基于气泡稳定性分析的锌浮选泡沫图像时空联合去噪

肖文辉^{1,2}, 唐朝晖¹, 刘金平^{3†}, 谢永芳¹

(1. 中南大学 自动化学院, 湖南 长沙 410083; 2. 湖南科技大学 计算机科学与工程学院, 湖南 湘潭 411201;

3. 湖南师范大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410081)

摘要:浮选泡沫运动过程中不可避免地出现形变、坍塌、兼并、破裂等动态变化特性,常用的去噪方法难以获得 高质量的监测图像.本文提出一种基于气泡稳定性分析的泡沫图像时空联合去噪方法.该方法采用扩展的相位相 关法对浮选气泡进行亚像素运动估计,通过双线性插值进行运动补偿;在此基础上,以泡沫图像子块为单位检测气 泡的稳定性,准确辨识出泡沫图像子块的稳定运动状态(SMS)和非稳定运动状态(UMS);对具有SMS特性的子块采 用时域滤波去噪,对具有UMS特性的子块采用非局部均值(NLM)方法进行空域滤波去噪;并根据气泡子块的稳定 性,联合时域滤波结果和空域滤波结果获得泡沫图像的时空联合去噪输出.在锌浮选过程监控中进行实验验证,结 果表明,该方法可以获得高信噪比的泡沫图像,去噪结果结构相似性强,为泡沫视觉特征的准确提取奠定了基础.

关键词:浮选泡沫图像;气泡稳定性分析;非局部均值;时空联合去噪

引用格式:肖文辉,唐朝晖,刘金平,等.基于气泡稳定性分析的锌浮选泡沫图像时空联合去噪.控制理论与应用, 2020, 37(4):721-730

DOI: 10.7641/CTA.2019.80956

Stability characteristics-based zinc-flotation froth image denoising fusing spatial-temporal information

XIAO Wen-hui^{1,2}, TANG Zhao-hui¹, LIU Jin-ping^{3†}, XIE Yong-fang¹

(1. School of Automation, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan Hunan 411201, China;
 College of Information Science and Engineering, Hunan Normal University, Changsha Hunan 410081, China)

Abstract: During the process of flotation froth movement, deformation, collapse, annexation, rupture and other dynamic characteristics inevitably occur, so it is difficult to obtain high quality monitoring image by common de-noising methods. A spatial-temporal joint denoising method for froth images based on bubble stability analysis is proposed. The extended phase correlation method is used to estimate the subpixel motion of the flotation froth and the motion compensation is carried out by bilinear interpolation. On this basis, the bubble stability is detected by using the froth image sub-block as the unit, and the stable motion state (SMS) and the unstable motion state (UMS) of the froth image sub-blocks with UMS characteristics are de-noised by time-domain filtering, and the sub-blocks with UMS characteristics are de-noised by time-domain. According to the stability of bubble sub-block, combined time domain filtering and spatial filtering, the spatial-temporal joint denoising output of froth image is obtained. The experimental results in zinc flotation process show that this method can obtain froth images with high PSNR, and the denoising results have strong structural similarity, which lays a foundation for accurate extraction of froth visual features.

Key words: flotation froth image; bubble stability analysis; nonlocal mean; spatial-temporal joint denoising

Citation: XIAO Wenhui, TANG Zhaohui, LIU Jinping, et al. Stability characteristics-based zinc-flotation froth image denoising fusing spatial-temporal information. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(4): 721 – 730

收稿日期: 2018-12-04; 录用日期: 2019-09-11.

[†]通信作者. E-mail: ljp202518@163.com.

本文责任编委: 胡德文.

国家自然科学基金项目(61971188, 61771492, 61501183), 国家自然科学基金-广东联合基金项目(U1701261), 国家杰出青年科学基金项目 (61725306)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61971188, 61771492, 61501183), the National Natural Science Foundation of China–Guangdong Joint Fund (U1701261) and the National Science Fund for Distinguished Young Scholars (61725306).

矿物泡沫浮选是根据矿物颗粒表面物理化学性质 的差异,从矿浆中借助气泡的浮力实现矿物分选的过 程.在浮选过程中,泡沫表面视觉特征(包括泡沫尺 寸、颜色、纹理、流速等)与工艺指标、工况、操作变量 等密切相关,可作为判断矿物选别作业效果的重要依 据,准确提取泡沫图像特征是基于机器视觉的浮选生 产过程监控的前提¹¹.

工业浮选过程监测环境恶劣,粉尘多、雾气大,加 上光照不均匀,监控视频采集的图像噪声污染严重^[2]; 噪声的存在会严重影响气泡特征的准确提取.因此, 对泡沫图像序列(视频)进行去噪预处理是获取泡沫参 量的一个重要环节.常用的图像序列(视频)去噪大致 可以分为频域和空域两类.近年来,基于时空联合的 方法正成为图像序列(视频)去噪处理的热门研究.

目前公认的性能良好的视频去噪算法是视频块匹 配 3D 滤波算法^[3](video block-matching and 3D filtering, VBM3D). 该方法通过收缩过程和维纳滤波器在 变换域中处理类似块的三维数据阵列,虽然降噪性能 令人满意,但它们的复杂性使得它们不适合工业生产 的实时处理需求. 在浮选泡沫图像预处理中, 刘金平 等人^[4]提出一种基于Curvelet变换的泡沫图像去噪方 法,该方法能在去除噪声的同时更好地保护泡沫的细 节,对于严重噪声污染的泡沫图像序列也能获得较好 的处理效果.李建奇等人⁵¹提出改进方向波变换的泡 沫图像增强方法,提高泡沫图像的对比度,增强纹理 细节,降低噪声影响.在文献[6]中,李等人提出一种 结合多尺度Retinex算法和非下采样Contourlet变换的 图像增强方法,改善图像的整体亮度均匀性,达到增 强图像轮廓、边缘和细节,抑制噪声的效果.这些方法 在处理过程中,通常需要大量的计算能力来进行变 换、分解等,会占用大量内存,且时效性不高;同时也 未能充分利用视频图像相邻帧之间的时间相关性,获 取更多的冗余信息,得到更好的原始信号估计. 文献 [7]比较了几种有前景的保边去噪方法,结果发现,空 域滤波器具有很好时间效率,但容易模糊图像内容. 另一方面, 频域滤波器在图像内容保存方面更好, 没 有一种方法适合于所有情况,也不能同时解决所有问 题,应根据不同的研究对象选择最优的算法来满足他 们的要求.

