

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107785

基于 LSTM 的矩形纳米光栅 AFM 图像复原方法*

陶镛泽¹, 胡佳成¹, 施玉书², 张树², 蔡晋辉¹

(1. 中国计量大学计量测试工程学院 杭州 310018; 2. 中国计量科学研究院 北京 100029)

摘要:原子力显微镜(AFM)利用探针与待测物之间的交互作用力进行成像,通过获取矩形纳米光栅计量标准器具的高分辨率成像得到相关的几何量参数并进行标定,实现从标准计量器具到工作计量器具的量值传递。在 AFM 扫描过程中,由于针尖的影响作用,使得扫描所获图像是探针和样品共同作用的结果,而不是样品形貌的真实描述。针对这一现象,本文提出了一种基于长短期记忆网络(LSTM)的 AFM 图像复原方法,该方法对通过膨胀法获得的仿真图像各扫描行进行训练,进而获得适用于矩形纳米光栅 AFM 图像复原模型。实验结果表明,针对线宽 20 nm,高 40 nm 的矩形纳米光栅,经过该方法复原后光栅线宽的相对误差为 7.40%,相较于传统的复原方法进一步提高了测量准确度。

关键词:计量学;原子力显微镜;长短期记忆网络;纳米光栅;图像复原

中图分类号: TH742 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 410.55

AFM image restoration method of rectangular nano grating based on LSTM

Tao Yongze¹, Hu Jiacheng¹, Shi Yushu², Zhang Shu², Cai Jinhui¹

(1. College of Metrology & Measurement Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. National Institute of Metrology, China, Beijing 100029, China)

Abstract: Atomic force microscope (AFM) uses the interaction force between the probe and the object to be measured to achieve imaging, and obtains the relevant geometric parameters through obtaining the high-resolution imaging of the rectangular nano grating measurement standard instrument and performs calibration, so as to realize the quantity transfer from standard measurement instrument to working measurement instrument. In the AFM scanning process, due to the influence of the needle tip, the scanned image is the result of the interaction of the probe and the sample, rather than a true description of the sample morphology. Aiming at this phenomenon, this paper proposes an AFM image restoration method based on long short-term memory (LSTM) network. This method trains the scan lines of the simulation image obtained with the expansion method, and then obtains the AFM image restoration model suitable for rectangular nano grating. Experiment results show that for a rectangular nano-grating with a line width of 20 nm and a height of 40 nm, the relative error of the grating line width after restoration with the proposed method is 7.40%, the proposed method further improves the measurement accuracy compared with the traditional restoration method.

Keywords: metrology; atomic force microscope; long and short-term memory network; nano grating; image restoration

0 引言

由于原子力显微镜(atomic force microscope, AFM)利用微小探针与待测物之间的交互作用力进行成像,故其在纳米科学计量领域中被广泛应用^[1]。AFM 通过获取矩形纳米光栅计量标准器具的高分辨率成像得到相关

的几何量参数并进行标定,从而实现从标准计量器具到工作计量器具的量值传递^[2]。而 AFM 在扫描成像的过程中,由于针尖的影响作用,使得扫描所获图像是原子力探针和样品共同作用的结果,而不是样品形貌的真实描述,此现象即为 AFM 的“伪影效应”^[3]。该现象使得标准器件测量结果的准确性降低,影响了纳米科学计量的量值传递与溯源^[4]。尽管可以使用曲率半径较小的探针

收稿日期:2021-04-19 Received Date: 2021-04-19

* 基金项目:国家重点研发计划(2018YFF0212302)、国家自然科学基金(51504229)项目资助

减小“伪影效应”,但是此类探针往往耐久度差,成本较高,且无法从原理上消除“伪影效应”^[5]。由于纳米材料的刚度和硬度较大,不易发生变形和磨损,故 AFM 在扫描样品的过程中采用接触式测量^[6]。基于此测量方式,可以根据样品的成像通过一定的算法获取其真实表面^[7]。然而,此反卷积过程具有非确定性,无法用精确的数学表达式还原图像,故该过程在算法选择上要求较高^[8]。

