

文章编号 1004-924X(2016)10-2589-11

结合多尺度边缘增强及自适应谷底 检测的浮选气泡图像分割

廖一鹏*, 王卫星

(福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

摘要:针对浮选气泡图像噪声大、边界弱、传统谷底检测算法对不同类型气泡分割不具普遍性等问题,提出了一种结合 Contourlet 多尺度边缘增强及自适应谷底边界检测的气泡分割方法。该方法通过对气泡图像进行 Contourlet 分解,得到多尺度多方向高频子带;通过对各方向子带的高频系数进行非线性增益处理,实现边缘增强和噪声抑制。对和声搜索算法的“调音”策略和参数设定方法进行了改进,对不同类型气泡图像自适应地获取谷底边界检测算法的最优参数,提取谷底并进行形态学的边缘完善处理。最后进行了分割实验,并与其它方法做了比较。结果表明,采用该方法对不同类型气泡进行分割时,平均检测效率(DER)和准确率(ACR)分别为 91.2%和 90.6%,较传统分割方法有较大提高。该方法无需手工调节参数,自适应能力强,精度高。

关键词:浮选气泡图像;图像分割;Contourlet 变换;多尺度边缘增强;自适应谷底检测;和声搜索算法
中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162410.2589

Flotation froth image segmentation based on multiscale edge enhancement and adaptive valley detection

LIAO Yi-peng*, WANG Wei-xing

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

* Corresponding author, E-mail: fzu_lyp@163.com

Abstract: To overcome the weak edges and large noise of flotation froth image, and to solve the weakness of traditional valley detection algorithm on different kinds of bubble segmentation sizes, a froth image segmentation method was proposed based on Contourlet transform multi-scale edge enhancement and adaptive valley detection. Firstly, the froth image was decomposed by using the Contourlet transform to obtain multi-scale and multi-direction sub-band coefficients. Then, thresholds of the non-linear enhancement function were determined according to the coefficients of each scale to enhance edges and suppress the noise. Furthermore, the optimal position adjustment strategy and parameter setting of HS were improved to find the optimal parameters of valley detection algorithm and to detect the different kinds edges of bubble image size. Finally, segmentation experiment was performed and obtained result was further improved by morphological processing. Experiments show that the proposed method effectively detects the edges of different type of bubbles adaptively, and the average de-

收稿日期:2016-05-13;修订日期:2016-06-22.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61170147, No. 61471124)

tection efficiency (DER) is 91.2% and the average accuracy (ACR) is 90.6%, which is much better than that of traditional methods. This method has high precision, good adaptive ability, and does not need to adjust parameters manually.

Key words: flotation froth image; image segmentation; Contourlet transform; multi-scale edge enhancement; adaptive valley detection; harmony search algorithm

1 引言

矿物浮选过程中,气泡形态可以直接反映生产工况及生产指标,而泡沫分割是气泡形态特征提取的关键步骤^[1-2],实际情况中,浮选气泡粘连、受环境光照影响大,边界不明显,使得浮选图像增强和分割一直是国内外研究的难题,目前尚没有很好的方法解决气泡图像分割。

目前,主流的泡沫图像分割方法主要有基于边缘和基于区域的方法。基于区域的分割方法,主要以气泡亮点作为标识点,运用改进分水岭算法分割泡沫图像^[3-5],其对均匀分布气泡取得了较好的分割效果,但是它对光照敏感,易产生过分割。基于边缘的分割方法中,周开军等提出了模糊三值模式的浮选气泡边缘检测^[6],具有较高的准确率,但是由于该方法的掩模区域尺寸是固定的,而气泡尺寸是波动的,因此其不具有普遍性。Wang 等提出了基于谷底边界检测的气泡图像分割算法^[7-9],该算法抗噪能力强,效率高,但其凭经验选取模板尺寸和阈值,无法自适应分割,对微弱边界需要进行端点连接处理,有待进一步优化。为提高谷底边界检测的精度,可对泡沫图像先进行增强处理,常用空间域图像增强方法使边界细节得到增强,但同时也放大了噪声。由于频域变换的增强方法可以避免这一问题,故已成为研究热点^[10-12]。其中基于 Contourlet 变换的多尺度增强方法^[13-15],在抑制噪声、突出边缘细节方面,具有明显优势。

针对谷底边界检测算法的自适应问题,可采用人工智能优化算法来自动调整模板尺寸和阈值,和声搜索算法^[16](HS)是一种模拟音乐演奏中乐队和声原理的元启发式搜索算法,具有很强的并行和全局搜索能力,是解决谷底边界检测算法参数自适应优化的有效工具。

为此,本文提出一种结合 Contourlet 多尺度

边缘增强及自适应谷底边界检测的气泡分割方法。针对微弱边缘,先对图像进行 Contourlet 分解,得到多尺度多方向高频子带,对各方向子带的高频系数进行阈值计算和非线性增益函数处理,来抑制噪声,增强弱边缘;为提高分割方法的自适应性,对和声搜索算法的“调音”策略和参数设定进行改进,进而自适应获取谷底边界检测算法的最优参数,提取准确的气泡边缘;最后采用形态学对边缘进行完善,并与其他分割方法进行了比较。

2 多尺度边缘增强

2.1 图像 Contourlet 变换

Contourlet 变换又叫塔型方向滤波器组,其简称为 PDFB (Pyramid Directional Filter Bank)^[17]。Contourlet 变换过程如图 1 所示,首先用拉普拉斯金字塔方法 (Laplacian Pyramid, LP) 分解图像,得到一个低通采样图像和一个高通图像,对低通图像继续分解,如此反复迭代,得到一个低通图像和多个高通图像。然后用方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 把高通图像分解成各个方向高频系数,Contourlet 变换有完全重构优点。

