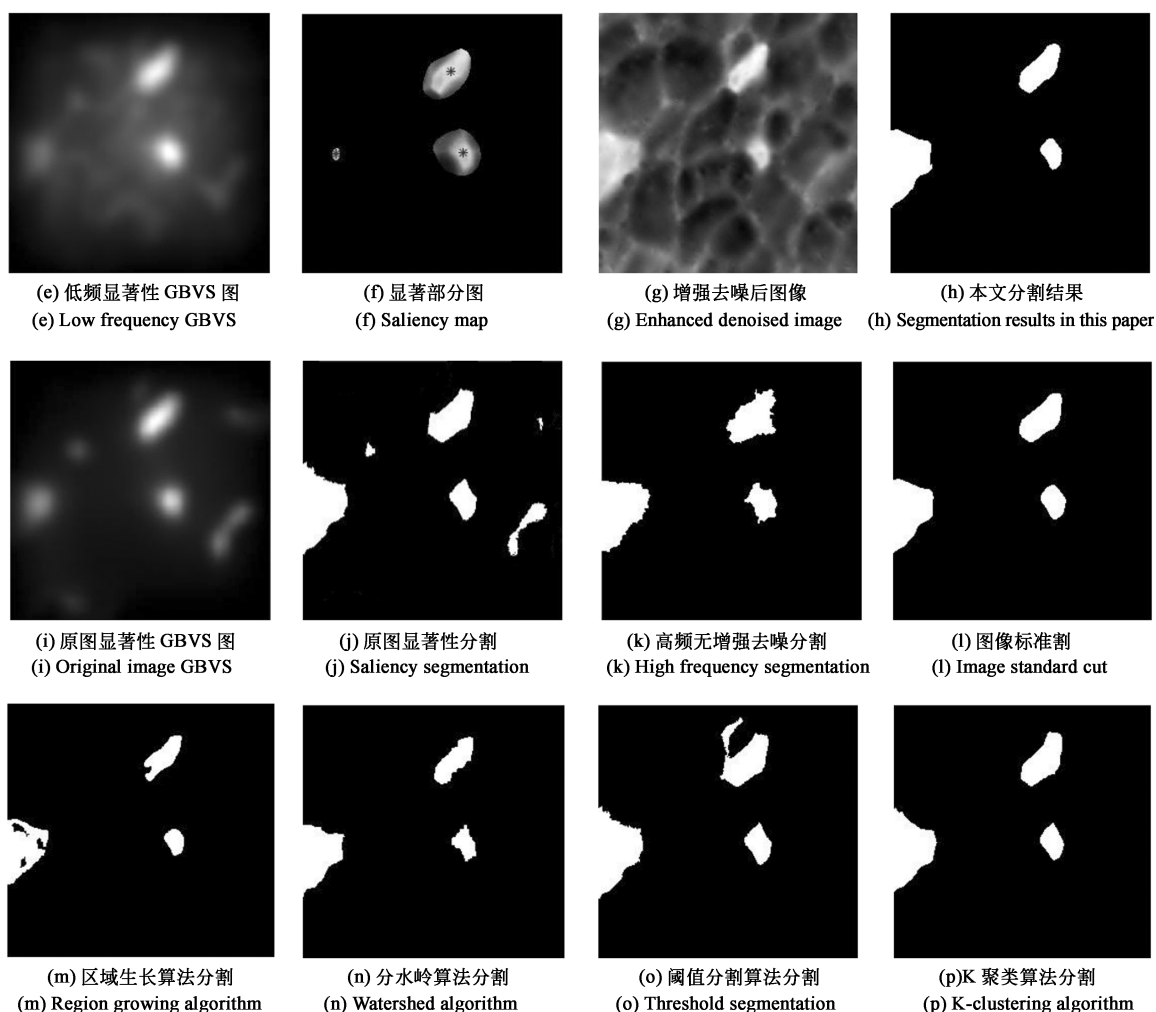
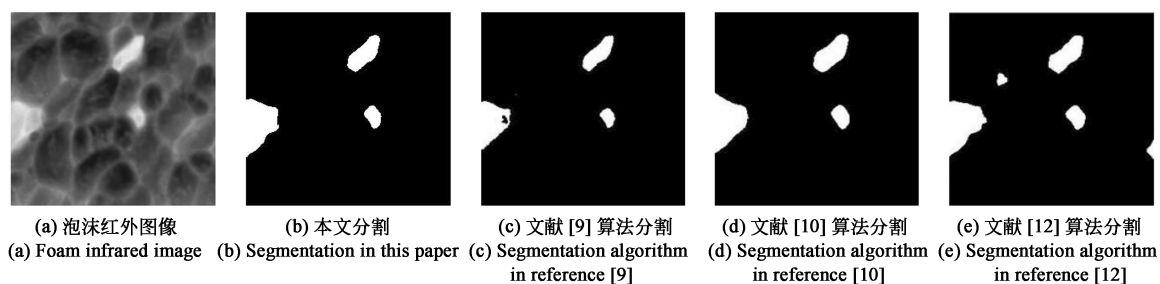


