

基于插值的共焦显微镜非线性畸变失真图像校正

鲍雪晶¹, 戴仕杰¹, 郭澄¹, 吕寿丹², 沈成¹, 刘正君¹

- (1. 哈尔滨工业大学 自动化测试与控制系, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 哈尔滨工业大学 微纳米技术研究中心, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:通过分析共焦显微镜在成像过程中因光学元件等位置偏差造成会聚焦点与针孔位置发生偏差而出现的图像畸变现象, 提出一种位置校正函数进行插值运算对非线性畸变失真图像进行校正和复原。应用基于机器学习的卷积神经网络技术提高位置校正后退化图像质量, 在对单幅图像进行训练时, 采用 5 层卷积和下采样加入池化层以降低网络参数的数量级。结果表明池化层可显著提高运算速度, 同时使图片的清晰度得到显著提升。

关键词: 共焦显微镜; 插值; 形变; 图像增强

中图分类号: TN911.74 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA201746.1103006

Nonlinear distortion image correction from confocal microscope based on interpolation

Bao Xuejing¹, Dai Shijie¹, Guo Cheng¹, Lv Shoudan², Shen Cheng¹, Liu Zhengjun¹

- (1. Department of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
2. Micro and Nanotechnology Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Through the analysis of confocal microscope in the imaging process caused by the position, such as optical hardware deviation converge and pinhole position deviation occurring in image distortion phenomenon, a position correction function into interpolation algorithm was proposed for nonlinear distortion image correction and rehabilitation. The convolution neural network based on machine learning technology was applied to improve the quality of image position correction after degradation when training a single image. The five layers of convolution and down sampling to join pooling layer were employed to reduce the order of magnitude in network parameters. The results show that the pooling layer can improve the operation speed significantly and improve the sharpness of the image.

Key words: confocal microscope; interpolation; deformation; image enhancement

收稿日期: 2017-10-10; 修订日期: 2017-11-20

基金项目: 国家自然科学基金(61575053)

作者简介: 鲍雪晶(1982-), 女, 博士生, 主要从事超分辨成像技术方面的研究。Email: srfft720@163.com

通信作者: 刘正君(1979-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事光学图像处理、衍射成像、特殊光束模式等方面的研究。

Email: zjliu@hit.edu.cn

0 引言

共焦显微镜成像因具有高对比度、高横向分辨率、高轴向分辨率等特征而备受关注,但由于受光本身衍射极限特性的限制以及光学硬件在使用过程中的故障问题,如会聚焦点与针孔位置发生偏差现象,通过共焦显微镜得到的图像会出现像差而出现失真现象。有关共焦显微镜主要有桶型和枕形校正。解决的方法多通过算法校正,改变失真图像中的各像素位置以重新得到像素间原来应有的位置关系。对于灰度图像,除了考虑位置关系还要考虑灰度关系,即同时需要进行灰度校正以复原本来的像素值。卷积神经网络 CNN(Convolutional Neural Network)模型^[1]近几年多被成功运用在图像分割,物体识别等机器视觉领域中。与传统稀疏编码不同,该模型通过建立低分辨率到高分辨率图像之间的端对端映射,搭建以隐含层自动学习代替字典建模操作的神经网络模型,可大幅提升重建精度与运行速度。为了进一步深入对低质量图像的复原研究,隐含层的结构改造^[2]成为近来改善网络性能的主要策略。Lu 等^[3]提出基于深度卷积神经网络的局部线性重构人脸图像增强,是一种快速的监督分类算法,采用训练集中的向量数据重构测试数据,实现低噪环境的人脸识别图像变清晰。Kuang 等^[4]采用深度学习的方法对红外图像进行语义分割,实现图像的像素级分类,用较高的预测精度获得更多红外图像中景物的形状、种类、位置分布等信息,实现红外场景的语义理解。

文中针对实际共焦显微系统出现非线性形变失真现象,研究其形变校正和后续图像增强处理问题,以期高质量恢复图像失真,实现非线性形变失真图像的数字化校正目的。借鉴深度卷积网络的视觉识别算法的网络模型,这里采用 5 层卷积神经网络,将下采样加入池化层以减少参数数目实现调整卷积核大小,完成对训练速度进行改善。理论分析和实验结果表明,使用改进 CNN 算法对插值校正后的图像处理可取得更优的图像增强效果。

