DOI: 10.13382/j.jemi.B2104092

傅里叶单像素显微超分辨成像系统设计*

张　进[1,2]　李　强[1,2]　王　冠[1,2]　夏豪杰[1,2]　杨　纯[3]

(1. 合肥工业大学仪器科学与光电工程学院　合肥　230009; 2. 合肥工业大学测量理论与精密仪器安徽省重点实验室　合肥　230009; 3. 北京卫星制造厂有限公司　北京　100094)

摘　要:单像素成像因其仅需一个无空间分辨能力的单点探测器即可实现目标物体的空间信息获取重建物体图像,是解决非可见光波段成像的关键技术。该技术的发展和应用在高分辨率空间存在数据采集量大,成像慢的问题。因此,设计了一种傅里叶单像素显微超分辨成像系统来提高现有单像素显微成像的效率和质量。首先,搭建了单像素显微超分辨成像系统,引入基于深度学习的超分辨模型来提升其成像分辨率,从而快速获得高分辨率的物体重建图像。经实验结果证明,相同的光强信号采集时间下,成像分辨率可提高近 9 倍,且其峰值信噪比达到 28 dB,有效提高了单像素显微成像在高分辨率情况下的成像效率。

关键词: 显微成像;单像素成像;深度学习;超分辨

中图分类号: TH742.9;TN29　　**文献标识码**: A　　**国家标准学科分类代码**: 535.1035

Design of super resolution system for single pixel imaging results based on Fourier spectrum acquisition

Zhang Jin[1,2]　Li Qiang[1,2]　Wang Guan[1,2]　Xia Haojie[1,2]　Yang Chun[3]

(1. School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Anhui Province Key Laboratory of Measuring Theory and Precision Instrument, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 3. Beijing Satellite Manufacturing Co. Ltd., Beijing 100094, China)

Abstract: Single pixel imaging is the key technology to solve the problem of imaging in non-visible wavelengths because it only needs a single point detector without spatial resolution to obtain the spatial information of the target object and reconstruct the image of the object. The development and application of this technology in high resolution space have the problems of large data collection and slow imaging. Therefore, this paper designs a Fourier single-pixel microscopy super resolution imaging system to improve the efficiency and quality of existing single-pixel microscopy imaging. Firstly, a single-pixel microscopic super resolution imaging system was built, and a deep learning-based super resolution model was introduced to improve its imaging resolution, so as to quickly obtain high-resolution object reconstruction images. Experimental results show that under the same light intensity signal acquisition time, the imaging resolution can be improved nearly 9 times, and its peak signal-to-noise ratio reaches 28 dB, which effectively improves the imaging efficiency of single pixel microscopic imaging under the condition of high resolution.

Keywords: single pixel imaging; microscopic imaging; deep learning; super resolution

0　引　言

单像素成像技术仅需一个无空间分辨能力的单点探测器即可实现对目标物体的空间信息获取,进而重建物体图像。2008 年,Bromberg 等[1]提出了计算鬼成像技术,通过计算机控制空间光调制器产生已知的随机散斑图案,再把激光器光束打到这种相位已知的光场,对待成像目标照明,然后用单像素探测器探测到待成像目标在不同散斑图案照明下的光强,再结合已知的随机光场强

收稿日期: 2021-03-24　Received Date: 2021-03-24

*基金项目:国家自然科学基金(52175504,51927811,51975179)、中央高校基本科研业务费专项资金(PA2021KCPY0027, PA2021GDGP0061)项目资助

