文章编号: 2095-2163(2022)03-0016-06

中图分类号: TP399 文献杨

文献标志码:A

一种岩石薄片离焦模糊图像自动筛选方法

戴万富¹,滕奇志¹,何海波²,刘豫璋²,张豫堃² (1四川大学 电子信息学院,成都 610065;2 成都西图科技有限公司,成都 610014)

摘 要:针对岩石薄片全幅面偏光采集中,部分视域采集的图像会存在离焦模糊问题。本文提出一种模糊图像检测方法,能 在薄片全幅面采集的大量偏光图像中,自动检测出存在离焦模糊的视域。由于图像模糊会导致图像空间域和频率域的一些 特征产生变化,因此本文结合空间域和频率域方法,对图像分块进行模糊评价得到模糊度图,由该图统计特性将图像区分为 清晰图像、局部模糊图像或全局模糊图像,同时还验证了可以将该模糊度图直接用于图像模糊区域分割。实验结果表明,本 文算法可以有效筛选出存在模糊的视域,并且在模糊区域分割上也具有较高的准确性。

An automatic screening method for defocused fuzzy image of rock slice

DAI Wanfu¹, TENG Qizhi¹, HE Haibo², LIU Yuzhang², ZHANG Yukun²

(1 College of Electronics and Information Engineering, Sichuan university, Chengdu 610065, China;2 Chengdu Xitu Technology Co.Ltd, Chengdu 610014, China)

(Abstract) In the full-width polarizing light acquisition of rock slices, some view fields may be suffered from defocused blur. In this paper, we propose an effective approach for detecting blur image in a large number of polarizing images collected in the whole width of the slice automatically. As image blurring will lead to some characteristic changes on both of the spatial domain and the frequency domain, we combine them for image blur estimation based on the image block to produce a blur map. The image can be classified into clear image, local blur image or global blur image by the statistical characteristics of the blur map. By the way, it is verified that the blur map can be directly used for image blur segmentation. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively screen out blur view areas, i.e., local blur images or global blur images, and has high accuracy in blur region segmentation.

[Key words] rock chips; image blur detection; blur region segmentation; image re-blur

0 引 言

在岩石薄片的全幅面偏光图像采集中,由于薄 片本身的不平整性、系统硬件的不稳定性或者自动 聚焦算法的局限性,部分视域采集的图像会存在离 焦模糊的现象,影响科研人员对岩石薄片性质的进 一步观察研究。因此,需要将这些模糊的图像筛选 出来,再做进一步处理。传统方法是通过人工浏览 所有采集的图像,从中筛选出模糊的视域,由于显微 镜下一张薄片往往会采集几百甚至上千张图像,人 工方法费时费力,因此岩石薄片全幅面采集图像的 自动模糊检测具有重要实际意义。

对于模糊检测,学者们主要从图像清晰度评价和 局部模糊区域分割两个方面进行了研究。图像清晰 度评价通常是对整幅图像进行质量评价以得到一个 分值,该分值代表了人眼的锐度感知情况。如,谢小 甫^[1]、王红玉^[2]、Wang 等^[3]将再模糊后的图像和原 图的结构相似度作为模糊评价值;Ferzli^[4]、 Narverkar^[5]等则从边缘扩散程度,衡量模糊评价值; Vu 等^[6-7]将变换域的频谱、能量等作为模糊评价指 标。该类模糊评价方法通常对于全局模糊具有较好 的效果,但对于存在局部模糊的自然图像则效果不 佳。对于图像的模糊区域分割,主要是对图像中所有 像素进行分类,以检测出图像中的模糊区域。如,Xin 等^[8]采用局部二值模式和一种稳定的分割算法来分 割模糊区域;Alireza^[9]、Ma^[10]、Xiao^[11]等则从变换域 角度分析局部的模糊情况,再采用封闭式抠图算法得 到图像的模糊区域;Karaali等^[12]先在图像边缘进行

通讯作者: 滕奇志 Email: qzteng@ scu.edu.cn

收稿日期:2021-11-12

基金项目:国家自然科学基金(62071315)。

作者简介:戴万富(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、智能系统;滕奇志(1961-),女,博士,教授,主要研究方向:图像处理、模 式识别;何海波(1968-),男,学士,高级工程师,主要研究方向:图像处理、计算机应用;刘玉璋(1990-),男,学士,工程师,主要研 究方向:机电一体化;张豫堃(1986-),男,学士,工程师,主要研究方向:自动化、机电一体化。

