

# 基于自适应短时傅里叶变换的结构光场单帧 三维成像算法

贾尚恩, 安俊睿, 周光泉, 何思渊, 周平\*

东南大学生物科学与医学工程学院, 江苏 南京 210096

**摘要** 单帧结构光图像的相位恢复、解相是三维成像领域的重要问题。理论上, 在选择合适参数的条件下, 短时傅里叶变换(STFT)可以有效地完成相位恢复, 但“合适参数”这一前提条件往往因缺少先验信息而难以实现。在传统 STFT 的基础上, 采用结构光场系统充分利用光场成像的特性, 提出一种基于自适应 STFT 的结构光场单帧三维成像算法。所提算法将结构光场图像从纹理、瞬时频率和深度估计信息等 3 个角度进行融合, 将光场图像分割为满足 STFT 约束的若干区域, 对每个区域依据瞬时频率估计对应的 STFT 的参数, 进而恢复相对相位。随后, 采用结构光场的解相方法实现三维成像。实验结果表明, 所提自适应 STFT 算法能够有效完成被测物体的三维成像。

**关键词** 成像系统; 光场; 结构光; 相位调制; 三维成像; 表面测量; 轮廓

中图分类号 O439

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223376

## Structured Light Field Single-Shot 3D Imaging Algorithm Based on Adaptive Short-Term Fourier Transform

Jia Shangen, An Junrui, Zhou Guangquan, He Siyuan, Zhou Ping\*

School of Biological Science & Medical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, Jiangsu, China

**Abstract** The phase recovery and dephasing of single-frame structured light images are crucial in the field of three-dimensional (3D) imaging. Theoretically, short-time Fourier transform (STFT) can efficiently complete phase recovery under the condition of selecting appropriate parameters; however, the prerequisite of “appropriate parameters” is often challenging to achieve due to the lack of prior information. Herein, a single-frame 3D imaging algorithm of structured light field based on adaptive STFT is proposed using a structured light field system to take full advantage of the characteristics of light field imaging. The suggested technique fuses the structured light field image from three angles of texture, instantaneous frequency, and depth estimation information and further divides the light field image into several regions that meet the STFT constraint. The associated STFT parameters are estimated for each zone using the instantaneous frequency, and then the relative phase is recovered. Next, the phase separation method of the structured light field is used to achieve 3D imaging. The experimental results show that the proposed adaptive STFT algorithm can successfully accomplish the 3D imaging of the measured object.

**Key words** imaging systems; light field; structured illumination; phase modulation; three-dimensional imaging; surface measurement; outline

## 1 引言

在众多三维成像算法中, 基于结构光的三维成像方法以其高精度的特点占有一席之地<sup>[1-3]</sup>。然而, 为实现高精度的三维成像, 结构光方法往往需要向被测物体投影三幅以上甚或十几幅光栅图像<sup>[4-5]</sup>。多幅光栅

图像的投影过程降低了结构光方法的实时性。同时满足高精度与实时性的三维成像方法是研究重点。

为满足三维成像的实时性要求, 向被测物体投影单帧光栅图像并进行相位恢复、解相是可行之路。目前, 单帧相位恢复、解相算法主要以二维光栅图像为研究对象, 大体可分为基于变换域分析和基于深度学习

收稿日期: 2022-12-23; 修回日期: 2023-01-19; 录用日期: 2023-03-01; 网络首发日期: 2023-03-11

基金项目: 国家自然科学基金(52071075)

通信作者: \*capzhou@163.com

两类。其中,基于变换域的相位分析方法又称传统单帧解相法,包括傅里叶变换轮廓术(FTP)<sup>[6-7]</sup>、加窗傅里叶变换法(WFT)<sup>[8-9]</sup>、小波分析法(WT)等。由于光栅图像信息量有限,传统单帧解相法一般只适用于表面高度变化平缓的物体,而不适用于轮廓陡变、不连续以及物体细节丰富的场景<sup>[10]</sup>。此外,这类算法在实施过程中通常需要操作者手动设定调节算法参数,难以自动化操作。基于深度学习的单帧三维成像算法是近年来的研究热点。Zuo等<sup>[11]</sup>提出一种卷积神经网络算法,其解相结果在二维图像中体现出较优的视觉效果。邱学晶等<sup>[12]</sup>则将深度学习与离焦光栅技术结合,针对透镜焦面场景也获得了不错的解相结果。基于深度学习的方法通常需要制备训练集,除网络结构、训练方法外,三维成像的泛化性等性能也受限于训练集,这限制了基于深度学习的单帧相位恢复、解相方法的应用。