1 基本原理

1.1 共焦显微镜图像畸变原因分析

共焦显微镜图像畸变失真产生的主要原因有:

光学系统本身的衍射极限特性以及来自共焦显微镜硬件使用过程中的出现的位置故障(如会聚焦点与针孔位置发生偏差)。首先分析出现非线性畸变的成像模型。

1.1.1 光学系统本身衍射极限产生的图像失真

光学共焦显微系统出现图像退化的原因可以等效归结为没有理想的冲激响应函数。一般情况下,光学系统的点扩展函数包括图像的所有退化图像的不定因素,可以用 $h(x,y)$ 表示。设原图像为 $f(x,y)$,目标图像经过共焦显微系统得到图像为 $r(x,y)$,则成像过程可表示为^[5]:

$$r(x,y) = \iint f(\alpha,\beta)h(x-\alpha,y-\beta)d\alpha d\beta \quad (1)$$

在理想情况下,成像系统的冲激响应接近二 δ 维函数。而实际系统常因某些未知缘由而使得冲激响应偏离实际情况,甚至出现严重的几何失真。影响光学系统或成像系统的点扩展函数的因素很多,一般情况下可把点扩展函数近似等效为高斯退化模型^[6]。存在失真的冲激响应函数用公式表示为:

$$h'(x,y) = \begin{cases} K \exp[-\alpha(x^2 + y^2)], & \text{if } (x,y) \in C \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中: K 为归一化常数; α 为一个常数; C 为 $h(x,y)$ 的有效域。

但实际的共焦显微光学系统与理想光学系统并不相符,即不具有理想的脉冲响应函数。通过显微镜最终得到的将是退化图像,其表达式为:

$$r'(x,y) = \iint f(\alpha,\beta)h'(x-\alpha,y-\beta)d\alpha d\beta \quad (3)$$

式中: $r'(x,y)$ 为共焦显微失真后的图像。

图 1 是图像降质模型的产生装置,原理是采用共扼焦点技术成像的共焦显微镜,将被测样品及探

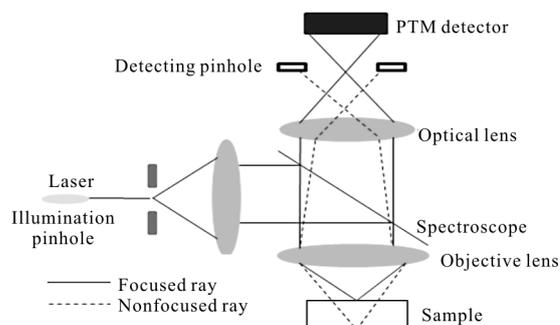


图 1 图像降质的模型产生

Fig.1 Image degradation model

测器处在彼此对应的共扼位置上, 激光光源发出的激光射入照明小孔, 光线经过双色反射镜反射后由显微物镜聚焦到样品中的某一点, 再由该点激发出来的荧光透过显微物镜, 透过双色反射镜聚焦到探测器表面前的小孔上, 由光电倍增管(PMT)探测收集, 并将信号采集输入到计算机进行成像从而完成焦面上的一点的成像。

光学系统脉冲响应函数 $h'(x,y)$ 产生光学像差、形变或图像降质, 而确定成像系统的退化模型是建立图像复原的关键。模型退化过程可用框图 2 表示, 其中图 2(a)为理想的图像产生过程, 图 2(b)为图像退化的产生过程。一般获取 h' 的函数形式极其困难, 文中将尝试使用插值方法恢复共焦显微镜生成的非线性形变失真图像, 实现图像形状校正从而达到像质增强的目的。

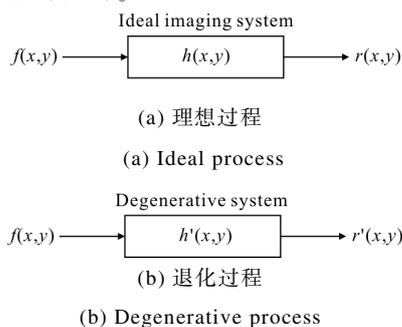


图 2 共焦显微镜成像数学模型

Fig.2 Mathematical model of confocal microscopy imaging

1.1.2 图像畸变成因

共焦显微镜在使用过程中的硬件问题, 多由于系统本身的机械结构出现位置偏差, 如会聚焦点与针孔位置发生偏差, 导致样本图像采集过程中发生畸变。图 3 为共焦显微镜的机械结构问题造成镜头发生偏差, 图 4 为共焦显微镜采样的楼梯样本图片, 在机械结构的偏差下出现畸变现象, 其中 a、b、c、d

