

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108489

基于视觉技术的非接触测量精度优化研究

邓伟伦¹ 于涛² 詹洪陈¹ 丁亮¹

(1. 南京大学金陵学院信息科学与工程学院 南京 210089; 2. 中国·福州物联网开放实验室 福州 350000)

摘要: 针对精密加工行业零件形位公差在线检测实时性不高并且无法同时检测多个零件的问题,采用机器视觉技术,改良了相机采集图像的图像预处理流程与测量方法,提出一种基于CNN的超分辨重建的非接触测量改良算法。相较于其他超分辨率重建算法该算法模型简单,精度较高,速度快,在资源受限的情况下可以兼顾测量精度和效率。为了验证所设计算法的可靠性,设计了一套机器视觉的非接触测量系统。实验结果表明,改良测量方法后测量精度较之前使用的测量方法至少可提高47.86%,平均提高49.67%;该超分辨率算法在分辨率一定的基础上,对原始采集图像的超分辨率重建提升图像分辨率后,测量精度较不使用超分辨率重建提高了60.38%,最后利用该算法实现对多个目标在线同步测量分析,并且精度不低于同分辨率下单一零件检测精度。

关键词: 图像处理; 非接触测量; 图像增强; 机器视觉; 超分辨重建

中图分类号: TP274.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.4050

Research on optimization of non-contact measurement accuracy based on vision technology

Deng Weilun¹ Yu Tao² Zhan Hongchen¹ Ding Yao¹

(1. School of Information Science and Engineering, Nanjing University Jinling College, Nanjing 210089, China;

2. China · Fuzhou Internet of Things Open Lab, Fuzhou 350000, China)

Abstract: To solve the problem that the on-line detection of shape and position tolerance of parts in precision machining industry is not real-time and can not detect multiple parts at the same time, the image preprocessing process and measurement method of images collected by camera are improved by using machine vision technology, and an improved non-contact measurement algorithm based on CNN super-resolution reconstruction is proposed. Compared with other super-resolution reconstruction algorithms, the algorithm has the advantages of simple model, high precision and fast speed. It can take into account the measurement accuracy and efficiency under the condition of limited resources. In order to verify the reliability of the designed algorithm, a non-contact measurement system based on machine vision is designed. The experimental results show that the accuracy of the improved measurement method can be improved by at least 47.86% and 49.67% on average compared with the previous measurement method. The super-resolution algorithm on the basis of the resolution must, to the original acquisition of image super-resolution reconstruction after improve image resolution, measurement accuracy is increased by 60.38%, do not use the super-resolution reconstruction using the algorithm for multiple targets online synchronous measurement analysis, and the precision is not lower than with single parts under resolution precision.

Keywords: image processing; non-contact measurement; image enhancement; machine vision; super resolution reconstruction

0 引言

随着精密制造业的发展,对零件的精度测量与分析提出了更高的要求,传统的接触式测量耗时长且易对零部件接触面造成损伤,而利用以图像为主导的非接触式测量分

析具有效率高精度高等优势,正成为当下非接触测量研究的热点。基于视觉的非接触测量的一般过程可以分为图像采集、图像预处理、目标特征提取、目标特征分析等,最后通过对目标特征的提取与分析,得出待测零部件的相关尺寸和相对位置关系,根据透视投影模型,物体与其图像满足

相似关系,只要从图像上提取所需参数,乘上实际放大倍数,就得到物体的实际几何参数^[1],以方便对零件的形位公差进行分析。

国外在形位公差方面的研究起步较早,研究的领域包括了直线误差、平面度、圆锥度、圆度等形位公差的测量评定方面。美国 OGP 公司推出的图像测量系统,采用自动校准的可变焦透镜系统,该图像测量可随时对系统进行标定^[2]。日本三丰公司研制的三坐标 CNC 图像测量机 Quick Vision,形状测量系统、视像测量系统,利用其自身复杂的探测系统来测量形状复杂的工作^[3]。

上海交通大学自动检测技术研究所研制的 ICMM 系列图像式坐标测量机,采用高精度 CCD 摄像机对零件边缘轮廓进行自动瞄准。利用数字图像处理技术和模式识别技术,实现了被测零件的自动测量和自动读数且重复性好,速度快^[4]。以多孔法兰为研究对象,丁尧等^[5]通过选取合适的背光源构建测量环境,在对图像预处理后得到二值图像,分析边缘和连通域信息,通过霍夫检测、外接矩形和最小外接矩形等方法测量孔的半径和位置,生成描述数据来分析待测法兰的孔径尺寸和形位公差,实现了一次测量多次分析的目标。