基于此,傅里叶变换轮廓术(FTP)被提出,该算法基于两个较强的假设:1)“背景分量为低频变化”,从而使得利用带通滤波滤除背景分量保留待重建物体表面信息的高频分量成为可能;2)“调制分量可以近似为常数”,基于此假设,可以对滤波后的高频分量进行希尔伯特变换得到单边复信号,再取其对数虚部或者计算虚部实部比的反正切得到相对相位值。FTP思路简单有效,然而上述两个假设通常在实际测量场景图中并不成立。对此,采用WFT方法进行单帧相位恢复。WFT又名短时傅里叶变换(STFT),该算法主要改进点在于其在FTP的基础上引入窗口函数。基于STFT的单帧相位恢复算法仅在局部窗口内进行傅里叶变换,等同于仅选用或者放大邻近相关区域的信息贡献度而缩小较远点的信息干扰,使得在局部窗口区域内满足FTP所建立的两个强假设。基于STFT的相位恢复方法根据实现思路的不同具体又可分为加窗傅里叶滤波算法(WFF)和窗口傅里叶脊算法(WFR)<sup>[8]</sup>。其中,WFF基于时频滤波器实现。该算法首先通过WFT将正弦光栅图变换至时频域,然后采用合适的时频滤波器得到包含对象纹理的有效信息。WFR以瞬时频率的观点来分析相位,WFT的时频图中存在两个局部频率峰值,分别对应背景图像灰度的瞬时频率和调制光栅灰度的瞬时频率,其中,较大者被称为脊,理论上近似调制光栅的频率。因而可认为图像复数谱在此瞬时频率下对应的相位为待恢复相位。WFT带来的解相精度提升均得益于窗口函数的引入,也极大依赖于合适的窗口尺寸和滤波器设计。WFT算法通常需要手动设置窗宽和滤波器参数。事实上,不同信号所对应的窗口尺寸有其各自的最佳设置范围。一方面,窗口尺寸要满足窗口内短时信号的平稳性要求,也就是信号频率尽量单一;另一方面,窗口过小又可能造成相位恢复不稳定。同理,滤波器设计方面也应当根据局部信号频带分布给出最佳中心频率和带宽设计参数。在二维的光栅条纹图中,上述问题受限于信息量,

难以克服。

受窗口傅里叶变换的启发,本文在钱克矛的WFF单帧三维成像算法的基础上提出一种基于结构光场的算法,采用四维光场光栅图像所蕴含的方向信息指导窗宽和滤波器参数的自适应确定,继而实现单帧三维成像。

## 2 基本原理

由于缺少足够的先验知识,在使用短时傅里叶变换时难以预设合适的窗宽和滤波器参数来保证相位恢复的性能。经分析,短时傅里叶变换的参数构成了待测物体深度变化—相位变化—参数变化的因果关系链条。因此,如果能够估计物体深度变化,则可以根据此估计获得短时傅里叶变换所需的参数。在结构光场中,图像传感器不仅记录了经物体表面反射的变形光栅(相位变化),还记录了反射光的方向信息。基于光场成像原理,对物体深度进行估计是可行的。据此,提出一种参数自适应的短时傅里叶变换方法,并基于该方法实现了单帧三维成像。

在结构光场的测量中,待测物体表面深度变化较为平缓的区域通常使用相同的短时傅里叶变换参数。由于深度变化在二维图像中常常表现为图像中的边缘,因此首先采用Peng等<sup>[13-14]</sup>提出的归一化切的方法基于纹理信息对光栅图像进行超像素分割。其次,在超像素分割的基础上,以超像素的参数作为一次短时傅里叶变换的参数计算待测物体的相位一致性参数,由光场方向信息计算待测物体的深度一致性参数,融合相位一致性参数与深度一致性参数对超像素内的每一点计算其一致性标签。最后,基于一致性标签进行超像素聚类,将待测物体分为若干区域,在每个区域内,重新确定进行二次短时傅里叶变换的参数,进而恢复待测物体的相对相位。

