

基于多聚焦图像序列融合的筒状类工件 内壁形貌重构方法

王青青, 陈平*

中北大学信息与通信工程学院信息探测与处理山西省重点实验室, 山西 太原 030051

摘要 针对筒状类工件内壁缺陷和形貌特征的检测需求,提出了基于深度学习与机器视觉相结合的筒状类工件内壁全景成像方法。该方法基于变焦距成像,获取筒状类工件内壁多聚焦图像序列,利用基于卷积神经网络的多聚焦图像融合算法,融合不同景深的内壁图像序列,获取全聚焦的内壁全景视图。根据视觉成像的透视变换原理,采用逆映射全景图像,改进了内壁形貌重构方法,获取柱面坐标系下的筒状类工件内壁形貌图像。实验结果表明,提出的形貌重构方法能够有效实现内壁质量的检测,且成像质量较高。

关键词 图像处理;筒状类工件;全景视觉;卷积神经网络;多聚焦图像融合;全景图展开

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.101002

Reconstruction Method for Inner Wall Morphology of Cylindrical Workpiece Based on Multi-Focus Image Sequence Fusion

Wang Qingqing, Chen Ping*

Shanxi Key Laboratory of Information Detection and Processing, College of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China

Abstract To satisfactorily detect the defects and topography of the inner wall of a cylindrical workpiece, this paper proposes a panoramic imaging method based on depth learning and machine vision. Through zoom imaging, this method obtains a multi-focus image sequence of the inner wall of a cylindrical workpiece, and uses a multi-focus image fusion algorithm based on convolution neural network to fuse the inner wall image sequences collected at different depths of field to get a fully focused panoramic view of inner wall. Based on perspective transformation principle of visual imaging, the inverse mapping panoramic mapping is used to improve the inner wall topography reconstruction method and obtain the inner wall topography image of the cylindrical workpiece under a cylindrical coordinate system. Experimental results show that the proposed topography reconstruction method can effectively detect the state of the inner wall, and the imaging quality is optimal.

Key words image processing; cylindrical workpiece; panoramic vision; convolutional neural network; multi-focus image fusion; panoramic expansion

OCIS codes 100.3010; 100.4996; 150.0155

1 引言

在工业生产和军事装备中存在着大量筒状类零部件,如航空发动机鼓筒、长形油缸及滑膛炮的炮筒管等,此类零件在使用过程中极易出现腐蚀和裂纹,

影响使用寿命及性能。因此定期对筒状类工件进行内壁检测和维护必不可少^[1]。

目前,关于筒状类工件内壁缺陷和形貌特征的检测可分为接触式检测和非接触式检测。接触式检测虽检测精度高,但效率低。非接触式检测是计算

收稿日期: 2019-09-05; 修回日期: 2019-10-08; 录用日期: 2019-10-10

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61571404)、国家自然科学基金青年科学基金(61601412)、山西省自然科学基金青年科学基金(201801D221207)

* E-mail: pc0912@163.com

机视觉在检测中应用的技术^[2],主要有成本低、质量高、可用性强及可视化等优点。随着视觉全景成像技术的兴起,获得超大视场全景图成为基于视觉筒状类工件内壁检测领域的研究热点。林华琦等^[3]采用多相机拼接组合模式,四个鱼眼相机朝不同方位进行拍摄,通过图像拼接将多张图像融合成全景图像。王会峰等^[4]提出了相机旋转拍摄的方法,转动云台旋转拍摄多张图像,将图像拼接成360°全景图像。Di等^[5]利用鱼眼超广角镜头获得大视场内壁全景图成像。吴挺等^[6]建立折反射全景成像系统,经多次折射和反射将360°柱面图像成像于全景环形视场。上述方法虽间接地弥补了成像系统中视场有限的问题,但各自存在不足。相机旋转和多相机拼接拍摄不能一次性获得360°全景图;鱼眼镜头和折反射全景成像系统存在较大畸变,矫正算法复杂。目前,在数字成像系统中,内壁全景图成像技术都存在景深有限的问题,而圆筒内壁的多聚焦图像融合改善了这一不足,同时适用于筒状类工件的特殊结构。

