

# 变焦显微三维测量系统的研究进展

尚明皓, 余飞鸿\*

浙江大学光电科学与工程学院, 浙江 杭州 310027

**摘要** 精密制造领域的发展对复杂微观结构的三维形貌测量提出了更高的要求。非接触测量方法虽然具有可观的纵向分辨率,但难以测量倾角较大的倾斜表面。近年来提出的基于超短景深成像的变焦测量方法对斜面表面的测量具有较好的效果,能够真正实现微观复杂结构表面的三维测量。总结了利用变焦法进行显微三维测量的原理,介绍了变焦显微三维测量系统理论与技术的最新进展,最后对变焦显微三维测量系统的未来发展方向进行了讨论和展望。

**关键词** 成像系统; 显微三维测量; 变焦; 聚焦评价; 极值搜索; 图像融合

中图分类号 TH742

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1600002

## Research on Microscopic 3D Measurement System Based on Focus Variation

Shang Minghao, Yu Feihong\*

College of Optical Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China

**Abstract** The development of precision manufacturing has put forward a higher requirement for the 3D topographical measurement of complex microstructures. It is a little difficult for the existing non-contact measurement method to measure a slope surface with a big gradient although it has a high vertical resolution. In recent years, the focus variation measurement method based on ultrashort depth-of-field imaging performs well in the measurement of tilted surface and can be used to truly realize the 3D surface measurement of a microscopic complex structure. Firstly, the principle of microscopic 3D measurement based on focus variation is summarized. Then, the latest theoretical and technological research progress on this method is addressed. Finally, the challenge and future development trend of microscopic 3D measurement based on focus variation are discussed and prospected.

**Key words** imaging systems; microscopic 3D measurement; focus variation; focusing evaluation; extremum search; image fusion

**OCIS codes** 110.0180; 100.2000; 110.6820

## 1 引言

随着精密制造技术的发展,各领域对微观复杂物体三维尺寸的精确测量有着越来越迫切的需求<sup>[1]</sup>。传统显微三维测量算法可分为三类:触针扫描法、纳米量级测量算法以及门类众多的非接触测量法。触针扫描法发展多年,表现稳定,但受仪器结构的影响,具有测量效率较低、受振动影响大以及易

损伤物体表面等缺陷<sup>[2]</sup>。纳米量级显微三维测量算法采用极精密的倏逝场、电子束等作为探针,如扫描电子显微镜(Scanning Electron Microscopy, SEM),扫描隧道显微镜(Scanning Tunneling Microscopy, STM)、扫描近场光学显微镜(Scanning Near-Field Optical Microscopy, SNOM)和原子力显微镜(Atomic Force Microscopy, AFM)<sup>[2]</sup>。如表 1 所示,其纵向分辨率最高可达到 0.01 nm 量

收稿日期: 2020-10-27; 修回日期: 2020-11-25; 录用日期: 2020-12-08

通信作者: \* feihong@zju.edu.cn

级,但是较慢的测量速度和有限的纵向测量范围限制了其在工业生产领域的大规模应用。

非接触测量法是通过探测样本表面的物理特性来进行测量的,包括相移干涉显微镜(Phase-Shifting Interference Microscopy, PSIM)、扫描白光干涉显微镜(Scanning White-Light Interferometry microscopy, SWLIM)和数字全息显微镜(Digital Holographic Microscopy, DHM)等<sup>[2]</sup>。随着计算机视觉技术的发展,基于计算机视觉的 Shape From X 方法被提出,该方法可恢复微小物体的深度信息,相比其他非接触测量方法,其三维重建具有稳定、易实现的优点。其中,X 主要指恢复三维形状所依据的线索,Shape From X 方法广义上可分为双目立体视觉法<sup>[3]</sup>、明暗度法(Shape From Shading,

SFS)<sup>[4]</sup>、运动法(Shape From Motion, SFM)<sup>[5]</sup>和变焦法等。这里变焦法又分为聚焦法(Shape From Focus, SFF)<sup>[6]</sup>和离焦法(Shape From Defocus, SFD)<sup>[7]</sup>两大类,主要的区别是 SFD 通过测量当前图像相对参考图像的模糊程度来确定每个像素点的深度,需要事先对成像过程进行建模,借助点扩展函数(Point Spread Function, PSF)与几张不同模糊程度的图像进行计算,难点是离焦模型的准确确定<sup>[8]</sup>;SFF 技术无需借助成像模型等先验知识,仅仅根据像素聚焦程度与其深度之间的对应关系进行三维测量,目前已发展出基于该技术的变焦显微镜(Focus Variation Microscopy, FVM),即本文所研究的变焦显微三维测量系统。表 1 总结了现有的非接触显微三维测量算法的测量特性。

表 1 非接触表面形貌测量算法的测量特性

Table 1 Measurement characteristics of non-contact surface morphological measurement algorithms

Algorithm	Resolution /nm		Detection range along Z-axis direction	Measurement speed	Measurement requirement
	Vertical	Parallel			
SEM	1	10	-	Medium	Environment is vacuum and sample is conductive
STM	0.01	0.5	$\mu\text{m}$	Slow	Sample surface is smooth and conductive and damping devices are needed
SNOM	1	10	-	Slow	Sample surface is smooth and working distance is short
AFM	0.01	0.1	$\mu\text{m}$	Slow	Sample surface is smooth
PSIM	1	-	$\mu\text{m}$	-	Sample surface is super smooth with high precision
SWLIM	1	100	mm	Fast	Sample surface is super smooth with high precision
DHM	1	100	$\mu\text{m}$	Fast	Sample surface is non-scattering
FVM	10	500	mm	Fast	Sample is not transparent and surface is not high precision

如图 1 所示,变焦显微三维测量系统主要包括多聚焦图像序列采集模块和数字图像处理模块,其中图像处理模块具有图像融合和深度信息获取的功能,深度信息获取是整个系统中的核心部分。变焦显微三维测量系统相比传统系统具有成本低、结构简单、鲁棒性强、兼顾测量精度和测量范围以及能够恢复被测物体表面纹理等优点<sup>[9]</sup>,尤其在铣刀等具有大倾角斜面的精密加工工具的质量检测方面具有不可取代的优越性<sup>[10]</sup>。由于变焦显微三维测量系统良好的表现,目前国外已有一些较为成熟的产品投入使用,例如英国 Scantron 公司的“光学式表面粗糙度轮廓形貌测量仪”、日本基恩士公司的 VHX 系列“超景深三维显微系统”、德国徕卡公司的 DVM 系列“超景深三维视频显微镜”以及奥地利

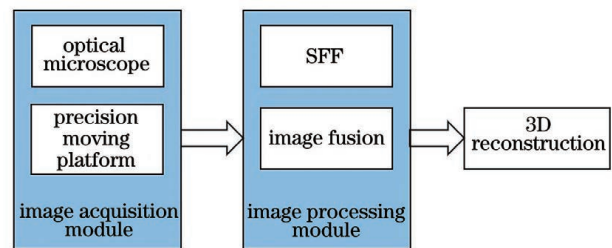


图 1 变焦显微三维测量系统流程图

Fig. 1 Flow chart of microscopic 3D measurement system based on focus variation

Alicona 公司的“自动变焦三维表面测量仪”等。

本文整体结构安排如下,首先对变焦显微三维测量系统原理进行介绍,接着介绍变焦显微三维测量系统涉及的技术的最新进展,最后对变焦显微三

维测量系统的未来发展方向进行了讨论和展望。

## 2 多聚焦图像序列的获取

在变焦显微三维测量系统中,为了确定像素的聚焦程度与深度之间的关系,往往需要借助一定数目的多聚焦图像序列。如图 2 所示,系统的精密控制平台与显微镜  $z$  轴垂直,待测样本放置在平台上,被物镜放大成像在 CCD 上。

