

基于神经网络的三维宽场显微图像复原研究*

陈 华^{1,2} 金伟其¹ 张 楠¹ 石俊生¹ 王 霞¹

(1 北京理工大学 信息科学技术学院光电工程系, 北京 100081)

(2 广西大学计算机与电子信息学院, 广西南宁 530004)

摘 要 提出一种利用 BP 神经网络进行三维宽场显微图像复原的非线性映射方法, 将三维图像转化为二维图像进行处理, 利用神经网络的学习能力, 通过训练, 建立含有散焦信息的二维模糊图像与二维清晰图像之间的映射关系, 然后对切片堆叠进行逐幅复原, 从而实现显微图像的三维复原. 得到的复原图像在视觉上和定量分析上都获得了很好的效果. 由于采用小规模神经网络, 训练时间短, 计算量小, 使实时复原成为可能.

关键词 图像复原; 神经网络; 三维宽场显微图像; 非线性映射

中图分类号 TN911.73 **文献标识码** A

0 引言

生物宽场光学显微镜在对厚样本生物组织成像过程中, 散焦面的光信息会对焦面图像进行干扰, 每一幅焦面图像除了含有焦面信息外, 还含有其它散焦面的信息, 造成图像模糊, 分辨力下降. 去除散焦信息的干扰, 对三维宽场显微图像进行复原有多种方法, 如邻域法、逆滤波法、维纳滤波法、正则最小平方方法、Thikonv 法等线性方法, Jansson-Van Citter (JVC) 法、最大似然估计法等迭代法^[1]. 邻域法计算速度快, 但信噪比及准确度都较低; 线性方法计算速度较快, 但效果较差; 迭代法复原效果较精确, 但速度慢. 近年来神经网络的应用日趋广泛^[2,3], 其中在图像处理方面的应用十分活跃, 其所具有的非线性映射特性^[4], 适于非线性问题的图像处理. 本文研究 BP (Back Propagation) 神经网络用于三维宽场显微图像的复原处理算法.

1 基于 BP 神经网络的三维宽场显微图像复原

1.1 BP 神经网络

BP 网络是一种多层前向神经网络, 其特点在于权值调整采用反向传播 (BP) 的学习算法, 学习过程由正向和反向传播两部分组成. 在正向传播中, 如果输出层不能得到期望的输出, 说明实际输出值有误差, 随即转入反向传播, 将误差信号沿原连接通路返回, 修改各层神经元权值, 再进行正向传播过程. 两个过程反复运用, 直到误差达到期望的要求. 通过反复学习和训练, BP 网络即具有相应的能力, 可完成各种不同的信息处理工作.

1.2 图像的神经网络集合映射

设物 $f(x, y)$ 经过光学系统得到图像 $g(x, y)$,

其退化模型为

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

式中 $h(x, y)$ 是系统点扩散函数 PSF (Point Spread Function), $n(x, y)$ 为加性噪音. 通常的图像复原是根据式 (1) 退化模型, 从给定的退化图像 $g(x, y)$ 得到复原估计图像 $\hat{f}(x, y)$ 的反向处理过程. BP 网络可以利用映射训练样本, 实现从 n 维欧氏空间 R^n 的一个子集 A 到 m 维欧氏空间 R^m 的一个子集 $\phi[A]$ 的映射, 即 $A \in R^n \rightarrow R^m$ ^[5]. 本文设 $\hat{f}(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 为估计图像集和退化图像集, 利用 BP 网络非线性映射特性, 建立 $\hat{f}(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 的映射关系 ϕ , 使

$$\hat{f}_i = \phi(g_i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

实现图像复原. 映射关系的建立不需要知道图像退化的具体模型, 只需通过学习和训练实现.