多聚焦图像融合的方法大致分为两大类:变换域方法和空间域方法。经典变换域方法有离散小波变换(DWT)^[7]、差分小波变换(DWTDE)^[8]、密集尺度特征不变变换(DSIFT)^[9]、稀疏表示(SR)^[10]、自适应块^[11]和四叉树^[12]等。空间域方法是基于图像分割的方法^[13]。上述方法都包含两个关键因素:活动水平测量和融合规则,但都需手动考虑和设计。相较于传统多聚焦图像融合方法,卷积神经网络(CNN)作为深度学习中的代表模型,具有优越的图像特征捕捉和信息分析能力,广泛应用于图像识别和图像检索等领域^[14-15]。CNN用于图像融合可看作分类问题,活动水平测量相当于CNN的特征提取,融合规则相当于分类器的作用,两个关键性因素都由CNN生成。Liu等^[16]验证CNN用于多聚焦图像融合不仅可行,还具有一定的优越性。

对于筒状类工件内壁形貌重构和缺陷检测,首要问题是获取全聚焦、大视场的内壁全景图,本文利用CNN对图像特征的自适应和融合规则进行调整,将CNN的分类问题与多聚焦图像融合结合展开研究,提出了基于视觉的圆筒内壁全景成像检测技术。改变焦距拍摄多幅不同景深的圆筒内壁图像,再利用CNN融合多聚焦图像获取圆筒内壁的全聚焦图像,并对现有算法进行优化,提高了成像质量。实验结果表明,该方法无论是在图像分析领域,还是在目标识别和跟踪领域都具有显著优势。

2 机器视觉全景成像系统的设计

实验选用的装置是一种小型筒状类工件内壁全景成像装置,如图1所示,搭建了由相机、环形光源和支架组成的视觉成像实验系统。实验选取空心内壁有锈蚀的金属筒状类工件,改变镜头焦距获取四张筒壁不同景深的聚焦图像,如图2(a)~2(d)所示。

从图2可以看到,图2(a)上部分筒壁圆环最清楚,图2(d)下部分筒壁圆环最清楚。

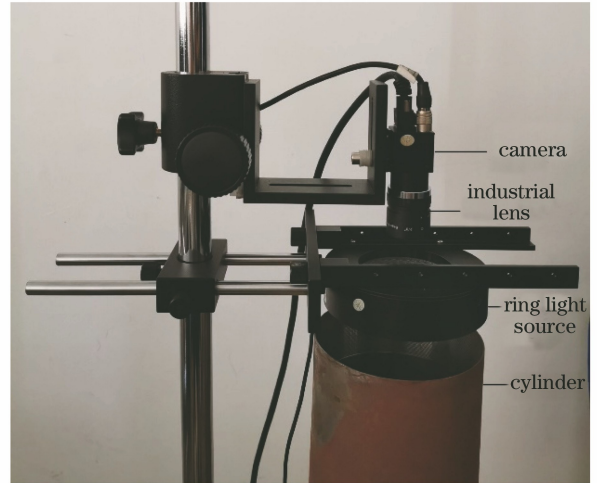


图1 机器视觉成像系统示意图

Fig. 1 Schematic of machine vision imaging system

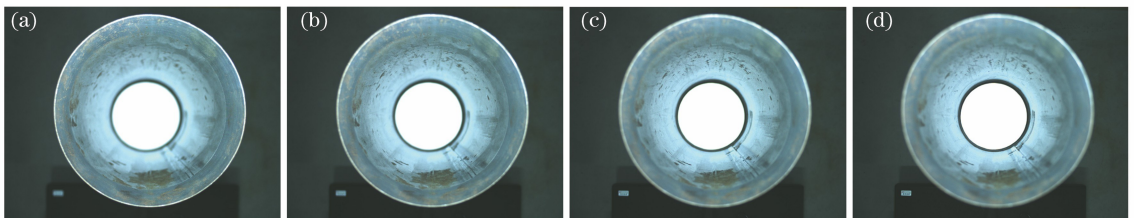


图2 筒状类工件内壁在不同位置聚焦的序列图像。(a)顶部;(b)中上部;(c)中下部;(d)底部

Fig. 2 Sequence images of the inner wall of a cylindrical workpiece focused at different positions.