度分布,实现物体图像的重建。2015 年,Zhang 等[2]提出了基于傅里叶光谱采集的单像素成像方法,通过获得图像的傅里叶谱,再对其进行逆傅里叶变换重建图像。目前,基于空间光调制的单像素成像技术在显微成像[3-5]以及单像素相机[6-7]中得到应用。但是,由于单像素成像原理导致的成像效率问题,一直制约其应用与发展。如果要得到高分辨率的成像结果,则需要测得更多的目标物体光强数据,数据采集量与成像分辨率成正比,这无疑使成像效率变低。目前对其效率提高的方法主要是基于傅里叶光谱能量主要集中在低频部分的特征,只采集傅里叶光谱的低频部分来减少采样数量,从而实现了更高效的傅里叶单像素成像[8-11]。然而,仅在少量低频部分进行采样会导致对象细节信息的丢失,降低成像质量。2019 年 Meng 等[12]提出稀疏傅里叶单像素成像方法,采用变密度随机采样获取对象傅里叶频谱信息,利用压缩感知算法对稀疏傅里叶光谱进行处理,获得了更好的图像恢复质量。

本文搭建了一个单像素显微超分辨成像系统来解决这一瓶颈,引入基于深度学习的图像超分辨来获得高分辨率的物体重建图像,与稀疏傅里叶单像素成像方法比[12],在相同的测量次数下,恢复图像分辨率更高。随着深度学习理论的发展,其在各个领域应用越来越广[13]。Dong 等[14]在传统稀疏编码的超分方法的基础上,首次提出了基于卷积神经网络的超分方法(super-resolution convolutional neural network, SRCNN),构建了端到端的超分网络,之后越来越多的基于深度学习方法应用到超分辨率技术中[15-18]。从低分辨率到高分辨率实际上是一个信息大量缺失的欠定问题,主要分为基于插值[19-20]、重建[21-22]、学习的方法这 3 类。本文利用基于深度学习的超分辨率技术来提高单像素显微成像结果的分辨率,通过使用基于傅里叶光谱采集的单像素显微成像,并在多次实验后得到多组单像素显微成像结果图片,进而创建图像训练集;利用改进的 SRCNN 网络在 Image91 图片训练集和上述实验创建的图像训练集上进行训练并测试。经实验结果表明,本文设计的系统在保持低分辨率快速采样条件下,成像结果分辨率提高近 9 倍,改善了单像素显微成像质量,提高了在高分辨率情况下的成像效率。

1　傅里叶单像素显微成像原理

根据傅里叶分析理论,任何一个二维图像都可以看成是一系列傅里叶基底图案线性叠加的结果[2]。而傅里叶基底图案本质上是一系列空间分辨率不同,初相位不同,强度成余弦分布的图案,其可由式(1)表示。

$$P(x,y,f_x,\phi) = a + b \cdot \cos(2\pi f_x x + 2\pi f_y y + \phi) \quad (1)$$

式中:a 是平均光强;b 是对比度;x、y 是待成像物所在平面的直角坐标;f_x f_y 分别是对应 x、y 方向的空间频率;ϕ 是初相位。

傅里叶基底图案与待成像目标物叠加后的光强信号可由单像素探测器获得。依据四步相移法,将初相位分别为 $0,\frac{\pi}{2},\pi,\frac{3\pi}{2}$ 的 4 个傅里叶基底图案与待成像物体叠加,用数字万用表记录单像素探测器的信号值 D_1、D_2、D_3、D_4,如下:

$$C(f_x,f_y) = [D_1(f_x,f_y) - D_3(f_x,f_y)] + \mathrm{j}[D_2(f_x,f_y) - D_4(f_x,f_y)] \quad (2)$$

式中:C 是傅里叶系数,j 是虚数单位,可计算得到待成像目标图像傅里叶谱中对应空间频率 f_x、f_y 下的傅里叶系数。通过让不同空间频率的四步相移傅里叶基底图案与待成像目标叠加,即可得到目标图像傅里叶谱中对应不同空间频率的傅里叶系数 C。