1995年,Wang等^[9]提出了一种基于径向基函数神经网络和多层感知机复原 AFM 图像的方法,即通过训练神经网络在 AFM 图像和样品真实表面之间建立非线性映射。2006年,Tranchida等^[10]对 AFM 扫描样本表面梯度变化明显的区域产生的测量误差进行了分析,并对不同扫描分辨率变化下 AFM 图像变化情况进行了研究,从而通过改变扫描参数的方式提升 AFM 测量结果成像的准确性。2010年,袁帅等^[11]提出了一种基于数学形态学的探针盲重建算法,在提取特征点的同时消除无效点,进而利用重构探针复原 AFM 图像。探针盲重建算法往往过度依赖 AFM 测量图像,使得重构探针形貌的鲁棒性较差,影响 AFM 图像复原。2016年,Wu等^[12]通过反向传播神经网络训练 AFM 成像模型,并采用求解三弯矩方程组得到光滑曲线的方法进行补偿。尽管此方法有助于提高成像质量,但在训练过程中受制于神经网络的深度上限,时常会伴随着梯度衰减或爆炸导致训练失败的问题^[13-14]。

本文针对上述现象提出了一种基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)循环神经网络的复原 AFM 图像的方法。该方法将 AFM 对矩形纳米光栅的测量图像中各行扫描高度曲线等价于时间序列样本,输入到构建的 LSTM 框架中进行训练,得出预测模型,再将测试数据输入到该模型中,得出预测结果,并与实际结果进行对比,证明该模型能有效复原样品的实际形貌,对处理 AFM 扫描数据及提高测量准确性具有实际意义,并有望实现与相关 AFM 成像软件的对接。

1 AFM 探针扫描样品成像原理

由于 AFM 接触式测量是对样品的水平扫描线逐一进行等间距扫描,最终得到样品的高度测量结果,故在研究中可以忽略测量样品、扫描探针和测量结果的体积及剖面面积等因素。于是,本文将 AFM 接触式测量的三维过程转化为二维过程,并将表示该过程的二元函数转化为一元函数。

AFM 接触式测量的扫描过程如图 1 所示,该过程不考虑由于探针和样品之间的相互作用力而产生的微小形变。假设针尖位于坐标系中原点位置时探针剖面轮廓形

状的表达式为 $s(x)$, 样品剖面轮廓形状的表达式为 $f(x)$ 。用针尖的横坐标定义探针在扫描行中的位置,假设针尖的横坐标为 x_0 , 则针尖的纵坐标 h 表示在 x_0 处的样品扫描点被测得的高度值。此时,假设探针剖面轮廓形状的表达式为 $t(x)$, 则 $s(x)$ 和 (x) 二者的关系满足表达式:

$$t(x) = s(x) + h \quad (1)$$

$f(x)$ 和 $t(x)$ 二者的关系满足表达式:

$$\max_{\Delta x \in R} (f(x + \Delta x) - t(x + \Delta x)) = 0 \quad (2)$$

AFM 接触式测量等价于数学形态学中的膨胀操作,膨胀操作的数学表达式为:

$$f \oplus \max_{\Delta x \in R} (f(x + \Delta x) - t(x + \Delta x)) = 0 \quad (3)$$

因此,根据式(3), h 的表达式可以写成:

$$h = f(x) \oplus s(x) \quad (4)$$

再结合式(1),(2),可以将式(3)转化为:

$$h = \max_{\Delta x \in R} (f(x + \Delta x) - s(x + \Delta x)) \quad (5)$$

由于 h 和 x 满足一对一映射关系,故可将 h 看作关于 x 的函数,并用 $h(x)$ 表示探针在样品某一水平扫描线测得的高度结果变化曲线。 $h(x)$ 中包含了样品轮廓、针尖轮廓和测量图像三者之间的关系。

而在数学形态学运算中,膨胀操作与腐蚀操作二者间不构成逆运算关系,即:

$$(f \oplus g) \ominus g \neq f \quad (6)$$

因此,AFM 测量结果的复原过程无法用简单的数学表达式表述。

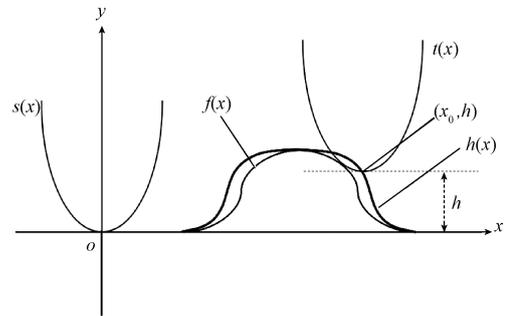


图1 AFM 探针扫描样品原理图

Fig. 1 Principle diagram of AFM probe scanning sample

2 基于 LSTM 的 AFM 图像复原原理及方法

2.1 AFM 图像复原总流程

本文采用的算法流程示意图如图 2 所示,由于 AFM 图像等价于行向量的集合,因此,可将 AFM 图像逐行分解实现降维,使得行向量成为网络的训练样本。本文中,AFM 图像为 140×140 的矩阵,则输入数据和输出结果为 1×140 的行向量。为了抑制训练过程中无法收敛和过拟

