

深度学习驱动的大深度二值聚焦投影三维测量[‡]刘嘉¹, 谈季^{1*}, 王旭¹, 苏文青¹, 何昭水^{1,2}¹广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006;²物联网智能信息处理与系统集成教育部重点实验室, 广东 广州 510006

摘要 二值离焦技术在高速动态三维测量中展现出巨大优势。然而, 离焦投影模式决定了其仅能在合适离焦程度才能得到高质量测量结果, 导致测量深度十分受限。为扩大测量深度, 提出一种深度学习驱动的二值聚焦投影三维测量方法。利用聚焦投影策略, 无须考虑图像离焦带来的条纹成像影响, 从根本上克服二值离焦技术的局限性。其次, 设计了两阶段深度学习框架对二值条纹进行处理: 其中对抗式学习实现全测量深度内的高质量正弦条纹生成; 分支残差学习输出条纹级数辅助相位展开, 减小传统离焦投影引起的级数边缘误差。实验结果表明, 所提方法可显著扩大测量深度范围, 且保证全范围高质量三维重建结果。

关键词 三维测量; 二值投影; 结构光; 深度学习

中图分类号 TN247

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP232280

Deep Learning-Driven Large Depth Range Three-Dimensional Measurement Using Binary Focusing Projection

Liu Jia¹, Tan Ji^{1*}, Wang Xu¹, Su Wenqing¹, He Zhaoshui^{1,2}¹School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, Guangdong, China;²Key Laboratory of Intelligent Information Processing and System Integration of IoT, Ministry of Education, Guangzhou 510006, Guangdong, China

Abstract The binary defocusing technique (BDT) is advantageous in high-speed dynamic three-dimensional (3D) measurement. However, its depth range is limited, since the defocused projection mode determines that it can only obtain high-quality measurement results when the defocusing degree is appropriate. To expand the measurement depth, this study proposes a deep learning-driven binary focusing projection 3D measurement method. The proposed method does not necessarily consider the influence of defocusing degree, thus overcoming the limitations of BDT. Furthermore, a two-stage deep learning framework is designed to process binary fringes. In this framework, the adversarial learning realizes the generation of high-quality sinusoidal fringes in the whole depth range. Moreover, the branch residual learning outputs fringe orders to assist phase unwrapping, reducing the edge jump error caused by the traditional BDT. The experimental results show that the proposed method significantly expands the measurement depth range while maintaining high-quality 3D reconstruction in the whole depth range.

Key words three-dimensional measurement; binary projection; structured light; deep learning

1 引言

结构光投影技术是一种高精度、高灵敏、非接触的光学三维测量技术, 广泛应用于工业、医疗、娱乐等领域^[1-3]。然而, 传统正弦条纹投影方法难以满足高速动

态测量场景需求。二值离焦技术通过投影二值图像提高硬件投影速度, 同时利用镜头离焦效应将二值条纹模糊近似为正弦条纹, 从而实现高速相位测量^[4]。

尽管二值离焦技术在高速动态测量应用中展现了优越性, 但其仍然存在天然的局限性: 只能在合适离焦

收稿日期: 2023-10-11; 修回日期: 2023-11-02; 录用日期: 2023-11-20; 网络首发日期: 2023-12-12

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB4703100)、国家自然科学基金(62203121, 62273105)

通信作者: *tanji@gdut.edu.cn

[‡]本文为“第一届先进成像与信息处理会议暨 2023 中国光学学会全息与光信息处理专委会学术年会 (AHP2023)”全文投稿论文, 作者谈季为本届会议“优秀张贴报告”获奖人。

程度才可以得到高质量的正弦条纹,因为不恰当的离焦程度会给条纹引入严重的高次谐波。针对上述问题,研究学者们提出了诸如双相移算法^[5]、希尔伯特补偿法^[6]等误差补偿方法来降低高次谐波的影响。此外,为提高二值离焦条纹的正弦性,脉宽调制技术^[7-8]、图像抖动算法^[9]等先后应用于二值条纹优化中。然而,上述方法均难以实现在相同离焦程度下对不同频率条纹同时保证高质量的正弦性^[10],导致多频外差相位展开在二值离焦技术中应用受限。

格雷码作为一种二值编码方法可以直接获得包裹相位级数,配合频率与其最大码值相同的二值离焦条纹即可完成时域相位展开^[11]。因此,格雷码辅助的二值离焦技术逐渐成为最流行的高速动态测量方法之一。然而,格雷码被离焦投影会在一定程度上导致边缘误差。Wu等^[12-13]在格雷码编码方式和投影策略上作出了一系列改进,先后提出循环互补格雷码和移动格雷码方法,提高了格雷码计算级数的鲁棒性。此外,Wu等^[14]提出一种通用的分区间相位展开方法,用于规避格雷码边缘模糊引起的级数误差。综上所述,格雷码辅助的二值离焦技术在实际应用中会带来以下问题:1)仅能在合适的离焦范围内获得高质量正弦条纹,导致测量深度受限;2)离焦的格雷码会造成条纹级数

边缘误差,导致相位展开错误。

为解决上述问题,本文提出一种深度学习驱动的二值聚焦投影测量方法。聚焦投影策略中,不必手动调节投影镜头至离焦状态,因此无须考虑离焦程度对条纹成像的影响,可从根本上克服离焦投影导致的深度范围受限问题。此外,由于同样采用二值条纹且无须改变硬件投影设置,所提方法可继承二值离焦技术的高速测量优势。为实现高质量相位恢复,设计了两阶段学习框架分别得到高质量正弦域条纹和鲁棒条纹级数,最终可实现大深度范围的动态三维测量,并且在全测量深度内均可保证高精度相位恢复,实验结果验证了其可行性。