图 4 本文分割算法的实验结果及对比

Fig.4 Experimental results and comparison of the segmentation algorithm in this paper

将本文分割算法与传统分割算法相比较,区域生长算法分割结果如图 4(m)所示,分割存在区域空洞和边缘模糊问题。分水岭算法分割结果如图 4(n)所示,分割精度有所提高,但缺乏边缘平滑。阈值分割算法分割结果如图 4(o)所示,分割速度较快但精度不高。K 聚类算法分割结果如图 4(p)所示,分割后的图像轮廓清晰,但是完整度较低。

实验 2 为验证本文算法在红外图像下具有较好的抗噪声性能,对浮选泡沫红外图像叠加了均值为 0,方差为 10%的高斯白噪声,结果如图 5(f)所示,并与现有文献方法和原始泡沫红外图像各文献分割算法进行结果比较分析。各方法分割结果如图 5 所示。用 IOU 和假阳性率对分割结果进行性能评估,验证本文分割算法的精确度和有效性,各算法的实验数据统计如表 1 所示。



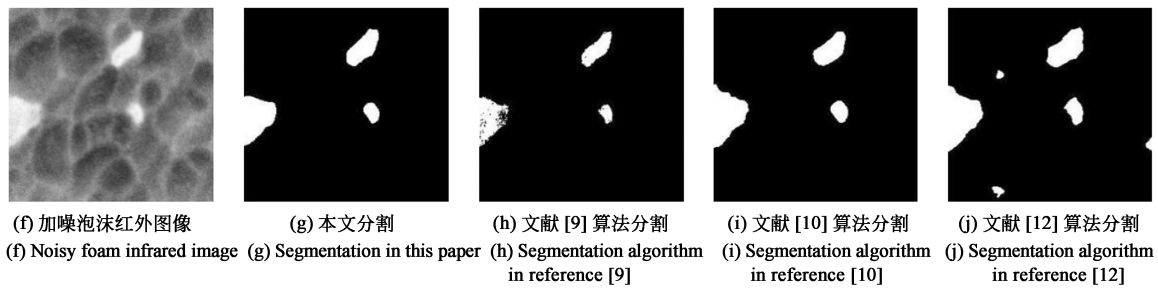


图 5 加噪泡沫红外图像分割算法的对比

Fig.5 Comparison of noise foam infrared image segmentation algorithms

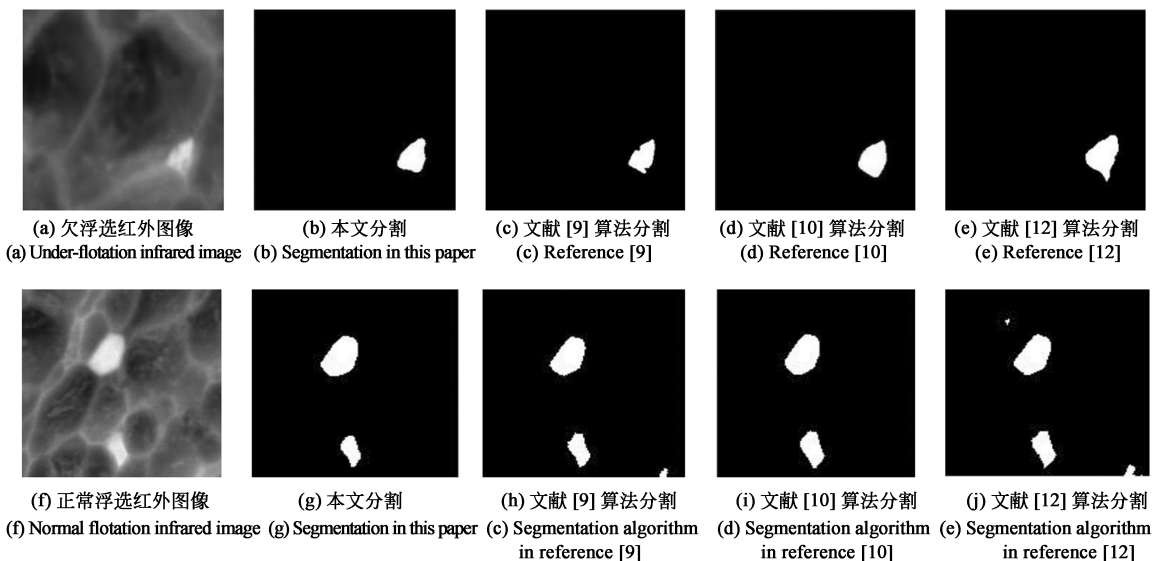
表 1 加噪泡沫红外图像分割结果比较

Tab.1 Comparison of noised foam infrared image segmentation results

Image	Original image		Noise picture	
	IOU	Error	IOU	Error
Algorithm in this paper	0.902 002	0.120 094	0.891 812	0.114 631
Regional growth	0.714 248	0.285 752	0.694 947	0.305 053
Watershed	0.827 659	0.179 467	0.834 463	0.200 730
Threshold segmentation	0.799 830	0.399 063	0.711 017	0.577 389
K-clustering	0.835 571	0.278 210	0.785 234	0.372 991
Reference[9]	0.741 430	0.258 836	0.689 003	0.310 997
Reference [10]	0.875 244	0.206 299	0.864 332	0.222 743
Reference [12]	0.842 240	0.283 690	0.780 115	0.433 610