合的现象,进而提高神经网络的稳定性和性能,需对输入数据采用归一化处理,即

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (7)$$

式中: x 为输入矩阵中的数值; x_{\max} 和 x_{\min} 分别为输入矩阵中的最大值和最小值; x^* 为输入数据归一化后的结果。对于经过 LSTM 模型后的输出层,采用丢弃法实现正则化,在训练过程中随机将该层的一些输出特征舍弃,从而降低过拟合,使训练所得模型适用于更多种类型的扫描样本图像。由于 LSTM 输出的向量维度是指定的单元个数,最后在计算损失值的时候使用的是标签向量,而标签的向量维度和 LSTM 模型输出的向量维度不一致,因此需要添加一个全连接层将 LSTM 输出的向量维度转换成标签向量维度,从而可以计算损失值。由于在训练过程中数据均在 $[0, 1]$ 区间上,而最终得到的复原图像需接近于实际样本,故在获取输出结果前需对所有数据进行反归一化操作。

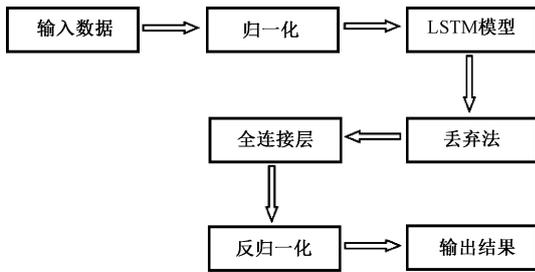


图2 算法流程示意图

Fig. 2 Algorithm flow schematic diagram

2.2 LSTM 模型的实现

LSTM 是一种可以存储长期数据并高效地获取长期效率的网络,用于解决传统循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 在反向传播过程中,随着时间的推移,梯度会消失的问题^[15-16]。由于 AFM 扫描样品中的卷积过程由样品形貌的梯度变化产生,与样品本身的高度值并无关联,故对 AFM 图像反卷积的过程重点在于研究样品扫描高度曲线的变化情况。对于输入矩阵而言,若改变矩阵中各数据的位置,则输出矩阵中的数据本身将发生改变,并非只是空间上的改变。因此,输入矩阵中的数据是有序的,可将其视为时间序列,同时,由于输入矩阵和输出矩阵大小相同,故 RNN 适用于该过程的训练。然而,AFM 图像中各行的数据长度较大,若直接采用传统 RNN,则会随着层数的增加,最终导致网络最终训练失败,故选用 LSTM 模型进行训练。

本文采用的 LSTM 循环神经网络模型结构如图 3 所示。LSTM 模型中包含了遗忘门 F_t 、输入门 I_t 、输出门 O_t 和候选记忆细胞 \tilde{C}_t 。LSTM 的门输入均为当前时间步输

入 X_t 与上一时间步隐藏状态 H_{t-1} , 输出由激活函数为 sigmoid 函数的全连接层计算得到。sigmoid 函数的表达式为:

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (8)$$

因此,这 3 个门元素的值域均在 $[0, 1]$ 区间上。在记忆层中,本文使用了值域在 $[-1, 1]$ 的 tanh 函数作为激活函数,其表达式为:

$$\text{tanh}(x) = \frac{1 - \exp(-2x)}{1 + \exp(-2x)} \quad (9)$$

LSTM 模型中遗忘门 F_t 、输入门 I_t 、输出门 O_t 和候选记忆细胞 \tilde{C}_t 的表达式依次如下:

$$F_t = \text{sigmoid}(W_f X_t + R_f H_{t-1} + b_f) \quad (10)$$

$$I_t = \text{sigmoid}(W_i X_t + R_i H_{t-1} + b_i) \quad (11)$$

$$O_t = \text{sigmoid}(W_o X_t + R_o H_{t-1} + b_o) \quad (12)$$

$$\tilde{C}_t = \text{tanh}(W_c X_t + R_c H_{t-1} + b_c) \quad (13)$$

式中: W_f 、 W_i 、 W_o 和 W_c 均为 X_t 的权重矩阵, b_f 、 b_i 、 b_o 和 b_c 均为偏差向量。

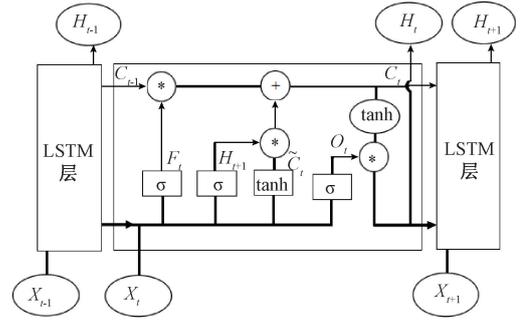


图3 LSTM 循环神经网络模型

Fig. 3 LSTM recurrent neural network model

为了在已知上一时间步记忆细胞 C_{t-1} 的情况下获取当前时间步记忆细胞 C_t , 需要求得矩阵的哈达码积。 C_t 的计算组合了 C_{t-1} 和 \tilde{C}_t , 并通过 F_t 和 I_t 来控制信息的流动:

$$C_t = F_t \odot C_{t-1} + I_t \odot \tilde{C}_t \quad (14)$$

式中: F_t 控制 C_{t-1} 中的信息是否传递到当前时间步, I_t 控制 X_t 通过 \tilde{C}_t 如何流入 C_t 。如果 F_t 中的元素一直近似为 1 且 I_t 中的元素一直近似为 0, 过去的记忆细胞将一直通过时间保存并传递至当前时间步。此过程可以解决 RNN 中的梯度衰减问题, 并能更有效地获取 AFM 图像中间距较大的点之间的依赖关系。

在获取 C_t 后, 需要通过 O_t 来控制从 H_t 到当前时间步隐藏状态的信息的流动:

$$H_t = O_t \odot \text{tanh}(C_t) \quad (15)$$

式中: tanh 函数确保 H_t 中的元素值均在 $[-1, 1]$ 区间上。当 O_t 中的元素近似为 1 时, C_t 中的信息将传到 H_t 供

输出层使用;当 O_i 中的元素近似为0时, C_i 中的信息只保留自己使用。

2.3 损失函数及迭代优化

本文采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)作为损失函数评估 AFM 图像的复原效果,由于输出结果为向量形式,故在求和过程中使用 1-范数。损失函数的表达式为:

$$MAE = \frac{1}{nl} \sum_{i=1}^n \|\hat{y}_i - y_i\|_1 \quad (16)$$

式中: n 表示训练样本的个数; l 表示网络输出的向量维度; \hat{y}_i 表示复原图像各行的估计值; y_i 表示复原图像各行的真实值。在梯度下降的迭代过程中,本文采用 Adam 优化算法。Adam 算法对小批量随机梯度做了指数加权移动平均,并对部分变量进行偏差修正,同时采用自适应学习率,不断优化网络参数。该算法相比随机梯度下降法而言能更有效地更新网络权重,最终加快收敛速度。Adam 算法的学习率参数自适应公式如下:

$$(1 - \beta^0) \sum_{i=1}^t \beta^i = 1 - \beta^t \quad (17)$$

式中: β^0 表示初始给定超参数; β^i 表示迭代 i 次后的超参数。

3 AFM 图像复原结果分析

3.1 AFM 仿真图像复原结果分析

在 AFM 真实图像的获取过程中需要考虑针尖磨损带来的实验成本上升及样本质量下降的问题,而 LSTM 循环神经网络训练需要大批量的样本,因此采取实际测量的方式无法满足训练样本需求,可使用 MATLAB 仿真获得 AFM 仿真图像。仿真过程选用矩形纳米光栅作为被测样品,氮化硅针尖作为扫描器件。为了能在训练中更好地获取纳米栅格和探针的特征向量,可以用如下方案设置二者参数:纳米光栅线宽 W 为 20~40 nm,间距为 5 nm,纳米光栅高度 H 为 10~30 nm,间距为 5 nm,共设置 25 种纳米光栅类型,相应矩阵大小为 140×140,分辨率为 1 nm/pixel;氮化硅针尖曲率半径 R 为 10~30 nm,间距为 5 nm,锥角 θ 为 5°~80°,间距为 5 nm,共设置 80 种针尖类型,相应矩阵大小为 30×30,分辨率为 1 nm/pixel。该仿真扫描过程可以获取 2 000 组样本图像,其中,1 600 组图像用作训练集,400 组图像用作测试集。一般地,在实际扫描过程中,往往认为探针类型是有限的,而纳米光栅形貌是无限的,因此,训练集的样本选取需包含所有的探针类型,而无需包含所有的纳米光栅类型。

LSTM 循环神经网络训练采用 Python3.7.3 语言和 keras2.3.1 框架,相应的计算机性能指标为: Intel Core i5-9 600 K-3.70 GHz CPU 和 Geforce GTX 2080 GPU。