2 基本原理

2.1 深度学习驱动的二值聚焦投影测量方法

近年来,深度学习技术广泛应用于光学测量技术中,并取得了良好的效果^[15-17]。受此启发,将深度学习与二值条纹测量结合,提出一种二值聚焦条纹三维测量方法,以实现大深度范围高精度测量,深度学习驱动的二值聚焦投影测量方法的框架如图1所示,具体包含4部分,分别为图像获取、数据前处理、两阶段深度学习处理及三维重建。

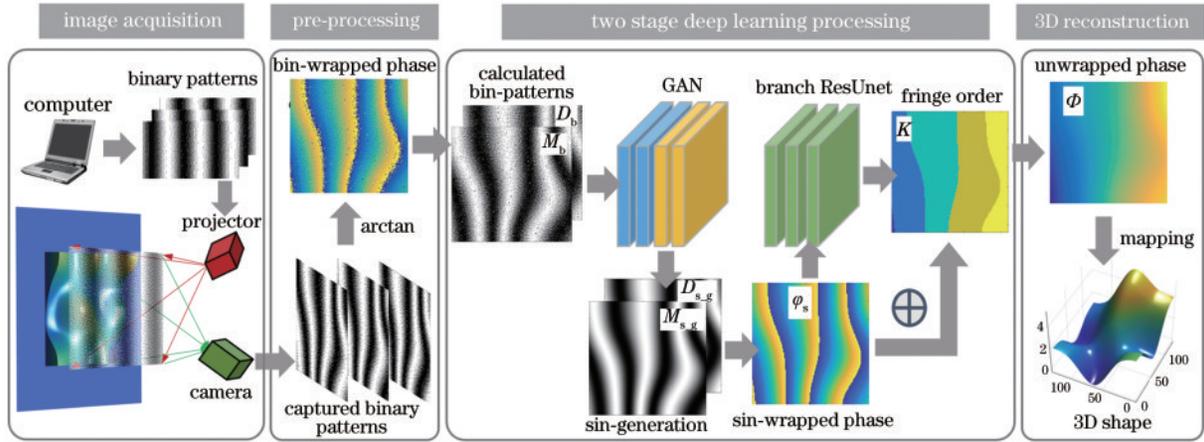


图1 深度学习驱动的二值聚焦投影测量方法的框架

Fig. 1 Framework of the binary focused projection measurement method driven by deep learning

在图像获取部分,首先使用计算机生成抖动二值相移条纹图,并将其由投影仪聚焦投影到被测物表面。抖动二值相移条纹图的表达式为

$$I_n(x, y) = \text{Dithered} \left[a(x, y) + b(x, y) \cdot \cos(2\pi fx + 2\pi n/N) \right], \quad (1)$$

式中: $\text{Dithered}(\cdot)$ 为抖动算法函数; a 和 b 分别是背景光强和条纹调制度; f 为条纹频率; N 为相移步数, $n = 1, 2, \dots, N$ 。随后,相机在另一角度依次采集到被高度信息调制的变形二值相移条纹图。由于采集到的二值条纹图像不具备良好的正弦性,因此需要进行接下来的数据处理。

在数据前处理部分,使用采集到的二值条纹图计算包裹相位,表达式为

$$\varphi = \arctan \frac{M}{D} = \arctan \left[\frac{\sqrt{3}(I_1 - I_3)}{2I_2 - I_1 - I_3} \right], \quad (2)$$

式中: φ 为包裹相位; M 和 D 分别为反正切函数的分子和分母部分。由二值条纹图得到的包裹相位显然存在严重误差。为得到高质量的包裹相位,需要首先改善条纹正弦性。为此,在第一阶段深度学习中设计了条纹生成网络。相机采集到投影于物体表面的原始二值条纹后,利用式(2)计算出反正切函数的分子和分母两部分,并将其输入网络。经过网络校正,聚焦以及不同

程度离焦的条纹均输出为高质量正弦分布条纹。网络输出结果再经过式(2)可得到高质量包裹相位。由于包裹相位被截断在 $(-\pi, \pi]$,需要利用相位解包裹算法求解条纹级数实现相位展开。但在大深度范围测量时,常用的格雷码在离焦位置下计算得到的条纹级数往往存在边缘误差。为实现鲁棒相位展开,在第二阶段深度学习中设计了级数生成网络。该网络使用上一阶段得到的包裹相位作为输入,输入经过Unet编码-解码结构输出条纹级数 K 。利用包裹相位与条纹级数计算得到展开相位:

$$\Phi(x, y) = \varphi(x, y) + 2\pi \cdot K(x, y). \quad (3)$$

最后,利用系统标定好的参数对展开相位与空间深度进行映射,完成三维形貌重建。

2.2 对抗式正弦条纹生成方法

所提条纹生成方法旨在将二值条纹图转换为正弦图,特别针对聚焦和不合适的离焦区域。对抗式正弦条纹生成方法的框架如图2所示,包含生成器和判别器两个模块,前者用于图像转换,后者用于图像真伪的判别。首先,将利用反正切函数处理二值图像得到的

分子和分母两部分作为生成器的输入。生成器将其转换为正弦分布的条纹图像。随后,生成的正弦条纹图像被送入判别器,用于预测其真实性。判别器可以看作是一个二进制分类器,输出为1代表真实的正弦条纹,输出为0代表网络生成的正弦条纹。在真假图像竞争的过程中,生成器被不断训练以优化网络参数,直到判别器无法区分真假时认为生成器达到了最优性能。为了训练生成器实现强大的正弦图像生成能力,设计了损失函数:

$$L = \alpha L_{\text{adv}} + \beta L_{\text{idt}}, \quad (4)$$

$$L_{\text{adv}} = E_{I_s \sim p_{\text{data}}(I_s)} [\log D(I_s)] +$$

$$E_{I_b \sim p_{\text{data}}(I_b)} \left\{ \log \left\{ 1 - D[G(I_b)] \right\} \right\}, \quad (5)$$

$$L_{\text{idt}} = E_{I_s \sim p_{\text{data}}(I_s)} \|G(I_s) - I_s\|_1, \quad (6)$$

