

文章编号: 1001-4888(2022)03-0323-09

基于 SRCNN 的太赫兹弹性超分辨应力成像^{*}

杜玉峰, 赵浩男, 王志勇

(天津大学 机械工程学院力学系, 天津 300350)

摘要: 受衍射极限的限制, 空间分辨率低是太赫兹成像的缺点之一。空间分辨率低也是限制太赫兹应力测量发展的原因之一。本文将太赫兹时域光谱(THz-TDS)技术的全场应力测量与超分辨率卷积神经网络(SRCNN)算法相结合, 实现低分辨率应力场到高分辨应力场端到端的映射, 进而获得高空间分辨率的平面应力场。本文建立了从平面应力状态到 THz-TDS 信号的调制模型, 获得了大量的仿真训练集来训练 SRCNN 模型。将训练好的 SRCNN 模型应用于对径受压圆盘实验, 提高了由捕获的 THz-TDS 信号计算出的应力场的空间分辨率。

关键词: 太赫兹时域光谱; 应力测量; 超分辨; 卷积神经网络

中图分类号: O347; O43

文献标识码: A

DOI: 10.7520/1001-4888-21-286

0 引言

太赫兹技术自 21 世纪以来发展迅速^[1,2], 在无损检测、生物医学成像、安全检测、天文科学等方面具有很大的应用前景^[3-6]。对实验力学而言, 基于材料在太赫兹波段的应力光学效应, 可以利用太赫兹时域光谱(THz-TDS)技术测量光学不透明材料的内部应力^[7,8]。2008 年, Ebara 等^[9]使用 THz-TDS 系统测量了几种不透明聚合物的应力诱导双折射。2011 年, Takahashi^[10]获得了加载聚乙烯试样的太赫兹辐射强度图像, 并检测到内部的空腔界面和机械应力。自 2013 年以来, 李林安、王志勇^[11,12]等实验验证了太赫兹波段应力光学定律的有效性, 采用 THz-TDS 系统测量了各向同性和各向异性材料的平面应力状态的 3 个应力分量。在 THz-TDS 系统中, 通过逐点扫描, 可以获得受力样品的全场二维应力状态。然而, 太赫兹辐射的低空间分辨率限制了太赫兹成像的分辨率, 因此, 提高太赫兹应力测量的空间分辨率是值得研究的问题。

2014 年, Dong 等^[13]提出了一种基于深度卷积神经网络(CNN)学习的超分辨卷积神经网络(SRCNN)算法, 该算法建立了高分辨率和低分辨率图像之间的端到端映射函数, 实现了对传统图像很好的重建效果。太赫兹成像的一个主要缺点是分辨率低。2019 年, Long 等^[14]分析了太赫兹图像的退化模型, 设计了超分辨的太赫兹图像深度 CNN 模型。2020 年, Li 等^[15]提出了真实孔径扫描成像过程的三维退化模型, 考虑了太赫兹系统的聚焦光束分布和精确测距能力, 引入了可调节的 CNN, 通过简单地调整输入系数来提高分辨率。但是, 上述学者的工作只是利用太赫兹信号的强度信息进行成像, 然后利用图像的灰度值进行超分辨重建, 没有充分利用 THz-TDS 信号丰富的光谱信息。

在本文中, 我们开发了一种新的超分辨算法, 专门用于 THz-TDS 的应力成像。首先, 基于应力信息, 建立应力场对 THz 信号的调制模型, 并应用退化模型对 THz 信号进行下采样, 以获得大量模拟

^{*} 收稿日期: 2021-11-29; 修回日期: 2022-01-12

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB0703500); 国家自然科学基金(12041201, 11772222)

通信作者: 王志勇(1980—), 男, 博士, 教授。主要研究领域: 集中在实验力学方面, 一直致力于太赫兹技术在固体力学中的应用。

Email: zywang@tju.edu.cn

THz 光谱数据信息,进而求得模拟的低分辨应力场;然后,通过经典的 SRCNN 算法,实现了低分辨(LR)应力场到高分辨(HR)应力场的端到端映射,并训练了应用于低分辨应力场的超分辨(SR)CNN 模型;接下来,我们进行了对经受压圆盘的验证实验来验证训练后的 CNN 模型的超分辨重构能力;最后,给出了一些讨论和结论性的评论。

1 数据仿真和网络训练

1.1 数据模拟

训练 CNN 模型通常需要大量的训练数据。例如,Dong 等^[13]使用 91 幅图像作为 SRCNN 的训练集。然而,THz-TDS 扫描成像非常耗时,为了给 CNN 模型提供大量的训练数据,我们利用所使用的 THz-TDS 系统的关键参数,生成大量的仿真 THz-TDS 图像。使用的关键参数包括太赫兹光斑直径、粗略的扫描步长和使用的 THz-TDS 系统的随机噪声水平。图 1 显示了工作中的数据处理流程。

