

线束端子角度姿态的视觉检测方法

王雨青^{1,2} 陈小林^{1,2} 余毅^{1,2}

(1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 长春 130033; 2.季华实验室 佛山 528234)

摘要:端子作为线束生产的重要组件,利用视觉成像检测其姿态是汽车智能制造领域的研究课题之一。线束端子旋转角度自动检测设备通常利用机器视觉获取端子的姿态,提出一种线束端子角度姿态的视觉检测方法,利用电机将端子匀速旋转90°,并在旋转过程中连续采集图像,获得端子的旋转图像序列;根据端子旋转过程的成像特点,找到金属面正对的图像帧,并提取ROI图像;以该ROI图像为对象,利用端子模板库进行匹配,判断得到该金属面所属类别,从而计算出端子需要旋转的角度传输给电机。大量实验结果表明,所提出的方法可以有效地识别端子的角度姿态,并且快速准确地计算旋转角度,可以达到工业智能制造的要求。

关键词:视觉检测;红色LED光源;分类器;模板匹配;端子姿态;目标识别

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Visual inspection method for the angle attitude of harness terminal

Wang Yuqing^{1,2} Chen Xiaolin^{1,2} Yu Yi^{1,2}

(1.Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2.Jihua Laboratory, Foshan 528234, China)

Abstract: As an important component of harness production, it is one of the research topics in the field of automobile intelligent manufacturing to detect the attitude of terminals by using visual imaging. The machine vision is usually used to obtain the attitude of the terminal in the automatic terminal rotation-angle detection equipment. In this paper, a visual detection method for the angle attitude of harness terminal is proposed, which uses the motor to rotate the terminal at a constant speed of 90 degrees, and continuously collects images during the rotation process to obtain the rotation image sequence of the terminal. According to the imaging characteristics of the terminal in the rotation process, we can find the image of the metal face and extract ROI image. Taking the ROI image as the object, the terminal template library is used to match and determine the category of the metal surface, so as to calculate the rotation angle of the terminal and transmit it to the motor. A large number of experimental results show that the proposed method can effectively identify the angle attitude of the terminal, and calculate the rotation angle quickly and accurately, which can meet the requirements of industrial intelligent manufacturing.

Keywords: visual detection; red LED light source; classifier; template matching; terminal attitude; target recognition

0 引言

随着汽车工业的高速发展和市场的扩大,汽车线束的生产需求也随之日益增大,需要大批量生产。在汽车线束生产作业中,线束的插值工序目前多采用人工插值,自动化水平较低,是一项劳动密集的工作。随着汽车线束生产企业致力于推进汽车线束智能自动化生产线,以提升企业

生产效率和行业竞争力,线束智能插值设备的研究也相继开展。

线束智能插值工序主要完成机械手夹取线束,并插入对应护套插孔的功能,然而端子是随意放置的,角度具有随机性,若端子插入的角度不对,会导致端子无法插入插孔或是插入无效,因此该工序的基础前提则是夹取的线束已旋转到对应角度,才能顺利有效地插入插孔,这需要旋

转电机和视觉系统相互协调,视觉系统找到端子需旋转的角度,旋转电机将端子旋转至该角度,机械手才能完成装插线束端子^[1]。

需要进行插值的线束端子有多种,它们具有一些共同的特点,如图1所示,在端子的头部区域都有4个彼此垂直的金属面,与线束的连接处为压接区,有金属包裹,在线芯压接区有明显的凹槽。插值的角度对应为4个主面之一,若端子为左右、上下对称,则插值时端子可以上下面颠倒。检测角度可以利用凹槽,若采用单个相机,需要对端子进行360°旋转,才能观测到凹槽,比较耗时;还可以进行三维重建,该方法不需要旋转端子,利用激光扫描重建端子模型,但成本高,并且工作效率并没有明显优势。

