

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905903

一种基于机器视觉的飞机钣金件跨粒度识别方法

吕政阳¹, 邓涛², 张丽艳¹

(1. 南京航空航天大学机电学院 南京 210016; 2. 航空工业成都飞机工业(集团)有限责任公司 成都 610091)

摘要:飞机钣金件成形后需要进行喷漆处理,大量不同种类钣金件共同批量喷漆后的分类识别一直以来依靠人工完成,是一项繁琐而困难的工作。提出了一种基于图像的飞机钣金件跨粒度识别方法来应对这个难题,设计了一套专门的图像采集平台,可以对钣金件正面及侧面两个角度进行拍摄,样本图像以及由形状因子和不变矩构成的10维特征向量数据一起保存至样本数据库中,以备识别时使用。根据钣金件种类繁多、高相似度钣金件成组存在的特点,设计了粗粒度的识别方法。通过遍历比较钣金件的10维特征向量,从数据库找出与被识别钣金件具有最高相似度的两个候选钣金件,然后进一步通过人机结合的细粒度识别方法实现对钣金件的最终识别。在针对20种不同类型飞机钣金件的实验中,该方法达到了96.0%的识别精度,且整个识别过程简便高效。

关键词: 图像识别; 形状因子; 不变矩; 跨粒度识别; 钣金件

中图分类号: TH164 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Cross-grained recognition method for aircraft sheet metal parts based on machine vision

Lyu Zhengyang¹, Deng Tao², Zhang Liyan¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;
2. Chengdu Aircraft Industrial (Group) Co. Ltd, AVIC, Chengdu 610091, China)

Abstract: Aircraft sheet metal parts need to be painted after forming. The classification and recognition of a large number of different kinds of sheet metal parts after batch painting has been performed manually, which is a tedious and difficult work. An image-based cross-grained recognition method for aircraft sheet metal parts is proposed to deal with this tough problem. A specific image collection platform is designed and constructed to take the images of the sheet metal parts in both top and side angles. The images of the sample parts, together with the extracted ten-dimensional (10D) feature vectors composed of shape factors and invariant moments, are stored in a database for the later use of recognition. According to the features of numerous kinds of sheet metal parts and the existence of groups of sheet metal parts with high similarity, the coarse-grained recognition method is designed. Through traversing and comparing the 10D feature vectors, the 2 candidate targets of the given sheet metal part to be recognized with top similarity are found from the database. Then, the fine-grained recognition method, which is a man-machine cooperation process, is used to achieve the finally recognition of the expected sheet metal part. In the experiments on 20 different kinds of aircraft sheet metal parts, the proposed method achieves a recognition accuracy of 96.0%, and the whole recognition procedure is simple, convenient and efficient.

Keywords: image recognition; shape factor; invariant moment; cross-grained recognition; sheet metal part

0 引言

作为飞机结构中的一类重要零件,钣金件约占飞机机体零件数的20%~40%,具有品种多、批量小、刚度差、

厚度薄、尺寸各异及曲线和曲面外形复杂等特点^[1]。钣金件在加工成形后,会进行喷漆处理。为提高生产效率,一般会将几十种、多达上千件的零件同时进行喷漆处理。经过喷漆处理后的大量钣金件混杂在一起,需要重新识别各自的零件号。目前,针对飞机钣金件的分类识别任

务大多采取人工比对的方式进行,由于飞机钣金件种类繁多,一些钣金件之间的区分度很小,人工分类识别方式不仅可靠性较差、识别准确性难以保证,而且工作效率低、强度高。

长期以来,机器视觉技术一直备受关注。作为机器视觉的重要组成部分,图像分类与识别技术得到了持续的研究及发展,不仅在理论上不断改进与创新,在实际应用中也取得了重大的推广与突破^[2]。目前,采用机器视觉技术进行目标识别分类的应用已经在诸多行业里得到了实现^[3]。原明等^[4]通过提取图像中改进的 Hu 不变矩^[5]作为输入特征,采用局部最优的高效 K-means 分类器^[6]计算图像的聚类信息判断存储介质的种类,针对 6 种存储介质实现了 95.83% 的识别准确率。常发亮等^[7]提出了一种基于高斯颜色模型^[8]和方向梯度直方图特征(histograms of oriented gradients, HOG)^[9]与支持向量机(support vector machine, SVM)^[10]相结合的交通标志图像识别方法,在包含 400 幅图像的测试集中实现了 94.21% 的分类正确率。基于词包模型^[11]、模板匹配^[12]和稀疏表示^[13]等原理的图像分类与识别算法也在工业领域内的一些特定场景中表现出良好的适用性,有效地提高了制造、维修和检测的水平 and 效率。Joshi 等^[14]通过提取零件图像的平均灰度(average intensity)、圆度(circularity)等 14 维特征数据,结合使用 SVM^[10]和人工神经网络(artificial neural network, ANN)^[15],实现了对齿轮、插接件等零件目标的分类,在包含 500 张实拍照片的检测集中取得了 98% 的分类精度。Cusano 等^[16]使用模板匹配^[12]和局部算子匹配^[17]等方法,对一架维修状态下的 Alenia-Aermacchi M346 飞机中的 8 种操作面板和 20 种不同零件实现了定位与分类,分类精度达到了 83.7%;

目前,卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)^[18]也获得了广泛的应用,较好地解决了一系列存在已久的分类识别难题^[19-22]。例如在零件分类问题中,郭斐等^[23]通过改善 Faster R-CNN^[24]的结构,减少原有的卷积层数并加入 Inception 结构层,提出了一种零件识别的改进算法,可以在复杂背景下识别同一种类的多个零件目标,针对螺钉、螺母的识别正确率达 98.8%。