另外,浮选机中的矿化气泡受搅拌机和刮泡板的 作用,会产生无规则的运动,气泡形变、兼并、坍塌, 破裂等动态变化.这些非稳定性的动态变化会进一步 影响图像时空联合去噪的性能.

鉴于浮选泡沫复杂运动特性,一种可行的方案是, 通过对泡沫的稳定性进行分析,基于气泡运动特性的 变化特点选择合适算法进行去噪处理.2012年, Reeja 等¹⁸提出了一种基于运动检测的视频去噪框架,通过 区分每一帧的运动区域和静止区域分别进行处理. 受 文献[8]的启发,提出一种基于气泡稳定性分析的泡沫 图像时空联合去噪方法. 该方法首先分析泡沫的动态 特征,定义了泡沫的稳定运动状态(stable motion state, SMS)和非稳定运动状态(unstable motion state, UMS); 对处于SMS的图像子块采用基于运动估计和补偿的 时域滤波去噪;对处于UMS的泡沫图像子块采用非局 部均值的空域滤波去噪;另外,各参考帧到当前帧时 间内,泡沫可能随时会发生局部变化,导致时域滤波 达不到理想的去噪效果,基于泡沫子块的稳定性,联 合时域滤波结果和空域滤波结果获得高质量的时空 联合去噪图像信号.

2 浮选泡沫图像特点及去噪原理

泡沫浮选的主要过程是气泡带着有选择性但在气 液界面粘附的矿粒在矿浆中上升,然后刮去在矿浆面 上形成的泡沫.这些气泡是由大量大小不一、颜色不 同、形状各异的矿化气泡堆积而成,气泡之间分界不 明显且相互堆积、挤压、气泡破碎、兼并严重,针对自 然场景数字图像的常规处理方法在泡沫图像处理上 往往难以取得有效的结果¹¹.因受叶轮搅拌与刮泡的 影响,泡沫的运动不同于一般刚性物体运动,它处于 一种非定向非匀速的非刚性流体运动,同时泡沫还会 发生破裂、坍塌、兼并、形变等局部变化.图1显示了 锌浮选中相邻两帧泡沫图像可能发生的一些局部变 化.

在锌浮选现场中,受水雾、粉尘的干扰,光照的不均,采集的泡沫图像存在大量的噪声,极大的影响了后续泡沫视觉特征的准确测量.例如,采用文献[9]中纹理分类方法对已去噪的泡沫图像进行分类,可以提高分类准确性,对工况进行精准预测.在这种工业环境下产生的噪声互不相关,经常用高斯加性噪声来近似表示,其均值近似为零.下面给出含噪图像的退化模型:

假设 $f_i(x, y)$ 和 $g_i(x, y)$ 分别表示原始和观察图像的第i帧位置(x, y)处的像素值, $n_i(x, y)$ 是独立的加性噪声项, 那么有

$$g_i(x,y) = f_i(x,y) + n_i(x,y).$$
 (1)

针对这种噪声的一个简单有效的抑制方法是图像求 平均,对N幅相同的图像求平均的结果使得高斯噪声 的方差降低到原来的1/N.

$$\bar{g}(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} [f_i(x,y) + n_i(x,y)] = f(x,y) + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} n_i(x,y).$$
(2)

由于噪声点随机且不相关,则平均图像的期望

$$E(\bar{g}(x,y)) = f(x,y). \tag{3}$$

723

这种方法适合具有固定背景的视频应用,而实际的浮 洗泡沫图像没有绝对静止的固定背景,若直接的帧累 积必然会产生运动虚影现象. 所以对于泡沫图像序列

去噪,一个很重要的问题是变化补偿,这里的变化不 仅包括运动引起的变化,还包括泡沫本身发生的一系 列诸如破裂、兼并、坍塌等变化.



图 1 锌浮选泡沫图像 Fig. 1 Zinc-flotation froth image

(d) 局部形变

3 基于气泡稳定性分析的时空联合去噪

本文将泡沫图像分成大小相等不重叠的图像子块, 对这些子块进行稳定性检测,对处于SMS和UMS的图 像子块分别进行去噪处理;然后,基于各参考气泡子 块的稳定性进行时空联合去噪处理.所提方法的主要 流程如图2所示.





