

基于多视角模板匹配的零件图像检索方法

苏欣¹,赖复尧¹,余容平²,李柏林²,熊鹰²

(1. 西南电子技术研究所,四川 成都 610036; 2. 西南交通大学 机械工程学院,四川 成都 610031)

摘 要:针对工业场景下零件的自动化生产需求,提出一种基于多视角模板匹配的零件图像检索方法。提取零件的尺寸信息对零件进行粗分类;对尺寸上难以区分的零件进行动态分块,将分块后的图像进行哈希“指纹”提取,用于计算其相似度,并找出最相似的3个零件。提取上述3个零件侧面信息的哈希“指纹”并计算相似度,将相似度最大值所对应的类别标签作为最终检索结果。实验结果表明:该方法精度高达98.16%,更符合零件的实际生产应用。

关键词:图像检索;模板匹配;零件;多视角

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2023)01-0222-04

Workpiece Image Retrieval Method Based on Multi-view Template Matching

SU Xin¹, LAI Fuyao¹, YU Rongping², LI Bailin², XIONG Ying²

(1. Southwest Institute of Electronic Technology, Chengdu 610036, China;

2. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: In light of the demand of automatic production of parts in industrial scene, a part image retrieval method based on multi-view template matching is proposed. The dimension information of the top view of the parts is extracted for rough clarification of the parts. The parts that are difficult to be distinguished in size are dynamically partitioned, and the hash "fingerprint" of the partitioned image is applied to calculate the similarity and find out the three most similar parts. The side information of the above three parts is extracted for hash "fingerprint" and similarity calculation, and the category label corresponding to the maximum similarity is taken as the final retrieval result. The experimental results show that the accuracy of the proposed method is as high as 98.16%, which is more in line with the practical production application of parts.

Keywords: image retrieval; template matching; spare parts; multi-view

0 引言

近年来,随着我国工业化水平和加工技术的不断提升,工业生产正朝着自动化和智能化方向发展。精密零件种类繁多,表面纹理复杂,许多零件在同一视角上存在的差异极小,甚至有的零件仅在侧面存在细微差异。现有的零件图像分类和检索方法在精度和时间复杂度上已无法满足精密零件的自动化生产需求。作为工业图像处理技术的一部分,对零件图像检索问题的研究不仅能够促进工业图像处理技术的进步,还能促进我国工业生产的自动化、智能化和无人化的发展,为中国制造2025添砖加瓦。

图像检索^[1]技术是图像处理技术的重要组成部分,国内外学者均对其进行了相关研究。孙君顶等^[2]提出了一种基于颜色和形状特征的彩色图像检索方法,用于图像特征提取及图像检索;彭晏飞等^[3]提出了结合深度学习与相关反馈的遥感图像检索方法用于遥感图像的检索;王洪涛等^[4]提出了一种基于不变矩图像匹配的零件种类判别算法用于汽车零部件装配生产线的零件类别判别;王红涛等^[5]提出了一种零件图像识别的边缘匹配方法用于零件的检测;王彦等^[6]提出了一种基于边缘特征的零件图

像匹配算法用于解决亮度不均衡等复杂环境下的零件图像匹配问题。上述方法虽然取得了较好的实验效果,但对于图像领域差异较大或针对的机械零件而言上述方法存在种类单一、结构简单和类间差异较大等特点,无法满足零件的自动化生产需求。

为了提高零件图像的检索精度和检索速度,实现智能化流水线生产,本文研究了深度学习算法、深度迁移学习算法及传统模板匹配算法在零件数据集上的性能差异,提出了一种基于多视角模板匹配的零件图像检索方法(hash cosine similarity, HCS)。该方法首先提取零件顶面视图的尺寸信息,对零件进行粗分类;然后对尺寸上难以区分的零件进行动态分块,提取分块后图像的哈希“指纹”用于相似度计算,并找出最相似的3个零件;最后提取上述3个零件的侧面信息并提取其哈希“指纹”用于相似度计算,将相似度最大值所对应的类别标签作为最终检索结果。

1 多视角模板匹配零件图像检索方法

HCS的算法流程图如图1所示。首先将零件图像进行预处理,将零件区域从顶面视图中分割出来并进行视角

矫正(仿射变换);然后计算测试图与模板库图中零件的长宽比和面积,并将模板库图像中面积和长宽比与测试图相同或难以区分的零件筛选出来;其次将筛选出来的零件根据其尺寸大小进行动态分块,并获取其哈希“指纹”用于相似度计算,将相似度最高的3个零件筛选出来;最后从上述3个零件的侧面视图中提取侧面信息并获取其哈希“指纹”用于相似度计算,将相似度最大值所对应的类别标签作为最终检索结果。