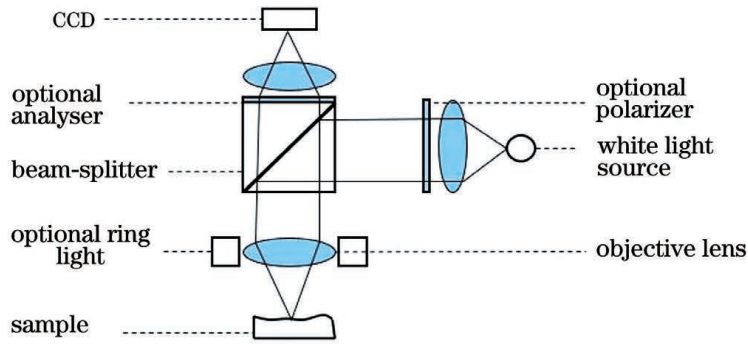


图 2 变焦显微三维测量系统获取多聚焦图像序列

Fig. 2 Multi-focus image sequence acquired by microscopic 3D measurement system based on focus variation

## 3 聚焦评价函数

得到多聚焦图像序列后,通过对图像序列中每个像素点的聚焦程度进行评价,可得到聚焦程度最大的像素所在的图像。如图 3 所示,通过图像对应的移动距离  $d_i$  以及平台相对物面的初始位置  $d_p$ ,当前像素点表征的表面高度可以表示为  $d_{I(x,y)} = d_p - d_i$ ,其中,  $I(x,y)$  为当前图像上的像

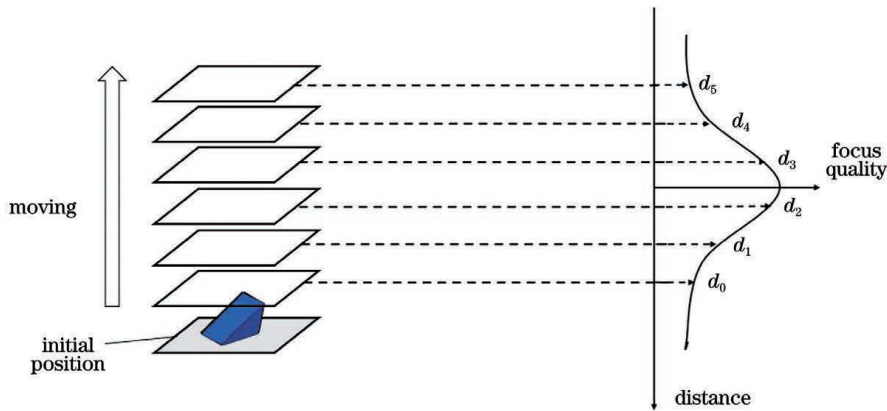


图 3 利用聚焦评价曲线计算样本表面高度

Fig. 3 Calculation of sample surface height using focus evaluation results

常用的聚焦评价函数可分为以下三类:基于空域的聚焦评价函数、基于统计学的聚焦评价函数以及基于频域的聚焦评价函数。

### 3.1 基于空域的聚焦评价函数

梯度算子是聚焦评价中常用的方法,已知图像

量,控制平台最开始位于  $z$  轴下端位置,满足待测物体恰好位于物面的下方,随后平台沿  $z$  轴正方向每次步进  $\Delta d$  距离,同时 CCD 采集一幅图像,并记录此时的总移动距离  $d_i$ ,其中  $i$  为图像序列号。处于焦平面附近的样品表面聚焦得到清晰的图像,其余部分表面出现不同程度的模糊现象。扫描完成后,会得到一组分别对样本表面不同高度的区域进行聚焦成像的图像,称为多聚焦图像序列。

素点,  $(x,y)$  为坐标。对所有像素遍历上述过程便可以得到目标物体表面的高度信息,因此在变焦显微三维测量系统中聚焦评价函数对高频信息灵敏,在图像清晰聚焦时输出最大响应结果,且具有很好的抗噪性能。一个优秀的聚焦评价函数需要具备以下特征:聚焦评价结果与图像内容无关,具有单调性和单峰性,抗干扰能力强,时间复杂度低<sup>[11]</sup>。

越模糊,包含的高频信息越少,梯度算子通过一阶差分量化图像中的高频信息,将高频信息分量最大的像素区域定义为清晰区域。常用的基于梯度的聚焦评价算子有 Brenner<sup>[12-14]</sup>、Sobel<sup>[15-17]</sup> 和 Tenengrad<sup>[18]</sup> 等。

Brenner 算子是最简单的梯度算子,计算间隔

为 1 的两个像素之间的差值, 并进行平方处理:

$$F_{FM}(x, y) = [I(x+2, y) - I(x, y)]^2. \quad (1)$$

为了提高计算结果的准确性, 实际应用时会采用适当的阈值对计算结果进行筛选。另外, 为了提高算子对噪声的鲁棒性, 将邻域内每个像素的 Brenner 算子处理的结果之和作为当前像素最终的聚焦评价价值, 具体可表示为

$$F_{FM, Brenner}(i, j) = \sum_{(x, y) \in \omega(i, j)} F_{FM}(x, y), \quad (2)$$

式中:  $\omega(i, j)$  为待测像素的邻域;  $(i, j)$  为待测像素的坐标。

Sobel 算子是图像处理中常用的梯度算子, 即

$$\begin{cases} \mathbf{F}_{FM, x} = \mathbf{I} * \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{F}_{FM, y} = \mathbf{I} * \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (3)$$

$$\mathbf{F}_{FM, Sobel} = \sqrt{\mathbf{F}_{FM, x}^2 + \mathbf{F}_{FM, y}^2}, \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{F}_{FM, x}$  为当前像素沿  $x$  方向的聚焦评价结果;  $\mathbf{F}_{FM, y}$  为当前像素沿  $y$  方向的聚焦评价结果;  $\mathbf{I}$  为当前图像;  $*$  为卷积运算;  $\mathbf{F}_{FM, Sobel}$  为当前像素聚焦评价的最终结果。

相比 Brenner 算子, Sobel 算子统计更大的邻域并按一定权重计算最终结果, 具有更好的抗噪性, 被广泛应用于图像边缘检测与自动对焦领域。褚翔等<sup>[15]</sup>对传统的 Sobel 算子进行了 8 方向扩展, 相比

传统的只统计水平、垂直方向的 Sobel 算子, 可统计更多的高频信息, 具有更好的检测高频信息的能力。在自动对焦应用中, 文献[16]采用 Sobel 算子结果进行加权滤波以抑制噪声, 再借助全局阈值分割出潜在边缘像素以计算最佳对焦位置。文献[17]在自动对焦算法中对 Sobel 算子进行了 4 方向扩展, 将结果与 Brenner 梯度结果相乘作为最终聚焦评价结果, 获得了单峰性、急变性以及尖锐性更好的调焦曲线。

