



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109712109 A

(43)申请公布日 2019.05.03

(21)申请号 201811313055.2

(22)申请日 2018.11.06

(71)申请人 杭州电子科技大学

地址 310018 浙江省杭州市下沙高教园区2号大街

(72)发明人 颜成钢 张腾 张永兵 陈智
陈子豪 张勇东

(74)专利代理机构 杭州君度专利代理事务所
(特殊普通合伙) 33240

代理人 朱月芬

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2017.01)

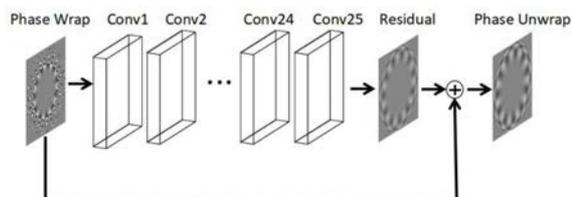
权利要求书2页 说明书5页 附图4页

(54)发明名称

一种基于残差卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于残差卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法。本发明包括如下步骤:步骤1、利用Zernike多项式产生相位未缠绕的光学图像;步骤2、利用未缠绕的光学图像进行相位缠绕操作,得到相位缠绕图像;步骤3、利用卷积神经网络训练模型;步骤4、利用训练好的模型预测。本发明利用了残差卷积神经网络,该方法的针对性很强,主要针对于光学图像的相位解缠绕。在光学成像研究领域有着很大的应用前景。相对比与传统的相位解缠绕方法而言,具有求解速度快、求解准确率高的优点。



1. 一种基于残差卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法,其特征在于包括如下步骤:

步骤1、利用Zernike多项式产生相位未缠绕的光学图像;

步骤2、利用未缠绕的光学图像进行相位缠绕操作,得到相位缠绕图像;

步骤3、利用卷积神经网络训练模型;

步骤4、利用训练好的模型预测;

所述的步骤1具体:

$\{V_{pq}(x, y)\}$ 是一组定义在单位圆上的复值函数集,具有完备性和正交性;

$\{V_{pq}(x, y)\}$ 能够表示定义在单位圆盘内的任何平方可积函数,其定义为:

$$V_{pq}(x, y) = V_{pq}(\rho, \theta) = R_{pq}(\rho) e^{-jq\theta}$$

其中, ρ 表示原点到点 (x, y) 的矢量长度; θ 表示矢量 ρ 与x轴逆时针方向的夹角; $R_{pq}(\rho)$ 是实值径向多项式:

$$R_{pq}(\rho) = \sum_{s=0}^{(p+|q|)/2} (-1)^s \frac{(p-s)!}{s! \left(\frac{p+|q|}{2} - s\right)! \left(\frac{p-|q|}{2} - s\right)!} \rho^{p-2s}$$

由于Zernike多项式和光学检测中观测到的像差多项式的形式是一致的,因而用Zernike描述波前特性。

所述的步骤2具体:

通过步骤1后得到一批未缠绕的与实验类似的光学图像,通过以下公式得到相应的相位缠绕图像以及两者的差值。

$$img_{wrap} = angle(e^{j*img_{unwrap}})$$

$$img_{diff} = img_{unwrap} - img_{wrap}$$

其中, img_{wrap} 、 img_{unwrap} 分别代表未缠绕和缠绕的光学图像; $angle(x)$ 代表x的相位; img_{diff} 是未缠绕和缠绕的光学图像的差值。

所述的步骤3具体:

3-1. 采用25层的带残差的卷积神经网络进行有关光学图像解缠绕的特征学习,其中残差函数表示为: $f(x) = H(x) - x$;

其中, $H(x)$ 代表最终要学的光学图像解缠绕算法的特征。其输入是缠绕的光学图像,输出是未缠绕的光学图像; x 代表输入,也就是缠绕的光学图像; $f(x)$ 代表学习到的未缠绕图像和缠绕图像之间的差值。

3-2. 模型采用3*3的卷积核,每层提取64个特征图。激活函数为Relu,激活之后利用Batch Normalization进行归一化。

3-3. 利用ADMM算法进行求解,具体的loss函数为:

$$L(Y, y(x)) = (Y - y(x))^2$$

其中, Y 代表真实的光学图像相位未缠绕的图像, $y(x)$ 代表预测出的光学图像相位未缠绕的图像。

所述的步骤4具体:

对步骤3训练结果得到的网络结构和参数进行保存,并利用保存结果进行光学缠绕图

像的解缠绕。

一种基于残差卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像相位解缠绕领域,尤其针对光学图像,具体涉及一种基于残差卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法。

背景技术

[0002] 很多时候光学成像得到的信号是复数形式,包含了幅度值和相位值。但从复数信号中提取真实相位时,相位值会被限制在 $[-\pi, \pi]$ 的区间内,位于该区间外的真实相位被缠绕到这一区间内。此现象称为相位缠绕,得到的相位称为缠绕相位。从缠绕相位中得到真实的相位称为相位解缠绕。

[0003] 现有的相位解缠绕方法主要有以下三种。第一种方法是基于离散粒子群优化算法的枝切线法。这种方法先将整幅图像的残差分成几组;在每组内使用离散粒子群优化算法对正负极性残差进行配对;用枝切线连接每组内配好对的正负极性残差;最后绕过这些枝切线进行相位解缠。第二种相位解缠方法是基于直接求解法的加权最小 L^p 范数法。它将整个相位图像的解缠相位梯度与缠绕相位梯度之间差值的加权 L^p 范数作为优化目标函数;将这个目标函数转化成方程组,其系数矩阵采用稀疏结构储存和表达;最后使用直接求解法求解方程组。由于方程组的系数矩阵与解缠相位有关,因此采取迭代方式得到最终的解缠结果。第三种方法是基于掩码的区域增长法。这种方法采用一种新的掩码提取方式将残差合理地连接起来作为掩码中的零点;将掩码与相位导数方差结合构成最终的质量图,这样连接残差经过的点均被当成零质量(也就是质量最差)的点,会被滞留到最后才被相位解缠;接着根据质量图将整幅图像分成多个区域,在每个区域内单独进行相位解缠,其中质量最差的那个区域从多个方向进行相位加权平均;最后将多个区域融合在一起。然而上述方法面临求解速度慢、求解精度差、鲁棒性不足的缺点。因此本发明提出了一种新的基于卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法。

发明内容

[0004] 本发明主要考虑随着光学成像技术的发展,越来越多应用到了成像信号中相位的信息。如何更好的解决光学相位的解缠绕是值得探讨的问题。本发明针对由Zernike多项式产生的光学图像进行了相位解缠绕研究。提供一种基于残差卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法。

[0005] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案包括如下步骤:

[0006] 步骤1、利用Zernike多项式产生相位未缠绕的光学图像

[0007] 像差是指光学系统中的成像缺陷。几何光学上把像差分为单色光像差和色光像差,前者包括球差、彗差、像散、场曲和畸变,后者包括位置色差和倍率色差;而物理光学上把像差称之为波前像差或波阵面像差,即是点光源发出的球面波经光学系统后形成的波形与理想球面波之间的距离。波前像差可以通过Zernike多项式周期表或球差、彗差等几何像差来表达。

[0008] Zernike在1934年引入了一组定义在单位圆上的复值函数集 $\{V_{pq}(x, y)\}$, $\{V_{pq}(x, y)\}$ 具有完备性和正交性,使得它可以表示定义在单位圆盘内的任何平方可积函数。其定义为: $V_{pq}(x, y) = V_{pq}(\rho, \theta) = R_{pq}(\rho) e^{jq\theta}$

[0009] 其中, ρ 表示原点到点 (x, y) 的矢量长度; θ 表示矢量 ρ 与 x 轴逆时针方向的夹角; $R_{pq}(\rho)$ 是实值径向多项式:

$$[0010] \quad R_{pq}(\rho) = \sum_{s=0}^{(p-|q|)/2} (-1)^s \frac{(p-s)!}{s! \left(\frac{p+|q|}{2} - s\right)! \left(\frac{p-|q|}{2} - s\right)!} \rho^{p-2s}$$

[0011] 称为Zernike多项式, Zernike多项式满足正交性。由于Zernike多项式的正交完备性,所以在单位圆内的任何图像都可以唯一的表示。由于Zernike多项式和光学检测中观测到的像差多项式的形式是一致的,因而常用Zernike描述波前特性。

[0012] 因此,在本发明中我们利用Zernike多项式产生相位未缠绕的光学图像。

[0013] 步骤2、利用未缠绕的光学图像进行相位缠绕操作,得到相位缠绕图像

[0014] 通过步骤1之后,我们得到了一批未缠绕的与实验类似的光学图像。紧接着我们通过以下公式得到相应的相位缠绕图像以及两者的差值。

$$[0015] \quad \text{img}_{\text{wrap}} = \text{angle}(e^{j \cdot \text{img}_{\text{unwrap}}})$$

$$[0016] \quad \text{img}_{\text{diff}} = \text{img}_{\text{unwrap}} - \text{img}_{\text{wrap}}$$