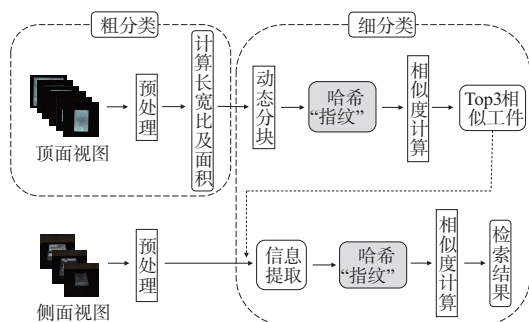
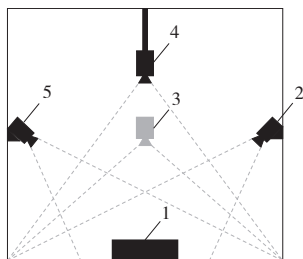


图1 算法流程图

1.1 零件图像预处理

由于零件存在差异小、纹理复杂、大小不一、形状多变、摆放角度多样、光照干扰等特点,为了减少各种因素对检索结果造成影响,将采集到的零件图像进行预处理,以提高零件图像检索算法的鲁棒性和泛化能力。零件采图装置如图2所示。



1—零件;2—侧面相机;3—侧面相机;4—顶面相机;5—侧面相机。

图2 采图装置示意图

预处理过程需要将零件区域从顶面视图(图2中侧面相机4获得的图像)中分割出来,并进行仿射变换和降噪处理(图3)。首先获取零件的最小外接矩,得到其4个顶点的坐标;然后通过仿射变换将外接矩矫正到垂直方向并将其从原图中分割出来;最后对分割出来的零件图像和侧面视图(图2中侧面相机2、侧面相机3、侧面相机5拍摄的图像)进行二值化和滤波处理,以降低噪声干扰。

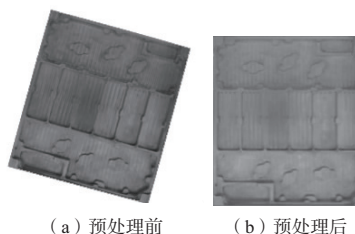


图3 图像预处理

1.2 零件图像分块及侧面信息提取

为了充分利用零件纹理上的细微差别,防止细微差别因噪声干扰被掩盖掉,根据零件大小自适应地对零件进行分块(零件尺寸主要集中在 $100 \times 100 \text{ mm} \sim 500 \times 500 \text{ mm}$ 范围内)。当零件尺寸在 $100 \times 100 \text{ mm} \sim 300 \times 300 \text{ mm}$ 范围内时,将预处理后的零件图像等分成6个子块(图4(a))并将每个子块重置为 100×100 像素大小的子图,当零件尺寸在 $300 \times 300 \text{ mm} \sim 500 \times 500 \text{ mm}$ 范围内时,将预处理后的零件图像等分成9个子块(图4(b))并将每个子块重置为 300×300 像素大小的子图。

为了有效利用零件的侧面信息,需要将零件的侧面信息从侧面视图中分割出来。先将零件的侧面部分从侧面视图(图2中侧面相机2、侧面相机3、侧面相机5获得的图像)中分割出来(图5),然后将分割出来的图像重置大小为 100×300 像素用于相似度计算。

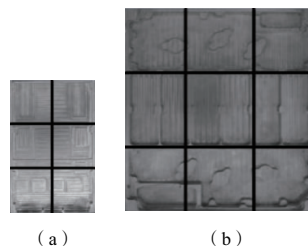


图4 顶面视图分块处理

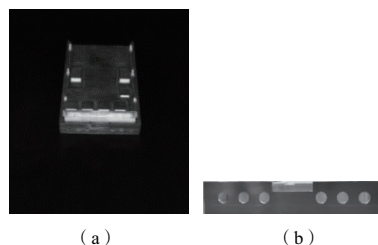


图5 侧面视图信息提取

1.3 零件图像的匹配度计算

感知哈希算法^[7](perceptual hash algorithm),它为图像生成一个图像“指纹”(fingerprint),用于图像相似度计算。

感知哈希算法首先将灰度处理后的图像做离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT),获得矩阵 $F(U, V)$,其定义如式1所示;然后对变换后的矩阵 $F(U, V)$ 求均值 σ ,其定义如式3所示;再将矩阵 $F(U, V)$ 各元素 $F(u, v)$ 与均值 σ 进行比较,大于等于均值的元素位记为1,否则记为0。这样就获得了图像的哈希“指纹” $F'(U, V)$,其定义如式4所示。