模糊分析,然后采用引导滤波扩散到整幅图像,以得 到模糊区域。该类模糊分割方法往往假定图像中只 存在局部模糊,因此对全局模糊图像效果较差。

由于岩石薄片采集的图像中既可能存在全局模 糊图像也可能存在局部模糊图像,因此本文方法借 鉴上述两类研究思想,先分块对图像进行模糊评价 得到模糊度图,然后由模糊度图的统计特性,来整体 划分图像为清晰、局部模糊或全局模糊,以此筛选出 存在模糊的视域,同时该模糊度图还可直接用于模 糊区域分割。

1 本文方法

1.1 岩石薄片偏光特性的目标区域提取

岩石薄片采集的若干图像中,在一部分视域内 会同时存在标本和背景。为了避免背景区域的干 扰,有必要先提取出图像中的标本目标区域。在偏 光显微镜中,岩石薄片的分析会从单偏光和正交偏 光两个方面进行。正交偏光下背景区域呈黑色,标 本区域的颜色则随着矿物颗粒和偏光角度的不同而 不同;而单片光下整个视域呈亮色,如图1所示,图 1中第一行左上角为背景区域。因此,在正交偏光 下可以直接通过亮度阈值来得到目标区域,而对于 单偏光图像,可以综合正交偏光多角度的掩膜,将其 求并集即可。

$$\begin{array}{l}
I = (R + G + B)/3 \\
I = \begin{cases} 0, & I < = Tz \\
1, & I > Tz \end{cases} \\
M_z = Mz0 \cup Mz15 \cup \cdots \cup Mzi
\end{array}$$
(1)

式中, *I* 表示图像的亮度; *Tz* 表示正交偏光二值化的阈值(本文通过对大量背景区域的亮度统计,并考虑到人眼对亮度的感知情况,取 *Tz* = 20); *Mz* 表示正交偏光的二值化掩膜; *Mzi* 表示在正交偏光角度为*i*时的图像掩膜; *Md* 表示单偏光的掩膜。

图1第二行显示了对一个位置各角度提取目标 区域的结果。从图中可见,单一正交偏光图像得到 的掩膜难以完全表述单偏光下的目标区域,综合多 个角度的正交偏光掩膜可以准确表述单偏光下的目 标区域。







1.2 图像模糊与再模糊理论

图像的模糊可以看成原始图像 *I* 与一个点扩散 函数 *h* 的卷积,在实际中,离焦模糊通常把 *h* 建模为 高斯函数,即:

$$\frac{1}{2} I_1(x,y) = I_0(x,y) * h(x,y)$$

$$\frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(\frac{-(x^2 + y^2)}{2\sigma^2})$$
(2)

式中, I_1 表示模糊图像; I_0 表示原始未失真图像; σ 表示高斯函数的标准差。

研究表明,对一幅清晰的图像进行模糊,比对一幅已经模糊的图像进行再次模糊所损失的信息要 多^[14]。如图2所示,第一行为模糊程度逐渐加深的 失真图像,第二行分别为第一行进行相同高斯再模 糊所得到的图像。由此可见,对于第一幅较为清晰的图像,其再模糊图像与原图像存在较大的不同,而 对于最后一幅较为模糊的图像,其再模糊图像与原 图像几乎看不出变化。为定量衡量这种差异,本文 计算了再模糊图与原图的均方误差(Mean Squared Error,MSE)值,用以衡量原图像与再模糊图像的误 差大小。其计算公式如下:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} [I_1(i,j) - I_2(i,j)]^2}{M \times N}$$
(3)

其中, *M*、*N*分别表示图像的高和宽; *I*₁表示原 图像; *I*₂表示再模糊图像。

从结果可见,若原图像越清晰,则再模糊前后的

MSE 值越大,图像损失细节越多,而原图像越模糊,则 再模糊前后的 MSE 值较小,图像变化不大。基于此,对 于一幅待测图像,可以通过再模糊构造参考图像,由再模糊图像与原图像的差异来判断待测图像的模糊程度。



(b) MSE = 10.8
 图 2 图像再模糊
 Fig. 2 Image re-blur

1.3 空间域评价指标

MSE 值虽然可以反映出图像再模糊前后的差 异,但其受图像内容影响较大,不能直接用于模糊评 价中。考虑到图像的失真会导致梯度幅度的衰减, 即梯度幅度的变化可以反映图像的失真程度。因 此, Xue 等^[13] 将梯度幅值相似度(Gradient Magnitude Similarity, GMS)应用于有参考图像质量 评价中,并取得了较好的效果。本文将 *GMS* 引入 无参考模糊评价中,先通过对待评价图像 *I*₁ 做高斯 再模糊构造参考图像 *I*₂,利用 *I*₁ 和 *I*₂ 的 *GMS* 来衡 量图像的模糊程度。*GMS* 计算方法如式(4)所示,

$$GMS = \frac{2G_1G_2 + c}{G_1^2 + G_2^2 + c}$$
(4)