实验 3 为验证本文算法在不同工况下,不同大小、个数和类型的气泡图像具有普遍性。对采集的 100 张 256×256 浮选泡沫热成像图,分别运用文献[9]、文献[10]、文献[12]及文中算法进行分割,为了

定量比较分割效果,选取有代表性的欠浮选、正常浮选、过浮选图像进行试验,试验结果如图 6 所示,计算分割后图像的 IOU、假阳性率,及算法的平均运行时间,各算法的性能统计结果如表 2 所示。



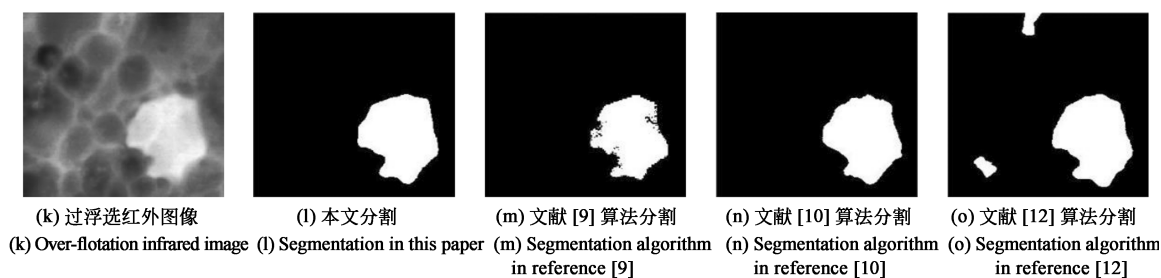


图 6 3 种浮选红外图像分割算法的对比

Fig.6 Comparison of three flotation infrared image segmentation algorithms

表 2 3 种浮选红外图像分割结果比较

Tab.2 Comparison of segmentation results of three flotation infrared images

Image	Under-flotation		Normal flotation		Over-flotation		Running time/s
	IOU	Error	IOU	Error	IOU	Error	
Algorithm in this paper	0.887 837	0.138 799	0.888 614	0.157 178	0.921 357	0.129 308	6.530 1
Reference [9]	0.795 181	0.218 721	0.797 424	0.318 501	0.837 634	0.162 366	1.344 0
Reference [10]	0.818 874	0.374 573	0.824 089	0.252 323	0.877 127	0.216 077	3.111 9
Reference [12]	0.695 711	0.579 986	0.761 597	0.423 948	0.848 238	0.272 709	3.801 7

实验数据表明:区域生长分割算法、阈值分割算法、文献[9]和文献[12]易受光照和运动形变影响,造成分割区域有空洞、分割出非目标区域,精确度较低。分水岭分割算法存在边界模糊问题且受限于分割参数的选取,存在一定的误差。K 聚类算法分割一定程度上解决了过分割和欠分割现象,分割后的图像目标轮廓清晰,但精度仍较低。文献[10]能准确识别目标,分割精度较其他方法有一定提高。本文方法受影响小,分割精度较高,且在噪声较大的红外图像下,阈值分割算法、K 聚类算法、文献[9]和文献[12]的分割精度急剧下降,而本文方法仍保持较高精度,有较好的抗噪性。各算法的平均运行时间统计如表 2 所示,本文分割方法的运行时间较长,是现有文献方法的 2~3 倍,但本文方法能准确识别目标,精确分割出新生成或崩塌的气泡,与实际气泡的边界较吻合,抗噪性好,分割精度高。