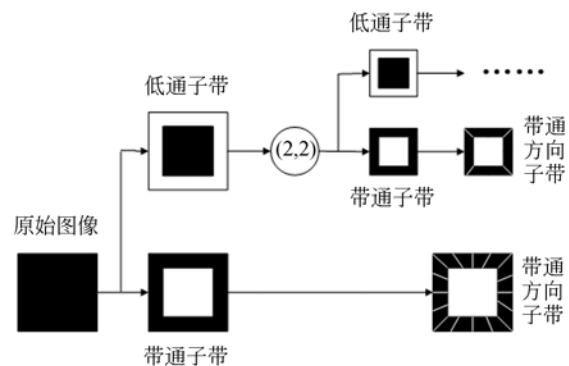


图 1 Contourlet 分解流程

Fig. 1 Flow chart of Contourlet transformation

2.2 阈值确定及非线性增益函数增强

浮选泡沫图像经 Contourlet 分解后产生了一个低通子带和若干个高频方向子带,低频子带主要包含气泡轮廓和亮点信息,为避免气泡亮点对后续分割造成影响而不作处理;高频方向子带主要包含了强边缘、弱边缘和噪声,可通过调整高频方向子带系数达到增强弱边缘,衰减各种噪声的目的。对高频方向子带系数按式(1)的增强函数^[13]进行调整,但是过度的增强边缘将影响谷底检测的连续性,本文采用双阈值对强边缘、弱边缘和噪声系数分别进行处理,如图 2 所示。

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

式中,参数 c 用于控制增强强度,取值一般在 $[10, 30]$ 之间,这里取 20。参数 b 用于控制增强范围,取值在 $[0, 1]$ 之间。可以用 T_2, T_3 来约束函数的增强范围, $[0, T_2]$ 为噪声系数,为了抑制噪声,可使这部分的放大倍数小于 1。 $[T_2, T_3]$ 内的弱边缘系数得到增强, $[T_3, 1]$ 的强边缘系数保持不变,这里根据大量实验统计结果,将 T_3 取值为 0.85。

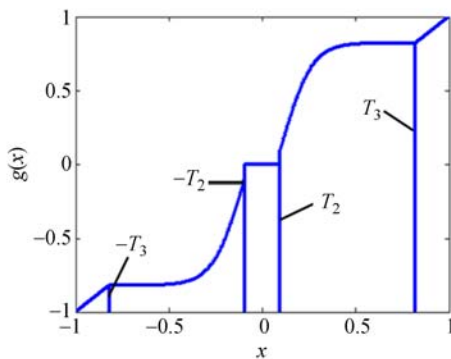


图 2 增强函数曲线图

Fig. 2 Graph of enhancing function

对第 m 尺度上的第 n 个方向子带系数,存在一个阈值 T_n^m ,系数小于 T_n^m 时对应的像素为噪声,系数大于 T_n^m 时,代表边缘信息。设 $c_n^m(i, j)$ 代表该子带在 (i, j) 点的系数, $\overline{c_n^m}$ 为子带系数均值,可以按式(2)自适应计算阈值:

$$T_n^m = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{1}{I \times J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J [C_n^m(i, j) - \overline{C_n^m}]^2}, \quad (2)$$

把子带系数归一化, $\max c_n^m$ 表示该子带的最大系数,由 $g(x) = x$,可计算 b 的值:

$$g\left(\frac{T_n^m}{\max c_n^m}\right) = \frac{T_n^m}{\max c_n^m}, \quad (3)$$

最后,该方向子带的非线性增益函数为:

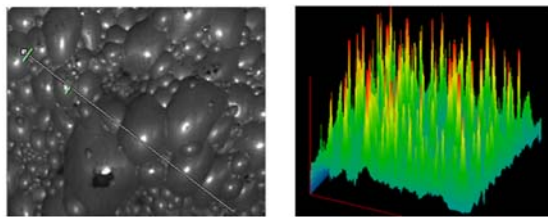
$$G_n^m(i, j) = \begin{cases} \max c_n^m \times g\left(\frac{c_n^m(i, j)}{\max c_n^m}\right), & 0 < c_n^m(i, j) \leq T_3 \max c_n^m \\ c_n^m(i, j), & T_3 \max c_n^m < c_n^m(i, j) \leq \max c_n^m \end{cases} \quad (4)$$

$G_n^m(i, j)$ 为调整后的子带系数,抑制了噪声,可以使弱边缘增强,强边缘保持不变。

3 自适应谷底检测分割气泡图像

3.1 谷底边界检测算法

图 3(a) 是一幅随机的浮选气泡图像,图 3(b) 是相对应的三维显示图,其中高度代表像素点的灰度值,图 3(c) (彩图见期刊电子版) 是图 3(a) 中直线部分的截面灰度值,波峰代表气泡高亮点,波谷代表对应的气泡边缘。可以看出波谷点对应的灰度值都不相同,使用传统的阈值分割方法进行分割必然会存在过分割或欠分割。

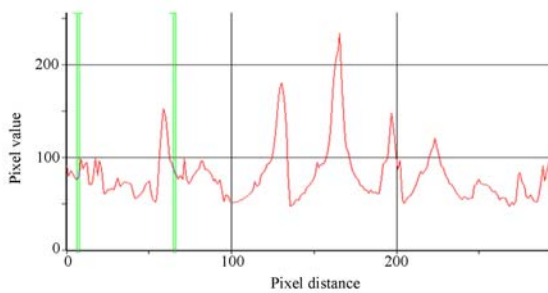


(a) 浮选气泡图像

(b) 三维气泡图

(a) Bubble image

(b) 3D bubble image



(c) 截面灰度图

(c) Gray-scale graph of cross section

图 3 浮选气泡特征图

Fig. 3 Feature graph of flotation bubble

谷底检测算法可以较好地提取谷底处的像素,而分数阶积分可以大幅度提高信号中的低频和甚低频成分^[18],本文采用基于分数阶积分和谷底检测算法相结合的方法来提取气泡边缘。根据

G-L 分数阶积分定义式可推出分数阶积分的差分定义:

$$\Gamma^v f(x) \approx f(x) + v f(x-1) + \frac{v(v+1)}{2} f(x-2) + \frac{v(v+1)(v+3)}{6} f(x-3) + \dots + \frac{\Gamma(v+1)}{n! \Gamma(v-n+1)} f(x-n), \quad (5)$$