1.3 集合映射在三维显微图像复原中的应用

三维显微图像的分析常采用光学切片方法^[6], 即沿着光轴 Z 逐个间隔 Δz 移动样本从焦平面通过, 得到一系列二维图像, 即光学切片堆叠 (如图 1). 每一幅光学切片 $g(x, y, z')$ 都包含对应焦平面和一

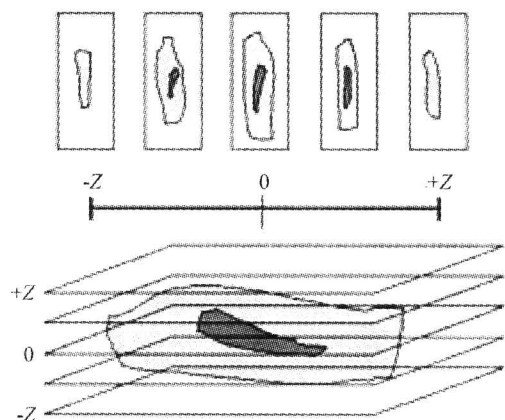


图 1 三维样本光学切片
Fig. 1 Optical sections of a 3D sample

* 高等学校博士学科点专项科研基金 (20020007006) 资助项目
Tel: 010-68912569 Email: chenhua_cn@xinhuanet.com
收稿日期: 2005-01-18

系列散焦面的信息,尤其是邻近散焦像面的信息

$$g(x, y, z') = \sum_{i=1}^N f(x, y, i\Delta z) * h(x, y, z' - i\Delta z) \Delta z \quad (3)$$

式中, $h(x, y, z' - i\Delta z)$ 为散焦量 $z' - i\Delta z$ 的 PSF, N 为切片数.

因此三维显微图像复原处理不但要考虑焦平面 PSF 的影响,还要考虑不同散焦量 PSF 的影响. 传统复原方法通常对切片堆叠作三维总体处理,难以单独对一幅二维切片图像进行理想的复原. Miller J. P. 等人曾用神经网络对激光扫描共焦三维显微图像作去模糊处理,也是通过计算三维 PSF,对切片堆叠作三维处理^[7].

利用神经网络集合映射特性对三维显微图像复原,采用对二维切片复原的方法. 作法是:首先寻找若干(2~3)切片图及其相应的清晰原图,切片图作为网络的输入图像,清晰原图作为目标图像. 这些输入图像是在与待复原切片同一种情况下产生的(如在同一个物镜下以同一种成像波长得到的切片). 目标图像可以通过模拟,或者使用虽然耗时但复原精确的算法进行复原得到. 可以认为目标图像中每一个像素值只与输入图像相应像素及其邻域(例如 5×5 邻域)像素有关. 于是,按文献[8]的方法,采用 5×5 模板并以模板中心为采样定位原点对输入图像进行隔点 5×5 采样,得到的一系列 5×5 子图,每一个子图对应目标图像相应的一个像素点. 然后将得到的子图制作成输入矩阵. 同时对目标图像进行相应像素点的点采样,并制作成目标矩阵. 之后将输入矩阵输入到 BP 神经网络,网络在其输出与目标矩阵的不断比较修正中进行学习训练,从而建立起输入图像和目标图像一一对应的输入/输出映射关系. 最后以同样的采样方法用 5×5 模板对

待复原切片进行逐点 5×5 采样,并将得到的一系列 5×5 子图制作成复原矩阵,然后输入到训练好的 BP 网络进行处理,映射输出的像素点形成的图像即是所需的复原图像,从而实现二维切片复原,进而对切片堆叠图像逐幅进行复原,以实现显微图像的三维复原.

2 实验及结果

2.1 创建输入矩阵和目标矩阵

用 5×5 模板对输入图像 (100×100 、256 灰度级)进行均匀隔点(隔 2 行 2 列)的 5×5 采样(如图 2),得到 2048 幅 5×5 子图,然后将这些子图制作成一个 25×2048 的输入矩阵. 同时对目标图像相应像素点进行点采样,并制作成一个 1×2048 的目标矩阵,用于网络的学习训练.

