

## 基于径向基神经网络的相位畸变补偿算法(特邀)

史有洲<sup>1,2</sup>, 吴一辉<sup>1</sup>, 周文超<sup>1\*</sup><sup>1</sup>中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 数字全息显微镜(DHM)可以对生物样本的复杂波前进行数值重建,但是物体波前存在二次相位畸变和高阶像差,使得成像物体存在一定的相位像差。基于此,提出一种基于径向基神经网络(RBF)的相位畸变补偿算法。使用RBF网络构建非线性函数,最小化损失函数来估算物体的实际相位,损失函数考虑了全息面和RBF网络的输出。在仿真中以原模型为基准计算全局的均方误差,所提算法的均方误差为0.0374,主成分分析法(PCA)的为0.0470,频谱质心法(SCM)的为0.3303。搭建DHM系统用于HL60细胞的成像幅度和相位对比度观察,结果显示,所提算法能够更好地消除载波频率和相位畸变。所提算法无需了解光学参数,且可以通过调整采样点数量控制计算时间和插值精度,在弱散射物体或微纳结构三维形态测量中具有潜在的应用前景。

**关键词** 数字全息; 相位恢复; 波前误差; 径向基神经网络

中图分类号 O438.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231110

## Phase Compensation Algorithm for Off-Axis Digital Holography Based on a Radial Basis Function Neural Network(Invited)

Shi Youzhou<sup>1,2</sup>, Wu Yihui<sup>1</sup>, Zhou Wenchao<sup>1\*</sup><sup>1</sup>Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, Jilin, China;<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract** Digital holographic microscopy allows numerical reconstruction of the complex wavefront of biological samples, but the wavefront of the object has quadratic phase distortion and high-order aberration, which gives the imaging object a certain phase aberration. In this study, a phase distortion compensation algorithm based on a radial basis function (RBF) neural network is proposed. The RBF network is used as the interpolation function to estimate the actual phase of the object by minimizing the loss function. The loss function takes into account the output of the holographic surface and RBF network. In the simulation, the global mean square error is calculated based on the original model. The results using the RBF network, principal component analysis, and the spectrum centroid method are 0.0374, 0.0470, and 0.3303, respectively. We set up a DHM system to observe the imaging amplitude and phase contrast of HL60 cells. The results show that the RBF method can better eliminate carrier frequency and phase distortion. The proposed method has the advantages of not requiring knowledge of the optical parameters and allowing adjustment of the number of sampling points to control the calculation time and interpolation accuracy. It has potential application prospects in the three-dimensional shape measurement of weak scattering objects or micro-nano structures.

**Key words** digital holography; phase aberration compensation; wavefront error; radial basis function neural network

## 1 引言

数字全息显微镜(DHM)<sup>[1-3]</sup>将相位成像和显微技

术结合,能够非侵入、无损伤定量地实现生物细胞高速、高对比度成像,也能从干涉条纹中获取光程的变化量,定量地测得样本三维特征。目前,DHM已应用于

收稿日期: 2023-04-18; 修回日期: 2023-05-24; 录用日期: 2023-05-29; 网络首发日期: 2023-06-09

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61974143)、中科院青促会会员项目(2020223)、佛山中国科学院产业技术研究院产业化创新团队项目(ZK TD 202003)

通信作者: \*zhouvc@ciomp.ac.cn

许多领域,如活细胞动态成像<sup>[4]</sup>、微纳结构测量<sup>[5]</sup>、光纤的表征<sup>[6]</sup>,是显微领域中的重要光学测量技术。离轴数字全息显微术<sup>[7-8]</sup>在物光波的传播方向和参考波之间引入倾斜角度时附加了载波频率,使得零级背景像、重建像及共轭像在波场的重建过程中彼此分离,通过傅里叶变换法(FTM)<sup>[9]</sup>频谱滤波可以在重建中消除零级像和共轭像的干扰,但是残余的载波频率使重建像产生了倾斜相位畸变<sup>[9]</sup>,此外物光和参考光之间的球面曲率不匹配以及光学系统的高阶像差都会使得结果出现偏差。

最初 Takeda 等<sup>[10]</sup>在 FTM 的基础上将频谱图峰值点移动到频谱图中心,消除载波频率,这种方法虽然简单,但是忽略了球面曲率和高阶像差,在这种情况下,频谱不再显示准确的中心频率,影响样本相位分布的精确重建。近些年,国内外研究人员提出了大量的解决方案,主要可分为物理补偿方法和数值补偿方法。物理补偿通常使用双曝光法(DEM)<sup>[11-12]</sup>预先记录背景全息图或者在实验中引入相同曲率的透镜来实现二次相位畸变补偿<sup>[13]</sup>,但是该方法需要光学元件的精确对准,并且在实践中难以实现完美波面匹配。数值补偿方法通过数字全息图后处理消除成像过程中的相位畸变,可以在不需要额外全息图或知道系统参数的情况下校正相位像差,包括 Zernike 多项式拟合(ZPF)<sup>[14-15]</sup>、最小二乘法拟合(LSF)<sup>[16]</sup>、频谱质心法(SCM)<sup>[17]</sup>、主成分分析法(PCA)<sup>[18-19]</sup>等。在 ZPF 中,被测样本的相位分布被认为是叠加在整个重构相位分布上的微小扰动,通过开展参考波的计算拟合整个背景相位分布来消除载波及二次相位畸变,在使用 ZPF 方法时需要根据不同情况选择项数,例如误差是低频还是中低频或者不同的波面形状。SCM 通过定位滤波窗内质心来寻找低频点中心,重建质量取决于窗口的设计,而且无法消除高阶像差。LSF 方法在相位图上选取若干背景散点来拟合出共轭的畸变相位以实现畸变量的消除,但 LSF 方法要求对畸变相位的阶数的预估,在实际应用中可能忽略了部分高阶项。PCA 方法则通过奇异值分解来获得主要部分并对其左右主奇异向量进行分量拟合,然后使用主分量的共轭乘实像获得去除畸变的相位分布,PCA 方法分析主要成分,对于高阶相位畸变成分的恢复结果不佳。