傅里叶系数即是傅里叶基底图案叠加得到目标二维图像过程中叠加的权值,对所获得的目标图像的傅里叶谱进行傅里叶逆变换,就能完成对目标的二维图像重建:

$$I(x,y) = F^{-1}\{C(f_x,f_y)\} \quad (3)$$

式中:$I(x,y)$ 表示要重建的二维图像;F^{-1} 表示傅里叶逆变换。

2　基于深度学习的图像超分辨模型

为有效解决单像素显微成像的效率问题,本文引入基于深度学习的图像超分辨技术。将输入图片作为 HR(high resolution),对其进行下采样退化成一张低分辨率图片;后使用双三次插值法(Bicubic)得到一个与 HR 尺寸一样的图像作为 LR(low resolution);再将该图片作为输入,通过一个 3 层神经网络,这 3 层神经网络可表示为:

$$\begin{aligned} F_1(I) &= \max(0, W_1 * I + B_1) \\ F_2(I) &= \max(0, W_2 * F_1(I) + B_2) \\ F_3(I) &= W_3 * F_2(I) + B_3 \end{aligned} \quad (4)$$

式中:I 表示单像素显微成像实验所重建的二维图像,作为神经网络的输入 LR;W_1、W_2、W_3 分别表示这 3 层卷积神经网络的卷积核;B_1、B_2、B_3 分别表示各自网络的偏差量;* 表示卷积操作;max 表示取最大值操作。图片经过神经网络后的输出为 SR(super resolution),HR 作为 SR 的真值,卷积神经网络使用梯度下降法使 SR 一直向 HR 靠近,以达到训练结果。

3　单像素显微超分辨成像系统设计

本文依据上述原理设计了傅里叶单像素显微成像超

分辨系统,如图1所示,实现了快速的高分辨单像素显微成像。光源照射待成像目标,通过显微光路放大后在透射式空间光调试器上与傅里叶基底图案叠加。傅里叶基底图案由计算机控制实时产生,用光电探测器测得二者叠加后此时的光强信息 D。对测得的所有信号进行逆傅里叶变换[2]实现目标的低分辨率成像,再将该图像作为超分辨卷积神经网络的输入,来提高其分辨率。

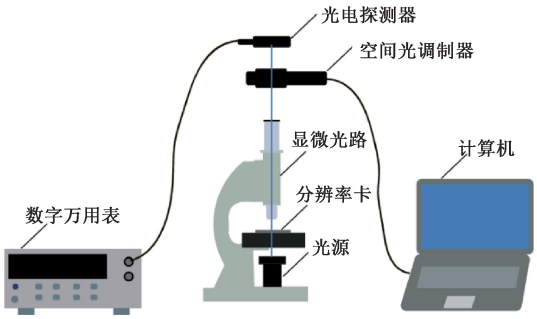


图1　傅里叶单像素显微成像超分辨系统实验装置

Fig. 1　Schematic of a single pixel microscopic imaging experimental device

超分辨卷积神经网络是一个3层深度学习网络结构,可以分别实现图像特征提取,映射,图像重建的功能,经过多组图片训练,神经网络可以学习到低分辨率图像到高分辨图像的映射关系。其中超分辨卷积神经网络算法训练流程如图2所示。

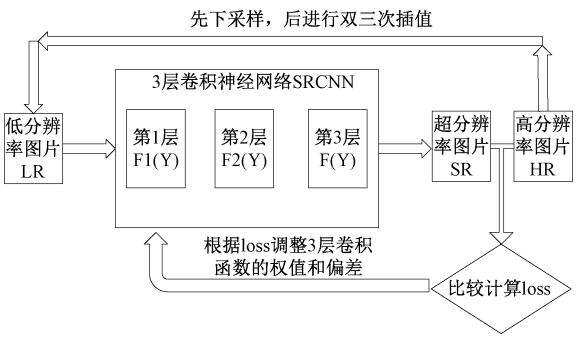


图2　训练算法网络结构

Fig. 2　Network structure of training algorithm

4　实验与分析

本文设计了基于傅里叶单像素显微成像超分辨系统的成像实验,如图3所示。实验装置由红绿蓝三色点光源、显微镜、空间光调制器、单像素探测器、数字万用表、计算机等部分组成。

本实验使用5×和10×放大的目镜和物镜组合,在放大50倍的条件下,完成了对RT-MIL-TP2101分辨力板的成像实验,分别得到了分辨率为64×64,128×128的结果,并记录成像所需时间分别为5和17 min,其中计算机