同样在变焦显微三维测量系统中, 基于 Sobel 梯度算子的 Tenengrad 算法常用于聚焦程度评价。Tenengrad 算法增加了梯度结果的聚合过程, 不仅提高了基于 Sobel 算子的评价算法的鲁棒性, 而且增加了相邻像素之间评价结果的相关性:

$$F_{FM, TEN}(i, j) = \sum_{(x, y) \in \omega(i, j)} F_{FM, Sobel}(x, y). \quad (5)$$

与梯度算子一样, 二阶 Laplacian<sup>[19-20]</sup>差分算子常用于聚焦程度评价。Laplacian 算子对高频信息更加灵敏, 相比基于梯度的聚焦评价函数, 得到的聚焦评价曲线的单峰性更好、更尖锐, 但在噪声存在的情况下, 受到噪声的影响更大。为了提高 Laplacian 算子对噪声的鲁棒性, Nayar 等<sup>[6]</sup>在变焦显微三维测量中计算目标像素邻域内的 Laplacian 处理结果之和以作为最终的聚焦程度评价结果, 称为 SML (Sum Modified Laplacian)。为了避免水平、垂直方向互相抵消, 利用绝对值进行修正, 即

$$F_{FM, LAP}(i, j) = \sum_{(x, y) \in \omega(i, j)} \left\{ |2f(x, y) - f(x - s_{step}, y) - f(x + s_{step}, y)| + |2f(x, y) - f(x, y - s_{step}) - f(x, y + s_{step})| \right\}, \quad (6)$$

式中:  $f(x, y)$  为  $(x, y)$  处的像素值;  $s_{step}$  为计算差分的步长, 用于调整二阶差分计算的范围。为了提高 Laplacian 算子的检测能力, Thelen 等<sup>[19]</sup>在原 Laplacian 算子的基础上引入了对角方向的检测, 提高了 Laplacian 算子的检测能力。Laplacian 聚焦评价算子在使用时窗口大小通常是固定的, 如  $3 \times 3$  或  $5 \times 5$ , 在纹理较少区域, 窗口过小, 不能涵盖足够的信息, 且更容易受到噪声的影响; 在深度改变频率较大的区域, 窗口过大, 反而导致了平滑现象, 影响最终测量结果的精度。基于上述问题, Tian 等<sup>[20]</sup>在变焦显微三维测量算法中, 根据样本表面的方差分布情况, 自适应调整 Laplacian 算子尺寸, 相

比传统 SML 算子, 弱纹理区域以及边缘区域的测量准确程度得到进一步提升。

聚焦评价函数的发展在一定程度上提升了三维测量系统的测量精度和搜索效率, 然而 SFF 算法仍存在病态问题, 尤其是在弱纹理或强光照的情况下。随着空域中 SML 算子的提出, 聚焦评价函数的上限也逐渐显露。针对弱纹理或强干扰等情况, 学者们以 SML 算子为基础构建了能量框架以对输出结果进行优化<sup>[21-23]</sup>。在数学层面, 可以将该类优化问题抽象成求取一个使能量函数最小化的深度图问题, 其中能量函数通常包括数据保真项和相应的惩罚项。根据不同的函数特性, 学者们发展出合适的

求解算法进行求解。在求解过程中,数据保真项和惩罚项二者之间相互牵制,且不同的求解方法影响结果能否收敛到最优解以及最终的搜索效率。因此,能量函数和相应求解算法都具有极大的研究价值。

2009年,Gaganov等<sup>[21]</sup>为了克服传统算法在弱纹理或强光照情况下表现差的问题,事先进行了物体表面局部光滑偶有不连续的先验假设,并采用变分框架对深度信息进行优化。学者首先采用MLAP(Modified Laplacian)算子构建数据保真项,再在贝叶斯框架中利用马尔可夫随机场构建数据惩罚项,最终在变分框架中采用图割法进行求解优化,但该方法有陷入到局部收敛点的倾向<sup>[8]</sup>。2015年,Moeller等<sup>[22]</sup>采用各向同性且离散的TV(Total Variation)作为惩罚项,并应用一种ADMM(Alternating Direction Method of Multipliers)算法对函数进行最小化求解,结果表明该算法最终会收敛到一个临界点,但未给出收敛到最优解的有效证明。2017年,Kumar等<sup>[23]</sup>又提出以新的加权核范数最小值(Weighted Nuclear Norm Minimization, WNNM)作为新的乘法项来构建变分框架,并与TV约束等算法进行了比较,所提方法的结果达到了当时的最佳水平。

### 3.2 基于统计学的聚焦评价函数

除空域聚焦评价函数外,区域内的统计量值同样可描述区域整体的纹理分布情况,例如区域内的灰度方差(Gray Level Variance, GLV)<sup>[24-26]</sup>、熵以及直方图灰度范围<sup>[12-14]</sup>等参量。其与空域和频域聚焦评价函数最大的不同是以区域整体的统计量作为评价基准,具有较高的鲁棒性,但精度上有所降低。

以早期应用广泛的GLV算法为例,当前像素与区域内其他像素共同参与了均值 $\mu$ 的计算,增强了邻域内像素的关联性,即

$$F_{\text{FM, Variance}}(i, j) = \sum_{(x, y) \in \omega(i, j)} [I(x, y) - \mu]^2. \quad (7)$$

为了提高基于方差的聚焦评价曲线的尖锐性, Pech-Pacheco等<sup>[24]</sup>在自动对焦算法中根据方差计算出的结果重新计算其方差以作为最终结果,即

$$F_{\text{FM}}(i, j) = \sum_{(x, y) \in \omega(i, j)} [F_{\text{FM, Variance}}(x, y) - \bar{F}_{\text{FM, } \omega(i, j)}]^2, \quad (8)$$

式中: $\bar{F}_{\text{FM, } \omega(i, j)}$ 为邻域 $\omega(i, j)$ 内像素聚焦评价结果的均值。

为了进一步克服拍摄过程中光照不稳定导致的

帧与帧之间灰度的差异,通过对方差结果进行归一化处理<sup>[25]</sup>来提高GLV聚焦评价函数的亮度不变性。文献<sup>[26]</sup>通过计算由方差结果组成的矩阵的迹,提出了一种聚焦程度的评价新方法,但新方法具体表现上存在一定的局限。

考虑到基于统计学的聚焦评价函数不具备统计不同方向纹理信息的特性,因此学者常将其与空域或频域内的聚焦评价函数结合,借助其鲁棒性对评价结果进行二次处理。文献<sup>[24]</sup>通过将Sobel梯度算子与方差结合,提出了一种Tenengrad Variance算子,目的是提高梯度算子的灵敏度,使之达到Laplacian算子的水平,同时保证一定程度的鲁棒性,即

$$F_{\text{FM, TEN}}(i, j) = \sum_{(x, y) \in \omega(i, j)} [F_{\text{FM, Sobel}}(x, y) - \bar{F}_{\text{FM, } \omega(i, j)}]^2. \quad (9)$$