式中: α 和 β 为损失函数的权重; I_s 和 I_b 分别为正弦条纹图和二值条纹图经反正切函数得到的分子分母组成的张量; L_{adv} 为对抗损失,其尽可能让生成器生成的正弦图像接近于真实正弦条纹的分布; L_{idt} 为身份损失,其防止生成器过度转换二值条纹,从而实现在合适离焦下的二值条纹同样可以输出高质量的正弦条纹。

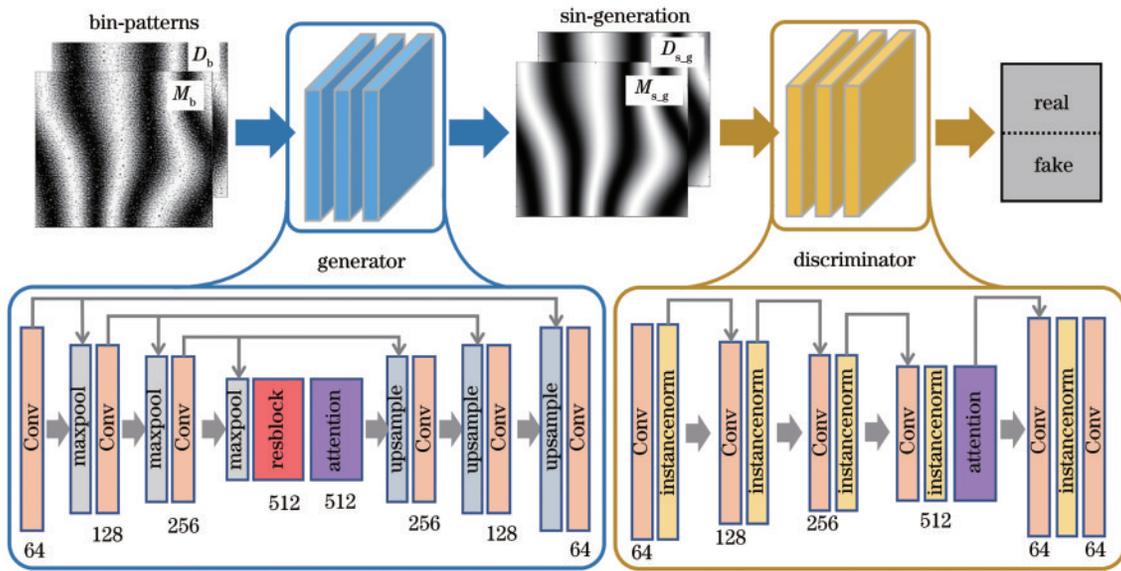


图2 生成对抗机制和网络结构

Fig. 2 Generating adversarial mechanism and network structure

生成器和判别器的结构如图2所示。生成器的编码器部分由3个重复使用的卷积组成,用于特征提取(核大小为 3×3 , ReLU)和最大池化,以2为步长进行下采样,随后连接残差块和注意力模块。残差块可避免网络退化,注意力模块可关注条纹边缘,以保留频率信息。解码器部分包含3层,每一层由上采样块和两个卷积通过跳跃连接与特征图拼接而成。对于判别器,前4层重复卷积和实例归一化下采样过程,其中在第4层实例归一化后连接注意力模块,第5层通过2个卷积层和实例归一化实现上采样。

2.3 条纹级数生成方法

条纹级数生成方法不增加额外的格雷码图像,而是从包裹相位中直接获取条纹级数,有效规避格雷码离焦边缘级数误差的同时提高测量效率。设计了一个分支残差Unet网络对包裹相位进行学习,最终输出鲁棒的条纹级数,网络结构如图3所示。

主体由编码部分和解码部分组成,为了使网络更好地学习截断位置与级数之间的关系,在低级语义部分增加了特征提取通道,网络的编码器和解码器均设置为6层。网络的通道数从16逐渐递增到1024,然后再逐渐恢复到16;分支残差结构包含4个分支,每个分支分别

