

文章编号 1004-924X(2024)02-0208-13

基于空洞空间卷积网络的点衍射干涉图像 相位解包技术

王同盟¹, 高 芬^{1*}, 李 兵²

(1. 西安工业大学 光电工程学院, 陕西 西安 710032;
2. 西安交通大学 机械制造系统工程国家重点实验室, 陕西 西安 710049)

摘要:为满足点衍射干涉测量对解包算法高精度、高效以及抗干扰的检测需求。提出一种基于空洞空间卷积的相移点衍射干涉图像的相位解包方法,通过将自编码器结构和空洞空间卷积结合获得更高的相位解包精度,实现对包裹相位图像可控的多尺度特征提取。根据点衍射图像特点制作的大量多样化数据集对其进行训练和优化,从而实现准确识别包裹相位所在阶次,最终可以快速处理包裹图像得到高精度的解包结果。利用所提方法对实际点衍射干涉图像进行处理,并与 ESDI 专业干涉图像处理软件以及其他解包算法处理结果进行对比,结果表明:本文解包结果与软件枝切法解包处理结果均方根误差值为 0.022 2 rad,面形拟合结果与软件面形拟合结果峰谷差值仅为 0.012 1 λ 、均方根差值仅为 0.004 2 λ ;时间效率上,完成一幅图像的处理平均仅需 0.035 s,而传统方法均大于 1 s。与其他方法相比,所提方法在处理包裹相位方面具有快速、高精度的特性,为点衍射干涉图像处理的高精度相位解包提供了新的可行方案。

关 键 词:干涉测量;面形检测;干涉成像;神经网络;相位解包

中图分类号:TH741 文献标识码:A doi:10.37188/OPE.20243202.0208

Phase unwrapping technology about point diffraction interference fringe based on atrous spatial convolutional networks

WANG Tongmeng¹, GAO Fen^{1*}, LI Bing²

(1. College of Optoelectronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China;
2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University,
Xi'an 710049, China)

* Corresponding author, E-mail: gaofen8128@163.com

Abstract: In order to meet the high-precision, high-efficiency, and anti-interference detection requirements of point diffraction interference measurement for phase unwrapping algorithms. Atrous Spatial Convolutional Networks -based phase unwrapping method for phase-shifted point diffraction interference images was proposed. By combining the autoencoder structure and the adaptive spatial convolution, higher phase unwrapping accuracy was achieved, and the degradation of the network model was effectively prevented, realizing controllable multi-scale feature extraction of the wrapped phase image. A large and diverse dataset of point diffraction phase data was used for training and optimization, which accurately identi-

收稿日期:2023-07-17;修订日期:2023-09-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 52005383)

fies the order of the wrapped phase and quickly processed the wrapped image to obtain high-precision unwrapping results. The proposed method was applied to actual point diffraction interference images and compared with results from ESDI professional interference image processing software and other unwrapping algorithms. The results show that the unwrapping results have an RMSE value of 0.022 2 rad compared to the software processing results, with a surface fitting result PV difference of only 0.012 1 λ and an RMS difference of only 0.004 2 λ . In terms of time efficiency, it takes only 0.035 s on average to complete the processing of an image, while the traditional methods are all greater than 1 s. Compared to other methods, the proposed method exhibits fast and high-precision characteristics in unwrapping wrapped phase, providing a new feasible solution for high-precision phase unwrapping in point diffraction interference image processing.

Key words: interferometry; surface measurement; interference fringe; neural networks; phase unwrapping

1 引言

随着光刻技术由深紫外向极紫外领域发展,人们对光刻物镜提出了更高的检测精度要求,其所用球面、非球面的检测精度要求达到0.1~1 nm均方根(Root Mean Square, RMS)的水平^[1-2]。点衍射干涉测量法利用微米尺寸针孔衍射产生的超高精度球面波前作为参考面,构成干涉测量系统,由于其不受传统干涉测量中标准参考镜本身面形精度的限制,理论上可以达到亚纳米级检测精度,为光刻领域的超精面形检测开辟了新途径。

点衍射干涉测量中主流的相位提取方法是相移法^[3],即通过使用压电陶瓷相移器件(Piezoelectric Transducer, PZT)带动被测件多次移动,采集多幅干涉图,进而通过多步相移算法^[4]实现相位提取。因在计算机进行相位提取处理时,反正切运算是必要的步骤,经该步骤相位将被限制在 $[-\pi, \pi]$ 的范围内,这种导致相位不连续的现象被称为相位包裹,后续还需要对包裹相位进行解包裹处理才能复原出待测面形。为了解决这一问题,国内外学者已提出了许多相位解包方法,主要有两类:路径跟踪类算法和路径无关类算法。路径跟踪类算法是由局部向全局逐步展开,将被包裹的相位通过路径积分沿合适的路径还原,典型算法是Goldstein分枝切割法(Branch Cut Algorithm, BCM)^[5]和质量导向算法^[6],这类算法的解包性能与路径密切相关,需要大量的计算和存储空间,并且迭代次数较多,计算速度较慢。此外,算法的收敛性以及对于图像噪声的鲁

棒性也需要进一步提高。路径无关类算法是运用各类算法对图像进行最小二乘求解,最常见方法有快速傅里叶变换法(Fast Fourier Transform, FFT)、离散余弦变换法(Discrete Cosine Transform, DCT)^[7]法等,这类算法可以处理一帧的干涉条纹图像直接得到解包结果,但误差较大,很难得到精确的相位信息。

同时,点衍射干涉图像具有以下特点:虽然采集到的干涉条纹信息都比较稳定,但与其他干涉条纹不同的是点衍射本身性质使得干涉条纹图像光强分布^[8]符合一阶贝塞尔函数分布的规律,即越靠近中心光斑光强越强,距离越远光强越弱,得到的图像光强分布不均匀,利用上述几种常用解包方法可能并不能够达到理想的解包精度,并且受实验环境限制,干涉图像对空气扰动、温湿度变化等环境干扰极为敏感,不可避免会带有环境噪声,同时,还可能因为人为操作不当造成激光光束入射小孔没有对准,引入非对准误差。因此如何在尽量减小各种误差干扰的情况下完成高精度的相位解包是亟待解决的一个问题。虽然目前已存在的相位解包算法已经可以比较好得处理传统干涉测量的包裹相位,但对于点衍射干涉图像的解包精度仍需提高,因此,研究适用于点衍射干涉图像的高精度解包算法是必然需求。

近年来,深度学习技术在图像领域发展迅速,在图像分割处理^[9]、去噪^[10]、生物医学^[11]、光学检测^[12]等研究中均取得了良好效果,尤其是深度学习中的神经网络技术通过提取图像不同层次的特征,对图像像元进行分类预测,结果比许多