在自适应光学(AO)领域,人工神经网络(ANN)早已用于波前重构,常用的卷积神经网络(CNN)结构,如 AlexNet<sup>[20]</sup>、VGG<sup>[21]</sup>和 U-Net<sup>[22]</sup>均已实现波前相位恢复,近些年 CNN 也逐步被用于 DHM 相位图的像差自动补偿<sup>[23]</sup>,但是这些基于卷积算法的网络结构都用于时间不受限的场景,因而在要求高动态成像能力的 DHM 中并未得到应用。径向基神经网络(RBF)<sup>[24]</sup>几乎能完全逼近任何函数,而且 RBF 神经网络是高效的前馈式网络,具有全局最优特性,并且结构简单、训练速度快,适用于动态成像的波前处理,此外 RBF 可

在输入、输出之间构建出非线性函数,无需任何光学参数的测定,简化了预处理过程。

本文基于 RBF 神经网络实现了一种适用于 DHM 相位畸变补偿的算法:首先通过傅里叶变换将“+1”级频谱移至频谱中心生成消除了大部分载波频率的重建相位图;然后根据重建相图生成二值化图像掩膜,提取出背景区域部分散点数据作为训练样本;最后设置 RBF 网络参数对其进行训练,通过非线性映射计算出系统的相位像差,构建共轭的相位掩模完成补偿进而计算出物体的精确相位。

## 2 RBF 相位恢复算法原理

在离轴数字全息术中,物体的相位信息通过物光与参考光的干涉记录。在无高阶像差的情况下,数字全息术的参考光波和物光波可定义为

$$R = A \exp[i(k_x x + k_y y)], \quad (1)$$

$$O = A \exp[i\varphi(x, y)], \quad (2)$$

式中: $A$ 为振幅; $k_x x + k_y y$ 为离轴干涉中的载波频率; $\varphi(x, y)$ 为由物体引起的相位变化量。图 1 为 CCD 相机记录过程中的波面关系,参考光波和物光波干涉形成的全息图强度为

$$I = (R + O)(R + O)^* = |R|^2 + |O|^2 + O^*R + R^*O = 2A^2 + 2A^2 \cos[\varphi(x, y) - (k_x x + k_y y)]. \quad (3)$$

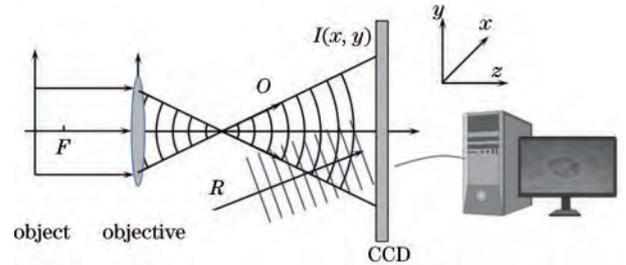


图 1 CCD 记录过程中的波面关系

Fig. 1 Wavefront relationship in CCD recording process

### 2.1 相位像差理论

由于二次相位畸变和高阶像差的存在,全息图强度变为

$$I = (R + O)(R + O)^* = |R|^2 + |O|^2 + O^*R + R^*O = 2A^2 + 2A^2 \cos[\varphi(x, y) - (k_x x + k_y y) - (l_x x^2 + l_y y^2) - \varphi_h(x, y)], \quad (4)$$

式中: $l_x x^2 + l_y y^2$ 为透镜引入的二次相位畸变; $\varphi_h(x, y)$ 为系统的高阶像差。以数字形式表示全息图可将 $|R|^2 + |O|^2 + O^*R + R^*O$ 分为 3 个部分,分别对应于频谱中的 3 个主要分量:第 1 项 $|R|^2 + |O|^2$ 被称为零级分量,表示全息图的背景光强;第 2 项 $O^*R$ 为“-1”级分量,表示全息图的共轭像;第 3 项 $R^*O$ 为

“+1”级分量,表示全息图的实像,即为需要校正像差的重建相图。其中,相位像差  $\varphi_e(x, y) = (k_x x + k_y y) + (l_x x^2 + l_y y^2) + \varphi_h(x, y)$ 。

式(4)中的  $\varphi(x, y) - (k_x x + k_y y) - (l_x x^2 + l_y y^2) - \varphi_h(x, y)$  为重建相图相位,数值方法为了消除载波和相位畸变,需要确定4个连续的波前<sup>[25]</sup>:

$$\phi_1(x, y) = \frac{2\pi}{\lambda} \left[ \frac{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}{2R_1} \right], \quad (5)$$

$$\phi_2(x, y) = \frac{2\pi}{\lambda} \left[ \frac{x^2 + \alpha y^2}{2R_2} \right], \quad (6)$$

$$\phi_3(x, y) = \frac{2\pi}{\lambda} (k_x x + k_y y), \quad (7)$$

$$\phi_4(x, y) = \varphi_h(x, y). \quad (8)$$

消除式(4)中的载波频率和二次相位像差必须确定7个参数。首先,根据对应于条纹图案中心的像素坐标来估计球面偏移参数  $x_0$ 、 $y_0$  和曲率半径  $R_1$ ;其次,由残余相位畸变确定  $R_2$  值,参数  $\alpha$  为修正量;最后,通过  $l_x$ 、 $l_y$  消除残余倾斜。这种一般的数值补偿方法能够消除载波频率和二次相位畸变,但是高阶像差往往被忽略。RBF神经网络将相位畸变量看作一个整体,在一维数组的输入、输出之间构建非线性函数,而光学领域中从相位信息中重构相位畸变属于非线性函数问题,