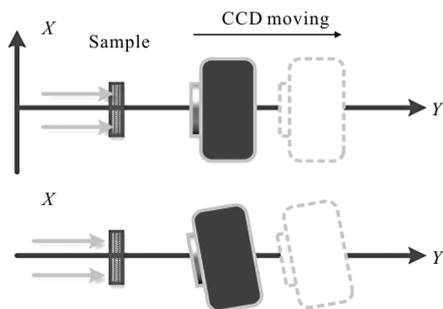


图 3 共焦显微镜机械结构偏差

Fig.3 Confocal microscopy mechanical structure deviation

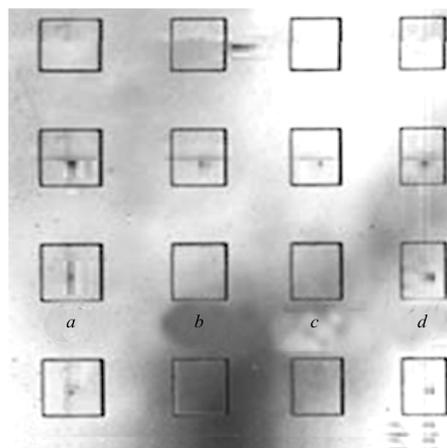


图 4 样本标定板在共焦显微镜成像中的畸变情况

Fig.4 Sample calibration board with distortion from confocal microscopy imaging

为从上至下第三行 4 个图像。正常情况下该标定板应是视场中的 16 个大小一样的正方形。然而通过共焦显微镜镜头得到的数据结果是截然不同的 4 列矩形, 从左往右, 图像在 X 方向上都出现了压缩形变, 图像由正方向, 因非线性形变而成为长方形。在 Y 轴方向上, 图像还是保持应有的尺寸不变。文中将对这种一维形变进行研究分析, 并给出相应的纠正方案与程序设计, 以期能达到对需要处理的图像先进行校正。

1.2 图像畸变校正分析

共焦显微镜图像采集是非常关键的步骤, 因为采集系统的稳定和精确与否, 将直接影响后续进行图像处理的难度。基于畸变图像的校正, 已有方法^[7]的步骤是: 首先计算畸变系数, 其次根据采集系统模型与采集系统参数利用 Levenberg-Marquardt 算法对畸变图像进行复原。

文中想要解决的问题是针对二维图像中一维伸缩形变, 使需要处理的图像恢复到原有形状, 以便能够进行接下来的增强运算。与参考文献[7]不同, 文中将探索一种较为简便的插值方法实现形状校正。图 4 中的图像畸变出现在横向, 选择图像采集系统中可能存在的单轴误差与畸变问题进行分析, 设计相应的程序对采集系统采集到的标定板图片进行图像畸变校正, 再将之后提取出来的图片通过基于深度卷积的网络进行图像增强, 得出复原后的图片。对 X-Y 方向取点, 根据图像的大小选择合适的采样距离, 因为图 4 的像素数目是 256x256, 文中考虑 4 倍放

大,选择插值后的图像范围是 1 024×1 024。

对单轴的失真问题进行的研究和分析,通过基于插值的共焦显微镜非线性图像运算,建立实现相应的 X-Y 方向的图像复原程序,针对不同的畸变程度选择改变参数,就可以实现畸变校正,还可以根据标定板的图像位置,将图像移动到图片中间位置。通过分析共焦显微图像的形状失真,构造了下面位置修正关系:

$$x' = x \times [b(1 - a \sin x) + c] \quad (4)$$

式中: a 、 b 、 c 是实常数。可以利用公式(4)对图像 X 方向失真进行校正,通过遍历参数可能取值以确定最近组合,经多次尝试, $a=0.09$, $b=1.06$, $c=0.3$, 这组系数将用于图 4 中的图像形变校正。