图像处理传统算法更加优秀。在干涉图像处理领域, Spoorthi G. E 等^[13]设计了一种名为 PhaseNet 的神经网络用于相位解包, 并使用通用的仿真数据进行训练, 结果表明其可以在高噪声情况下取得良好结果; Zhang JunChao 等^[14]将 Seg-Net 用到干涉条纹图像的解包裹里, 测试结果的平均像素分类准确率和平均均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 分别达到了 90.04% 和 0.003 4 rad; KaiQiang Wang^[15]使用 U-Net 对高混叠欠采样的火焰和细胞包裹相位进行解包, 与传统方法相比优势明显; Teng Zhang 等^[16]使用 DeeplabV3+ 网络对泰曼-格林干涉仪和散斑干涉仪采集的条纹图像进行处理, 证明了深度学习方法在解包精度和抗干扰性上表现优异; 在对点衍射干涉图像的处理上, Zhuo Zhao 等^[17]先使用残差自编码器对包裹相位进行解包仿真了其正确性, 后又设计了一种超列卷积^[18]的方法对单帧条纹图像直接进行解包, 并进行了仿真和干涉实验验证, 但其精度仍有不足。

基于上述研究背景, 本文将深度学习技术引入小孔点衍射干涉测量中, 设计了一种结合空洞卷积金字塔^[19]的自编码器结构, 将相位解包任务看作类语义分割的像素级分类任务, 利用网络模型预测被包裹相位的条纹阶次, 最后将被包裹相位与其所在的条纹阶次的 2π 倍相加, 完成相位解包, 此外对于被误分类的像素点, 基于二分类训练的方法对其行误差校正进一步提高分类精度。仿真和实际干涉图处理结果均表明所提出的方法可以获得高精度的解包相位且具有很高的时间效率。

2 原 理

2.1 解包原理

在时域相移算法中, 包裹相位的提取一般通过用 N 步相移算法计算得到, 该算法在固定的相移量下进行 N 步相移, 采集多幅干涉图像, 设 $I_i(x, y)$ 表示采集的第 i 帧图像; 第 i 步相移引入的相移量为 $\delta_i = (i-1)\pi/2, i=1, 2, \dots, N; I_0(x, y)$ 表示干涉图背景强度; $\gamma(x, y)$ 表示条纹对比度; $\varphi(x, y)$ 是待提取相位, 则有:

$$I_i(x, y) = I_0(x, y) \left\{ 1 + \gamma(x, y) \cos[\varphi(x, y) + \delta_i] \right\}. \quad (1)$$

待提取的相位通过公式 (2) 求得, 由于在求解后相位会存在 2π 的跳变, 对被包裹的相位进行展开才能得到被测物的绝对相位。

$$\varphi(x, y) = \arctan \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N I_i(x, y) \sin \delta_i}{\sum_{i=1}^N I_i(x, y) \cos \delta_i} \right\}. \quad (2)$$

根据相位解包算法, 绝对相位 $\phi(x, y)$ 和包裹相位 $\varphi(x, y)$ 之间的关系可描述为公式 (3):

$$\phi(x, y) = \varphi(x, y) + 2\pi k(x, y), \quad (3)$$

其中, $k(x, y)$ 表示像素点所在的条纹阶次, 确定阶次后只需加上相应相位阶次的 2π 倍即可。

2.2 空洞空间卷积神经网络的构建

神经网络的任务是确定每一个包裹相位的像素点所在的阶次, 因此本文将相位解包看作为一个像素级分类任务, 每个包裹相位所在的阶次 $k(x, y)$ 作为输出。提出了一种结合空洞空间卷积池化金字塔 (Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP) 的卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 来完成任务, 其结构如图 1 所示。

相位解包任务中, 最需要注意的是每个周期的包裹相位边界关系特征, 因此在所提出的方法中 CNN 采用了编码-解码器结构, 多尺度特征融合等方法提高分类准确率。使用的输入包裹相位图像为 128×128 pixel, 通道数为 1, 网络主要有卷积层、池化层、上采样层组成, 在编码-解码器结构中卷积核的大小为 3×3 用来提取图像的特征, 并对图像进行边界扩充以保证卷积后输出与输入大小一致, 卷积后进行批标准化 (Batch Normalization, BN) 操作, 对参数进行归一化, 保证网络训练的稳定性, 激活函数选择 Relu 函数。以两层卷积层为一组加入一个残差结构以解决多次训练导致的网络退化问题, 残差结构的输出与两次卷积的输出进行叠加。最大池化层会对图像进行下采样, 以便对图像更深度的特征进行提取。解码器部分则会通过上采样逐步恢复图像尺寸, 由于相位阶次的分类对每个像素的分类精度都有要求, 因此残差块与卷积层的叠加结果