此外,文献<sup>[24]</sup>还将方差与Laplacian算子相结合进行测试,文献<sup>[27]</sup>则是计算了小波变换后的三个高频子带系数的方差。但根据Pertuz等<sup>[28]</sup>的测试结果,上述方差与梯度、Laplacian以及小波变换相结合的方式对最终效果的提升并不明显,在一些具体情况下甚至起到一定的反作用。

总之,基于统计变量的聚焦评价函数应关注实际应用中弱纹理、有噪声情况下算子鲁棒性的提高,这也是当前变焦显微三维测量系统应用的竞争力所在。随着频域作为工具被引入到数字图像处理中,聚焦评价函数在精度和鲁棒性等方面有了进一步的提升。

### 3.3 基于频域的聚焦评价函数

拍摄图像时,可将失焦看作变换域内系数的重新加权。图像模糊程度越大,频域内的高频系数越小,低频系数越大。根据频域变换的不同,基于频域的聚焦评价函数可分为基于小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)<sup>[29-31]</sup>的聚焦评价函数和基于离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)<sup>[32]</sup>的聚焦评价函数。

基于DWT的聚焦评价函数的统计性质大多是基于DWT系数。在第一层DWT中,图像被分解为四个子系数,其中 $W_{\text{LH1}}$ 、 $W_{\text{HL1}}$ 、 $W_{\text{HH1}}$ 和 $W_{\text{LL1}}$ 分别表示三个方向的高频系数和低频系数。对于更高级的小波变换,低频系数被进一步分解。通过分解高频系数和低频系数的分量即可进行聚焦程度评价。Yang等<sup>[27]</sup>在自动对焦算法中采用统计一阶变换的小波系数和(Sum of Wavelet Coefficients,

SWAV)作为聚焦评价的标准:

$$F_{FM,DWT}(i,j) = \sum_{(x,y) \in \omega(i,j)} [ |W_{HL1}(x,y)| + |W_{HL1}(x,y)| + |W_{HH1}(x,y)| ] \quad (10)$$

2017年,袁腾飞<sup>[29]</sup>通过设置阈值对SWAV算子进行了修正,实验结果表明,在较差信噪比的情况下,MAWAV(Modified Sum of Wavelet Coefficients)的表现仍优于SWAV,聚焦评价曲线的单峰更窄,测量精度更高。为了在聚焦评价中利用变换得到的低频系数,Xie等<sup>[30]</sup>采用小波系数比值(Ratio of Wavelet Coefficients)进行了聚焦程度评价:

$$F_{FM}(i,j) = \frac{M_H^2}{M_L^2}, \quad (11)$$

$$M_L^2 = \sum_{n=1}^K \sum_{(x,y) \in \omega(i,j)} W_{LL,n}^2(x,y), \quad (12)$$

$$M_H^2 = \sum_{n=1}^K \sum_{(x,y) \in \omega(i,j)} [ W_{LH,n}^2(x,y) + W_{HL,n}^2(x,y) + W_{HH,n}^2(x,y) ], \quad (13)$$

式中: $M_H$ 为基于高频系数的聚焦评价分量; $M_L$ 为基于低频系数的聚焦评价分量; $n$ 为第 $n$ 阶小波变换; $W_{LL,n}(x,y)$ 为第 $n-1$ 阶低频系数小波变换所得到的低频系数; $W_{LH,n}(x,y)$ 为第 $n-1$ 阶低频系数小波变换所得到的低频系数; $W_{HL,n}(x,y)$ 为第 $n-1$ 阶高频系数小波变换所得到的低频系数; $W_{HH,n}(x,y)$ 为第 $n-1$ 阶高频系数小波变换所得到的低频系数; $K$ 为离散小波变换的阶数。

2018年,Tian等<sup>[31]</sup>进一步提出了一种新的基于非下采样小波变换(Nonsubsampled Wavelet Transform, NSWT)的变焦显微三维测量算法。该方法避免了小波分解中下采样造成的信息损失,且具有平移不变性。

DCT是当前很多图像和视频的编码算法之一,DCT的交流分量反映图像强度的变化,可以作为聚焦程度评定的算法,例如DCT强度比法(DCT Energy Ratio)<sup>[32]</sup>。

### 3.4 其他算法

除了上述三类聚焦评价函数外,文献[29]还介绍了一些其他的聚焦评价方法。已知物体越靠近物面,视场内的灰度变化就越大,因此可采用邻域内灰度均值与邻域中心点灰度值之比作为新的聚焦程度评价标准。当离焦程度越大时,结果越接近于1;当邻域内对比度较高时,适时取倒数,保证最终结果大于1。在变焦显微三维测量系统中,有

$$F_{FM}(x,y) = \begin{cases} \frac{\mu_{\omega(x,y)}}{I(x,y)}, \mu_{\omega(x,y)} > I(x,y) \\ \frac{I(x,y)}{\mu_{\omega(x,y)}}, \mu_{\omega(x,y)} \leq I(x,y) \end{cases}, \quad (14)$$

$$F_{FM}(i,j) = \sum_{(x,y) \in \omega(i,j)} F_{FM}(x,y), \quad (15)$$

式中: $\mu_{\omega(x,y)}$ 为邻域内的灰度均值。

此外,文献[29]采用图像邻域内的曲率作为聚焦程度判定标准。对于小景深成像系统,在物体靠近物面的过程中,图像视场的灰度差异变大,反之像素灰度值差异不大,因此如果将灰度值拓展至三维空间 $[x,y,I(x,y)]$ ,则可以使用曲率法来衡量聚焦程度。利用多项式对曲面进行拟合,即

$$\begin{cases} f(x,y) = p_0x + p_1y + p_2x^2 + p_3y^2 \\ p' = (p_0, p_1, p_2, p_3) \end{cases}, \quad (16)$$

$$F_{FM}(x,y) = |p_0| + |p_1| + |p_2| + |p_3|, \quad (17)$$

式中: $p_0, p_1, p_2, p_3$ 为拟合系数。接下来利用这些系数得到聚焦评价结果,实验证明,这些系数的绝对值和是一个好的聚焦评价指标

LBP(Local Binary Patterns)是一种用来描述图像局部纹理特征的算法,具有旋转不变性和灰度不变性等优点,在人脸识别中有着广泛的应用。在聚焦评价领域内,Freeman等<sup>[33]</sup>将LBP特征作为自动对焦算法的聚焦评价标准。为了计算像素 $I(i,j)$ 周围的LBP特征,首先对邻域进行二值化,即

$$S(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}, \quad (18)$$

式中: $x$ 为 $I(x,y) - I(i,j)$ 且 $(x,y) \in \omega(i,j)$ 。最后统计邻域内像素值为1的像素的数目作为最终聚焦评判的标准。LBP特征具有一定的缺点,例如只考虑了邻域像素大于目标像素的情况,且LBP的特征描述优势也没参与到聚焦程度的判定中。

Aydin等<sup>[34]</sup>提出了一种自适应权重的聚焦评价算子,类似于双边滤波,基于欧氏距离和灰度或彩色空间距离,为窗口内像素制定不同的权重,进而计算该点的聚焦程度。自适应权重的方法能够有效对深度断裂缺陷和边缘扩散,大的窗口尺寸能抑制深度断裂,而大的相似像素权重可以解决边缘扩散问题。