$$F(u, v) = \frac{2}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \times C(u) \times C(v) \times \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \times \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \quad (1)$$

$$C(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}}, & u=0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & u \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $f(x,y)$ 是一个 $M \times N$ 的图像灰度值矩阵; $x,u=0,1,2,\dots,M-1$; $y,v=0,1,2,\dots,N-1$; $C(u)$ 和 $C(v)$ 的定义如式(2)所示; $F(u,v)$ 表示经计算后得到的变换矩阵 $F(U,V)$ 中 (u,v) 处的元素, $F(U,V)$ 的维度为 $M \times N$ 。

$$\sigma = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u,v) \quad (3)$$

式中: $F(u,v)$ 表示变换矩阵 $F(U,V)$ 中 (u,v) 处的元素; $u=0,1,2,\dots,M-1$; $v=0,1,2,\dots,N-1$ 。

$$F'(u,v) = \begin{cases} 1, & \sigma \geq F(u,v) \\ 0, & \sigma < F(u,v) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $F'(u,v)$ 表示哈希“指纹” $F'(U,V)$ 中 (u,v) 处的值; $F(u,v)$ 表示变换矩阵 $F(U,V)$ 中 (u,v) 处的值; $u=0,1,2,\dots,M-1$; $v=0,1,2,\dots,N-1$ 。

余弦相似度^[8] (cosine similarity) 又称余弦相似性,是通过计算两个向量夹角的余弦值来评估它们之间的相似度,其定义如式(5)所示。

$$\cos(a,b) = \frac{\sum_{i=1}^n a_i \times b_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (b_i)^2}} \quad (5)$$

式中: a 和 b 为向量; n 表示 a 和 b 的维度; a_i 和 b_i 分别表示向量 a 和向量 b 第 i 个维度上的分量。

计算相似度时,首先将动态分块后的图像进行离散余弦变换 DCT,并生成图像的哈希“指纹” $F'\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ (n =子块个数);然后计算测试图 x 第 i 个子块的哈希“指纹” f_i 与模板库图像 $X\{X_1, X_2, \dots, X_{|m|}\}$ ($|m|$ =类别数) 中第 j 个类别图像 X_j 对应位置子块 X_{ji} 的哈希“指纹” f_{ji} 间的余弦相似度 S_{ji} ,并将 x 与 X_j 各子块间相似度的平均值 S_j 作为整图间的相似度,其定义如式(6)所示,得到测试图 x 与模板库图 $X\{X_1, X_2, \dots, X_{|m|}\}$ ($|m|$ =类别数) 间的相似度 $S\{S_1, S_2, \dots, S_{|m|}\}$;最后提取 S 中相似度最高的 3 个零件的侧面信息进行相似度计算。

$$S_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} S_{ji} \quad (6)$$

式中: S_{ji} 表示测试图 x 第 i 个子块与模板库 X 第 j 类图像 X_j 的第 i 个子块间的相似度; n 表示子块个数。

计算侧面信息相似度时,首先获取测试图 x 侧面信息 $x\{x'_1, x'_2, x'_3\}$ 与上述 3 个零件侧面信息 $X\{X'_1, X'_2, X'_3\}$ (图 2 中侧面相机 2、侧面相机 3、侧面相机 5 获得的信息) 的哈希“指纹” $F''\{f''_1, f''_2, f''_3\}$,其定义如式(1)~式(4)所示;然后计算测试图 x 的侧面信息 x'_i ($i=1,2,3$) 与模板库图对应视图下的侧面信息 X'_{ji} ($j=1,2,3$) 间的相似度,其定义如式(5)所示;并将 x 与 X'_j 侧面视图间的平均相似度作为其相似度 S'_j ,其定义如式(7)所示;最后将相似度最大值所对应的类别标签作为最终检索结果。

$$S'_j = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^{i=3} S'_{ji} \quad (7)$$

式中: S'_{ji} 表示测试图 x 第 i 个侧面信息 x'_i 与模板库图 X'_j

第 i 个侧面信息 X'_{ji} 间的余弦相似度; $i,j=1,2,3$ 。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境