然而,上文提到的大多数方法都是针对一般的机械零件,如螺母、螺栓、齿轮等进行算法设计,而且只能在粗粒度层次上进行分类,无法进一步细分。文献[23]提出的分类算法只是对螺钉与螺母进行区分,而不能识别出规格不同的螺钉或形状有别的螺母,属于粗粒度级别(coarse-grained)的图像分类任务。此类任务的目标对象隶属于不同类,而且类间特征差异较大。但在许多实际应用中,不仅需要区分不同类的目标,还需要识别类内的子类对象,而同一类内的子类间差异往往很小,图像分类的难度较大。细粒度级别(fine-grained)图像识别是针对

此类问题的一个机器视觉领域的热门研究课题,其目标是对细粒度级别图像中的目标子类进行定位、识别等视觉分类任务的研究,在真实场景中具有广泛的应用价值。李凌云^[25]提出了一种基于部件对齐的细粒度分类模型,在细粒度图像数据集 CUB200-2001^[26]中实现了 72.57% 的分类精度;魏秀参^[27]通过改进卷积神经网络的结构和优化卷积特征描述子,结合 ResNet-50^[28]模型,在 CUB200-2001 数据集中实现了 87.3% 的识别精度。

目前大多数的细粒度算法的提出都是基于深度学习发展而来,这些算法虽然在特定的数据集中取得了一定的效果,但分类精度还不能满足实际的工业需求。同时,大多数分类器在训练完成后,只能针对训练集中的样本类型进行分类。当待识别对象增加时,分类器必须重新训练。目前常见的基于图像的分类识别方法尚难以直接用于飞机钣金件分类识别问题,其中的难点主要有以下几个方面:

1) 需要分类识别的钣金件种类常常需要追加,若反复训练分类模型必然会提高时间成本,无法满足钣金件分类问题的实际需求;

2) 基于数据驱动的分类识别算法的一个重要特点是需要大量样本对分类器进行训练,然而获取种类繁多的飞机钣金件的每一类零件的大量样本图像在工程实际应用中是难以实现的;

3) 常成组存在几何完全对称或者几何上非常相似的难区分件;

4) 作为工业产品,飞机钣金件表面几乎没有可区分的纹理信息,视觉特征较为贫乏;

5) 由于钣金件形态各异,一般没有固定可靠的定位基准,难以获得固定角度下拍摄的图像,因此模板匹配类的识别方法的使用也受到了限制。

鉴于飞机钣金件种类繁多、高相似度钣金件成组存在的特点,本文提出了一种基于机器视觉的飞机钣金件跨粒度图像识别算法,分两个阶段实现钣金件类型的筛选与识别。本方法在实验中取得了较高的识别精度,且具有良好的实用性和可拓展性,有效地解决了钣金件识别分类任务中的 5 点难题。

1 方法基本流程

20 种经过表面喷漆处理的典型飞机钣金件如图 1 所示,其中的钣金件都具有与其自身形状对称的另一件高相似度钣金件,这些高相似度钣金件为分类识别带来了很大的困难。高相似度飞机钣金件一般可以分成以下两种类型。

1) 钣金件之间存在结构、形状对称的特点,图 2(a)所示为一组左右对称钣金件的典型数模示例;

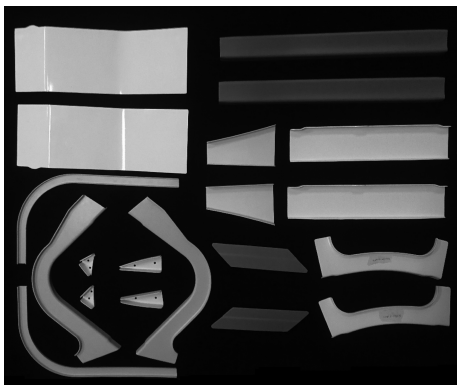


图 1 经过喷漆处理的不同种类飞机钣金件

Fig.1 Different kinds of aircraft sheet metal parts after painting

2) 钣金件之间差异性极小,只在某一特征(如长度、厚度、折弯角度、凸起位置等)参数上存在细小的差异,其余结构特征完全一致,图 2(b)所示展示了此类型的一组钣金件的典型数模示例。

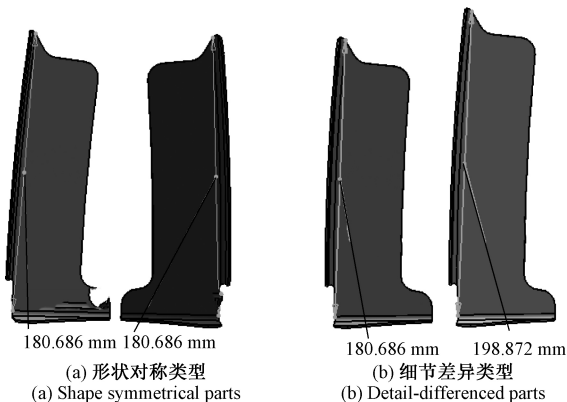


图 2 高相似度飞机钣金件数模

Fig.2 Digital models of high similarity aircraft sheet metal parts

根据飞机钣金件的结构特点,本文提出了一种基于机器视觉的跨粒度分类识别方法,主要包括两个部分:

1) 针对已有的样本建立或更新钣金件信息数据库。通过采集设备实现钣金件图像的获取,结合相关算法提取图像特征信息,并将图像及特征信息保存至数据库中,用于后续钣金件识别阶段的调取与使用,钣金件数据库可以随时添加新的样本钣金件信息,具有较强的更新能力。

2) 针对待识别钣金件进行识别。首先通过采集设备拍摄待识别钣金件图像,并获取与样本数据记录时类型一致的特征信息,从数据库中寻找与待识别钣金件最相似的两个候选钣金件,完成粗粒度的图像识别;根据粗粒度识别的结果,依靠视觉引导信息完成待识别钣金件的重新定位,在此基础上,对候选钣金件进行进一步区分,完成