3.1 基于亚像素运动估计与补偿的时域滤波

3.1.1 基于相位相关的亚像素运动估计

假设f(x,y), g(x,y)为两张要进行相关的图像, 其中g(x,y)是f(x,y)平移 (x_0,y_0) 后的图像:

$$g(x,y) = f(x - x_0, y - y_0).$$
 (4)

由傅里叶变换的平移性

$$G(u, v) = F(u, v) e^{-j(ux_0 + vy_0)}.$$
(5)

式(5)中的F(u,v)是q(x,y), f(x,y)分别经过傅里叶 变换得到的结果. f(x, y)和g(x, y)的互功率谱为

$$\frac{F(u,v)G^*(u,v)}{|F(u,v)G^*(u,v)|} = e^{-j(ux_0+vy_0)}.$$
 (6)

式(5)-(6)中, G*(u, v) 是 G(u, v) 的复共轭. 对式 (6)中e^{-j(ux0+vy0)}求逆傅里叶变换,得到一个冲击函数 $(x - x_0, y - y_0)$. 它是在 (x_0, y_0) 处不为零, 在其他位 置为零,由此可以确定峰值h的位置 (x_0, y_0) ,峰值h代表两个图像的相关度, f(x, y)与g(x, y)的线性位移 为 (x_0, y_0) ,其中峰值h表示为

$$h = \max(\delta(x - x_0, y - y_0)).$$
 (7)

所以即使两幅图像在重叠区域比较小的情况下, 相位相关方法^[10]也能够比较准确地估计出平移参数. 为了获得更精确的亚像素运动量,本文采用文献[11] 中基于最小二乘法的相关系数二次曲面拟合方法,通 过在相关峰值坐标点周围8点的相关系数,用曲面拟 合相位相关值, 拟合曲面的峰值坐标即为平移运动参 数.

设位移图像g(x,y)通过运动补偿得到结果图像 f(x,y),则f(x,y)和g(x,y)建立一一对应关系,即 $f(x,y) \rightarrow g(x,y), (x,y) \in I^2.$ (8) 当平移量为亚像素时, $(dx, dy) \in \mathbb{R}^2$, 图像平移运 动补偿公式如下:

$$f(x,y) = g(x + \mathrm{d}x, y + \mathrm{d}y). \tag{9}$$

采用式(9)进行图像补偿,对于f(x,y)的每一个像素 坐标(x,y),都可以保证在g(x,y)中有一个对应的像 素点坐标(x + dx, y + dy).由于x + dx和y + dy是 小数,而g(x,y)图像坐标是整数,所以在补偿图像时, 不能简单地进行整数坐标映射,要根据平移运动量进 行适当的平滑处理,否则在小数转化为整数的过程中 将产生误差,影响图像补偿精度.为了提高补偿质量, 采用双线性插值方法对图像像素灰度值进行了平滑 处理,根据位移图像坐标(x + dx, y + dy)与四邻域位 置及灰度值的对应关系,通过四邻域灰度值加权平均 的方法计算f(x,y)的像素灰度值.采用双线性插值处 理后的图像边缘清晰、完整、无锯齿、具有较好的补 偿效果.

3.1.2 基于运动补偿的时域滤波

假设当前帧为 f_k ,以及它的前M帧为 f_{k-1} , f_{k-2} , …, f_{k-M} ,这里的M是参考帧的数目,并且所有参考 帧均是已去噪帧,这样既可以减少块匹配造成的误差, 又可以提高执行效率. 当 $m = 1, 2, \dots, M$,设当前帧 $f_k(i, j)$ 的参考帧 $f_{k-m}(i, j)$ 的运动补偿结果为 $MC_{k-m}(i - v_i, j - v_j)$,其中 $(v_i, v_j)_{k-m}$ 是对应的运 动向量.

滤波算法的输出结果由式(10)给出:

$$\begin{cases} \hat{f}_{k}(i,j) = \sum_{m=1}^{M} w_{m} \cdot MC_{k-m}(i-v_{i}, \\ j-v_{j}) + w_{0} \cdot g_{k}(i,j), \\ w_{0} = \frac{h_{0}}{\sum_{m=1}^{M} h_{m} + h_{0}}, \\ w_{m} = \frac{\sum_{m=1}^{M} h_{m}}{\sum_{m=1}^{M} h_{m} + h_{0}}, \\ w_{m} = \frac{\sum_{m=1}^{M} h_{m}}{\sum_{m=1}^{M} h_{m} + h_{0}}, \\ h_{0} = \frac{\sum_{m=1}^{M} h_{m}}{M}. \end{cases}$$
(10)

这里的*h*_m是由式(7)获得各参考帧与当前帧对应 块的相关度, *h*₀取前*M*帧对应块的相关度均值.

理论上,如果运动补偿准确度高,参考帧数越多, 时域平均滤波效果越好,残差均值越小.在实际应用 中,如浮选泡沫监控视频中,图像中运动物体并不是 单纯的刚性物理运动,往往还混杂其他变化.此时,通 过运动补偿直接时域滤波不能达到理想的去噪效果, 在发生变化的区域会产生模糊现象.因此本文将视频 中不同的运动和变化进行分离检测,不同状态的图像 子块选择不同的滤波算法,视频中发生变化的子块选 择非局部均值算法.

3.2 非局部均值空域滤波

非局部均值算法^[12](non-local means, NLM)首先需要选取两个窗,分别为相似窗和搜索窗,相似窗被选取用于比较两个像素的相似性,搜索窗被选择用于确定计算相似像素的范围.中心像素*i*与其邻域像素*j*之间的相似性权重是根据两像素相似窗高斯加权的欧式距离决定.

给定一个离散噪声图像 $v = v(i)|i \in I$,当前像 素i的估计值NLM[v](i)通过整个图像所有像素的权 重和来计算得到,如下式表示:

$$\text{NLM}[v](i) = \sum_{j \in I} w(i, j)v(j), \qquad (11)$$

w代表权重. 衡量两个图像块的相似度最常用的方法 是计算它们之间的欧氏距离:

$$w(i,j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{v(N_i) - v(N_j)_{2,\sigma}^2}{h^2}},$$
 (12)

$$Z(i) = \sum_{i} e^{-\frac{v(N_i) - v(N_j)_{2,\sigma}^2}{h^2}}.$$
 (13)

这里的Z(i)是归一化因子,是所有权重的和,对每个 权重除以该因子后,使得权重满足和为1的条件.h是 滤波系数,控制指数函数的衰减而改变欧式距离的权 重;σ是高斯核的标准差.在求欧式距离的时候,不同 位置的像素的权重是不一样的,距离块的中心越近, 权重越大,距离中心越远,权重越小,权重服从高斯分 布.实际中,常常需要根据噪声来选取合适的参数.当 高斯噪声的标准差σ越大时,为了提高算法鲁棒性,需 要增大块区域,同样也需要增加搜索区域.