实验 4 为了进一步检测新合成或崩塌气泡提取方法的性能,选取正常浮选气泡图像、欠浮选气泡图像、过浮选气泡图像各 50 幅作为实验对象进行定量对比。采用差异法对提取结果进行性能评估,采用的指标为气泡检测效率  $R_D$  及准确率  $T_C$ ,公式为:

$$R_D = \frac{P_t}{P_y} \times 100\%, \quad (24)$$

$$T_C = \frac{P_t}{P_n} \times 100\%, \quad (25)$$

式中:  $P_n$  为专家人工标记的气泡数量,  $P_y$  为各方法提取到的气泡数量,  $P_t$  为各方法检测正确的气泡数量,新合成或崩塌气泡提取结果性能分析如表 3 所示。

将本文方法与改进分水岭分割、文献[9]、文献[10]和文献[12]等分割方法的运行时间进行比较,运行时间见表 2。

根据表 3 结果分析,对于正常浮选气泡图像,4 种方法都呈现出较高的检测效率和准确率,且相差不大。对于欠浮选气泡图像,文献[6]检测精度受气泡形变和光照的影响,气泡的亮点和高亮边缘易被误检,文献[7]和文献[8]对小气泡会造成误检分割,导致检测效率和准确率下降,而本文方法一定程度上提高了分割提取精度,抑制了检测效率和准确率下降。对于过浮选气泡图像,文献[6]存在过分割,文献[7]和文献[8]方法受气泡形变影响而造成误识别,检测效率和准确率不高,而本文方法受影响小,提取精度高。综上分析,本文方法用于检测新合成和崩塌的气泡,表现出较高的检测

表 3 新合成或崩塌气泡提取结果性能分析

Tab.3 Performance analysis of extraction results of newly synthesized or collapsed bubbles

Image type	Reference [6]		Reference [7]		Reference [8]		This article	
	RD/%	TC/%	RD/%	TC/%	RD/%	TC/%	RD/%	TC/%
Normal flotation	89.9	90.9	90.8	89.6	91.6	91.3	91.3	91.8
Under-flotation	80.5	78.1	83.1	81.9	81.9	82.4	89.6	87.1
Over-flotation	82.6	84.1	83.9	88.2	84.1	86.6	90.2	88.9
Average	84.3	84.3	85.9	86.6	85.9	86.8	90.4	89.3

效率和准确率,在不同浮选工况下均表现出良好的鲁棒性,满足浮选生产在线检测和动态变化需求。

## 6 结 论

针对浮选泡沫红外图像目标边界模糊、噪声影响导致图像分割困难的问题,提出一种结合非下采样 Shearlet 变换(NSST)域显著性检测及分割的泡沫红外图像分割方法。采用泡沫红外图像进行崩塌和新合成气泡的分割,受光照影响很小,抗干扰能力强;在 NSST 域下进行多尺度多方向的高频子带增强及去噪,减少了噪声影响,保留更

多的气泡轮廓信息、边缘及纹理特征,有利于提高边缘区域的分割精度;在 Graph cuts 框架下,融入高斯拟合的气泡亮度模型和低频子带图像的显著性检测,有利于准确估计泡沫红外图像的目标区域与背景,减少了过分割和欠分割现象,提高了分割精度。实验结果表明,本文算法较现有文献方法相比,受光照影响小,能有效对目标区域进行分割,一定程度上解决了过分割和欠分割问题。正常浮选检测准确率为 91.8%,欠浮选为 87.1%,过浮选为 88.9%。分割精度有明显提高,能更加准确地对新生成和崩塌的气泡进行检测,且表现出良好的抗噪性,在不同工况下均表现出良好的鲁棒性,适用于浮选生产检测。