根据前面介绍的图像校正和恢复过程,设计出图 5 所示的图像校正流程,以实现图像复原。首先采用插值方法来进行图像校正,输出图像的大小选择是 1 024×1 024,图像进行 X 轴方向上的拉伸,拉伸不能过大,需要调试参数,否则图像本身会出现无法将需要看到的标定目标展示在图像中间的情况,所以还有平移的数据选择,可以将拉伸后的图像平移到输出图像区域的中间位置,再对复原过的图像进行深度神经网络 SRCNN 的图像增强,得出最后的清晰图像。

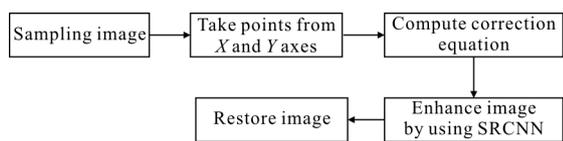


图 5 图像畸变校正程序流程图

Fig.5 Image distortion correction program flow chart

图像的畸变校正对于共焦显微镜的图像采集有一定的实际意义,在对物体的表面进行图像采集之前,可以将目标标定板放置在镜头下先进行标定板的采集。先用得出的一组图像帮助判断镜头是否出现了畸变。如果出现畸变,可以选择相对应的轴的复原方向以及得出合适的图像以后的平移方式,最后得到正确的标定板图像,复原方程系数以及平移范围就可以应用到之后采集到的样品表面图像的处理上,对硬件故障问题提前预检测,同时用算法进行校正,再将采集到的样品图像用设定的参数进行复原和平移处理,这样得出的样品图像就能还原成无畸变的图像,从而可以执行下一步的图像增

强操作。

取采样图像的任一行,对每一行的类正方形取它的宽和高,计算畸变失真图像和校正后的图像的宽高比,用来验证校正效果。通过计算得到数据如表 1 所示,其中 a 、 b 、 c 、 d 为失真图像的从上至下第 3 行 4 个图像。

表 1 图像畸变校正前的图像单元宽高比

Tab.1 Image width-height ratio before image distortion correction

Label	Width-height ratio
a	136/137=0.992
b	130/137=0.94
c	123/137=0.89
d	116/137=0.846

1.3 深度卷积神经网络图像增强

在图像校正中发现图像在经过畸变校正后会出现图像退化。针对这一现象,采用参考文献[8-11]中提到的卷积神经网络单幅图像增强的方法对退化图像进行复原。文中实验的计算机硬件配置是 CPU: Intel 酷睿 i5,内存:16G,显卡:GTX1070,电源:500 W。图像先采用双线性插值进行预处理并实现形状校正。使采样图像分辨率提高,卷积神经网络通过卷积模拟特征分区。局部特征图像与隐藏层神经元相连接,隐藏层中的所有神经元都检测在图像不同位置的同一特征,以隐含层的自动学习代替字典建模操作。卷积神经元每一个隐层的单元提取图像局部特征,将其映射成一个平面。特征映射函数采用 Sigmoid 函数^[12]作为卷积网络的激活函数,使得特征映射具有位移不变性,每个神经元与前一层的局部感知相连。该特征映射的权重称为共享权重,其偏差称为共享偏差。文中采用 5 层卷积,卷积后加入池化层,即下采样,目的是减少数据维数,降低了网络的复杂度,提高运算速度。

卷积神经网络在图像处理方面以其局部权值共享的特殊结构而具有绝对优势,其布局更接近于实际的生物神经网络,权值共享降低了网络的复杂性。如果将多维输入向量图像直接输入网络,可有效避免特征提取和分类过程中数据重建的复杂度^[13]。同时它通过结构重组和减少权值将特征提取功能融合