由于原始算法的复杂度较高,导致算法耗时较长, 所以针对NLM算法产生了不少优化算法,如使用积分 图像技术对算法进行加速¹¹³¹.为了降低空间复杂度, 将偏移量作为最外层循环,即每次只需要在一个偏移 方向上求取积分图像,并对该积分图像进行处理.而 不需要一次性求取出所有积分图像.

假设图像共N个像素点,搜索窗口大小 $D \times D$ ($D = 2 \times D_{\rm s} + 1$),邻域窗口大小 $d \times d(d = 2 \times d_{\rm s}$ +1),计算两个矩形邻域间相似度的时间为O(d^2),对 于每个像素点需要计算它与搜索窗口内 D^2 个像素间 的相似度,故NLM复杂度为O(ND^2d^2).经过分析可 以发现,该算法可以提高之处只有邻域间相似度的计 算,即耗时O(d^2)的操作.基本算法中,每次计算邻域 间距离时都需要遍历两个邻域,逐对像素点求差值.

先构造一个关于像素差值的积分图像:

$$S_t(x) = \sum_{z_1 \leqslant x_1, z_1 \leqslant x_2} S_t(z), \ x = (x_1, x_2), \ (14)$$

其中
$$S_t(x) = v(x) - v(x+t)^2$$
. 这样在计算两个邻

域V(x)和V(y)(y = x + t)间的距离时,就可以在常量时间内完成.

$$V(x) - V^{2}(y) =$$

$$\frac{1}{d^{2}}(S_{t}(x1 + ds, x2 + ds) +$$

$$S_{t}(x1 - ds - 1, x2 - ds - 1) -$$

$$S_{t}(x1 + ds, x2 - ds - 1) -$$

$$S_{t}(x1 - ds - 1, x2 + ds).$$
(15)

这样,整个算法复杂度降为O(ND²).

3.3 基于气泡稳定性的时空去噪

3.3.1 气泡稳定性检测

本文所提算法的一个关键步骤是检测当前帧中图 像子块是否处于SMS状态.根据浮选泡沫的稳定性特 征,首先给出气泡的SMS状态和UMS状态(发生破 裂、坍塌、兼并等现象)的定义.

将当前帧f_k分成大小相等互不重叠的块(如当前 帧分成若干个像素为30×40的块), M个参考帧都是 去噪帧 $\hat{f}_{k-m}, m = 1, 2, \cdots, M$. 当前帧中的当前块 B_k 对应的参考块是 B_{k-m} ,它们可以通过第3.1.1节所 述相位相关法运动估计获得.运动估计后,假设参考 帧 f_{k-m} 中的块 B_{k-m} 作为帧 f_k 中块 B_k 对应的参考 块, $(v_i, v_i)_{k-m}$ 是对应的运动向量, 对于 B_{k-m} 中每 个像素 $(i-v_i, j-v_i) \in B_{k-m}, B_k$ 中每个像素 $(i, j) \in$ $B_k, \, \text{m} \not\in \hat{f}_{k-m}(i-v_i, j-v_i) = f_k(i, j)$ (这里的 $\hat{f}_{k-m}(i-v_i, j-v_i), f_k(i,j)$ 是指像素强度),那么 B_{k-m} 处于 SMS 状态, 否则 B_{k-m} 定义为 UMS 状态. 即,如果 B_{k-m} 是SMS状态,那么 B_{k-m} 中的每个像素 运动B_k中的相应位置,它的像素强度在时域上不发生 变化. 现在可以检测到每个参考帧中的块 $B_{k-m}(m =$ 1, 2, · · · , M)的稳定性与否. 这里定义块 B_{k-m} 的稳 定性因子为K_{k-m},如式(16)所示.如果K_{k-m}小于一 个预设的阈值T,则参考块 B_{k-m} 归类为SMS状态,并 做标记 B_{k-m} 为SMS块.如果有 $n(1 \leq n \leq M)$ 个参 考块都处于SMS状态,那只需要采用时域滤波进行去 噪. 否则当n = 0,每个参考块 B_{k-m} 都处于UMS状态, 此时已不适合时域滤波处理, 而是进行空域去噪. 稳 定性因子 K_{k-m} 的表示如下:

$$K_{k-m} = \frac{1}{30 \times 40} \sum_{i=1}^{30} \sum_{j=1}^{40} |B_k(i,j) - B_{k-m}(i - v_i, j - v_j)|.$$
(16)

根据气泡块运动状态的定义,结合式(1),式(18)可 以得知 $K_{k-m} = \frac{1}{30 \times 40} \sum_{i=1}^{30} \sum_{j=1}^{40} |n_k(i,j) - n_{k-m}(i - v_i, j - v_j)|, 由于参考块<math>B_{k-m}$ 是已去噪块,其噪声 $|n_{k-m}(i - v_i, j - v_j)|$ 应该是大于或等于零的一个较 小值. 而当前块 B_k 的噪声方差 σ_{n0}^2 表示为

$$t_{n0}^{2} = \frac{1}{30 \times 40} \sum_{i,j \in B_{k}} \sum |n_{k}(i,j)|^{2}.$$
 (17)

由此可以证明 $K_{k-m} \leq \sigma_{n0}$,这里阈值T的取值为局 部(当前块)噪声标准差 σ_{n0} .