提取差分式的各项系数:

$$\begin{cases} a_0 = 1, a_1 = v, a_2 = \frac{v(v+1)}{2} \\ a_3 = \frac{v(v+1)(v+2)}{6} \\ \vdots \\ a_n = \frac{\Gamma(v+1)}{n! \Gamma(v-n+1)} \end{cases}, \quad (6)$$

将像素 $f(i, j)$ 的邻域分为 8 个方向, 结合分数阶积分, 构造 8 个方向的模板, 如图 4 所示。

中心模板 X_0 仅包含当前像素 $f(i, j)$, 其他 8 个子模板采用相同的尺寸, 并取分数阶积分差分的前 3 个系数 a_0, a_1, a_2 进行构造, 分别将 8 个方向的掩模与图像进行卷积运算, 对于当前像素值 $f(i, j)$ 可得到 8 个运算结果 $G_1 \sim G_8$ 。

$$G_m = \frac{1}{1 + a_1 + a_2} \sum_{i=-d}^d \sum_{j=-d}^d X_m \cdot f(i, j), m \in [1, 8], \quad (7)$$

式中, d 为模板大小, 决定检测边缘的粗细。设谷底阈值为 T , 将与 X_0 成直线的两个子模板与图像的卷积运算值进行对比, 若每对中的两个方向值都比中心模板值 G_0 高出 T , 则判定 $f(i, j)$ 为谷底, 并按式(8)对 4 个方向对其进行赋值, 取 4 个

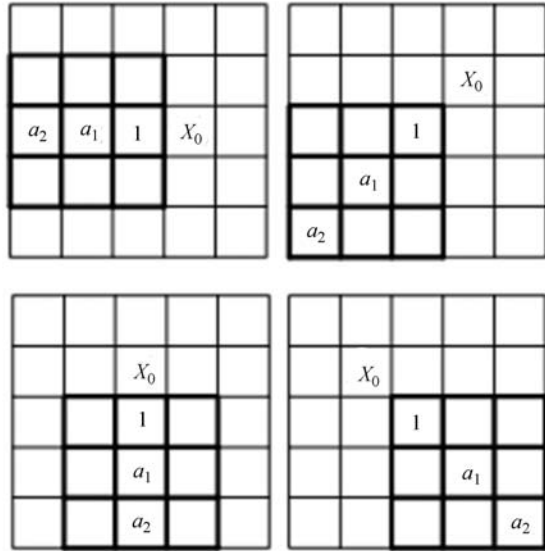


图 4 模板构造示意图

Fig. 4 Schematic of template construction

方向的最大值作为谷底值, 并记录方向, 以及进行二值化处理:

$$g(i, j) = \begin{cases} \max\left\{\frac{G_m + G_{m+4}}{2}\right\}, G_m - f(i, j) \geq T, G_{m+4} - f(i, j) \geq T \\ 0, \text{其他} \end{cases}, \quad (8)$$

根据以上分析可知, 谷底边界检测算法的性能、准确率与参数 v, d 和 T 的设置相关, 因此要提取良好的气泡边缘, 必须选择最优的 v, d 和 T 值。

3.2 改进和声搜索算法

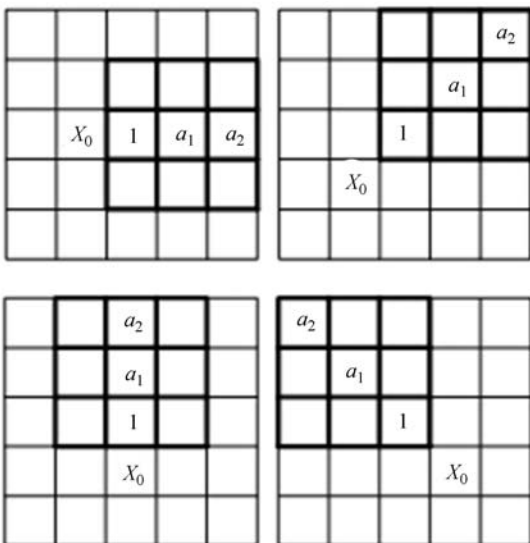
采用基本和声搜索(HS)算法对乐队调音进行模拟, 最终实现完美和声, 已经成功应用于组合优化问题^[19], 根据该思想对待优化问题进行求解。在 HS 算法中, 候选解之间的“调音”相互独立, 没有信息共享机制, 而且迭代过程中带宽 BW 保持不变, 易陷入局部极小值。本文对 HS 算法的“调音”策略和 BW 的设置进行改进, 设记忆库保留概率为 HMCR, 音调调解率为 PAR, x_i^{best} 和 x_i^{worst} 为记忆库中的最优和最差和声, x'_i 为将产生的新和声。

随机产生 r_1, r_2 , 若 $r_1 < HMCR$ 且 $r_2 < PAR$, 则按式(9)、(10)进行调音:

$$x'_i = \text{rand}(x_i^{\text{best}} - BW, x_i^{\text{best}} + BW), \quad (9)$$

$$BW = |x_i^{\text{best}} - x_i^{\text{worst}}|. \quad (10)$$

这一改进类似粒子群优化算法的最优位置更新策略, 即对记忆库“最优和声” x_i^{best} 进行“调



音”,又保留了音调调节参数 BW,且随着迭代次数的增加,BW 逐渐缩小,最终能找到全局最优解。

3.3 自适应分割步骤

现场采集浮选泡沫图像,首先对图像进行 Contourlet 变换分解,并进行多尺度多方向高频子带边缘增强,接着结合改进和声搜索(IHS)最优参数进行自适应谷底边界检测,最后对检测边界进行形态学处理,实现流程如图 5,具体步骤如下。