然而基于视觉的非接触测量,其测量精度与成像的分辨率密切相关,在保证测量精度的前提下,通过同时对多个零件进行采样,可以进一步提高测量效率,或使用低分辨率相机减少系统成本,这都需要对待测零件成像进行超分辨率重建,在兼顾效率、精度的基础上,探究针对非接触零件测量中图像分辨率提高的可行性,可以为视觉技术在零件非接触测量中的应用提供技术参考。

1 基于视觉的非接触测量研究

基于视觉的非接触测量过程如图 1 所示,可以分为相机标定、图像采集、图像预处理、ROI 区域提取,边缘检测/连通域分析,零件特征数据采集、零件形位公差分析几个步骤。通过相机标定来减少镜头畸变引起的测量误差,再次标定得到像素尺寸与物理尺寸的对应关系,对采集到的图像进行预处理得到二值图像,形态学滤波抑制随机噪声,对图像进行裁减,仅保留零件的关键信息,然后对裁减后的图像进行边缘提取,利用霍夫变换得出孔位和半径,对连通域计算外接矩形和最小外接矩形,再次计算孔位和半径,对比计算结果,完成对法兰孔位的形位公差分析。

1.1 单一零件的非接触测量与形位公差分析

以硬盘上的法兰为检测对象,构建一个如图 2(a)所示的视觉检测系统,系统采用背光光源,待测零件水平放置,采集的原始图像如图 2(b)所示。

1) 相机标定计算像素物理尺寸

由于镜头存在一定的畸变,在进行图像采集前需要对相机进行标定,目前常用的相机标定法是张正友标定法,即通过对棋盘标定板多次图像采集来完成标定,来实现对镜

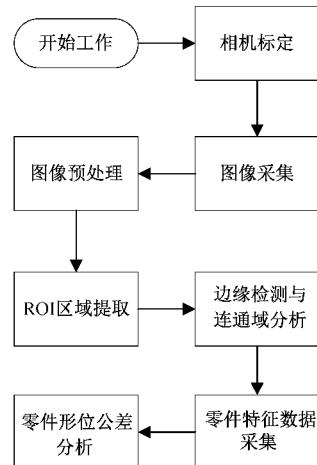


图 1 基于视觉的非接触测量流程

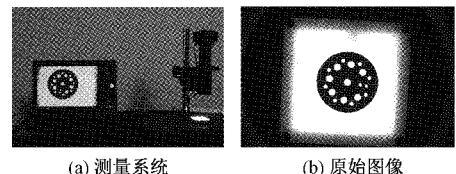


图 2 视觉非接触测量系统

头的畸变矫正。

完成畸变矫正后,利用棋盘标定板对系统进行二次标定,来计算像素所对应的物理尺寸。通过角点检测获得角点的像素坐标,记两个相邻的角点像素坐标分别为 (x_1, y_1) , (x_2, y_2) ,如果是水平方向上相邻的两个角点,则 $y_1 \approx y_2$,如果是垂直方向上相邻的两个角点,则 $x_1 \approx x_2$ 。计算两点间的欧氏距离,取 n 对水平方向上或垂直方向上相邻的两个角点,分别计算每对中的两角点间的欧氏距离 d_i ,对所有的每对中的两角点间的欧氏距离求和取平均,从而获得该图像下的角点间平均距离 d ,计算如式(1)所示^[6]。

$$\bar{d} = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad (1)$$

式中: d 为平均像素距离, d_i 为第 i 对角点间的像素距离。棋盘标定板的每个棋盘格为正方形,其边长为 l ,则可以通过棋盘格边长计算出每个像素对应的尺寸 d_{pix} ,如式(2)所示。

$$d_{pix} = \frac{l}{\bar{d}} \quad (2)$$

2) 零件物理尺寸测量

利用标定后的系统采集待测零件图像信息,如图 3 所示,其中图 3(a)为采集的原始灰度图像,图 3(b)为预处理后的二值图像,对于待测零件而言,没有充满整个图像区域,为了优化成像结果,利用 ROI 裁减得到图 3(c)。为了保证测量精度,对 ROI 区域作出优化,在得到初始 ROI 区域的外接矩形定点坐标 (x_u, y_u) 和外接矩形边长 (m_p, n_p)