本文的实验环境为 Windows10,软硬件包括:GPU 为 NVIDIA GTX1080Ti;CPU 为 Intel Core i7-6700;运行内存 32 GB, Pycharm2020; Python3.7; Opencv3.4.0; Pytorch1.2; CUDA10.2。

2.2 对比实验

为了验证 HCS 算法的性能,将 HCS 与深度学习算法、深度迁移学习算法、特征点匹配算法和传统模板匹配算法进行对比试验。对比深度学习算法模型包括 ResNet34^[9]、VGG19^[10] 和 MobileNetV2^[11];对比深度迁移学习模型包括 ResNet34、VGG19 和 MobileNetV2;对比特征点匹配算法包括 SIFT^[12]、SURF^[13] 和 ORB^[14];对比模板匹配算法包括误差平方和算法 SSD^[15]、归一化积相关算法 NCC^[15]、序贯相似性算法 SSDA^[16] 等。

在实验中,为了消除各种不利因素对实验结果造成影响,统一各对比实验的实验环境、参数设置、样本集大小、输入和输出等,以尽最大可能地消除随机误差的干扰。实验数据集为航空工业所生产的零件图像 3 600 张,其零件种类为 18 种,每种零件 200 个图像样本。

1) 深度学习算法对比实验

为了对比深度学习算法与 HCS 算法的性能,在相同的数据集和实验环境下对 HCS 算法、VGG19、ResNet34、MobileNetV2 进行了实验;其中训练集与测试集所占比例为 8:2,即将 3 600 张数据集分成 2 880 张图像组成的训练集与 720 张图像组成的测试集。实验中对各模型的输入进行相同的预处理和图像转换使得各模型具有相同的输入(输入图像大小为 224×224,预处理主要包括:随机丢失、随机旋转、颜色空间转换、归一化处理等)。各模型的实验结果如表 1 所示。

表 1 深度网络模型对比试验

方法	ACC	测试样本量	训练时间/h
VGG19	92.63	720	9.5
ResNet34	97.92	720	11.5
MobileNetV2	99.30	720	14.0
Ours	98.16	3 600	—

实验结果表明:HCS 算法较深度学习算法在精度和可靠性上均优于后者,且深度学习算法需要大量时间从样本中学习特征以达到区分零件的目的,而 HCS 算法直接提取零件特征来对零件加以区分,省去了大量的时间开销。根据实验测定,HCS 算法的检索速度为 0.007 s/张。因此,HCS 算法更符合零件自动化生产快速、高效的生产需要。

2) 深度迁移学习算法对比实验

为了对比深度迁移学习算法与 HCS 算法的性能,在相同的数据集和实验环境下对基于 VGG19、ResNet34、

MobileNetV2 的迁移学习算法与 HCS 算法进行了对比试验。实验中,深度迁移模型的参数训练层为最后一层 Conv 卷积层和 FC 全连接层,除此之外的卷积层和池化层均为参数固定层,优化器选用 Adam,学习率 Learning Rate 为 0.001,批大小 batch size 为 16,图像输入维度为 $3 \times 224 \times 224$ 。各算法的实验结果如表 2 所示。

表 2 深度迁移学习算法对比试验

算法	ACC	测试样本量	训练时间/min
VGG19	94.30	720	42
ResNet34	99.58	720	48
MobileNetV2	96.80	720	37
Ours	98.16	3 600	—

实验结果表明:深度迁移学习算法在训练时间上较深度学习算法有较大的提升,且算法精度并没有明显的下降,但与本文提出的算法 HCS 相比,深度迁移学习算法的时间消耗依然远超 HCS 算法;在精度上深度迁移学习算法并未压倒性地优于 HCS 算法,甚至略低于 HCS 算法。因此,HCS 算法针对零件的检索问题较深度迁移学习更具优势。

3) 特征点匹配算法对比实验

为了验证本文算法在零件数据集上的性能优于传统特征点匹配算法,在相同的数据集、预处理和实验环境下对 SIFT 特征点匹配、SURF 特征点匹配、ORB 特征点匹配等算法进行了对比实验。各算法的实验结果如表 3 所示。

表 3 特征点匹配算法的性能

方法	精度/%		
	Top1	Top2	Top3
SIFT	69.44	74.30	88.25
SURF	78.97	86.14	96.55
ORB	72.58	89.69	97.28
Ours	98.16	100.00	100.00