因而RBF也应能够解决DHM的相位畸变补偿问题。

## 2.2 背景分割与散点数据的提取

手动选择相位背景牺牲了校正的自动性,在背景分割中,通过最大类间方差(OTSU)算法<sup>[26]</sup>对灰度图像进行分割并转换为二值图像。在实际应用中,相干光源的散斑噪声、采样噪声和环境振动等可能会在二值图像中产生一些孔洞或孤岛,因此采用形态学的腐蚀与膨胀操作来提高分割质量,然后通过二进制图像中的所有白色像素来提取准确的背景区域。在散点数据的提取上,将白色像素分割为多个  $50 \times 50$  的矩阵,在矩阵内随机提取一个值,最终获取的全部像素点即为所需的散点数据,散点的坐标为RBF的输入,值为RBF拟合的目标。

## 2.3 径向基神经网络相位畸变校正

RBF神经网络<sup>[24]</sup>的结构如图2所示,包含输入层、隐含层和输出层。在实现RBF的典型方法中,基函数通常是高斯函数,并使用由1个隐藏层和1个输出层组成的拓扑结构,隐藏单元的数量由输入数据确定。RBF网络中的每个隐藏节点代表1个核心函数,输出节点通常计算隐藏节点输出的加权和,这种架构在计算速度方面具有很大优势且有着较强的局部逼近特性,其强大的逼近特性在应对非线性问题时存在着独特优势,因此在电机控制、相机标定、模型预测等领域都获得了广泛的应用。

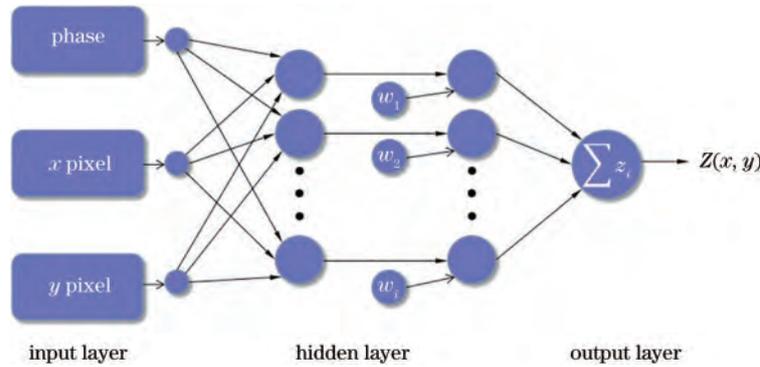


图2 RBF网络在相位恢复中的拓扑结构

Fig. 2 Topology of RBF network in phase recovery

RBF网络的设计和训练包括:1)确定要使用多少个核函数;2)确定它们的中心参数和宽度参数;3)确定将它们连接到输出节点的权重。该算法流程如图3所示:首先,通过滤波获得实像的频谱,将其移至频谱中心,并通过最小二乘法解包裹获得初步的重建相位图;其次,根据重建相图分割背景区域,生成二值化图像掩膜,提取出背景部分散点作为训练集的输入和输出,对训练集进行归一化处理,将所有的数据归一到同一量纲上,通过非线性映射预测系统的相位像差,并对预测的结果进行反归一化的处理;再次,通过损失函数判断结果是否已经达到预期,不符合预设条件时,使用梯度下降法更新参数,计算出新的预测相位,并重复这一

过程直至满足结果;最后,使用拟合的结果构建共轭的相位掩膜完成补偿,进而计算出消除了像差的相位图。

RBF相位畸变补偿训练过程主要包含两部分:1)正向传播计算误差;2)反向传播参数调整。在算法设计中,输入的训练集的相位是  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ ,设置的初始中心参数  $\mathbf{c}$  和权值  $\mathbf{w}$  均为  $20 \times 1$  的随机矩阵,宽度参数  $\sigma$  为  $1 \times 20$  的随机矩阵,隐藏层的节点数为20,神经网络训练集的输入  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ ,其对应的输出为

$$\hat{y}_i = \sum_{j=1}^{20} w_j G(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j), \quad (9)$$