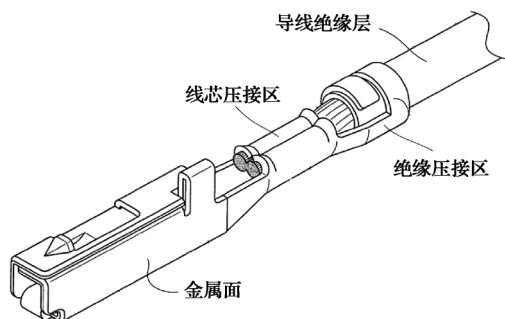


图1 线束端子

本文采用的视觉检测方案为利用电机对端子进行90°匀速旋转,连续采集端子成像图像,根据端子旋转过程的成像特点,找到金属面正对的图像帧,此时只需对金属面图像进行分类,识别出该金属面于四面中的哪一面,即可计算出端子需旋转的角度。由于汽车线束端子有多种,对端子金属面的分类方案有两个,第1个方案是对所有端子的金属面建立一个分类器,然而端子的种类越多,会导致分类器需要识别的分类越多,准确率降低。第2个方案是对每一种端子建立一个分类器,每个分类器彼此互不干扰,也更便于随时增加端子种类,本文采用第2个方案。

常见的图像分类器有模板匹配分类器^[2]、朴素贝叶斯分类器^[3-4]、支持向量机分类器^[5-6]、Adaboost分类器^[7-8]、随机森林分类器^[9-10]以及神经网络分类器等^[11-14]。其中,朴素贝叶斯分类器、支持向量机分类器、Adaboost分类器、随机森林分类器以及神经网络分类器均需要通过训练获得优越的分类准确率,然而训练分类器通常比较耗时耗力,并且不具备实时更新能力。由于汽车线束端子繁多,对每一种端子训练一个分类器,工程实现的代价很大。模板匹配分类器无需训练,可以实时更新模板,通过研究目标在图像中的位置,进而识别图像的类别,是一种最原始、最基本的模式识别方法,广泛应用于多个工业视觉检测领域^[15-18]。

本文为各金属面建立模板库,以彩色图像作为输入,提取端子所在的ROI图像,利用模板匹配算法,识别出金

属面对应的标记面。

1 模板匹配算法

目前模板匹配算法是工业目标识别领域中运用最广泛的方法之一,该方法将待测图像与建立的模板库进行一一比对,分别得到待测图像与模板的相似度大小,通过对比相似度可以确定与图像最匹配的模板,得到识别结果。

如图2所示,图2(a)为待测图像 I ,大小为 $M \times N$,图2(b)为模板图 T ,大小为 $m \times n$,其中 $m < M, n < N$ 。匹配时将模板图叠放在待测图像上平移,模板覆盖的区域叫做搜索子图 $I_{i,j}$, i 和 j 为子图左上角的图像坐标,即 $1 \leq i \leq M-m, 1 \leq j \leq N-n$ 。

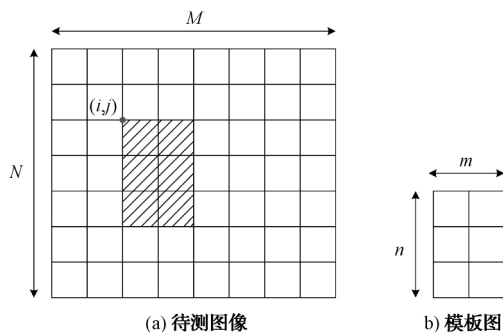


图2 模板匹配

可以选择不同的相对性度量来衡量模板与子图的相似程度,本文采用归一化互相关作为度量标准,定义为:

$$NC(i, j) = \frac{\sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^n |I_{i,j}(s, t) - \bar{I}_{i,j}| \cdot |T(s, t) - \bar{T}|}{\sqrt{\sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^n [I_{i,j}(s, t) - \bar{I}_{i,j}]^2 \cdot \sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^n [T(s, t) - \bar{T}]^2}} \quad (1)$$

式中: $\bar{I}_{i,j}$ 、 $\bar{T}$ 分别表示 (i, j) 处子图和模板的平均灰度值。归一化互相关度量值大小反映了待测图像与模板图之间的相似程度,度量值 $NC(i, j)$ 越大,表示搜索子图与模板越相似,只需要在待测图上找到最大度量值的位置,即为最佳匹配位置。

通常模板匹配算法是基于灰度图像的,本文是基于RGB彩色图像的,可以提高匹配的准确率。

2 系统方案

2.1 视觉方案

在线束自动插植过程中,由于线束随意放置,机器手抓取端子的角度也是随机的,会导致端子无法插入插孔或是插入无效,因此需要利用视觉检测系统来调整端子的角度,本文采用了“旋转端子-连续图像采集-检测”的视觉检测方案,如图3所示,固定设置电机、黑色背景板以及相机,其中相机与设备水平面垂直,并将红色LED环形灯套在相机上,以保证相机视场内的照明分布均匀。电机夹紧端子后,匀速将端子旋转90°,在红色LED光源的照射下

