

文章编号: 1001-0920(2013)09-1322-07

基于 Curvelet 变换的浮选泡沫图像序列时空联合去噪

刘金平, 桂卫华, 唐朝晖, 朱建勇

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘要: 提出一种时空信息联合的浮选泡沫图像去噪方法. 首先, 将基于 GSM 统计建模和贝叶斯最小二乘准则的局部空间去噪方法应用到图像 Curvelet 域, 获得基于单图像信息的 Curvelet 空间域最佳系数估计; 然后, 根据运动补偿原理和帧间子块的相关性引入帧间加权因子, 通过加权处理帧间子块系数获得待处理图像时空相关的最佳去噪系数估计. 结果表明, 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.

关键词: 高斯尺度混合; 时空联合模型; Curvelet 变换; 运动补偿; 加权影响因子

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Spatial-temporal joint for froth image sequence denoising based on Curvelet transform

LIU Jin-ping, GUI Wei-hua, TANG Zhao-hui, ZHU Jian-yong

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: TANG Zhao-hui, E-mail: zhtang@mail.csu.edu.cn)

Abstract: An image denoising method based on temporal-spatial information fusion for flotation froth images processing is proposed. Firstly, a kind of classic image denoising method based on local spatial statistical model of Gaussian scale mixture(GSM) and Bayes-least square inference is applied in the image Curvelet domain to estimate the optimal coefficients based on the spatial domain information of single image. Then, weighted impact factors of the inter-frames according to motion compensation and similarities measurement of the sub-blocks in the adjacent frames are introduced. Consequently, ultimate and optimal image coefficients of the froth frame to be processed are computed by weighting the adjacent frames coefficients according to the correlation information on the spatial-temporal domain with the weighted impact factors. The experiment and application results explicitly show that this method can achieve much better performance to protect the bubble details of the image sequences while removing the image noise, and it also achieves good results for the seriously polluted image sequences.

Key words: Gaussian scale mixture(GSM); spatial-temporal joint model; Curvelet transform; weighted impact factor

0 引言

浮选泡沫表面视觉特征与浮选生产过程工艺指标密切相关^[1], 准确提取与生产工况密切相关的泡沫图像特征参量是实现浮选过程视觉监控的基础^[2]. 由于浮选现场环境恶劣, 粉尘多、雾气大, 加上泡沫表面受多种光照影响^[3], 气泡表面光照严重不均, 所采集的泡沫图像噪声污染严重. 噪声的存在降低了泡沫图像的视觉质量, 削弱了气泡的边缘和表面纹理^[4]等细节特征, 严重影响了后续的泡沫视觉特征的准确提取. 因此, 去噪处理是泡沫图像处理中必不可少的环节.

图像去噪一直是数字图像处理中的热点问题之一. 针对不同的图像和相应的噪声特点, 研究者们已提出了多种数字图像去噪方法, 并在相应的图像处理中取得了较好的处理效果^[5]. 特别是基于小波变换的阈值收缩法^[6-8], 因其处理简单且效果相对较好而备受关注. 随着研究者对图像系数(如图像小波系数)统计模型的深入研究和进一步认识, 基于贝叶斯估计的图像小波域去噪方法越来越受到人们的重视. 其基本思想是: 首先根据图像小波分解后的层内和层间系数的统计依赖性建立相应的统计分布模型; 然后采用贝叶

收稿日期: 2012-05-05; 修回日期: 2012-07-08.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61134006); 国家自然科学基金面上项目(61071176, 61171192).

作者简介: 刘金平(1983-), 男, 博士生, 从事计算机视觉、模式识别的研究; 桂卫华(1950-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模、控制与优化等研究.

斯方法实现无噪图像小波系数的最佳估计;最后通过小波逆变换得到去噪后的图像.其中,Portilla等^[9]提出的基于BLS-GSM(Bayes least squares-Gaussian scale mixture)模型的小波域图像去噪方法是目前公认的性能最好的小波域去噪方法.该方法统计模型的有效性和源码的公开性,使其得到了广大研究者的进一步研究和应用.

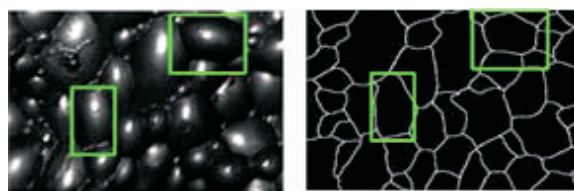
然而,上述这些噪声消除方法对富含气泡边缘细节和表面纹理细节的泡沫图像而言,仍难以解决噪声消除与细节保护的矛盾.一个很关键的原因是小波变换并不能很好地刻画泡沫图像中的边缘曲线和图像表面纹理所表现出来的线奇异和曲线奇异,造成图像中噪声与边缘细节难以区分.近年来,Candes^[10]提出的曲线波(Curvelet)变换克服了小波变换的一些缺点.由于曲线波变换具有各向异性和更好的稀疏表示,Curvelet变换为泡沫图像分解提供了更加稳定、高效和近于最优的表示,因此Curvelet域的泡沫图像去噪取得了更好的效果.另外,泡沫图像序列包含了大量的空间域和时间域的相关信息,结合分析图像时空信息将获得更优的图像处理结果.基于时空联合^[11]的图像去噪也是当前的研究热点.