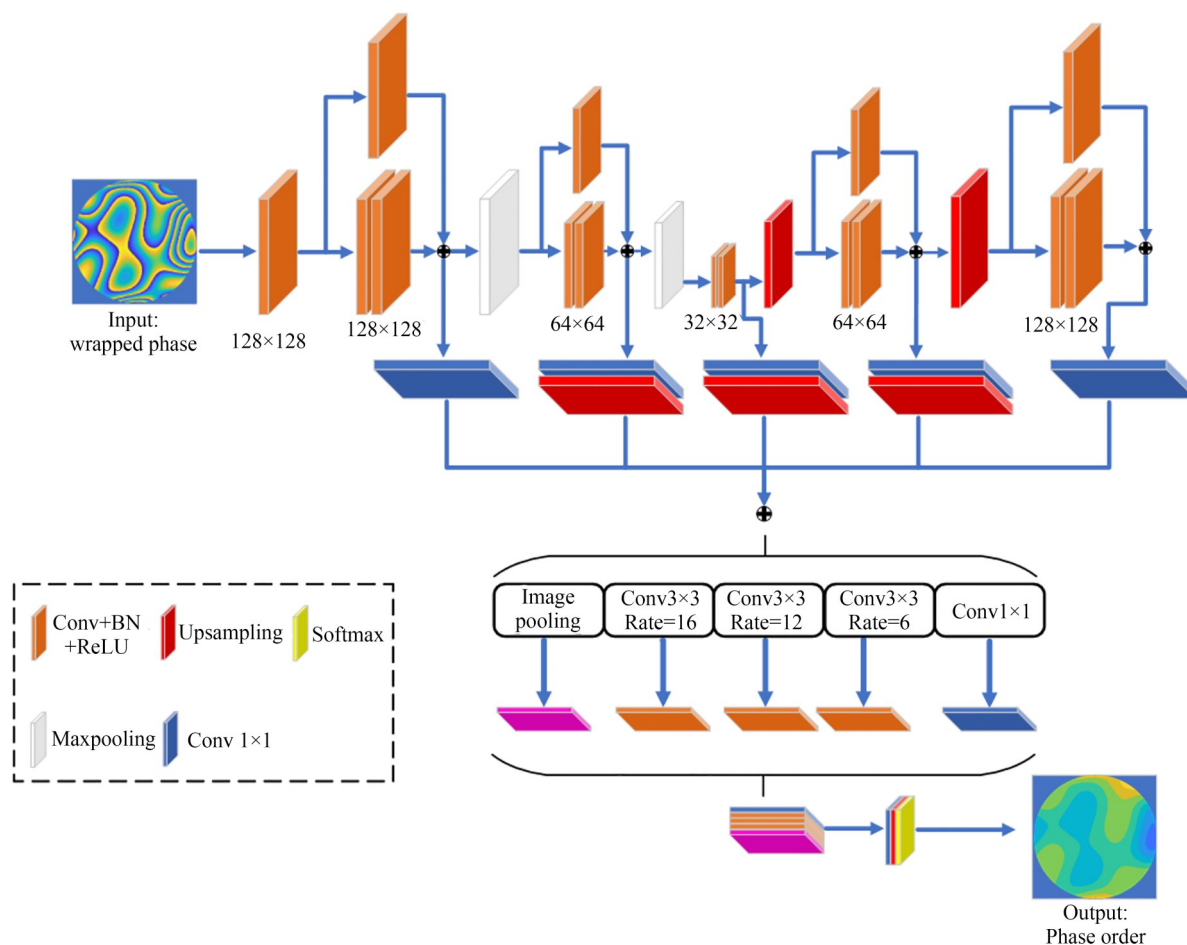


图1 ASPP-CNN神经网络结构

Fig. 1 Neural network structure of ASPP-CNN

会经过一次 1×1 卷积调整通道数后作为最后像素分类的低尺度特征依据进行保留。最终叠加的特征图像会输入到空洞空间卷积池化金字塔结构中进行全局特征提取并通过Softmax层输出预测像素值。对输入图像用不同扩张系数的空洞卷积进行运算得到不同感受野尺度的特征图,然后将每张特征图并联叠加用 1×1 大小卷积核调整通道数使不同尺度的特征关系联系起来,实现可控的多尺度特征提取。

空洞空间卷积池化金字塔,如图2所示,是对传统池化操作的改进。它首先是基于空洞卷积的,空洞卷积虽然被叫做卷积但它不只有卷积的功能,空洞卷积核在计算时会对参数之间进行填充空值,相当于卷积核变大但不会增加参数数量,卷积核尺寸变大会使卷积操作具有更大的感受野,使输出的特征图像更好地保留不同尺度的全局特征。

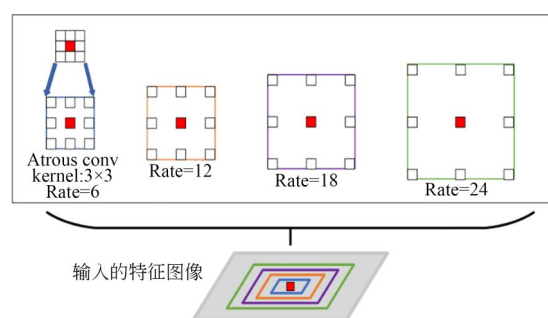


图2 空洞空间卷积金字塔结构

Fig. 2 Structure of ASPP

2.3 训练和验证

为了使神经网络达到最优效果,需要建立合适的数据集对其进行训练,数据集样本的丰富程度对训练效果的优劣起决定性作用。为提高深度学习算法对干涉条纹图像处理的能力,本研究

的数据集由两部分组成:一部分是仿真图像,另一部分则由实验平台采集而来,仿真面形函数如表 1 所示。

本研究使用表 1 中的四个数学函数生成相位数据,并通过公式(1)中条纹图的强度分布方程

以及小孔入射面上的高斯场分布初始化背景光强得到相应的干涉图集。为了提高训练效果,本文还引入高斯噪声和椒盐噪声产生了不同质量的图像,借助这些丰富多样化的数据集,可以对网络模型进行高精度训练。

表 1 仿真数据集的函数

Tab. 1 Uncions and parameters of simulated datasets

图像种类	函数
仿真球面	参考球面: $(X_1 - R_0)^2 + y^2 + z^2 = R_0^2$ 被测球面: $(X_2 - a)^2 + (y - b)^2 + (z - c)^2 = R_1^2$
随机矩阵	
自由曲面	$W_2 = (y_{\max} - y_{\min}) * (\varphi - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) + y_{\min}$
泽尼克拟合	
自由曲面	$W_3(\rho, \theta) = \sum_{n=0}^k \sum_{m=-n}^n C_{nm} Z_{nm}$

得到多步相移干涉条纹图像后,通过相移法计算得到包裹相位图像,这里为了确保分类精度,使用 7 步相移方法,相移算法如公式(4)所示:

$$\varphi(x, y) = \arctan \left\{ \frac{4I_2 - 8I_4 + 4I_6}{I_1 - 7I_3 + 7I_5 - I_7} \right\}. \quad (4)$$

神经网络的训练及测试过程如图 3 所示。

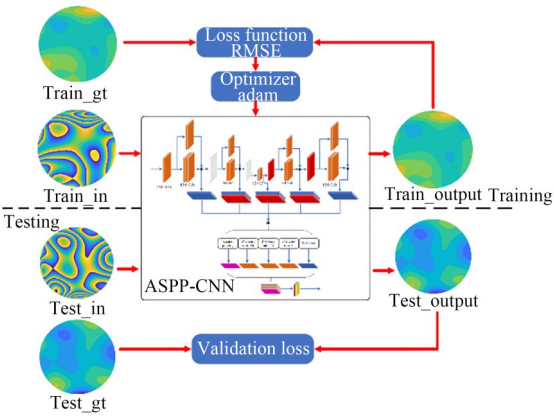


图 3 神经网络的训练及测试过程

Fig. 3 Training and testing process of neural networks

训练前共生成和采集分辨率 128×128 pixel 的数据 25 000 对,分成 train 数据(23 000 对数据)和 test 数据(2 000 对数据)两部分,其中 train_in 和 test_in 中存放包裹相位,train_gt 和 test_gt 中存放条纹阶次图。训练时将 train_in 数据集 中的数据作为输入,神经网络得到的预测相位阶次像素值与对应的 train_gt 中的真实相位阶次值进行比

较,损失函数使用均方根误差 RMSE,根据公式(5)计算出预测值与真值之间的损失:

$$\text{Loss} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (k_t(x, y) - k_p(x, y))^2}, \quad (5)$$

其中:Loss 表示每一个神经网络输出与真值的 RMSE, m 表示像素的个数; $k_t(x, y)$ 表示真值; $k_p(x, y)$ 表示神经网络的输出。

网络会根据损失使用自适应矩估计(Adam)优化器对模型参数进行更新,为了加快训练速度的同时保证训练的稳定性,采取动态学习率衰减机制,会根据训练状态调整学习率,具体调整策略为每 5 个 Epoch 学习率变为原来的 0.85 倍,初始学习率设置为 0.01,迭代训练轮数 Epoch 设置为 120,每一轮 Epoch 训练结束后都会使用 test 数据集对模型进行测试,同时记录训练损失与测试损失,保留损失值最小的模型参数。