利用相机连续采集端子图像序列,直至旋转停止。由于电机为匀速旋转,根据采集到的图像总数目,可以计算得到每一帧图像对应的旋转角度。端子在旋转 90° 的过程中,会有一侧金属面完整成像,利用机器视觉算法找到该图像对应的帧数,并识别判断出该金属面所属类别,即可计算出端子需旋转的角度。

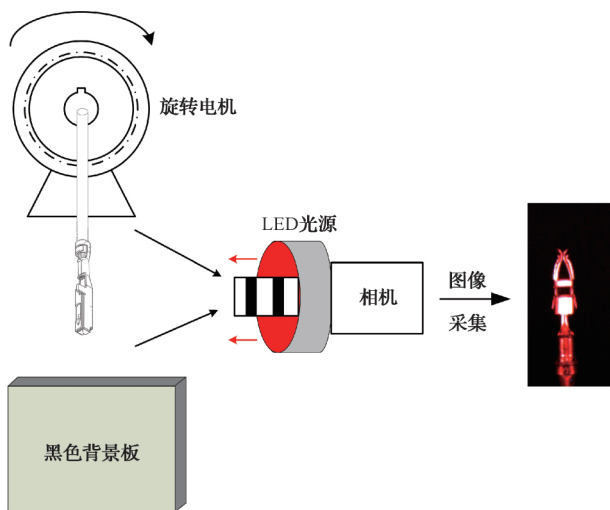


图3 线束端子角度检测原理

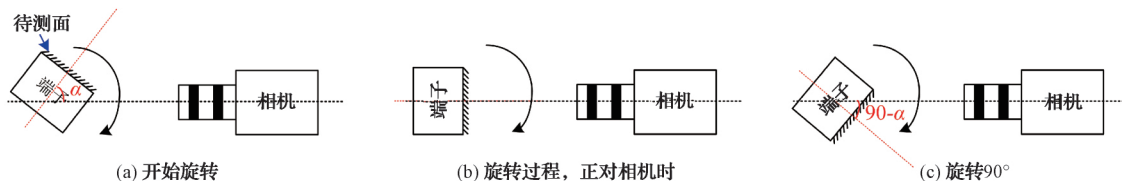


图4 端子旋转过程

其中, $\arg\max_k$ 表示遍历 k 值搜索最大值,第 s 帧即为金属面正对相机的帧数,对应图像为 I_s , 则可以得到:

$$\alpha = \frac{90}{K}s \quad (4)$$

3) 对图像 I_s 进行阈值分割,可以获得端子区域的位置,自适应设置 ROI 区域,提取 ROI 图像 ROI_s 作为待匹配图像。

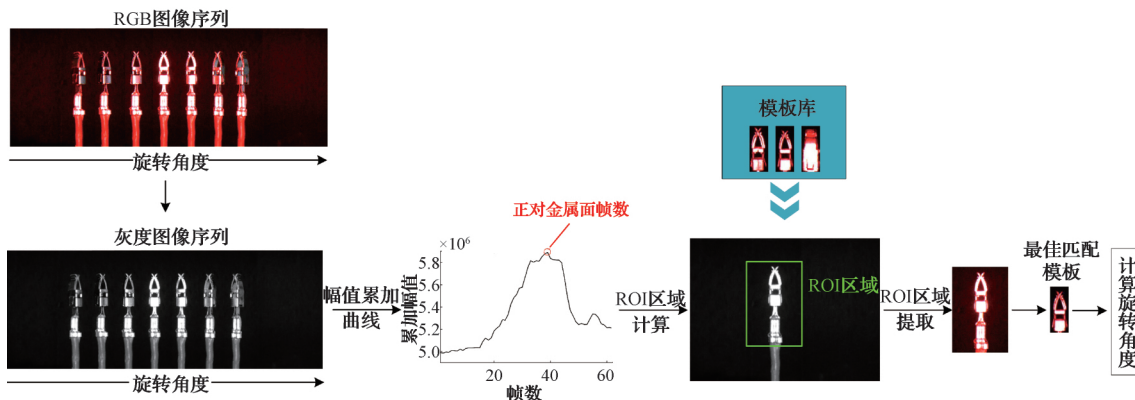


图5 图像处理流程

2.2 图像处理方案

端子在旋转过程中成像如图4所示,为了便于阐述,将电机检测时的旋转方向记为电机正方向,若果计算角度值为正数则表示沿电机正方向,为负数则表示沿电机反方向。开始旋转时,端子待测面与相机夹角为 α ,旋转 $+90^\circ$ 后,待测面与相机夹角为 $90-\alpha$ 。此时若想将待测面旋转至正对相机位置,需要沿反方向旋转 $90-\alpha$,即旋转角度为 $-(90-\alpha)$ 。

