

空间非合作目标航天器太阳帆板识别方法研究^①

刘福才^② 张 晓

(燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室 秦皇岛 066004)

摘 要 面向非合作航天器相对位姿测量需求,提出一种无需先验信息和人工干预的航天器太阳帆板检测算法。在分析太阳帆板视觉特征基础上,设计了三级分类器级联的目标检测算法。针对角度未知长矩形目标识别方法独立性和稳健性不强的问题,设计了旋转图片检测目标的方法;针对传统特征提取方法效率低的问题,提出了颜色分布积分图和基于积分图的特征提取方法。最后通过实验验证了在不同背景下太阳帆板检测任务中,提出算法的实用性和鲁棒性。

关键词 非合作目标;位姿测量;太阳帆板;目标检测;特征提取

0 引 言

2017 年,美国空间监视网 SSN 发布报告显示,截至 2016 年,在约 16 000 个在轨物体中,正常工作的卫星只有 3500 个左右,仅占 22%^[1]。通过统计太空垃圾的来源,可以发现很大一部分是由燃料耗尽以及因故障而失灵废弃的航天器组成的。若可以通过在轨维修延长航天器寿命或者回收这些太空垃圾中的珍贵零件,则对航天发展具有十分重要的意义^[2]。根据 NASA 给出的非合作目标的定义^[3],可以发现非合作目标位姿信息的获取是完成失效卫星在轨维修与回收任务的关键,为此各国投入了大量研究。

当下主流的非合作目标测量方案中,基于特征进行几何计算的相对位姿测量方法由于成本低廉、功耗低以及精度较高的优势受到了广泛关注。文献[4,5]针对太阳帆板与航天器连接的三角形支架进行识别,利用双目视觉对支架顶点进行重构,进而计算目标的相对位姿。文献[6]利用投影同心圆代数

约束关系和平行线消失点原理开发了基于太阳帆板与对接圆环特征结合的非合作航天器位姿识别方法。文献[7]利用空间几何约束的特征匹配方法设计了基于飞行器太阳帆板和星箭对接圆环识别的非合作目标的位姿测量。文献[8]利用角点检测算法结合矩形基本性质完成了太阳帆板的检测,利用双目视觉完成了超近距非合作目标相对位姿测量。文献[9-11]依据普遍存在于航天器中的太阳帆板三角支架特征和对接圆环特征,设计了针对上述特征识别的非合作目标位姿解算方法。文献[12]依据多边形逼近和最小二乘椭圆拟合算法设计了基于航天器本体和引擎喷管的非合作目标识别方法。

在前人的研究基础上,本文提出了一种基于分类器级联的太阳帆板检测方法,为非合作卫星目标的相对位姿测量提供一种可行的方案。通过分析太阳帆板视觉特征选择针对性的特征提取算子;设计三级分类器级联的目标检测流程以提高算法精确度;设计颜色分布积分图和基于积分图的特征提取方法以提高算法的效率;最后通过实验验证了提出算法的有效性与快速性。

① 载人航天领域预研项目(2016040301)和河北省自然科学基金(F2019203505)资助项目。
② 男,1966 年生,博士,教授;研究方向:空间机构运动行为分析与控制;联系人,E-mail: lfc@ysu.edu.cn
(收稿日期:2020-06-15)

1 太阳帆板识别算法

1.1 预备内容

1.1.1 太阳帆板视觉特征分析与特征算子选取

太阳帆板作为高效实用的动力提供装置,目前已经广泛应用于各国的航天器中。通过分析太阳帆板自身结构以及其太空应用环境,可以总结出太阳帆板具有如下特征。

(1) 应用背景为太空环境,背景相对单一,但也存在航天器本身相似结构的干扰。

(2) 太阳帆板为刚体,长方形的几何特征表现比较稳定。

(3) 其表面纹理单一,为了提高太阳帆板供电效率,在设计时通常使用颜色较深材质制作帆板板面,接口处多为浅色,颜色特征明显。

本文采用的某型号卫星太阳帆板模型如图 1 所示。经过上述分析,可以发现太阳帆板具有稳定的几何形状特征和颜色分布特征。针对颜色分布特

征,OpenCV 官方库的 `cv2.calcHist` 是成熟且应用广泛的特征提取算子。针对于几何特征,基于 Pual 提出积分图^[13]的 Haar-Like 特征算子^[14]是有效的几何形状特征提取方法。由于太阳帆板具有稳定的长矩形特征,所以从 Haar-Like 特征算子库中选择长边特征和宽边特征作为本文的几何特征提取算子更为合适(图 2)。为方便表述,后文以 Haar-l 表示长边特征提取算子,Haar-w 表示宽边特征提取算子。