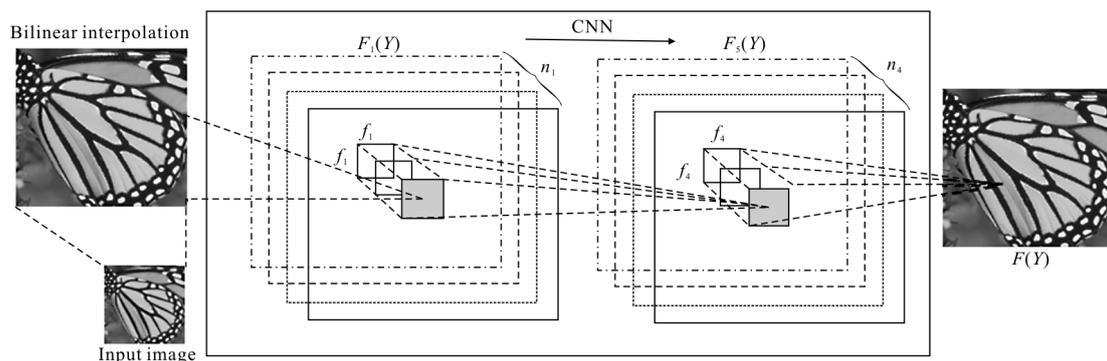


图 6 SRCNN let-5 的卷积网络

Fig.6 SRCNN let-5 convolution network

进多层感知器，直接处理灰度图片。图 6 是改进的 SRCNN 卷积网络模型。输入图像作为低分辨率输入，首先经过双线性插值进行上采样，预处理后放大成为 1 个高分辨的图像，在经过 5 层 CNN 产生高频图像。从第 1 层 $F_1(Y)$ 到第 5 层 $F_5(Y)$ 的多个输出被定义为特征点，每个特性映射都是前一层的过滤结果，最后一层 $F(Y)$ 为单通道输出。插值函数以隐式形式包含在前面的卷积层中，在计算中可以自动学习。下面通过公式来介绍从基础优化到网络优化的实现，卷积层的第一层操作作用 F_1 表示：

$$F_1(Y) = \max(0, W_1 \times Y + w_1) \quad (5)$$

$$W_1 = n \times f_1 \times f_1 \times m_1 \quad (6)$$

式中： f_1 和 m_1 分别为过滤器和偏差； n 为输入图像的通道数量； f_1 为滤波器的空间尺寸； m_1 为过滤器数量； w_1 为在图像上应用 m_1 个卷积结果，每个卷积都有一个核大小，输出由 m_1 个特征图组成。 W_1 是 m_1 维向量，其每个元素与过滤器相关联。根据参考文献[14]，对滤波器响应进行线性修正，修正函数为 $ReLU = \max(0, x)$ 。第 2 层到第 5 层的操作为：

$$F_2(Y) = \max(0, W_2 \times F_1(Y) + w_2) \quad (7)$$

$$F_3(Y) = \max(0, W_3 \times F_2(Y) + w_3) \quad (8)$$

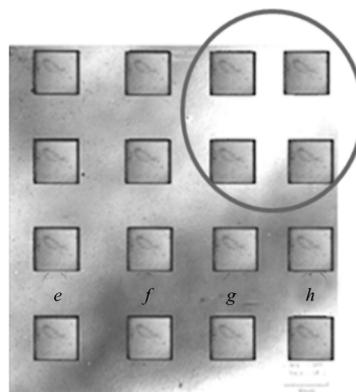
$$F_4(Y) = \max(0, W_4 \times F_3(Y) + w_4) \quad (9)$$

式中： W_2 的大小是 $n_1 \times f_2 \times f_2 \times n_2$ ； n_2 为第 2 层的映射，以此类推，最终得到的复原图像为 $F(Y) = \max(0, W_4 \times F_4(Y) + w_4)$ 。在文中，操作中使用 5 层的卷积神经网络，通过局部感知、共享权值和亚取样来保证图像对位移、缩放、扭曲的鲁棒性。改进的 SRCNN 不是在局部连接的神经元权值相同，而是在同一平面层的神经元权值相同，保证卷积图像具有相