本文设计了如图5所示的图像处理流程,可以快速有效地确定端子的角度姿态,具体实施步骤如下。

1) 对端子进行 $+90^\circ$ 匀速旋转,输入连续采集的端子图像序列 $I_k, k=1,2,\dots,K$, K 为序列的图像总数,对应的灰度图像序列记为 G_k , 则第 k 帧图像对应的旋转角度为 $90k/K$ 。

2) 计算每一帧灰度图像的幅值累加值,得到序列的幅值累加曲线 $cum(k)$:

$$cum(k) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N G_k(i,j) \quad (2)$$

其中, M 和 N 为图像尺寸大小,该曲线的峰值对应帧数为:

$$s = \arg\max_k cum(k) \quad (3)$$

4) 针对待匹配图像为 ROI_s , 计算其与端子金属面模板 $\{t_1, \dots, t_T\}$ ($T=2,3,4$) 的最大相关系数,计算公式为:

$$corr(u) = \max \left(\max \left(\frac{Cov(ROI_s, t_u)}{\sqrt{ROI_s} \cdot \sqrt{t_u}} \right) \right), u=1, \dots, T \quad (5)$$

其中, Cov 表示协方差,再求得最大相关系数的峰值

位置。

$$index = \underset{u}{\operatorname{argmax}}(\operatorname{corr}(u)), u = 1, \dots, T \quad (6)$$

式中: $index$ 表示最匹配模板的索引值, 即为最佳匹配的端子金属面类型。

5) 根据帧数 s 和最匹配模板索引值 $index$, 此时旋转到 $index$ 对应模板位置需要转 $-(90-\alpha)$ 角度, 因此端子转到 4 个金属面的角度为 $-(90-\alpha) \pm 90n, n=0,1,2,3$, 具体 n 的值由 $index$ 和设定的主金属面确定。

3 实验与结果分析

为了验证本文算法在线束端子旋转角度自动检测设备应用中的有效性, 进行了大量多种端子的测试实验。图 6 所示为某类型端子 #2 的 4 个金属面模板, 各个金属面均不相同, 该端子的插植方向要求模板 4 正对相机。如图 7(a) 所示, 采集了 55 帧连续的端子旋转图像序列, 计算灰度图像序列的幅值累加曲线, 如图 7(b) 所示, 曲线峰值对应图像帧数为 17 帧, 图 7(c) 给出了第 12、17 和 22 帧原图像, 可以看到金属面由侧方向成像, 到第 17 帧时完全正面成像, 这与图 7(b) 的结果一致, 验证了金属面图像帧检测方法的有效性。再按照步骤 3), 自适应设置 ROI 区域, 提取 ROI 图像, 如图 7(d) 所示, 再通过步骤四得到的最佳匹配模板为模板 2, 而模板 2 到目标模板 4 的角度为电机正方向 90° , 因此可以计算得到, 电机需要旋转的角度为 $-(90-17 \times 90/55) + 90 \approx 27.82^\circ$, 即沿电机正方向旋转 27.82° , 实验验证了该角度是正确的。

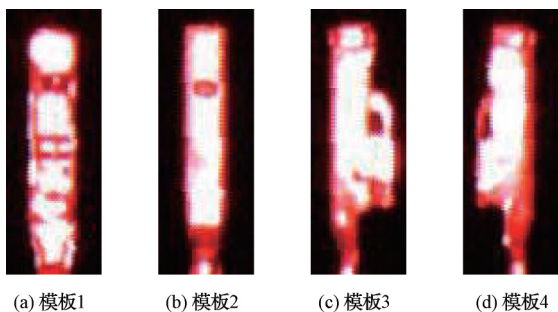


图 6 端子 #2 的 4 个金属面模板

另选一个类型端子 #3 的实验示例, 其金属面模板如图 8(a) 所示, 4 个金属面有两面完全一致, 该端子的插植方向要求模板 2 或 3 正对相机, 按照本文算法计算灰度图像序列的幅值累加曲线, 如图 8(b) 所示, 得到金属面正对相机的帧数为第 33 帧, 成像如图 8(c) 所示, 最佳模板匹配的结果为模板 2, 与目标模板一致, 因此电机需要旋转的角度为 $-(90-33 \times 90/49) + 0 \approx -29.39^\circ$, 即沿电机反方向旋转 -29.39° , 与真实情况一致, 结果是有效的。