在训练过程中,训练集和测试集的损失值与迭代次数的曲线图如图 4 所示。结果表明,该网络能够实现梯度快速下降,同时具有良好的收敛性,且测试集 MAE 在 0.05 左右,表明该网络对 AFM 图像复原具有较高的可靠性。

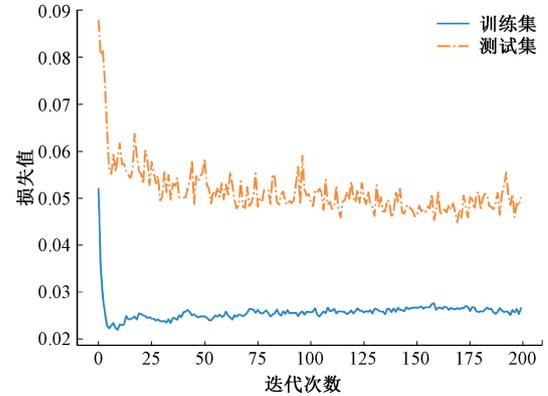
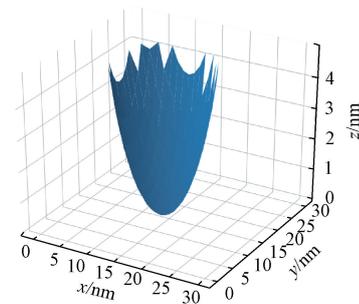


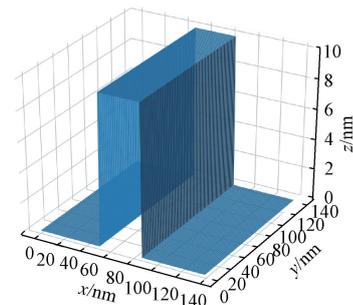
图4 损失值-迭代次数曲线图

Fig. 4 Loss value-iteration number curve

如图 5 所示,采用 $R=10$ nm, $\theta=10^\circ$ 的针尖模型(a)对 $W=35$ nm, $H=10$ nm 的纳米光栅模型(b)逐行扫描使其发生膨胀进而得到 AFM 仿真图像图 5(c),(b)和(c)即构成了一组测试集中的样本图像。将图 5(c)中的 AFM 仿真图像输入到训练完成的网络中,可得 AFM 复原图像(d),图 5(d)较之图 5(c)而言,膨胀区域较为明显地发生了收缩。



(a) 仿真针尖模型
(a) Simulated needle tip model



(b) 纳米光栅模型
(b) Nano-grating model

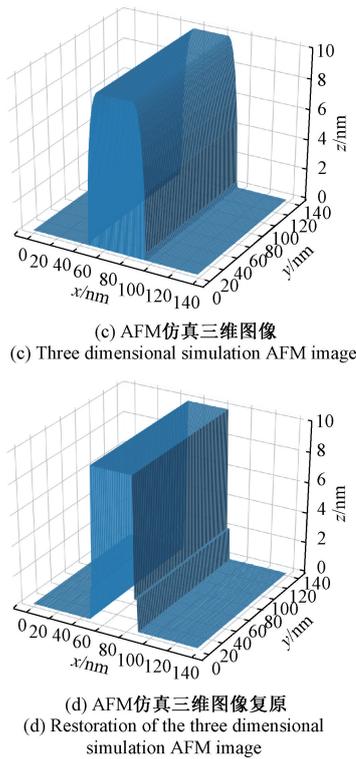


图5 AFM图像获取和复原仿真过程

Fig. 5 Simulation process of AFM image acquisition and restoration

本文采用纳米光栅半峰高宽的测量值和线宽的实际值之间的相对误差的作为 AFM 仿真图像复原质量的评价标准。为了验证该模型对不同参数规格的针尖的适用性,分别使用 R 为 10~30 nm,步长为 10 nm, θ 为 $5^\circ\sim 30^\circ$,步长为 5° 的共计 18 组针尖模型,扫描测试集中 $W=35$ nm, $H=10$ nm 的纳米光栅模型,之后将扫描结果输入至 LSTM 模型中复原,并对复原结果进行评价,评价结果如图 6 所示。