为了在去除噪声的同时尽可能地保护好泡沫图像的边缘和表面纹理细节,本文在文献[9,11]的基础上提出一种基于Curvelet变换的时空联合去噪方法.该方法首先分析单图像尺度内和尺度间的Curvelet系数的统计分布特点,采用BLS-GSM建模的方法实现基于单帧泡沫图像的空间域去噪,然后通过运动估计根据图像序列中气泡子块的相似度进行图像序列时域加权处理,最终实现时空信息融合的图像去噪.

1 泡沫图像特点

泡沫图像是通过在浮选现场搭建视觉监控系统直接采集得到的,该系统能对采集的浮选泡沫图像自动进行处理.所搭建的泡沫图像监控系统在文献[4]中有相应的介绍.图1显示了现场采集的典型的泡沫图像的视觉效果(铜矿浮选泡沫图像).从图中可以看出,泡沫图像是由大量的不规则的矿化气泡组成,气泡表面包含丰富的细节纹理,气泡间的边缘曲线不规则且边缘较弱(气泡边界曲线如图1(b)所示).对照图1中用方框标记出的浮选泡沫,发现这些矿化气泡的大小、形状不一,气泡边缘包含丰富的奇异曲线.鉴于浮选气泡的这些视觉特点,若要对泡沫图像视觉特征进行提取和分析,小波变换则是常用的处理方法.但是,小波分析在一维信号处理中的优势并不能直接推广到二维(图像)信号分析中.在高维空间中,信号具有方向性,小波并不能很好地解决线奇异性、曲线奇异性、曲面奇异性的逼近问题.

而Curvelet能较好地解决这些问题.



(a) 泡沫图像

(b) 气泡边缘细节

图1 浮选泡沫图像和气泡边缘曲线细节

由一维小波张成的二维小波基在不同的分辨率下,其支撑区间为不同尺寸大小的正方形.当尺度很小时,非零小波系数的数目以指数的形式增长,出现了大量不可忽略的非零系数,最终表现为不能很好地刻画原函数,造成图像细节和噪声在分解细尺度时难以区分.而用Curvelet表示时,由于其基函数的支撑区间为长条形,具有良好的方向性(即各向异性),能用极少的非零系数精确表达图像边缘,因此可以在保证较低的均方误差基础上达到较理想的图像数据处理效果,从而使得它对于受噪声污染的图像具有更优的表达能力.

2 基于BLS-GSM的图像Curvelet域去噪

2.1 Curvelet变换

Curvelet变换^[12]也是一种类似于小波的多尺度变换,与小波变换不同的是它引入了多方向信息.最初的Curvelet变换是在脊背波的基础上发展起来的,Curvelet变换的基函数的支撑区间为 $\text{width} \approx \text{length}^2$,能很好地捕捉图像函数的几何正则性,其实质是在所有可能的尺度上进行脊背波变换.但是第1代Curvelet变换效率差,会产生方块效应.基于此,Candes提出了一种新的Curvelet紧框架,完全摒弃了Ridgelet变换,直接在频域给出了Curvelet变换的表示形式.Curvelet系数仍然具有一定的冗余度,这种冗余度的存在反而有利于图像噪声估计与消除.图2显示了泡沫图像Curvelet变换的结果和图像Curvelet层间系数的统计相关性的示意图.图2(b)和图2(c)分别显示了图像在进行Curvelet变换时的频率区间的楔形切片和Curvelet系数的层间统计相关性.可以看出,由于Curvelet变换的性质,Curvelet系数不仅仅在层内具有相应的统计相关性和依赖性,在同一分解方向的细尺度和粗尺度系数也会具有很强的统计依赖性.鉴于Curvelet的这些统计依赖性,通过建立合理的层内系数和层间系数的统计分布模型,为图像系数的后验估计奠定了基础.

大量的研究表明,图像小波域系数的边缘分布具有高峰值长拖尾性质,是典型的非高斯分布,如图2(d)所示.