3.3.2 时空联合去噪算法

浮选泡沫的运动极为复杂,若选择过多的帧进行 时域滤波,并不能得到理想的滤波效果.为了获得一 个实时良好的去噪性能,算法只选用过去4帧去噪帧 与当前帧进行时域滤波,实际上该算法扩展到了对过 去所有帧信息的利用,因为时域加权平均使得每一帧 的去噪结果中都包含了过去帧信息.不使用未来帧信 息可以减少因噪声造成的运动估计与补偿误差,并大 大减少帧缓存与帧延时,提高算法的实时效率.

这里,所有参考帧 f_{k-m} 是去噪帧,当前帧是含噪帧. 考虑当前帧 g_k 的当前块 B_k ,像素 $(i, j) \in B_k$,它对应的参考帧 f_{k-m} 中的块 B_{k-m} ,像素 $(i - v_i, j - v_j) \in B_{k-m}$, $(v_i, v_j)_{k-m}$ 是对应的运动向量.如果 B_{k-m} 是SMS状态,那么有

$$f_{k-m}(i-v_i,j-v_j) = f_k(i,j).$$
 (18)

稳定性检测后可以得知n个参考块 $(1 \le n \le m)$ 是否 处于SMS状态.如果有 $n(1 \le n \le m)$ 个参考块处于 SMS状态,当n = m时,采用运动补偿的时域滤波输 出相应块.从式(11)可以看出,时域滤波的输出是当前 观测及参考块的线性组合,当使用更多的参考帧时, 可以获得更好的去噪性能;另一方面,假如n个参考块 都被标记为SMS块,这种情况下,运动补偿块 MC_{k-m} $(i - v_i, j - v_j)(m = 1, 2, \cdots, n)$ 和 $f_k(i, j)$ 将处于 相同的运动轨迹上,可以获得更小的噪声方差.因此, 在SMS块中采用时域滤波可以有效地去除噪声,充分 利用可靠的时间相关性,并且在去噪的视频序列中不 会引入时间伪像.

然而, 在浮选泡沫视频中, 并不总是只有两种情况 存在. 即前n个参考帧和当前帧中的块都处于SMS状态, 采用运动补偿的时域滤波去噪; 或者前n帧的块和 当前帧中的块都处于UMS状态, 采用非局部均值的空 域滤波去噪. 当1 < n < m时, 若n个参考帧的子块是 SMS状态, 即从 f_{k-m} 到 f_k 之间的m帧中, 发生过变化, 随后又趋于稳定, 此时可以进行直接的运动补偿时域 滤波的帧数小于m, 导致最终的去噪效果不理想. 这 种情况下, 本文采用加权的方式将时域滤波结果和空 域滤波结果联合起来, 获得更好的去噪结果.

时空滤波结果采用加权的方式结合. 记第k帧的时 域滤波结果为 T_k , 空域滤波结果为 S_k . 假设过去n帧 都处于SMS状态, 即在此时间段内, 浮选泡沫没有发 生破裂、形变等明显变化. 当过去n帧中存在UMS状 态块时, 这种不稳定块数越多, 表明泡沫发生变化的 时间越靠近当前帧, 形变的程度越大, 则取 S_k 的程度 越大.因此文中算法根据参考帧中的各块稳定状态设 定阈值thr,首先设thr为n个参考帧中的块 B_{k-m} 处于 SMS状态的个数,当thr = n 时,采用时域滤波去噪; 当thr = 0 时,采用空域滤波去噪;当0 <thr < n时,认为时域滤波去噪程度不够,需加入空域滤波结 果.最终的噪声抑制结果 TS_k 为

$$TS_{k} = \begin{cases} T_{k}, & \text{thr} = n, \\ \frac{\text{thr} \cdot T_{k} + (n - \text{thr}) \cdot S_{k}}{n}, \\ 0 < \text{thr} < n, \\ S_{k}, & \text{thr} = 0. \end{cases}$$
(19)

以上算法过程描述如下:

步骤1 准备泡沫图像序列,第1帧至第4帧采用 非局部均值进行去噪,得到过去4帧去噪帧.

步骤2 从当前帧开始,根据泡沫的尺寸大小分别对当前帧和过去去噪帧进行分块操作.

步骤3 采用第3.1.1节中方法对图像序列子块进行亚像素运动估计.

步骤4 采用双线性插值法对各参考图像子块进行运动补偿.

步骤5 根据运动补偿结果采用第3.3.1节中方法 检测泡沫图像子块的稳定性,并标记.

步骤6 根据气泡子块的稳定性分析,选择合适的方法进行去噪.若各参考帧子块都处于SMS,则采用第3.1.2节方法去噪;若各子块都处于UMS,则采用第3.2节方法去噪;若所有参考帧中子块的稳定块数小于*n*,又大于零时,采用第3.3.2节中时空联合方法去噪.

步骤7 对其他气泡子块重复步骤2至6,直至当前含噪帧的所有块都处理完毕,获得第*k*帧的去噪结果.

步骤8 对视频中的其他帧重复执行步骤2至7,可以实现浮选泡沫监控视频的去噪处理.

3.3.3 算法复杂度分析

考虑到文中算法必须满足工业应用的实时需求, 下面将分步骤对该算法进行复杂度分析.