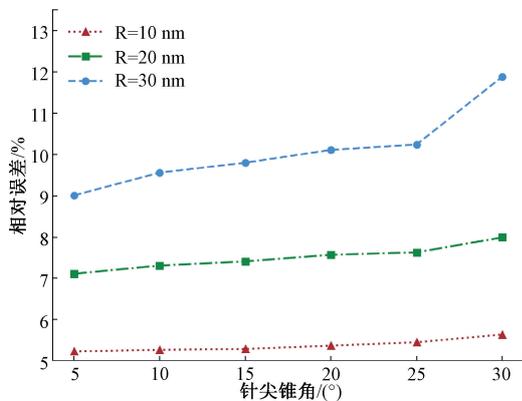


图6 不同针尖参数纳米光栅复原误差曲线图

Fig. 6 Restoration error curve diagram of nano-grating with different needle tip parameters

由图 6 结果可知,AFM 仿真图像复原的相对误差随着针尖锥角和半径数值的增大而增大。事实上,当纳米针尖锥角和半径数值较大时,会加剧 AFM 扫描的“伪影效应”,纳米光栅复原图像的质量和模型的适用性均有所下降。

3.2 AFM 真实图像复原结果分析

本文采用中国计量科学研究院中 Bruker 公司生产的原子力显微镜和 SCANASYST-AIR 型号针尖对矩形纳米光栅进行测量,并通过 Stage Controller 控制 AFM 悬臂的行走方向和速度。该实验中,针尖曲率半径为 10 nm,针尖锥角为 10° ,纳米光栅线宽为 20~40 nm,间距为 5 nm,纳米光栅高度为 20~40 nm,间距为 10 nm,共计 15 组样本。

以线宽 20 nm、高度 40 nm 的纳米光栅为测量对象,其三维 AFM 图像如图 7 所示,由于针尖振动等随机因素的影响,AFM 图像中包含了大量的尖峰噪声,使得部分区域的测量值偏大,因此需要对 AFM 图像去除噪声的同时保留特征信息。由于形态学中的开运算能够除去孤立的小点和毛刺,而使图像总的位置和形状不便,因此可对图像中的平坦区域使用开运算,其结果如图 8 所示。

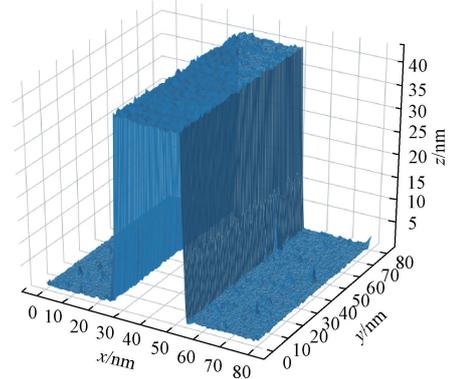


图7 纳米光栅三维 AFM 图像

Fig. 7 Nano grating three dimensional AFM image

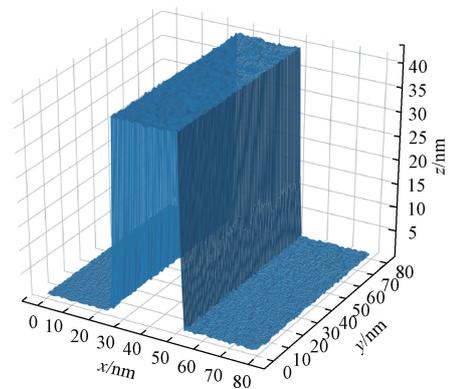


图8 降噪后的纳米光栅三维 AFM 图像

Fig. 8 Nano grating three dimensional AFM image after noise reduction

将图 8 中的结果逐行输入至训练完成的 LSTM 网络中,可得纳米光栅二维深度 AFM 复原图像,如图 9 所示。由图 9 结果可得,该模型的鲁棒性较好,不受光栅边缘处的测量噪声影响,每条扫描行的复原结果具有一致性,从而降低了纳米光栅半峰高宽的不确定度。对输出结果使用逐步插值的自适应算法处理以提高纳米光栅半峰高宽的精度,则测得的纳米光栅线宽为 25.64 nm,相对误差为 28.20%;经过网络复原后的纳米光栅线宽为 21.48 nm,相对误差为 7.40%。由此可见,经过该网络复原后,纳米光栅线宽的测量结果准确度大为改善。

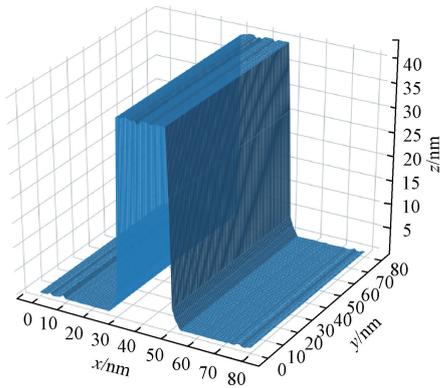


图 9 纳米光栅三维 AFM 复原图像

Fig. 9 Nano grating three dimensional AFM restoration image

为了验证该网络对不同线宽纳米光栅 AFM 图像复原的有效性,并与一些传统算法进行性能上的比较,本文分别采用针尖盲重建算法、卷积神经网络算法和长短期记忆网络算法对 15 组实测纳米光栅 AFM 图像进行复原,其结果如表 1 所示。