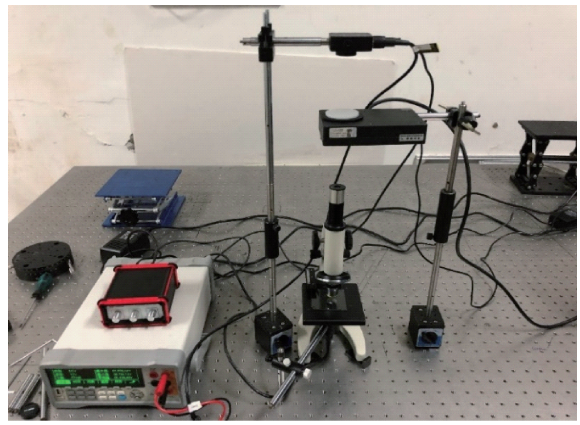
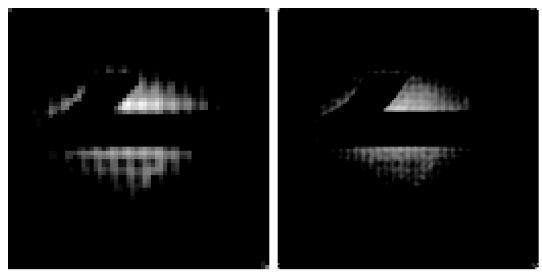


图3　单像素显微成像实验装置

Fig. 3　The experimental device of single pixel microscopic imaging

数据处理时间约1 min,数据测量时间分别为4和16 min,成像结果如图4所示。从结果可知成像分辨率的提高使得成像质量提高,但数据测量时间也同样延长为原来的4倍。



(a) 64×64 pixels　　(b) 128×128 pixels

图4　单像素显微成像试验

Fig. 4　Experiment of single pixel microscopic imaging

由于自然图像在傅里叶域具有稀疏性,且图像能量主要集中在傅里叶谱的低频部分,故本文设计了只投影低空间频率的傅里叶基底图案,如只投影10%、30%的傅里叶基底图案的欠采样实验,得到了10%、30%采样率下的分辨率为128×128的图片,其成像所需时间分别为6、17 min。实验结果如图5所示。减少投影图案数量会使得测量数据变少,加快成像速度,但会带来成像质量下降。

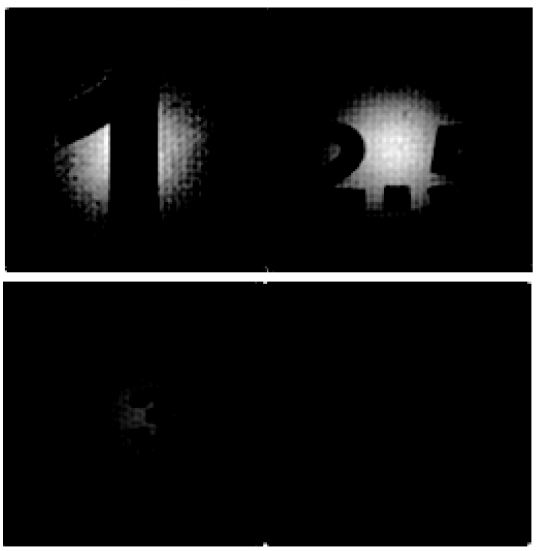
计算图5(a)、(b)两组欠采样对比实验图的峰值信噪比(PSNR),其计算公式如式(5),计算结果如表1所示。

$$MSE = \frac{1}{h * w}\sum_{i=1}^{h}\sum_{j=1}^{w}(X(i,j) - Y(i,j))^2$$

$$PSNR = 10\lg\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \tag{5}$$

式中:MSE 为10%采样率图像 $X(i,j)$ 和30%采样率图像

(a) 10%采样率
(a) 10% sampling rate



(b) 30%采样率
(b) 30% sampling rate

图 5　欠采样成像结果

Fig. 5　Image of under sampled imaging results

$Y(i,j)$的均方误差;h、w 为图像的高和宽;n 取 8(即图像的灰度阶数为 256)。

表 1　10%采样率相较于 30%采样率结果峰值信噪比

Table 1　The PSNR of 10% sampling rate compared to 30% sampling rate

图片	Pic 1	Pic 2. 5	Pic 6. 35	Pic 10. 1
PSNR/dB	29. 348 2	31. 680 4	16. 734 7	19. 459 0