[0017] 其中, img_{wrap} 、 $\text{img}_{\text{unwrap}}$ 分别代表未缠绕和缠绕的光学图像; $\text{angle}(x)$ 代表 x 的相位; img_{diff} 是未缠绕和缠绕的光学图像的差值。

[0018] 步骤3、利用卷积神经网络训练模型

[0019] 在计算机视觉里,特征的“等级”随着增加网络深度而变高,研究表明,网络的深度是实现好的效果的重要因素。然而梯度弥散、爆炸成为训练深层次的网络的障碍,导致训练无法收敛。虽然有一些方法可以弥补,如归一初始化,各层输入归一化,使得可以收敛的网络的深度提升为原来的十倍。然而,虽然收敛了,但网络却开始退化了,即增加网络层数却导致更大的误差。于是在2015年,何凯明提出了Resnet网络可以让网络随深度增加而不退化。Resnet学习的是残差函数 $f(x) = H(x) - x$ 。

[0020] 本发明中,我们也采用了25层的带残差的卷积神经网络进行了有关光学图像解缠绕的特征学习。在我们的算法中, $H(x)$ 代表最终我们要学的光学图像解缠绕算法的特征。其输入是缠绕的光学图像,输出是未缠绕的光学图像。 x 代表我们的输入,也就是缠绕的光学图像。 $f(x)$ 代表的是我们学习到的未缠绕图像和缠绕图像之间的差值。之所以选择残差网络,原因有以下两点。一是残差网络在深层次的网络中既可以快速收敛也可以保证网络不随深度增加而退化;二是因为未缠绕与缠绕图像的差值具有一定的规律性,并不是随机的数字。

[0021] 本发明的模型采用了 3×3 的卷积核,每层提取64个特征图。激活函数为Relu,激活之后利用Batch Normalization进行归一化。最后利用ADMM算法进行求解,具体的loss函数为:

$$[0022] \quad L(Y, y(x)) = (Y - y(x))^2$$

[0023] 其中, Y 代表真实的光学图像相位未缠绕的图像, $y(x)$ 代表本发明所预测出的光学

图像相位未缠绕的图像。

[0024] 最终我们的网络通过50个epoch的训练,仿真结果基本上超越了传统的图像解缠绕算法。

[0025] 步骤4、利用训练好的模型预测

[0026] 本发明利用了步骤3训练结果得到的网络结构和参数进行了保存。之后我们利用了上述保存结果进行了光学缠绕图像的解缠绕。模型的预测结果准确性和求解速度相对于传统的图像解缠绕算法都有了很大的改进。

[0027] 本发明方法具有的的优点及有益结果为:

[0028] 1、本发明提出了一种新的光学图像相位解缠绕的方法。该方法利用了残差卷积神经网络,该方法的针对性很强,主要针对于光学图像的相位解缠绕。在光学成像研究领域有着很大的应用前景。

[0029] 2、本发明提出的基于残差卷积神经网络的相位解缠绕方法,相对比与传统的相位解缠绕方法而言,具有求解速度快、求解准确率高的优点。

附图说明

[0030] 图1(a)、1(b)、1(c)是本发明的一个具体实例中的光学图像。

[0031] 其中图1(a)为Zernike多项式产生的相位没有缠绕的光学图像,图1(b)是相应的相位缠绕的光学图像,图1(c)是相位未缠绕图像和缠绕图像的差值;

[0032] 图2是本发明的残差卷积神经网络结构图;

[0033] 图3(a)、3(b)、3(c)、3(d)是本发明的一个具体实例中的光学相位缠绕图像预测结果。

[0034] 其中图3(a)为相位缠绕的光学图像,图3(b)为预测的相位未缠绕图像和缠绕图像的差值,图3(c)为预测的相位为缠绕的光学图像,图3(d)为相应的真实的相位未缠绕的光学图像。

