

基于神经网络的金属断口3维重建

康戈文 任文伟 甘春泉

(成都电子科技大学自动化工程学院, 成都 610054)

摘要 金属断口 SEM 图像的 3 维重建能更精确地定量分析断口,因而在材料断裂研究中具有重要意义。为了对金属断口 SEM 图像进行重建,根据金属断口表面具有的分形特征,提出了以高度 z 连续作为约束条件,利用神经网络对单幅断口 SEM 电镜图像进行重建的算法,并在实验中取得很好的重建效果。该算法对于未知光源方向的粗糙表面的 3 维重建具有较大的理论价值和实用价值。

关键词 金属断口 神经网络 3 维重建 SEM

中图分类号: TP391.41 TP183 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)03-0402-04

Shape from Shading of Metal Faultage Based on Neural Network

KANG Ge-wen, REN Wen-wei, GAN Chun-quan

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054)

Abstract It is important for 3D Reconstruction of SEM of metal fatigued fracture to study on material fracture which makes quantitatively analysis of the fracture more accurately. As the faultage of metal has excellent fractal characteristic, a new method of calculating SFS (shape from shading) based on neural network model has been proposed and applied to reconstruct the 3D morphology for single SEM of metal fatigued fracture. The experimental results show that the algorithm is effective for the 3D reconstruction of the coarse surface with unknown light direction.

Keywords metal faultage, neural network, 3D reconstruction, SEM

1 引言

从明暗恢复形状就是利用图像中的明暗变化与物体平面特征的对应关系来恢复物体表面。此方法是 Horn 最先提出的^[1],之后,许多学者根据这个思想提出了自己的算法^[2-5]。由于这些算法为避免解的任意性添加了相应的平滑条件,其将造成重建后的图像过于平滑,因此对于非平面特征的复杂表面重建不太适用。文献[6,7]利用一组小的平面来逼近一个曲面,并提出一种基于有限元方法的 3 维物体表面重建算法,其对于表面粗糙的物体的 3 维重建有较好的效果。但是,以上算法都必须预先估计光源方向。

文献[8]采用神经网络的全局最优化算法,同时利用 BP 学习算法对网络输入层权值和隐含层权值进行

自适应修正,由于该方法消除了因无法确定光源方向等参数而引起的误差,因此不仅可有效地避免对光源方向的估计,而且对于未知光源方向的明暗信息的 3 维重建也具有良好的效果。其特点是将梯度作为输入信号,首先经过神经网络计算出与输入值相对应的亮度,代入能量误差方程式求得最小解,再利用梯度与高度的关系,反复迭代得到 3 维物体表面高度。本文对文献[8]的模型进行了修改,提出一种新模型。该模型首先直接将表面高度作为神经网络输入信号,然后通过求解代价函数最小解得到高度 z 的迭代修正式,再经迭代即可得到物体表面的 3 维形貌。同时,为了克服文献[8]方法重建的图像过于平滑的缺点,根据金属断口表面具有的分形特征^[9],本模型参考文献[7]中的分形约束条件,提出了高度连续约束条件用于图像重建。结果表明,其对于未知光源方向的粗糙表面的 3

基金项目:四川省杰出青年学科带头人培养基金资助项目(03ZQ026-051)

收稿日期:2005-01-13;改回日期:2005-10-25

第一作者简介:康戈文(1967~),男,1996年获得重庆大学博士学位,现在成都电子科技大学从事博士后研究。电子科技大学自动化学院控制科学与工程系主任,副教授。主要研究方向为机器视觉、机电一体化。E-mail:kgw@uestc.edu.cn

维重建具有较大的理论价值和实用价值。

2 神经网络的反射模型

由于神经网络有着相当强的自适应处理和函数跟踪能力,因此非常适合处理缺损参数(如光源方向)的函数逼近问题。

由于从明暗恢复形状是在不知道光源方向和不知道物体表面梯度的情况下进行的,这正是一个缺损参数的函数逼近问题,据此,本文采用有一个隐含层的 3 层前向神经网络反射模型来实现重建的算法,网络结构为 3-10-1(如图 1 所示)。