## 4 极值搜索算法

对序列中相同坐标上的像素应用聚焦程度评价

之后,可以得到一条聚焦程度随移动距离变化的曲线,称之为聚焦评价曲线。如前文所述,利用聚焦评价曲线的极值可以计算高度信息,因此准确定位聚焦评价曲线峰值的位置对测量结果的精确程度具有重要作用。由于聚焦评价曲线受到聚焦评价函数的影响,应选择聚焦评价曲线单峰性、急变性好

的聚焦评价函数。然而在实际应用中,变焦显微测量系统按照一定的采样频率拍摄物体的多聚焦图像序列,采样频率同样影响聚焦评价曲线峰值的定位。如图 4 所示,采样频率过小导致当前观测区域始终未准确落在物面上, $d_2$ 、 $d_3$  对应的深度信息都不是准确的高度信息。考虑到精密控制平台的精度和搜索效率的限制,采样频率存在上限,因此需要依靠一定的搜索算法,在有限的采样频率下,平衡搜索效率和搜索精度。在自动对焦算法中,可参考的极值搜索算法有遍历搜索法、曲线拟合法、斐波那契搜索法以及 RANSAC 算法<sup>[35]</sup>。

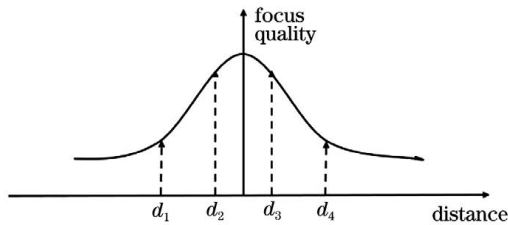


图 4 聚焦评价曲线

Fig. 4 Evaluation curve of focus quality

#### 4.1 遍历搜索法

遍历搜索法是在得到离散的聚焦评价结果后,通过遍历比较聚焦评价结果,确定出最大聚焦评价量值对应的高度信息以作为输出结果。遍历搜索法原理简单,但在实际应用中,采样频率过低时,一方面会导致绘制的聚焦评价曲线粗糙,另一方面峰值落在采样点上的可能性会大大降低,变焦显微三维测量系统的分辨能力降低。

#### 4.2 斐波那契搜索法

为了保证遍历搜索法的搜索精度,需要维持高采样频率。为了进一步减少由此产生的计算开销,结合二分法和斐波那契数列,对遍历搜索算法进行优化。首先确定搜索区间 $(a_0, b_0)$ ,其次利用最小分离度 $\epsilon$ 和搜索点数 $n'$ 来计算步长 $L_2 = [F(n'-1) + (-1)^{n'}\epsilon] / F(n')$ ,其中 $F(n')$ 为第 $n'$ 个点的聚焦评价结果。从端点 $a_0, b_0$ 出发,在相向方向上取 $L_2$ 长度,近似得到对应的 $a_1, b_1$ 两个新采样位置。接下来根据两个新位置上的聚焦评价结果 $f(a_1)$ 和 $f(b_1)$ 的大小关系,确定下一步的搜索

范围,若 $f(a_1) > f(b_1)$ ,搜索区间为 $(b_1, b_0)$ ,若 $f(a_1) < f(b_1)$ ,搜索区间为 $(a_0, a_1)$ 。最后在新区间上取对称的两个离散点,重复上述步骤。

斐波那契搜索法的优点是搜索效率高,在搜索过程中取样的采样点也是有限的,搜索的收敛性比较好。但是在实际应用中,聚焦评价曲线可能不是理想的光滑曲线,若聚焦评价曲线中存在大量的局部极大值,该搜索算法就可能陷入到局部极值处,造成错误的结果。

#### 4.3 曲线拟合法

为了克服遍历搜索算法受采样频率限制的缺点,可以提高采样频率,但受限于显微镜的景深范围和精密控制平台的精度,采样频率存在上限。此时,可根据聚焦评价函数特性,恰当地选择二次多项式或高斯函数对聚焦评价曲线进行拟合,即

$$p = aX^2 + bX + c, \quad (19)$$

$$g = a \exp \left[ -\frac{(X-b)^2}{2c^2} \right], \quad (20)$$

式中: $a, b, c$ 为拟合系数。

已知二次多项式和高斯曲线峰值对应的位置分别为 $X = -\frac{b}{2a}$ 和 $X = b$ ,通过曲线拟合确定 $a, b, c$ 三个参数,进而可确定出峰值所在的位置。对离散聚焦评价量值进行拟合,曲线拟合算法的分辨率高于采样频率,相比遍历搜索法,需要更大的计算开销。

在非理想情况下,噪声会在聚焦评价曲线上引入奇异点。考虑到曲线拟合法在异常数据较多的情况下误差较大,可以采样 RANSAC 算法对曲线拟合进行优化,但缺点是产生了更大的计算开销,在实际应用中会极大降低测量效率。

为了进一步平衡搜索精度和搜索效率,尹秋霞<sup>[36]</sup>提出了一种粗搜索与细搜索混合的搜索策略。先利用遍历搜索法粗提取离散的聚焦评价峰值,接着在峰值的局部采用曲线拟合法对聚焦评价曲线进行拟合,精细提取峰值的位置,实验结果表明,该方法兼顾了搜索效率和搜索精度。

近年来,在拟合函数的研究上,学者们提出了一种基于低阶多项式的插值算法,通过扩展多项式的阶数来增强拟合函数的准确性,该插值算法在文献[22]中以八阶多项式的形式得到应用。

## 5 多聚焦图像融合算法

变焦显微三维测量系统借助图像融合技术获得物体表面沿 Z 轴方向的全焦图像,该图像被应用于

后序的三维模型显示中。此时图像融合特指多聚焦图像融合,具体可分为两大类:基于空域的多聚焦图像融合和基于变换域的多聚焦图像融合。

### 5.1 基于空域的多聚焦图像融合算法

空域融合法是指在空间层面根据一定的参考标准对图像进行融合,根据融合单位大小的不同又可细分为像素级别图像融合、块图像融合以及区域图像融合<sup>[37]</sup>。由于变焦显微三维测量系统对每个像素都进行聚焦程度的评价,常用像素级别的图像融合算法进行融合。像素级别图像融合是对每个像素都进行筛选,具有精度高的优点,但缺点是计算开销大、融合结果平滑性较差。

Piella<sup>[38]</sup>最早提出了基于灰度值的加权融合策略,例如算数平均法、像素极值法以及主成分分析法。由于在多聚焦图像融合领域内,像素级别的图像融合算法不同于多传感器融合领域内的融合策略,融合结果主要是从单一源中进行筛选而不是多源组合的形式,因此上述融合策略在多聚焦图像融合问题上表现并不好。