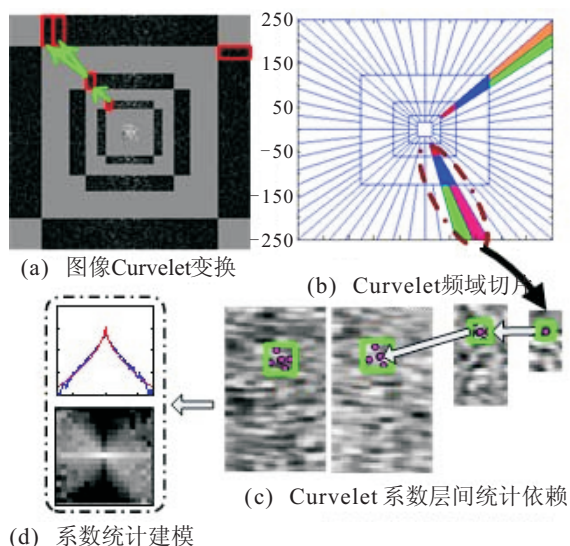


图 2 图像 Curvelet 变换和 Curvelet 系数统计建模

对这种统计分布形状的建模方法有很多,比如广义拉普拉斯分布,混合高斯分布,高斯混合尺度(GSM)模型等.其中 GSM^[9]模型能在表示层内系数边缘分布的同时,对层间系数的统计相关性也能很好地刻画.由于 GSM 模型能最大逼近非高斯边缘响应,具有较完备的数学框架,在图像处理中得到了比较成功的应用.本文结合贝叶斯最小二乘(BLS)估计和图像 Curvelet 域 GSM 统计建模,得到基于贝叶斯准则的高斯混合尺度 Curvelet 空间域去噪方法,并通过联合图像序列时空信息的运动补偿和帧间加权,得到基于 GSM 模型和时空联合的图像 Curvelet 域去噪方法.

2.2 基于 BLS-GSM 的单图像去噪

由前面的分析可知,图像 Curvelet 邻域(层内邻域和层间相关域)系数可以用 GSM 模型表示.本文主要考虑图像受加性白噪声的影响.邻域中心系数 x_c 周围的邻域系数向量 x 的分布可以用 GSM 模型来表示,其对应的受噪声污染的图像观测系数向量 y 可表示为

$$y \stackrel{d}{=} x + \omega \stackrel{d}{=} \sqrt{z}u + \omega. \quad (1)$$

其中: $\stackrel{d}{=}$ 表示统计分布相同; ω 为零均值高斯向量,其对应的协方差矩阵为 C_ω ,并假设 C_ω 对同一子带的所有邻域保持恒定; u 是一个服从高斯分布的向量,而 z 是一个乘法因子,为非负的随机向量,且 u 、 z 、 ω 相互独立.从式(1)很容易得到,在已知 z 的条件下,对应的观测系数邻域协方差 $C_{y|z}$ 为

$$C_{y|z} = zC_u + C_\omega. \quad (2)$$

由于随机变量 u 、 z 、 ω 相互独立,观察系数 y 的方差可以通过下式得到:

$$C_y = \int_{-\infty}^{+\infty} C_{y|z}p(z)dz = \int_{-\infty}^{+\infty} (zC_u + C_\omega)p(z)dz = E\{z\}C_u + C_\omega. \quad (3)$$

如果假设 $E\{z\} = 1$,则可以得到 $C_u = C_y - C_\omega$. C_y 为观测系数邻域的协方差,可由下式得到:

$$C_y = E\{(y - \bar{y})(y - \bar{y})^T\}, \quad (4)$$

其中 \bar{y} 为 y 的期望值.噪声邻域协方差 C_ω 可通过分解 δ 函数 $\sigma\sqrt{N_x N_y}\delta(n, m)$ 得到,其中 N_x 和 N_y 为图像大小.邻域系数 x_c 可以通过对带噪声的观测系数 y 进行分析,利用该统计模型采用贝叶斯准则进行最大后验估计.设向量 x 估计误差的代价函数为 $C(x, \hat{x})$,并设整个图像对应的估计误差为 \mathfrak{R} .如果通过观测系数 y 来估计 \hat{x} ,则整个估计误差 \mathfrak{R} 可通过下式计算:

$$\mathfrak{R} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} C(x, \hat{x})P_{X,Y}(x, y)dx dy. \quad (5)$$

$C(x, \hat{x})$ 可以根据实际需要取各种实用的代价函数.为了计算方便,设 $C(x, \hat{x}) = \|x - \hat{x}\|_2^2$,代入式(5),得

$$\begin{aligned} \mathfrak{R} &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \hat{x})^2 P_{X,Y}(x, y) dx dy = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \hat{x})^2 P_{X|Y}(x|y) P_Y(y) dx dy = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} P_Y(y) dy \int_{-\infty}^{+\infty} (x^2 + \hat{x}^2 - 2x\hat{x}) P_{X|Y}(x|y) dx. \end{aligned} \quad (6)$$