步骤2,5中,算法执行都可以在常量时间O(1)完成.在步骤3中,采用的是相位相关法对图像子块进行 粗细定位操作.粗定位中,相位相关法可以获得整像素 级的精度,采用二维快速傅里叶算法实现,则算法复 杂度为O(2*M*₁*N*₁[log₂*M*₁ + log₂*N*₁]),其中*M*₁和*N*₁ 分别为图像的高度和宽度;在细定位中,采用基于最 小二乘的二次曲面拟合亚像素算法的计算效率高,可 以在常量时间O(1)完成.步骤4中双线性插值法进行 运动补偿时,完成一个像素的插值在常量O(1)时间 完成,对整个图像子块的插值补偿的复杂度为 O(*M*₁*N*₁).步骤6中算法复杂度分情况分析,最坏情 况是整个图像子块处于UMS时,采用积分图像加速的 非局部均值去噪,时间复杂度降为O $(M_1N_1D^2)$,D为 搜索窗口大小;最好情况是图像子块都处于SMS时, 采用时域平均去噪,则时间复杂度在常量时间O(1)完成.步骤7中,若执行操作为常量时间忽略不计,把一 幅图像分为k块分别执行各步骤,则整幅图像去噪的 时间复杂度最好情况为O $(2kM_1N_1[\log_2M_1 + \log_2N_1 + 1/2])$,最坏情况的复杂度为O $(2kM_1N_1[\log_2M_1 + \log_2N_1 + \log_2N_1 + 2/2 + 1/2])$.综合以上分析,一帧图像的 去噪预处理都能在多项式时间内完成,符合工业实时 处理需求.

4 实验验证

4.1 实验准备与评价指标

从现场工人的"看泡"经验以及锌浮选流程¹⁴中 可知,浮选槽中首槽泡沫的特征非常重要.因此实验 中,分别选取锌浮选流程中锌粗、锌精、锌扫3组浮选 槽当中的首槽作为图像采集点,获得不同槽的图像序 列,原始图像大小为480×640.为了验证本文算法的 去噪效果,分别在锌粗、锌精、锌扫3组图像序列中添 加不同标准差的高斯白噪声,再进行相应的去噪.

本算法使用 MATLAB 语言实现,实验平台为 Windows 10 32位操作系统、4GB内存、MATLAB 2014b. 去噪性能采用两种常用的图像质量评价指标 -峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和结构 相似性(structural similarity, SSIM)进行评价.

MSE表示当前图像X和参考图像Y的均方误差 (mean square error), H, W分别为图像的高度和宽度, 那么有

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} (X(i,j) - Y(i,j))^{2}.$$
(20)

PSNR的单位是dB,数值越大表示失真越小. N为每个像素的比特数,一般的灰度图像取8,即像素灰阶数为256.

PSNR =
$$10\log_{10} \frac{(2^n - 1)^2}{\text{MSE}}$$
. (21)

PSNR是基于对应像素点间误差的一种图像客观评价 指标,并未考虑到人眼的视觉特性对图像结构信息的 敏感性.这种单一的图像评价并不能完全真实的反映 图像的去噪性能.

SSIM分别从亮度、对比度、结构3方面度量图像 相似性. 假设 μ_X , μ_Y 分别表示图像X和Y的均值, σ_X , σ_Y 分别表示图像X和Y的方差, σ_{XY} 表示图像X和Y的协方差, 有

$$\begin{cases} l(X,Y) = \frac{2\mu_{\rm X}\mu_{\rm Y} + C_1}{\mu_{\rm X}^2 + \mu_{\rm Y}^2 + C_1}, \\ c(X,Y) = \frac{2\sigma_{\rm X}\sigma_{\rm Y} + C_2}{\sigma_{\rm X}^2 + \sigma_{\rm Y}^2 + C_2}, \\ s(X,Y) = \frac{\sigma_{\rm XY} + C_3}{\sigma_{\rm X}\sigma_{\rm Y} + C_3}, \end{cases}$$
(22)

C₃为常数,则图像的结构相似性表示为

$$SSIM(X, Y) = l(X, Y) \times c(X, Y) \times s(X, Y),$$
(23)

SSIM取值范围[0,1], 值越大, 表示图像失真越小.

4.2 验证性结果

根据浮选泡沫的稳定性特性,从以下3个方面进行 验证和结果分析.

 基于运动补偿的时域去噪.若当前帧和过去各 参考帧之间泡沫块基本呈稳定运动状态,泡沫几乎未 发生破裂、兼并、坍塌等,形变幅度小,去噪可以通过 运动补偿后进行时域滤波.实验数据来源于锌粗选视 频中的第66帧、锌精的第42帧、锌扫的第144帧,和它 们各自过去4帧作为参考帧.去噪结果如图3所示.锌 粗视频中从第62帧至66帧之间,泡沫稳定性好,运动 估计和补偿精度高,误差较小,时域滤波去噪效果很 好;在锌扫视频的第144帧与过去4帧间,泡沫虽然没 有发生破裂、坍塌现象,但是扫选槽中泡沫速度较快, 稳定度较低,那么在相同时间内,泡沫运动幅度增大, 因此运动估计与补偿的误差变大,去噪效果稍低于锌 粗和锌精选槽的图像序列.



图 3 锌浮选泡沫图像去噪结果1

Fig. 3 Denoising result 1 of zinc-flotation froth image

从浮选各槽帧率为30 fps的泡沫视频中,可以看出,帧之间的时域相关性很强,相邻帧间泡沫发生形变、破裂的几率较少,所占区域面积也小,因此采用亚像素级的运动估计和补偿的方法提高了时域滤波的效果,减少了处理的时间.

2) 非局部均值空域去噪. 当浮选泡沫块出现破裂、坍塌、形变等情况发生在相邻的前帧t - 1帧到t 帧时,当前块与过去所有帧相应参考块的时域相关性 非常小. 若采用相位相关法搜索各参考块时,功率谱 图显示呈多峰状态. 这时,时域滤波结果对图像几乎 不产生影响,需加入空域滤波进行去噪.

在锌快粗视频中,若当前处理的帧是第22帧,则 图4(a)显示了泡沫的破裂发生21帧和22帧的瞬间;图 4(b)是第22帧与相邻前帧的互功率谱图;图4(c)是添 加噪声 $\sigma = 25$ 的泡沫破裂块的时域滤波去噪效果图; 图4(d)、图4(e)分别是添加不同噪声情况下空域滤波效果.