此方法利用降低采样率的方法来减少数据测量时间,从而提高成像效率。从成像峰值信噪比来看,数据测量时间降低为原来的 1/3,成像仍能保证一定的质量。

从实验可以看出,当对目标物体的成像分辨率提高时,需要的时间也成倍增加。实际上,这是由于单像素成像原理造成的。在计算机中,一个二维图像可以看成是一个 $M\times N$ 的实值矩阵,对其进行傅里叶变换,该图像在傅里叶域对应的傅里叶谱则时一个 $M\times N$ 的复值矩阵,该矩阵又可堪称两个 $M\times N$ 的实值矩阵。综上所述,若要无失真的对一个目标物体成一个 $M\times N$ 分辨率的像,则需要 $2\times M\times N$ 次测量。由此可知,当对目标物成像分辨率要求提高时,测量次数则成倍增加,这就造成成像效率低下。所以本文提出使用图像超分辨的方法,来解决单像素成像方法在高分辨率情况下的成像效率低的问题。

本文通过先后在 Image91 图像集以及显微实验所得的图片创建的数据集上分别训练,在经过 15 000 个训练周期后得到训练结果。用图 5 中 30%采样率的图片测试训练结果,先用双三次插值对其进行下采样再超分,超分模型的放大倍数为图像长宽都提高 3 倍,计算与原图的峰值信噪比,结果如表 2 所示。

表 2　超分辨模型结果峰值信噪比

Table 2　The PSNR of super resolution model results

(dB)

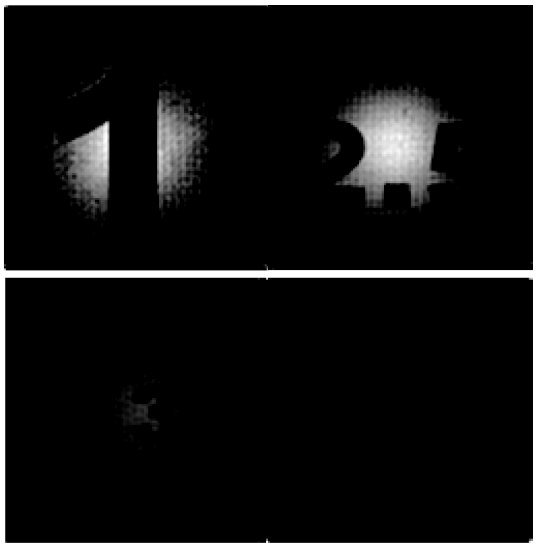
图片	Pic 1	Pic 2. 5	Pic 6. 35	Pic 10. 1
PSNR_1	25. 594 6	28. 131 5	12. 388 3	11. 329 5
PSNR_2	26. 721 3	28. 373 4	13. 790 0	12. 545 7

表 2 中 PSNR_1 算得的值为使用 Image91 数据集训练出的卷积神经网络模型的测试结果,PSNR_2 算得的值为加入系统实验所得的大量成像图片,并经过旋转、镜像等操作扩充后的图片集训练出的卷积神经网络模型的测试结果。从表 2 数据可以看出,加入实验所得图片进行训练有效提高了超分模型的图片重建质量。且使用基于深度学习的超分辨来提高成像效率这一方法相较于上述提到的降低采样率的方法更具有优越性。从测试图片的峰值信噪比计算来看,降采样率法和超分辨方法得到的图片质量相近,但从 30%采样率降低到 10%采样率,图像的数据测量时间只减少 3 倍;而超分辨的方法可将原先图片的像素数提高近 9 倍,相当于若要得到高分辨的显微成像结果,图像的数据测量时间可以减少 9 倍。