具体实施方式

[0035] 下面结合具体实施方式对本发明进行详细的说明。

[0036] 如图1-3所示,本发明提出基于残差卷积神经网络的光学图像相位解缠绕方法,按照以下步骤实施。

[0037] 步骤1、利用Zernike多项式产生相位未缠绕的光学图像

[0038] 像差是指光学系统中的成像缺陷。几何光学上把像差分为单色光像差和色光像差,前者包括球差、彗差、像散、场曲和畸变,后者包括位置色差和倍率色差;而物理光学上把像差称之为波前像差或波阵面像差,即是点光源发出的球面波经光学系统后形成的波形与理想球面波之间的距离。波前像差可以通过Zernike多项式周期表或球差、彗差等几何像差来表达。

[0039] Zernike在1934年引入了一组定义在单位圆上的复值函数集 $\{V_{pq}(x,y)\}$, $\{V_{pq}(x,y)\}$ 具有完备性和正交性,使得它可以表示定义在单位圆盘内的任何平方可积函数。其定义为: $V_{pq}(x,y) = V_{pq}(\rho,\theta) = R_{pq}(\rho) e^{jq\theta}$

[0040] 其中, ρ 表示原点到点 (x,y) 的矢量长度; θ 表示矢量 ρ 与x轴逆时针方向的夹角; R_{pq}

(ρ) 是实值径向多项式:

$$[0041] \quad R_{pq}(\rho) = \sum_{s=0}^{(p-|q|)/2} (-1)^s \frac{(p-s)!}{s! \left(\frac{p+|q|}{2} - s\right)! \left(\frac{p-|q|}{2} - s\right)!} \rho^{p-2s}$$

[0042] 称为Zernike多项式,Zernike多项式满足正交性。由于Zernike多项式的正交完备性,所以在单位圆内的任何图像都可以唯一的表示。由于Zernike多项式和光学检测中观测到的像差多项式的形式是一致的,因而常用Zernike描述波前特性。

[0043] 因此,在本发明中我们利用Zernike多项式产生相位未缠绕的光学图像。

[0044] 步骤2、利用未缠绕的光学图像进行相位缠绕操作,得到相位缠绕图像

[0045] 通过步骤1之后,我们得到了一批未缠绕的与实验类似的光学图像。紧接着我们通过以下公式得到相应的相位缠绕图像以及两者的差值。

$$[0046] \quad \text{img}_{\text{wrap}} = \text{angle}(e^{j \cdot \text{img}_{\text{unwrap}}})$$

$$[0047] \quad \text{img}_{\text{diff}} = \text{img}_{\text{unwrap}} - \text{img}_{\text{wrap}}$$

[0048] 其中, img_{wrap} 、 $\text{img}_{\text{unwrap}}$ 分别代表未缠绕和缠绕的光学图像; $\text{angle}(x)$ 代表x的相位; img_{diff} 是未缠绕和缠绕的光学图像的差值。

[0049] 步骤3、利用卷积神经网络训练模型

[0050] 在计算机视觉里,特征的“等级”随着增加网络深度而变高,研究表明,网络的深度是实现好的效果的重要因素。然而梯度弥散、爆炸成为训练深层次的网络的障碍,导致训练无法收敛。虽然有一些方法可以弥补,如归一初始化,各层输入归一化,使得可以收敛的网络的深度提升为原来的十倍。然而,虽然收敛了,但网络却开始退化了,即增加网络层数却导致更大的误差。于是在2015年,何凯明提出了Resnet网络可以让网络随深度增加而不退化。Resnet学习的是残差函数 $f(x) = H(x) - x$ 。

[0051] 本发明中,我们也采用了25层的带残差的卷积神经网络进行了有关光学图像解缠绕的特征学习。在我们的算法中, $H(x)$ 代表最终我们要学的光学图像解缠绕算法的特征。其输入是缠绕的光学图像,输出是未缠绕的光学图像。 x 代表我们的输入,也就是缠绕的光学图像。 $f(x)$ 代表的是我们学习到的未缠绕图像和缠绕图像之间的差值。之所以选择残差网络,原因有以下两点。一是残差网络在深层次的网络中既可以快速收敛也可以保证网络不随深度增加而退化;二是因为未缠绕与缠绕图像的差值具有一定的规律性,并不是随机的数字。