通过最小化代价函数可获得 x 最优估计,也就是要通过选用最佳的 \hat{x} 来获得最小的 \mathfrak{R} .实际上,只需要通过对式(6)求导,并令其导数为 0 即可获得 \hat{x} 的最优估计值,即求解 $\partial\mathfrak{R}/\partial\hat{x} = 0$.由于 $P_Y(y) \geq 0$,其对应的求解方程可以化简为

$$\int_{-\infty}^{+\infty} (\hat{x} - x) P_{X|Y}(x|y) dx = 0. \quad (7)$$

求解式(7)可以获得 \hat{x} 的最优估计为

$$\hat{x}_c = E\{x_c|y\}. \quad (8)$$

联合式(1)和(8)可得

$$\hat{x}_c = E\{x_c|y\} = \int_0^\infty p(z|y)E\{\hat{x}_c|y, z\}dz, \quad (9)$$

在进行式(9)求解时,需要获得积分函数中的两个乘法因子的表达式,其中

$$p(z|y) = \frac{p(z)p(y|z)}{\int_0^\infty p(z)p(y|z)dz}. \quad (10)$$

式(10)中, $p(z)$ 在文献[9]中采用了一种简单的先验分布进行计算,即 $p(z) \propto 1/z$.在 z 已知的情况下,很显然 y 服从正态分布,即

$$p(y|z) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N C_{y|z}}} e^{-\frac{y^T C_{y|z}^{-1} y}{2}}. \quad (11)$$

将式(11)代入(10)便可获得式(9)中需要知道的 $p(z|y)$.实际上,这个乘法因子向量 z 的统计分布可以通过大量的图像样本学习获得.首先,通过最大后验估计获得 z 的最优估计 \hat{z} ,再采用非参数估计方法即可获得 \hat{z} 的统计分布,即

$$\hat{z} = \max_z \{\log p(y|z)\}. \quad (12)$$

假设选用的邻域系数的个数为 N , 邻域观测系数向量为 Y , 则 \hat{z} 可以通过如下公式进行计算:

$$\begin{aligned} \hat{z} = \max_z \{\log p(y|z)\} = \\ \min_z \{N \log(\sqrt{z}) + Y^T C_u^{-1} Y / (2z^2)\} = \\ Y^T C_u Y / N. \end{aligned} \quad (13)$$

通过对大量图像样本进行分析获得相应的乘法因子向量 z 的估计, z 的边缘分布 $p(z)$ 也可采用非参数估计方法(或其他概率密度估计方法)获得. 通过该方法进行处理能根据图像的特点获得更加有效的图像去噪处理效果, 但同时也加大了相应的时间开销. 在式(9)中另外一个需要求取的乘法因子项是 $E\{x_c|y, z\}$, 该期望可通过下式进行计算:

$$E\{x_c|y, z\} = z C_u (z C_u + C_w)^{-1} y. \quad (14)$$

总之, 利用贝叶斯最小二乘准则, 能根据图像的观测系数 y 获得每个邻域的中心系数 x_c 的最佳无噪声估计值, 即

$$E\{x_c|y, z\} = \int_0^\infty p(z|y) E\{x_c|y, z\} dz. \quad (15)$$

这样, 便得到了基于图像帧内空间域 BLS-GSM 统计模型的图像 Curvelet 域去噪方法.

3 图像时空信息联合去噪

基于图像帧内空间统计模型的去噪方法虽然能在很大程度上改善图像的视觉效果, 但是对于包含大量边缘曲线和表面纹理细节的泡沫图像而言仍不能达到令人满意的效果. 目前, 研究者常常结合图像序列的时域信息进行图像去噪处理, 以获得更好的处理效果. 对于不断运动着的泡沫图像, 首先通过运动估计获得图像子块在相邻帧中的运动向量; 然后分析图像相同子块在不同图像帧中的相关性. 充分利用图像序列的时空信息, 能进一步提高图像的噪声处理能力, 并最大限度地保持气泡的细节.

3.1 图像序列运动估计

对图像序列(视频)中的图像子块进行运动估计, 互相关分析法是最常用的方法. 该方法通过分析待处理图像帧(t 时刻)中指定区域内某些特征在相邻帧($t + \Delta t$ 时刻)图像上的位置来获得图像子块的运动信息. 由于相邻帧图像的时间间隔特别短, 可以假设各图像子块基本只发生了位移变化. 设 $f_1(v)$ 和 $f_2(v)$ 为相邻帧图像函数, 其中 v 为指定的矩形区域, 因为 $f_2(v)$ 由 $f_1(v)$ 平移得到, 所以 $f_2(v) = f_1(v - \Delta v)$, 通过互相关分析能获得对应的子块位移 Δv . 位移 Δv 可通过计算 $f_1(v)$ 和 $f_2(v)$ 的互相关函数峰值获得. 直接采用经典的互相关函数计算时运算量比较大, 一般