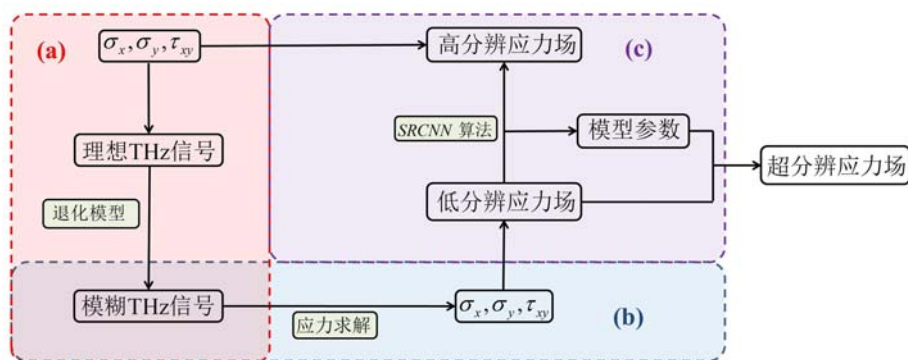


图 1 数据处理流程:(a)数据模拟;(b)应力解;(c)CNN 训练

Fig. 1 The flow of data processing: (a) data simulation; (b) solution of stress; (c) CNN training

平面应力场包含 3 个应力分量: σ_x 、 σ_y 和 τ_{xy} 。这些应力分量不是独立的,应该满足弹性力学平衡方程。我们提供 30 组应力场作为训练集,另外 5 组应力场作为测试集。这些训练数据和测试数据包含不同形式的应力分布函数,使用这些给定的应力场按如下方法模拟太赫兹信号。

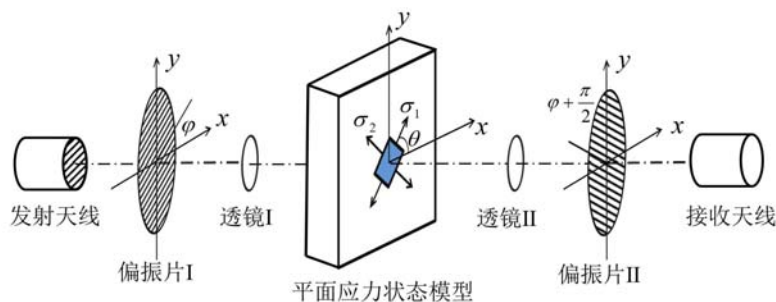


图 2 基于太赫兹时域信号的暗场应力测量系统

Fig. 2 Stress measurement system based on terahertz time domain signal under dark field

太赫兹辐射由 2 个可旋转的光导天线产生和检测。发射天线产生偏振太赫兹辐射,通过旋转天线可以调节偏振方向。在实验过程中,我们在暗场中进行了数据模拟和实验测量。暗场的定义与光弹性法中的暗场定义相似,一般通过调节太赫兹辐射发射天线使其与接收天线的偏振方向相互垂直来实现暗场测量,发射天线偏振方向与水平方向的夹角为 φ ,接收天线偏振方向与水平方向的夹角为 $\varphi + \pi/2$,即理想条件下通过无应力试样的太赫兹信号强度为零(完全消光)。为了获得高消光率,系统中使用了 2 个偏振器,放置偏振器的位置如图 2 所示。2 个偏振器的偏振方向分别设置为与发射天线和接收天线的偏振方向一致。在图 2 中,透镜可以将太赫兹辐射聚焦在试样上。在受力试样表面,水平方向为 x

轴, 竖直方向为 y 轴。我们使用传统刀片法测量得到, 所使用的太赫兹系统聚焦后的光斑直径约为 5mm, 系统的高可靠频率范围为 0.2THz~2.5THz。

当太赫兹辐射到达被测样品时, 只有一部分能穿过空气-样品和样品-空气界面。采用经典的菲涅耳公式计算透射系数:

$$t_{ab} = \frac{2N_a}{N_a + N_b}, t_{ba} = \frac{2N_b}{N_b + N_a} \quad (1)$$

式中: $N_a=1$ 为空气的折射率; N_b 为试样的折射率; t_{ab} 和 t_{ba} 分别为 THz 辐射在空气-样品和样品-空气界面的透射系数。

一方面, 根据材料力学, 由 σ_x 、 σ_y 和 τ_{xy} 可得平面应力试样的主应力 σ_1 、 σ_2 和主应力方向 θ 。另一方面, 根据应力光学定律, 当平面偏振光在平面应力状态下垂直入射到试件上时, 沿 2 个主应力方向被分为 2 个平面偏振光分量。两束平面偏振光在试样中的传播速度不同, 这使得材料表现为光学各向异性, 从而产生双折射。主应力与折射率的关系为

$$\begin{aligned} N_1 - N_0 &= A\sigma_1 + B\sigma_2 \\ N_2 - N_0 &= A\sigma_2 + B\sigma_1 \end{aligned} \quad (2)$$

式中: N_0 为材料在无应力状态下的初始折射率; N_1 和 N_2 为沿 σ_1 和 σ_2 方向偏振的太赫兹辐射的折射率; A 和 B 为材料的应力光学系数。