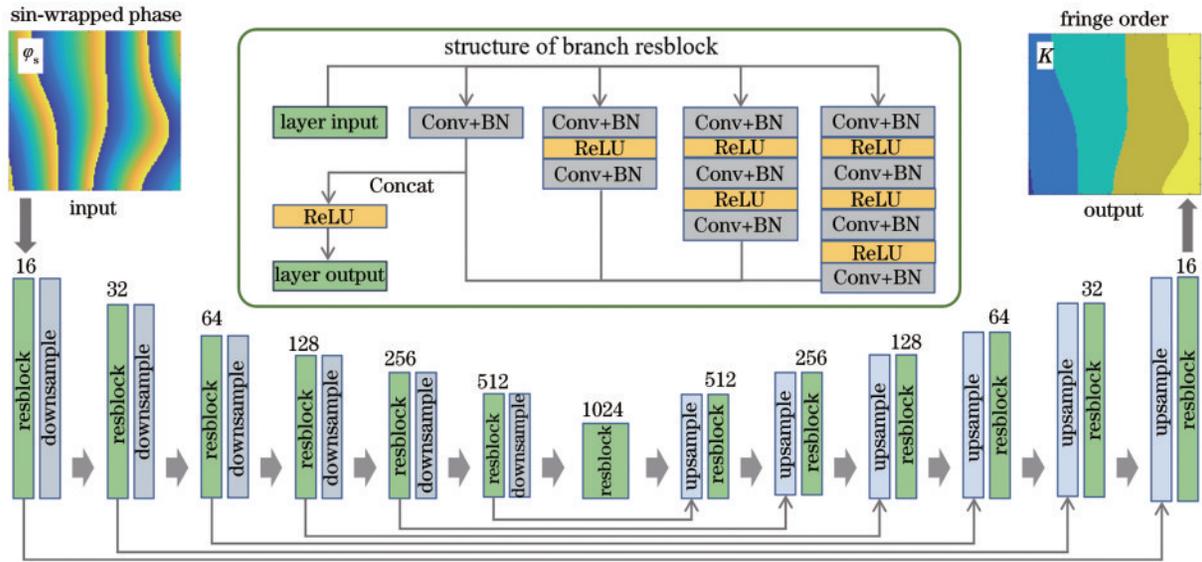


图3 分支残差Unet结构

Fig. 3 Branch residual Unet structure

提取不同语义尺度的特征信息后进行融合,再将得到的特征输入网络的下一层进行处理。网络的损失函数为

$$L = \begin{cases} 0.5p^2, & |p| \leq \delta \\ |p| - 0.5, & |p| > \delta \end{cases} \quad (7)$$

式中: \$\delta\$ 为阈值; \$p\$ 表示网络输出结果中某一像素与标签中对应像素的差值。该函数为分段函数,当输出在 \$\delta\$ 限定的范围内使用 \$L_2\$ 损失,当大于该阈值时则使用 \$L_1\$ 损失。该策略保证损失较大时能够快速收敛,同时在损失较小时不会因为梯度值过大导致难以收敛。相较于单一损失函数如平均绝对误差(MAE)或均方误差(MSE),该损失函数可以避免过大的波动导致的级数错误,从而实现稳定输出。

2.4 网络数据集设计

为训练两阶段深度神经网络,采用数值仿真设计了专用数据集。首先生成一系列随机曲面,并利用它们对参考条纹图进行调制,可以得到一系列变形正弦条纹图;然后,利用 Floyd 抖动算法得到抖动二值条纹,使用具有不同高斯核的高斯函数作用于二值条纹

来模拟不同程度的离焦成像效果;接着,利用二值条纹和正弦条纹分别计算两组包裹相位 \$\varphi_b\$ 和 \$\varphi_g\$,并且分别取其反正切函数的分子和分母部分,其中二值域图像表示为 \$M_b/D_b\$,正弦域图像表示为 \$M_s/D_s\$;最后,对包裹相位 \$\varphi_g\$ 进行相位展开得到 \$\Phi_g\$,计算得到条纹级数 \$K\$。条纹级数的计算公式为

$$K(x, y) = \frac{\Phi_g(x, y) - \varphi_g(x, y)}{2\pi} \quad (8)$$

在条纹生成网络的训练中,二值域图像 \$M_b/D_b\$ 作为网络输入,正弦域图像 \$M_s/D_s\$ 作为标签。在级数生成网络训练中,包裹相位 \$\varphi_g\$ 作为输入,条纹级数 \$K\$ 作为标签。上述 4 类图像分别生成 12000 张,图像尺寸为 \$512 \times 512\$。网络训练框架使用 PyTorch 1.6.0,训练显卡为 Tesla V100 GPU,其中条纹生成网络和级数生成网络训练 100 轮耗时分别为 22 h 和 13 h。

3 实验

为验证所提方法的性能,进行了大深度三维测量实验。实验基于自搭建的结构光测量系统,如图 4(a)

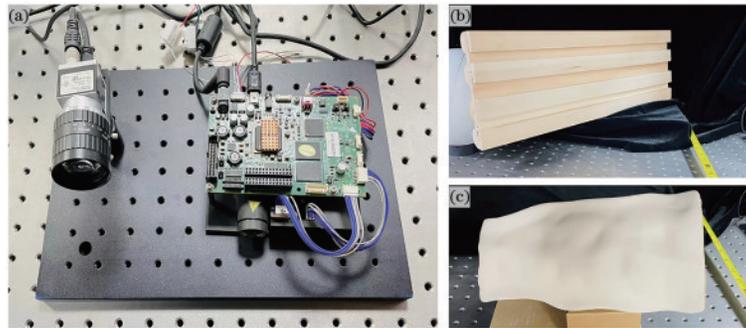


图4 测量系统与被测物。(a)条纹投影测量系统;(b)被测木板;(c)被测陶瓷花瓶

Fig. 4 Measurement system and measured objects. (a) Fringe projection measurement system; (b) measured wood board; (c) measured ceramic vase

所示,其中投影仪为 TI LightCrafter 4500,相机为 Basler acA1440-220 μm 。被测物分别为长条木板和 不规则陶瓷花瓶,分别如图 4(b)和图 4(c)所示。

实验一为长条状物体大深度范围测量。将木板倾 斜放置在测量视场中,其深度约为 400 mm。图 5(a)为 二值条纹投影测量场景,3 个区域分别为合适离焦、轻 度离焦和聚焦。分别使用二值条纹、文献[17]的 Unet

模型及所提条纹生成模型计算包裹相位,图 5(c)~(e) 分别展示了 3 种方法的结果及其与理想结果之间的结 构相似性(SSIM)指标。进一步地,根据图 5(b)包裹相 位其中一个周期的截面曲线可以看出:二值条纹计算 结果在聚焦区域存在较大误差;Unet 模型结果存在一 定程度的非线性误差和周期错位,如图 5(b)虚线框所 示;相比之下,所提方法取得更好的结果。