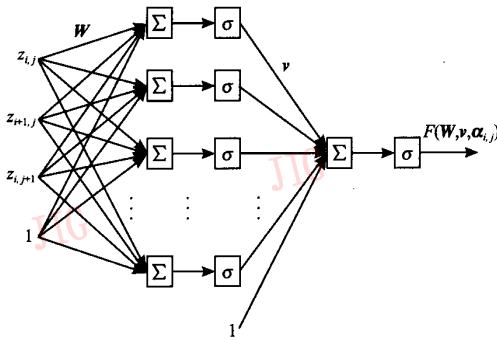


图 1 神经网络的结构

Fig.1 Framework of neural network

图 1 中 $F(W, v; \alpha_{i,j})$ 表示神经网络在图像的 (i, j) 点处的输出,其表达式为

$$F(W, v; \alpha_{i,j}) = \sigma \left(v_k \sum_{k=1}^N (w_k \alpha_{i,j} + \theta_k) + \theta_2 \right) \quad (1)$$

式中, $\sigma(x)$ 为激励函数

$$\sigma(x) = 1 / (1 + \exp(-x)) \quad (2)$$

$\alpha_{i,j} = (z_{i,j}, z_{i+1,j}, z_{i,j+1})^T$ 为网络的输入层向量

$W = (w_1, \dots, w_N)^T$ 为输入至隐藏层结点的权矩阵;

$v = (v_1, \dots, v_N, \theta)$ 为隐藏层结点至输出层结点的权向量。

3 基于神经网络的从明暗恢复形状算法

传统算法在解决未知光源方向的从明暗恢复形状问题时,需要先估计光源方向^[1-7],如果估计方向有较大误差,则重建误差将很大。Cho 提出利用基于神经网络的从明暗恢复形状的算法^[8]虽可以无需估计光源方向,但该算法采用的平滑约束条件不适合金属断口等表面粗糙物体的 3 维重建,本文提出以高度

连续测度 $\iint_{\Omega} \left(\left(\frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy$ 来代替梯度平滑测

度 $\iint_{\Omega} \left(\left(\frac{\partial p}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial p}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial q}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial q}{\partial y} \right)^2 \right) dx dy$, 则神经网络代

价函数为

$$E_{\text{cost}} = \iint_{\Omega} \left((I(x, y) - F(W, v, \alpha_{i,j}))^2 + \lambda \left(\left(\frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \right) \right) dx dy \quad (3)$$

式中, $I(x, y)$ 表示图像中像素 (x, y) 的亮度, λ 表示平滑系数, Ω 表示整个图像区域。

本算法利用神经网络全局 BP 学习算法来对网络的输入层权值和隐含层权值进行修正:

$$V^{(n+1)} = \left(\sum_{i,j \in \Omega} (\Phi_{i,j} \Phi_{i,j}^T) \right)^{-1} \left(\sum_{i,j \in \Omega} (\sigma^{-1}(I_{i,j}) \Phi_{i,j}^T) \right) \quad (4)$$

$$w_k^{(n+1)} = w_k^{(n)} + \left(-\eta \frac{\partial E_{\text{cost}}}{\partial w_k^{(n)}} + \nabla E_{\text{penalty}} \right) \quad (5)$$

$\Phi_{i,j}$ 表示神经网络的隐含层在图像像素点 (i, j) 处的输出向量,其数学表示为 $\Phi_{i,j} = (\sigma(w_1 \alpha_{i,j}), \sigma(w_2 \alpha_{i,j}), \dots, \sigma(w_N \alpha_{i,j}), 1)^T$, $\Phi_{i,j}^T$ 是向量 $\Phi_{i,j}$ 的转置, $\sigma^{-1}(\cdot)$ 表示 $\sigma(\cdot)$ 的反函数, η 是学习效率, η 一般选取在 0.01 ~ 0.05 之间,若 η 选得过大,则神经网络的训练过程将发生振荡, η 选得过小,训练过程的收敛又很慢, $\nabla E_{\text{penalty}}$ 为惩罚项。其中 \hat{w}_k 是使得代价函数 E_{cost} 陷入局部最小的不理想权值

$$\nabla E_{\text{penalty}} = -\frac{2}{\mu} |w_k(n-1) - \hat{w}_k| \cdot$$

$$\exp \left(-\frac{(w_k(n-1) - \hat{w}_k)^T (w_k(n-1) - \hat{w}_k)}{\mu^2} \right) \quad (6)$$

神经网络的神经元激励函数为 $\sigma(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$,由其形式可知, $\sigma(\cdot)$ 为可逆函数,隐含层权值的修正利用神经网络的理想输出值,即通过图像亮度与隐含层输出之间加权和的关系,在全局的范围内求出新的隐含层权值,输入层权值的修正利用输入层权值的变化对神经网络代价函数 E_{cost} 的影响来修正权值,这种修正是为了使代价函数按数值不断减小的方向发展,即按负导方向来修正输入层权值,而处罚项的加入则是为了使神经网络训练过程不会陷入代价函数的局部最小值,以便让整个训练过程向全局最优化方向发展, μ 表示惩罚权重。这种神经网络全局 BP 学习算法具有收敛速度快和不陷入局部最小值的优点。