图 4 为训练过程的损失函数曲线,横轴表示迭代的次数,纵轴表示损失值,可以看出神经网络在迭代训练大约 100 轮后收敛,最小损失 RMSE 低于 0.01。

训练完成后,使用模拟数据对模型性能进行测试,图 5 和图 6 分别使用球面仿真数据和随机曲面仿真数据来验证其性能。结果表明,本文所提出的解包方法在整体上有较高的精度,但在某些边缘仍然误差较大,球面解包结果残差的平均值为 0.07 rad,最大残差值为 0.94,随机曲面解包

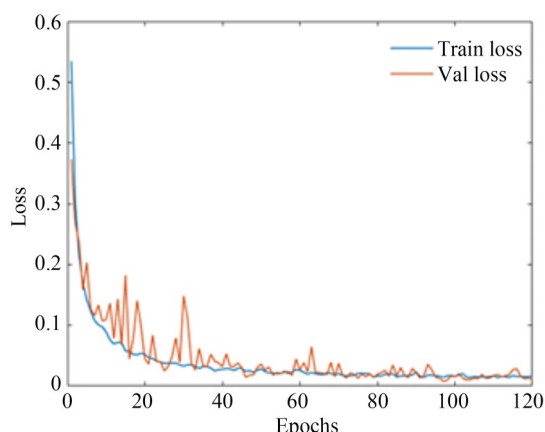


图4 损失函数曲线

Fig. 4 Loss function curve

结果残差的平均值为 0.09 rad, 最大残差差值为 1.07。

这些误差较大的点会对最终的面形拟合结果造成影响, 为此本文提出了一种优化残差、提高解包精度方法。首先, 由于相位阶次 $k(x, y)$ 是整数, 而神经网络的输出可能不为整, 所以将

Output 的值先取整, 但此操作可能会将某些像素点误分类到其他阶次, 造成更大的误差。第二步, 将那些误分类的像素点正确归类看作二分类问题, 所提出的神经网络模型仍然可以完成此项任务, 只需将那些被误分类的图像重新设为训练输入 Input, 并设置相应的真值, 重新训练即可, 此时神经网络模型的任务变为最后对图像中的连通区域进行标记。最后根据标记结果对有误分类点的连通区域进行修正, 修正后的球面和随机曲面解包图像和残差如图 7 所示。可以看到, 经过优化后, 球面仿真数据的误差为 0, 随机曲面仿真数据的误差可减少至 10^{-6} rad, 可以忽略不计。

在点衍射干涉测量系统的实际应用中, 环境干扰使得干涉图像出现噪声是难以避免的, 为了验证所提出方法对环境噪声的鲁棒性, 分别在球面和随机曲面仿真数据上分别引入百分比为 0.35 和 0.25 的椒盐噪声来模拟环境噪声, 从图 8 中可以看出该方法对有噪声干扰的包裹相位处理仍然非常精确, RMSE 值分别为 0.024 8 rad 和 0.029 6 rad。