后,以 $(x_h - T, y_h - T)$ 为左上角顶点,以 $(m_p + 2T, n_p + 2T)$ 为边长构建一个新的ROI区域,式中 T 为最大允许误差的像素数,提取该区域作为零件分析 h 的图像信息,具体如图3(d)所示。

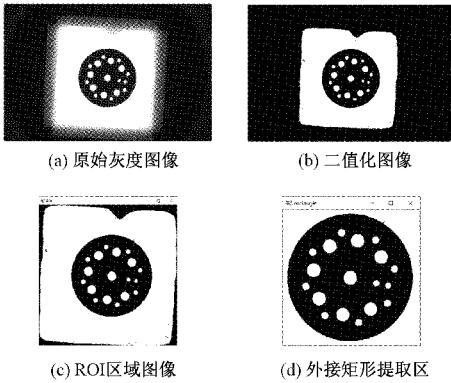


图3 图像预处理效果图

传统的对有孔零件进行测量,多是提取零件的边缘信息,然后利用霍夫变换得到圆形边缘的圆心和半径信息^[7],如图4(a)所示,当图像分辨率足够,霍夫变换具有较好的检测效果。在实际工程中,技术人员往往通过游标卡尺多次测量圆形目标的直径,来计算圆形目标的半径和形位公差,在此经验基础上,提出以外接矩形和最小外接矩形的二次补充检测方法,来对有孔零件进行测量和形位公差分析,效果如图4(b)所示。

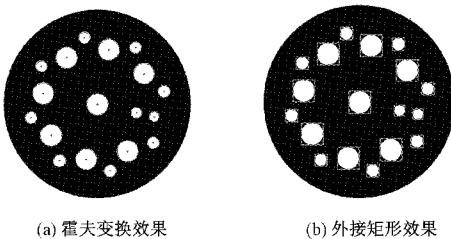


图4 霍夫变换与外接矩形测量对比图

对优化ROI后得到的图像中所有连通区域的外接矩形,计算出外接矩形边长 a, b ,同时计算其最小外接矩形,得出最小外接矩形边长 c, d ,根据得到的4个边长数据,计算出4个半径 d 的值,取上述4个半径的平均值作为该孔的半径 r_5 ,5个半径的计算如式(3)所示。

$$\begin{aligned} r_1 &= \frac{a \times d_{pix}}{2} \\ r_2 &= \frac{b \times d_{pix}}{2} \\ r_3 &= \frac{c \times d_{pix}}{2} \\ r_4 &= \frac{d \times d_{pix}}{2} \\ r_5 &= \frac{a+b+c+d}{4} \times \frac{d_{pix}}{2} \end{aligned} \quad (3)$$

依据外接矩形对孔的位置进行计算,对于第 i 个孔,其外接矩形的左上角顶点坐标为 (x_{it}, y_{it}) ,对应的外接矩形两条边长分别为 a_i, b_i ,则可以计算出连通域的中心坐标 (x_{ic}, y_{ic}) 为 $x_{ic} = x_{it} + 0.5 * a_i, y_{ic} = y_{it} + 0.5 * b_i$ 。在工程上,零件孔位的位置多用于在形位公差上进行辅助计算,对物理尺寸的标注意义不大,因此,在分析时,以零件的中心坐标 (x_c, y_c) 为原点建立参考坐标系,进行形位公差分析。

对于同一零件,分别运用霍夫圆变换和外接矩形检测结果对比如表1所示。分析两种方法的测量误差,可知用轮廓外接矩形的测量方法的整体误差比使用霍夫圆量小,并且测量质量与效率有了不少的提升。