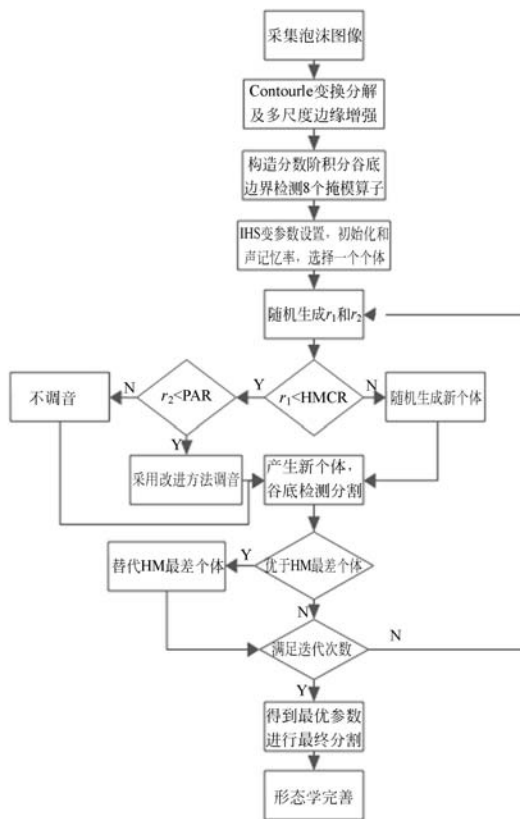


图 5 自适应分割流程图

Fig. 5 Flow chart of adaptive segmentation

(1) 现场采集浮选泡沫图像。

(2) 图像 Contourlet 变换分解,提取各尺度各方向的高频子带系数,并确定噪声阈值,对非线性增益函数进行分段,以提升弱边缘的系数值。

(3) 构造分数阶积分谷底边界检测算法的 8 个方向掩模算子,以 45°方向为例,如图 6 所示, d 为子块大小, v 为积分阶数。

(4) 基本参数设置,初始化和声记忆库。

- ①乐器个数:3 个(即 v 、 d 和 T);
- ②确定各种乐器的音调范围;
- ③初始化和声记忆库 HM 的和声个数 M ,和

	d	d	d
d	0	0	$v(v+2)/2$
d	0	v	0
d	1	0	0

图 6 45°方向掩模算子

Fig. 6 Mask operator of 45° direction

声记忆库保留概率 HMCR,记忆库扰动概率 PAR,最大迭代次数 N ;

④产生 M 个初始和声,并记录每个个体的适应度值(这里的适应度是分割后的孤立点与总谷底点的比率),从中随机选择一个个体。

(5)在 $[0,1]$ 期间随机生成 r_1, r_2 ,采用改进的“调音”策略和 BW 的设置,产生新的个体,并进行谷底边界检测和适应度计算,如果新个体优于 HM 中的最差个体,则用其替换对应的个体。

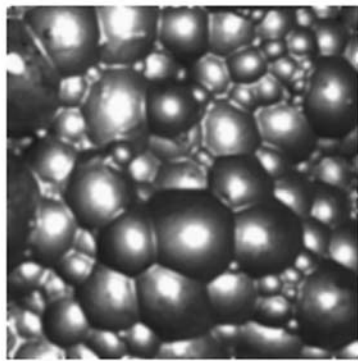
(6)判断是否达到终止条件,如果达到最大迭代次数,最优个体的 v, d 和 T 作为谷底边界检测算法的参数,进行最终分割,否则转步骤(5)。

(7)最后采用形态学进行噪声谷点去除、边界跟踪和区域合并^[8]。

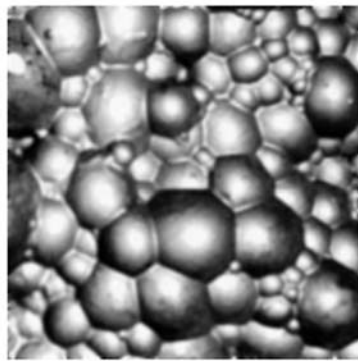
4 实验结果与分析

为了验证本文所提出的边缘检测方法的性能,以福建金东矿业股份有限公司的铅矿浮选厂泡沫图像作为测试对象,硬件平台为 Intel(R) Core(TM) i5-4570 CPU @ 3.20GHz、4.00GB (RAM),仿真运行环境为 Windows 7 Matlab 2014a。

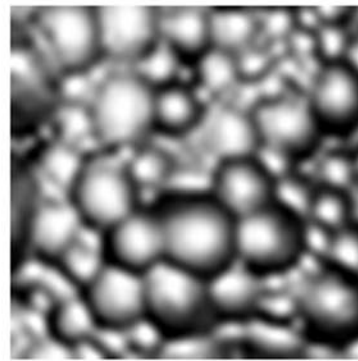
首先对浮选泡沫图像进行多尺度分解,为减少气泡亮点对后续分割的影响,先对泡沫图像直方图均衡化后再做 Contourlet 变换,得到尺度 1 的低通图像 7(c),尺度 2 的两个方向的高频子带图像 7(d)和(e),尺度 3 的 4 个子带图像 7(f)、(g)、(h)和(i)。低频反映的是气泡的轮廓信息,6 个方向的高频子带表现的则是气泡的边缘和纹理细节。



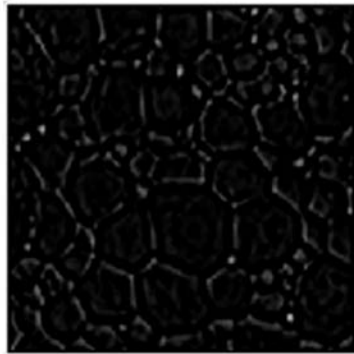
(a) 原图像
(a) Original image



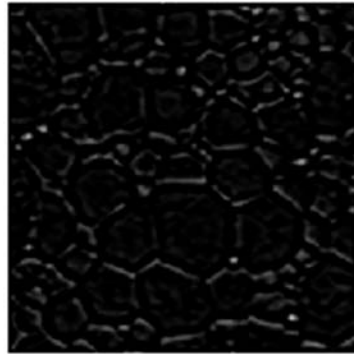
(b) 直方图均衡化
(b) Histogram equalization



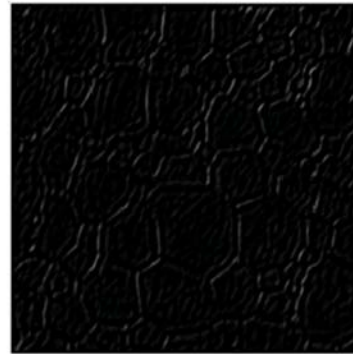
(c) 低通图像
(c) Low pass image



(d) 尺度 2 方向子带 1
(d) The 1st direction subband of 2nd scale



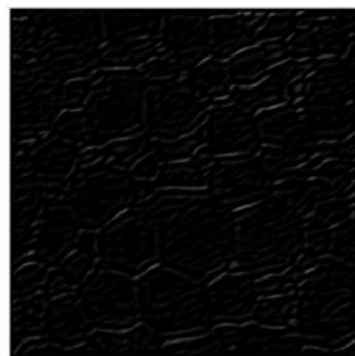
(e) 尺度 2 方向子带 2
(e) The 2nd direction subband of 2nd scale