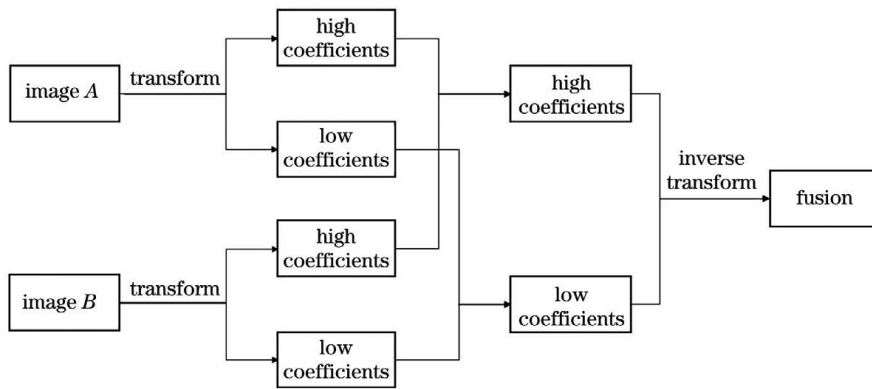


图 5 变换域图像融合

Fig. 5 Image fusion in transform domain

#### 5.2.1 基于金字塔变换的多聚焦图像融合算法

1983年,Burt等<sup>[41]</sup>首次提出了Laplacian金字塔变换,并基于Laplacian金字塔变换对图像进行了融合<sup>[42]</sup>,开启了变换域图像融合方向的研究。Toet<sup>[43-45]</sup>在Laplacian金字塔分解的基础上,提出了低通比率金字塔、对比度金字塔和形态学金字塔,并将其应用于图像融合中。但金字塔分解法并不是最佳的变换方法,分解结果各层之间仍具有一定的相关性,存在冗余的信息量。例如,低通比率金字塔会产生许多在源图中不存在的错误信息,对比度金字塔则在图像融合过程中会丢失源图中的信息,形态学金字塔不能处理不同种类医学图像之间的融合。近年来金字塔得到了不同程度的改进<sup>[46-47]</sup>,但

在像素级别的多聚焦图像融合领域,主流的融合评价指标仍旧是对当前像素聚焦程度的评价。Yang等<sup>[37]</sup>总结了一些早期应用于多聚焦图像融合中的聚焦评价指标,例如Laplacian<sup>[6]</sup>、空间频率<sup>[39]</sup>和图像梯度<sup>[40]</sup>等。在变焦显微测量中,由于已经对每个像素进行了聚焦程度的评价,最常用的多聚焦图像融合算法是取聚焦评价结果中最大的像素的灰度值作为融合结果,融合结果依赖聚焦评价函数的表现。

### 5.2 基于变换域的多聚焦图像融合算法

不同于空域融合法,变换域融合法不在空间域内设计融合规则,而是在变换域内对图像进行融合。如图5所示,首先对源图像进行多尺度变换,将图像在变换域内分为低频部分和高频部分,为两部分设计不同的融合规则,在保留尽可能多高频信息的同时,不丢失低频信息,相比空域融合法具有一定的优势。根据变换方法不同,变换域融合算法可以分为三类:基于金字塔变换的多聚焦图像融合算法<sup>[41-47]</sup>、基于小波变换的多聚焦图像融合算法<sup>[48-51]</sup>和基于多尺度几何分析的多聚焦图像融合算法<sup>[52-61]</sup>。

仍旧存在提升的空间。

#### 5.2.2 基于小波变换的多聚焦图像融合算法

小波变换的出现推动了数字图像处理技术的发展。利用小波变换对图像进行处理,同样会产生一个小波金字塔,但与上述金字塔不同的是,小波金字塔各层之间不具备数据相关性,不会产生冗余数据,能够更好地在频域表示图像。基于小波变换的图像融合法同样遵循图5所示的融合策略,设A、B为待融合图像,F为融合图像,图像A、B经过小波变换后得到的系数分别为 $C_A$ 和 $C_B$ , $C_F$ 表示融合后的系数,通常是对低频系数求取均值得到的。

$$C_F(i, j) = [C_A(i, j) + C_B(i, j)] / 2. \quad (21)$$

在高频部分,常用的融合规则有绝对值极值法、



显著性匹配法和一致性检测法。绝对值极值法常被用于变焦显微三维测量算法中,即

$$C_F^d(i, j) = \begin{cases} C_A^d(i, j), & |C_A^d(i, j)| > |C_B^d(i, j)| \\ C_B^d(i, j), & |C_A^d(i, j)| \leq |C_B^d(i, j)| \end{cases} \quad (22)$$

式中: $d=H, V, D$ 分别表示水平、垂直、对角方向的高频系数。

显著性匹配法则是绝对值极值法进行改进,以采样显著性作为高频系数之间取舍的参考,显著性定义为

$$E_A^d(i, j) = \sum_{(x, y) \in \omega(i, j)} \omega(x, y) [C_A^d(x, y)]^2, \quad (23)$$

式中: $\omega(x, y)$ 是基于欧氏距离在像素 $(i, j)$ 邻域内分配的权重。因此根据显著性定义,高频系数的融合策略可以表示为

$$C_F^d(i, j) = \begin{cases} C_A^d(i, j), & |E_A^d(i, j)| > |E_B^d(i, j)| \\ C_B^d(i, j), & |E_A^d(i, j)| \leq |E_B^d(i, j)| \end{cases} \quad (24)$$

显著性标准由邻域计算而来,相比单像素具有更好的鲁棒性。

一致性检测是一种融合思想,认为如果一个像素点周围的大部分像素来源于图像 A,则可以认为该点的融合结果同样来自于图像 A,若实际融合结果与理论不符,需要根据一致性检测原则对结果进行修正。Li 等<sup>[51]</sup>通过结合绝对值极值法与一致性检测原则,进行了图像融合,进一步保证了融合结果特征与原图像保持一致。

### 5.2.3 基于多尺度几何分析的多聚焦图像融合算法

基于多尺度分解的融合方法分别用不同的融合策略,融合不同尺度滤波器分解出的低频信息和高频信息,旨在最大程度保留图像信息,得到全焦融合结果。

根据小波变换原理可知,小波变换无法进行任意多方向的信息提取,同时在下采样过程中会丢失一些信息且无法还原。基于以上考虑,Do 等<sup>[52]</sup>则提出了轮廓波变换(Contourlet Transform),可将变换扩展到各个方向,但仍有下采样等操作,且不具备平移不变性。为了实现平移不变性和非下采样等要求,Candès 等<sup>[53]</sup>提出了非下采样轮廓波变换(Nonsampled Contourlet Transform, NSCT)。NSCT 结合了非下采样的方向滤波器组和非下采样金字塔滤波器组,在满足多方向检测的同时还具备平移不变性,能够在最大程度检测出图像的高频信息时,减少融合过程中边缘信息的丢失,得到更好的

融合效果。在系数融合策略方面,基于 NSCT 的图像融合算法可沿用基于小波的图像融合算法。此外,Qu 等<sup>[54]</sup>提出了采用脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)<sup>[55]</sup>对 NSCT 高频系数进行融合的策略。将分解得到的高频系数输入到 PCNN 当中,通过比较激发图(Firing Map)的大小,对高频系数进行融合。PCNN 来源于生物视觉的相关研究,具有全局耦合性和神经元脉冲同步性,因此融合结果经过 PCNN 修正后更符合人眼的观测。但考虑到变焦显微三维测量系统中待融合图像的数目较多,传统 PCNN 模型需要为每张图像构建 PCNN 以进行迭代,耗时较为严重。Yan 等<sup>[56]</sup>通过在变焦显微三维测量系统中结合 NSCT 与 m-PCNN<sup>[57]</sup>,对多聚焦图像进行了融合,兼顾了算法的融合效果和实时性。