情况下在傅里叶域进行处理. 设 $F(\omega) = \mathbf{F}(f(v))$ 表示一帧图像的二维傅里叶变换, 这样互相关函数为

$$k_{cc}(v) = \mathbf{F}^{-1}(Y(\omega)), \quad (16)$$

其中 $Y(\omega) = F_1(\omega)F_2^*(\omega)$, F_2^* 表示 F_2 的复共轭. 这样, 估计的运动向量可由下式给出:

$$v_{\text{opt}} = \arg \max_v k_{cc}(v). \quad (17)$$

由于图像的噪声在傅里叶变换域中表现为高频成分, 这会造成互相关峰值位置难以准确定位, 从而影响子块运动的估计. 文献[11]给出了一种抗干扰的噪声鲁棒互相关函数(NRCC), 该方法能获得更准确的运动估计结果.

$$k_{\text{nrcc}}(v) = \mathbf{F}^{-1} \left\{ Y(\omega) \left(1 - \frac{|N(\omega)|^2}{|Y(\omega)|} \right) \right\}, \quad (18)$$

其中 $|N(\omega)|^2$ 为噪声能谱, 若为白噪声时, 则 $|N(\omega)|^2$ 为一个常数.

3.2 帧间加权

对于静止的图像序列, 简单的多帧平均法可以显著提高图像信噪比和改善图像质量. 如果图像序列中所有的噪声为高斯白噪声, 将图像序列的静止区域经过足够多次平均后, 理论上, 其信噪比可以达到无穷大. 然而对于发生了运动变化的图像序列, 由于帧间的相对运动不能忽略, 即使通过运动补偿进行多帧平均, 仍会造成运动目标边缘模糊, 甚至产生人工伪影. 特别地, 当图像序列的位移偏大, 或者存在除平移以外的其他几何变换时, 即使是 NRCC 方法得到的运动信息也不完全准确, 这时简单采用基于运动补偿的多帧均值处理后的效果还是让人难以接受. 为了进一步提高图像处理质量, 本文在运动补偿基础上引入基于图像子块相似度的帧间加权影响因子 w . 最终的图像去噪系数计算如下:

$$\hat{x}_t = \sum_{k \in I} w(k) \hat{x}_{c_k}. \quad (19)$$

其中: \hat{x}_{c_k} 为第 k 帧图像中局部邻域中心系数(帧内空间信息 Curvelet 域去噪系数), I 为待处理图像 t 前后需要考虑的图像序列, 序列长度数目为 $N = i + j + 1$ (t 前 i 帧图像, t 后 j 帧). $w(k)$ 为与之对应的加权影响因子, 与两帧图像对应的局部邻域的相似度有关. 第 t 帧图像与第 $t + i$ 帧图像中相对应的局部邻域相似性度通过欧几里德距离 $\|v_t - v_{t+i}\|^2$ 来衡量. $w(k)$ 的权重按下式计算:

$$w(k) = \frac{1}{C(i)} \exp(-|v_k - v_i|^2), \quad (20)$$

式中 $C(i) = \sum_{k \in I} \exp(-|v_k - v_i|^2)$, 起归一化作用.

图3显示了基于3帧图像序列的帧间系数的加权处理方式, 通过图像子块间的相似度的测量, 可以获得更好的图像系数的处理结果.

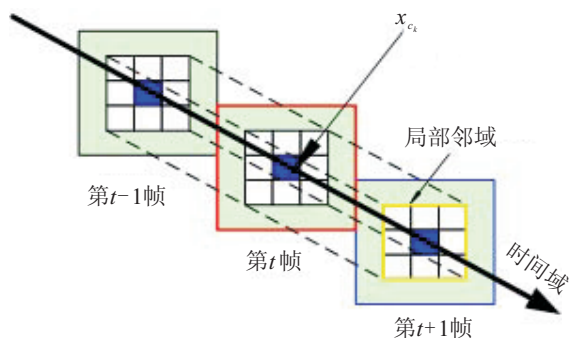


图3 $N(N=3)$ 帧图像帧间系数加权去噪处理

3.3 时空联合的图像序列 Curvelet 域去噪算法

综上所述, 本文提出的图像时空联合去噪方法的主要步骤如下:

Step 1: 图像序列准备. 选取待去噪处理的第 t 帧图像及图像 t 前后的图像序列共 N 帧图像.

Step 2: 采用第 2.2 节所描述的基于单图像帧内空间相关信息的 BLS-GSM 模型的 Curvelet 域图像去噪方法, 获得各帧图像基于帧内空间信息的最优去噪估计.