### 2.1 一致性标签

对于中心子孔径图像 $I(x, y)$ 中的第 $k$ 个超像素 $SP(k)$ ,其包含的像素点数量为 $N(k)$ ,其中的像素点记为 $P(x, y)$ 。将位于 $SP(k)$ 中心区域、占总点数20%的点构成的超像素 $SP(k)$ 内的连续区域记为 $\Omega$ ,超像素 $SP(k)$ 内其余点构成的连续区域记为 $\bar{\Omega}$ 。

对 $P(x, y)$ ,采用式(1)计算以其为中心的短时傅里叶变换。

$$SF(x, \omega) = \int_{y-L}^{y+L} I(x, y)g(y)\exp(-j\omega y)dy, \quad (1)$$

式中: $2L$ 为短时傅里叶变换的窗宽;当 $P(x, y)$ 属于 $\Omega$ 区域时, $L$ 为 $y$ 方向上 $P(x, y)$ 到超像素 $SP(k)$ 边缘的最小距离;当 $P(x, y)$ 属于 $\bar{\Omega}$ 区域时, $L$ 为一个预设的固定尺寸; $g(y)$ 为窗口函数。为降低频谱泄露,采用式(2)所示的Blackman窗。

$$g(y) = 0.42 - 0.5\cos\left(\frac{2\pi y}{L-1}\right) + 0.08\cos\left(\frac{4\pi y}{L-1}\right). \quad (2)$$

采用 WFR 计算相对相位。该方法以瞬时频率的观点分析相位,在窗口傅里叶变换的时频图中,沿频率方向存在两个频率峰值,分别对应背景图像的瞬时频率和调制光栅的瞬时频率  $\omega_y$  (称为脊),  $\omega_y$  可通过式(3)获得。

$$\omega_y = \underset{\omega}{\operatorname{argmax}} [\operatorname{SF}(x, \omega)] = f(x, y). \quad (3)$$

以  $f(x, y)$  作为该像素点的频率一致性线索。此外,窗口傅里叶变换的复数谱在  $\omega_y$  处对应的相位即为像素点  $P(x, y)$  的相对相位,可以由此瞬时频率依据式(4)求解。

$$\phi(x, y) = \arctan \left\{ \frac{\operatorname{image}[\operatorname{SF}(x, \omega_y)]}{\operatorname{real}[\operatorname{SF}(x, \omega_y)]} \right\}, \quad (4)$$

式中:  $\operatorname{image}[\operatorname{SF}(x, \omega_y)]$  和  $\operatorname{real}[\operatorname{SF}(x, \omega_y)]$  分别为窗口傅里叶变换复数谱的虚部和实部。在光场成像系统中,以中心子孔径图像  $I(x, y)$  所示的成像场景为待测目标,其深度记为  $Z(x, y)$ 。对中心子孔径图像中的每一点构造极图(EPI),极图中对应点的斜率可以基于 sheared-EPI 方法计算<sup>[15]</sup>,记为  $K(x, y)$ 。根据光场成像原理,某一点的深度  $Z(x, y)$  与其对应的斜率  $K(x, y)$  之间存在如下关系:

$$K(x, y) = \frac{q(h'_m)^2}{bd} \left[ \frac{1}{Z(x, y)} - \frac{1}{h_m} \right], \quad (5)$$

式中:  $q$  为光场成像系统成像传感器的像素尺寸;  $b$  为微透镜阵列与成像传感器间的距离;  $d$  为微透镜直径;  $h_m$  与  $h'_m$  分别为光场成像系统的物方焦距与像方焦距。根据式(5),所提方法将中心子孔径图像  $I(x, y)$  中每一点对应的斜率  $K(x, y)$  视为深度一致性线索。

在超像素的基础上,采用频率一致性线索和深度一致性线索在中心子孔径图像中构造一致性标签。标签一致的像素点具有相似的瞬时频率和深度,理论上应该赋予相似或相同的短时傅里叶变换参数。本实验采用图割算法<sup>[16]</sup>实现一致性标签的构建。图割算法用无向图  $G = \langle V, E \rangle$  表示要分割的图像。其中,  $V$  是所有像素点的集合,本实验中为中心子孔径图像,  $E$  是连接相邻两点边的集合。图割算法通过向每条边赋予表征连接点特征信息的权值,将分割任务转化为获得多个权值之和最小集合的问题,这个集合被称为最小割。