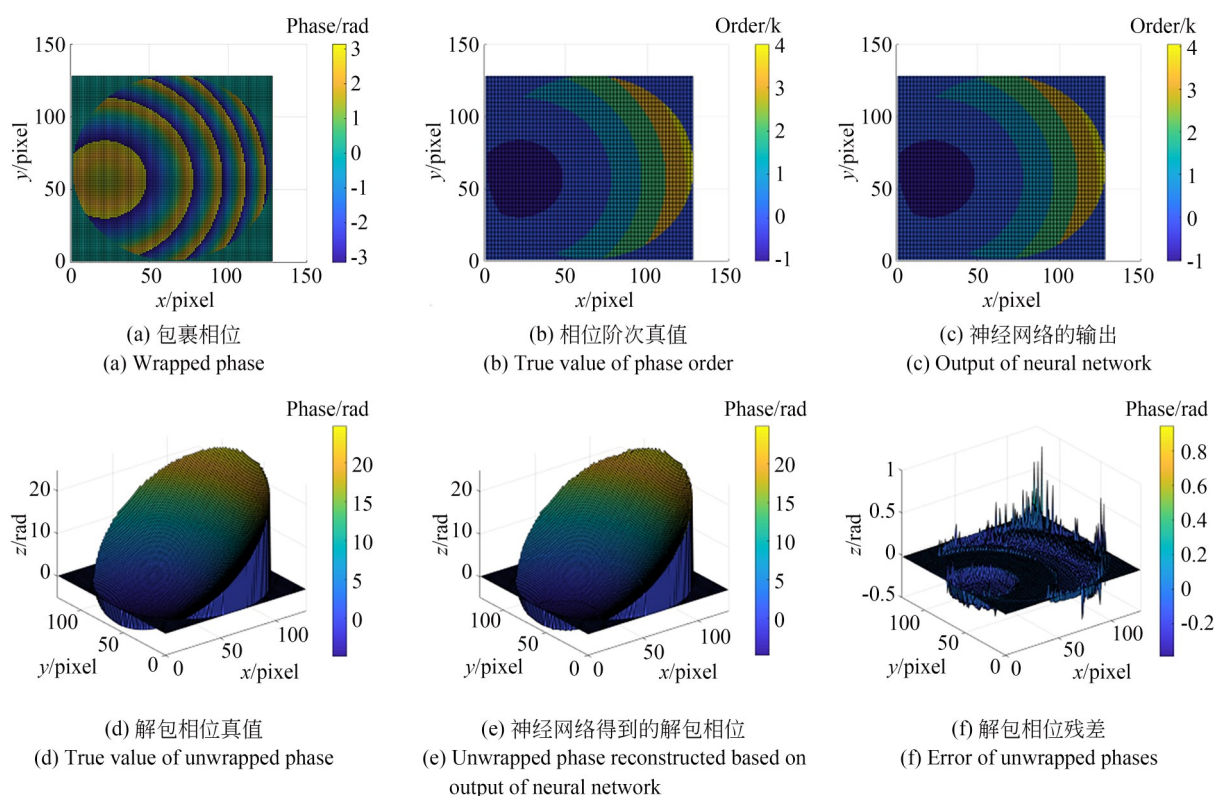


图5 球面数据的解包结果

Fig. 5 Unwrapping results of sphere

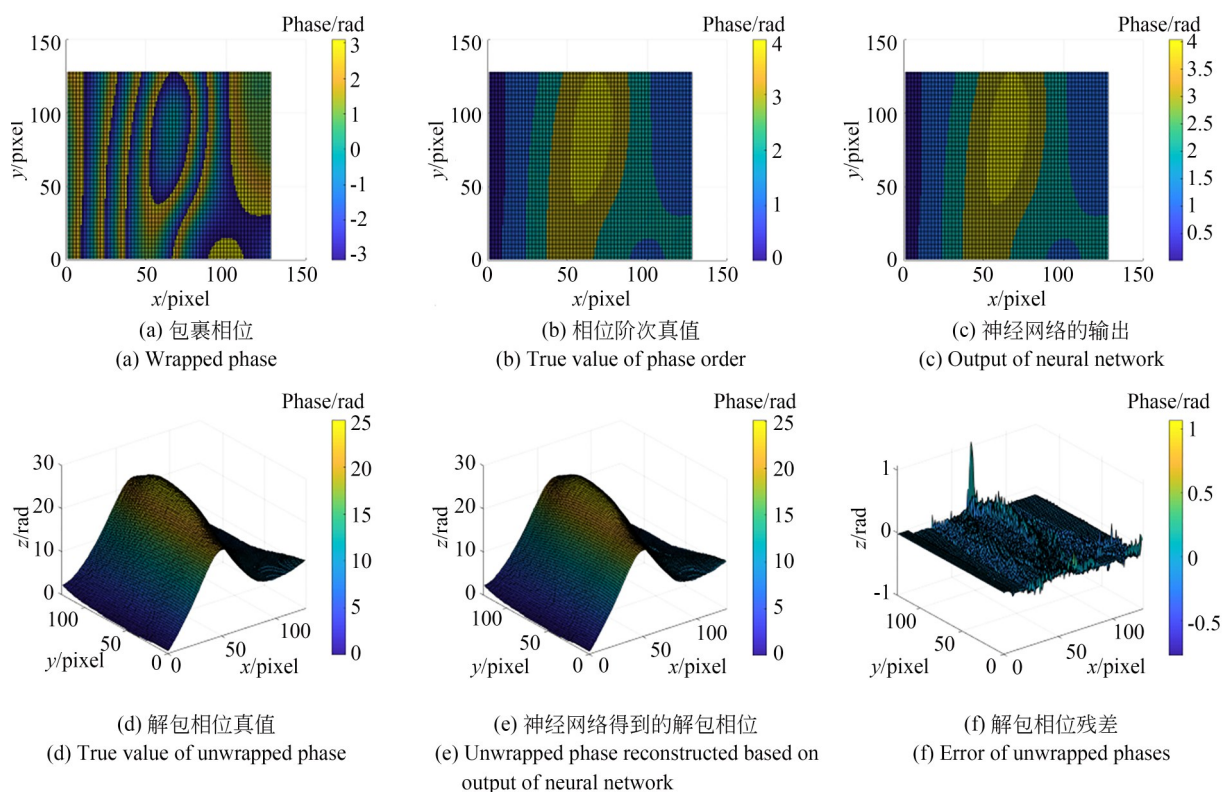


图 6 随机曲面数据的解包结果

Fig. 6 Unwrapping results of random surface data

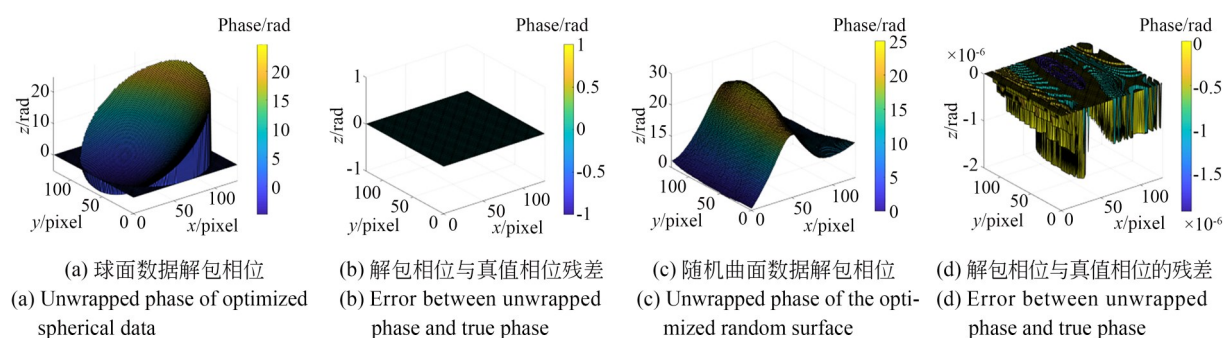


图 7 优化后的球面和随机曲面解包结果及残差

Fig. 7 Optimized unwrapping results and errors of spherical and random surfaces

3 实验与讨论

为了进一步验证所提出方法的有效性,本文基于点衍射相移干涉实验平台,采集实际点衍射相移干涉图像进行处理,并将所提出方法的结果与专业的干涉图像处理软件及其他方法结果进行对比,验证所提方法相位解包精度、面形拟合精度及时间效率。

3.1 实验平台

搭建的点衍射干涉测量系统如图 9 所示,系统通过 $2.5\ \mu\text{m}$ 小孔衍射产生球面参考波前,被测件为口径 $D=50\ \text{mm}$,曲率半径 $R=500\ \text{mm}$ 的球面反射镜。

系统由氦氖激光器发出的激光光束经过衰减片后被扩束器准直入射到显微镜物镜。显微镜物镜将光束聚焦至小孔衍射板上的小孔后产生衍射光。衍射光沿中心光轴被分为两部分:一部

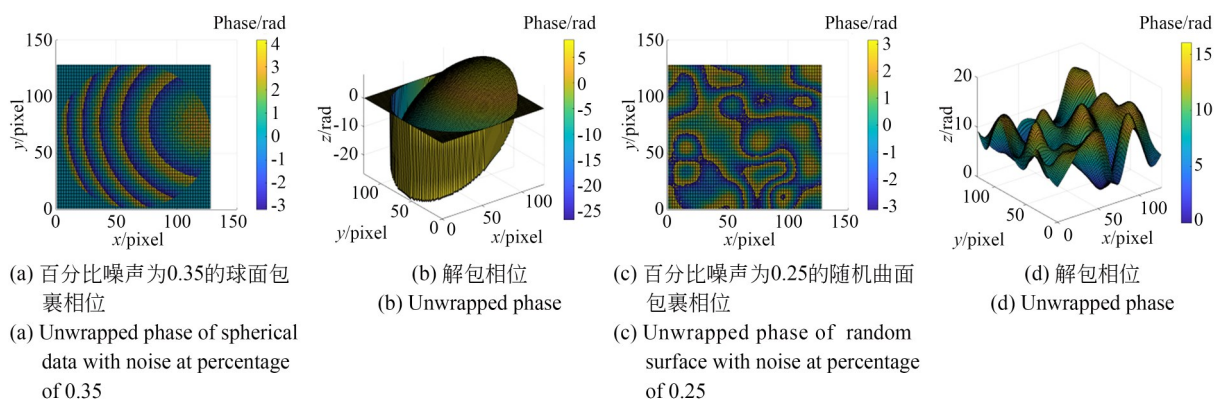


图8 引入环境噪声后的包裹相位数据及解包结果

Fig. 8 Wrapped phase data with simulated environmental noise and unwrapping result