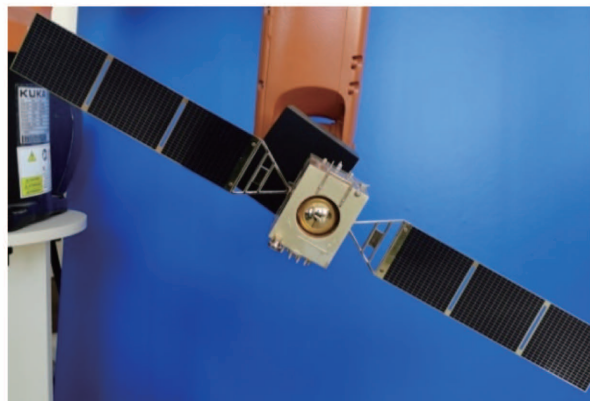


图 1 本文用到的某型号卫星太阳帆板模型

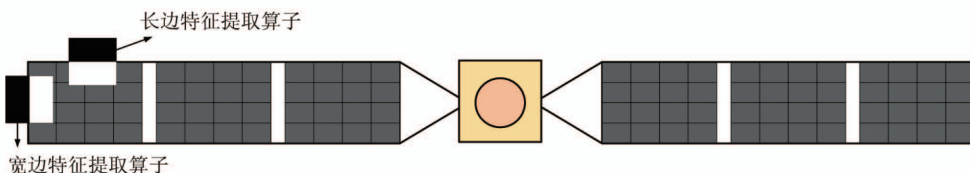


图 2 Haar-Like 特征提取几何特征示意图

1.1.2 Adaboost 分类器

Adaboost 算法是一种经典的集成学习算法,由 Freund 和 Schapire^[15]在 1996 年提出。其核心思想是针对同一个训练集训练不同的分类器(弱分类器),然后把这些弱分类器集合起来,构成一个更强的最终分类器(强分类器)。Paul 使用 Haar-Like 特征结合 Adaboost 的目标检测是人脸检测领域十分经典的算法。所以,本文将 Adaboost 算法作为太阳帆板目标检测任务中的分类器。

1.2 算法流程及数学表述

经过 1.1.1 节的分析可知,太阳帆板具有稳定的长矩形特征。目前针对具有长矩形特征目标的角度测算方法主要可以分为两类,文献[6]利用平行线消失点原理确定矩形角度;文献[8,16-19]通过检

测顶点(或顶点已知),利用矩形性质进行矩阵变换和坐标轴旋转的方法进行矩形角度测量。上述两种方法均具备一定的可行性,然而,第一种方法往往由于随机背景干扰导致鲁棒性不足;第二种方法常常需要更多先验知识才能获得可靠的检测结果,如顶点已知。为了使算法更加可靠且独立性更强,本文使用旋转待测图片的方法对角度未知的太阳帆板进行检测。算法流程如图 3 所示。

(1) 图像预处理。包括灰度转换、尺度放缩以及图像的旋转拼接。设 I_{org} 表示原始图像, I_0 表示缩小后图像, I_{org} 与 I_0 的放缩关系可以用式(1)表示。