(a) Top; (b) upper middle; (c) lower middle; (d) bottom

3 基于深度学习的多聚焦图像融合

3.1 筒状类工件内壁多聚焦图像融合

筒状类工件内壁序列图像的特点是渐变聚焦,清晰与模糊的分界线不明显,理想内壁全景图像保留每张内壁图像最清晰的部分,且无伪影边缘。目前在人脸识别和对象跟踪领域,采用 Siamese 网络实现图像的相似度匹配^[17]。Siamese 网络的主要原理是通过一个函数将输入图像映射到目标空间,在目标空间使用简单的距离(欧氏距离等)近似于输入空间距离^[18]。Siamese 网络应用于多聚焦图像融合,将成对的图像输入网络,比较输入图像和目标实例的相似度。一对图像块(I_1, I_2),如果 I_1 比 I_2 清楚则记为正例,反之记为反例^[16]。

Siamese 网络结构如图 3 所示,网络结构有两个分支,每个分支有三个卷积层、一个最大池化层,通过 concat 层对两个分支的特征图在特征通道维度上进行相加,最后与两个完全连接层连接,两个完全连接层神经元的单元数分别为 256、2,最后一层的完全连接层看成是二分类层,通过分类器 Softmax 输出得分值。多聚焦图像融合中, Siamese 网络可看作焦点检测的过程。网络输入一对不同景深的内壁图,网络输出分数图 S , S 中的每个系数代表两个源图像尺寸大小为 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 的图像块的聚焦属性,取值范围为 0 到 1。对于 S 中的

两个相邻系数,对应源图像相邻块的步幅是两个像素。为了生成与源图像大小相同的聚焦图 M ,将 S 中的每个分数替代对应块的所有像素值,重叠区域取平均。再将 M 分割成阈值为 0.5 的二值图 T ,当 $M(x, y) > 0.5$ 时, $T(x, y) = 1$,反之 $M(x, y) \leq 0.5$ 时, $T(x, y) = 0$ 。阈值分割的 T 中有一些错误的分类点,利用小区域去去除得到最初决策图 D' ,其中阈值设置为 $0.01 \times H \times W$ (H 和 W 分别为每个源图像的高和宽)。为了避免在聚焦和散焦的圆环边界周围存在伪影,利用导向滤波器保留真实边缘。先利用 D' 得到的初始融合图像 F' 作为导向滤波器的引导图,指导 D' 滤波,经滤波后得到最终决策图 D 。 D 中对于 i 位置的像素点,得到的滤波输出是一个加权平均值,表达式为

$$D_i = \sum_{j \in W_i} W_{ij} (F') D'_j, \quad (1)$$

式中: i 和 j 为像素下标; $W_{ij} (F')$ 为引导图像 F' 确定加权平均运算中采用的权值。对 D 采用逐像素加权平均的规则计算融合图像 F ,表达式为