当两束平面偏振光到达第二个偏振片时, 两束光在其偏振方向上矢量叠加。叠加后的偏振光传播到达接收天线, 再通过接收天线接收太赫兹信号。如果接收到的通过无应力试件的 THz 信号幅值为 1, 相位为 0, 按照参考文献中的推导过程, 则通过平面应力状态下的试件接收到的信号 E 可表示为

$$E = \sin 2(\theta - \varphi) \cdot \sin \frac{\delta_1 - \delta_2}{2} \cdot e^{i(\frac{\pi}{2} + \delta_1 + \delta_2)} \quad (3)$$

式中:

$$\begin{aligned} \delta_1 &= \frac{2\pi f d}{c} (A\sigma_1 + B\sigma_2) \\ \delta_2 &= \frac{2\pi f d}{c} (A\sigma_2 + B\sigma_1) \end{aligned} \quad (4)$$

式中: δ_1 和 δ_2 分别为沿 σ_1 和 σ_2 方向偏振的太赫兹辐射的相位差。采用考虑菲涅尔公式和应力光学效应的太赫兹信号模拟方式, 我们可以得到一个由平面应力状态调制的模拟理想状态太赫兹信号。

上面模拟的太赫兹信号为理想信号。在实际实验中, 由于高斯模糊、粗略的扫描步长和随机噪声的影响, 信号会发生退化。为此, 本文建立了能反映系统实际实验情况的退化模型。首先, 由于太赫兹光束一般服从高斯分布, 所以采用式(5)所示的高斯核函数 G 来模拟高斯模糊效果。

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi m^2} \exp\left[-\frac{(x^2 + y^2)}{2m^2}\right] \quad (5)$$

式中 m 为高斯核的标准差。

其次, 扫描成像的步骤也会影响太赫兹应力图像的分辨率。然而, 在两组偏振配置下, 扫描步长为 0.5mm 的 50mm×50mm 区域需要大约 40h, 所以用较小的步长进行多次实验是不现实的。采用双三次插值方法进行下采样处理, 可以较好地模拟粗略步长。最后, 在现有的 THz-TDS 系统中, 随机噪声是不可避免的, 因此, 我们通过空气捕捉几个太赫兹信号, 来估计随机噪声的水平。为了包含上述 3 个退化因子, 采用式(6)中的退化模型:

$$L = (H \otimes G) D_s + n \quad (6)$$

式中: H 为理想太赫兹信号; L 为退化的太赫兹信号; G 为高斯模糊核; $\otimes$ 为卷积运算; D_s 为子采样器; n 为噪声等级为 α 的随机噪声。

考虑到太赫兹波在实际实验中可能会产生不同水平的噪声, 需要将多个水平的噪声纳入训练集中。于是, 可将退化后的太赫兹信号视为真实实验信号的模拟。

结合式(1)中的菲涅耳公式、式(2)中的应力光学效应和式(6)中的退化模型, 我们可以通过平面应

力试件得到大量的模拟实验太赫兹信号。这可以为神经网络的训练提供大量的可用数据集。

从 $\varphi=0$ 和 $\varphi=\pi/4$ 两种偏振状态下捕获的太赫兹信号可以计算出应力场。根据式(3)可计算出主应力差 $\sigma_1 - \sigma_2$ 、主应力和 $\sigma_1 + \sigma_2$ 以及主应力方向 θ :

$$\begin{aligned}\sigma_1 - \sigma_2 &= \frac{c}{\pi f d C} \arcsin \frac{\|E\|_{\varphi=0}}{\sin 2\theta} = -\frac{c}{\pi f d C} \arcsin \frac{\|E\|_{\varphi=\pi/4}}{\cos 2\theta} \\ \sigma_1 + \sigma_2 &= \frac{c}{\pi f d (A+B)} \left(\frac{\delta_1 - \delta_2}{2} + \frac{\pi}{2} \right) \\ \theta &= -\frac{1}{2} \arctan \frac{\|E\|_{\varphi=0}}{\|E\|_{\varphi=\pi/4}}\end{aligned}\quad (7)$$

式中 $\|E\|_{\varphi=0}$ 和 $\|E\|_{\varphi=\pi/4}$ 分别为偏振角度 $\varphi=0$ 和 $\varphi=\pi/4$ 时的接收辐射幅值。

1.2 训练

本文采用的神经网络形式类似于文献[13]中的 SRCNN。本文没有对图像灰度值或 YCbCr (YCbCr 是色彩空间的一种,通常用于影片中的影像连续处理或数字摄影系统中。其中 Y 指亮度分量,Cb 指蓝色色度分量,而 Cr 指红色色度分量)通道中的 Y 通道进行训练,而是实现了从低分辨率应力场到高分辨率应力场的端到端训练。如图 3 所示,通过模拟太赫兹信号得到低分辨率应力场。通过 3 层卷积运算实现了低分辨率应力场 σ_L 到高分辨率应力场 σ_H 的映射。这 3 层卷积操作分别是特征提取、非线性映射和重建。我们将依次详细介绍这 3 个层。