表 1 不同算法纳米光栅 AFM 图像复原的相对误差
Table 1 Relative errors of nano grating AFM image restoration for different algorithms

复原方法	高度 /nm	各线宽纳米光栅 AFM 图像复原相对误差/%				
		20 nm	25 nm	30 nm	35 nm	40 nm
针尖盲重建算法	20	11.75	9.12	8.23	7.23	6.35
	30	12.60	9.88	8.87	7.69	6.73
	40	13.45	11.44	9.40	8.43	7.60
卷积神经网络算法	20	6.25	5.72	5.03	4.74	4.48
	30	8.10	6.64	6.37	5.57	4.80
	40	10.85	9.96	9.13	7.63	5.75
LSTM 算法	20	5.55	5.28	5.07	4.71	4.15
	30	7.10	6.72	6.10	5.29	4.40
	40	7.40	7.12	6.63	5.86	4.68

由表 1 结果可知,随着纳米光栅线宽的减小及高度的增加,采用 LSTM 算法的 AFM 图像复原结果的相对误差也随之增大。事实上,纳米光栅线宽的减小不会大幅减小复原图像的绝对误差,而高度的增加则使阶跃点处的斜率增大,进而加剧了“伪影效应”,导致复原图像的绝对误差增大。通过表 1 将其他两种算法与 LSTM 算法进行对比:采用针尖盲重建算法得到的 AFM 图像复原结果相对误差比采用 LSTM 算法偏大较多,在纳米光栅线宽降低时尤为明显;采用卷积神经网络算法在纳米光栅高度较低时得到的 AFM 图像复原结果相对误差整体略高于 LSTM 算法,可认为二者的复原效果相当,而纳米光栅高度较高时前者的鲁棒性较差,产生的相对误差比纳米光栅高度较低时异常偏高。

4 结 论

针对矩形纳米光栅 AFM 成像过程中的“伪影效应”问题,本文提出一种基于长短期记忆网络的 AFM 图像复原方法,将仿真数据样本作为先验信息添加到记忆网络训练的数据集中,对不同分辨率的 AFM 图像进行训练,通过记忆细胞提取样本特征并获取 AFM 图像中间距较大的点之间的依赖关系,实现了矩形纳米光栅 AFM 图像到真实样品的还原,且采用自适应插值使图像具有较高的成像分辨率。实验表明,该方法可用于矩形纳米光栅 AFM 图像去卷积,具有很强的灵活性,用于提高仪器准确度。

本文利用长短期记忆网络实现从 AFM 图像到矩形纳米光栅真实表面的非线性映射,无需大量采集样本以获得针尖的卷积特性,且避免了梯度衰减或爆炸的问题。同时,该方法的鲁棒性较好,不易受测量噪声和纳米光栅形貌等因素的影响,这使得该法比传统方法具有更广泛的适用性。在后期的研究中,有望使该方法与相关 AFM 成像软件实现对接。

参考文献

[1] 闫孝姮,孔繁会,邵永健,等. 非共振轻敲模式原子力显微镜的研究 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41 (2): 70-77.
YAN X Y, KONG F H, SHAO Y J, et al. Research on non-resonant tapping mode atomic force microscope [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41 (2): 70-77.