(f) 尺度 3 方向子带 1
(f) The 1st direction subband of 3rd scale



(g) 尺度 3 方向子带 2
(g) The 2nd direction subband of 3rd scale



(h) 尺度 3 方向子带 3
(h) The 3rd direction subband of 3rd scale



(i) 尺度 3 方向子带 4
(i) The 4th direction subband of 3rd scale

图 7 气泡图像多尺度分解

Fig. 7 Multiscale decomposition of bubble image

对各方向高频子带系数进行阈值计算和非线性增益函数增强处理, 尺度 2 和尺度 3 各个方向子带系数的融合图像如图 8(a) 和 8(d) 所示, 直接线性增强结果如图 8(b) 和 8(e) 所示。可见, 其在

增强边缘的同时放大了噪声, 而非线性增益函数处理后的结果如图 8(c) 和 (f) 所示, 可见, 采用非线性增益函数处是在增强边缘同时抑制了噪声。对低通图像和增强后各个方向子带图像进行

Contourlet 反变换,得到最终的增强图 8(i),可以明显看出,不仅增强了对比度和边缘细节,而且有效抑制了噪声。图 8(g)为平稳小波变换增强后的图像,气泡边缘对比度得到了提高,但出现了局

部亮度失真,及过增强现象,部分边缘细节被掩盖。图 8(h)显示,直接线性增强方法在提高对比度和边缘细节的同时也扩散了噪声,不利于后续处理。



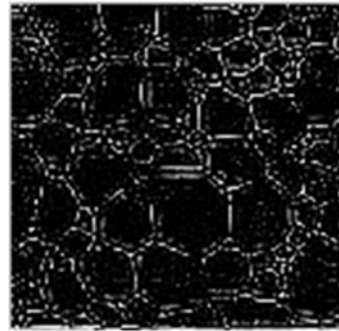
(a) 尺度 2 系数图像

(a) Coefficient image of 2nd scale



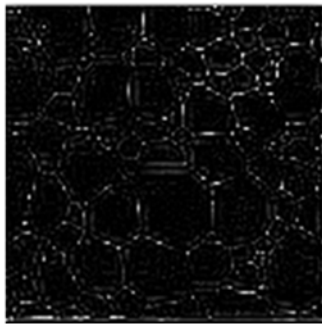
(b) 尺度 2 直接增强

(b) Direct enhancement of 2nd scale



(c) 尺度 2 非线性增强

(c) Nonlinear enhancement of 2nd scale



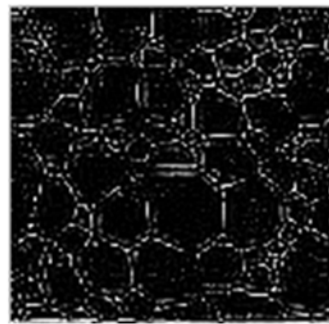
(d) 尺度 3 系数图像

(d) Coefficient image of 3rd scale



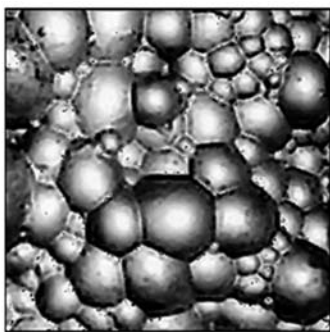
(e) 尺度 3 直接增强

(e) Direct enhancement of 3rd scale



(f) 尺度 3 非线性增强

(f) Nonlinear enhancement of 3rd scale



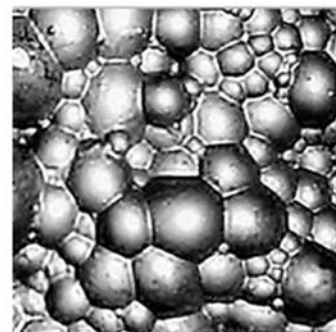
(g) 平稳小波变换增强

(g) Enhanced by SWT



(h) 直接增强结果

(h) Result of direct enhancement



(i) 本文最终增强结果

(i) Enhanced by proposed algorithm

图 8 气泡图像增强效果

Fig. 8 Enhancement effects of bubble image

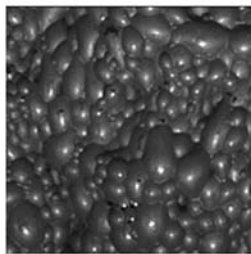
采用文中提出的自适应谷底检测分割方法对中等大小的气泡图像进行分割实验,参数设置为:
① v 为分数阶积分的阶数范围: $0.1 \leq v \leq 0.9$; ② d

为中心模板像素大小,也就是检测的谷底宽度,一般最大气泡边缘宽度不超过 10,这里取: $1 \leq d \leq 10$; ③ T 为谷底检测阈值, T 太大易导致边缘不连