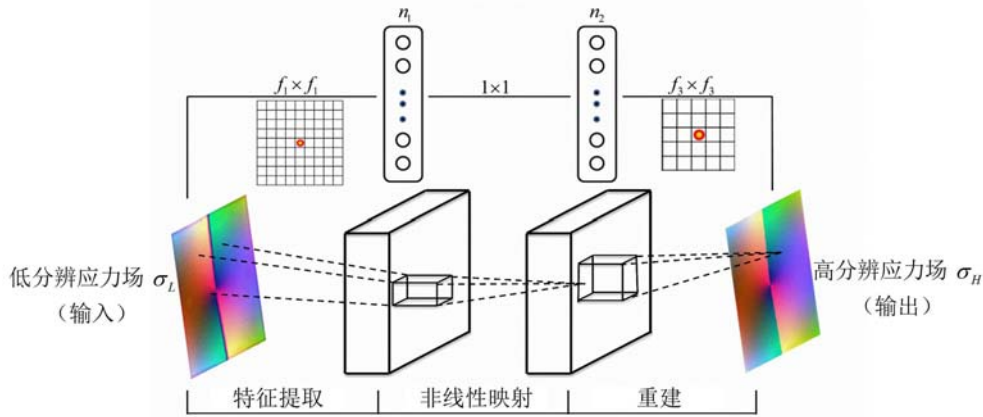


图 3 基于卷积神经网络的太赫兹超分辨应力场测量网络

Fig. 3 The used network of terahertz super resolution stress field measurement based on convolutional neural network

特征提取:该操作从低分辨率应力场 σ_L 的 3 个通道(主应力差、主应力和、主应力方向)中提取(重叠)“子应力块”,并将每个“子应力块”表示为一个 n_1 维向量。该层卷积操作可表达为

$$F_1(\sigma_L) = \max(0, W_1 \otimes \sigma_L + B_1) \quad (8)$$

式中: F_1 表示特征提取层的映射关系; W_1 和 B_1 分别表示滤波器和偏差。这里 W_1 的大小为 $3 \times f_1 \times f_1 \times n_1$, 其中 3 是输入应力场中通道的数量, f_1 是滤波器的空间大小, n_1 是滤波器的数量。直观地说, W_1 对应应力场应用了 n_1 个卷积, 每个卷积的核大小为 $3 \times f_1 \times f_1$ 。输出由 n_1 个特征映射组成。 B_1 是一个 n_1 维向量, 它的每个元素都与一个滤波器相关联。为了获得快速梯度下降率, 我们应用整流线性单元 (ReLU, $\max(0, x)$) 对滤波器响应。

非线性映射:这个操作将每个 n_1 维向量非线性映射到另一个 n_2 维向量上。每个映射向量在概念上都是一个高分辨率“子应力块”的表示, 这些 n_2 维的向量构成另一组代表高分辨“子应力块”的新的特征图。该层卷积操作可表达为

$$F_2(\sigma_L) = \max(0, W_2 \otimes F_1(\sigma_L) + B_2) \quad (9)$$

式中: F_2 表示非线性映射层的映射关系; W_2 的大小为 $n_1 \times 1 \times 1 \times n_2$; B_2 的大小为 n_2 维。每个输出的 n_2 维向量在概念上都代表了将用于重建的高分辨率“子应力块”。

重建:该操作将上述 n_2 维向量的拼接表示聚合在一起,生成最终的高分辨率应力场。预期应力场与实际应力场 σ_H 相似。该层卷积操作可表达为

$$F(\sigma_L) = W_3 \otimes F_2(\sigma_L) + B_3 \quad (10)$$

式中: F 表示重建层的映射关系; W_3 的大小为 $n_2 \times f_3 \times f_3 \times 3$; B_3 是一个三维向量。

进行低分辨率应力场到高分辨率应力场的端到端训练,实际上就是估计模型参数 $\Theta = \{W_1, W_2, W_3, B_1, B_2, B_3\}$ 。采用式(11)中的均方误差函数 $L(\Theta)$ 作为损失函数,使训练的应力场 $F(\sigma_L)$ 与真实应力场 σ_H 之间的损失减小到最小。误差函数为

$$L(\Theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \| F(\sigma_{Li}, \Theta) - \sigma_{Hi} \|^2 \quad (11)$$

式中: N 为训练过程中的子应力场总数。

1.3 训练参数及实施细节

扫描映射后,得到三维太赫兹信号场为 $a \times b \times 1000$ 。 a 和 b 为应力场的长度和宽度,1000 为每一点的信号长度。换句话说,我们得到了 1000 张二维图像。每个图像被称为一个层。为了使仿真尽可能接近真实实验,仿真场的空间采样间距为 0.5mm。

在仿真处理中,将式(3)调制的太赫兹信号作为每一点的理想信号,用式(6)对理想信号进行退化处理。第一步是利用高斯核对每一层进行模糊处理。当使用式(5)时, m 的值是关键。经测量,本文所使用的太赫兹成像系统的光斑直径大约为 5mm,考虑到系统的不稳定性以及每次调焦导致光斑大小的差异,我们在训练数据集中囊括了光斑直径为 4~6mm 的情况。根据高斯分布的特点,为使得 95% 的能量集中在该区域内,光斑半径应为 2m,直径为 4m。将标准差 m 设置为 1~1.5 之间的随机值,4m 为 4~6mm。