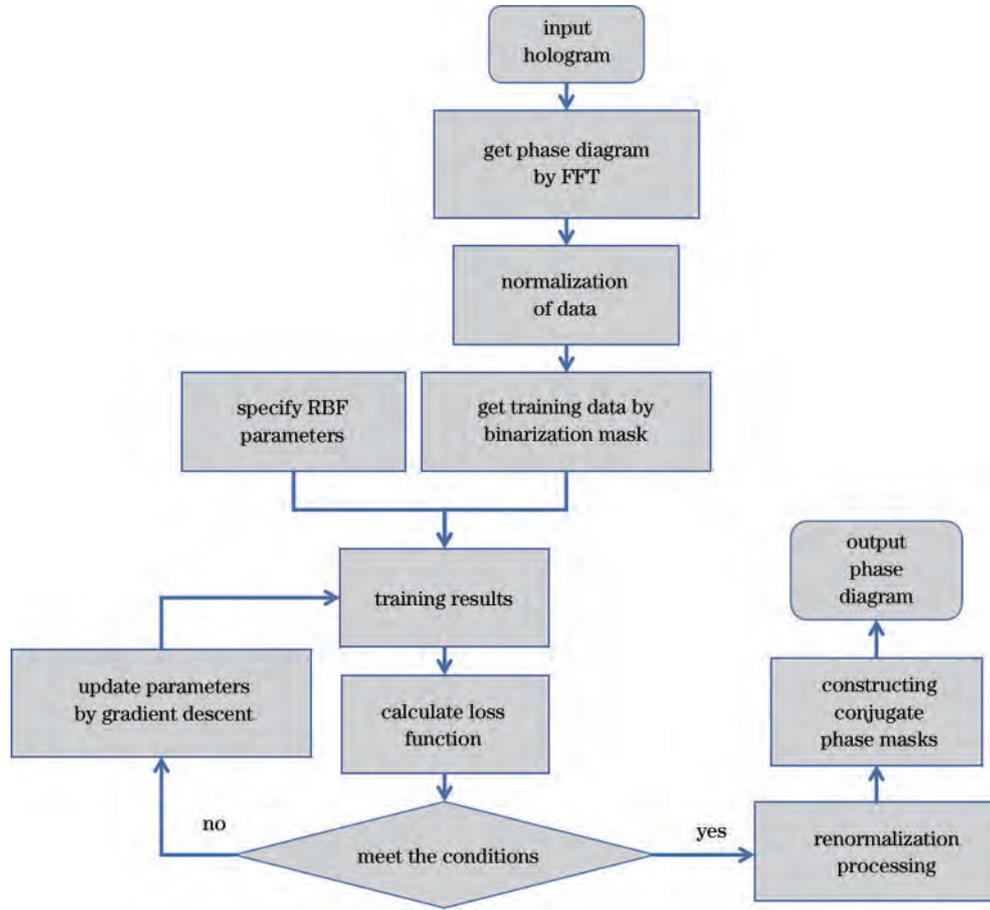


图3 RBF相位恢复算法流程图

Fig. 3 Flow chart of RBF phase recovery algorithm

$$G(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j) = \exp\left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j\|^2}{-2\sigma_j^2}\right). \quad (10)$$

式(10)的高斯核函数即为隐含层节点的激活函数,此时该样本获得的预测相位输出  $\hat{\mathbf{Y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_m)$ 。

RBF神经网络的损失函数为

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (11)$$

根据损失函数,利用梯度下降法更新参数  $\mathbf{c}_j, \sigma_j, w_j$ :

$$\begin{cases} \mathbf{c}_j = \mathbf{c}_j + \Delta \mathbf{c}_j \\ \Delta \mathbf{c}_j = -\frac{\partial L}{\partial \mathbf{c}_j} = \frac{w_j}{\sigma_j^2} \sum_{i=1}^m e_i G(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j) (\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j), \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \sigma_j = \sigma_j + \Delta \sigma_j \\ \Delta \sigma_j = -\frac{\partial L}{\partial \sigma_j} = \frac{w_j}{\sigma_j^3} \sum_{i=1}^m e_i G(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j) \|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j\|^2, \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} w_j = w_j + \Delta w_j \\ \Delta w_j = -\frac{\partial L}{\partial w_j} = \sum_{i=1}^m e_i G(\mathbf{x}_i, \mathbf{c}_j), \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $e_i = y_i - \hat{y}_i$ 。在损失函数最小化后得到一系列的中心参数、宽度参数和权值,由式(9)和式(10)根据

这些参数和高斯核函数的线性组合即可计算出相位图。

### 3 仿真与实验结果

#### 3.1 仿真结果

peaks(200)函数的计算机模拟结果如图4所示,仿真中设置的波长为632.8 nm,引入的载波为  $\pi/4$ ,像素尺寸为  $5.2 \mu\text{m} \times 5.2 \mu\text{m}$ ,对应下文实验中相机的像素尺寸,并加入了随机的轻微球面曲率与三阶误差。图4为仿真模拟的结果。其中:图4(a)为数字全息图,对其局部放大可以看出,仿真的数字全息图具有致密的条纹,这说明设置的载波频率大小能够保证各级频谱分离;图4(b)为傅里叶频谱,红色方框内为实像对应的“+1”级频谱;图4(c)为FTM算法获得的相位,由于球面相位像差的存在,FTM算法的频谱中心很难定位,所得的定量相位图存在很大的载波余量,而且未考虑球面相位像差,对于大视场的成像系统误差非常明显;图4(d)为RBF神经网络获得的补偿相位,图中黑点为网络输入的训练集数据,将补偿相位的共轭与定量相位图相乘获得图4(e)中消除了相位畸变的相位分布,其边缘部分拟合效果较差,但是在物体及其四周的背景区域拟合效果很好,因此,边缘拟合误差并不