(a) 第21,22桢



(d) σ = 15空域

(e) σ = 35空域

图 4 锌浮选泡沫图像去噪结果2 Fig. 4 Denoising result 2 of zinc-flotation froth image

3)时空联合去噪. 当浮选泡沫块出现破裂、形变等情况发生在过去 $k(t - m \le k \le t - 1)$ 帧时, 那么过去第t - m帧到第k帧的所有参考帧与当前t帧的时域相关性很低, 而第k帧到t - 1帧间的所有参考帧与 t帧存在很强的时域相关. 在时域滤波中, 可以通过运动补偿进行时域平均的参考帧数少于m, 导致去噪效 果不理想, 此时需要加入空域滤波. 这种时空联合的方法可以获得良好的去噪效果.

如图5(a)显示的是另外一个锌粗选槽视频中的 第45帧及过去4帧图像序列,泡沫块在第42,43 帧间 发生的兼并现象.因此计算输入块与参考块的相位 相关时,第45帧与泡沫形变前的第41,42帧的相关 性极低,其功率谱呈多峰状态,如图5(b)所示.而 第45帧与泡沫形变后的第43,44帧的相关性较高, 其功率谱呈单峰状态,如图5(c)所示.图5(d)给出 了 $\sigma = 25$ 的高斯噪声下的泡沫块图像,若直接进行 时域滤波时,第41,42帧对结果几乎不产生影响,只 有第43,44帧可以通过运动补偿进行时域平均去噪. 图5(e)是时域滤波结果,图5(f)是时空联合去噪结 果.



(a) 第45帧及过去4帧泡沫块



图 5 锌浮选泡沫图像去噪结果3

Fig. 5 Denoising result 3 of zinc flotation froth image

4.3 对比性结果

为了进一步验证算法的性能,本文将所提的算法 与矿物浮选领域效果较好的泡沫图像序列时空去噪 方法(刘金平等提出的Curvelet域BLS-GSM图像序列 去噪方法^[15])、一种基于多假设运动补偿的时域视频 去噪方法(Zhang等人提出的基于运动分离的MHMCF 时域去噪算法^[16]),以及目前视频领域公认的去噪性能 很好的 VBM3D 算法^[3]进行了比较.采用峰值信噪比 PSNR和结构相似性SSIM两个客观评价标准来衡量 图像的去噪性能,结果如表1所示.

表 1 不同去哭万法性能比较 Table 1 Performance comparison of different denoising methods											
PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM		
锌粗	15	30.1507	0.4639	35.9781	0.8796	33.6861	0.8112	32.0157	0.8086	35.9414	0.8805
	25	28.7915	0.277	34.5077	0.8007	32.8204	0.7568	31.4513	0.7211	34.0227	0.8016
	35	28.2553	0.1862	33.2226	0.7185	32.2668	0.7043	29.6632	0.6224	32.8763	0.6755
	50	27.8816	0.1176	31.9494	0.6111	30.5856	0.5984	28.974	0.5103	32.3877	0.6324
锌精	15	30.18	0.5779	33.7813	0.8648	33.0113	0.7903	31.7568	0.7527	33.6162	0.8305
	25	28.8185	0.3778	32.9006	0.8169	32.3175	0.7221	30.8825	0.656	32.758	0.8001
	35	28.2963	0.2656	32.1642	0.7651	31.4212	0.6763	29.5009	0.6116	32.0161	0.7531
	15	30.1067	0.4714	33.6855	0.8355	33.2607	0.8004	31.6621	0.7511	34.2817	0.8626
锌扫	25	28.7865	0.3037	32.0518	0.761	32.3531	0.7811	30.4882	0.6327	32.1216	0.7613
	35	28.189	0.2218	31.494	0.6895	31.4609	0.7219	29.1156	0.5788	31.7367	0.6902
	50	27.9347	0.1529	31.0825	0.5964	30.9622	0.6105	28.3559	0.4543	31.2631	0.6212

本文算法采用亚像素运动估计与补偿,提高了时 域滤波的去噪性能,同时针对泡沫的复杂运动和变化 提出的时空联合去噪在稳定性高的锌粗、锌精视频 中获得了良好的去噪效果.从表1中数据可以看出, VBM3D算法在高噪声水平下也可以获得高信噪比图 像.但该算法因其复杂的执行过程导致每帧去噪时间 达到数十秒,直接影响到泡沫图像后续的操作延时.因此本文算法更符合浮选工业的实时生产需求.

从表中还可以得知,不同浮选槽泡沫图像在添加 相同噪声水平的高斯白噪声条件下,其去噪性能有差 异.主要原因是不同槽中泡沫的大小、运动速度、稳定 度不一样.粗选槽和精选槽中泡沫速度较慢,发生形 变、破裂等变化速率较低,且所占区域面积较少、稳定 度高、去噪效果很好;而扫选槽中泡沫速度较快,发生 破裂的速率高、稳定度低,时域滤波去噪效果相对较 低,在加入非局部均值联合去噪后,这样虽然增加了 处理时间,却提高了去噪性能.

另外,在相同图像序列中添加不同噪声水平的高 斯白噪声条件下,噪声标准σ值越大,去噪性能越差. 主要原因是当前泡沫图像和前*M*帧去噪帧运动补偿 时因严重污染的噪声导致的误差较大,时域平均的结 果也会受到影响.因此本文提出的方法不适用于噪声 标准σ > 50的噪声图像.在浮选工业应用中,一般情 况下不会出现噪声标准σ > 25的泡沫图像,若存在严 重噪声污染时,直接舍弃该帧,不作为图像处理的对 象.因此本文算法对浮选泡沫视频图像可以获得良好 的去噪效果,并符合工业实际需求.