细粒度图像识别,得到待识别钣金件的最终识别结果。本文方法的基本流程如图 3 所示。

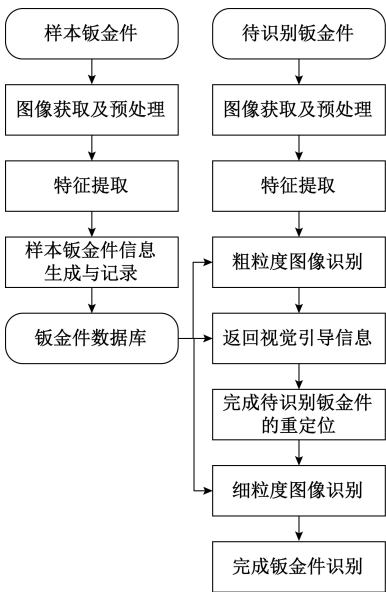


图 3 钣金件识别方法基本流程

Fig.3 Basic flow chart of the recognition method of sheet metal parts

本文设计的图像采集系统包括一个视觉工作平台、一套固定支架、照明光源和两个工业相机,如图 4 所示。通过两个 AVT MAKO G-158B 工业相机对钣金件进行图像采集,其中一个光轴垂直于视觉工作平台,称为主相机;另一个从侧面对钣金件进行图像获取,称为辅助相机。两个工业相机均可对工作平台上大小约为 $56\text{ cm} \times 46\text{ cm}$ 的范围进行成像,因此该系统可以满足此范围内的钣金件的图像采集与分类识别。软件系统使用 C++ 编程语言开发,在 Visual Studio 2017 中编译完成,包括数据采集模块、图像分类识别模块和数据库模块。

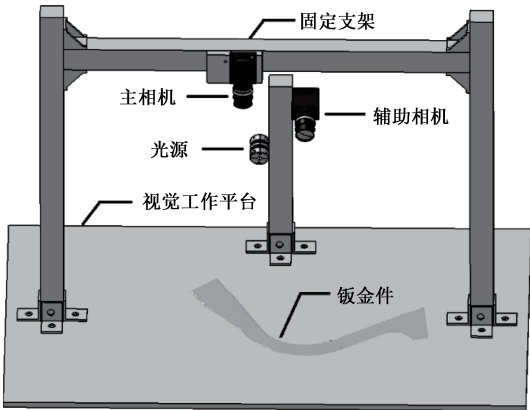


图 4 图像采集硬件结构

Fig.4 The image collection hardware structure

2 钣金件数据库的建立与更新

本文提出的方法在对钣金件进行识别之前,需要先建立样本钣金件数据库,将样本钣金件的相关信息保存至数据库中,从而为钣金件的识别提供依据;在钣金件数据库建立完成后,可以随时对数据库内容进行更新,补充钣金件的种类。钣金件信息数据库使用 MySQL 开发,具有体积小、运行速度快、接口丰富等优势,可以通过相关接口嵌套在本方法的软件系统中。

钣金件数据库中,每一条钣金件数据信息包括了钣金件图号、钣金件图像信息、钣金件特征信息 3 个部分。其中,钣金件图像信息可以分为由主相机拍摄的主图像信息 I^T 和由辅助相机拍摄的辅助图像信息,在图像信息调取时,可对图像进行一定的处理后进行输出。钣金件特征信息分为粗粒度特征信息和细粒度特征信息两种,分别适用于不同阶段的图像识别算法中,共同完成待识别钣金件的分类识别任务。针对样本钣金件的数据库建立或更新的基本流程如下:

1) 通过人机交互的软件界面输入样本钣金件图号并保存至数据库中。

2) 将样本钣金件放置于视觉工作平台上,钣金件的摆放位置与朝向应使两个工业相机所拍摄的图像尽可能体现出钣金件的结构特征。使用两个工业相机对钣金件各拍摄一张图像。为了能够更好地提取钣金件图像的特征信息,保证识别精度和可靠性,对拍摄的图像使用高斯滤波去除图像中的噪声。将经过滤波处理后的两张钣金件图像保存至数据库中。

根据拍摄的钣金件图像,首先使用文献[29]中的方法提取主图像与辅助图像的轮廓信息,分别定义为 C^T 和 C^S 。 C^T 和 C^S 即作为钣金件细粒度分类的特征信息,存入数据库中。

根据主图像轮廓信息,本文提取一个 10 维的全局形状因子向量作为粗粒度分类的特征信息^[30]。10 维特征向量的前 6 维包括:轮廓 C^T 的面积 A 、轮廓周长 Pe ; C^T 拟合椭圆^[31]的长轴长度 La 和短轴长度 Sa ;最小外切圆半径 Mc 和最小包围盒^[32]面积 Mbb 。由于主相机像平面与视觉工作平台保持平行,由 C^T 所提取的 6 种形状描述子 $\{A, Pe, La, Sa, Mc, Mbb\}$ 受钣金件摆放位置(包括旋转、平移)的影响较小。

鉴于 Hu 矩^[5]和 Zernike 矩^[33]具有良好的旋转和平移不变性,且低阶矩具有更好的抗噪能力,本文选择一阶 Hu 矩(Hu_1)和二阶 Hu 矩(Hu_2),零阶 Zernike 矩(Z_{00})和二阶 Zernike 矩(Z_{20})作为 10 维粗粒度特征向量的后 4 维特征数据。其中,1 阶、2 阶 Hu 矩 Hu_1 和 Hu_2 可通过归一化中心矩 η_{pq} 进行计算,如式(1)~(5)所示,其中