式中, c 是一个小的正常数用于避免分母为0, G₁和 G₂分别表示失真图像 I₁和再模糊图像 I₂的梯度幅 值图。由于 Sobel 算子对噪声具有较好的抑制作 用,因此本文使用 Sobel 算子来计算图像梯度。

逐像素计算原图与再模糊图的 GMS 值,即可 得到一幅图像的 GMS 矩阵。图 3 显示了清晰图像 与模糊图像在 GMS 矩阵上的差异,其中第一行表 示清晰图像,第二行表示模糊图像,b列是由 a 列经 σ = 3 的高斯滤波得到的再模糊图像。比较 c、d 列 梯度图可见,清晰图像再模糊前后其梯度幅值变化 较大,而模糊图像的梯度幅值变化则较小,因此 e 列 中清晰图像 GMS 矩阵的灰度值比模糊图像更低。



Fig. 3 Comparison of GMS between clear image and fuzzy image

为了定量衡量图像模糊程度与 GMS 的关系, 定义 M × N 大小 GMS 矩阵均值为空间域的模糊评 价指标:

$$S_{1} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} GMS(i,j)$$
(5)

由以上分析可知,图像越模糊,其再模糊图梯度 幅值变化越大, S_1 值越接近于1;反之,图像越清晰, S_1 值越接近于0。因此, S_1 可以从空间域角度有效 衡量图像模糊程度。

1.4 频率域评价指标

图像的模糊在空间域体现为梯度的衰减,在频 率域则体现为高频系数的减少。考虑到离散余弦变 换(Discrete Cosine Transform, DCT)对能量具有较 好的集中性,对图像模糊具有更好的响应,并且计算 复杂度较低,因此本文从 DCT 变换角度构造频率域 评价指标。

対于
$$M \times N$$
 的图像 I ,其二维 DCT 変換如下:
 $DCT(u,v) = \alpha_u \alpha_v \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} I(i,j) \cos \frac{\pi(2i+1)u}{2M}$
 $\cos \frac{\pi(2j+1)v}{2N}$ (6)

其中,

$$\alpha_{u} = \begin{cases} \sqrt{1/M} , u = 0 \\ \sqrt{2/M} , 1 \le u \le M - 1 \end{cases}$$

$$\alpha_{v} = \begin{cases} \sqrt{1/N} , v = 0 \\ \sqrt{2/N} , 1 \le v \le N - 1 \end{cases}$$
(7)

图 4 显示了清晰图像与模糊图像在 DCT 系数 上的差异,第一行表示清晰图像,第二行表示模糊图 像。其中 b 列是由 a 列经 σ = 3 的高斯低通滤波得 到的再模糊图像,图 c、d 列分别表示其 DCT 图。比 较 c、d 列可见,清晰图像经再模糊后损失大量 DCT 高频系数,而模糊图像经再模糊后其 DCT 系数变化 较少,因此再模糊前后 DCT 系数的变化可以有效衡 量图像的模糊程度。



图 4 清晰图像与模糊图像的 DCT 系数比较



为了定量衡量图像模糊与 DCT 系数的变化关系,频率域的模糊评价指标定义如下:

$$S_2 = \frac{\|\boldsymbol{D}_r\|_p}{\|\boldsymbol{D}\|_p} \tag{8}$$

其中, D_r 、D分别表示再模糊前后的 DCT 系数 矩阵, $\|\cdot\|_p$ 是 p范数算子。

$$\|\boldsymbol{D}\|_{p} = \left(\sum_{u,v} |\boldsymbol{D}(u,v)|^{p}\right)^{1/p} \qquad (9)$$

由上述分析可知,图像越模糊,再模糊前后 DCT 系数差异越小, S₂ 值越接近于1;反之,图像越 清晰, S₂ 值越接近于0。因此, S₂ 值可以从频率域 角度有效衡量图像的模糊程度。

1.5 分块评价图像模糊程度

仅仅从空间域或者频率域难以准确衡量图像的 模糊程度,本文综合空间域和频率域方法,定义其加 权和作为模糊评价值:

$$S^{b} = \eta S_{1}^{b} + (1 - \eta) S_{2}^{b}$$
(10)