实验结果表明:HCS 算法较传统特征点匹配算法的 Top1 检索精度平均高出了 24.49%。因此,本文算法能够更有效地识别出存在细微差别的零件图像。

4) 模板匹配算法对比实验

为了验证 HCS 算法在零件图像数据集上的性能优于其他基于灰度的模板匹配算法,在相同的数据集、预处理和实验环境下对平方和算法 SSD、归一化积相关算法 NCC、序贯相似性算法 SSDA 等进行了对比实验。各算法的实验结果如表 4 所示。

表 4 匹配算法的检索性能

方法	精度/%		
	Top1	Top2	Top3
SSD	79.80	90.33	100.00
NCC	74.33	85.11	91.22
SSDA	78.92	91.63	99.03
Ours	98.16	100.00	100.00

实验结果表明:本文提出的 HCS 算法较其他模板匹配算法的 Top1 检索精度平均高出了 20.47%。因此,本文提出的 HCS 算法较基于灰度的传统模板匹配算法相比能够更有效地识别出存在细微差异的零件图像。

2.3 分析与讨论

由深度学习算法对比实验可以得知深度学习算法虽然能够有效地提取零件的特征并加以识别,但其存在耗时、数据集构建要求较苛刻、数据不平衡、反复训练(零件种类随生产批次不同而不同,且产品更新快、无法获取样本总库)以及样本复杂度对训练造成的影响等诸多问题。而由深度迁移学习算法对比实验可知,深度迁移学习算法虽然在速度上较深度学习算法快,但依然存在与深度迁移学习算法相同的问题。因此,深度学习虽然强大,但与本文提出的哈希余弦相似度算法(HCS)快速、准确、无需训练、无样本不平衡、鲁棒性高等特点相比,深度学习算法并不符合零件自动化生产快速高效的生产需求。

由特征点匹配算法对比实验可以得知 HCS 算法与传统特征点匹配算法相比能够更有效地提取零件图像的特征并区分出零件图像种类间的细微差异。从表 3 中可以看到 HCS 算法较特征点匹配算法的识别精度平均高出了 24.49%。特征点匹配算法虽然能够有效地匹配图像间的相似点,但针对相似度极高的零件图像时其性能却难以体现。由模板匹配算法对比实验可知,HCS 算法在 Top1 精度上较基于灰度的传统模板匹配算法平均高出了 20.47%,传统模板匹配算法是基于图像全域灰度信息来对图像加以区分的,其极易丢失图像间的细小差异,这不利于细微差异零件图像的检索。因此,HCS 算法与传统特征点匹配算法和基于灰度的传统模板匹配算法相比能够更有效地区分出相似度极高的零件图像,而传统特征点匹配算法和传统模板匹配算法已不适用于零件的自动化生产^[17-20]。

3 结语

本文提出了一种基于多视角模板匹配的零件图像检索方法用于零件图像的检索。通过对零件图像进行粗分类,使得零件图像在尺寸上加以区分,以缩小检索范围;进一步提取零件图像的哈希“指纹”,对尺寸相似的零件进行相似性度量,结合零件的侧面信息得出检索结果以达到逐层提高检索精度的目的。实验结果表明,本文所提出的方法与深度学习算法、深度迁移学习算法、特征点匹配算法和传统模板匹配算法相比具有更少的时间消耗和更高的检索精度。

参考文献:

- [1] 李向阳,庄越挺,潘云鹤. 基于内容的图像检索技术与系统[J]. 计算机研究与发展,2001,38(3):344-354.
- [2] 孙君顶,崔江涛,毋小省,等. 基于颜色和形状特征的彩色图像检索方法[J]. 中国图象图形学报(A 辑),2004,9(7):820-827.
- [3] 彭晏飞,宋晓男,武宏,等. 结合深度学习与相关反馈的遥感图像检索[J]. 中国图象图形学报,2019,24(3):420-434.