第二步是将每一层采样到原始尺寸的三分之一,然后通过三次样条插值将其恢复到原始尺寸,以模拟扫描步长有限的影响。该方法也在 SRCNN 的经典文献[13]中被用于模拟原始图像中有限的空间分辨率。

最后一步是需要在每一层都加入一个噪声级为 α 的随机噪声。噪声级由实际捕获的暗场信号决定,其中理想信号应为零。采集 10 个信号来评估噪声水平, α 取 0~0.01 内的随机值。

在训练阶段,我们设置 $f_1 = 9, f_3 = 5, n_1 = 64, n_2 = 32$ 。将 LR 应力场随机修剪为 33×33 的子应力场 $\{\sigma_L\}$,为了避免训练过程中的边界效应,所有卷积层都没有进行零填充,网络产生一个更小的输出 (20×20)。损失函数以中心 20×20 区域与网络输出之间的差值计算。在处理实验应力场时,CNN 可以应用于任何大小的应力场。在测试过程中,所有卷积层都有足够的零填充,使得输出应力场与输入应力场具有相同的大小。通过随机抽取均值为 0、标准差为 0.001 的高斯分布,初始化每一层的过滤器权重。前两层学习率为 10^{-4} ,后一层学习率为 10^{-5} 。

为了方便训练集和测试集的显示,将归一化主应力差、主应力和以及主应力方向分别放入 RGB 三色图像通道中。图 4 显示了训练集和测试集的可视化显示。

模型训练过程在 Intel(R) Core(TM) i5-9400F CPU 和 NVIDIA GeForce RTX2060 GPU 中使用深度学习框架 Caffe^[16]。

2 实验和结果

同时训练 3 个通道的卷积神经网络,3 个通道分别为主应力差、主应力和以及主应力方向。经过 100 万轮的反向传播训练,式(11)中测试集的均方误差减小到 0.0878632。

基于训练的神经网络,我们选择一个对径受压圆盘来显示所提出的超分辨算法在实验测量中的作用。图 5 显示了对径受压圆盘实验装置。加载装置安装在二维扫描平台上,便于获取二维太赫兹光谱场。实验中,扫描步长为 0.5mm。值得注意的是,在实验中使用 0.5mm 的步进,这是因为越小的步进越能相对准确的测量各点应力,这也是考虑扫描时间情况下能做到的步进最小值。实验中,低分辨率应力场的扫描步长是 0.5mm,高分辨应力场的采样步长是 (0.5/3)mm。

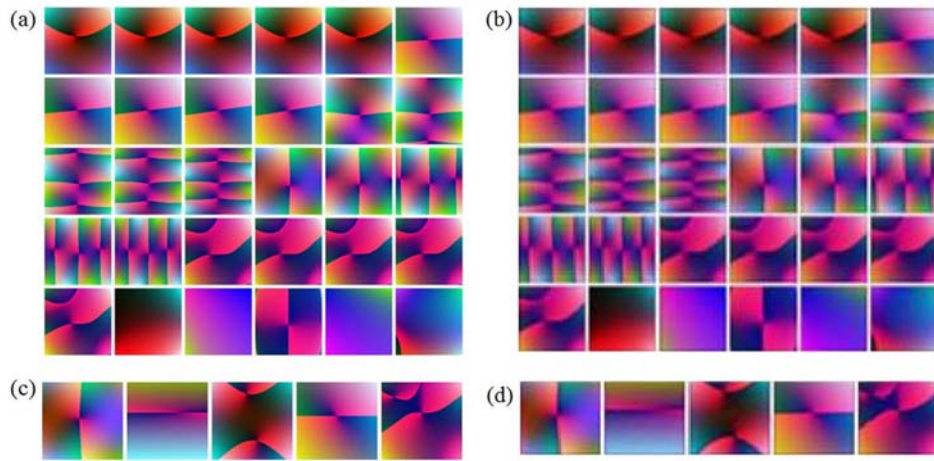


图 4 训练集和测试集的可视化显示:(a)训练集 HR;(b)训练集 LR;(c)测试集 HR;(d)测试集 LR

Fig. 4 The visual display of the training set and test set;

(a) HR training set; (b) LR training set; (c) HR test set; (d) LR test set

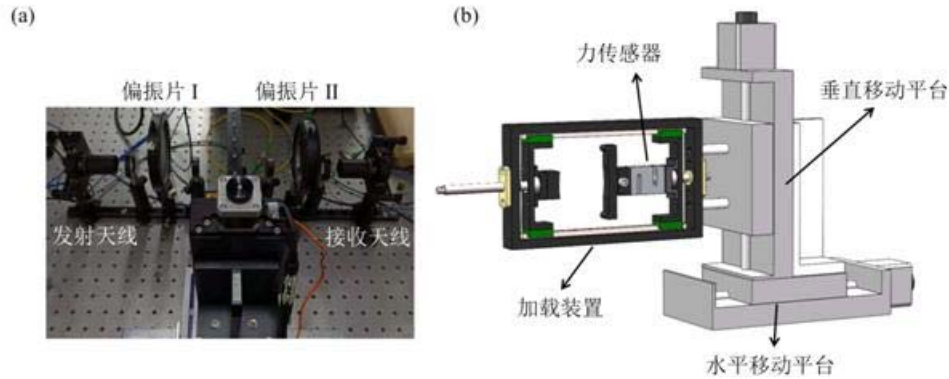


图 5 对径受压圆盘原理图:(a)实验装置;(b)二维移动平台

Fig. 5 The schematic of the diametrical loaded disk; (a)the experimental device; (b)two-dimensional moving platform