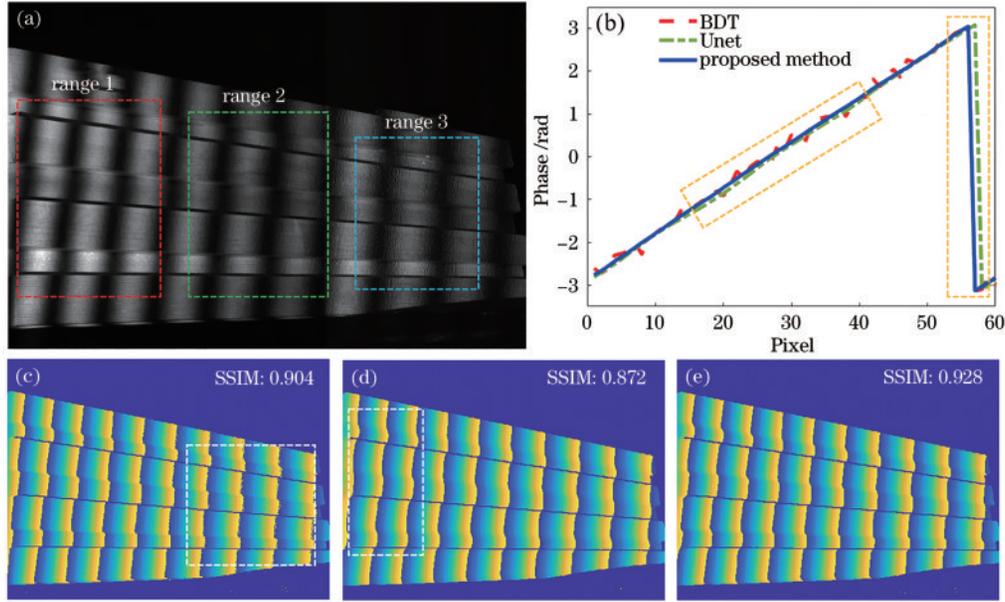


图 5 采集条纹图和包裹相位。(a)采集的二值条纹图;(b)不同方法得到的包裹相位的其中一周期截面对比;(c)二值条纹计算的包 裹相位;(d) Unet 模型^[17]得到的包裹相位;(e)所提方法得到的包裹相位

Fig. 5 Fringe pattern and wrapped phase. (a) Captured binary fringe pattern; (b) one period of wapped phase cross sections obtained by different methods; (c) wrapped phase calculated by binary patterns; (d) wrapped phase calculated by Unet^[17]; (e) wrapped phase calculated by the proposed method

随后,分别使用格雷码、文献[18]的 ResUnet 模型 及所提分支残差模型进行条纹级数求解,进而对包裹 相位进行展开。其中,格雷码编码通过多张二值条纹 图像在时序上对相移条纹的每个周期赋予唯一的编 号,从而确定条纹级数用于相位展开^[12]。图 6(a)~(c) 分别为 3 种方法得到的条纹级数,图 6(g)为条纹级数 截面对比。其中,格雷码级数在不同程度的离焦区域 内都存在边缘误差,ResUnet 的输出结果在虚线框处 级数出错,而所提方法级数不受离焦成像影响,确保全 测量深度内获得鲁棒的级数结果。需要注意的是,所 提方法输出的级数为相对级数,在实际测量中使用文 献[19]的方法校正为绝对级数。图 6(d)~(f)分别为 3 种方法的解包裹相位对比及其 SSIM,图 6(h)为对 应的截面对比。图 5 中 3 个区域的相位误差如表 1 所示, 可以发现:Unet+ResUnet 的结果受非线性误差的影 响,区域 1 和区域 2 的误差较大,而在区域 3 中有部分 级数错误,导致相位误差降低不显著;所提方法在区域 2 和区域 3 的误差有明显降低,而区域 1 的误差较大, 这是由于考虑到合适离焦下条纹已具备较好正弦性, 所提方法主要对不合适离焦的条纹进行校正,因此在

表 1 不同方法的相位均方差对比

Table 1 Phase mean square error of different methods

Method	Range 1	Range 2	Range 3
BDT	0.041	0.053	0.074
Unet+ResUnet	0.072	0.056	0.044
Proposed method	0.047	0.028	0.026

训练集中设置了较少的合适离焦的学习样本。 最后,分别使用二值离焦+格雷码方法、Unet+ ResUnet 和所提二值聚焦+深度学习方法进行三维形 貌重建。此外,使用正弦条纹+格雷码方法作为参考 结果。测量结果分别如图 7(a)~(d)所示。图 7(e)~ (g)为 3 个区域的单行截面对比。可以发现:二值离 焦+格雷码方法在不合适离焦及聚焦区域的结果非常 粗糙,在合适离焦区域的结果虽可以接受,但存在级数 跳变误差;Unet+ResUnet 由于包裹相位的非线性误 差和级数的计算错误导致整体结果不理想;所提方法 在条纹成像和级数计算两方面均不受离焦效应带来的 影响。所提方法测量结果与参考结果非常接近,验证 了其大深度范围测量的性能。