$p, q = 0, 1, 2$ 。

$$\mu_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (1)$$

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^p \quad (2)$$

$$\rho = [(p + q) / 2] + 1 \quad (3)$$

$$Hu_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (4)$$

$$Hu_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (5)$$

Zernike 矩可以由空间矩 m_{pq} 计算得来,如式(6)~(8)所示。

$$m_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M (f(x, y) x^p y^q) \quad (6)$$

$$Z_{00} = \frac{1}{\pi} m_{00} \quad (7)$$

$$Z_{20} = \frac{6}{\pi} (m_{20} + m_{02}) - \frac{3}{\pi} m_{00} \quad (8)$$

式中: $f(x, y)$ 表示的是图像中坐标 (x, y) 处的灰度值。通过获取上述的 10 种特征值 $\{A, Pe, La, Sa, Mc, Mbb, Hu_1, Hu_2, Z_{00}, Z_{20}\}$, 本文构造出一个 10 维的钣金件粗粒度特征向量,记为 $F_i = (x_1, x_2, \dots, x_{10})^T$, $x_1, x_2, \dots, x_{10}$, 保存于数据库中,用于后续的粗粒度分类。

3 钣金件图像的识别与分类

3.1 基于图号的快速搜索与筛选

钣金件数据库在建立或更新完成后,将会包含各类样本钣金件的类型和相应的信息。如果没有额外的操作,在钣金件识别过程中,数据库内的全部样本钣金件将参与到图像识别算法中进行比较。然而,在实际生产过程中,每批次进行喷漆处理的钣金件所涉及到的类型通常是已知的,或是可以事先记录的。因此在使用基于图像的识别算法之前,本文开发的识别系统可以批量读取本次识别任务包含的所有零件号,也可以根据字符通配规则对本次识别任务中涉及的零件号进行过滤和筛选,从而在数据库中检索出只与当前任务相关的钣金件类型参与后续的比较与计算,将通过图号筛选得到的所有钣金件记录记为集合 M 。此过程作为粗粒度图像识别阶段的前置步骤,可有效地提高整个算法的精度与效率,使得本文所提出的方法具有更强的适用性和鲁棒性。

3.2 粗粒度图像识别方法

确定与当前任务相关的钣金件类型集合 M 后,将待识别钣金件放置于视觉工作平台上两个相机的有效视场内,使用主相机拍摄一张图像,并提取的 10 维粗粒度特征信息,记为 F_x 。使用全局最近邻域搜索(nearest neighbor searching, NNS)算法,遍历计算待识别钣金件特征向量 F_x 与集合 M 内的第 i 个钣金件特征向量 F_i 的相

对欧氏距离 D_i 和对应的相似度 S_{ci} , 并进行排序, 从而作为钣金件之间粗粒度相似度评价的依据。相对欧氏距离 D_i 如式(9)所示。

$$D_i = \| \mathbf{F}_i - \mathbf{F}_x \| = \sqrt{\sum_{j=1}^n \left(\frac{x_j - y_j}{y_j} \right)^2} \quad (9)$$

式中: x_j 和 y_j 分别表示 $\mathbf{F}_i$ 和 $\mathbf{F}_x$ 中的第 j 个特征值; n 表示特征向量的维数, 在本文的实际应用中, $n = 10$ 。本文定义粗粒度相似度如式(10)所示。

$$S_{ci} = 1 - \frac{D_i}{\sum D_i} \quad (10)$$

由于高相似度飞机钣金件通常是成对出现的, 集合 M 中的各类型钣金件与待识别对象相比较得到的粗粒度相似度指标中通常会有不止一个输出结果明显大于其他值, 即 10 维的粗粒度特征向量可以与待识别件 P_x 相似度很高的一组钣金件从其他类零件中区分开来, 但是还不能稳定可靠地完成最终的分类识别任务。因此, 识别系统从集合 M 中取出粗粒度相似度指标 S_c 最高的两个钣金件作为候选钣金件, 这两个钣金件分别被命名为 S_0 和 S_1 , 由后续的细粒度算法做更进一步的分类。

3.3 基于人机交互的视觉引导

本文的细粒度识别算法涉及到了钣金件的图像轮廓信息。其中, 辅助图像轮廓 S^s 对钣金件在工作平台上的位置较为敏感。然而钣金件一般没有定位基准, 这使得钣金件在工作台上的重复定位比较困难。为了能够在细粒度识别阶段有效地利用辅助图像的轮廓 C^s , 本文设计了一种基于人机交互的视觉引导方法, 可对钣金件实现重复定位, 即尽可能地使待识别钣金件在工作平台上的摆放状态与数据库中样本钣金件在录入数据库时的位置状态一致。根据粗粒度识别的结果, 识别系统会从数据库返回候选钣金件 S_0 和 S_1 的相关信息, 其中包括经过处理的图像信息。为了获得好的视觉引导效果, 本文突出了候选钣金件图像中的轮廓并对内部纹理信息进行着色处理, 如图 5 所示。本文使用线性混合的方式将处理后的候选钣金件图像与辅助相机中实时拍摄的视频图像信息叠加显示, 如式(11)所示。

$$\mathbf{I}_c = \alpha \mathbf{I}_p + (1 - \alpha) \mathbf{I}_r \quad (11)$$

式中: $\mathbf{I}_p$ 和 $\mathbf{I}_r$ 分别是指处理后的数据库图像与相机所获取的实时视频图像; $\mathbf{I}_c$ 指合成图像; α 为比例系数, 可在区间 $[0, 1]$ 之间进行取值, 通过调整比例系数可在合成图像中更加突出处理后的数据库图像或实时图像。