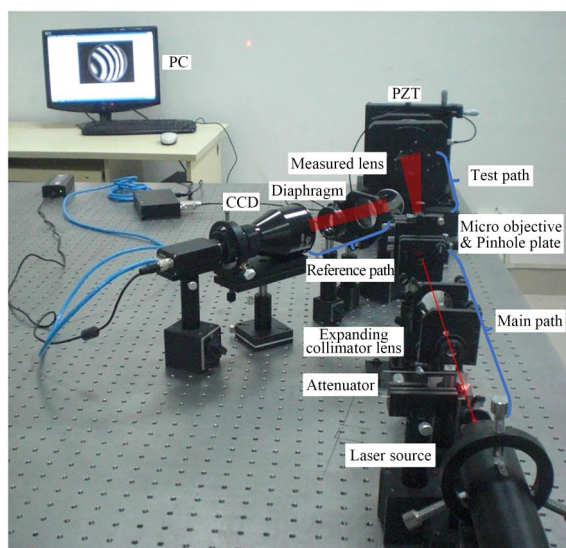


图9 点衍射干涉测量实验系统

Fig. 9 Point diffraction interferometry system

分作为参考光路,另一部分作为测试光路。在测试光路中,PZT被固定在一个五维调整架上,被测件被固定在PZT上,部分衍射光到达被测件后,经被测件反射回小孔基板,经镀有铬膜的小孔基板表面再次反射后进入参考光路,进入参考光路的测试光与参考光发生干涉后经准直镜和成像镜头被电耦合元件(Charge Coupled Device, CCD)接收,在CCD上产生干涉图像。CCD和PZT都直接连接到上位机上,PZT可以由上位机控制,带动被测件进行移动,获得不同相移量的干涉图像。

为了获得高精度的相位提取结果,这里采用7步相移算法,所采集到的相对相移量为 $\pi/2$ 的7帧相移干涉图像如图10所示。可以看出,干涉条

纹图像有一些噪点并且符合点衍射光强分布规律,后续使用ESDI公司商业化干涉图像处理软件(Intelliwave6.5)进行处理,将处理结果与所提出方法及其他经典深度学习方法解包及面形拟合结果进行比较。

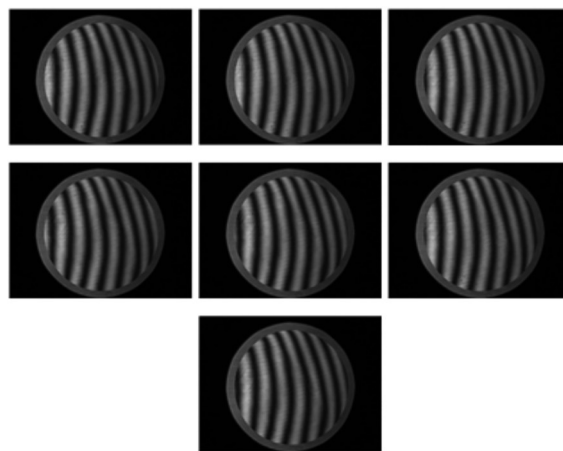


图10 点衍射干涉测量系统采集到的7步相移干涉图

Fig. 10 Seven-step phase-shift interferograms collected by the point diffraction interferometry system

3.2 处理结果精度对比

将采集到的干涉图预处理提取圆域后运用公式(4)进行相位提取,得到包裹相位图像如图11(a)所示,图11(b)为使用本文所提深度学习方法对包裹相位图像进行解包的解包相位,图11(c)为解包相位经36项泽尼克拟合后复原的待测面形2D图。图12给出了利用ESDI专业干涉图像处理软件处理后得到的2D面形结果,软件处理中选用内置的7A相移算法进行相位提取、枝

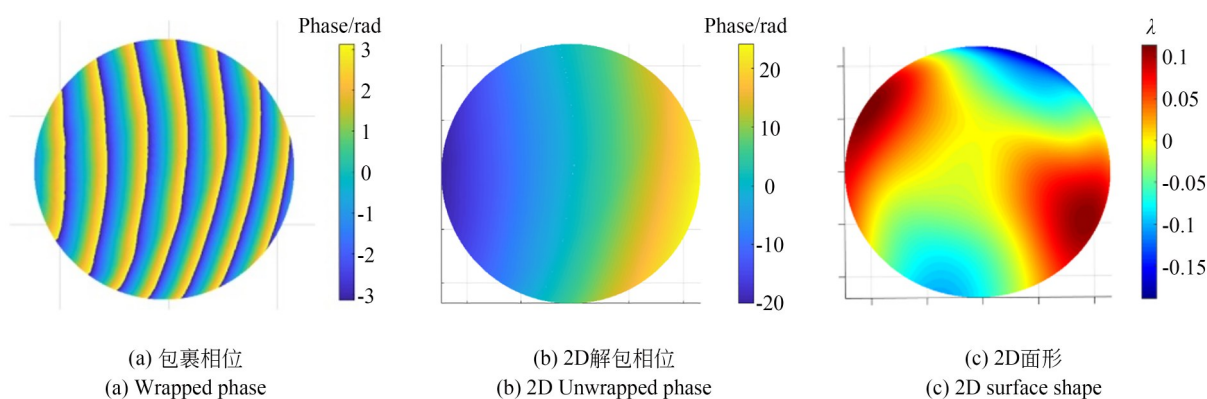


图 11 包裹相位和基于 ASPP-CNN 方法解包得到的解包及其 2D 面形拟合结果

Fig. 11 Wrapped phase and unwrapped phase by ASPP-CNN method and 2D surface shape

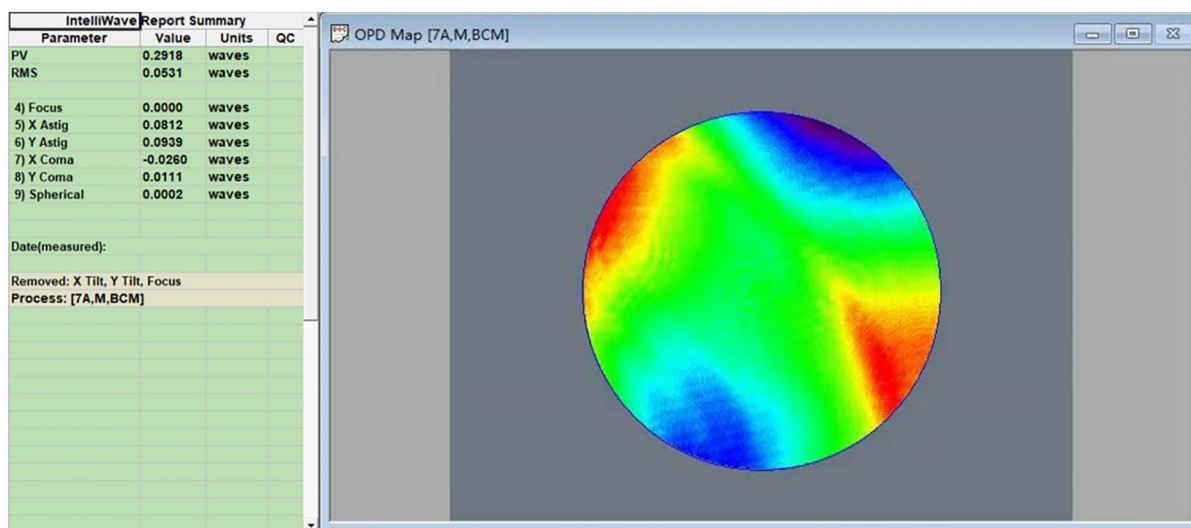


图 12 ESDI 干涉图像处理软件获得的面形与 PV, RMS 值

Fig. 12 Surface shape, PV and RMS values obtained by ESDI interferogram analysis software