第二个实验将花瓶放置在 400 mm 深度范围内的

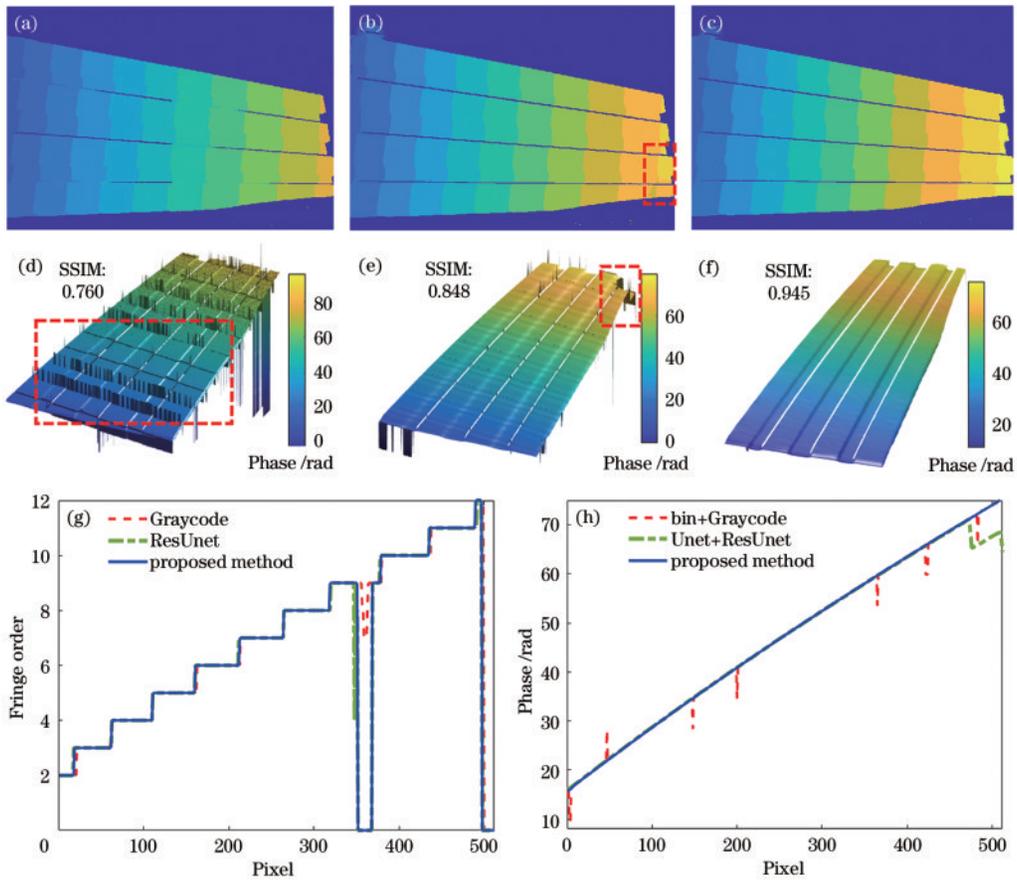


图 6 条纹级数和解包裹相位。(a)~(c)使用格雷码、ResUnet、所提方法得到的级数；(d)二值条纹+格雷码辅助解包裹相位；(e)Unet+ResUnet解包裹相位；(f)所提方法解包裹相位；(g)条纹级数截面；(h)解包裹相位截面

Fig. 6 Fringe order and unwrapped phase. (a)–(c) Fringe orders obtained by Graycode, ResUnet, and proposed method respectively; (d) unwrapped phase obtained by binary fringe+Graycode; (e) unwrapped phase obtained by Unet+ResUnet; (f) unwrapped phase obtained by proposed method; (g) cross-section of fringe orders; (h) cross-section of unwrapped phases

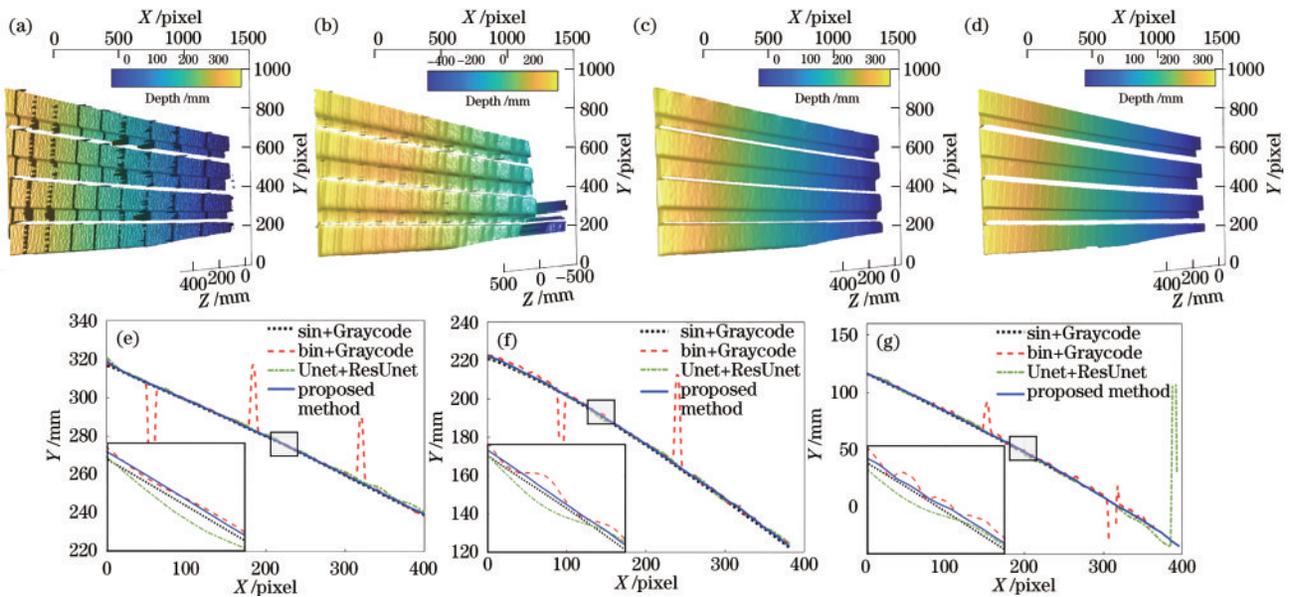


图 7 三维测量结果。(a)二值离焦+格雷码方法；(b) Unet+ResUnet；(c)二值聚焦+深度学习；(d)正弦条纹+格雷码方法；(e)~(g)合适离焦、轻度离焦和聚焦 3 个区域的形貌截面对比