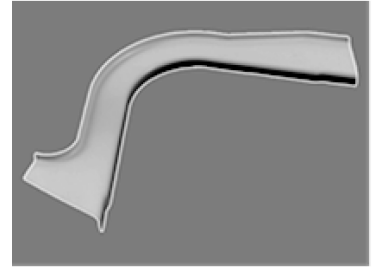
图 6(a) 和 (b) 所示分别展示了用户对待识别钣金件进行摆放位置调整前后的合成图像。在图 6(a) 中, 深色区域为数据库图像, 在交互界面中保持静止; 浅色区域为待识别钣金件的实时图像。当用户在采集装置下调等待识别钣金件摆放位置时, 实时图像将随之发生变化。操



图 5 经过处理的数据库中样本钣金件侧面图像
Fig.5 The side view image of the sample sheet metal part in the database after processing



(a) 尚未对齐的合成图像
(a) Composite image before alignment



(b) 对齐后的合成图像
(b) Composite image after alignment

图 6 实时视频图与视觉引导图的合成图像
Fig.6 Composite image of real-time video image and visual-guidance image

作者根据深色和浅色图像重叠程度调整待识别零件在工作台上的方位, 最终使待识别钣金件位置状态与候选钣金件在录入数据库时的位置状态尽可能一致, 如图 6(b) 所示。在此位置下, 两个相机将同时对待识别钣金件 P_x 重新拍摄两张图像, 分别命名为 $\mathbf{I}_x^r$ 和 $\mathbf{I}_x^s$, 并在此基础上进行细粒度图像识别。

3.4 细粒度图像识别方法

在细粒度图像识别阶段, 首先根据文献[29]中的方法, 提取待识别钣金件 P_x 的主图像 $\mathbf{I}_x^r$ 与辅助图像 $\mathbf{I}_x^s$ 的图形轮廓, 分别命名为 C_x^r 和 C_x^s ; 随后, 使用 ICP 算法^[34] 分别将 C_x^r 和 C_x^s 与数据库中的候选钣金件 S_0 和 S_1 的相应轮廓进行配准, 计算待识别钣金件 P_x 与候选钣金件 S_1 的轮

廓匹配的均方根误差之和 RMS_l , 如式 (12) 所示, 其中 $l = 0, 1$ 。本文方法针对图形轮廓运用了 2 维 ICP 算法, 同常用的 3 维 ICP 算法相比, 具有计算效率高的优势^[35]。

$$RMS_l = d_{RMS}(C_x^T, C_l^T) + d_{RMS}(C_x^S, C_l^S) \tag{12}$$

式中: $d_{RMS}(\quad)$ 表示的是轮廓间的均方根误差; C_l^T 和 C_{Sl} 分别表示候选钣金件 S_l 的主图像与辅助图像轮廓。为了将细粒度相似度归一化至区间 $[0, 1]$, 本文通过式 (13) 定义细粒度相似度 Sf_i 。

$$Sf_i = 1 - \frac{RMS_i}{\sum RMS_i} \tag{13}$$

为了保证细粒度区分的稳健性, 在细粒度识别前系统还施加一项额外约束: 即细粒度识别仅在值足够低的前提下进行, 若不满足, 则系统提示用户将钣金件上下翻面, 重新摆放待识别钣金件 P_x 直至其形状位置与数据库中候选钣金件的图像基本一致。这一方法能够有效处理钣金件不仅存在左右对称件, 而且钣金件自身具有上下对称性等复杂情况。最后, 识别系统选择两个候选钣金件中细粒度相似度 Sf_i 较高的零件作为最终的识别结果。

4 实验结果与分析

为了能够对识别效果进行分析, 本文选择 TOP 1 Score 和 TOP 2 Score 作为评价依据。其中 TOP 1 Score 指识别结果与实际编号一致的情况在所有实验结果中所占的比例, TOP 2 Score 是指两个候选编号 S_0 和 S_1 中包

括实际编号的情况在所有实验结果中所占的比例。

针对所有的 20 种钣金件, 共进行了 100 次实验。在粗粒度识别阶段, TOP 1 Score 为 53%, TOP 2 Score 为 100%, 每次粗粒度识别平均仅需 1.05 s 即可计算完成。值得注意的是, 在粗粒度识别阶段, 钣金件不需进行额外的定位, 可以任意放置于工作平台上, 只要保证其在主相机的视场内即可。

部分钣金件的特征数据及钣金件间的相对欧氏距离如表 1 所示。其中, 钣金件图像的 Hu_1 、 Hu_2 数值较小, 为了保证相对欧氏距离的稳定性, 对两个特征值进行了如式 (14) 的处理。

$$Hu_k = |\lg |Hu_k||, k = 1, 2 \tag{14}$$

第 2 列所展示的钣金件即为待识别钣金件 P_x 的相关信息。第 3、4 列分别展示数据库中对应的与待识别钣金件一致的样本钣金件及其高相似度对称件。从第 13 行中可以看出, S_0 和 S_1 与 P_x 的相对欧氏距离分别是 0.002 和 0.059, 明显低于其他的相对距离, 因此粗粒度识别方法可以有效地找到与待识别钣金件最相似的两个零件; 另一方面, 粗粒度识别方法较难直接确定待识别钣金件的最终编号, 对于 S_0 和 S_1 而言, 经过归一化处理后的粗粒度相似度 Sc 过于相近 (分别是 99.99% 和 99.77%), 难以进行可靠的区分。粗粒度识别算法返回的两个匹配候选钣金件, 用于后续细粒度识别过程中做进一步识别。

表 1 样本钣金件与待识别钣金件粗粒度特征数据及相对欧氏距离

Table 1 Coarse-grained feature data and relative Euclidean distances of the sample SMPs and the SMP to be identified