根据弹性力学理论,载荷盘的解析应力分布为

$$\begin{cases} \sigma_x = \frac{2p}{\pi t} \left\{ \frac{(r+y)x^2}{[(r+y)^2 + x^2]^2} + \frac{(r-y)x^2}{[(r-y)^2 + x^2]^2} - \frac{1}{2r} \right\} \\ \sigma_y = \frac{2p}{\pi t} \left\{ \frac{(r+y)^3}{[(r+y)^2 + x^2]^2} + \frac{(r-y)^3}{[(r-y)^2 + x^2]^2} - \frac{1}{2r} \right\} \\ \tau_{xy} = \frac{2p}{\pi t} \left\{ \frac{(r+y)^2 x}{[(r+y)^2 + x^2]^2} - \frac{(r-y)^2 x}{[(r-y)^2 + x^2]^2} \right\} \end{cases} \quad (12)$$

由材料力学公式计算出相应的主应力差 $\sigma_1 - \sigma_2$ 、主应力和 $\sigma_1 + \sigma_2$ 和主应力方向 θ 。

实验材料为聚四氟乙烯(PTFE),圆盘试件的半径为 r ,厚度为 t 。试件的相关参数见表 1,应力光学系数 A 和 B 由文献[11]得到。

表 1 实验中的关键参数

Tab. 1 The key parameters in the experiment

材料	厚度	半径	载荷	扫描步长	A	B
PTFE	10mm	25mm	1000N	0.5mm	$2.03 \times 10^{-9} \text{ Pa}^{-1}$	$2.63 \times 10^{-9} \text{ Pa}^{-1}$

图 6 为式(12)的高分辨率应力场分布。图 7 为式(6)得到的实际太赫兹信号的低分辨率应力场。图 6(a)中,加载点附近有 2 个近似圆形的亮圈,图 6(b)中有 2 个圈点。对比图 7(a)和(b)可以发现,低分辨率场中的亮圈和黑圈变得模糊,它们的边界变得光滑。此外,对比图 6(c)和图 7(c)可以发现,在低

分辨率的 θ 场中的突变较为模糊。这是由于太赫兹的高斯斑较大、有限的扫描步长和不可避免的随机噪声造成的。

为了恢复更多的应力场细节,采用训练的网络获得超分辨的对应结果。图 8 为超分辨应力场。为了更详细地展示超分辨率效果,图 9 分别给出了 $y=0\text{mm}$ 时的主应力差和 $x=12.5\text{mm}$ 时的主应力方向。经过超分辨率网络处理后,图 8(a)和(b)的亮圈和黑圈边界比图 7(a)和(b)的亮圈和黑圈边界更加清晰,图 8(c)的角度突变边缘也更加清晰。图 9 显示了所使用的神经网络的降噪能力。很明显,超分辨率结果比实验值更加接近解析解。

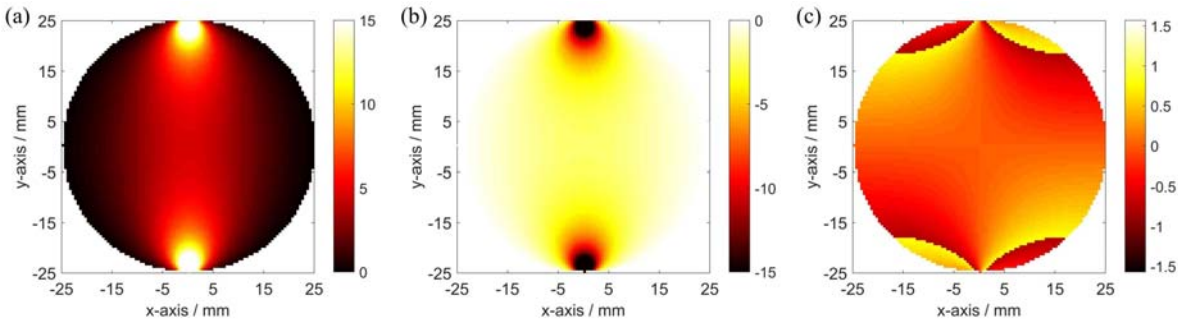


图 6 高分辨应力场:(a)主应力差;(b)主应力和;(c)主应力方向

Fig. 6 HR stress field: (a) the principal stress difference; (b) the principal stress sum; (c) the principal stress direction