对于中心子孔径图像  $I(x, y)$ ,采用每个像素点的瞬时频率  $f(x, y)$  与对应极图中获得的斜率  $K(x, y)$  构造每个像素点的强度  $B(x, y)$ ,如式(6)所示。

$$B(x, y) = K(x, y) + \alpha \times f(x, y) / f_m(x, y), \quad (6)$$

式中:  $f_m(x, y)$  为瞬时频率最大值。确定了每个像素点的强度后,对于中心子孔径图像中的一条边而言,若构成该边的两个像素点为  $I(x_1, y_1)$  与  $I(x_2, y_2)$ ,则该

边的权重为

$$W(m, n) = |B(x_1, y_1) - B(x_2, y_2)|. \quad (7)$$

如式(7)所示,对于整张图像中的不同像素点,其强度  $B(x, y)$  包含了深度和频率信息。当  $I(x_1, y_1)$  和  $I(x_2, y_2)$  的深度和频率信息近似时,边的权重  $W(m, n)$  就很小。反之,对于处于物体边缘的两点,由于存在深度不连续情况,两点相连边的权重将显著升高,而这些边正是本研究所希望切断的边。当所有这类高权重的边都被切断后,便可得到多个最小割,最小割内的像素具有相同的一致性标签。

## 2.2 区域融合

使用超像素从纹理一致的角度、使用一致性标签从深度与瞬时频率一致的角度对被测物进行综合描述,采用区域融合的方法融合超像素依据一致性标签,获得满足 FTP 两个强假设的区域,以提高相位恢复的性能。

根据一致性标签的结果,采用投票法对超像素进行区域聚类。对于中心子孔径图像  $I(x, y)$  中的第  $k$  个超像素  $SP(k)$ ,遍历其中每个像素点  $P(i)$  的一致性标签,将数量最多的标签赋给超像素  $SP(k)$ ,如式(8)所示。

$$\operatorname{label}(k) = \underset{\operatorname{label}}{\operatorname{argmax}} \left\{ \sum \operatorname{label}[P(i)] \right\}. \quad (8)$$

在所有超像素都获得标签后,首先将相邻且具有相同标签的超像素融合。其次,在完成一轮融合后,对于孤立的超像素,寻找与其相邻且二者深度线索最接近的超像素融合区域,并将二者融合。重复上述步骤,直到所有超像素都与其他超像素或超像素区域融合一次,可得到若干个融合后的区域  $R(k)$ 。此时,在得到的融合区域内,认为其满足 FTP 的两个强假设,可以依据该区域的特征进行 STFT,并完成相位恢复。

## 2.3 相位恢复

在融合后的区域  $R(k)$  中,所有像素点代表的被测物有着相似的深度,故可以用相同的 STFT 参数来进行相位恢复。由式(3)可知,在中心子孔径图像  $I(x, y)$  的每一个融合区域  $R(k)$  中,每一个像素点  $P(x, y)$  都具有一个瞬时频率  $f(x, y)$ ,取区域内像素点瞬时频率的均值作为区域  $R(k)$  的平均主频  $f(k)$ ,如式(9)所示。

$$f(k) = \frac{1}{N} \sum_{P(x, y) \in R(k)} f(x, y). \quad (9)$$

采用 WFF 算法恢复相对相位,如式(10)所示。

$$\overline{f(y)} = \frac{1}{2\pi} \int_a^b \{ \overline{[f(y) \otimes h(y, \omega)] \otimes h(y, \omega)} \} d\omega, \quad (10)$$

式中:  $h(y, \omega) = g(y) \exp(jy\omega)$ ;  $\otimes$  为卷积操作;  $\overline{f(y) \otimes h(y, \omega)}$  表示噪声抑制处理;  $a, b$  为上下截止频率,用于截取目标对象对应的频率分量。窗口函数  $g(y)$  的窗口宽度同样采用 Blackman 窗,如式(2)所示。窗口宽度、上下截止频率如式(11)所示。

$$\begin{cases} L = 2|f(k)| + 1 \\ a = (1 - \gamma)f(k), \\ b = (1 + \gamma)f(k) \end{cases} \quad (11)$$