## 参 考 文 献:

- [1] FONSECA R R, FRANCO I C, THOMPSON J P JR, *et al.* Turbidity control on dissolved air flotation process using fuzzy logic [J]. *Water Science & Technology*, 2018, 78(12): 2586-2596.
- [2] TAN J K, LIANG L, PENG Y L, *et al.* The concentrate ash content analysis of coal flotation based on froth images [J]. *Minerals Engineering*, 2016, 92: 9-20.
- [3] SHARMA N, SULTANA H P, SINGH R, *et al.* Image segmentation in constrained IoT servers [J]. *Procedia Computer Science*, 2019, 165: 336-342.
- [4] ZHANG J, TANG Z H, AI M X, *et al.* Nonlinear modeling of the relationship between reagent dosage and flotation froth surface image by Hammerstein-Wiener model [J]. *Minerals Engineering*, 2018, 120: 19-28.
- [5] MORAR S H, BRADSHAW D J, HARRIS M C. The use of the froth surface lamellae burst rate as a flotation froth stability measurement [J]. *Minerals Engineering*, 2012, 36-38: 152-159.
- [6] JAHEDSARAVANI A, MARHABAN M H, MASSINAEI M. Prediction of the metallurgical performances of a batch flotation system by image analysis and neural networks [J]. *Minerals Engineering*, 2014, 69: 137-145.
- [7] 陈良琴,王卫星.基于泡沫表面特征变化及支持向量机的气泡稳定度测量[J].中国矿业大学学报,2018,47(3): 652-661.  
CHEN L Q, WANG W X. Bubble stability measurement based on froth surface feature variation and support vector machine [J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2018, 47(3): 652-661. (in Chinese)
- [8] NAKHAEI F, IRANNAJAD M, MOHAMMADNEJAD S. Column flotation performance prediction: PCA, ANN and image analysis-based approaches [J]. *Physicochemical Problems of Mineral Processing*, 2019, 55(5): 1298-1310.



- [9] 邵磊,张一鸣,李季,等.基于改进的两维 Otsu 管道红外图像高温区域分割研究[J].光谱学与光谱分析,2019,39(5):1637-1642.  
SHAO L, ZHANG Y M, LI J, *et al.* Research on high temperature region segmentation of infrared pipeline image based on improved two-dimensional-Otsu [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(5): 1637-1642. (in Chinese)
- [10] BI H, TANG H, YANG G Y, *et al.* Accurate image segmentation using Gaussian mixture model with saliency map [J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2018, 21(3): 869-878.
- [11] PENG Z L, QU S J, LI Q L. Interactive image segmentation using geodesic appearance overlap graph cut [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2019, 78: 159-170.
- [12] 廖苗,刘毅志,欧阳军林,等.基于非线性增强和图割的 CT 序列肝脏肿瘤自动分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(6):1030-1038.  
LIAO M, LIU Y Z, OUYANG J L, *et al.* Automatic segmentation of liver tumor in CT volumes using nonlinear enhancement and graph cuts [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(6): 1030-1038. (in Chinese)
- [13] SINGH S, ANAND R S, GUPTA D. CT and MR image information fusion scheme using a cascaded framework in ripplet and NSST domain [J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(5): 696-707.
- [14] 廖一鹏,王卫星.基于 Shearlet 多尺度边界检测及融合的浮选气泡提取[J].光学学报,2018,38(3):0315004.  
LIAO Y P, WANG W X. Flotation bubble delineation based on Shearlet multiscale boundary detection and fusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(3): 0315004. (in Chinese)
- [15] 廖一鹏,王卫星,付华栋,等.结合分数阶微分的浮选泡沫图像 NSCT 多尺度增强[J].华南理工大学学报(自然科学版),2018,46(3):92-102.  
LIAO Y P, WANG W X, FU H D, *et al.* Flotation foam image NSCT multi-scale enhancement with fractional differential [J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 46(3): 92-102. (in Chinese)
- [16] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25-46.
- [17] 程黎,吴谨,朱磊.基于结构标签学习的显著性目标检测[J].液晶与显示,2016,31(7):726-732.  
CHENG L, WU J, ZHU L. Salient object detection based on structured labels learning [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(7): 726-732. (in Chinese)
- [18] COUTROT A, HSIAO J H, CHAN A B. Scanpath modeling and classification with hidden Markov models [J]. *Behavior Research Methods*, 2018, 50(1): 362-379.

#### 作者简介:



陈诗媛(1995—),女,广西柳州人,研究生,2018年于福州大学获得学士学位,主要从事机器视觉方面的研究。E-mail: 250407773@qq.com



王卫星(1959—),男,湖南邵阳人,博士,教授,1997年于瑞典皇家工学院获得邵阳博士学位,主要从事图像处理与模式识别、机器视觉应用等方面研究。E-mail: wxwxw@fzu.edu.cn