$$F(x, y) = D(x, y)A(x, y) + [1 - D(x, y)]B(x, y), \quad (2)$$

式中: A 、 B 分别为两张待融合的内壁图。依次融合图 2 所示四张内壁图,从而获取全聚焦的筒状类工件内壁全景图。多聚焦图像融合过程如图 4 所示。

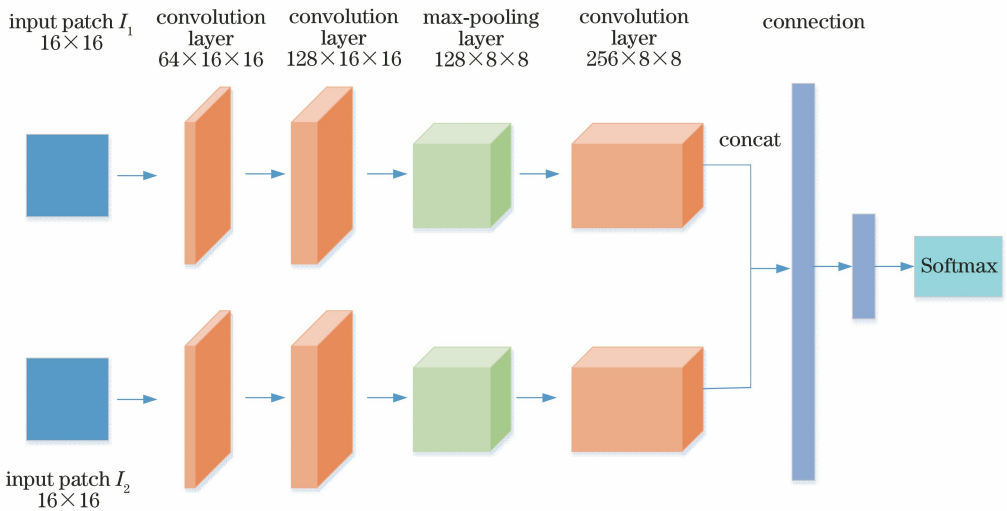


图 3 多聚焦图像融合网络结构

Fig. 3 Multi-focus image fusion network structure

3.2 基于透视原理的筒状类工件全景展开

筒状类工件内壁全景融合图呈现的是柱面图像,为了直观显示,将其转化成平面坐标图。对全景

内壁图进行预处理,从视觉技术角度出发,建立系统的数学模型,对三维空间的筒状类工件内壁进行柱状展开。

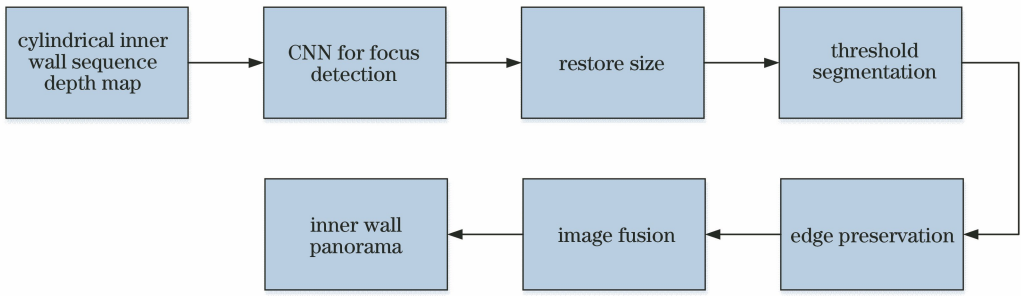


图4 CNN多聚焦图像融合过程

Fig. 4 CNN multi-focus image fusion process

3.2.1 全景环形图像展开

建立空间柱面坐标系,将投影得到的全景环形图展开成二维平面图,转换关系如图5所示,将平面 $x_1o_1y_1$ 设为设备 CCD 的成像平面,圆心记为 o_1 。平面 $ABCD$ 是过圆柱体轴线的某一纵截面,平面 $x_2o_2y_2$ 设为圆柱体所在坐标系,记坐标系中心为圆柱底部圆心 o_2 。平面 xoy 表示展开后全景图的所在平面。CCD 设备的固有焦距为 f , O_F 为焦点, FL 为焦点所在平面,任意选取圆柱体内表面一点 $M_2(x_2, y_2)$, 映射到平面 $x_1o_1y_1$ 的像点为

$M_1(x_1, y_1)$, 展开后对应平面 xoy 的 $M(x, y)$ 点。同理,任意选取圆柱体底端内表面一点 $N_2(x_2, y_2)$, 映射到平面 $x_1o_1y_1$ 的像点为 $N_1(x_1, y_1)$, 展开后对应平面 xoy 的 $N(x, y)$ 点。设焦点平面 FL 到圆柱体底部距离为 H , 圆柱体内壁任意一点 M_2 所在横截面到焦点平面的距离为 h ; 圆柱体半径为 R , 圆环内圆半径为 r , 外圆半径为 r_1 , 点 M_1 到圆环圆心 o_1 的距离为 R_M , M_2 点所在圆柱横截面圆心为 O_{M_2} , N_2 点所在圆柱底横截面圆心为 o_2 ^[19]。

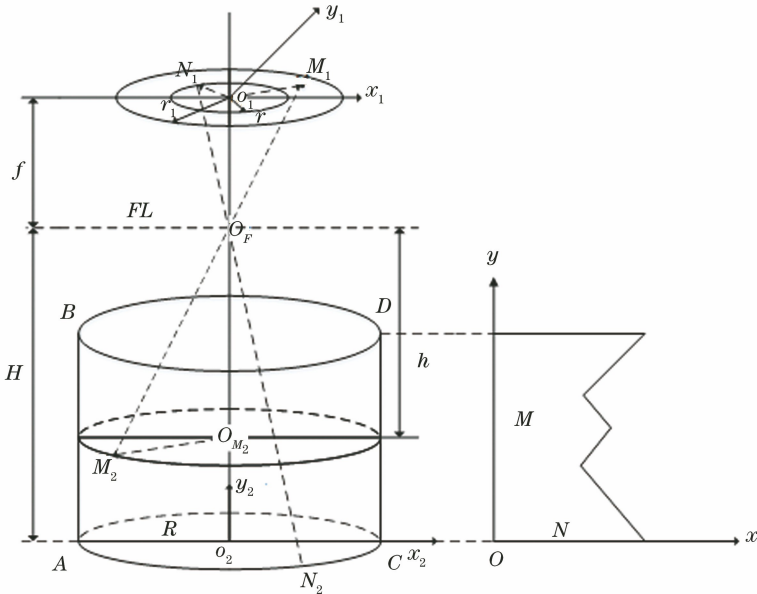


图5 全景图展开方法示意图

Fig. 5 Schematic of panorama expansion method

假设使图像系 $x_1o_1y_1$ 中的 M_1 点坐标根据转换关系转换至展开后矩形图像系 xoy 所对应的 M 点, N_2 点对应的成像点为矩形图像系 xoy 所对应的 N 点, 根据三角形相似性:

$$\Delta o_1 M_1 O_F \sim \Delta O_{M_2} M_2 O_F, \text{ 则有}$$

$$\frac{R_M}{f} = \frac{R}{h}. \tag{3}$$

$\Delta o_1 N_1 O_F \sim \Delta o_2 N_2 O_F$, 则有

$$\frac{r}{f} = \frac{R}{H}. \tag{4}$$

在圆柱内壁展开图 xoy 中保持 M 点高度不变, 也就是 Y 坐标不变, 由(3)式和(4)式得 $Y = H - h = fR(1/r - 1/R_M)$; 在全景图中圆环外圆的周长 $2\pi R$ 等于展开图的长。随着 $x_1o_1y_1$ 平面内同一圆

周上的点与水平轴夹角 θ 逐渐增大,展开图横坐标依次增大,即 $X=2\pi R\theta/2\pi, X=R\theta$ 。

展开筒状类工件内壁全景图的坐标转换公式为

$$X = R\theta, \quad (5)$$

$$Y = H - h = fR(1/r - 1/R_M)。 \quad (6)$$

3.2.2 全景环形图像展开方法的改进

展开全景图像需对全图进行遍历。根据(5)式和(6)式,3.2.1节方法是以内圆半径为起始点,每循环一个角度和半径,都需计算全景图上的坐标到展开图上的坐标转换,并将全景图上对应 (x_1, y_1) 点的像素值赋予展开图对应 (x, y) 点上。计算过程中,全景图上产生的非整数坐标点采用四舍五入法,因此,可能出现多个角度和半径对应全景图中同一个整数坐标,从而进行多次坐标重复转换。

针对上述算法产生大量运算,以及由于镜头透视效果原理,坐标转换后远离摄像机一侧的像素占比少,在展开图上出现大量空穴点等问题,利用逆向思维改进算法,旨在遍历展开图,相对于展开图的每一个像素点对应圆心的角度和半径,确定角度和半径在全景图中找到相对应的点进行像素赋值。改进算法不会产生空穴点,提高了展开图像的质量,满足筒壁展开图的即时性。转换(5)式和(6)式,改写为

$$\theta = X/R, \quad (7)$$

$$R_M = fRr/(fR - Yr)。 \quad (8)$$

4 分析与讨论

4.1 网络模型训练

实验是在深度学习框架 TensorFlow 下训练 CNN 模型,训练集是从 ILSVRC 2013 数据集选取的 4500 张高质量自然图像和 500 张筒内壁图像。数据集的制作步骤:先对每张图像进行灰度图转换;依次使每张图像经过五次高斯滤波器(大小为 $7 \times$

7,高斯分布的标准差 $\sigma=2$)处理;最后,每张高清图分别和五张滤波图像对应构成一对图像。对于每对模糊图像和原始图像,随机采样 20 对大小为 16×16 的块,至此,得到 10 万对图像块。把 (I_1, I_2) 设正例标签为 1, (I_2, I_1) 设反例标签为 0。一共 20 万张图像对馈送网络进行学习。同 CNN 的分类任务一样,以 Softmax 作为损失函数,以随机梯度下降(SGD)作为最小化损失函数。训练过程中,批训练大小设为 128,动量和权重衰减分别设置为 0.9 和 0.0005。权重更新为

$$v_{k+1} = 0.9v_k - 0.0005\alpha w_k - \alpha \frac{\partial L}{\partial w_k}, \quad (9)$$

$$w_{k+1} = w_k + v_{k+1}, \quad (10)$$

式中: v 为动量变量; w 为权重; i 为迭代指数; α 为学习率; L 为损失函数。

4.2 筒状类工件内壁对比与融合

圆筒内壁序列聚焦图像的融合,实质上是获取每张图像最清晰的圆环筒壁信息。CNN 特征学习和网络分类输出的分数图通过阈值分割和小区域去除得到决策图。根据决策图依次获取每张源图像聚焦圆环信息,如图 6 所示,图 6(a)~6(d)分别代表图 2(a)~2(d)所示筒壁最清晰部分。