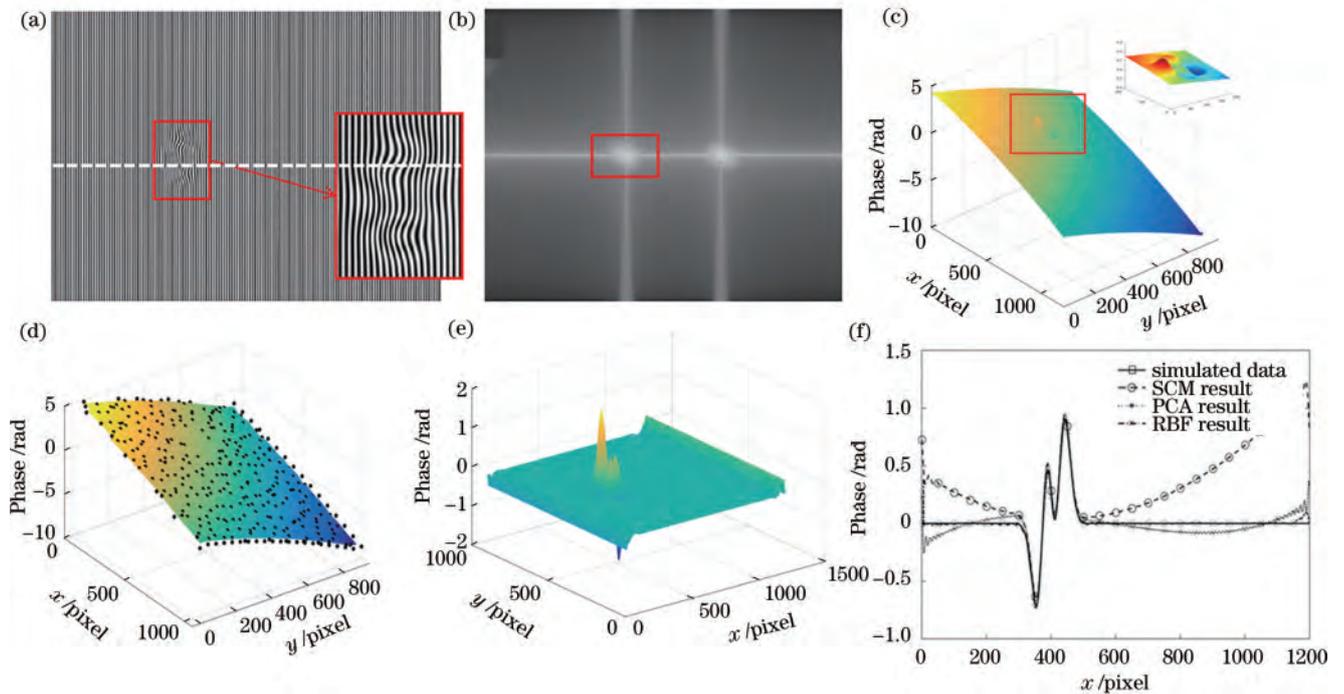


图 4 仿真结果。(a)数字全息图;(b)傅里叶频谱;(c)FTM初步重建相位;(d)RBF补偿相位及选取的训练散点;(e)校正相位;(f)仿真物体、SCM、PCA及RBF方法在白线剖面处的数据

Fig. 4 Simulation results: (a) Digital hologram; (b) Fourier spectrum; (c) FTM initial reconstruction phase; (d) RBF compensation phase and selected training scatters; (e) corrected phase; (f) the simulated object, SCM, PCA and RBF data at the white line section

影响对物体相位的定量分析。所提算法在一台CPU为i7-9750HQ、内存为8GB的电脑上运行消耗的平均时间约为2.2s,如果使用计算性能强大的GPU进行并行运算,计算时间还可以极大缩短。为了获得量化的对比数据,给出了图4(e)白色虚线处多种算法的剖面数据,具体如图4(f)所示。计算结果显示,该剖面处RBF的标准差为0.1786,PCA的为0.2184,SCM的为11.5237。SCM因为未考虑二次相位畸变和高阶像差,误差较大;RBF与PCA获得了相似的精度,RBF边缘效果较差,但当只考虑样品区域时,RBF获得的精度会明显提高。图5给出了训练过程中损失函数随迭代过程的变化,在训练90次左右损失函数趋于稳定不再

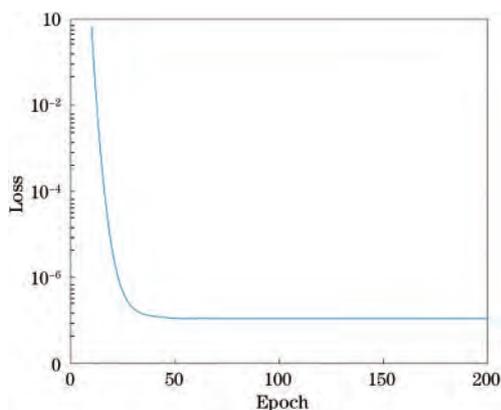


图 5 损失函数随迭代次数的变化

Fig. 5 The change of loss function with the number of iterations

发生明显变化,此时损失函数约为 $6 \times 10^{-7}$ 。以原模型为基准计算3种算法在全局的均方误差,RBF所得结果为0.0374,PCA为0.0470,SCM为0.3303。即所提算法在不需要任何背景全息图的条件下仅利用单幅离轴数字全息图就能较高质量地恢复出物体相位信息。

### 3.2 实验结果分析

为验证所提算法在实际应用中的效果,搭建了离轴干涉实验系统对HL60细胞进行成像,实验系统如图6所示,成像系统中光源为He-Ne激光器(波长为632.8nm)。入射光由分束器(BS)分为两束,一束到达样品获得样本信息后使用物镜Mo(20×)扩展成为物光,通过4f系统后获得与CCD相机相匹配的光斑尺寸,由反射镜M和BS反射到CCD。另一束作为参考光经由反射镜M反射,穿过物镜(5×)和BS,光束扩展到与CCD相匹配的光斑尺寸,然后以相对于物光的小角度投影到相机上,创建离轴干涉图案。

实验中获得数字全息图的像素为 $600 \times 600$ ,根据训练集的选取方法,从初始的重建相位图中获取了 $12 \times 12$ 个散点作为输入,由于输入样本的减少,整个校正相位的计算时间也减少到1.5s以下。结果如图7所示,其中,图7(a)为数字全息图,图7(b)~(e)分别为PCA、SCM、RBF和DEM获得的重建相位。可以看出:实验结果并未受到共轭像的干扰,SCM消除了大部分的载波频率,但是由于忽略了二次相位畸变和高阶像差,误差较大;PCA通过奇异值分解提取出二次相位畸变,但高阶像差仍然存在;而RBF将相位