同程度的位移、旋转不变性，且每个特征提取后又进行局部二次特征提取，这种特有的两次特征提取结构使得网络对输入样本有较高的畸变应变能力。

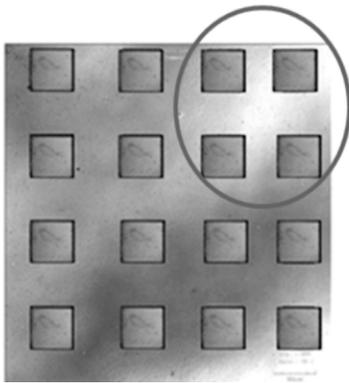
2 实验结果与分析

实验选用 Matlab 作为实验软件环境，同时安装 caffe 软件以执行深度学习算法。在 Matlab 环境下调试 caffe，利用改进的 SRCNN 算法实现图像增强目的。首先对共焦显微镜硬件问题带来的图像畸变问题采用插值方法进行校正，同时采用基于机器学习的深度卷积神经网络方法实现校正退化图像增强。校正过程通过标定样本，其中图像的颜色深度为 8 位，像素 256×256 的图像来验证图像增强，通过获得的峰值信噪比数据以及图 7 所示的结果，可以证明该方法是有用的。针对图 7(a)，计算了宽高比的恢复情况，其中 e, f, g, h 为校正后与图 4 对应的 4 个图像，相应数据如表 2 所示。



(a) 校正后退化图片

(a) Corrected degraded image



(b) SRCNN 图像增强

(b) Image enhanced by SRCNN

图 7 共焦显微楼梯图片的复原

Fig.7 Stairs image recovered by confocal microscopy

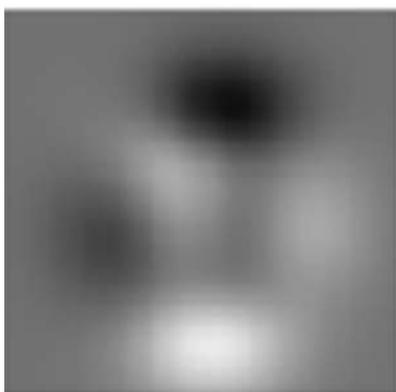
表 2 图像畸变校正后的图像单元宽高比

Tab.2 Image width-height ratio after image distortion correction

Label	Width-height ratio
a	136/137=0.992
b	137/137=1.000
c	137/137=1.000
d	137/137=1.000

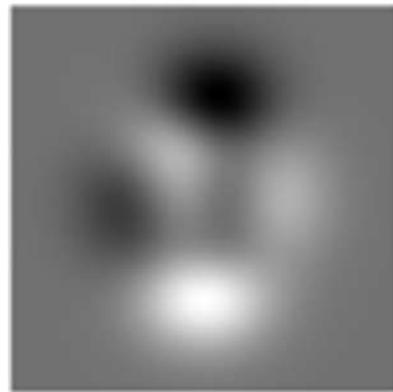
因为畸变原图像是一排排标准的正方形，经过共焦显微镜出现了畸变，通过对表 1 和表 2 的宽高比参数做比对，参数结果显示，该方法能够有效实现畸变图像的校正。

为了定量比较插值方法和改进 SRCNN 在图像增强方面的性能，这里应用函数图像进行测试。图 8(a) 是生成光栅的 peaks 图像，Matlab 软件中的 peaks



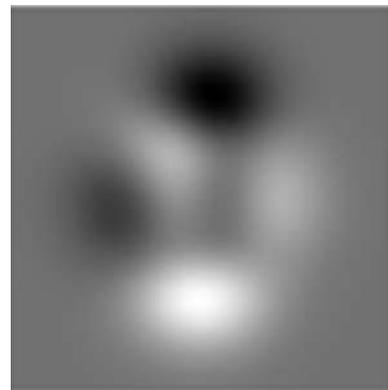
(a) 原始图像

(a) Original image



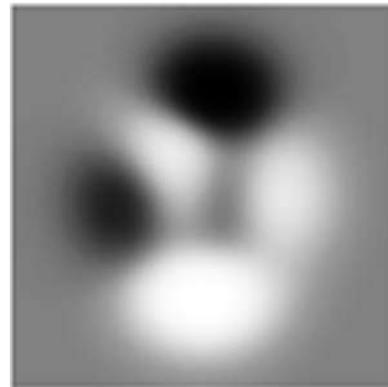
(b) 稀疏编码得到的图像

(b) Image obtained by parse coding



(c) 双线性插值方法得到的图像

(c) Image obtained by bilinear interpolation



(d) SRCNN 得到的图像

(d) Image obtained by SRCNN

图 8 3 种方法图像增强效果比对

Fig.8 Image enhancement comparison using three methods

函数定义为：

$$f(x,y)=3(1-x)^2 \exp[-x^2-(y+1)^2]-10\left(\frac{x}{5}-x^3-y^5\right) \exp[-x^2-y^2]-\frac{1}{3} \exp[-(x+1)^2-y^2] \quad (10)$$