Easley 等<sup>[58]</sup>提出了剪切波变换(Shearlet Transform)。剪切波是对轮廓波的方向滤波进行限制,降低了图像分解时坏点产生的可能。同样根据 NSCT, Yin 等<sup>[59]</sup>设计出了非下采样剪切波变换(Nonsampled Shearlet Transform, NSST),通过剪切波减少了方向细节信息的损失,且计算开销相对少,适用于多聚焦图像融合任务。

## 6 总结与展望

在理论上对变焦显微三维测量系统涉及到的三大技术环节进行了总结分析,包括聚焦评价函数、极值搜索算法和多聚焦图像融合算法等。首先参考自动对焦方法的研究,将变焦显微三维测量系统中涉及的聚焦评价函数按空域、统计学和频域三方面进行了原理介绍和归纳总结。其次为了平衡测量效率和测量精度,在高度结果的精确定位方面,对遍历搜索法、斐波那契搜索法以及曲线拟合法等搜索算法进行了比较,并介绍了一种将遍历搜索和局部曲线拟合结合的搜索算法,该算法兼顾了搜索效率和搜索精度。最后在多聚焦图像融合方面,介绍了早期基于空域的多聚焦层面的图像融合算法的发展,以及在变换域内小波变换涉及到的融合策略。另外,对近年来多尺度几何分析带动的图像融合算法进行了归纳总结。

当前变焦显微三维测量系统的研究重点已逐步转移到在算法层面对结果进行优化,旨在弥补丢失的信息<sup>[62]</sup>。未来的研究方向应是借助计算机视觉技术提高三维测量的可靠性,可以借鉴计算机视觉领域的双目立体视觉研究。

另外,变焦显微三维测量系统也存在很多有待完善的地方。例如在实验开始前,需要手动确定待测样本的初始位置以满足测量需求,可采用类似自动对焦算法将手动调节转为自动调节。在实验测量中,变焦显微三维测量得到的三维模型受到扫描方向的限制,只能得到沿扫描方向的伪三维模型,后续可增加扫描维度,结合计算机视觉技术还原出真三维模型。在基于三维模型的测量算法开发方面,仍有很多工作可做,例如精确计算模型体积、表面积和表面粗糙度等参量信息。总之,变焦显微三维测量技术是高精尖技术领域发展所依赖的重要技术,对提升我国自身科研实力和产业实力具有重要作用。

## 参 考 文 献

- [1] Malik A S, Choi T S. Comparison of polymers: a new application of shape from focus[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2009, 39(2): 246-250.
- [2] He B F, Ding S Y, Wei C E, et al. Review of measurement methods for areal surface roughness [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(1): 78-93.  
何宝凤, 丁思源, 魏翠娥, 等. 三维表面粗糙度测量方法综述[J]. 光学精密工程, 2019, 27(1): 78-93.
- [3] Hamzah R A, Ibrahim H. Literature survey on stereo vision disparity map algorithms[J]. Journal of Sensors, 2016, 2016: 1-23.
- [4] Durou J D, Falcone M, Sagona M. Numerical methods for shape-from-shading: a new survey with benchmarks[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 109(1): 22-43.
- [5] Tomasi C, Kanade T. Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method [J]. International Journal of Computer Vision, 1992, 9(2): 137-154.
- [6] Nayar S K, Nakagawa Y. Shape from focus [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(8): 824-831.
- [7] Surya G, Subbarao M. Depth from defocus by changing camera aperture: a spatial domain approach [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 15-17, 1993, New York, NY, USA. New York: IEEE Press, 1993: 61-67.
- [8] Ribal C, Lermé N, Le Hégarat-Masclé S. Efficient graph cut optimization for shape from focus [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2018, 55: 529-539.
- [9] Cui H Y. Research on 3D reconstruction and mosaic algorithm based on multi-focus image sequence [D]. Shanghai: Shanghai University, 2019: 1.  
崔浩阳. 基于多聚焦图像序列的三维重构与拼接算法研究[D]. 上海: 上海大学, 2019: 1.
- [10] Zhang X, Zhu Y J, Zhang B Z, et al. 3D reconstruction of cutting edge of micro-milling cutter based on depth of field[J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(8): 135-137.  
张曦, 朱永吉, 张本政, 等. 基于景深融合的微细铣刀刃切削刃三维重建技术研究[J]. 工业控制计算机, 2019, 32(8): 135-137.
- [11] Wang J C. Theoretical study of auto-focus algorithm based on image processing[D]. Chongqing: Chongqing University, 2012: 30.  
王家川. 基于图像处理的自动聚焦理论研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012: 30.
- [12] Firestone L, Cook K, Culp K, et al. Comparison of autofocus methods for automated microscopy [J]. Cytometry: The Journal of the International Society for Analytical Cytology, 1991, 12(3): 195-206.
- [13] Santos A, de Solórzano C O, Vaquero J J, et al. Evaluation of autofocus functions in molecular cytogenetic analysis[J]. Journal of Microscopy, 1997, 188(3): 264-272.
- [14] Sun Y, Duthaler S, Nelson B J. Autofocusing in computer microscopy: selecting the optimal focus algorithm[J]. Microscopy Research and Technique, 2004, 65(3): 139-149.
- [15] Chu X, Zhu L Q, Lou X P, et al. Dynamic auto focus algorithm based on improved Sobel operator [J]. Journal of Applied Optics, 2017, 38(2): 237-242.  
褚翔, 祝连庆, 娄小平, 等. 基于改进 Sobel 算子的动态自动调焦算法研究[J]. 应用光学, 2017, 38(2): 237-242.
- [16] Yao M, Wu Z N. An anti-noise algorithm to auto-focusing [J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2011, 9(2): 41-45.  
姚敏, 吴政南. 一种抗噪声的图像自动对焦算法[J]. 光学与光电技术, 2011, 9(2): 41-45.
- [17] Zhang F S, Li S W, Hu Z G, et al. An improved auto-focus evaluating algorithm based on Sobel gradient function [J]. Optical Technique, 2017, 43(3): 234-238.  
张丰收, 李斯文, 胡志刚, 等. 一种改进的 Sobel 梯度函数自动对焦评价算法[J]. 光学技术, 2017, 43(3): 234-238.
- [18] Wu X J. Z-distance measuring system of probe