此外, 本文还进行了多种类型端子的大量检测实验, 如表 1 所示, 针对每一类型的端子检测 100 次, 结果表明

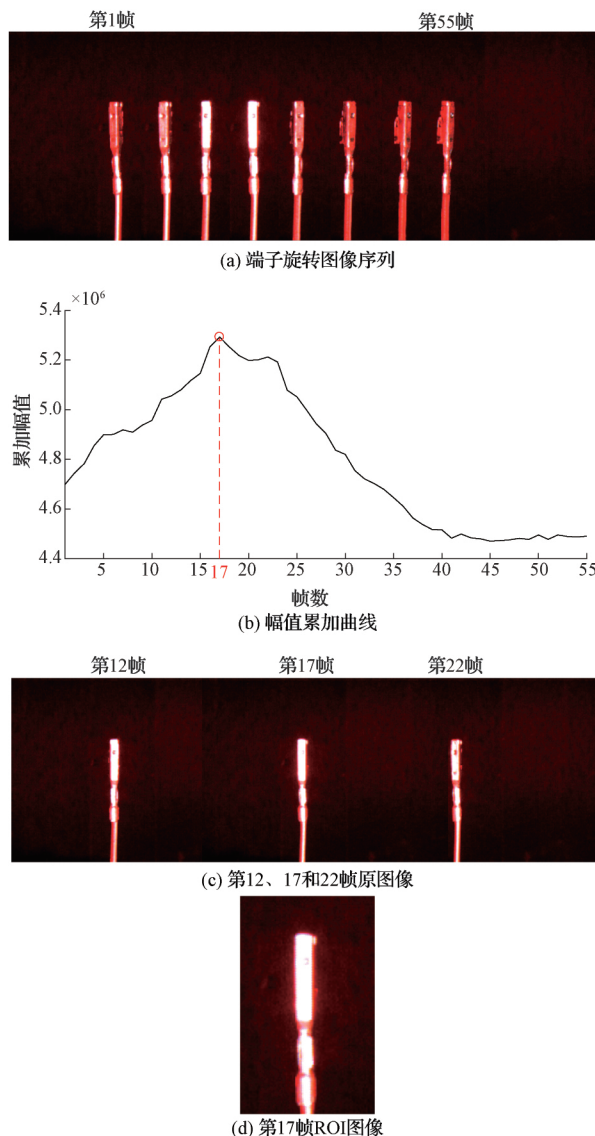


图 7 端子 #2 的检测结果

本文算法可以有效检测端子的角度姿态, 平均检测时间小于 1 s, 完全满足工业端子插植工序自动化生产的要求。

表 1 多种端子角度姿态检测结果

端子种类	模板数量	检测次数	平均耗时 /ms	检测准确率/%
#1	2	100	633	100
#2	3	100	754	100
#3	4	100	831	100
#4	4	100	866	100