$$I_{org} = I_0 \times Sh \quad (1)$$

其中, Sh 为放缩尺寸。将 I_0 进行总角度 180° 、分步角度 $(180/T)^\circ$ 的顺时针旋转操作(其中 $T \in N$, 可

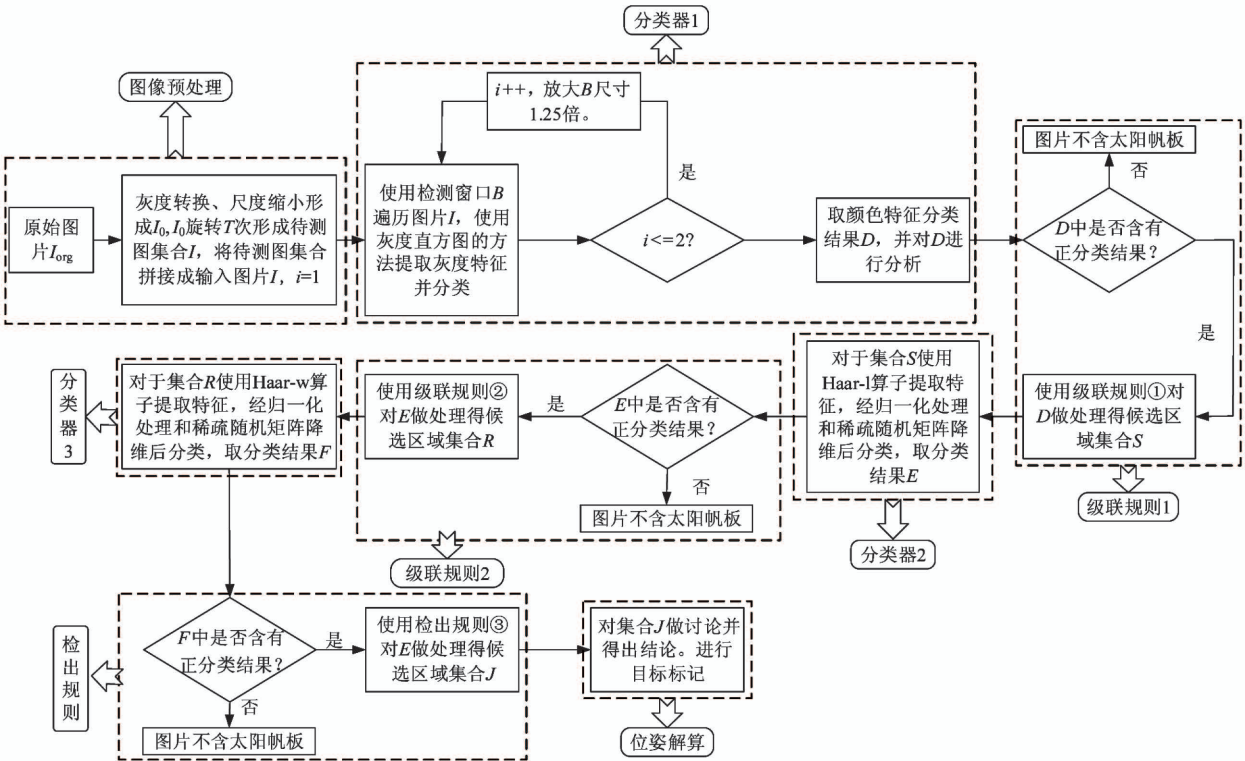


图 3 太阳帆板检测算法流程

根据实际的精度要求设定), 形成待测图集合 I , 集合 $I = \{I_0, \dots, I_T\}$ 。将待测图集合 I 中的元素拼接形成输入图片 I 。

(2) 分类器 1。对输入图片 I 提取灰度特征, 设得到的颜色分布特征矢量集合为 $C, C = \{C_1, \dots, C_M\}$, 集合 C 中元素 $C_m \in \mathbf{R}^{1 \times p}, m \in \{1, \dots, M\}$, 表示第 m 个窗口的颜色特征矢量。使用颜色分类器 L (即 Adaboost 分类器, 为了将颜色分类器和几何分类器区分开, 所以单独编号) 对集合 C 进行分类得出分类结果集合 $D = \{D_1, \dots, D_M\}$ 。将得到的集合 D 经过级联规则 1 (1.3 节详述) 处理, 取得分最高的 H 个候选区域集合 $S = \{S_1, \dots, S_H\}$ 。

(3) 分类器 2。对于得到的集合 S , 利用 Haar-l 特征提取算子提取长边特征, 由于提取到的特征维度往往比较大, 所以需要经过归一化处理和稀疏随机矩阵降维后得到特征集合 $A = \{A_1, \dots, A_H\}$ 。使用预先训练好的 Haar-l 特征分类器 Y_l (即 Adaboost 分类器) 对集合 A 进行分类得出分类结果集合 E , 集合 $E = \{E_1, \dots, E_H\}$ 。将得到的集合 E 经过级联规则 2 处理, 取得分最高的 K 个候选区域集合 $R = \{R_1, \dots, R_K\}$ 。

(4) 分类器 3。对于得到的集合 R , 利用 Haar-w 特征提取算子提取宽边特征, 经过归一化处理和稀疏随机矩阵降维后得到特征集合 $G = \{G_1, \dots, G_K\}$ 。使用预先训练好的 Haar-w 特征分类器 Y_w 对集合 G 进行分类得出分类结果集合 F , 集合 $F = \{F_1, \dots, F_K\}$ 。将得到的集合 F 经过检出规则处理, 取得分最高的 Q 个候选区域集合 $J = \{J_1, \dots, J_Q\}$, 其中 $Q = 1$ 。保留结果检测框的信息 $P \in \mathbf{R}^{4 \times 2}$ (P 共包含矩形框 4 个顶点的像素位置信息)。

(5) 位姿解算。根据分类器 3 得到的分类结果, 找到其对应的待测图集合 I 中元素 I_t , 结合位置信息与放缩尺度 Sh 进行逆变换, 解算出目标在原始图像 I_{org} 中的角度与大小。