表1 霍夫变换与外接矩形测量结果分析表 mm

检测序号	霍夫变换测量结果 (耗时 344 ms)			外接矩形测量结果 (耗时 129 ms)		
	标称值	测量值	误差	标称值	测量值	误差
1	2.600	2.631	-0.031	2.600	2.592	0.008
2	2.600	2.662	-0.062	2.600	2.581	0.019
3	2.600	2.662	-0.062	2.600	2.565	0.035
4	2.600	2.631	-0.031	2.600	2.573	0.027
5	2.600	2.600	0.000	2.600	2.558	0.042
6	2.600	2.662	-0.062	2.600	2.539	0.061
7	2.600	2.631	-0.031	2.600	2.539	0.061
8	2.600	2.600	0.000	2.600	2.539	0.061
9	1.400	1.486	-0.086	1.400	1.407	-0.007
10	1.400	1.455	-0.055	1.400	1.374	0.026
11	1.400	1.486	-0.086	1.400	1.400	0.000
12	1.400	1.517	-0.117	1.400	1.361	0.039
13	1.400	1.486	-0.086	1.400	1.375	0.025
14	1.400	1.486	-0.086	1.400	1.371	0.029
15	1.400	1.486	-0.086	1.400	1.371	0.029
16	1.400	1.455	-0.055	1.400	1.356	0.044
17	1.150	1.238	-0.088	1.150	1.174	-0.024
18	1.150	1.207	-0.057	1.150	1.143	0.007

3)零件形位公差分析

形位公差包含形状公差与位置公差,其中形状公差包含直线度、平面度、圆度、圆柱度、线轮廓度、面轮廓度,位置公差包含平行度、垂直度、倾斜度、对称度、同轴度、位置度、圆跳动、全跳动^[8]。

利用对孔的测量结果,来对孔的圆度进行判断,如果 r_1, r_2, r_3, r_4 都在公差带内,即满足 $(r_1, r_2, r_3, r_4) \in [r_5 - \Delta, r_5 + \Delta]$ 时,则判定零件和孔都满足形位公差要求,其中 Δ 为最大形位误差。对于共线的两个孔位 i, j 判定,若 $x_{ic} - x_{je} < \Delta$,则两个孔位垂直共线;对于线性阵列的孔位 i, j, k ,则通过判断相邻3个孔位之间,两两连线的斜率,若

$$\frac{x_i - x_j}{y_i - y_j} - \frac{x_j - x_k}{y_j - y_k} < \Delta, \text{ 则这3个孔满足要求}^{[9]}.$$

对于同轴的孔与外圈,则应该同时满足 $x_{ic} - x_{je} < \Delta$ 和 $y_{ic} - y_{je} < \Delta$,待测零件作为法兰,其中心孔周围有8个孔呈圆周阵列,对圆周阵列的形位公差判断如下:

中心孔圆心坐标为 (x_c, y_c) ,圆周阵列孔的圆心坐标为 (x_{ic}, y_{ic}) ,则两个圆心之间的距离计算如式(4)所示。

$$r_i = d_{pix} \times \sqrt{(x_i - x_{ic})^2 + (y_i - y_{ic})^2} \quad (4)$$

圆周孔的平均距离如式(5)所示。

$$\bar{r} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i \quad (5)$$

若 r_i 都在 $\bar{r} \pm \Delta$ 内,则判断圆周阵列的孔满足形位公差的要求^[10]。

1.2 不同分辨率下的零件测量与形位公差分析

理论上来说,不同的分辨率会带来不同的测量误差,当分辨率较低的时候,会使得目标产生较明显的锯齿边缘,进而影响分析,而较高的分辨率则会产生大量数据,影响计算效率。在前段工作中,除霍夫变换测量外,提出了引入外接矩形和最小外接矩形的方式进行补充测量,在保障测量精度的同时,对检测效率有了一定的提升。为了进一步验证,利用不同分辨率的采集系统对待测零件进行测量,具体结果如表2所示。

表2 不同分辨率下不同方法的测量误差分析 mm

图像分辨率/ pixel	测量误差		
	最小误差	平均误差	最大误差
432×435	0.006	0.024	0.084
828×820	0.003	0.019	0.076
1 670×1 668	0.001	0.013	0.066

可见分辨率对测量误差的影响非常大。一定范围内,分辨率越大,测量误差越小。

2 超分辨重建在非接触测量中的应用比较

2.1 超分辨率技术理论介绍

超分辨率技术指低分辨率图片经过处理增强得到高分辨率图像。图像超分辨率的方法有3种,分别是基于插值、基于重建和基于学习。最早的超分辨率技术是基于插值实现的图片缩放,该技术无法预测出低分辨率图像转换成高分辨率图像中缺失的高频信息,造成边缘信息缺失达不到在有限分辨率下测量精度提高的要求^[11]。经过实验分析,采用基于卷积神经网络的超分辨率重建算法效果能比较兼顾角度和效率。