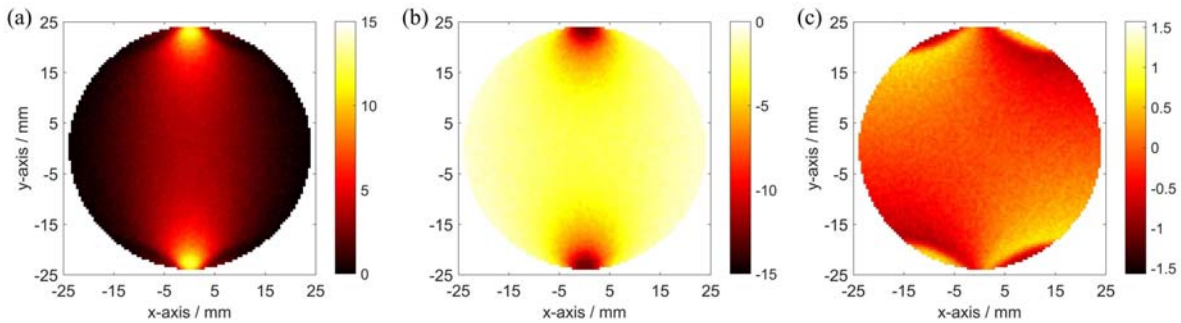


图 7 低分辨应力场:(a)主应力差;(b)主应力和;(c)主应力方向

Fig. 7 LR stress field: (a) the principal stress difference; (b) the principal stress sum; (c) the principal stress direction

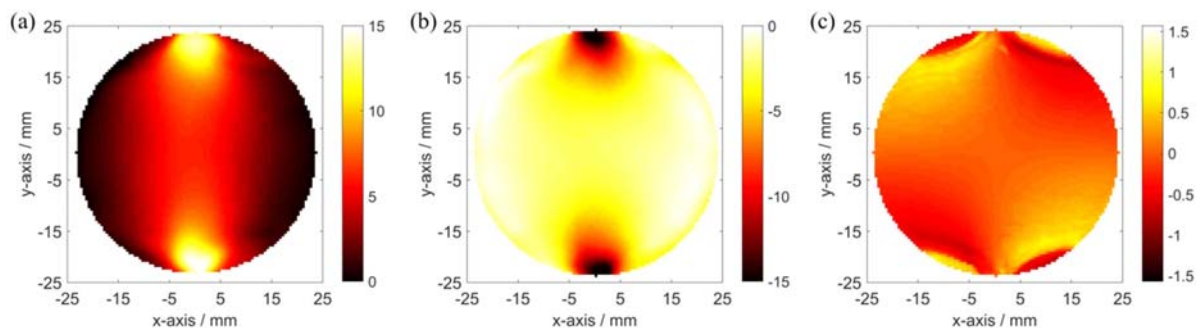


图 8 超分辨应力场:(a)主应力差;(b)主应力和;(c)主应力方向

Fig. 8 SR stress field: (a) the principal stress difference; (b) the principal stress sum; (c) the principal stress direction

为了量化训练神经网络的效果,对实验数据进行误差分析,分别计算了主应力差、主应力和以及主应力方向的相对均方误差。这里的相对均方误差是指应力分量(主应力差、主应力和、主应力方向)的 LR 结果和 SR 结果在每一点上相对于解析解平均相对误差的平方。值得注意的是,表 2 中的数据均没有单位。在计算误差时,首先将各点应力分量的绝对误差与该点应力分量的理论值(解析解)做除法,消去量纲;然后再计算整个应力场的平均相对误差的平方。此外,还计算了 3 个通道的均方误差(MSE)和各个应力分量所提高分辨率的百分比,并将结果列在表 2 中。由表 2 可以看出,SR 结果更接近解析

解,这在一定程度上也证明了该算法的有效性。

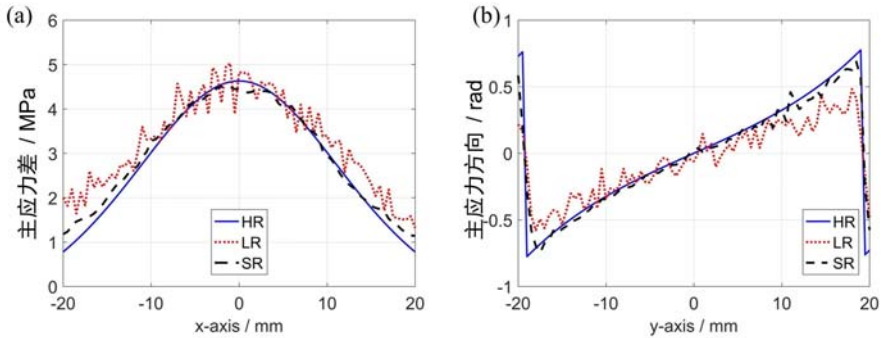


图 9 应力场对比:(a) $y=0\text{mm}$ 时的主应力差;(b) $x=12.5\text{mm}$ 时的主应力方向

Fig. 9 Stress field comparison: (a) the principal stress difference when $y=0\text{mm}$; (b) the principal stress direction when $x=12.5\text{mm}$