根据(2)式,融合四张筒状类工件内壁序列聚焦图像,最终得到全聚焦的内壁全景图,如图 7(a)所示。为了验证所提融合方法的有效性,采用性能较为优越的两种融合方法与所提方法进行融合效果比较,图 7(b)为 DSIFT 融合效果,图 7(c)为 DWTDE 融合效果。从直观视觉效果看,对箭头所指的同一位置进行对比,如图 7(b)和 7(c)所示在筒状类工件边缘出现伪影,如图 7(a)所示 CNN 融合直接获取源图像[图 2(a)]最清晰的部分,边缘清晰可见。在内壁细节方面,CNN 融合方法相较于其他两种方法具有更好的纹理信息。

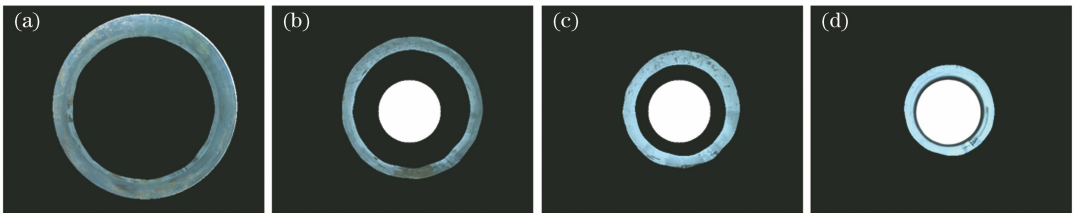


图 6 筒状类工件内壁在不同位置聚焦的圆环截取图。(a)顶部;(b)中上部;(c)中下部;(d)底部

Fig. 6 Ring-shaped shots of the inner wall of a cylindrical workpiece at different positions.

(a) Top; (b) upper middle; (c) lower middle; (d) bottom

另外,为了进一步验证所提方法的普适性,选取内壁包有橡胶的空心筒状类工件,同样改变镜头焦

距获取四张筒壁不同景深的聚焦图像,所提方法融合效果如图 8(a)所示。图 8(b)为 DSIFT 融合效

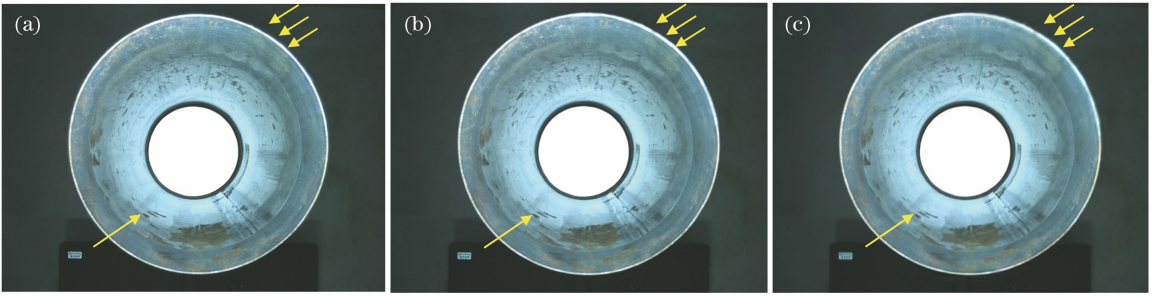


图 7 不同方法融合筒状类工件一内壁对比。(a) CNN;(b) DSIFT;(c) DWTDE

Fig. 7 Comparison of inner wall of cylindrical workpiece 1 with different methods. (a) CNN; (b) DSIFT; (c) DWTDE