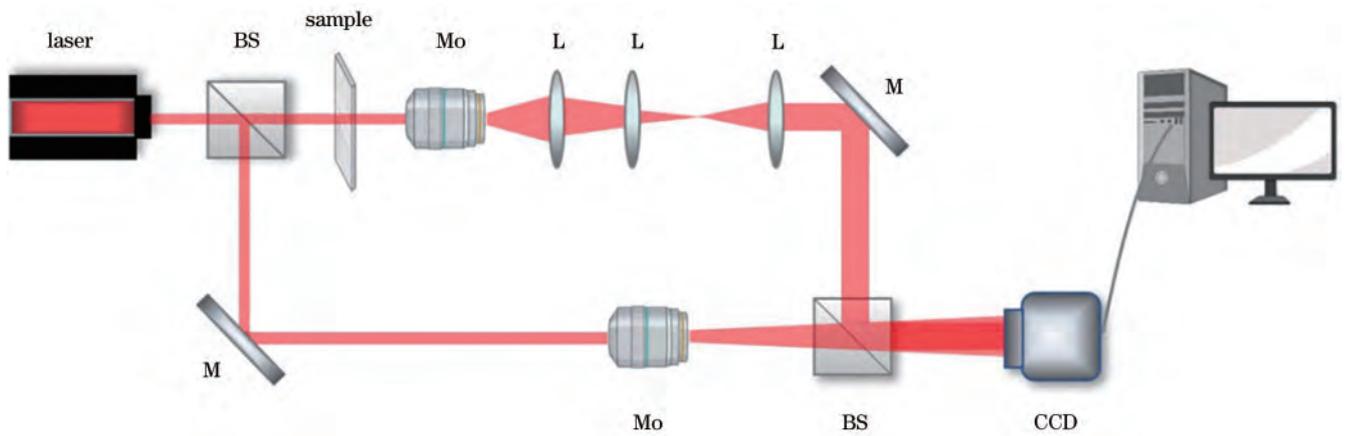


图 6 系统示意图

Fig. 6 System diagram

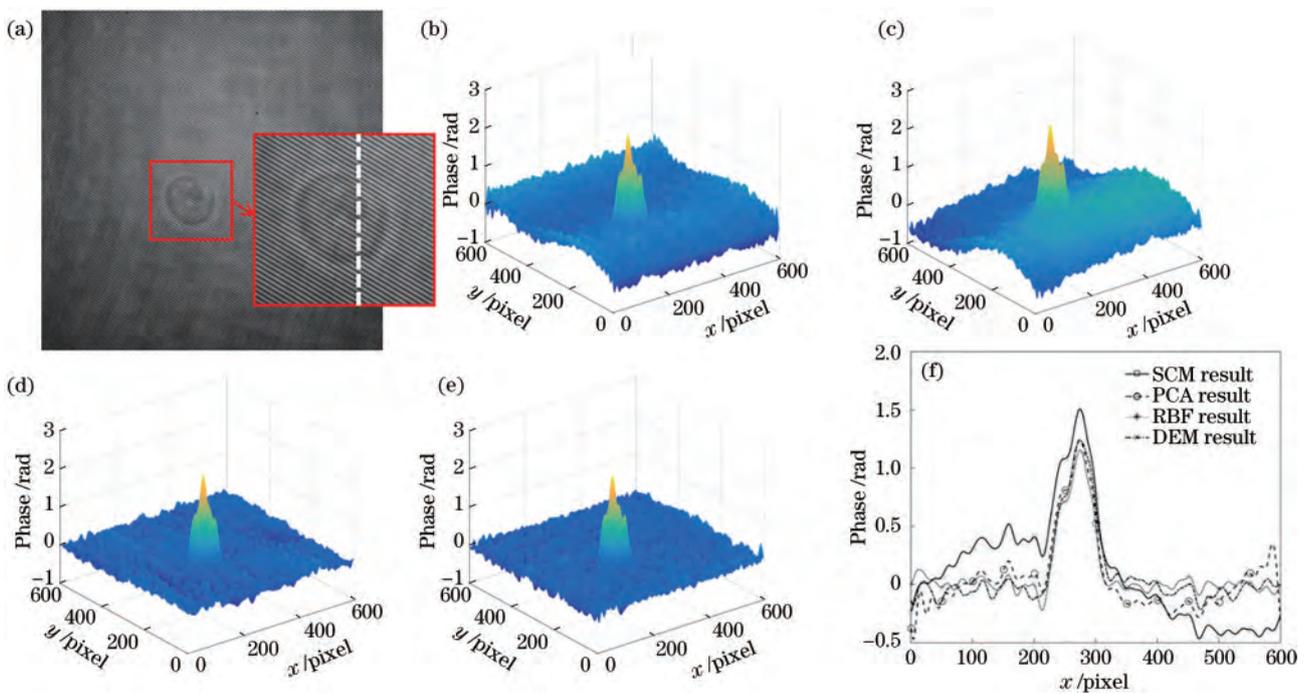


图 7 实验结果。(a) 数字全息图；(b) PCA 重建相位；(c) SCM 重建相位；(d) RBF 重建相位；(e) DEM 重建相位；(f) 图 7(a) 中白线剖面处数据

Fig. 7 Experimental results. (a) Digital hologram; (b) PCA reconstruction phase; (c) SCM reconstruction phase; (d) RBF reconstruction phase; (e) DEM reconstruction phase; (f) the white line section data in Fig. 7 (a)

像差视作一个整体,构建出非线性函数对其拟合,获得的结果与 DEM 方法最为接近。为了更直观地展现恢复质量,提取图 7(a) 中白色虚线处的剖面数据结果,结果如图 7(f) 所示。可以看出,所提算法可以实现连续的相位高质量恢复,分别计算 3 种算法在白线剖面处相对于 DEM 的标准差,PCA 所得标准差为 0.440,SCM 所得标准差为 1.071,而 RBF 所得标准差为 0.138。即所提算法在不需要太多训练样本的情况下就能获得较高的精度。