切法(BCM)进行解包、36 项泽尼克多项式进行拟合,将软件所给出的数值作为真值比较。

为了更直观地展示出本文方法的优越性,图 13 给出了几种不同解包方法对图 10 的解包处理结果及面形拟合结果,图 13(a)列为本文所提方法、FFT 法以及 U-Net 和 DeepLabv3+ 神经网络、枝切法解包 5 种解包方法结果对比,图 13(b)列为 5 种不同方法的解包结果经 36 项泽尼克多项式拟合所得的面形对比,图 13(c)列为面形差值。其中选用了与专业软件一致的枝切法,将其处理结果作为真值。

比较图 11 和图 12 可以看出:本文所提深度学习法解包复原得到的面形与专业图像处理软

件处理结果接近,面形吻合度高,二者峰谷(Peak-to-Valley, PV)和 RMS 测量结果均非常接近。由图 13 可以看出,FFT 方法虽然可以在仅有一帧干涉条纹图像的情况下处理图像,但精度并不高,差距非常大,与专业干涉图像处理结果比较,其 PV 差值达到了 0.528λ ;而 U-Net 得到的解包结果虽然整体上完成了解包,但在中间小部分区域以及边缘区域误差较大,最终的面形拟合结果也显示其与真值的 PV 差值有 0.029λ , RMS 差值为 0.0063λ , DeepLabv3+ 处理的结果则精度略高, PV 差值为 0.0202λ , RMS 差值为 0.0048λ ,但 Deeplabv3+ 的网络结构过于复杂,训练成本与时间效率与本文提出方法相比都更

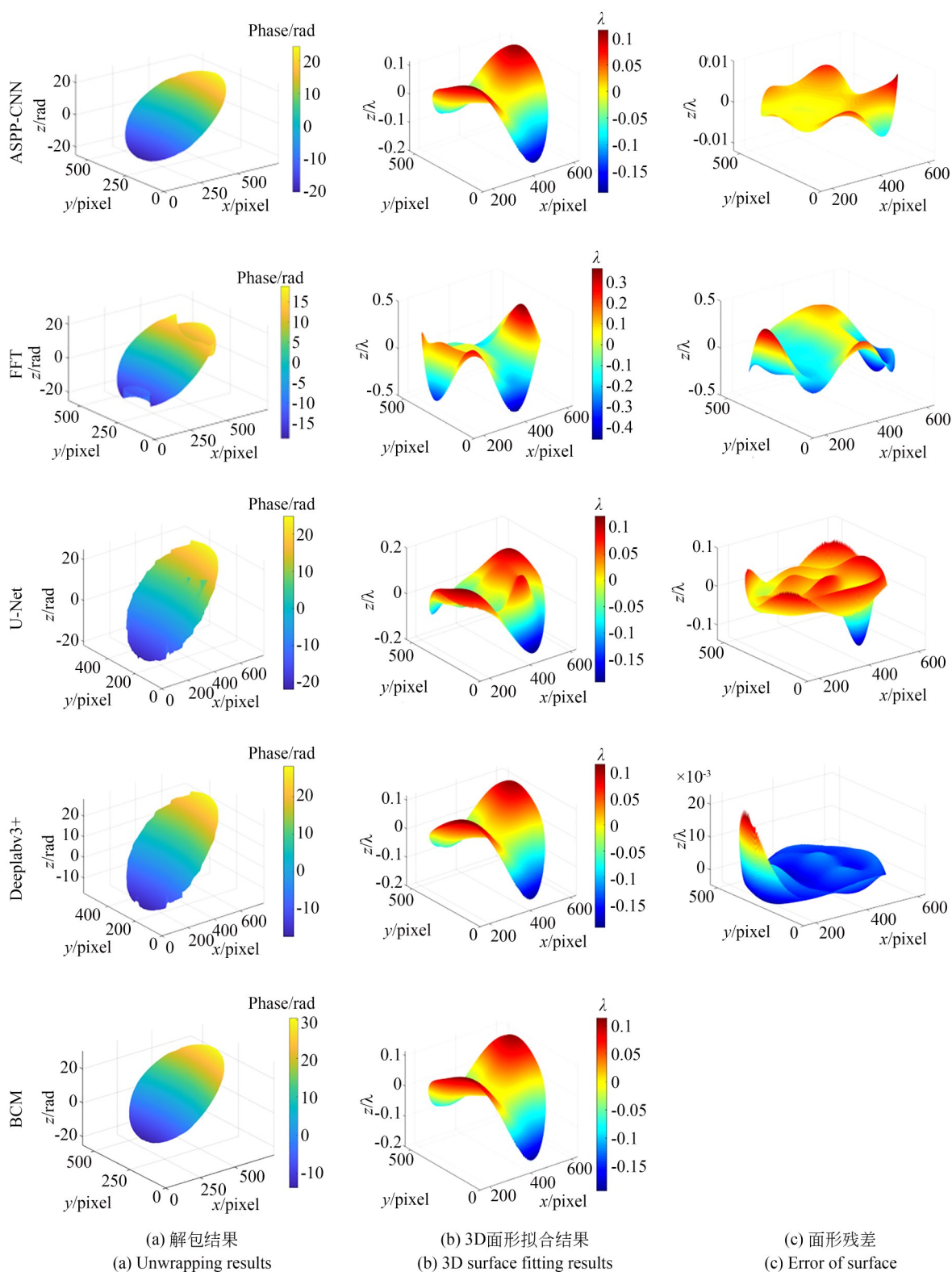


图13 不同方法下的解包结果、3D面形拟合结果及残差

Fig. 13 Unwrapping results, 3D surface fitting results, and errors under different methods

高,且最终处理结果精度也差于本文方法。

表2列出了这五种方法的PV,RMS,RMSE

值及处理时间,所提出方法处理速度最快,且与专业软件所得结果的PV差值仅为0.012 1λ ,RMS

差值仅为 $0.004\ 2\lambda$, 由此验证本文所提方法具有较高精度, 且在时间效率上有显著优势。

根据面形残差图像可以发现较大的差值出现在边缘位置, 原因是在对图像进行预处理时,

所采用方法为霍夫变换圆域提取算法^[20]自动选取圆域, 而专业图像处理软件的圆域需要手动提取, 只能尽可能和所提取的圆域一致, 并不能保证完全相同。

表 2 不同方法的 PV, RMS 值及处理时间

Tab. 2 PV, RMS values, and processing time of different methods

项目	ASPP-CNN	FFT 法	U-NET	DeepLabv3+	专业图像处理软件
PV/ λ	0.303 9	0.819 8	0.320 8	0.312 0	0.291 8
PV 差值/ λ	0.012 1	0.528	0.029	0.020 2	—
RMS/ λ	0.057 3	0.132 5	0.059 4	0.057 9	0.053 1
RMS 差值/ λ	0.004 2	0.079 4	0.006 3	0.004 8	—
Times/s	0.035	10.56	0.032	0.19	3.38
RMSE/rad	0.022 2	11.638 5	1.232	0.269 1	—