其中, $0 \le \eta \le 1$ (本文中 η 取 0.5 时效果最 佳), S^{b} 表示对图像块的模糊评分值。 在显微镜采集的图像中,即存在因为聚焦失败 导致的全局离焦模糊,也有因为景深不够而导致的 局部离焦模糊,若直接对整幅图像进行评价,则局部 模糊图像会受到清晰区域的影响而产生错误结果, 因此需要对图像进行分块处理。同时,考虑到多尺 度在模糊评价中的广泛应用,小尺度块对边缘具有 较好的保留效果,但在灰度平坦区域易产生误判;而 大尺度块虽然对边缘有一定平滑,但其对灰度平坦 区域响应较好。本文综合多尺度的影响,采用滑动 窗口机制,在每个窗口上取大小为 16、32、64 3 种大 小的尺度块,最后采用加权求和的方式得到每个窗 口位置的最终评分值:

$$S = \alpha S^{16} + \beta S^{32} + \lambda S^{64}$$
(11)

其中, α 、 β 、 λ 表示各尺度块的权重, 且 α + β + λ = 1。考虑到岩石薄片显微图像中灰度平坦区较 β ,因此本文取 α : β : λ = 2: 3: 5。S 的最终取值 范围为 0~1。S 越接近 0, 图像块越清晰, S 越接近 1,图像块越模糊。求得所有窗口的 S 分值, 即得到

图像的模糊度图。

图 5 显示了清晰、全局模糊、局部模糊的薄片图像以及其所对应的模糊度图,图 c、d 中红色框大致标出了局部模糊所在的区域。从图中可以看出,清晰图

像所在区域的 S 分值较低, 而模糊区域的 S 分值较高; 从图 b、e 和f 中还可以看出, 图像中背景区域与模糊区域呈现相近的模糊程度, 因此有必要排除背景区域以得到正确的目标区域模糊分布情况。



Fig. 5 Fuzziness map of clear, locally blurred and globally blurred images

为了将图像分类为清晰、全局模糊和局部模糊, 本文计算了模糊度图中目标区域的标准差 σ_s 和均 值 μ_s 。可以预见的是,局部模糊图像中模糊度分布 不均匀,其应具有较大的标准差,而清晰和全局模糊 图标准差相对较小,但清晰图像应具有更低的均值。 因此可以通过标准差阈值 σ_{th} 和均值阈值 μ_{th} 来判断 图像类别。若 $\sigma_s > \sigma_{th}$,则图像为局部模糊,否则继 续判断均值;若 $\mu_s < \mu_{th}$,则图像为清晰,否则 $\mu_s > \mu_{th}$,为全局模糊图像。图5展示了部分图像的标准 差和均值,本文通过实验,验证了 σ_{th} 的合适值为 0.06,而 μ_{th} 的合适值为 0.72。

2 实验结果分析

2.1 模糊图像筛选

本文实验数据由课题组"岩石薄片偏光采集系统"采集所得,从中随机选择不同薄片部分图像用于验证本文算法。其中包括清晰图像 126 幅,局部 模糊图像 109 幅,全局模糊图像 86 幅,共 321 幅岩 石薄片图像。提前标记好图像真实类别,然后用本 文算法预测其类别。在统计分类任务中,常采用准 确率(Accuracy)、精确率(Precision)和召回率 (Recall)来对算法进行评估。

其中,准确率衡量算法的整体性能,精确率衡量 算法检测的准确性,而召回率则衡量算法检测的全 面性。其计算方式如下:

$$Accuracy = (TP + FN)/(TP + TN + FP + FN) (12)$$

$$Precision = TP/(TP + FP)$$
(13)

$$Recall = TP/(TP + FP)$$
(14)

式中, TP 表示真正例,即正类中正确预测的样本;

FN 表示假反例,即正类中被错误预测为反类的样本;TN 表示真反例,即反类中正确预测的样本;FP 表示假正例,即反类中被错误预测为正的样本。对 321 幅样本图像进行预测,得到其混淆矩阵见表 1。

表1 三分类混淆矩阵表

Tab. 1 Confusion matrix table with three cla
--

	清晰	局部模糊	全局模糊
清晰	121	3	2
局部模糊	8	100	1
全局模糊	4	4	78

表中横轴表示预测值,纵轴表示真实值。从混 淆矩阵中可以看出,在所有图像上的准确率达到 93.15%,清晰、局部模糊和全局模糊各自分类的精 确率分别为90.97%、93.45%、96.29%,召回率分别 为96.03%、91.74%、9.69%,平均精确率达到93. 57%,平均召回率达到92.82%。算法在具有较高精 确率的同时也能保持较高的召回率,说明对模糊图 像具有较好的分类能力。在算法完成分类预测后, 全局模糊图像和存在局部模糊的图像即为所要筛选 的离焦模糊图像。