式中： $\gamma$ 为可调参数，一般位于0~0.5之间，本实验设置为0.35。最后，采用式(4)对中心子孔径图像  $I(x, y)$  中的每一点进行相位恢复，并采用结构光场三维成像算法实现被测物体的三维成像。

### 3 实验验证

所设计的结构光场系统如图1所示。其中，相机为 Lytro ILLUM，投影仪为明基(BenQ) E4090 投影仪，投影的正弦光栅周期为36。

该结构光场系统采用两步标定法<sup>[17-18]</sup>标定，从而完成三维成像。为验证所提方法的有效性，与其他方法相似<sup>[19]</sup>，以多种石膏像作为被测物。采用结构光场

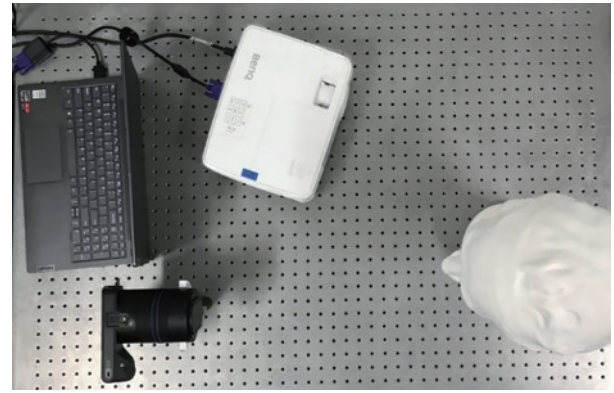


图1 结构光场三维成像系统

Fig. 1 Structured light field 3D imaging system

系统向被测物投射光栅，得到的不同场景下经过超像素分割的中心子孔径图像以及一致性标签结果如图2所示。

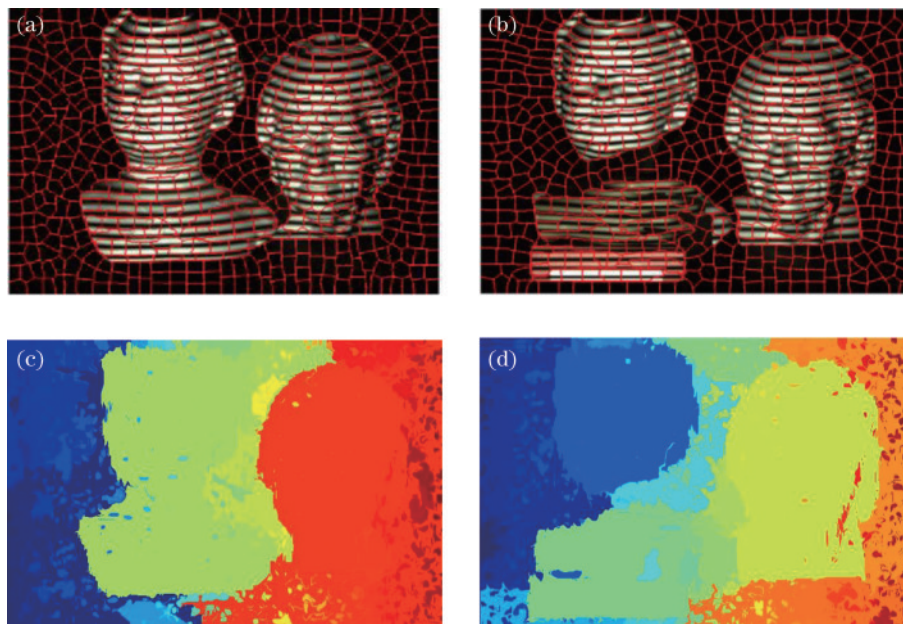


图2 两场景下三维成像中间结果。(a)(b)基于图像纹理的超像素分割；(c)(d)基于深度、瞬时频率聚合的一致性标签

Fig. 2 Intermediate results in two scenes. (a)(b) Hyperpixel segmentation based on image textures; (c)(d) consistency labels based on depth and instantaneous frequency aggregation