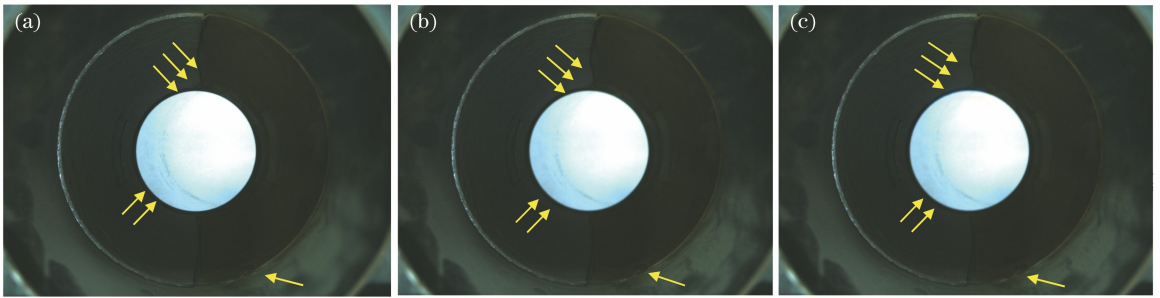


图 8 不同方法融合筒状类工件二内壁融合对比。(a) CNN;(b) DSIFT;(c) DWTDE

Fig. 8 Comparison of inner wall of cylindrical workpiece 2 with different methods. (a) CNN; (b) DSIFT; (c) DWTDE

果,图 8(c)为 DWTDE 融合效果。对箭头所指的同一位置进行对比,如图 8(b)和 8(c)所示在筒状类工件边缘存在伪影,如图 8(a)所示内壁裂痕细节更加清晰。

采用三个量化指标:空间频率 Q_{SF} 、边缘保留度 Q_{ABF} 和图像的互信息 Q_{MI} 客观评估内壁融合图像的质量。 Q_{SF} 值越大,图像融合效果越好。 Q_{MI} 表示融合图像和源图像间的相关性,若从源图像获得丰富的信息,则融合图像具有更好的融合效果。 Q_{ABF} 的取值范围为 $0 \sim 1$ 。具体指标如表 1 所示,在大多数客观指标下,所提的多聚焦图像方法的融合效果比其他方法更好。结果表明,采用该方法得到的内壁融合图像的纹理细节更好,更接近于源图像。

表 1 客观评估不同的融合方法

Table 1 Objectively evaluate different fusion methods

Workpiece	Index	Method		
		DSIFT	DWTDE	CNN
1	Q_{SF}	15.2696	13.6463	15.2695
	Q_{ABF}	0.6684	0.6394	0.7011
	Q_{MI}	2.1437	2.1347	2.1456
2	Q_{SF}	8.0204	7.3756	8.0246
	Q_{ABF}	0.6539	0.6255	0.6984
	Q_{MI}	1.2756	1.2790	1.2770

4.3 筒状类工件全景展开

利用改进展开算法(7)式和(8)式对筒状类工件内壁全景环形图像进行柱状展开,全景图像展开结果与改进算法的对比结果,如图 9 和图 10 所示,可以看到,图(a)相对于图(b)存在很多空穴点。

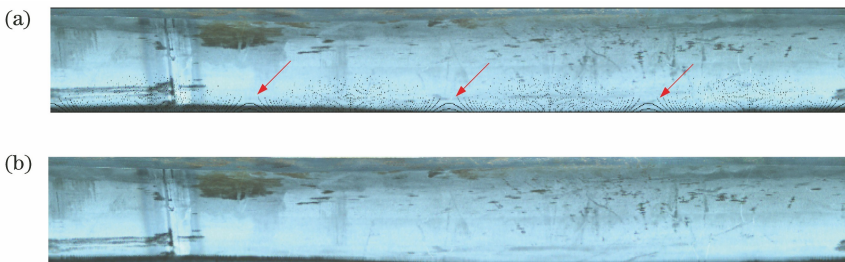


图 9 筒状类工件一环形展开对比。(a)全景环形图像展开;(b)改进方法展开

Fig. 9 Comparison of annular expansion of cylindrical workpiece 1. (a) Panoramic ring image expansion; (b) improved method expansion



图 10 筒状类工件二环形展开对比。(a)全景环形图像展开;(b)改进方法展开

Fig. 10 Comparison of annular expansion of cylindrical workpiece 2. (a) Panoramic ring image expansion;
(b) improved method expansion

5 结 论

针对筒状类工件内壁全景成像中相机景深有限,成像系统复杂,且全景图像展开算法缓慢和成像质量差等问题,提出了基于深度学习的多聚焦图像融合方法。该方法很好地将筒状类工件内壁序列图各自的聚焦信息保留至融合图,实现全聚焦的内壁全景图像。同时,改进的展开算法可提高全景图像质量。通过对比实验表明,所提方法能够更加高效地实现筒状类工件内壁的全景成像。对于今后内壁全景图像的展开,可直接送入训练好的网络模型进行缺陷的位置检测和种类识别,以实现更加智能化的缺陷检测。