(下转第 229 页)

业时,当夹持高度在 350 mm~450 mm、激振力在 2 500 N~4 000 N 时,核桃果梗处受到的力小于七成核桃的果梗结合力,同时大于九成核桃的果梗结合力,可实现分批采收^[9]。本节通过 Adams 软件对优化后的偏心轮旋转时产生的惯性力大小进行验证,观察其是否能达到 4 000 N,如图 6 所示。

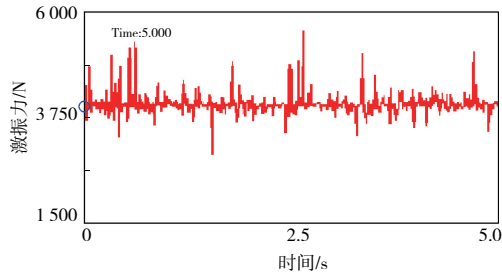


图 6 偏心轮惯性力曲线图

通过观察图 6 可知偏心轮旋转时产生的激振力大小分布在 3 950 N~4 200 N 之间,可满足分批采收的需求,采收效果较好。

5 结语

针对当前核桃采收存在劳动强度高、效率低的问题,本文设计了一款基于树干振动原理的集振动落果与自动

收集于一体的具有自平衡和自动对心功能且高度可调节的对称偏心式振动采收机,为解决广大种植户的采收困难提供了解决方案。对采收机的整体方案和主要零部件进行了分析设计,经验证该机结构设计合理,方案可行。

参考文献:

- [1] 牛秀雨. 经济林果产业发展现状及对策[J]. 农民致富之友, 2019(4):167.
- [2] 陈度,杜小强,王书茂,等. 振动式果品收获技术机理分析及研究进展[J]. 农业工程学报,2011,27(8):195-200.
- [3] 罗明英,戴俊生. 世界核桃生产形势与贸易格局[J]. 世界农业,2014(10):18-22.
- [4] 刘进宝,韩长杰,杨宛章,等. 振动式林果采摘机械的设计[J]. 中国农机化学报,2014,35(3):41-44,58.
- [5] 刘进宝,韩长杰,郭辉,等. 偏心式林果采摘振动系统[J]. 农业工程,2013,3(1):68-71.
- [6] 韩清凯,翟敬宇,张昊. 机械动力学基础及其仿真方法[M]. 武汉:武汉理工大学出版社,2017.
- [7] 王长勤,许林云,周宏平,等. 偏心式林果振动采收机的研制与试验[J]. 农业工程学报,2012,28(16):10-16.
- [8] LÁNG Z. Dynamic modelling structure of a fruit tree for inertial shaker system design[J]. Biosystems Engineering,2006,93(1):35-44.
- [9] 尹逊春. 振动式核桃采摘机的设计与优化[D]. 哈尔滨:哈尔滨商业大学,2020.

收稿日期:2021-09-22

(上接第 225 页)

- [4] 王洪涛,丁国清. 基于不变矩图像匹配的工件种类判别应用研究[J]. 制造业自动化,2012,34(1):141-144.
- [5] 王红涛,傅卫平,康业娜. 工件图像识别的边缘匹配方法研究[J]. 仪器仪表学报,2008,29(5):986-991.
- [6] 王彦,傅卫平,朱虹,等. 基于边缘特征的工件图像匹配[J]. 机械科学与技术,2009,28(10):1297-1302.
- [7] 张慧,张海滨,李琼,等. 基于人类视觉系统的图像感知哈希算法[J]. 电子学报,2008,36(增刊1):30-34.
- [8] 刘一玮,杨韬,刘瑾,等. 基于余弦相似度的人脸识别系统的实现[J]. 电子技术与软件工程,2015(9):90.
- [9] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:770-778.
- [10] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2014-10-02)[2021-8-13]. <http://blog.csdn.net/stdcoutzyx/article/details/39736509>.
- [11] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018:4510-4520.
- [12] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [13] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features[C]//ECCV'06: Proceedings of the 9th European conference on Computer Vision - Volume Part I. [S. l.]: s. n.: 2006:404-417.
- [14] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [15] 宋毅,崔平远,居鹤华. 一种图像匹配中 SSD 和 NCC 算法的改进[J]. 计算机工程与应用,2006,42(2):42-44.
- [16] 吴培景,陈光梦. 一种改进的 SSDA 图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用,2005,41(33):76-78.
- [17] 程云,黄瑞,蒋俊峰,等. 基于增强现实的产品制造信息传输方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(5):859-868.
- [18] 袁伟. 一种多视角自适应的模板匹配目标检测方法[J]. 电讯技术,2018,58(6):682-689.
- [19] 丁小艳,王婷. 基于交叉检验 ORB 和 MCC 的图像模板匹配算法[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(5):39-45.
- [20] 陈冰红,祝振宇. 基于图像分块模板匹配的高速运动目标跟踪技术[J]. 国外电子测量技术,2019,38(7):81-85.

收稿日期:2021-09-13