[0052] 本发明的回归模型采用了 3×3 的卷积核,每层提取64个特征图。激活函数为Relu,激活之后利用Batch Normalization进行归一化。最后利用ADMM算法进行求解,具体的loss函数为:

$$[0053] \quad L(Y, y(x)) = (Y - y(x))^2$$

[0054] 其中, Y 代表真实的光学图像相位未缠绕的图像, $y(x)$ 代表本发明所预测出的光学图像相位未缠绕的图像。

[0055] 最终我们的网络通过50个epoch的训练,仿真结果基本上超越了传统的图像解缠绕算法。

[0056] 步骤4、利用训练好的模型预测

[0057] 本发明利用了步骤3训练结果得到的网络结构和参数进行了保存。之后我们利用了上述保存结果进行了光学缠绕图像的解缠绕。模型的预测结果准确性和求解速度相对于传统的图像解缠绕算法都有了很大的改进。

[0058] 实施例

[0059] 本发明所采用的实施例中训练集为类似于图1 (a)、1 (b)、1 (c) 所示的由Zernike多项式产生的光学图像。之后按照步骤2产生相应的相位缠绕图像。经过步骤3的模型训练之后,利用学习到的参数进行测试。最终测试结果如图3 (a)、3 (b)、3 (c)、3 (d) 所示。

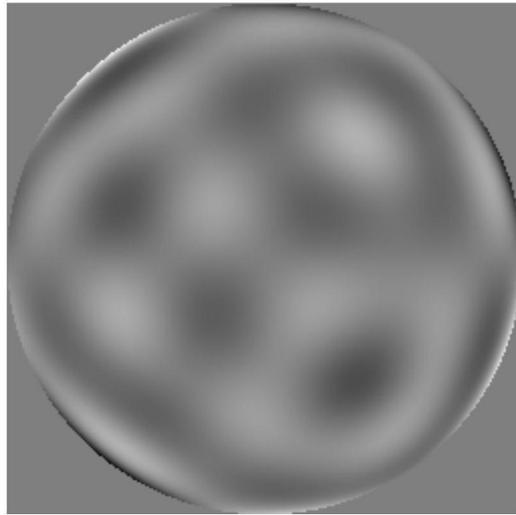


图1 (a)

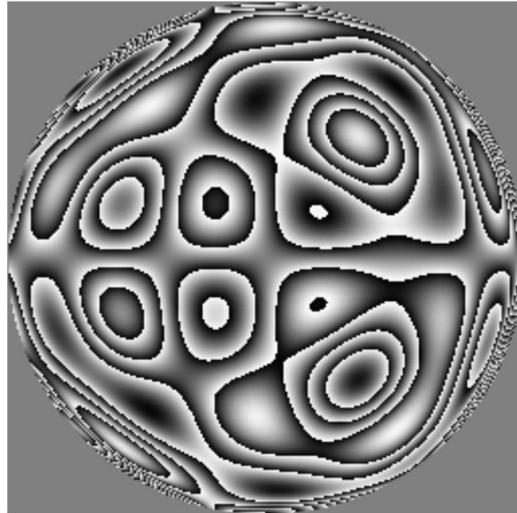


图1 (b)

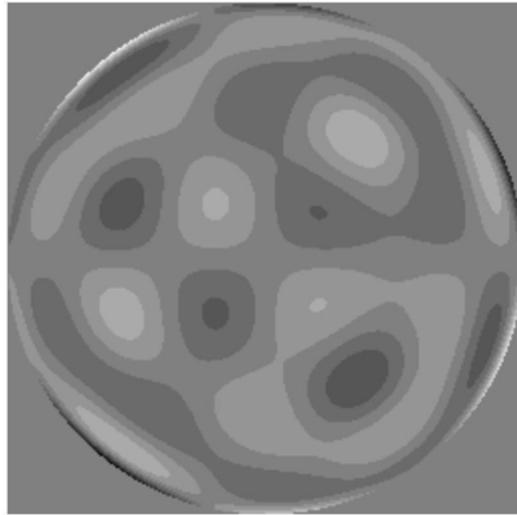


图1(c)