[2] 施玉书,李伟,余茜茜,等. 基于原子力显微术的 5 nm

- 台阶高度标准物质溯源与定值技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 79-86.
- SHI Y SH, LI W, YU X X, et al. Research on the traceability and characterization technology of 5 nm step height reference material based on atomic force microscopy [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 79-86.
- [3] 陈建超, 安小广, 冯世绪, 等. AFM 轻敲模式下扫描参数对成像质量影响的研究[J]. 计量学报, 2020, 41(7): 789-795.
- CHEN J CH, AN X G, FENG SH X, et al. Research on the influence of scanning parameters on imaging quality in AFM tapping mode [J]. Acta Metrologica Sinica, 2020, 41(7): 789-795.
- [4] 柯丁宁, 况婷, 宋琳琳, 等. 基于超平表面的原子力显微镜探针磨损研究[J]. 分析测试学报, 2019, 38(7): 870-873.
- KE D N, KUANG T, SONG L L, et al. Study on tip wear of atomic force microscope using ultra-flat surface [J]. Journal of Instrumental Analysis, 2019, 38(7): 870-873.
- [5] 唐莹, 曹丛, 张健, 等. AFM 设定值对测量准确度和探针寿命的影响[J]. 计量学报, 2019, 40(S1): 17-22.
- TANG Y, CAO C, ZHANG J, et al. The effects of different setpoint to measuring accuracy and service life of a probe on AFM [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(S1): 17-22.
- [6] 施玉书, 连笑怡, 王艺瑄, 等. AFM 扫描过程的模拟及针尖形状反求[J]. 计量学报, 2019, 40(2): 177-182.
- SHI Y SH, LIAN X Y, WANG Y X, et al. Simulation of AFM scanning process and tip shape estimation [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(2): 177-182.
- [7] 杨文军, 胡迟, 刘晓军. 一种可溯源原子力探针显微镜[J]. 计量学报, 2019, 40(2): 183-188.
- YANG W J, HU CH, LIU X J. A traceable atomic force microscope [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(2): 183-188.
- [8] BAI H T, WU S. Nanowire detection in AFM images using deep learning [J]. Microscopy and Microanalysis Volume, 2021, 27(1): 54-64.
- [9] WANG W L, WHITEHOUSE D J. Application of neural networks to the reconstruction of scanning probe microscope images distorted by finite-size tips [J]. Nanotechnology, 1995, 6(2): 45.
- [10] TRANCHIDA D, PICCAROLO S, DEBLIECK R A C. Some experimental issues of AFM tip blind estimation: The effect of noise and resolution [J]. Measurement Science & Technology, 2006, 17(10): 2630.
- [11] 袁帅, 董再励, 缪磊, 等. 基于数学形态学方法的 AFM 探针建模研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(5): 1102-1107.
- YUAN SH, DONG Z L, MIAO L, et al. AFM tip estimation based on mathematical morphology [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(5): 1102-1107.
- [12] WU Y, FANG Y, REN X, et al. Back propagation neural networks based hysteresis modeling and compensation for a piezoelectric scanner [C]. IEEE International Conference on Manipulation, IEEE, 2016.
- [13] HAHLWEG C, ROTHE H. Non-linear distortions caused by AFM-tip geometry and limitations of reconstruction on discrete data [J]. Proceedings of Spie the International Society for Optical Engineering, 2009: 7405.
- [14] MENG Z, LI J, GONG Y, et al. Adversarial feature-mapping for speech enhancement [C]. Interspeech, 2018.
- [15] 谭峰, 李成南, 萧红, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 79-87.
- TAN F, LI CH N, XIAO H, et al. A thermal error prediction method for CNC machine tool based on LSTM recurrent neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9): 79-87.
- [16] 张明宇, 王琦, 于洋. 基于长短时记忆算法的热应力下半导体器件故障预测模型[J]. 兵工学报, 2021, 42(6): 1265-1274.
- ZHANG M Y, WANG Q, YU Y. LSTM-based fault prediction model of semiconductor device under thermal stress [J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(6): 1265-1274.

作者简介



陶镛泽,2020 年于中国计量大学获得学士学位,现为中国计量大学硕士研究生,主要研究方向为精密测量科学与技术。

E-mail:tyz1648@163.com

Tao Yongze received his B. Sc. degree in 2020 from China Jiliang University. Now, he is a master student at China Jiliang University. His main research interest includes precision measurement science and technology.



胡佳成(通信作者),2007 年于中国科学技术大学获得学士学位,2012 年于中科院上海光学精密机械研究所获得博士学位,现为中国计量大学副教授,主要研究方向为传感器检测。

E-mail:hujiacheng@cjlu.edu.cn

Hu Jiacheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2007 from University of Science and Technology of

China, and received his Ph. D. degree in 2012 from Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences. Now, he is an associate professor at China Jiliang University. His main research interest includes sensor detection.



施玉书,2008 年于中国计量大学获得硕士学位,2020 年于天津大学获得博士学位,现为中国计量科学研究院前沿计量科学中心副研究员,主要研究方向为微纳计量技术和精密仪器测量。

Email:shiys@nim.ac.cn

Shi Yushu received his B. Sc. degree in 2008 from China Jiliang University, and received his Ph. D. degree in 2020 from Tianjin University. Now, he is an associate research fellow in the center for advanced measurement science at National Institute of Metrology, China. His main research interest includes micro & nano metrology technology and precision instrument measurement.