从图2可以明显看出，基于图像纹理的超像素分割结果与基于深度、瞬时频率的一致性标签之间存在差异。这个实验结果符合图像纹理相似而深度存在差异的常见被测物场景情况。此外，由于被测物表面深度差异较小，所以在一致性标签的结果中，所提算法将不同物体清晰地融合为其对应的子区域，在这些子区域中，STFT采用相同的参数。如图2(c)、(d)所示，在相对完整的子区域中，还是存在一些较小的区域，这些区域与图2(a)中的人脸起伏以及图2(b)中手部骨节突起相对应，是深度变化较整体大的区域，这些区域的STFT采用与上述子区域不同的参数进行相位恢复。为说明所提算法的有效性，以四步相移法求解的相位

为真值，条纹周期为36，结果如图3所示，图4为其与传统FTP、WFF和WFR算法比较结果。

从图4可以看出，这几种方法均能实现三维成像，但是FTP方法明显存在较多噪声，WFF和WFR方法相较FTP方法有所改善。所提方法在两物体场景中的相位平均误差为0.1552 rad，相较于上述3种方法分别提升约2.40倍、1.41倍与1.08倍，在三物体场景中的平均误差为0.1771 rad，相较于上述3种方法分别提升约1.68倍、0.81倍与0.73倍。

最后，采用三维成像方法<sup>[20]</sup>对上述两个场景进行重建，实验结果如图5所示。可以看出，待测物体表面均可得到较好的重建。

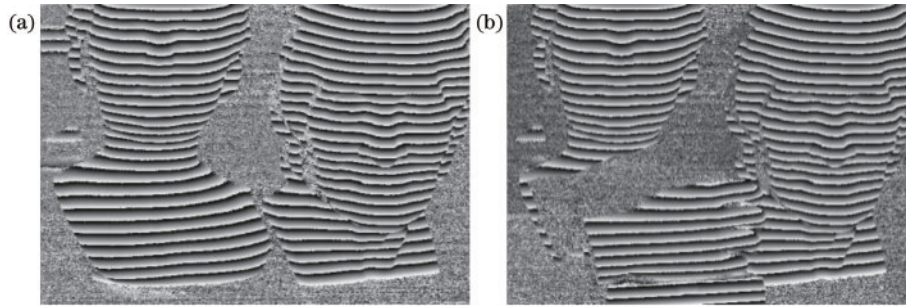


图 3 两场景下四步相移法恢复的相位。(a) 两物体场景;(b) 三物体场景

Fig. 3 Phase recovery of four-step phase shift method in two scenarios. (a) Two-object scene; (b) three-object scene