同样,高度值的修正也是遵循通过修正使代价

函数的值达到最小的原则。修正时,首先,对代价函数 E_{cost} 求高度 z 的偏导,并使偏导值等于零,即令

$$\frac{\partial E_{\text{cost}}}{\partial z_{i,j}^{(n)}} = 0 \quad (7)$$

然后求出的高度值 z 就是代价函数曲面驻点处的高度值,再通过式(3)进行求导可得

$$(I - F)F_z + \lambda \nabla^2 z = 0 \quad (8)$$

式中, ∇^2 表示 Laplacian 算子,

$$\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (9)$$

将 $\nabla^2 z$ 离散化表示为

$$\nabla^2 z_{i,j} = (z_{i,j+1} + z_{i+1,j} + z_{i,j-1} + z_{i-1,j}) - 4z_{i,j} \quad (10)$$

将式(10)代入式(8)中,即形成以下高度 z 的迭代修正式,其中,

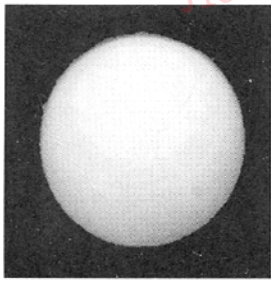
$$z_{i,j}^{(k+1)} = \overline{z_{i,j}^{(k)}} + \frac{1}{4\lambda} (I_{i,j} - F(\mathbf{W}, \mathbf{v}, \alpha_{i,j}^{(k)})) \frac{\partial F(\mathbf{W}, \mathbf{v}, \alpha_{i,j}^{(k)})}{\partial z} \quad (11)$$

$$\overline{z_{i,j}} = \frac{1}{4} \times (z_{i,j+1} + z_{i+1,j} + z_{i,j-1} + z_{i-1,j}) \quad (12)$$

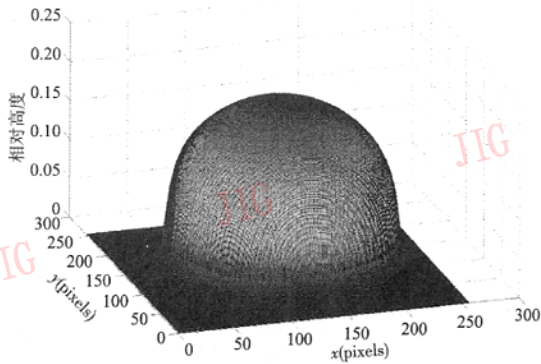
整个算法在代价函数值小于预设阈值后停止。算法中, z 的初值预设为 0,而 \mathbf{W} 和 \mathbf{v} 的初值则设为 $-1 \sim +1$ 之间的随机值。

4 实验结果及分析

为了验证本来算法的效果,首先,利用采集到的乒乓球真实图像来重建 3 维特征,并与实际物体相比较,以验证本文所提出算法的正确性,之后,再利用本文提出的算法分别对高倍电镜图像和低倍电镜图像进行 3 维重建。为了保证重建精度,在进行重建之前还需对实际图像进行预处理,即将彩色图像转化为灰度图像,并去除暗点、亮点和使灰度均衡等。实验结果如图 2 ~ 图 4 所示。