表 2 实验的误差分析

Tab. 2 The error analysis of experiment

项目	主应力差	主应力和	主应力方向	MSE
LR	0.0113	0.0099	0.0089	0.0107
SR	0.0020	0.0069	0.0060	0.0050
百分比/%	3.72	1.2	1.16	2.28

3 结论与讨论

本文提出了一种基于深度卷积神经网络的太赫兹应力场超分辨率成像方法。基于菲涅耳公式、应力光学效应和 THz-TDS 系统的退化模型,建立了平面应力场对 THz-TDS 信号的调制模型。本文提出了暗场下基于 THz-TDS 的全场应力测量理论。通过 SRCNN 算法,将低分辨率应力场的端到端映射网络模型训练为高分辨率应力场。将建立的调制模型模拟得到的低分辨率应力场训练集作为网络的输入,学习其模糊特征和噪声特征。实验表明, SRCNN 算法能够部分恢复由于使用系统太赫兹光斑大、有限扫描步长和随机噪声造成的退化。训练得到的模型参数可以提高应力分布图像的分辨率,进而可以提高应力测量的精度。对于不同的成像系统,本文提出的方法可以通过对模糊核的估计,将模糊核纳入训练集,并对模型参数进行重新训练来实现应力场的超分辨重建。

参考文献:

[1] Ferguson B, Zhang X-C. Materials for terahertz science and technology[J]. Nature Materials, 2002, 1(1):26—33.

[2] Tonouchi M. Cutting-edge terahertz technology[J]. Nature Photonics, 2007, 1(2):97—105.

[3] Stoik C D, Bohn M J, Blackshire J L. Nondestructive evaluation of aircraft composites using transmissive terahertz time domain spectroscopy[J]. Optics Express, 2008, 16(21):17039—17051.

[4] Mittleman D M, Gupta M, Neelamani R, et al. Recent advances in terahertz imaging[J]. Applied Physics B, 1999, 68(6):1085—1094.

[5] Mittleman D M, Hunsche S, Boivin L, et al. T-ray tomography[J]. Optics Letters, 1997, 22(12):904—906.

[6] Rutz F, Hasek T, Koch M, et al. Terahertz birefringence of liquid crystal polymers[J]. Applied Physics Letters, 2006, 89(22):221911.

[7] Reid M, Fedosejevs R. Terahertz birefringence and attenuation properties of wood and paper[J]. Applied Optics, 2006, 45(12):2766—2772.

- [8] Kim Y, Ahn J, Kim B G, et al. Terahertz birefringence in zinc oxide[J]. Japanese Journal of Applied Physics, 2011, 50(3ISSUE1):3437—3442.
- [9] Ebara S I, Hirota Y, Tani M, et al. Highly sensitive birefringence measurement in THz frequency region and its application to stress measurement[J]. International Conference on Joint International Conference on Infrared & Millimeter Waves, 2008:666—667.
- [10] Takahashi T. Observation of cavity interface and mechanical stress in opaque material by THz wave[M]. Behaviour of Electromagnetic Waves in Different Media and Structures, 2011:383—398.
- [11] Li L, Song W, Wang Z, et al. Active modulation of refractive index by stress in the terahertz frequency range[J]. Applied Optics, 2013, 52(25):6364—6368.
- [12] Wang Z, Kang K, Wang S, et al. Determination of plane stress state using terahertz time-domain spectroscopy [J]. Scientific Reports, 2016, 6(1):36308.
- [13] Dong C, Loy C C, He K, et al. Learning a deep convolutional network for imagesuper-resolution[C]. Proceedings of the Computer Vision-ECCV 2014, 2014.
- [14] Long Z, Wang T, You C, et al. Terahertz image super-resolution based on a deep convolutional neural network [J]. Applied Optics, 2019, 58(10):2731—2735.
- [15] Li Y, Hu W, Zhang X, et al. Adaptive terahertz image super-resolution with adjustable convolutional neural network[J]. Optics Express, 2020, 28(15):22200—22217.
- [16] Jia Y, Shelhamer E, Donahue J, et al. Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding [C]. Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia, 2014:675—678.

Super-resolution stress imaging for terahertz-elastic based on SRCNN

DU Yufeng, ZHAO Haonan, WANG Zhiyong

(Department of Mechanics, School of Mechanical Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

Abstract: Limited by diffraction limit, low spatial resolution is one of the shortcomings of terahertz imaging. Low spatial resolution is also one of the reasons limiting the development of stress measurement using terahertz imaging. In this paper, the full-field stress measurement using Terahertz Time Domain Spectral (THz-TDS) is combined with Super-Resolution Convolutional Neural Network (SRCNN) algorithm to realize end-to-end mapping from low resolution stress field to high resolution stress field. Then the plane stress field with high spatial resolution is obtained. A modulation model from a plane stress state to THz-TDS signal is constructed. A large number of simulated training sets are obtained to train the SRCNN model. By applying the trained SRCNN model to the numerical and physical stress fields, the spatial resolution of stress field calculated from the captured THz-TDS signal is improved.

Keywords: terahertz time domain spectroscopy; stress measurement; super resolution; convolutional neural network