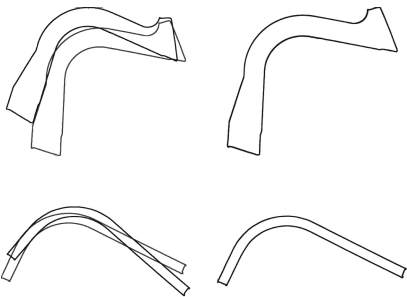
参数	图例								
									
P_x									
S_0									
S_1									
S_2									
S_3									
S_4									
S_5									
S_6									
S_7									
$A(\times 10^5)$	4.752	4.750	4.744	3.068	3.065	6.462	6.463	0.340	0.341
$Mbb(\times 10^5)$	8.752	8.823	8.691	17.837	17.921	21.300	21.422	0.514	0.523
$Pe(\times 10^3)$	5.131	5.133	5.248	6.013	6.078	6.516	6.603	0.821	0.826
$La(\times 10^3)$	1.506	1.473	1.490	1.985	1.987	1.722	1.719	0.258	0.256
$Sa(\times 10^3)$	0.459	0.465	0.456	1.003	1.001	1.009	1.026	0.178	0.181
$MO(\times 10^2)$	8.209	8.201	8.123	11.305	11.300	10.659	10.572	1.415	1.401
Hu_1	6.234	6.212	6.219	5.109	5.121	5.887	5.884	6.774	6.773
Hu_2	12.675	12.629	12.645	10.606	10.636	12.401	12.403	14.014	14.017
Z_{00}	0.115	0.117	0.120	0.167	0.170	0.081	0.086	0.224	0.224
Z_{20}	0.536	0.490	0.456	0.271	0.279	0.322	0.280	0.267	0.277
D_i	—	0.002	0.059	3.236	3.331	3.912	4.391	5.406	5.410
$Sc_i/\%$	—	99.99	99.77	87.43	87.06	84.81	82.95	79.00	78.99

为了验证细粒度识别算法的能力,在上述粗粒度实验的基础上,进一步区分两类高相似候选钣金件,从而确定待识别钣金件的最终编号。细粒度相似度的实验数据如表 2 所示,在大多数情况下,当 P_x 与候选钣金件中编号一致的钣金件进行匹配时,细粒度相似度 S_f 高于 92.0%;而当 P_x 与候选钣金件中相似件进行区分时,细粒度 S_f 相似度低于 8.0%,证明了细粒度识别方法可较好地区分高相似度钣金件。使用 ICP 算法进行轮廓匹配的配准效果如图 7 所示。图 7(a) 所示的两个例子为与两个候选钣金件中编号一致的钣金件进行匹配的配准情

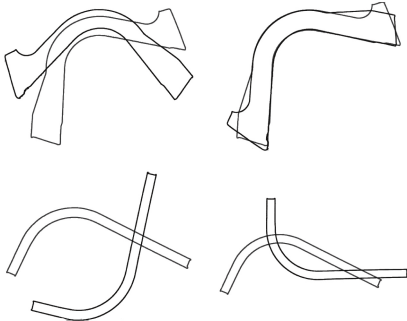
况,轮廓经过配准后可以非常一致地贴合在一起;而图 7(b) 所示的两个例子则是与候选钣金件中相似件进行区分的情况,即使经过配准,轮廓间也存在着较大差距;两组图中,第 1 列均表示配准前的情况,第 2 列均表示配准后的情况。在本文所做的 100 次识别实验中,其中有 96 次识别准确;换言之,本文提出的跨粒度识别方法在实验集中达到了 96.0% 的准确度。表 2 最后一列数据中所显示的超相似的一对钣金件实验中未能全部正确区分,总错误率为 4.0%。在实验中,一次完整的识别计算过程平均只需耗时 2.35 s。

表 2 10 对高相似度钣金件的细粒度相似度计算结果
Table 2 Fine-grained similarity calculation results of 10 pairs SMPs with high similarity

类型	参数	图例									
											
标号一致钣金件	RMS	0.04	0.73	13.00	14.65	10.00	3.11	0.32	2.96	5.22	16.50
	$S_f/\%$	99.89	98.23	92.63	98.04	95.21	98.44	99.86	99.09	93.68	46.68
高相似度钣金件	RMS	39.02	40.49	163.43	734.46	198.62	196.20	227.45	320.02	77.36	14.44
	$S_f/\%$	0.11	1.77	7.37	1.96	4.79	1.56	0.14	0.91	6.32	53.32



(a) P_x 与正确钣金件的配准结果
(a) Alignment results of P_x and the correct SMP



(b) P_x 与对称钣金件的配准结果
(b) Alignment results of P_x and the symmetrical SMP

图 7 经过 ICP 算法配准前后的轮廓

Fig.7 Contour before and after alignment with ICP algorithm

为了进一步证明本文方法的优势,选择尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)算子^[36]、HOG^[9]描述子,结合使用 SVM 以及 CNN 等训练方法,设计了 3 种对比实验,分别是 SIFT+SVM, HOG+SVM 和 VGG16^[37],其中 VGG-16 是较为前沿的卷积神经网络的代表方法。针对已有的 20 件钣金件,每件拍摄了 20 张图像,共获得了 400 张图像数据。3 种对比实验均采取了交叉验证的训练方法,在训练过程中使用 5-folder 的交叉验证比。在前两个实验方案中,随机选取了 100 张图像作为测试集,在其余的 300 张图像中,随机选取 220 张图像作为训练集,另外 80 张图像作为验证集。不同图像中所提取的 SIFT 特征点个数通常是不同的, SVM 需要规定维数的输入数据,本文采用文献[38]的方法建立一个 1000 维的特征统计直方图,并将其作为 SVM 的输入;在提取 HOG 算子时,本文采用文献[9]的方法提取特征维数为 3 780 的 HOG 特征。基于 SVM 算法的两种算法的默认迭代次数为 60 次。为了充分发挥 VGG-16 的分类效果,对除测试集外的 300 张图像使用了数据增强的方法^[39],共获得了 2 400 张图像,在保证训练集与验证集比例不变的前提下进行训练。训练过程中使用的优化算法为小批量的随机梯度下降算法,批量大小设置为 64,梯度由反向传播算法计算,每更新一次权重和偏置后,学习率下降 10^{-6} ,初始学习率设为 0.1,默认迭代次数为 380