此外,对视场内多个细胞的情况也进行分析,图 8(a) 为数字全息图,像素为  $900 \times 900$ ,图 8(b) 为使

用 OTSU 对初步获得的相位灰度图进行分割并二值化生成的掩膜,图 8(b)~(e) 分别为 SCM、PCA、DEM 和 RBF 获得的重建相位。可以看出,由于二次相位和高阶像差的存在,SCM 和 PCA 均无法获得高质量的相位,而 RBF 获得了与 DEM 相近的结果。对图 8(b) 和图 8(e) 结果作差,得到的相位差值如图 9 所示。从图 9 可以看出,RBF 的边缘拟合效果虽然较差,但样品区域的相位与 DEM 方法接近,因此不影响测量结果。去除其边缘部分后,所提算法相对于 DEM 的均方误差为 0.0041,峰谷值为 0.22。实验结果表明,所提算法能够实现连续相位的高质量恢复。

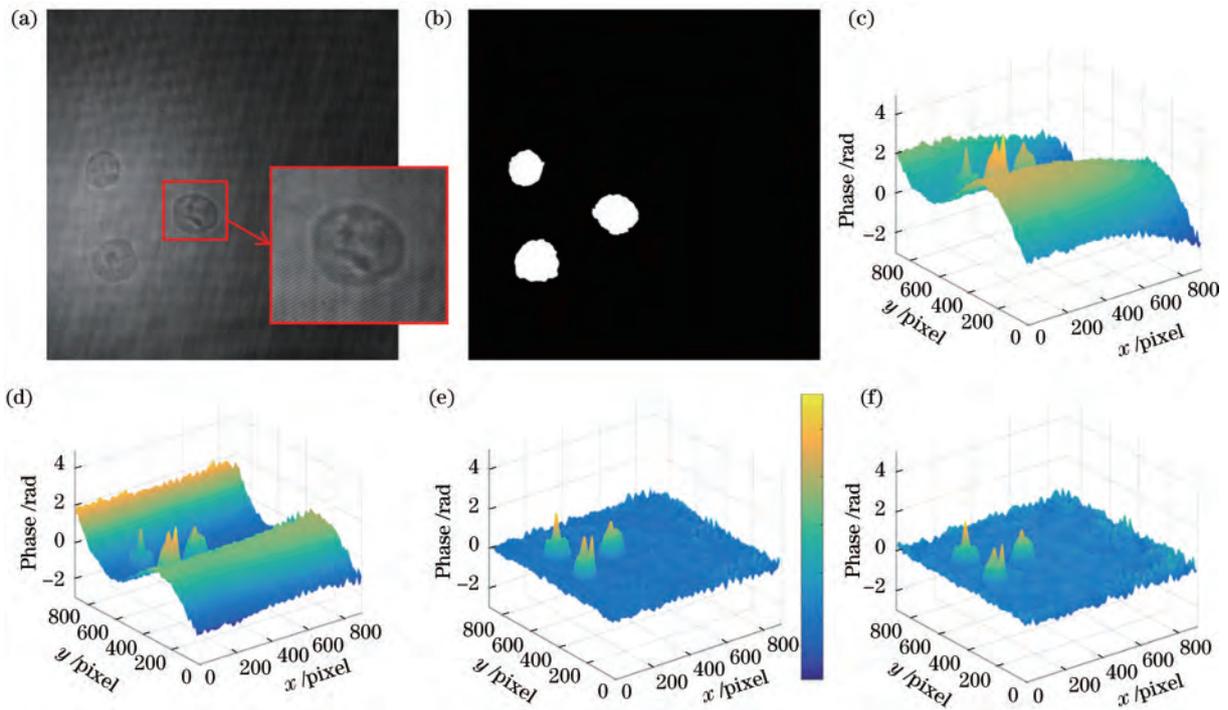


图 8 实验结果。(a)数字全息图;(b)获取训练数据的掩膜;(c)SCM重建相位;(d)PCA重建相位;(e)DEM重建相位;(f)RBF重建相位

Fig. 8 Experimental results. (a) Digital hologram; (b) the mask for obtaining training data; (c) SCM reconstruction phase; (d) PCA reconstruction phase; (e) DEM reconstruction phase; (f) RBF reconstruction phase

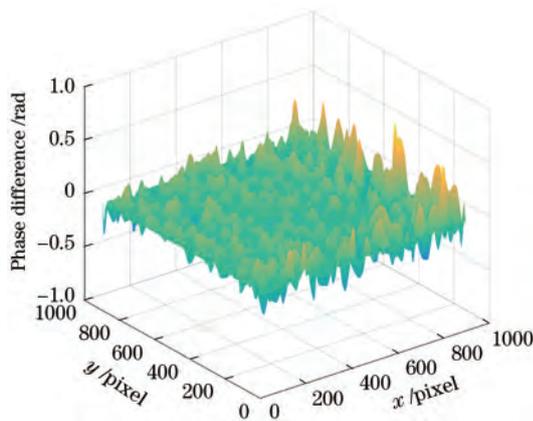


图 9 DEM和RBF的相位差值

Fig. 9 The phase difference value between DEM and RBF

## 4 结 论

提出一种基于RBF神经网络的离轴数字全息干涉相位畸变校正方法,通过RBF网络校正载波频率、二次相位畸变和其他高阶像差。该方法使用OTSU获取训练集的数据,对训练集进行归一化处理,将所有畸变量视作一个整体,通过非线性映射预测系统的相位像差,其损失函数考虑了建立的校准平面和RBF网络输出的误差。在仿真中,以原模型为基准计算3种方法全局的均方误差,RBF所得结果为0.0374,PCA为0.0470,SCM为0.3303。可见该方法能够获得更高的质量。在实验中设计了离轴全息显微镜对HL60

细胞进行成像,在具有多细胞的视场内,RBF相位畸变校正算法获得的相位图相对于DEM方法的均方误差为0.0041,峰谷值为0.22。即RBF网络能够更准确地消除数字全息显微相位像差,对数字全息显微三维曲面重构具有重要意义。