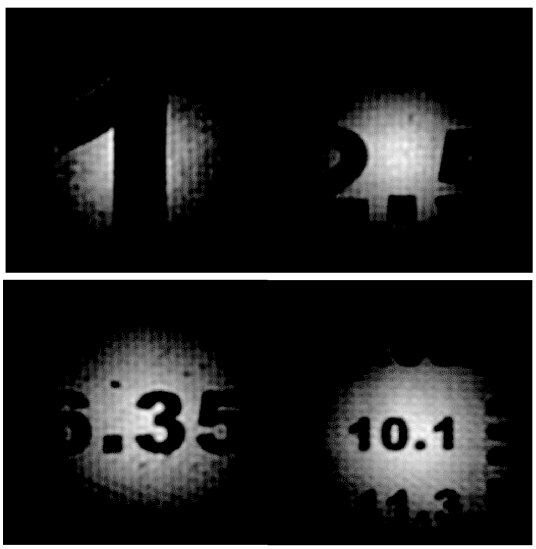
图 6 所示为单像素成像部分所得图片与经神经网络超分辨部分放大后的图片对比。其中图 6(a)为输入超分辨模型的原图,其分辨率为 128×128,图 6(b)为超分辨模型输出图片,其分辨率为 357×357,像素数提高近 9 倍。从图 6 中可以清晰的看出,本文提出的成像系统在保证图像重建质量的情况下,将单像素显微成像的结果分辨率提高了近 9 倍,并且所需成像时间与之前一致,实现了高分辨率单像素显微成像的快速成像技术。

5　结　论

本文提出的基于深度学习超分辨的高分辨率单像素



(a) 超分辨前128×128像素
(a) 128×128 pixels before super resolution



(b) 超分辨后357×357像素
(b) 357×357 pixels after super resolution

图 6　超分辨算法结果对比

Fig. 6　Comparison of super resolution algorithm results

显微成像系统,提高了基于傅里叶的单像素显微成像效率。本文通过傅里叶单像素显微成像实验,获得了不同分辨率下完成一次成像所需时间,并验证了将基于深度学习的超分辨率技术应用到成像过程中,确可在相同信号采集时间下,成像分辨率由 128×128 提高到 357×357,成像分辨率提高了 9 倍,且验证了用该法得到的超分辨图像的峰值信噪比。改善了单像素显微成像质量,及其在高分辨率情况下的成像效率,为单像素显微成像技术应用到测量奠定基础。

参考文献

[1] BROMBERG Y, KATZ O, SILBERBERG Y. Ghost imaging with a single detector [J]. Physical Review A, 2009, 79(5): 053840.

[2] ZHANG Z B, MA X, ZHONG J G. Single-pixel imaging by means of Fourier spectrum acquisition [J]. Nature Communications, 2015(6): 6225.

[3] STUDER V, BOBIN J, CHAHID M, et al. Compressive fluorescence microscopy for biological and hyperspectral imaging [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2012, 109(26): 10136-10137.

[4] RADWELL N, MITCHELL K J, GIBSON G M, et al. Single-pixel infrared and visible microscope [J]. Optica, 2014, 1(5): 285-289.

[5] WU Y, YE P, MIRZA I O, et al. Experimental demonstration of an optical-sectioning compressive sensing microscope (CSM) [J]. Optics Express, 2010, 18(24): 24565-24578.

[6] 陈涛, 李正炜, 王建立, 等. 应用压缩传感理论的单像素相机成像系统[J]. 光学精密工程, 2012, 20(11): 2523-2530.
CHEN T, LI ZH W, WANG J L, et al. Imaging system of single pixel camera based on compressed sensing [J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(11): 2523-2530.

[7] 彭进业, 金浩强, 石剑虹, 等. 高速单像素相机数据采集系统[J]. 光学精密工程, 2014, 22(4): 837-843.
PENG J Y, JIN H Q, SHI J H, et al. Data acquisition system for high speed single-pixel camera [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(4): 837-843.

[8] HUANG J, SHI D F, YUAN K, et al. Computational-weighted Fourier single-pixel imaging via binary illumination [J]. Optics Express, 2018, 26(13): 16547-16559.