4 结 论

本文提出了一种基于神经网络的高精度点衍射干涉图像相位解包方法, 首先构建了适用于点衍射干涉图像的 CNN 网络, 该网络集成了编码-解码器结构、ASPP 结构等以完成高精度的相位解包。此外, 还构建了多样化面形数据集来提高网络训练效果, 并设计了针对误分类点的优化方法, 显著提升神经网络处理精度。仿真结果表明, 本文所提出的方法能够实现与真值差异基本为 0 的解包结果。将该方法应用于点衍射干涉测量系统并进行实验验证, 结果表明, 所得到的结

果与专业干涉图像处理软件具有较高一致性 (RMSE=0.022 2 rad, PV 差值为 0.012 1 λ , RMS 差值为 0.004 2 λ), 同时时间效率也远快于传统方法。仿真和实验均证明该方法具有适用性强、高精度、时间效率高的特性, 并可为一类相移压包图像的高精度解包提供有效手段, 具有普适性。

在使用本文所提出的方法时需要注意其存在以下问题: 由于神经网络结构限制, 无法对不同分辨率图像进行一致处理。因此, 今后的工作将重点研究单帧条纹图像的相位恢复问题以及动态分辨率图像的一次性相位恢复技术。

参考文献:

- [1] 马云, 陈磊, 刘一鸣, 等. 用于位相缺陷检测的反射式剪切点衍射干涉仪[J]. 光学精密工程, 2018, 26(12): 2873-2880.
MA Y, CHEN L, LIU Y M, *et al.* Reflective shearing point diffraction interferometer for phase defect measurement[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(12): 2873-2880. (in Chinese)
- [2] 毛姗姗, 李艳秋, 刘克, 等. 高数值孔径自由曲面极紫外光刻物镜光学设计[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(8): 0814002.
MAO S S, LI Y Q, LIU K, *et al.* Optical design of high numerical aperture extreme ultraviolet lithography objective with freeform surfaces[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(8): 0814002. (in Chinese)
- [3] 刘景峰, 李艳秋, 刘克. 移相式点衍射干涉仪的几个关键技术[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(S1): 179-182.
LIU J F, LI Y Q, LIU K. Technical problems in

- phase-shifting point diffraction interferometer [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28 (S1): 179-182. (in Chinese)
- [4] 高芬, 蒋庄德, 李兵, 等. 基于扩展平均的多步相移算法及误差抑制特性比较[J]. *光子学报*, 2014, 43(4): 0426001.
- GAO F, JIANG Z D, LI B, *et al.* Multi-step phase-shifting algorithm based on extended averaging technique and its error suppression characteristics comparison [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, 43 (4): 0426001. (in Chinese)
- [5] GOLDSTEIN R M, ZEBKER H A, WERNER C L. Satellite radar interferometry: two-dimensional phase unwrapping [J]. *Radio Science*, 1988, 23 (4): 713-720.
- [6] ZHONG H P, TANG J S, ZHANG S, *et al.* An improved quality-guided phase-unwrapping algorithm based on priority queue [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(2): 364-368.
- [7] 郭仁慧, 李建欣, 朱日宏. 基于DCT算法的种子点相位解包算法[J]. *光学学报*, 2012, 32(2): 0212006.
- GUO R H, LI J X, ZHU R H. Seed point unwrapping algorithm based on DCT algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(2): 0212006. (in Chinese)
- [8] 张通, 高芬, 李兵, 等. 非对准高斯光束入射下的小孔衍射光强分布[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(19): 1905001.
- ZHANG T, GAO F, LI B, *et al.* Diffraction intensity distribution of pinhole for misaligned Gaussian beam incidence [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(19): 1905001. (in Chinese)
- [9] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12): 2481-2495.
- [10] YAN K T, YU Y J, SUN T, *et al.* Wrapped phase denoising using convolutional neural networks [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 128: 105999.
- [11] 张伟, 余浩, 袁波, 等. 基于高倍率细胞内镜系统的细胞核分割[J]. *光学精密工程*, 2021, 29 (11): 2574-2580.
- ZHANG W, YU H, YUAN B, *et al.* Nuclear segmentation based on endocytoscopy system with high magnification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(11): 2574-2580. (in Chinese)
- [12] 赵星, 刘桐君, 陈平, 等. 利用深度学习扩展非接触扩散光学层析成像系统中探测器的动态范围 [J]. *光学精密工程*, 2021, 29(11): 2529-2538.
- ZHAO X, LIU T J, CHEN P, *et al.* Extending dynamic range of detector in non-contact diffuse optical tomography system using deep learning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(11): 2529-2538. (in Chinese)
- [13] SPOORTHY G E, GORTHI S, GORTHI R K S S. PhaseNet: a deep convolutional neural network for two-dimensional phase unwrapping [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2019, 26(1): 54-58.
- [14] ZHANG J C, TIAN X B, SHAO J B, *et al.* Phase unwrapping in optical metrology via denoised and convolutional segmentation networks [J]. *Optics Express*, 2019, 27(10): 14903-14912.
- [15] WANG K, LI Y, KEMAO Q, *et al.* One-step robust deep learning phase unwrapping [J]. *Optics Express*, 2019, 27(10): 15100-15115.
- [16] ZHANG T, JIANG S, ZHAO Z, *et al.* Rapid and robust two-dimensional phase unwrapping via deep learning [J]. *Optics Express*, 2019, 27(16): 23173-23185.
- [17] ZHAO Z, LI B, KANG X Q, *et al.* Phase unwrapping method for point diffraction interferometer based on residual auto encoder neural network [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 138: 106405.
- [18] ZHAO Z, LI B, LU J S, *et al.* One-shot phase retrieval method for interferometry using a hypercolumns convolutional neural network [J]. *Optics Express*, 2021, 29(11): 16406-16421.
- [19] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, *et al.* DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018,

40(4): 834-848.

- [20] 孙晓敏, 朱晓春, 周雯超, 等. 基于 Hough 变换实现圆的快速检测方法[J]. 制造业自动化, 2018, 40(5): 115-119.

SUN X M, ZHU X C, ZHOU W C, *et al.* Fast detection of circle based on Hough transform[J]. *Manufacturing Automation*, 2018, 40(5): 115-119. (in Chinese)

作者简介:



王同盟(1999—),男,山东青州人,硕士研究生,2021年于西安工业大学获得学士学位,主要从事点衍射干涉测量等方向研究。E-mail: wangtong_990315@163.com

导师简介:



高芬(1980—),女,湖南桃江人,博士,副教授,硕士生导师,2003年于西安工业学院获得学士学位;2006年获西安工业大学光学工程专业硕士学位;2014年获西安交通大学精密仪器及机械专业博士学位;主要从事精密光学检测等方向研究。E-mail: gaofen8128@163.com