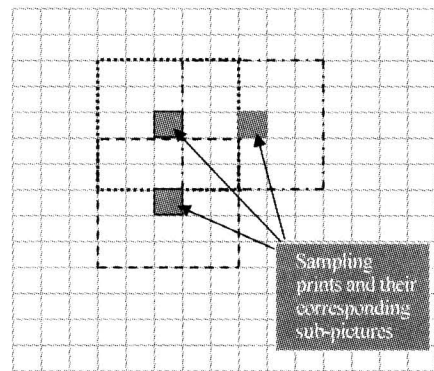


图 2 5×5 子图采样

Fig. 2 Sample of 5×5 sub-pictures

2.2 建立 BP 网络

输入层有 25 个输入元,隐层 1 神经元为 15 个,隐层 2 神经元为 7 个,隐层传输函数为 log-S 型函数;输出层神经元为 1 个,传输函数为线性函数. 网络结构图如图 3.

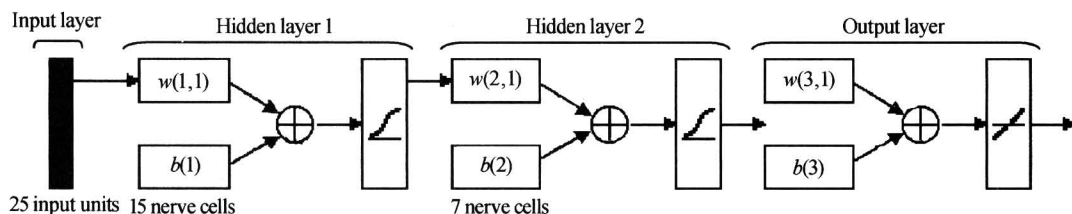


图 3 四层 BP 网络结构图

Fig. 3 Schematic diagram of 4 layer BP network structure

2.3 学习训练

学习训练使用 Levenberg-Marquardt 优化方法,该方法需要较大的存储容量,但学习时间短,收敛快,误差小. 将输入矩阵和目标矩阵输入到 BP 网络进行循环训练,训练次数为 100 次,此时网络收敛到误差(网络均方根 RMS:网络实际输出与期望输出之均方根^[9]) 6.5×10^{-4} 以下.

2.4 图像复原

用 5×5 模板对复原模拟切片 (100×100 、256 灰度级)进行逐点(逐行逐列) 5×5 采样,得到 9216 幅 5×5 子图,并制作成一个 25×9216 的复原矩阵,然后输入到训练好的 BP 网络进行处理并映射输出. 图 4(c) 为图 4(b) 切片 1 的复原图像,图 4(a) 为原图. 图 4(f) 为以同样的方法对图 4(e) 切片 2 的复原图

像,图 4(d)为原图.从图可看出:虽然复原图像(c)、(f)与原图像(a)、(d)尚有一定的差距,但相对应的切片图像(b)、(e),复原图像的清晰度得到明显的改善.图 5 给出了切片 1 各图像(图 4(a)、(b)

和(c))的频谱以及频谱相关图.可以看出:复原图像频谱的高频成分得到较大的恢复,复原图像与原图像的相关程度明显大于切片图像与原图像的相关程度.

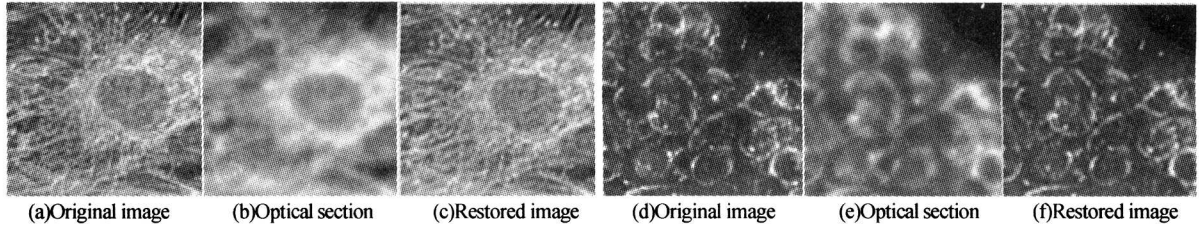
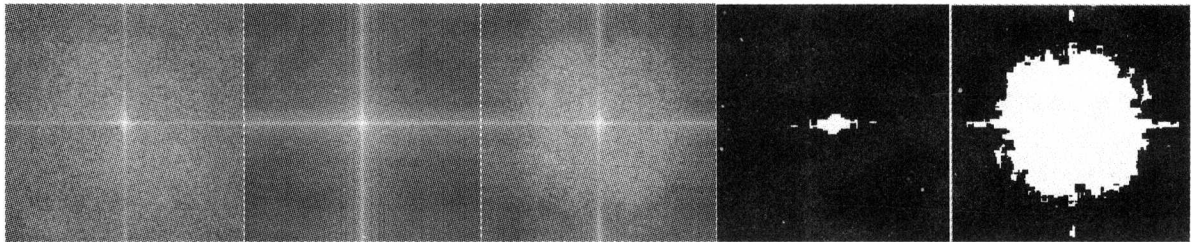