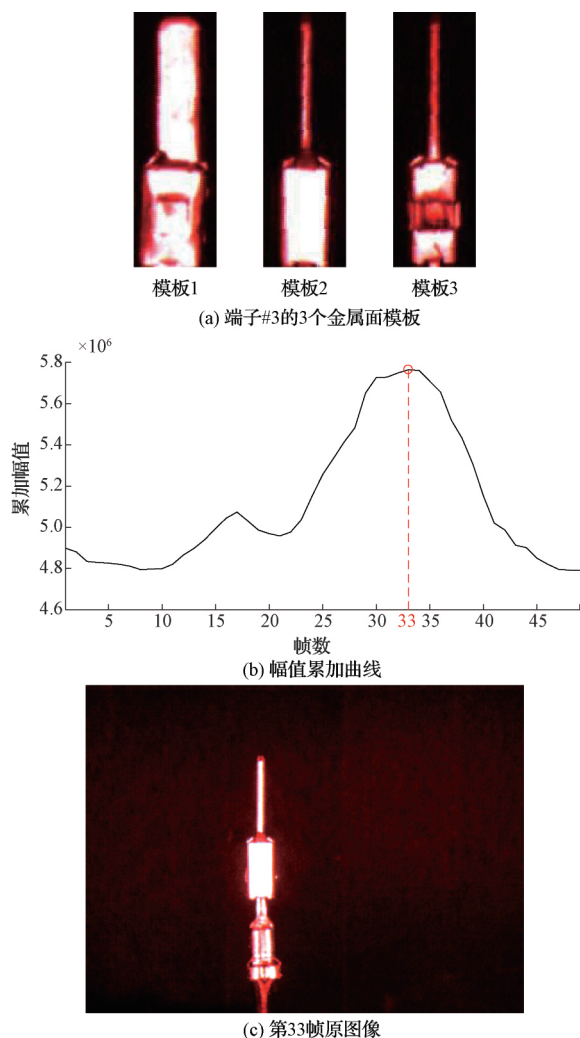


图8 端子#3的检测结果

4 结 论

本文提出了一种线束端子角度姿态的视觉方法,采用端子 90° 匀速旋转的图像采集方式,避免 360° 旋转中的冗余操作,可以提高运算效率。该视觉检测算法通过计算序列图像的幅值累加曲线,可以快速准确地找到金属面正对相机的图像帧,识别端子金属面类型,从而计算该金属面对应的旋转角度,算法简单、有效,易于实现。实际应用证明,本文提出的方法对各类端子具有良好的角度检测能力,且检测效率高,可应用于工业线束插植自动化生产。

参 考 文 献

- [1] 张慧敏, 林聪, 康浪. 全自动线束插植机的研发[J]. 机械设计与制造, 2016, 8: 189-192.
- [2] CHEN J, CHAO H, YUAN X, et al. An identification and classification method for circular object based on rotating image template matching[C]. IEEE International Conference on Mechatronics & Automation, 2013: 522-527.
- [3] ROSEN G L, REICHENBERGER E R, ROSENFELD A M. NBC: The Naïve Bayes classification tool webserver for taxonomic classification of metagenomic reads[J]. Bioinformatics, 2011, 27(1): 127-129.
- [4] ZHANG M L, PEÑA J M, ROBLES V. Feature selection for multi-label naïve Bayes classification[J]. Information Sciences, 2009, 179(19): 3218-3229.
- [5] MAVROFORAKIS M E, THEODORIDIS S. A geometric approach to support vector machine (SVM) classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(3): 671-682.
- [6] 薛宁静. 多类支持向量机分类器对比研究[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(5): 1792-1795.
- [7] WANG H L, ZHU M, LIN C B, et al. Ship detection in optical remote sensing image based on visual saliency and AdaBoost classifier[J]. Optoelectronics Letters, 2017, 13(2): 151-155.
- [8] LIU M. Fingerprint classification based on Adaboost learning from singularity features[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 1062-1070.
- [9] GISLASON P O, BENEDIKTSSON J A, SVEINSSON J R. Random forests for land cover classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(4): 294-300.
- [10] RAMIREZ J, GORRIZ J M, CHAVES R, et al. SPECT image classification using random forests[J]. Electronics Letters, 2009, 45(12): 604-605.
- [11] JIANG W, YI Y, MAO J, et al. CNN-RNN: A unified framework for multi-label image classification[C]. Computer Vision & Pattern Recognition, 2016: 2285-2294.
- [12] YAN Z, ZHANG E, CHEN W. Deep neural network for halftone image classification based on sparse auto-encoder[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2016, 50(C): 245-255.
- [13] 曲景影, 孙显, 高鑫. 基于 CNN 模型的高分辨率遥感图像目标识别[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(8): 45-50.
- [14] 司阳, 肖秦琨, 李兴. 基于自动编码器和神经网络的人体运动识别[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(1): 78-84.
- [15] 梁路宏, 艾海舟, 何克忠. 基于多模板匹配的单人脸检测[J]. 中国图象图形学报, 2018, 4(10): 825-830.
- [16] 张维坤, 叶伟, 劳国超. 基于 SIFT 特征的 SAR 图像飞机目标匹配分类方法研究[J]. 国外电子测量技术,

2016,35(8): 19-21.

- [17] 高聪,王福龙. 基于模板匹配和局部 HOG 特征的车牌识别算法[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(1): 122-128.
- [18] 孙可,张钧萍. 局部自适应方向模板匹配的高分辨率遥感影像道路提取[J]. 光学精密工程, 2015, 23(10): 509-515.

作者简介

王雨青,博士,助理研究员,主要研究方向为图像处理与识别、目标检测与跟踪技术、深度学习等。

E-mail:wangyuqing1117@163.com