1) 基于深度学习的超分辨率重建

第1个基于深度学习的超分辨率重建的网络是SRCNN,该网络十分简单,仅用了3层卷积,速度较快,但当图片风格改变后则需要重新训练模型^[12]。后来施闻哲

等提出了ESPCN,该网络的内核是亚像素卷积层,通过亚像素卷积层可以直接从低分辨率图像提取特征,不需要提前插值放大^[13]。近年克里斯蒂安·莱迪格等提出了SRGAN网络^[14],GAN会对生成图片和目标图片的特征进行对比,是两者在语义和风格上更相似^[15]。

2) 基于卷积神经网络的超分辨率重建

首先使用双三次插值将单幅低分辨率图像变成我们想要的大小,然后通过CNN网络学习得到最佳的映射函数。CNN网络主要包括3层卷积网络,分别可以表示为图像的特征提取、特征非线性映射与重建图像。SR-CNN网络较其他网络简单,可以获得比较快的重建速度并且精度较高,此外随着数据集的增大重建质量可以进一步增强^[16]。

2.2 预处理过程中的超分辨重建实验效果比较

基于视觉的非接触测量过程可以分为图像采集、图像预处理、图像分析3个模块,其中图像预处理的优劣对整个系统有较大的影响,图像预处理又可以细分为图像灰度化、图像二值化等。

图像的预处理对超分辨率重建的质量影响甚大,采集图像经过截取灰度化后的图像再经过超分辨率重建、插值前后对比如图5所示,采集图像经过截取二值化后的图像再经过超分辨率重建、插值前后对比如图6所示。可见二值化后的图像经过超分辨率重建后的边缘信息明显优于仅经过灰度化的图像。

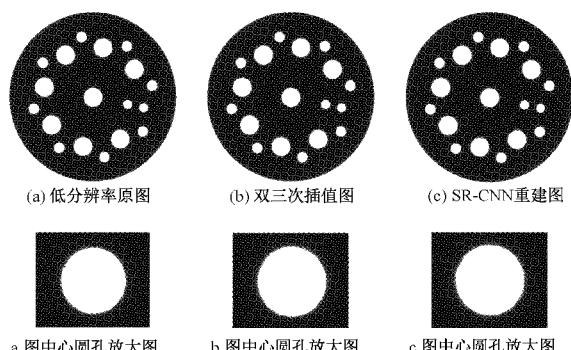


图5 灰度图像超分辨率重建、插值对比

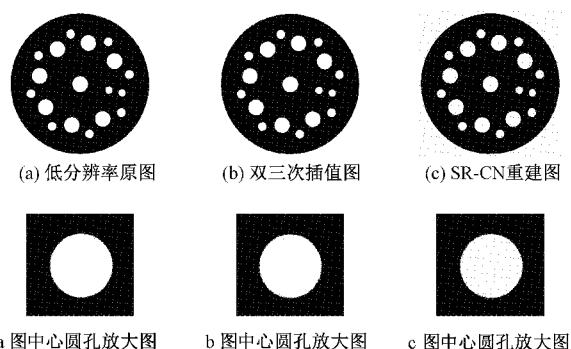


图6 二值图像超分辨率重建、插值对比

分别使用灰度图像、二值图像及其插值和超分辨率重建图像进行孔径测量,得出结果如表 3 所示,其中高分采集图与超分图像的分辨率一致,低分采集图的分辨率为高分采集图的 1/4。分析其测量误差,可见对二值化图像进行超分辨率重建对测量误差的降低效果比对灰度图像进行超分辨率重建优秀。

表 3 多种图像测量误差分析 mm

图像 类型	灰度图像测量误差			二值图像测量误差		
	最小 误差	平均 误差	最大 误差	最小 误差	平均 误差	最大 误差
	误差	误差	误差	误差	误差	误差
CNN 超分图	0.003	0.060	0.103	0.003	0.021	0.047
插值超分图	0.004	0.043	0.086	0.001	0.024	0.058
低分采集图	0.014	0.053	0.093	0.014	0.053	0.093
高分采集图	0.000	0.030	0.061	0.000	0.030	0.061