Fig. 7 3D measurement results. (a) Binary defocusing+Graycode; (b) Unet+ResUnet; (c) binary focusing+deep learning; (d) sinusoidal fringe+Graycode; (e)–(g) comparison of cross-sections in suitable defocused range, slight defocused range, and focused range

不同距离下进行测量。图8展示了4个不同深度距离下的二值条纹,随着花瓶从远到近靠近相机,条纹成像从聚焦逐渐变为离焦,条纹正弦性逐渐提高。图9为3种方法得到的三维重建结果。从图9可以看出:当被测物在较近距离时条纹正弦性较好,因此二值离焦方法和所提方法表现良好,但Unet+ResUnet方法由于部分区域

条纹级数错误,三维结果出现较大偏差;当被测物在较远距离时条纹趋于聚焦,二值离焦方法几乎无法分辨出物体的三维形貌,而基于深度学习模型的两种方法均可取得较平滑的结果,但Unet+ResUnet的结果存在一定非线性误差。局部放大图进一步表明所提方法能在大测量深度下始终得到清晰平滑的表面形貌。

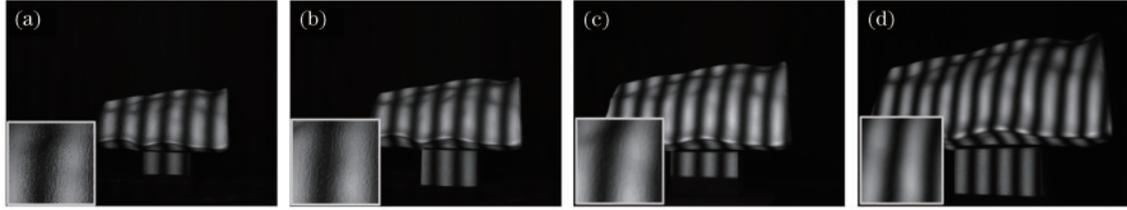


图8 不同深度采集条纹图。(a)聚焦距离;(b)准聚焦距离;(c)轻微离焦距离;(d)合适离焦距离

Fig. 8 Captured patterns at different depths. (a) Focused distance; (b) quasi-focused distance; (c) slightly defocused distance; (d) properly defocused distance