图 4 模拟切片复原图像

Fig. 4 Restored images of the simulated optical sections



(a)Spectrum of the original image; (b)Spectrum of the simulated optical section; (c)Spectrum of the restored image; (d)Spectral correlation coefficient diagram between section and original image; (e)Spectral correlation coefficient diagram between restored image and original image

图 5 切片 1 复原图像频谱及相关图(阈值相关系数取 0.9)

Fig. 5 The spectrum and correlation coefficient diagram of the restored image of No. 1 section (correlation coefficient threshold: 0.9)

为了进一步考证算法的有效性,采用同样的 BP 网络参量对实际切片进行复原处理(如图 6(c)),并用 MATLAB 对实际切片进行对比度增强处理(如图 6(b)).可看出,图 6(c)复原效果明显好于图 6(b).

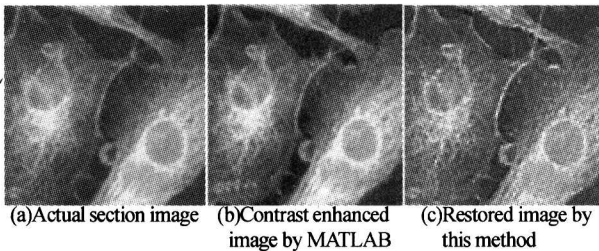


图 6 实际切片复原结果

Fig. 6 The restoration result of actual section

2.5 定量评价

为了定量评价复原效果,采用均方差(MSE)和平均绝对差(MAE)对图像($N \times N$)进行评价

$$MSE = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N (\hat{f}_{kl} - f_{kl})^2 \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N |\hat{f}_{kl} - f_{kl}| \quad (5)$$

MSE 和 MAE 的值越小说明图像越接近于原图像.表 1 为采用 MSE 和 MAE 对两个切片及其复原图像评价的比较.从表可见,两个复原图像的 MSE 和 MAE 之值,均明显小于其相应的切片图像,说明复原效果明显.

表 1 复原图像与切片图像的比较

图像名称	MSE		MAE	
	复原图像	切片图像	复原图像	切片图像
切片 1	0.0023	0.0101	0.0374	0.0794
切片 2	0.0012	0.0136	0.0251	0.0829

3 讨论

1) 在对输入图像采样 5×5 子图时,没有逐点而是均匀地隔点(隔 2 列 2 行)采样,从而使子图数量减少为 $1/9$,不仅减少了训练量,也大大降低了对计算机内存的需求,并且基本未影响建立神经网络的映射关系.

2) 由于采用的 BP 网络规模较小,使得训练时间大为减少,训练时间只有 3 分钟左右(P4 CPU,内存 512M, MATLAB 环境运行),而复原时间不到 1 秒钟,但复原效果经过测试并未降低.

需要说明:①训练中采用的图像,其生物样本的组织结构与作复原处理图像应接近,才能获得更好的效果,所以在实际应用软件中,应同时具备若干针对对不同样本组织结构类型的网络;②曾使用几个不同规模的较大结构网络测试,但效果并不很好,训练时间却耗费很大.