式中： x 和 y 在区间 $[-3, 3]$ 内等间隔采样。公式(10)

将被用于生成模拟图像, 像素数放大相应倍数后作为计算 PSNR 的标准图像。

图 8 经过 3 倍放大后, 比对改进的 SRCNN 和其他方法得到的 PSNR, 传统的方法是稀疏编码和双线性插值^[15]方法, 可以明显看出改进的 SRCNN 得到的图像更加清晰, 其中图 8(a)为原始光栅, 图 8(b)为经过稀疏编码得到的光栅, 图 8(c)为双线性插值得到的光栅, 图 8(d)为 SRCNN 得到的光栅。稀疏编码获得的 PSNR=7.98 dB, 双线性插值得到的 PSNR=20.98 dB, 改进的 SRCNN 获得的 PSNR=29.34 dB。通过相应的数据比对可以看出, SRCNN 方法在精度方面优于其他两种方法, 起到更好的图像增强效果。同时对于图 7 的椭圆部分, 经过 SRCNN 处理后, 图像不仅变得清晰(如图 7(b)所示), 也变得均匀和柔和。SRCNN 技术显著降低了原始图像中因光照不均匀引起的降质, 而这类降质不属于几何失真。

3 结 论

文中提出一种插值方法对共焦显微镜非线性畸变进行校正, 通过对退化的校正图片采用改进的基于深度卷积的单幅图像增强方法实现图像复原, 其复原效果优于传统稀疏编码和双线性插值。由于对基于卷积神经网络的 SRCNN 的层数进行了改动, 同时加入池化层, 优化权值而显著提高训练速度, 而且分辨效果更有明显提高, 应用于其他低信噪比、低对比度图像同样有效。实验结果表明, 改进的 SRCNN 算法在图像复原和提高图像质量方面具有更好性能。

参考文献:

- [1] Ni K S, Nguyen T Q. Image super-resolution using support vector regression [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(6): 596-610.
- [2] Pan Y, Liu R, Guan B, et al. Accurate depth extraction method for multiple light-coding based depth cameras [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, 19(4): 685-701.
- [3] Lu T, Xiong Z, Zhang Y, et al. Robust face super-resolution via locality-constrained low-rank representation [J]. *IEEE Access*, 2017, 5(99): 13103-13117.
- [4] Kuang X D, Sui X B, Chen Q, et al. Single infrared image stripe noise removal using deep convolutional networks [J]. *IEEE Journals & Magazines*, 2017, 9(1): 1-13.
- [5] Dong C, Loy C L, He K, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution [C]// European Conference on Computer Vision, 2014, 8692: 184-199.
- [6] Xiao J, Hu R, Liao L, et al. Knowledge-based coding of objects for multisource surveillance video data [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(9): 1691-1706.
- [7] Jiang N, Yang Y, Hostmadsen A, et al. On the minimum energy of sending correlated sources over the Gaussian MAC [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2014, 60(10): 6254-6275.
- [8] Li H, Xu L, Liu G. Face hallucination via similarity constraints [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(1): 19-22.
- [9] Gao G, Jing X Y, Huang P, et al. Locality constrained double low-rank representation for effective face hallucination [J]. *IEEE Access*, 2017, 4(99): 8775-8786.
- [10] Liang Y, Wang J, Zhou S, et al. Incorporating image priors with deep convolutional neural networks for image super-resolution [J]. *Neurocomputing*, 2016, 194(1): 340-347.
- [11] Hostmadsen A, Uppal M, Xiong Z. On outage capacity in the low power regime [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(2): 888-896.
- [12] Yang J, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [13] Chang Y, Xia J, Gateno J, et al. An automatic and robust algorithm of re-establishment of digital dental occlusion [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(9): 1652-1663.
- [14] Zhang R, Zhao C, Xiong Z, et al. Pathway bridge based multi-objective optimization approach for lurking pathway prediction [J]. *Bio Med Research International*, 2014, 2014(1): 351095.
- [15] Wu D, Liu T, Yang C, et al. Feasibility conditions for interference neutralization in relay-aided interference channel [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(6): 1408-1423.