- station based on automatic focusing technology[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017: 31.
- 武祥吉. 基于自动聚焦技术的探针台 Z 向距离测量系统[D]. 杭州: 浙江大学, 2017: 31.
- [19] Thelen A, Frey S, Hirsch S, et al. Improvements in shape-from-focus for holographic reconstructions with regard to focus operators, neighborhood-size, and height value interpolation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(1): 151-157.
- [20] Tian Y Z, Hu H J, Cui H Y, et al. Three-dimensional surface microtopography recovery from a multifocus image sequence using an omnidirectional modified Laplacian operator with adaptive window size[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(22): 6300-6310.
- [21] Gaganov V, Ignatenko A. Robust shape from focus via Markov random fields [EB/OL]. [2020-08-15]. <https://graphics.cs.msu.ru/files/download/papers/sff-via-mrf.pdf>.
- [22] Moeller M, Benning M, Schönlieb C, et al. Variational depth from focus reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(12): 5369-5378.
- [23] Kumar G P, Sahay R R. Accurate structure recovery via weighted nuclear norm: a low rank approach to shape-from-focus[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 563-574.
- [24] Pech-Pacheco J L, Cristobal G, Chamorro-Martinez J, et al. Diatom autofocusing in brightfield microscopy: a comparative study [C]//Proceedings 15th International Conference on Pattern Recognition ICPR-2000, September 3-7, 2000, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2000: 314-317.
- [25] Lee S Y, Yoo J T, Kumar Y, et al. Reduced energy-ratio measure for robust autofocusing indigital camera [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(2): 133-136.
- [26] Wee C Y, Paramesran R. Measure of image sharpness using eigenvalues[J]. *Information Sciences*, 2007, 177(12): 2533-2552.
- [27] Yang G, Nelson B J. Wavelet-based autofocusing and unsupervised segmentation of microscopic images [C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003), October 27-31, 2003, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2003: 2143-2148.
- [28] Pertuz S, Puig D, Garcia M A. Analysis of focus measure operators for shape-from-focus[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(5): 1415-1432.
- [29] Yuan T F. Research on the focus variation algorithm and software system for the measurement of surface topography [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017: 18.
- 袁腾飞. 变焦表面形貌测量算法及软件系统研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2017: 18.
- [30] Xie H, Rong W B, Sun L N. Wavelet-based focus measure and 3-D surface reconstruction method for microscopy images[C]//2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 9-15, 2006, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2006: 229-234.
- [31] Tian Y Z, Cui H Y, Pan Z Y, et al. Improved three-dimensional reconstruction algorithm from a multifocus microscopic image sequence based on a nonsampled wavelet transform[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(14): 3864-3872.
- [32] Baina J, Dublet J. Automatic focus and iris control for video cameras[C]//Fifth International Conference on Image Processing and its Applications, July 4-6, 1995, Edinburgh, UK. London: IET, 1995: 232-235.
- [33] Freeman W T, Adelson E H. The design and use of steerable filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(9): 891-906.
- [34] Aydin T, Akgul Y S. A new adaptive focus measure for shape from focus [C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2008, September 1-4, 2008, Leeds. British: British Machine Vision Association, 2008: 1-10.
- [35] You Y H, Liu T, Liu J W. Survey of the auto-focus methods based on image processing [J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(2): 132-136.
- 尤玉虎, 刘通, 刘佳文. 基于图像处理的自动对焦技术综述[J]. *激光与红外*, 2013, 43(2): 132-136.
- [36] Yin Q X. Research on 3D reconstruction technology based on focus variation microscopic measurement [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2018: 50.
- 尹秋霞. 变焦显微测量三维重构技术研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018: 50.
- [37] Yang Y, Wu J H, Huang S Y, et al. Multimodal medical image fusion based on fuzzy discrimination with structural patch decomposition[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2019, 23(4): 1647-1660.
- [38] Piella G. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J]. *Information Fusion*, 2003, 4(4): 259-280.

- [39] Li S T, Yang B. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency[J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(7): 971-979.
- [40] De I, Chanda B. Multi-focus image fusion using a morphology-based focus measure in a quad-tree structure[J]. *Information Fusion*, 2013, 14(2): 136-146.
- [41] Burt P, Adelson E. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, 31(4): 532-540.
- [42] Burt P J, Adelson E H. Merging images through pattern decomposition [J]. *Proceedings of SPIE*, 1985, 575: 173-181.
- [43] Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, 9(4): 245-253.
- [44] Toet A, van Ruyven L J, Valeton J M. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. *Optical engineering*, 1989, 28(7): 287789.
- [45] Toet A. A morphological pyramidal image decomposition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, 9(4): 255-261.
- [46] Wang W B, Li H L, Zhang X D. Fusion algorithm of remote sensing images based on nonsubsampling pyramid and empirical mode decomposition [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2012, 33(11): 1394-1398.  
王文波, 李合龙, 张晓东. 联合非降采样金字塔与经验模态分解的遥感图像融合算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2012, 33(11): 1394-1398.
- [47] Li Z H, Jing Z L, Sun S Y, et al. Remote sensing image fusion based on steerable pyramid frame transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, 25(5): 598-602.  
李振华, 敬忠良, 孙韶媛, 等. 基于方向金字塔框架变换的遥感图像融合算法[J]. *光学学报*, 2005, 25(5): 598-602.
- [48] Wang Y Y, Zhang N, Han M L. Wavelet transform multi-focus image fusion method based on Canny operator edge detection[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 42(17): 148-151.  
王园园, 张娜, 韩美林. 基于 Canny 算子边缘检测的小波变换多聚焦图像融合方法[J]. *电子测量技术*, 2019, 42(17): 148-151.
- [49] Xu M M. The research of image fusion algorithm based on wavelet transform [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2014: 10.  
徐萌萌. 基于小波变换的图像融合算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2014: 10.
- [50] Zhu S S, Qu P Y. Multi-focus image fusion based on wavelet transform and guided filtering[J]. *Measurement & Control Technology*, 2020, 39(9): 103-107.  
朱世松, 瞿佩云. 基于小波变换和引导滤波的多聚焦图像融合[J]. *测控技术*, 2020, 39(9): 103-107.
- [51] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform [J]. *Graphical Models and Image Processing*, 1995, 57(3): 235-245.
- [52] 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.
- [53] Candès E J, Donoho D L. Ridgelets: a key to higher-dimensional intermittency? [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1999, 357(1760): 2495-2509.
- [54] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [55] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat visual cortex[J]. *Neural Computation*, 1990, 2(3): 293-307.
- [56] Yan T, Chen B, Liu F X, et al. Multi-focus image fusion model for micro 3D reconstruction[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(9): 1613-1623.
- [57] Wang Z B, de Ma Y. Medical image fusion using m-PCNN[J]. *Information Fusion*, 2008, 9(2): 176-185.
- [58] 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.
- [59] Yin M, Liu W, Zhao X, et al. A novel image fusion algorithm based on nonsubsampling shearlet transform [J]. *Optik*, 2014, 125(10): 2274-2282.
- [60] Zhang Y F, Geng Z X, Wang J M. Multi-focus image fusion algorithm based on extended phase stretch transform[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(22): 221007.  
张亚峰, 耿则勋, 王军敏. 基于扩展相位拉伸变换的多聚焦图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(22): 221007.
- [61] Tian S W, Lin S Z, Lei H W, et al. Multi-band

image synchronous super-resolution and fusion method based on improved WGAN-GP [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(20): 2010001.

田高旺, 蔺素珍, 雷海卫, 等. 基于改进 WGAN-GP 的多波段图像同步超分与融合方法 [J]. 光学学报, 2020, 40(20): 2010001.

[62] Zhang H T, Chang Y, Tan L, et al. Three-dimensional reconstruction of wheat grain images based on z-axis weight[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(3): 0310001.

张红涛, 常艳, 谭联, 等. 基于 z 轴权重的麦粒图像三维重建 [J]. 光学学报, 2019, 39(3): 0310001.