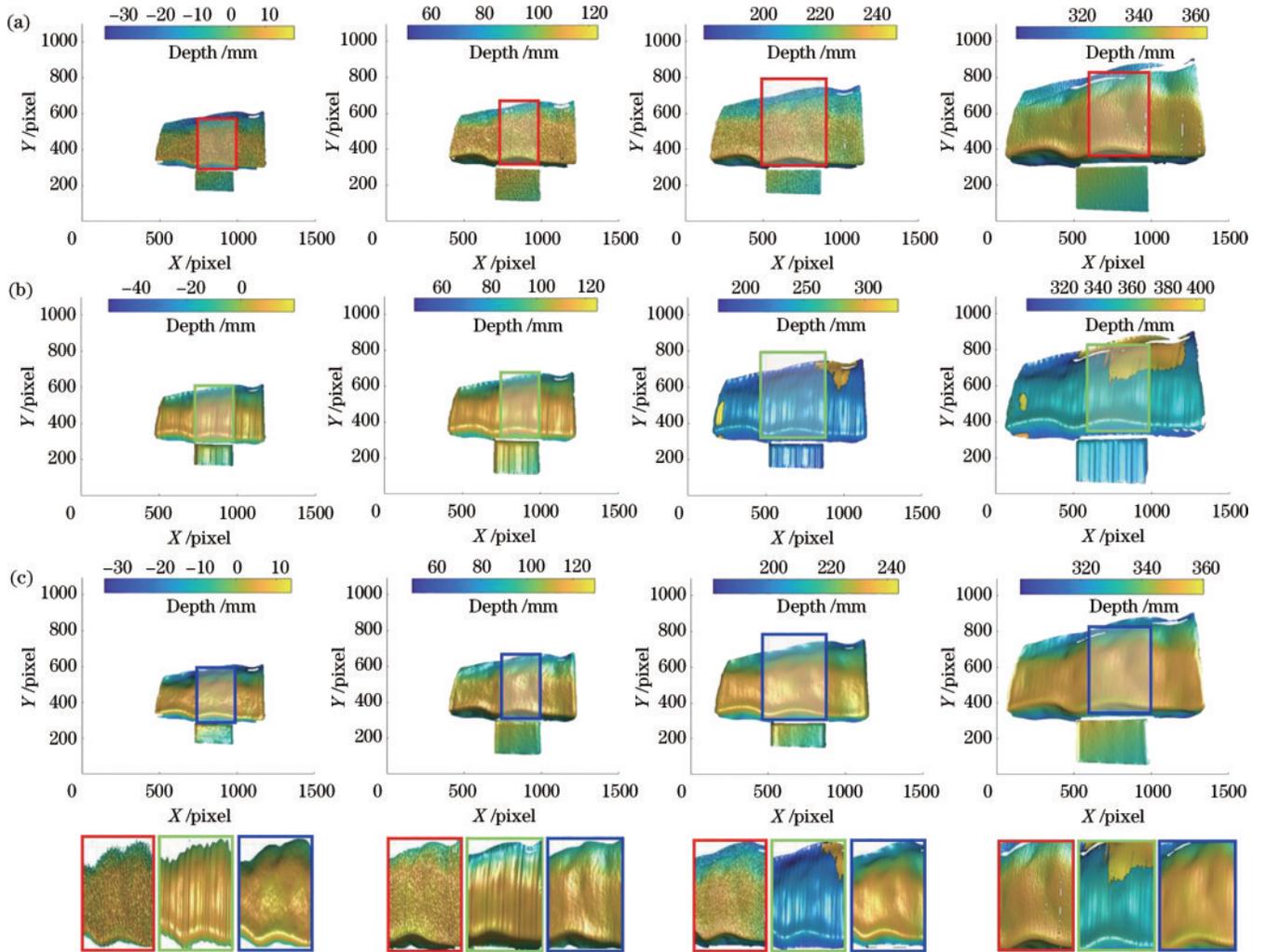


图9 三维重建结果。(a)二值条纹;(b)Unet+ResUnet模型;(c)所提方法

Fig. 9 3D reconstruction results. (a) Binary pattern; (b) Unet+ResUnet; (c) proposed method

4 结 论

提出一种基于深度学习的二值聚焦投影三维测量方法。采用两阶段深度学习框架,首先得到高质量正

弦条纹用以相位提取,随后得到鲁棒条纹级数辅助相位展开。通过聚焦投影策略与深度学习的结合,可以实现高精度大深度范围形貌测量。实验结果表明,所提方法可从根本上解决二值离焦技术在测量深度上的

局限性。深度学习机制能够对聚焦或不合适离焦的条纹进行校正,以及对条纹级数进行直接输出,从而避免传统格雷码因为离焦情况带来的级数误差,保证不同深度范围的高质量相位展开。所提方法可显著扩展二值条纹测量技术的深度范围,在高速大深度动态三维测量中展现巨大应用潜力。

参 考 文 献

- [1] Zuo C, Feng S J, Huang L, et al. Phase shifting algorithms for fringe projection profilometry: a review[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 109: 23-59.
- [2] 郭文博, 张启灿, 吴周杰. 基于相移条纹分析的实时三维成像技术发展综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(8): 0800001.
Guo W B, Zhang Q C, Wu Z J. Real-time three-dimensional imaging technique based on phase-shift fringe analysis: a review[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(8): 0800001.
- [3] Tan J, He Z S, Su W Q, et al. Robust fringe projection measurement based on reference phase reconstruction[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 147: 106746.
- [4] 付莉娜, 杨静雯, 李雁玲, 等. 二值条纹离焦投影技术综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(14): 1415011.
Fu L N, Yang J W, Li Y L, et al. Binary fringe defocused projection technology: a review[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(14): 1415011.
- [5] Wang Y J, Basu S, Li B W. Binarized dual phase-shifting method for high-quality 3D shape measurement [J]. *Applied Optics*, 2018, 57(23): 6632-6639.
- [6] Zheng D L, Da F P, Qian K M, et al. Phase error analysis and compensation for phase shifting profilometry with projector defocusing[J]. *Applied Optics*, 2016, 55(21): 5721-5728.
- [7] Ayubi G A, Ayubi J A, di Martino J M, et al. Pulse-width modulation in defocused three-dimensional fringe projection[J]. *Optics Letters*, 2010, 35(21): 3682-3684.
- [8] Wang Y J, Zhang S. Optimal pulse width modulation for sinusoidal fringe generation with projector defocusing[J]. *Optics Letters*, 2010, 35(24): 4121-4123.
- [9] Wang Y J, Zhang S. Three-dimensional shape measurement with binary dithered patterns[J]. *Applied Optics*, 2012, 51(27): 6631-6636.
- [10] Zhang J, Luo B, Su X, et al. Depth range enhancement of binary defocusing technique based on multi-frequency phase merging[J]. *Optics Express*, 2019, 27(25): 36717-36730.
- [11] 张宗华, 李雁玲, 高峰, 等. 面向结构光三维测量的相位展开技术综述(特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2023, 52(8): 20230126.
Zhang Z H, Li Y L, Gao F, et al. Phase unwrapping technology for structured light three-dimensional measurement: a review(invited) [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2023, 52(8): 20230126.
- [12] Wu Z J, Zuo C, Guo W B, et al. High-speed three-dimensional shape measurement based on cyclic complementary Gray-code light[J]. *Optics Express*, 2019, 27(2): 1283-1297.
- [13] Wu Z J, Guo W B, Zhang Q C. High-speed three-dimensional shape measurement based on shifting Gray-code light[J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 22631-22644.
- [14] Wu Z J, Guo W B, Lu L L, et al. Generalized phase unwrapping method that avoids jump errors for fringe projection profilometry[J]. *Optics Express*, 2021, 29(17): 27181-27192.
- [15] Zuo C, Qian J M, Feng S J, et al. Deep learning in optical metrology: a review[J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11: 39.
- [16] Tan J, Su W Q, He Z S, et al. Deep learning-based method for non-uniform motion-induced error reduction in dynamic microscopic 3D shape measurement[J]. *Optics Express*, 2022, 30(14): 24245-24260.
- [17] Feng S J, Zuo C, Zhang L, et al. Generalized framework for non-sinusoidal fringe analysis using deep learning[J]. *Photonics Research*, 2021, 9(6): 1084-1098.
- [18] Wang K Q, Qian K M, Di J L, et al. Deep learning spatial phase unwrapping: a comparative review[J]. *Advanced Photonics Nexus*, 2022, 1(1): 014001.
- [19] Zhang S, Huang P S. Novel method for structured light system calibration[J]. *Optical Engineering*, 2006, 45(8): 083601.