4 结论

本文提出了一种采用 BP 神经网络对三维宽场

显微图像复原的方法。利用神经网络的学习能力,建立受散焦信息干扰形成的模糊图像与清晰图像之间的映射关系,从而实现三维显微图像的复原。实验结果表明,该方法获得了很好的复原效果。由于采用小规模神经网络,计算量小,训练和复原时间短,使实时复原成为可能。

参考文献

- McNally J G, Karpova T, Cooper J, *et al.* Three-dimensional imaging by deconvolution microscopy. *Methods*, 1999, (19): 373~385
- 李九生, 鲍振武, 金杰. 半导体激光器的噪音特性神经网络仿真. *光子学报*, 2005, **34**(2): 195~198
Li J S, Bao Z W, Jin J. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(2): 195~198
- 李代林, 王向朝, 刘英明. 基于人工神经网络的大量程光纤实时距离干涉测量仪. *光子学报*, 2005, **34**(6): 865~868
Li D L, Wang X Z, Liu Y M. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(6): 865~868
- 胡上序, 程翼宇. 人工神经元计算导论. 北京: 科学出版社, 1994
Hu S X, Cheng Y Y. *Artificial Neural Networks Introduction*. Beijing: Publishing Company of Science, 1994
- 程相君, 王春宁, 陈生潭. 神经网络原理及其应用. 北京: 国防工业出版社, 1995. 77
- Cheng X J, Wang C N, Chen S T. *Neural Networks Principia and Application*. Beijing: Publishing Company of National Defence Industry, 1995. 77
- Kenneth R C. 数字图像处理. 北京: 电子工业出版社, 2002. 471~474
Kenneth R C. *Digital Image Processing*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002. 471~474
- Miller J P, Roska T, Sziranyi T, *et al.* Deblurring of images by cellular neural networks with Applications to Microscopy. CNNA-94 Third IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications. Rome, 1994: 237~242
- Sivakumar K, Desai U B. Image restoration using a multilayer perceptron with a multilevel sigmoidal function. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1993, **41**(5): 2018~2022
- 党建武. 神经网络技术及应用. 北京: 中国铁道出版社, 2000. 28
Dang J W. *Neural Networks Technology and Application*. Beijing: Publishing Company of railway of China, 2000. 28
- Su Binghua, Jin Weiqi. POCS MPMAP based super resolution image restoration. *Acta Photonica Sinica*, 2003, **32**(4): 502~504

A Restoration Method for 3D Image of the Wide-field Microscope Based on the Network

Chen Hua^{1,2}, Jin Weiqi¹, Zhang Nan¹, Shi Jinsheng¹, Wang Xia¹

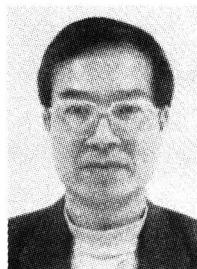
1 Dept of Optical Engineering, School of Information Science & Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081

2 School of Computer and Electronics and Information, Guangxi University, Nanning, Guangxi 530004

Received date: 2005-01-18

Abstract The restoration for 3D (three dimensions) image of wide-field microscope needs to process very large data size, and it spend much time. In this paper, a new method is proposed for 3D image restoration of wide-field microscope based on the BP neural network. The initial step of the method is to transform a 3D image into a series of 2D images. Then, the mapping relationship between the 2D blurring image with defocusing message and 2D clear image is established by training the BP neural network, which has a high ability of learning. Following, every 2D section image of the stack is restored in succession. As a result, the restoration of 3D image of wide-field microscope is achieved. Extensive tests demonstrate that this method has a satisfying restoration effect both in visual impression and quantitative analysis. For adopting small dimensional neural network, the training time is little, and the operational amount is small. Thus, it is possible to realize the real time restoration.

Keywords Image restoration; Neural network; 3D wide-field microscope image; Non-linearity mapping



Chen Hua was born in 1958, in Guangxi, China. Now he is a Ph. D. candidate in Beijing Institute of Technology. He graduated from Optical Engineering in Beijing Institute of Technology and received the B. S. degree in 1982. He is specialized in photoelectric imaging technology and digital image processing.