参 考 文 献

- [1] Tan Z, Wang Y, Li J Y, et al. Measurement and evaluation of aero-engine drum tube components cavity size [J]. Aviation Precision Manufacturing Technology, 2008, 44(3): 58-61.
谭甄, 王玉, 李景尧, 等. 航空发动机鼓筒零件内腔尺寸的测量与评价[J]. 航空精密制造技术, 2008, 44(3): 58-61.
- [2] Koch C, Georgieva K, Kasireddy V, et al. A review on computer vision based defect detection and condition assessment of concrete and asphalt civil infrastructure [J]. Advanced Engineering Informatics, 2015, 29(2): 196-210.
- [3] Lin H Q, Lan C D. Research on panoramic stitching algorithm based on multi-camera system calibration [J]. Information & Communications, 2018, 31(3): 37-40.
林华琦, 兰诚栋. 基于多相机系统标定的全景拼接算法研究[J]. 信息通信, 2018, 31(3): 37-40.
- [4] Wang H F, Liu S Q, Wang D B, et al. Panoramic image mosaic method for rotary scanning serial image [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(5): 1211-1215.

- 王会峰, 刘上乾, 汪大宝, 等. 旋转扫描序列图像的全景图拼接方法[J]. 光学学报, 2009, 29(5): 1211-1215.
- [5] Di X, Zhang Y, Yang J H, et al. A research based on fisheye lens of a drilling wall imaging system[C]//2012 International Conference on Computer Science and Service System, August 11-13, 2012, Nanjing, China. New York: IEEE, 2012: 1877-1879.
- [6] Wu T, Lu S H, Han W M, et al. In-pipe internal defect inspection method based on active stereo omnidirectional vision sensor [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2258-2264.
吴挺, 鲁少辉, 韩旺明, 等. 基于主动式全景视觉传感器的管道内部缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2258-2264.
- [7] Wang H H. Multisensor image fusion by using discrete multiwavelet transform[C]//Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (IEEE Cat. No. 04EX826), August 26-29, 2004, Shanghai, China. New York: IEEE, 2004: 4331-4336.
- [8] Lewis J J, O'Callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets [J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 119-130.
- [9] Liu Y, Liu S P, Wang Z F. Multi-focus image fusion with dense SIFT[J]. Information Fusion, 2015, 23: 139-155.
- [10] Yang B, Li S T. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 884-892.
- [11] Aslantas V, Kurban R. Fusion of multi-focus images using differential evolution algorithm [J]. Expert Systems With Applications, 2010, 37(12): 8861-8870.
- [12] Bai X Z, Zhang Y, Zhou F G, et al. Quadtree-based multi-focus image fusion using a weighted focus-

- measure [J]. *Information Fusion*, 2015, 22: 105-118.
- [13] Li S T, Yang B. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(7): 971-979.
- [14] Wang D C, Chen X N, Zhao F, et al. Vehicle detection algorithm based on convolutional neural network and RGB-D images [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(18): 181003.
王得成, 陈向宁, 赵峰, 等. 基于卷积神经网络和RGB-D图像的车辆检测算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(18): 181003.
- [15] Feng Y, Yi B S, Wu C Y, et al. Pulmonary nodule recognition based on three-dimensional convolution neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(6): 0615006.
冯雨, 易本顺, 吴晨玥, 等. 基于三维卷积神经网络的肺结节识别研究 [J]. *光学学报*, 2019, 39(6): 0615006.
- [16] Liu Y, Chen X, Peng H, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network [J]. *Information Fusion*, 2017, 36: 191-207.
- [17] Qiu Z L, Zha Y F, Zhu P, et al. Visual tracking algorithm based on online feature discrimination with Siamese network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(9): 0915003.
仇祝令, 查宇飞, 朱鹏, 等. 基于孪生神经网络在线判别特征的视觉跟踪算法 [J]. *光学学报*, 2019, 39(9): 0915003.
- [18] Melekhov I, Kannala J, Rahtu E. Siamese network features for image matching [C] // 2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), December 4-8, 2016, Cancun. New York: IEEE, 2016: 378-383.
- [19] Zhang Y P, Yue X F, Zheng C Y, et al. The accurate measurement on the small objects on the inside wall of a cylinder based on the technology of machine vision [J]. *Mechanical Engineer*, 2009(5): 27-30.
张耀平, 岳晓峰, 郑春妍, 等. 基于视觉技术的圆柱内壁小目标物体精确测量 [J]. *机械工程师*, 2009(5): 27-30.