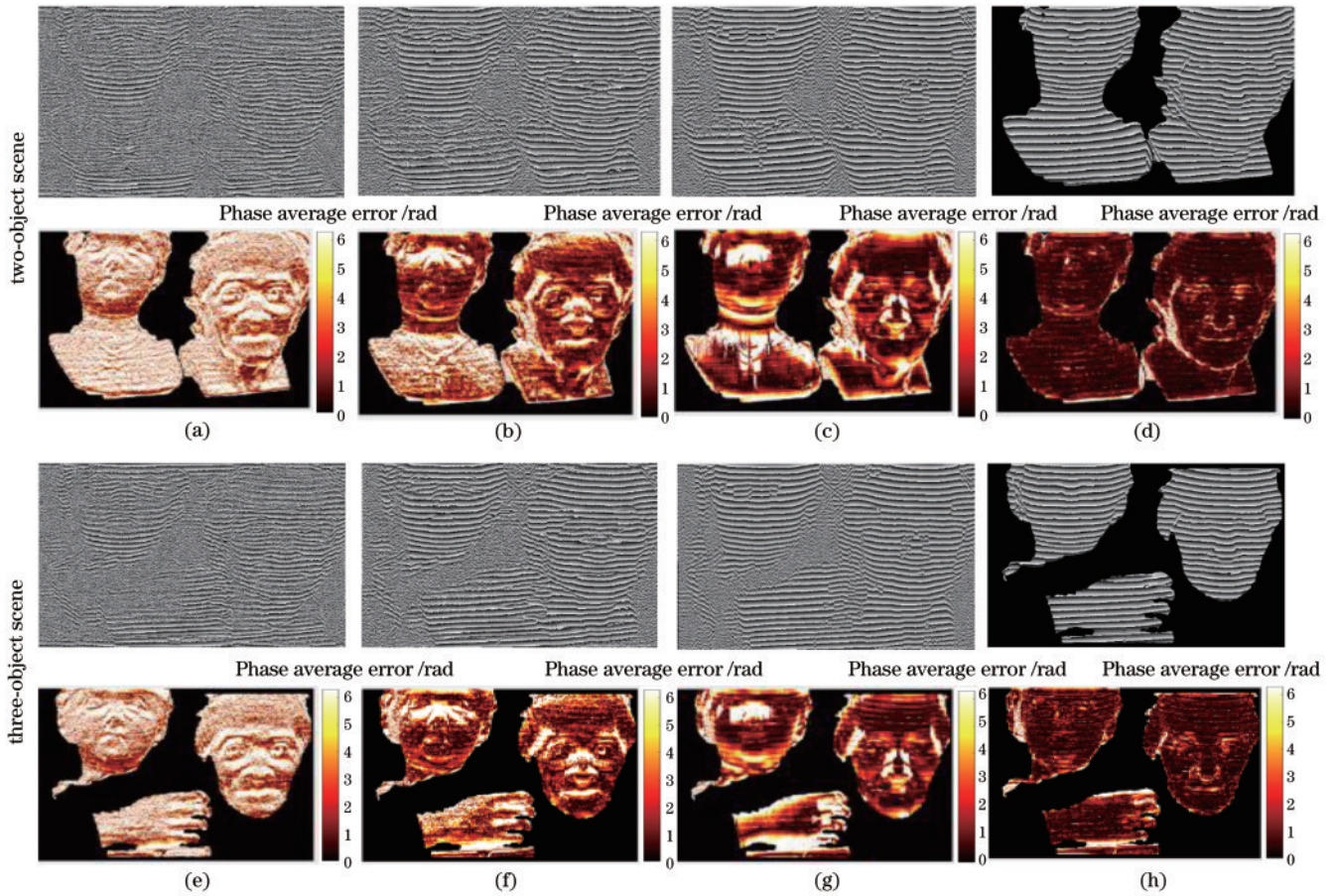


图 4 实验结果对比图。(a)(e)FTP;(b)(f)WFF;(c)(g)WFR;(d)(h)所提方法

Fig. 4 Comparison of experimental results. (a)(e)FTP; (b)(f)WFF; (c)(g)WFR; (d)(h) proposed method

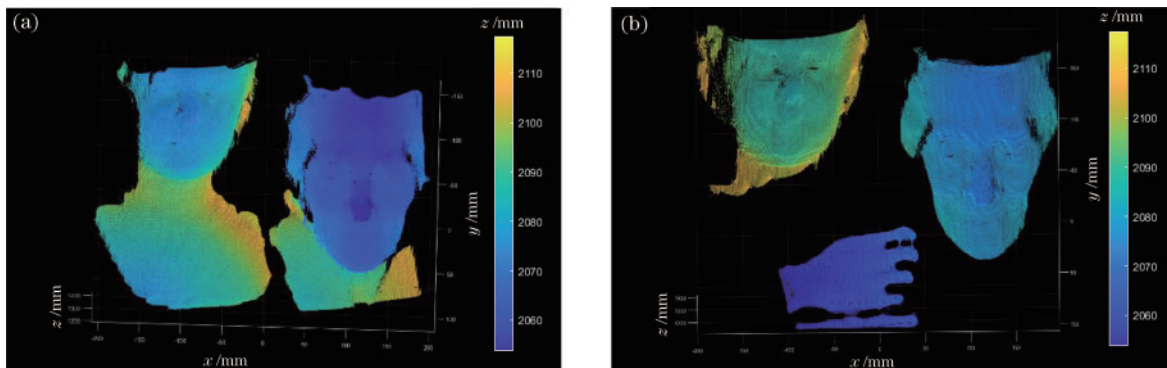


图 5 三维重建点云。(a)两物体场景;(b)三物体场景

Fig. 5 Three-dimensional reconstruction of point cloud. (a) Two-object scene; (b) three-object scene

## 4 结 论

提出一种基于结构光场的自适应 STFT 算法,通过分割场景中的深度和频率一致区域指导 STFT 的参数,达到自适应的效果。实验结果表明,相较于传统的 FTP、WFT 算法,所提算法改善了 WFT 算法需要手动设置参数的问题,提高了相对相位恢复的精度,在两个物体和三个物体的场景中相对相位平均误差分别为 0.1552 rad 与 0.1771 rad。后续的点云重建实验也说明所提算法可以较好地恢复待测物体表面。但是,实际重建物体表面仍然比较平滑,细节信息不足,后续工作将集中在细化分割深度和频率一致性区域,从而进一步提高相位恢复精度和重建精度。