5 结论

本文使用的基于气泡稳定性分析的时空联合方法 进行去噪,其关键在于能否在噪声条件下准确的估计 气泡的稳定性状态.为了提高运动估计及补偿的精度, 采用基于亚像素级的相位相关法估计浮选泡沫的运 动位移,双线性插值法获得很好的运动补偿.根据稳 定性检测结果,不同状态的浮选泡沫块选择不同的去 噪方法,最后基于泡沫子块的稳定性进行时空联合去 噪,达到理想的去噪效果.通过在不同浮选槽中的泡 沫图像模拟添加高斯噪声进行试验,结果表明,该方 法能较好的去除浮选泡沫图像噪声,并能很好的恢复 泡沫的纹理细节和边缘,与原图保持较高的相似结构 性.在实际锌浮选监控视频中,也获得了较高的PSNR 和SSIM,为后续的泡沫表面视觉特征的准确提取提 供了基础,得到了较好的应用.

参考文献:

 SHEAN B J, CILLIERS J J. A review of froth flotation control. International Journal of Mineral Processing, 2011, 100(3/4): 57 – 71.

[2] LIU Jinping, GUI Weihua, MU Xuemin, et al. Flotation froth image texture feature extraction based on Gabor wavelets. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(8): 1769 – 1775.
(刘金平, 桂卫华, 牟学民, 等. 基于Gabor小波的浮选泡沫图像纹理 特征提取. 仪器仪表学报, 2010, 31(8): 1769 – 1775.)

- [3] DABOV K, FOI A, EGIAZARIAN K. Video denoising by sparse 3d transform-domain collaborative filtering. *The 15th European Signal Processing Conference*. Poznan, Poland: IEEE, 2007: 145 – 149.
- [4] LIU Jinping, GUI Weihua, TANG Zhaohui, et al. Spatial-temporal joint for froth image sequence denoising based on Curvelet transform. *Control and Decision*, 2013, 28 (9): 1322 – 1328.

(刘金平,桂卫华,唐朝晖,等.基于Curvelet变换的浮选泡沫图像序列时空联合去噪.控制与决策,2013,28(9):1322-1328.)

[5] LI Jianqi, YANG Chunhua, ZHU Hongqiu, et al. Flotation froth image de-noising algorithm based on lifting improved directionlet transform. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2013, 23(12): 3484 – 3491. (李建奇, 阳春华, 朱红求, 等. 基于提升改进方向波变换的浮选泡沫

图像降噪方法.中国有色金属学报,2013,23(12): 3484 – 3491.)

- [6] LI Jianqi, YANG Chunhua, ZHU Hongqiu, et al. Bubble image enhancement based on multi-scale Retinex and NSCT. *Chinese High Technology Letters*, 2013, 23(2): 160 166.
 (李建奇, 阳春华, 朱红求, 等. 基于多尺度Retinex和NSCT的泡沫图 像增强方法. 高技术通讯, 2013, 23(2): 160 166.)
- [7] JAIN P, TYAGI V. A survey of edge-preserving image denoising methods. *Information Systems Frontiers*, 2016, 18(1): 159 – 170.
- [8] REEJA S R, KAVYA N P. Real time video denoising. The 2012 IEEE International Conference on Engineering Education: Innovative Practices and Future Trends (AICERA). Kottayam, India: IEEE, 2012, 7: 1 – 5.
- [9] LIU J, HE J, ZHANG W, et al. TCvBsISM: Texture classification via B-splines-based image statistical modeling. *IEEE Access*, 2018, 6: 44876 – 44893.
- [10] KULIN C D, HINED D C. The phase correlation image alignment method. Proceedings of the IEEE International Conference on Cybernetics and Society. New York, USA: IEEE, 1975: 163 – 165.
- [11] SUN Hui, LI Zhiqiang, SUN Lina, et al. Sub-pixel registration based on phase correlation and its application to electronic image stabilization. *Chinese Journal of Optics and Applied Optics*, 2010, 3(5): 480 485.
 (孙辉,李志强,孙丽娜,等. 基于相位相关的亚像素配准技术及其在 电子稳像中的应用. 中国光学与应用光学, 2010, 3(5): 480 485.)
- [12] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising. *The 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2005, 2: 60 – 65.
- [13] FROMENT J. Parameter-free fast pixelwise non-local means denoising. *Image Processing on Line*, 2014, 4: 300 – 326.
- [14] KAARTINEN J, HATONEN J, HYOTYNIEMI H, et al. Machinevision-based control of zinc flotation—A case study. *Control Engineering Practice*, 2006, 14(12): 1455 – 1466.
- [15] LIU J, GUI W, TANG Z, et al. Spatial temporal fusion for flotation froth image denoising based on BLS GSM method in curvelet domain. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2014, 9(1): 31 – 38.
- [16] ZHANG J, TAN H, TIAN F, et al. Multihypothesis recursive video denoising based on separation of motion state. *Image Processing IET*, 2010, 4(4): 261 – 268.

作者简介:

肖文辉 讲师,博士研究生,从事计算机视觉、图像识别等方面的研究, E-mail: xiaowenhui@csu.edu.cn;

唐朝晖 教授,博士生导师,从事复杂工业系统的建模与优化控制、信息处理、计算机控制系统的研究与应用以及图像处理技术等方面的研究,E-mail: zhtang@csu.edu.cn;

刘金平 副教授,从事计算机视觉和模式识别的研究, E-mail: ljp202518@163.com;

谢永芳 教授,博士生导师,2017年国家杰出青年基金获得者,从 事复杂工业过程的建模与控制、分散鲁棒控制、故障诊断等方面的研 究,E-mail: yfxie@csu.edu.cn.