Step 2.1: 对 N 帧图像分别进行 Curvelet 变换, 获得泡沫图像的多尺度、多方向的 Curvelet 子带系数;

Step 2.2: 结合层内局部空间和相同方向的层间局部邻域的统计相关性, 对于每一个子带的局部邻域系数利用贝叶斯准则通过式 (9) 估计出邻域中心系数 \hat{x}_c .

Step 3: 采用互相关方法利用式 (18) 计算图像帧中的图像子块在其他 $N-1$ 相邻帧中的子块的运动位置, 以进行运动补偿.

Step 4: 采用式 (20), 利用图像帧 t 中的各图像子块与其他图像帧中同一子块 (发生了相对运动) 的相似性计算各局部子块的帧间加权因子 w .

Step 5: 利用所计算到的帧间加权因子 w , 结合 Step 1 获得的各图像的基于帧内信息的初步去噪结果, 采用式 (19) 获得图像 t 的最终无噪声污染 Curvelet 系数.

Step 6: 通过 Curvelet 逆变换获得图像 t 的视觉效果.

Step 7: 重复 Step 1 ~ Step 6, 可以对整个图像序列中的图像进行类似处理, 从而实现整个图像序列 (视频) 的去噪处理.

4 泡沫图像去噪结果和性能比较

该泡沫图像去噪方法已经在铝土矿浮选厂和铜矿浮选现场得到了应用. 浮选现场的泡沫视觉监控系统采用该方法对获得的泡沫图像进行自动降噪处理, 然后再进行后续的泡沫视觉特征提取, 获得了较好的

应用效果. 为了验证本文去噪算法的去噪效果和性能, 首先通过在图像序列上模拟添加不同标准差的高斯白噪声进行相应的去噪实验. 对铝土矿浮选泡沫图像和铜矿浮选泡沫图像分别模拟加性白噪声进行去噪处理, 处理效果分别如图 4(a) 和图 4(b) 所示. 在该实验中, σ 表示添加噪声的标准差, 每次实验分别取紧邻待处理图像前后各一帧图像共 3 帧泡沫图像组成图像序列进行了实验. 图像 Curvelet 变换的分解层数为 4. 通过对不同噪声水平的泡沫图像进行去噪实验, 结果表明该方法能较好地去除泡沫图像中的高斯噪声, 即使对极高的噪声水平的泡沫图像也能获得较好的去噪效果.

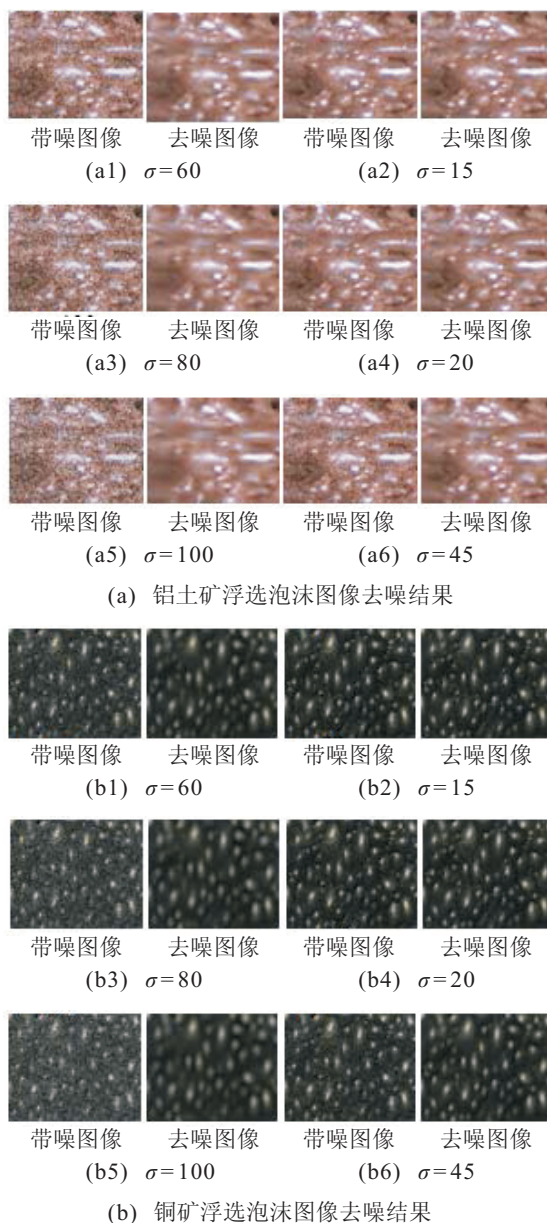


图4 浮选泡沫图像去噪结果

为了进一步衡量该算法的性能, 将本文提出的方法与一些常用的图像去噪算法的结果进行性能对照. 图像去噪的性能指标通过峰值信噪比 (PSNR)

这一客观评价指标进行衡量. 鉴于目前存在的图像去噪算法有很多, 为了具备可比性, 本文主要将该方法与基于图像变换域的噪声去除方法进行了比较. 这些方法是统一阈值法(Visual-shrink)^[6], SureShrink^[7]和BayesShrink^[8]法. 为了比较的公平性, 所有的这些方法都在Curvelet域上进行处理, 泡沫图像的Curvelet变换的分解层数为4, 在进行本文算法实验时, 图序列长度 N 选择为3. 通过手动添加不同噪声水平的高斯白噪声, 分别采用这些经典的图像去噪算法与本文的算法对泡沫图像进行去噪处理对比实验, 其中5段图像序列的实验结果如表1所示.