次。同样选择 TOP 1 Score 和 TOP 2 Score 作为识别算法的评价依据,对比算法与本文所提出的跨粒度识别方法的实验结果如表 3 所示。

表 3 不同方法的识别效果

Table 3 Recognition effects of different methods %					
方法	SIFT+SVM	HOG+SVM	VGG-16	粗粒度 识别	跨粒度 识别
Top1 Score	66.0	48.0	65.0	53.0	96.0
Top2 Score	71.0	90.0	82.0	100.0	100.0

从表 3 中可以看出,对比方法的 TOP 1 Score 均低于 70%。说明使用无论是人工设计的特征描述子 SIFT 和 HOG,还是 VGG-16 的深度学习特征,都很难充分描述钣金件的特征信息。在训练过程中,对比方法都不可避免地出现了过拟合的情况。即使使用了数据增强的方法,VGG-16 也未能在钣金件的分类问题上取得理想的效果。在实验中,特征描述子的提取和卷积神经网络的训练均耗时超过 40 min。另外,当训练结束后,基于 SVM 和 VGG-16 的方法都只能针对训练集中的样本类型进行分类,当有新的钣金件需要参与识别时,需要重新进行分类器模型训练,难以应用于实际的工作现场中。本文实验中的高相似度钣金件是成对出现的,这一情况在 HOG+SVM 实验方案的结果中得到了一定的体现:90% 的 TOP 2 Score 证明了这一算法可以相对有效地选择出候选钣金件,而低于 50% 的 TOP 1 Score 则说明此算法很难更进一步地将两个高相似度的候选钣金件区分开。另外,HOG+SVM 的 TOP 2 Score 明显高于 SIFT+SVM 的 TOP 2 Score,这也说明同局部特征描述子 SIFT 相比,全局描述子 HOG 对钣金件的组间区分性特征信息表达上更具有优势。

通过与其他方法的对比,本文所提出的基于机器视觉的跨粒度的图像识别方法在识别精度和效率上均具有明显的优势。同时,本文方法在有新的钣金件种类需要参与识别时,只需要在数据库中录入其样件的两幅图像及提取的特征信息即可,不需重新训练分类模型,具有较强的动态更新能力。

5 结 论

本文提出了一种基于机器视觉的跨粒度飞机钣金件识别方法。在粗粒度识别中,本文设计并使用了一种 10 维的特征向量,并通过计算相对欧氏距离确定数据库中的候选钣金件;而在细粒度识别中,分别比较待识别钣金件的图像轮廓与候选钣金件的相应轮廓的相似度,进行最终的识别。为了保证细粒度识别中图像轮廓数据的有

效性,本文提出了一种用于重复定位的可视化引导策略。在实验阶段,本文针对 20 种不同的钣金件进行了 100 次实验,识别准确率达到 96.0%。识别一个钣金件平均耗时 2.35 s。

本文方法不需要利用大量的样本数据来训练识别模型,在样本采集阶段,一种钣金件只需采集两张图像。与目前流行的基于数据驱动的分类识别方法相比,本文方法不仅计算效率高,而且在钣金件分类识别精度上具有明显的优势。另外,本文方法具有较强的更新能力,当有新的样本零件出现时,只需对新的钣金件拍摄两张图像,并将相关信息添加至数据库中,即可为后续的分类识别任务提供信息依据。

在未来的工作中,将增加更多类型的飞机钣金件来验证本文方法的识别准确度与效率,同时也将本文方法的总体框架之下寻找更加高效准确的特征描述子,使分类识别的结果更加准确稳定。另外,本文方法也可以尝试拓展用于其他类型的零部件分类与识别。

参考文献

[1] 刘闯,范玉斌,王俊彪. 飞机钣金成形信息化现状与关键技术解决途径[J]. 航空制造技术, 2016(13): 26-31.
LIU CH, FAN Y B, WANG J B. Research and approach to key technology of aircraft sheet metal part forming informationization [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2016 (13): 26-31.
[2] SHAPIRO L G, STOCKMAN G C. Computer vision[M]. New York:Prentice Hall Inc., 2003.
[3] SZELISKI R. Computer vision: algorithms and applications[M]. Berlin:Springer, 2011.
[4] 原珩,王宏,原培新,等. 一种改进的 Hu 不变矩算法在存储介质图像识别中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2016,37(5): 1042-1048.
YUAN Y, WANG H, YUAN P X, et al. An improved Hu invariant moment algorithm for storage medium image recognition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37(5): 1042-1048.
[5] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
[6] 雷小锋,谢昆青,林帆,等. 一种基于 K-Means 局部最优性的高效聚类算法[J]. 软件学报, 2008, 19(7): 1683-1692.
LEI X F, XIE K Q, LIN F, et al. An efficient clustering algorithm based on local optimality of K-means [J]. Journal of Software, 2008, 19(7): 1683-1692.
[7] 常发亮,黄翠,刘成云,等. 基于高斯颜色模型和 SVM 的交通标志检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1):