### 参 考 文 献

- [1] 张宗华, 刘巍, 刘国栋, 等. 三维视觉测量技术及应用进展[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(6): 1483-1502.  
Zhang Z H, Liu W, Liu G D, et al. An overview of the development and application of 3D vision measurement technology[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(6): 1483-1502.
- [2] Zhou P, Zhang Y T, Yu Y L, et al. 3D shape measurement based on structured light field imaging[J]. Mathematical Biosciences and Engineering: MBE, 2019, 17(1): 654-668.
- [3] Shang H, Liu C Y, Wang R J. Measurement methods of 3D shape of large-scale complex surfaces based on computer vision: a review[J]. Measurement, 2022, 197: 111302.
- [4] Liu J T, Tian P, Li H R, et al. An improved synthesis phase unwrapping method was based on three-frequency heterodyne[J]. Sensors, 2022, 22(23): 9388.
- [5] You D, You Z S, Zhang X, et al. High-quality 3D shape measurement with a binary half-truncated sinusoidal fringe pattern[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2022, 155: 107046.
- [6] Liu Y H, Zhang Q C, Zhang H, et al. Improve temporal Fourier transform profilometry for complex dynamic three-dimensional shape measurement[J]. Sensors, 2020, 20(7): 1808.
- [7] Fei C, Ma Y, Jiang S, et al. Real-time dynamic 3D shape reconstruction with SWIR InGaAs camera[J]. Sensors, 2020, 20(2): 521.
- [8] Agarwal N, Wang C X, Qian K M. Windowed Fourier ridges for demodulation of carrier fringe patterns with nonlinearity: a theoretical analysis[J]. Applied Optics, 2018, 57(21): 6198-6206.
- [9] Ri S E, Agarwal N, Wang Q H, et al. A comparative study of sampling moiré and windowed Fourier transform techniques for demodulation of a single-fringe pattern[J]. Applied Optics, 2018, 57(36): 10402-10411.
- [10] Mineo C, Pierce S G, Summan R. Novel algorithms for 3D surface point cloud boundary detection and edge reconstruction[J]. Journal of Computational Design and Engineering, 2019, 6(1): 81-91.
- [11] Zuo C, Qian J M, Feng S J, et al. Deep learning in optical metrology: a review[J]. Light: Science & Applications, 2022, 11(1): 1-54.
- [12] 邱学晶, 赵旺, 杨超, 等. 基于离焦光栅的单帧深度学习相位反演算法[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(10): 20200273.  
Qiu X J, Zhao W, Yang C, et al. A single-frame deep-learning phase retrieval algorithm based on defocus grating[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(10): 20200273.
- [13] Peng Q M, Ouyang M H, Wang J, et al. Regularized-Neut: robust and homogeneous functional parcellation of neonate and adult brain networks[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2020, 106: 101872.
- [14] Sun S, Jiang M, He D J, et al. Recognition of green apples in an orchard environment by combining the GrabCut model and the Neut algorithm[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 201-213.
- [15] Wu G C, Liu Y B, Dai Q H, et al. Learning sheared EPI structure for light-field reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(7): 3261-3273.
- [16] Rambour C, Denis L, Tupin F, et al. Urban surface reconstruction in SAR tomography by graph-cuts[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2019, 188: 102791.
- [17] Zhou P, Yang Z, Cai W J, et al. Light -field calibration and 3D shape measurement based on epipolar-space[J]. Optics Express, 2019, 27(7): 10171-10184.
- [18] Zhou P, Cai W J, Yu Y L, et al. A two-step calibration method for lenslet-based light-field cameras[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2019, 115: 190-196.
- [19] Zhang G Y, Lau D L, Xu B, et al. Circular fringe projection profilometry and 3D sensitivity analysis based on extended epipolar geometry[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2023, 162: 107403.
- [20] Zhou P, Wang Y Z, Xu Y D, et al. Phase-unwrapping-free 3D reconstruction in a structured light field system based on varied auxiliary point[J]. Optics Express, 2022, 30(17): 29957-29968.