表1 不同去噪方法性能对比

图像 序列	σ	PSNR/dB				
		noisy	Visu-Shrink	Sure-Shrink	Bayes-Shrink	本文方法
1	10	28.12	28.74	30.25	30.31	33.30
	15	26.58	28.64	29.23	30.12	33.24
	20	25.62	26.34	27.62	28.12	32.12
	30	23.92	24.12	24.82	25.60	32.02
	50	21.32	21.34	22.02	23.32	30.34
	70	20.98	21.02	21.23	22.34	29.24
	100	19.88	19.68	19.80	21.92	28.45
2	10	28.42	28.93	29.26	30.26	33.82
	15	27.18	28.14	29.63	30.02	33.34
	20	25.92	26.14	27.42	28.02	32.46
	30	24.22	24.32	25.12	25.48	32.22
	50	22.12	22.34	22.52	23.42	30.64
	70	21.28	21.34	21.53	22.14	29.96
	100	20.26	20.68	20.20	20.92	29.67
3	10	27.12	28.94	29.12	30.31	32.76
	15	26.67	28.69	28.85	30.12	32.24
	20	25.82	27.14	27.62	28.12	31.72
	30	24.92	25.43	25.82	25.60	30.62
	50	22.36	23.14	23.52	23.32	29.64
	70	21.18	22.32	22.53	22.34	28.83
	100	20.08	20.98	21.80	21.92	27.98
4	10	23.42	24.64	25.25	26.41	30.02
	15	22.08	22.84	24.23	25.32	29.24
	20	21.12	21.94	23.62	24.98	28.08
	30	19.32	20.01	24.82	24.60	27.32
	50	17.32	17.44	22.02	23.32	26.94
	70	16.58	16.92	21.23	22.34	25.24
	100	15.88	15.68	19.80	21.92	25.96
5	10	26.82	28.04	29.45	30.01	32.16
	15	25.98	27.84	28.83	29.12	31.94
	20	25.02	26.34	27.62	28.23	29.82
	30	24.12	24.62	25.84	26.10	28.02
	50	22.32	22.34	23.02	23.93	27.34
	70	21.68	21.76	22.03	22.84	26.80
	100	19.58	19.88	19.93	21.94	26.68

本文的方法已经应用到了浮选泡沫图像处理的现场, 对不同生产状况下的泡沫图像进行噪声去除都能取得较好的效果. 图5是本文的图像去噪方法在实际的铝土矿浮选泡沫图像和铜矿浮选泡沫图像处理

中的应用结果.

综合分析本文去噪方法的实验结果(图4)和应用结果(图5)与性能对比结果(表1), 表明本文提出的泡沫图像噪声去除方法, 能对泡沫图像不同噪声水平下的白噪声进行很好地去除, 并极大地保持了气泡的边缘和表面纹理细节. 与其他常用变换域图像去噪方法相比, 本文方法能获取更高的PSNR, 对噪声污染严重的泡沫图像也能很好地进行恢复. 本文的去噪方法在实际的铝土矿泡沫图像和铜矿泡沫图像去噪处理中的应用结果也是令人满意的.