- 43-49.
- CHANG F L, HUANG C, LIU CH Y, et al. Traffic sign detection based on Gaussian color model and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 43-49.
- [8] STAUFFER C, GRIMSON W. Adaptive background mixture model for real-time tracking[C]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1999, 2: 246-252.
- [9] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1: 886-893.
- [10] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [11] CSURKA G, DANCE C R, FAN L, et al. Visual categorization with bags of keypoints [C]. European Conference on Computer Vision, 2004, 1:1-2.
- [12] KORMAN S, REICHMAN D, TSUR G, et al. Fast - match: Fast affine template matching[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2331-2338.
- [13] WRIGHT J, MA Y, MAIRAL J, et al. Sparse representation for computer vision and pattern recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1031-1044.
- [14] JOSHI K D, SURGENOR B W. Small parts classification with flexible machine vision and a hybrid classifier[C]. International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice, 2018: 1-6.
- [15] YEGNANARAYANA B. Artificial neural networks for pattern recognition[J]. Sadhana-academy Proceedings in Engineering Sciences, 1994, 19(2): 189-238.
- [16] CUSANO C, NAPOLETANO P. Visual recognition of aircraft mechanical parts for smart maintenance [J]. Computers in Industry, 2017: 26-33.
- [17] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522.
- [18] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C]. Neural Information Processing Systems, 2012, 141(5): 1097-1105.
- [19] WANG J, ZHANG K G. Unsupervised domain adaptation learning algorithm for RGB-D stairway recognition [J]. Instrumentation, 2019, 6(2): 21-29.
- [20] 陶聪,施云,张丽艳. 基于卷积神经网络的汉字编码标识点检测识别 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 191-200.
- TAO C, SHI Y, ZHANG L Y. Detection and recognition of Chinese character coded marks based on convolutional neural networks [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 191-200.
- [21] 刘涵,郭润元. 基于X射线图像和卷积神经网络的石油钢管焊缝缺陷检测与识别 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 247-256.
- LIU H, GUO R Y. Detection and identification of SAWH pipe weld defects based on X-ray image and CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 247-256.
- [22] 李绣心,凌志刚,邹文. 基于卷积神经网络的半监督高光谱图像分类 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10): 95-102.
- LI X X, LING Z G, ZOU W. Semi-supervised learning via convolutional neural network for hyperspectral image classification [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(10): 95-102.
- [23] 郭斐,靳伍根,王猛. 基于改进的Faster R-CNN算法的机械零件图像识别 [J]. 机械设计, 2019, 36(9): 113-116.
- GUO F, JIN W Y, WANG M. Image recognition of mechanical parts based on the improved Faster R-CNN algorithm [J]. Journal of Machine Design, 2019, 36(9): 113-116.
- [24] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. Neural Information Processing Systems, 2015: 91-99.
- [25] 李凌云. 基于部件对齐模型的细粒度分类方法研究 [D]. 大连:大连理工大学, 2016.
- LI L Y. Fine-grained visual categorization with part alignment model [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2016.
- [26] WAH C, BRANSON S, WELINDER P, et al. The Caltech-UCSD birds-200-2011 dataset [J]. Advances in Water Resources, 2011.
- [27] 魏秀参. 深度学习下细粒度级别图像的视觉分析研究 [D]. 南京:南京大学, 2018.
- WEI X C. Research on deep learning based fine-grained image analysis [D]. Nanjing: Nanjing University, 2018.
- [28] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016(1): 770-778.
- [29] SUZUKI S, ABE K. Topological structural analysis of

- digital binary images by border following[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 30(1): 32-46.
- [30] ZHANG D, LU G. Review of shape representation and description techniques[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(1): 1-19.
- [31] FITZGIBBON A W, PILU M, FISHER R B, et al. Direct least square fitting of ellipses[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(5): 476-480.
- [32] GAO Q, YIN D, LUO Q, et al. Minimum elastic bounding box algorithm for dimension detection of 3D objects: A case of airline baggage measurement[J]. IET Image Processing, 2018, 12(8): 1313-1321.
- [33] SIMON L, PAWLAK M. On the accuracy of Zernike moments for image analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1998, 20(12): 1358-1364.
- [34] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [35] BERGSTROM P, EDLUND O. Robust registration of surfaces using a refined iterative closest point algorithm with a trust region approach[J]. Numerical Algorithms, 2017, 74(3): 755-779.
- [36] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [37] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, arXiv: 1409.1556,.
- [38] NOWAK E, JURIE F, TRIGGS B. Sampling strategies for bag-of-features image classification[C]. Computer Science: European Conference on Computer Vision, Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 490-503.
- [39] BJERRUM E J. SMILES enumeration as data

augmentation for neural network modeling of molecules[J]. Computer Science: Machine Learning, 2017, arXiv: 1703.07076.

作者简介



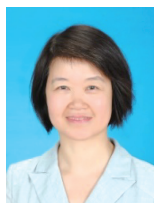
吕政阳, 2017 年于南京航空航天大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、图像分类。
E-mail: cmeelzy195@nuaa.edu.cn

Lyu Zhengyang received his B. Sc. degree in 2017 from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Now, he is a M. Sc. candidate in Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interest includes machine vision and image classification.



邓涛, 2011 年于中央广播电视大学获得学士学位, 现为成都飞机工业(集团)有限责任公司高级工程师。主要研究方向为塑性加工成形工艺。
E-mail: 754102071@qq.com

Deng Tao received his bachelor degree from The Open University of China (Central Radio and Television University) in 2011. Now, he is a senior engineer in Chengdu Aircraft Industrial (Group) Co. Ltd., AVIC. His main research interest is plastic forming technology.



张丽艳(通信作者), 2001 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学机电学院教授, 博士生导师。主要从事三维视觉检测、智能制造、逆向工程方面的研究工作。
E-mail: zhangly@nuaa.edu.cn.

Zhang Liyan (Corresponding author) received her Ph. D. degree in Engineering from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2001. Now, she is a professor and doctoral supervisor in Mechanical and Electrical Engineering College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. Her main research interests include 3D vision inspection, intelligent manufacturing and reverse engineering.