## 参 考 文 献

- [1] Cacace T, Bianco V, Ferraro P. Quantitative phase imaging trends in biomedical applications[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 135: 106188.
- [2] Lee K R, Kim K, Jung J, et al. Quantitative phase imaging techniques for the study of cell pathophysiology: from principles to applications[J]. Sensors, 2013, 13(4): 4170-4191.
- [3] 满天龙, 万玉红, 菅孟静, 等. 面向生物样品三维成像的光干涉显微技术研究进展[J]. 中国激光, 2022, 49(15): 1507202.  
Man T L, Wan Y H, Jian M J, et al. Research progress in optical interference microscopy toward three-dimensional imaging of biological samples[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(15): 1507202.
- [4] Shen Q A, Li Z S, Sun J S, et al. Live-cell analysis framework for quantitative phase imaging with slightly off-axis digital holographic microscopy[J]. Frontiers in Photonics, 2022, 3: 1083139.
- [5] 陶思勤, 孔明, 刘维, 等. 基于双波长像面数字全息显微的微通道检测[J]. 光学学报, 2023, 43(5): 0509001.  
Tao S Q, Kong M, Liu W, et al. Microchannel detection based on dual-wavelength image-plane digital

- holographic microscopy[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(5): 0509001.
- [6] Pang Z T, Zhang H, Wang Y, et al. Recognition of multiscale dense gel filament-droplet field in digital holography with Mo-U-net[J]. *Frontiers in Physics*, 2021, 9: 742296.
- [7] 刘雅坤, 肖文, 车蕾平, 等. 基于数字全息显微层析的癌细胞空泡化成像研究[J]. *中国激光*, 2022, 49(20): 2007209.  
Liu Y K, Xiao W, Che L P, et al. Cancer cell vacuolization imaging based on digital holographic microscopy tomography[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(20): 2007209.
- [8] Shaked N T, Micó V, Trusiak M, et al. Off-axis digital holographic multiplexing for rapid wavefront acquisition and processing[J]. *Advances in Optics and Photonics*, 2020, 12(3): 556.
- [9] 李芳, 王明清, 郑明, 等. 一种有效解决离轴数字全息相图倾斜畸变的数字参考平面方法[J]. *物理学报*, 2018, 67(9): 094202.  
Li F, Wang M Q, Zheng M, et al. Numerical reference plane algorithm for effectively solving tilt distortion of a phase image in digital off-axis holography[J]. *Acta Physica Sinica*, 2018, 67(9): 094202.
- [10] Takeda M, Ina H, Kobayashi S. Fourier-transform method of fringe-pattern analysis for computer-based topography and interferometry[J]. *Review of Scientific Instruments*, 1982, 72: 156-160.
- [11] Hao B G, Shan M G, Zhi Z, et al. Parallel two-step spatial carrier phase-shifting interferometric phase microscopy with fast phase retrieval[J]. *Journal of Optics*, 2015, 17(3): 035602.
- [12] Panezai S, Wang D Y, Zhao J, et al. Direct and complete calibration of phase modulation depth of LCOS by using double exposure digital holography[J]. *Proceedings of SPIE*, 2013, 9045: 90450N.
- [13] Qu W J, Choo C O, Tan Rongwei L, et al. Physical spherical phase compensation in reflection digital holographic microscopy[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2012, 50(4): 563-567.
- [14] Miccio L, Alfieri D, Grilli S, et al. Direct full compensation of the aberrations in quantitative phase microscopy of thin objects by a single digital hologram[J]. *Applied Physics Letters*, 2007, 90(4): 041104.
- [15] Zhang D S, Fan J P, Zhao H, et al. Error evaluation for Zernike polynomials fitting based phase compensation of digital holographic microscopy[J]. *Optik*, 2014, 125(18): 5148-5152.
- [16] Di J L, Zhao J L, Sun W W, et al. Phase aberration compensation of digital holographic microscopy based on least squares surface fitting[J]. *Optics Communications*, 2009, 282(19): 3873-3877.
- [17] Fan Q, Yang H R, Li G P, et al. Suppressing carrier removal error in the Fourier transform method for interferogram analysis[J]. *Journal of Optics*, 2010, 12(11): 115401.
- [18] Sun J S, Chen Q A, Zhang Y Z, et al. Optimal principal component analysis-based numerical phase aberration compensation method for digital holography[J]. *Optics Letters*, 2016, 41(6): 1293.
- [19] Zuo C, Chen Q A, Qu W J, et al. Phase aberration compensation in digital holographic microscopy based on principal component analysis[J]. *Optics Letters*, 2013, 38(10): 1724-1726.
- [20] Hu L J, Hu S W, Gong W, et al. Learning-based Shack-Hartmann wavefront sensor for high-order aberration detection: erratum[J]. *Optics Express*, 2020, 28(21): 32132.
- [21] Guo H Y, Xu Y J, Li Q, et al. Improved machine learning approach for wavefront sensing[J]. *Sensors*, 2019, 19(16): 3533.
- [22] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//Navab N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [23] Nguyen T, Bui V, Lam V, et al. Automatic phase aberration compensation for digital holographic microscopy based on deep learning background detection [J]. *Optics Express*, 2017, 25(13): 15043-15057.
- [24] Esposito A, Marinaro M, Oricchio D, et al. Approximation of continuous and discontinuous mappings by a growing neural RBF-based algorithm[J]. *Neural Networks*, 2000, 13(6): 651-665.
- [25] Ferraro P, De Nicola S, Finizio A, et al. Compensation of the inherent wave front curvature in digital holographic coherent microscopy for quantitative phase-contrast imaging[J]. *Applied Optics*, 2003, 42(11): 1938-1946.
- [26] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.