[9] BIAN L, SUO J, HU X, CHEN F, et al. Efficient single pixel imaging in Fourier space [J]. Journal of Optics, 2016, 18(8): 085704.

[10] ZHANG Z, LIU S, PENG J, et al. Simultaneous spatial, spectral, and 3D compressive imaging via efficient Fourier single-pixel measurements [J]. Optica, 2018, 5(3): 315-319.

[11] ZHANG Z B, WANG X Y, ZHENG G A, et al. Fast Fourier single-pixel imaging via binary illumination [J]. Scientific Reports, 2017(7): 12029.

[12] MENG W W, SHI D F, HUANG J, et al. Sparse Fourier single-pixel imaging [J]. Optics Express, 2019, 27(22): 31490-31503.

[13] 邓聪颖, 叶波, 苗建国, 等. 基于 K-means++聚类与概率神经网络的数控机床变位姿动态特性模糊评估[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 227-235.

DENG C Y, YE B, MIAO J G, et al. Fuzzy evaluation of machine tool dynamic characteristics for changing machining position based on K-means + + clustering and probabilistic neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(12): 227-235.

[14] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2016, 38(2): 295-307.

[15] DONG C, CHEN C L, TANG X. Accelerating the super-resolution convolutional neural network [C]. European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2016.

[16] SHI W, CABALLERO J, HUSZÁR F, et al. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1874-1883 .

[17] KIM J, LEE J K, LEE K M. Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1637-1645.

[18] KIM J, LEE J K, LEE K M. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:1646-1654.

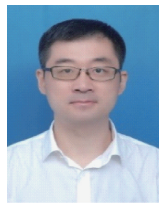
[19] 苏江宽. 基于 B 样条的图像插值算法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2014.
SU J K. Studies on image interpolation based on the B-spline scheme [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2014.

[20] 施志勇. 基于方向判定的超分辨率图像重建算法研究[D]. 重庆:重庆大学,2017.
SHI ZH Y. Research on the algorithm of super resolution image reconstruction based on direction judgment [D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.

[21] LIU C, SUN D Q. On Bayesian adaptive video super resolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(2): 346-360.

[22] 朱福珍, 刘越, 黄鑫, 等. 改进的稀疏表示遥感图像超分辨重建[J]. 光学 精密工程, 2019, 27(3): 718-725.
ZHU F ZH, LIU Y, HUANG X, et al. Remote sensing image super-resolution based on improved sparse representation [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(3): 718-725.

作者简介



张进,2005 年于合肥工业大学获得学士学位,2007 年于天津大学获得硕士学位,2010 年于天津大学获得博士学位,现为合肥工业大学教授,主要研究方向为视觉检测及动态测试。
E-mail:zhangjin@ hfut. edu. cn

Zhang Jin received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2005, M. Sc. degree from Tianjin University in 2007, and Ph. D. degree from Tianjin University in 2010. He is currently a professor at Hefei University of Technology. His main research interests include visual inspection and dynamic testing.

李强,2018 年于合肥工业大学获得学士学位,现为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为单像素成像及超分辨技术。
E-mail:2018110016@ mail. hfut. edu. cn

Li Qiang received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2018. He is currently a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include single-pixel imaging and super resolution technology.

王冠,2017 年于合肥工业大学获得学士学位,现为合肥工业大学博士研究生,主要研究方向为单像素显微成像、计算成像方法、深度学习。
E-mail:2017110046@ mail. hfut. edu. cn

Wang Guan received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2017. He is currently a Ph. D. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include single-pixel microscopic imaging, computational imaging methods and deep learning.

夏豪杰(通信作者),2006 于合肥工业大学获得博士学位,现为合肥工业大学教授,主要研究方向为光电精密测量技术、微纳测控系统、仪器精度理论、精密仪器设计。
E-mail:hjwcast514@ sina. com

Xia Haojie (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2006. He is currently a professor at Hefei University of Technology. His main research interests include photoelectric precision measurement technology, micro-nano measurement and control system, instrument precision theory, precision instrument design.