2.3 多目标实时测量实验

传统的流水线检测一般都是单个零件经过图像检测系统进行在线检测,受限于图像传感器的分辨率,若同时检测多个零件将会导致测量精度的下降。

构建一个如图 7(a)所示的多零件视觉检测系统,系统采用背光光源,待测零件水平放置在各检测框内,采集的原始图像如图 7(b)所示。

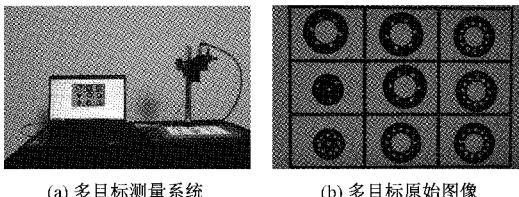


图 7 多零件视觉检测系统

截取采集的图像中的每一个圆形多孔法兰进行测量,然后分别进行超分辨率重建与高分辨率采样后再次测量,得出表 4,可见超分辨率(SR)图像的测量精度与高分辨率采集图像的测量精度相近,比低分辨率(LR)图像的测量精度提高 65.15%。

表 4 高低分采样图像与超分辨率重建图像测量误差对比 mm

多零件 图像	测量误差		
	最小误差	平均误差	最大误差
低分辨率图像	0.014	0.066	0.099
高分采集图像	0.000	0.030	0.061
超分重建图像	0.005	0.021	0.042

3 结 论

针对基于视觉的非接触测量,在同一场景下对比了不

同分辨率的测量结果,可以看出一定范围内分辨率越高测量精度越高。为满足同时测量多个零件在线测量的要求,对如何在采样分辨率不变的情况下提高测量精度进行研究,提出一种基于深度学习的超分辨率重建的图像质量改善方法,该方法可以在采样条件不变的情况下同时测量多个零件并保持测量精度。该方法的测试结果如下。

1) 该非接触测量方法效率高,可以基本满足在线实时全检的要求,对于特别高速率的情况下,则可以通过并行的方式进一步满足高速率的要求。

2) 通过基于 CNN 的超分辨率重建算法可以提高单张采样下工件的检测效率。

3) 根据工业现场的需求选配不同焦距的镜头,从而满足不同的准确度和分辨率的检测需求。

参考文献

- [1] 尹英杰, 徐德, 张正涛, 等. 基于单目视觉的平面测量[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(4):347-352.
- [2] 徐辉. 现代工程测量技术发展与应用[J]. 黑龙江科学, 2014, 5(3):108.
- [3] 张晖. 图像测量技术的理论与应用现状研究[J]. 科技经济市场, 2009(10):8-9.
- [4] 金路, 郑凯. 形位公差在零部件设计检测中的应用[J]. 科学技术创新, 2015(13):150.
- [5] 丁尧, 詹洪陈, 袁杰, 等. 一种基于机器视觉的圆形有孔零件形位公差检测方法:CN112001917A[P]. 2020-11-27.
- [6] 刘艳, 李腾飞. 对张正友相机标定法的改进研究[J]. 光学技术, 2014, 40(6):565-570.
- [7] 谢俊, 李玉萍, 左飞飞, 等. 基于机器视觉的孔类零件尺寸在线检测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(2):93-98.
- [8] 张少名. 机械设计原理[M]. 北京:人民交通出版社, 1986.
- [9] 姜传文, 唐旭晟. 一种基于最小外接圆法的圆度误差评定算法[J]. 机械制造与自动化, 2017, 46(5):53-58.
- [10] 陈朝. 孔组位置度视觉测量技术研究[D]. 长春:吉林大学, 2015.
- [11] 李彬, 喻夏琼, 王平, 等. 基于深度学习的单幅图像超分辨率重建综述[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(1):112-124.
- [12] CHAO D, CHEN C L, HE K, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution[C]. ECCV, Springer International Publishing, 2014: 184-199.
- [13] 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]. (CVPR), IEEE, 2016:1874-1883.

- [14] LEDIG C, THEIS L, HUSZAR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C]. IEEE Computer Society, IEEE Computer Society, 2016:105-114.
- [15] 曾庆亮,南方哲,尚迪雅,等. 基于 ResNeXt 和 WGAN 网络的单图像超分辨率重建[J]. 计算机应用研究, 2020,37(12):3815-3819.
- [16] HA V K, REN J C, XU X Y, et al. Deep learning based single image super-resolution: A survey [J]. International Journal of Automation and Computing, 2019, 16(4):413-426.

作者简介

邓伟伦,本科,主要研究方向为视觉测量、数字图像处理等。

E-mail:dwl7315@163.com

丁尧(通信作者),高级工程师,主要研究方向为机器视觉、机器学习等。

E-mail:ammdistin@nju.edu.cn