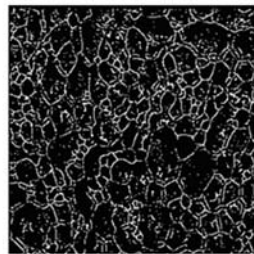
续或丢失, T 太小易导致边缘太粗或者出现伪边缘, 实验发现当 $T > 20$ 时, 只能检测到大量的孤立边缘, 因此设置 $1 \leq T \leq 20$; ④和声记忆库 HM 的和声个数 $M=6$, 和声记忆库保留概率 $HMCR=0.9$, 记忆库扰动概率 $PAR=0.33$, 实验发现迭代次数超过 480 后不再替代最差个体, 因此设置最大迭代次数 $N=500$ 。实验结果如图 9 所示(彩图见期刊电子版), 采用本文检测算法在未增强图像的情况下直接分割, 结果如图 9(b) 所示。结果显示可以正确检测部分气泡边界, 一些弱边界检测不到, 一些噪声边界却被检出。如果图像先进行 Contourlet 多尺度增强后, 再进行分割, 则达到最大迭代次数后, 最优个体参数为: $v=0.6$ 、 $d=3$ 、 $T=6$, 此时的分割结果如图 9(c) 所示。结果显示, 气泡边界增强, 而且噪声大大地减少了。接着, 进行噪声谷点去除、边界跟踪、区域合并等后续处理, 如图 9(d)~(e) 所示, 最后, 与原图叠加得到最终分割效果图 9(f), 闭合了每一个气泡, 而且分割结果与实际气泡的边界也吻合。

将本文方法与 Sobel 检测、Krisch 检测、大津阈值分割、迭代法阈值分割、Canny 检测、改进分水岭分割等方法的分割效果和运行时间进行了比较, 运行时间见表 1。图 9(g)~9(i) 分别是 So-

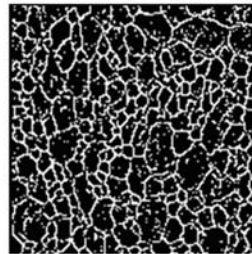
bel、Krisch 和 Canny 检测结果, 这 3 种方法的运行效率较高, 但因受光照, 气泡亮点边界梯度强度的影响, 导致这些法容易检测到“伪”边界, 检测结果不准确。图 9(j) 为大津阈值分割的结果, 该方法分割快, 其能够准确分割出白色亮点, 亮点大小与气泡大小相对应, 但有些气泡有多个亮点, 有些气泡却没有亮点, 不能如实反映气泡数量。而图 9(k) 迭代法阈值分割的结果, 虽然该方法的分割效率比大津阈值法高, 但分割出的亮点大小均匀, 无法反映气泡的大小。图 9(l) 是改进标记分水岭分割结果, 虽然运行时间是前面几种方法的几十倍, 但能准确分割出大部分气泡, 使分割效果大大提高, 因受光照影响大气泡区域存在过分割, 小气泡区域存在欠分割现象。本文方法提取的边缘连续性好, 与实际气泡的边界较吻合, 分割精度高。但是, 相比其他方法, 本文算法运行效率较低, 虽然单次谷底检测只需 0.032 5 s 的运行时间, 但是 Contourlet 算法涉及矩阵运算、和声搜索算法涉及迭代算法, 这两部分所需的运算时间分别为 2.644 2 s 和 6.582 1 s。针对这一问题, 可通过在 Contourlet 域进行多尺度谷底检测和优化搜索范围来提高算法的运行效率, 这将是本文的下一步研究工作。



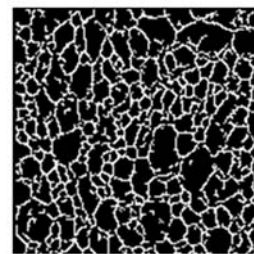
(a) 原图像
(a) Original image



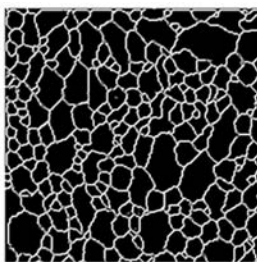
(b) 谷底检测
(b) Valley detection



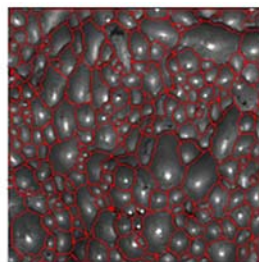
(c) 改进后谷底检测
(c) Improved Valley detection



(d) 噪声谷点去除
(d) Valley noises removed



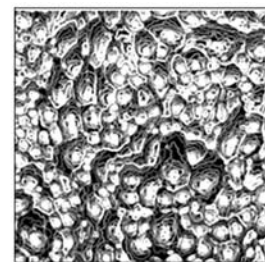
(e) 边界跟踪及区域合并
(e) Boundary tracing and region merging