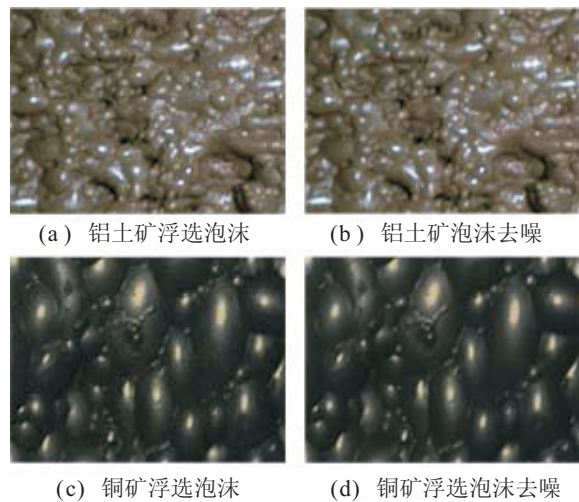


图5 实际泡沫图像去噪应用结果

5 结 论

在矿物浮选生产过程中, 泡沫表面视觉特征与浮选生产工况密切相关, 但是由于泡沫图像获取环境的光照、现场设备电磁干扰等多方面的影响, 所获取的泡沫图像通常噪声污染严重, 泡沫图像去噪是泡沫图像处理中非常重要的一环. 为了在去除噪声的同时, 尽可能地保护好浮选泡沫表面的细致的纹理特征和细微的气泡边缘, 本文根据浮选泡沫图像特点, 提出了一种时空联合的图像Curvelet域去噪方法. 该方法目前在铝土矿浮选泡沫图像和铜矿泡沫图像处理中得到了较好的应用. 模拟添加噪声的去除结果和对实际泡沫图像的噪声抑制的应用结果表明, 该方法能较好地恢复各种噪声水平下的泡沫图像细节, 获得较高的PSNR. 本文提出的浮选泡沫图像噪声去除方法较好地保护好了泡沫的边缘和纹理细节, 保证了后续表面视觉特征的准确提取.

参考文献(References)

[1] 周开军, 阳春华, 牟学民, 等. 基于图像特征提取的浮选关键参数智能预测算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(9): 1300-1305.
(Zhou K J, Yang C H, Mu X M, et al. Intelligent prediction algorithm for flotation key parameters based on image

- features extraction[J]. Control and Decision, 2009, 24(9): 1300-1305.)
- [2] Bartolacci G, Pelletier P, Tessier J, et al. Application of numerical image analysis to process diagnosis and physical parameter measurement in mineral processes-Part I: Flotation control based on froth textural characteristics[J]. Minerals Engineering, 2006, 19(6/7/8): 734-747.
- [3] 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[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(8): 1769-1775.
(Liu J P, Gui W H, Mu X M, et al. Flotation froth image texture feature extraction based on Gabor wavelets[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2010, 31(8): 1769-1775.)
- [4] Yang C H, Xu C H, Gui W H, et al. Application of highlight removal and multivariate image analysis to color measurement of flotation bubble images[J]. Int J of Imaging Systems and Technology, 2009, 19(4): 316-322.
- [5] Buades A, Coll B, Morel J M. A review of Image denoising algorithms, with a new one[J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [6] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [7] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. J of Amer Statist Assoc, 1995, 90(432): 1200-1224.
- [8] Hashemi M. Adaptive noise variance estimation in BayesShrink[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(1): 12-15.
- [9] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, et al. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2003, 12(11): 1338-1351.
- [10] Stark J L, Candes E J, Donoho D L. The Curvelet transform for image denoising[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(6): 670-684.
- [11] Varghese G, Wang Z. Video denoising based on a spatiotemporal Gaussian scale mixture model[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(7): 1032-1040.
- [12] Candes E J, Demanet L. The curvelet representation of wave propagators is optimally sparse[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2005, 58(11): 1472-1528.

~~~~~

(上接第1314页)

- [10] Wang L X, Mendel J M. Fuzzy basis functions, universal approximation and orthogonal least squares learning[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3(5): 807-814.
- [11] Chen B, Liu X P, Tong S C. Adaptive fuzzy approach to control unified chaotic systems[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2007, 34(4): 1180-1187.
- [12] Hwang E J, Hyun C H, Kim E, et al. Fuzzy model based adaptive synchronization of uncertain chaotic systems: Robust tracking control approach[J]. Physics Letters A, 2009, 373: 1935-1939.
- [13] Vassilis K, Ilias P, John N L. Intelligent classification using adaptive fuzzy logic systems[C]. Proc of the 4th Int IEEE Conf on Intelligent Systems. Varna: IEEE, 2008: 8-13.
- [14] 张严心, 井元伟, 张嗣瀛. 基于模糊逻辑系统的输出跟踪控制问题[J]. 控制与决策, 2003, 18(1): 13-18.  
(Zhang Y X, Jing Y W, Zhang S Y. Output tracking control problem based on fuzzy logic system[J]. Control and Decision, 2003, 18(1): 13-18.)
- [15] 佟绍成, 周军. 非线性模糊间接和直接自适应控制器的设计和稳定性分析[J]. 控制与决策, 2000, 15(3): 293-296.  
(Tong S C, Zhou J. Design and stability of fuzzy indirect and direct adaptive control for nonlinear system[J]. Control and Decision, 2000, 15(3): 293-296.)
- [16] Zhang L Q, Shao C. An adaptive learning method for the generation of fuzzy inference system from data[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(1): 80-84.
- [17] 杜浩藩, 丛爽. 基于 Matlab 小波去噪方法的研究[J]. 计算机仿真, 2003, 20(7): 119-122.  
(Du H F, Cong S. The study on wavelet De-noising under the environment of Matlab[J]. Computer Simulation, 2003, 20(7): 119-122.)