2.2 局部模糊区域检测

在岩石薄片图像采集中,全局模糊一般是由于 自动聚焦失败而导致,对于此类图像只需回到相应 位置重新对焦采集即可;而局部模糊图像一般是由 于成像系统景深不够导致,对于此类图像则需要进 行再处理,如采用去模糊算法或多聚焦图像融合等 算法。由上述分析可知,在算法得到的模糊程度图 中,模糊区域具有较高的评价值,清晰区域具有较低 的评价值,因此直接在模糊度图上采用自适应二值 法即可提取图像的模糊区域。将本文提取的模糊区 域与其它算法进行比较,部分结果如图6所示。其 中,第一列图片中的红色方框大致标出了模糊区域, 图中灰色区域表示通过正交偏光特性提取出的背景 区域,白色区域表示分割的模糊区域。从图中可以 看出,本文算法在提取模糊区域时具有更好的连续 性,不易受平坦区域影响而产生误判,具有更高的准 确性。



原图 (b) 文献[8] (c) 文献[9] (d) 文献[12] (e) 本文方法 图 6 模糊区域分割效果对比

Fig. 6 Comparison of Fuzzy area segmentation

3 结束语

本文提出的针对岩石薄片显微图像的自动模糊 检测算法,首先通过岩石薄片的偏光特性提取图像 中目标区域,然后对目标区域进行再模糊,并结合空 间域和频率域方法对在模糊前后的差异进行考量, 以衡量图像局部区域的模糊程度,最后采用模糊度 图的统计特性来将图像分类为清晰、局部模糊和全 局模糊。实验结果证明,该方法可以从岩石薄片采 集的大量图像中有效筛选出模糊图像,并且也能对 图像中的模糊区域进行分割便于对其再处理,具有 一定的实用性。

参考文献

- [1] 谢小甫,周进,吴钦章.一种针对图像模糊的无参考质量评价指标[J].计算机应用,2010,30(4):921-924.
- [2] 王红玉,冯筠,牛维,等. 基于再模糊理论的无参考图像质量评价[J]. 仪器仪表学报,2016,37(7):1647-1655.
- [3] WANG T, HU C, WU S, et al. NRFSIM: A no-reference image blur metric based on FSIM and re-blur approach [C]//2017 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). IEEE, 2017: 698-703.
- [4] FERZLI R, KARAM L J. A no reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB)
 [J]. IEEE transactions on image processing, 2009, 18(4): 717–728.
- [5] NARVEKAR N D, KARAM L J. A no-reference image blur metric based on the cumulative probability of blur detection

(CPBD)[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (9): 2678-2683.

- [6] VU C T, PHAN T D, CHANDLER D M. S3: A Spectral and Spatial Measure of Local Perceived Sharpness in Natural Images
 [J]. IEEE transactions on image processing, 2011, 21(3): 934– 945.
- [7] VU P V, CHANDLER D M. A fast wavelet-based algorithm for global and local image sharpness estimation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(7): 423-426.
- [8] YI X, ERAMIAN M. LBP-based segmentation of defocus blur[J].
 IEEE transactions on image processing, 2016, 25 (4): 1626 1638.
- [9] GOLESTANEH S A, KARAM L J. Spatially Varying Blur Detection Based on Multiscale Fused and Sorted Transform Coefficients of Gradient Magnitudes[C]//CVPR. 2017: 596–605.
- [10] MA M, LU W, LYU W. Defocus blur detection via edge pixel dct feature of local patches [J]. Signal Processing, 2020, 176: 107670.
- [11] XIAO H, LU W, LI R, et al. Defocus blur detection based on multiscale SVD fusion in gradient domain [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 59: 52-61.
- [12] KARAALI A, JUNG C R. Edge-based defocus blur estimation with adaptive scale selection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27(3): 1126-1137.
- [13] XUE W, ZHANG L, MOU X, et al. Gradient magnitude similarity deviation: A highly efficient perceptual image quality index[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 23(2): 684-695.
- [14] CRETE F, DOLMIERE T, LADRET P, et al. The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric [C]//Human vision and electronic imaging XII. International Society for Optics and Photonics, 2007: 6492 – 64920I.