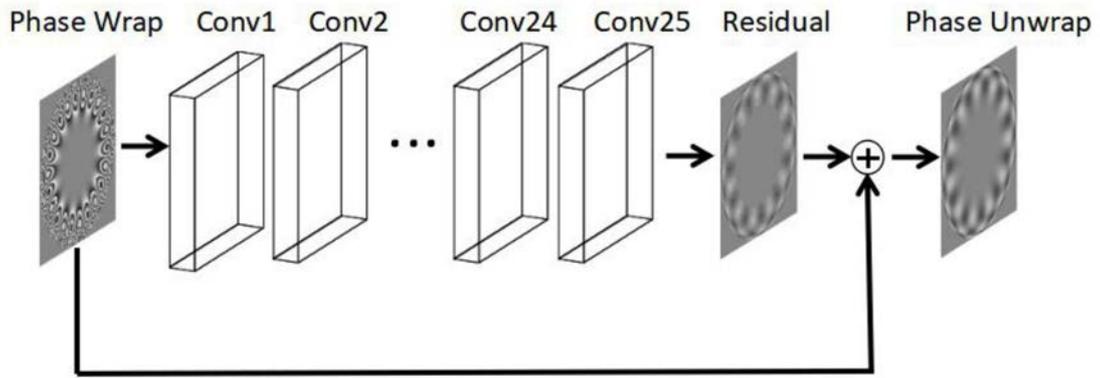


图2

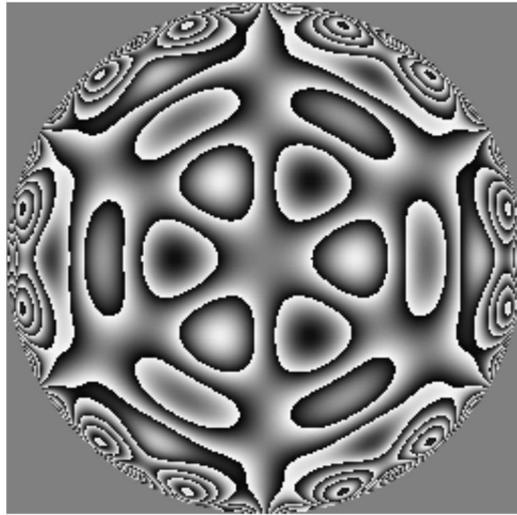


图3 (a)

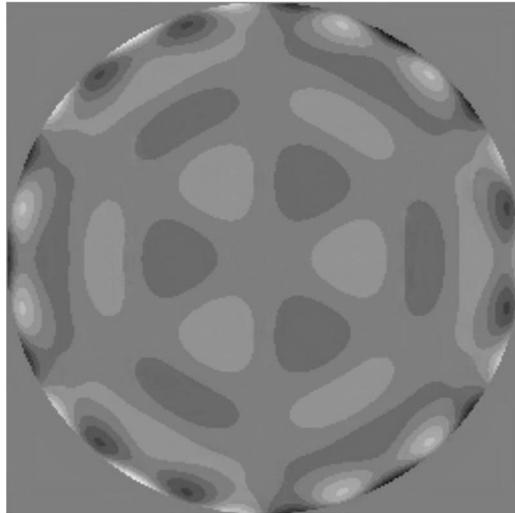


图3 (b)

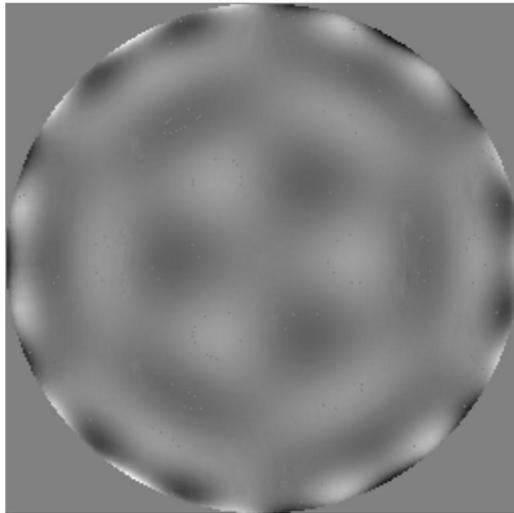


图3 (c)

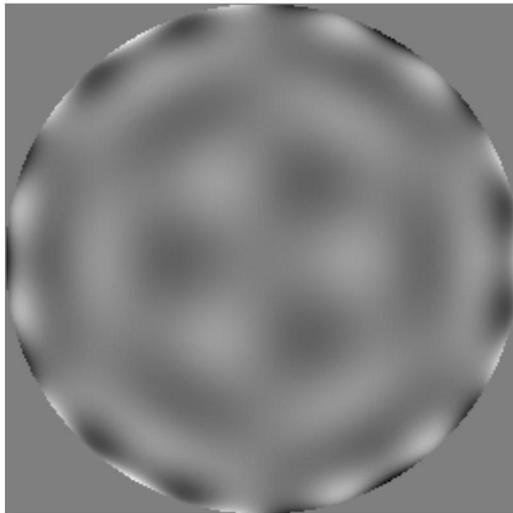


图3 (d)