(f) 本文最终检测结果
(f) Result by proposed algorithm



(g) Sobel 检测结果
(g) Result by Sobel



(h) Krisch 检测结果
(h) Result by Krisch

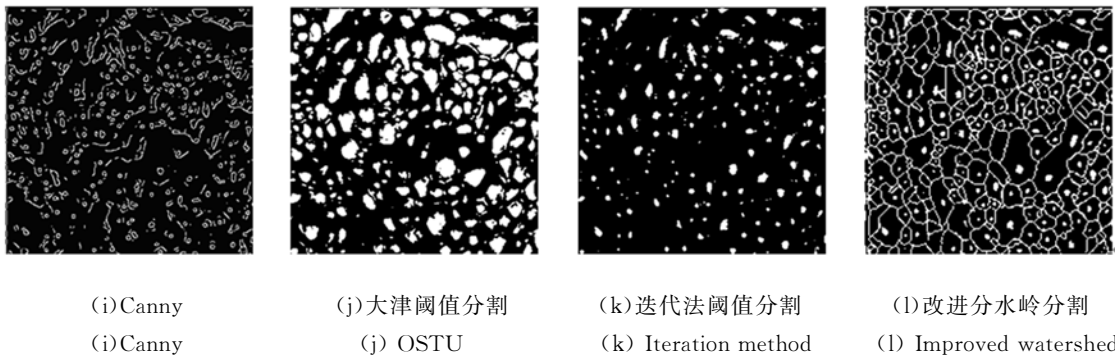


图 9 分割结果及比较

Fig. 9 Comparison of segmentation results by different methods

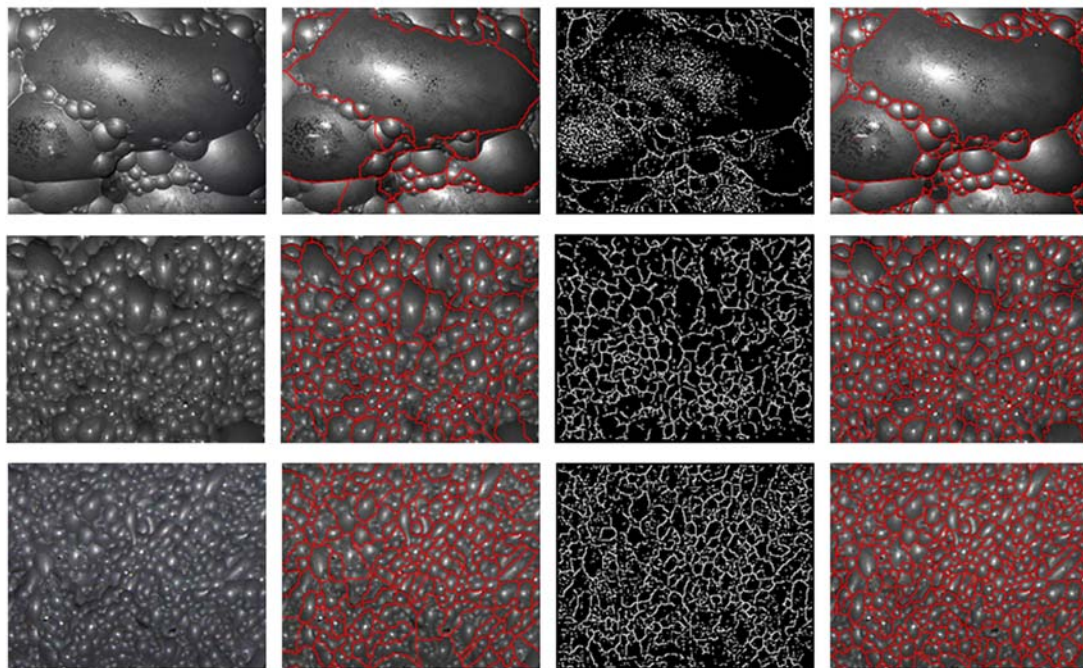
表 1 不同分割方法的运行时间比较

Tab. 1 Comparison of running time for different segmentation methods (s)

	Sobel	Krisch	Canny	OSTU	Iteration	改进分水岭	本文方法
运行时间	0.135 7	0.165 4	0.214 6	0.167 0	0.078 5	2.111 9	9.126 3

为比较不同算法对不同大小不同类型的气泡图像的分割性能,图 10 给出了较大、中等、较小气泡图像,分别运用文献[5-6]改进的分水岭泡沫图像分割算法、文献[8-9]传统的谷底检测分割算

法,以及本文方法进行分割。图 10(b)为 3 种类型气泡使用文献[5-6]算法的分割效果,可以看出虽然大致范围能分割出来,但是小气泡区域标识难以提取,而且存在大量的欠分割,大气泡由于受



(a)不同大小的气泡图像 (b) 文献[5-6]算法 (c) 文献[8-9]算法 (d) 本文算法
 (a)Bubble images with different sizes (b) Results by paper [5-6] (c) Results by paper [8-9] (d) Results by proposed algorithm

图 10 不同类型气泡分割结果比较

Fig. 10 Segmentation results of different methods in different types bubbles

噪声亮点的影响而存在过分割情况。图 10(c)为 3 种类型气泡使用文献[8-9]算法的分割结果,采用人工经验设置 $v=0.8, d=3, T=5$,可以看出,中等大小气泡分割效果较好,大气泡和小气泡存在很多噪声谷底,而且边界不连续。说明这组参数仅适合中等气泡的分割,对于大气泡和小气泡必须做调整。图 10(d)为本文算法分割后与原图进行融合后的效果,可以看出,由于新算法能根据气泡类型自适应调整分割参数,3 种类型气泡都有较好的分割精度,减少了噪声谷底。

为了定量分析分割算法的性能,通常采用差异法对图像分割或边缘检测结果进行评估,本文采用 Molina 等提出的方法作为图像边缘检测评

估方法^[20]。这里采用专业人员人工标注的气泡边缘作为真实的气泡边缘图像,定义 N_g 为真实的气泡数量, N_d 为检测的气泡数量, N_t 为检测正确的气泡数量。气泡检测效率 (DER) 及准确率 (ACR) 分别定义为:

$$DER = \frac{N_t}{N_d} \times 100\%, \quad (11)$$

$$ACR = \frac{N_t}{N_g} \times 100\%. \quad (12)$$

选取 90 幅有代表性的泡沫图像作为测试对象,较大、中等、小气泡图像各 30 幅,分别运用文献[5-6]算法、文献[8-9]算法及本文算法进行泡沫图像分割,并计算 DER 与 ACR 平均值,以此衡量各算法性能,结果如表 2 所示。

表 2 分割结果客观评价

Tab. 2 Objective evaluation for segmentation results (%)

类型	文献[5-6]算法		文献[8-9]算法		本文算法	
	DER	ARC	DER	ARC	DER	ARC
大气泡	85.6	86.3	84.1	82.9	90.2	89.3
中等气泡	89.4	91.5	90.6	88.9	92.5	90.8
小气泡	85.7	83.2	85.1	86.7	90.8	91.7
平均	86.9	87.0	86.6	86.1	91.2	90.6

由以上统计可知,对于大气泡、小气泡图像,采用文献[5-6]算法进行分割,存在过分割和欠分割,检测效率和准确率较低。使用文献[8-9]算法进行分割的结果,因设置的 $v=0.8, d=3, T=5$,只适合中等气泡图像,对其他两种气泡图像的分割准确率低,不能应对实时变化的工况。对于中等大小的气泡图像,文献[5-6]、[8-9]算法的结果均低于本文算法。由此可知,本文算法对不同大小的气泡图像均具有良好的检测效率与准确性,满足浮选工况动态变化需求。

5 结 论

矿物浮选图像噪声大、边界弱,传统谷底分割

算法由于参数固定,对于不同工况的气泡图像,无法达到最佳分割效果。针对这一问题,本文提出一种结合 Contourlet 多尺度边缘增强及自适应谷底边界检测的气泡分割方法。对气泡图像进行 Contourlet 多尺度边缘增强以抑制噪声谷底,采用改进的和声搜索算法,自适应获取不同大小气泡图像的谷底边界检测算法的最优参数,本文方法避免了过分割和欠分割提取的边缘连续性好。实验结果表明,该方法能够有效地检测出不同大小不同类型的气泡边缘,平均检测效率 (DER) 和准确率 (ACR) 分别为 91.2% 和 90.6%,较传统分割方法有较大提高。提高该算法的运行效率,使其更具工业现场实用性,是下一步研究工作的重点。

参考文献:

[1] BERGH L G, YIANATOS J B. The long way toward multivariate predictive control of flotation processes [J]. *Journal of Process Control*, 2011, 21

(2s): 226-234.