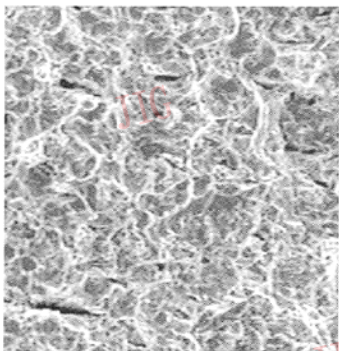
(a) 原始的 2 维图像



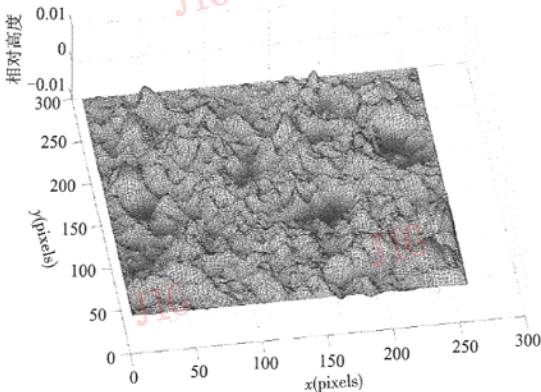
(b) 利用本文算法的重建结果

图 2 乒乓球图片及利用本文算法的重建结果

Fig. 2 The reconstructed 3D morphology of ping-pong by the new method



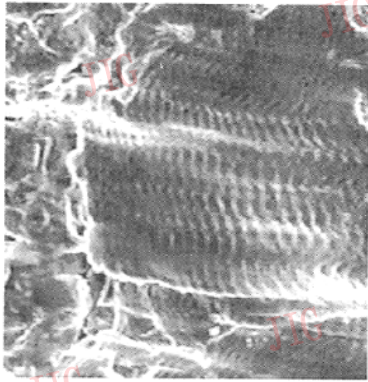
(a) 原始的低倍(400xD)SEM 电镜照片



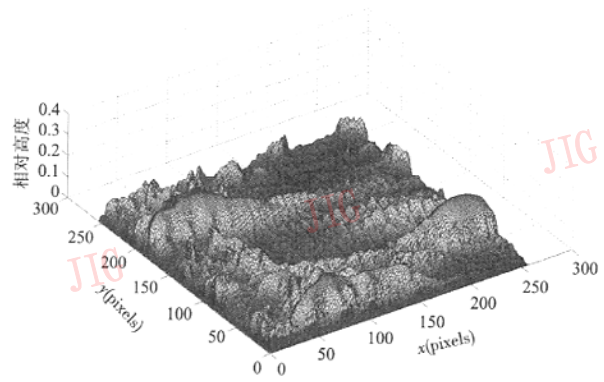
(b) 利用本文算法的重建结果

图 3 锆-4 合金低周疲劳断口低倍(400xD)电镜图像及利用本文算法的重建结果

Fig. 3 The reconstructed 3D morphology for single SEM(400xD) image of Zircaloy-4 fatigued fracture



(a) 原始的高倍(5000xD)SEM电镜照片



(b) 利用本文算法的重建结果

图4 锆-4合金低周疲劳断口高倍(5000xD)电镜照片及利用本文算法的重建结果

Fig. 4 The reconstructed 3D morphology for single SEM (5000xD) image of Zircaloy-4 fatigued fracture

5 结论

本文提出了一种以高度 z 连续为约束条件的基于神经网络的3维重建模型及相应算法。并用此模型分别对锆-4合金低周疲劳断口的高倍、低倍单幅电镜图像进行了3维重建,实验结果证明,该算法能比较真实地恢复断口表面的3维形貌。

参考文献 (References)

- Horn B K P. Height and gradient from shading [J]. International Journal of Computer Vision, 1990, 5(1): 37~75.
- Wei G Q, Hirzinger G. Learning shape from shading by a multiplayer network [J], IEEE Transactions on Neural Networks, 1996, 7(4): 985~995.
- Zheng Qin-fen, Chellappa Rama. Estimation of illuminant direction, albedo, and shape from shading [J]. IEEE Transactions on. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(7): 680~703.
- Pentland A. Shape information from shading: A theory about human perception [A]. In: Proceedings of second International Conference on Computer Vision [C], Tampa, Florida, USA, 1988: 404~413.
- Liao Yi, Zhao Rong-chun. Analysis and evaluation of several typical SFS algorithms [J]. Journal of Image and Graphics, 2001, 6A(10): 953~961. [廖熠, 赵荣椿. 从明暗恢复形状(SFS)的几类典型算法分析与评价 [J]. 中国图象图形学报, 2001, 6A(10): 953~961.]
- Lee Kyoung Mu, Kuo C C. Jay, Shape from shading with a linear triangular element surface model [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(8): 815~822.
- Liao Yi, Zhao Rong-chun. A fractal constraint method in shape from shading problems [J]. Signal Processing, 2001, 17(6): 521~527. [廖熠, 赵荣椿. 从明暗恢复形状问题中的一种分形约束方法探讨 [J]. 信号处理, 2001, 17(6): 521~527.]
- Cho S Y. Chow W S. Shape recovery from shading by a new neural-based reflectance model [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(6): 1536~1541
- Long Qi-wei. Fractals and Complexity in Metals [M]. Shanghai: Shanghai Scientific and Technical Publishers, 1999. [龙期威. 金属中的分形与复杂性 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1999.]