[2] SAMEER H M, MARTIN C H, DEE J B. The use of machine vision to predict flotation performance [J]. *Minerals Engineering*, 2012, 10 (36-38): 31-36.

- [3] SAMEER H M, DEE J B, MARTIN C H. The use of the froth surface lamellae burst rate as a flotation froth stability measurement [J]. *Minerals Engineering*, 2012, 36(10): 152-159.
- [4] XU C H, GUI W H, YANG C H, *et al.*. Flotation process fault detection using output PDF of bubble size distribution [J]. *Minerals Engineering*, 2012, 26: 5-12.
- [5] CHEN X F, GUI W H, YANG C H, *et al.*. Adaptive image processing for bubbles in flotation process [J]. *Measurement & Control*, 2011, 44(4): 121-125.
- [6] 周开军, 桂卫华, 阳春华, 等. 基于模糊三值模式的矿物浮选泡沫图像边缘检测方法[J]. *电子学报*, 2014, 42(4): 658-664.
ZHOU K J, GUI W H, YANG C H, *et al.*. Mineral floatation froth image edge detection method based on fuzzy ternary pattern [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(4): 658-664. (in Chinese)
- [7] WANG W, BERGHOLM F, YANG B. Froth delineation based on image classification [J]. *Minerals Engineering*, 2003, 16(11): 1183-1192.
- [8] 王卫星, 李泳毅, 陈良琴. 基于谷点边界扫描及区域合并的浮选气泡提取[J]. *中国矿业大学学报*, 2013, 42(6): 1061-1065.
WANG W X, LI Y Y, CHEN L Q. Bubble delineation on valley edge detection and region merge [J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2013, 42(6): 1061-1065. (in Chinese)
- [9] 王卫星, 吴林春. 基于分数阶积分谷底边界检测的路面裂缝提取[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2014, 42(1): 117-122.
WANG W X, WU L CH. Extraction of pavement cracks based on valley edge detection of fractional integral [J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2014, 42(1): 117-122. (in Chinese)
- [10] 任志英, 高诚辉, 申丁, 等. 双树复小波稳健滤波在工程表面粗糙度评定中的应用[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(7): 1820-1827.
REN ZH Y, GAO CH H, SHEN D, *et al.*. Application of DT-CWT robust filtering to evaluation of engineering surface roughness [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(7): 1820-1827. (in Chinese)
- [11] 李俊山, 张士杰, 杨亚威, 等. 基于边缘分离的去振铃复原[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(3): 797-805.
LI J SH, ZHANG SH J, YANG Y W, *et al.*. Edge-detached image restoration with ringing reduction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 797-805. (in Chinese)
- [12] 徐冬, 孙蕾, 罗建书. 结合 NAPCA 和复小波变换的高光谱遥感图像去噪[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(1): 327-334.
XU D, SUN L, LUO J SH. Denoising of hyperspectral remote sensing imagery using NAPCA and complex wavelet transform [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 327-334. (in Chinese)
- [13] 吴一全, 殷骏. 结合 Contourlet 与 ACPSO 的红外热波图像增强[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(2): 443-448.
WU Y Q, YIN J. Enhancement of infrared thermal wave images based on contourlet and adaptive chaotic variation particle swarm optimization [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(2): 443-448. (in Chinese)
- [14] 周妍, 李庆武, 霍冠英. 基于非下采样 Contourlet 变换系数直方图匹配的自适应图像增强[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(8): 2214-2222.
ZHOU Y, LI Q W, HUO G Y. Adaptive image enhancement based on NSCT coefficient histogram matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(8): 2214-2222. (in Chinese)
- [15] 张红英, 罗晓清, 吴小俊. 基于 CHMM 的尖锐频率局部化 Contourlet 域图像去噪[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(7): 2341-2348.
ZHANG H Y, LUO X Q, WU X J. Contextual hidden Markov model based image denoising in sharp frequency localized Contourlet transform domain [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(7): 2341-2348. (in Chinese)
- [16] ORAN M G, MAHDAVI M. Global best Harmony search [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 198(2): 643-666.
- [17] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform; an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image*

- Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [18] 赵九龙, 马瑜, 李爽, 等. 三维医学图像的混合噪声去除方法[J]. *液晶与显示*, 2015, 30(2): 340-346.
ZHAO J L, MA Y, LI SH, *et al.*. Mixed noise removing method for three-dimensional medical images[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(2): 340-346. (in Chinese)
- [19] DAS S, MUKHOPADHYAY A, ROY A, *et al.*. Exploratory power of the harmony search algorithm: analysis and improvements for global numerical optimization [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 2011, 41(1): 89-106.
- [20] LOPEZ M C, DE B B, BUSTINCE H. Quantitative error measures for edge detection[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(4): 1125-1130.

作者简介:



廖一鹏(1982—),男,福建泉州人,博士研究生,讲师,2005年、2008年于福州大学分别获得学士、硕士学位,主要从事图像处理与模式识别方面的研究。
E-mail: fzu_lyp@163.com



王卫星(1959—),男,湖南邵阳人,博士,教授,博士生导师,1982年和1985年分别在国内获得学士学位和工程硕士学位,1997年于瑞典皇家工学院获得博士学位,主要从事图像处理与模式识别、机器视觉应用等方面的研究。
E-mail: znn525d@qq.com

(版权所有 未经许可 不得转载)