1.3 分类器级联结构及级联规则

1.3.1 分类器级联结构

为了提高太阳帆板检测算法的精度, 本文使用了颜色分类器、Haar-l 分类器以及 Haar-w 分类器级联的方法。其结构如图 4 所示。

图 4 中的序号①、②和③分别代表不同分类器之间的级联规则以及检出规则。

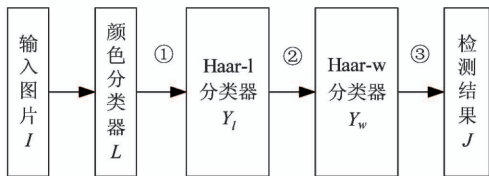


图4 分类器级联结构

1.3.2 级联规则以及检出规则

在太阳帆板检测过程中,常常会得到重叠度很高的边界框。而在多层分类器级联的应用场景下,如果不能及时且有效地去除冗余框,则会造成计算资源的浪费甚至造成误检。为了解决这一问题,本文引入了经典非极大值抑制(NMS)^[20]以及柔性非极大值抑制(Soft-NMS)相结合的级联规则与检出规则。NMS针对存在重叠的边界框群,若交并比(IoU)大于设定阈值,则直接将非得分最高框分数归零。具体流程如下。

步骤1 设在出现重叠的某一边界框群为集合 B ,其对应的分类器得分为集合 S 。得分最高的框为 $B_{\max}$,其对应的分数为 $S_{\max}$ 。其中集合:

$$B = [B_1, B_2, \dots, B_F] \quad (2)$$

$$S = [S_1, S_2, \dots, S_F] \quad (3)$$

步骤2 以 $B_{\max}$ 为基准,其他框 B_f 与 $B_{\max}$ 重叠的比例集合 $Prop$ 可以用交并比来计算,其中集合:

$$Prop = [Prop_1, Prop_2, \dots, Prop_F] \quad (4)$$

$$Prop_f = IoU(B_{\max}, B_f) \quad (5)$$

步骤3 设置交并比阈值 X_t ,通过与 $Prop_f$ 比较确定边界框群 B_f 的分数 S_f :

$$S_f = \begin{cases} S_f & Prop_f < X_t \\ 0 & Prop_f \geq X_t \end{cases} \quad (6)$$

这种对于交并比大于某一阈值 X_t 的非得分最高项直接清零的做法在本文的应用环境中将会放大前一级分类器的分类误差,为此引入了Soft-NMS。Soft-NMS对NMS直接将重叠度高的非得分最高检测框 B_f 得分清零的做法进行了改进,将重叠度较高的检测框 B_f 得分按照一定的规则缩小,即得分 S_f 与 $Prop_f$ 成反比关系。文献[21]提出了一种效果很好的Soft-NMS即指数非极大值抑制方法(Exp Soft-NMS),其采用了一种不同于NMS的分数规划规则(式(6)),如式(7)所示。

$$S_f = \begin{cases} S_f & Prop_f = 1 \\ S_f e^{-\frac{Prop_f^2}{\sigma}} & X_t \leq Prop_f \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中 σ 为超参数,一般设置为0.5。

通过分析NMS和Soft-NMS,可以发现它们各有优势,经典的非极大值抑制方法的优势在于计算简单,且由于其在大于交并比阈值 X_t 时只保留得分最高检测框的特点,更适合应用于本单目标检测算法的检出规则中;而Soft-NMS由于其优秀的性能更适合应用于本算法的级联规则①和②中,所以本文的级联及检出规则如下。

级联规则①和② 对于颜色分类器或Haar-l分类器分类的结果,若结果中不存在正向分类,则说明不含太阳帆板并退出检测流程;若结果中存在正向分类,则进行下一步分析,如果存在一个或多个重叠检测框集合 B ,先使用指数型柔性非极大值抑制方法对不同集合 B 中元素得分进行重新分配,然后对所有得分按从大到小的顺序排序,取得分最高的 H (颜色分类器得到的候选区域数量)或 K (Haar-l分类器结果)个候选区域给下一级分类器。

检出规则 对于Haar-w分类器分类的结果,若不存在正向分类,则说明不含太阳帆板并退出检测流程;若存在正向分类,则进行下一步分析,如果存在一个或多个重叠检测框集合 B ,使用非极大值抑制方法处理不同集合 B 并按照得分取最高的一项作为检测结果。

2 改进的特征提取方法

使用图3的太阳帆板检测流程进行10次太阳帆板的检测实验。本文所有实验的硬件环境为Intel i5 2.4 GHz CPU + 16 GB RAM;软件环境为Ubuntu系统下的Pycharm + Python3.6。按照图中的模块分类进行时耗归总,详细的实验数据如表1所示。

通过分析表1,可以看到算法主要时耗分布于3个分类器中。但经实践检验,cv2.calcHist灰度分布特征提取算子是非常高效的;且通过使用积分图加速的Haar-Like特征提取方法也得到了很大的提升。所以算法执行效率低是由遍历式特征提取的方

表 1 10 次实验各模块平均时耗展示

模块	图像预处理	分类器 1	级联规则 1	分类器 2	级联规则 2	分类器 3	检出规则 3	位姿解算	其他
时耗/s	0.002	2.16	0.03	1.03	<0.001	0.13	<0.001	<0.001	<0.001

法造成 `cv2.calcHist` 算子与积分图被调用次数过多引起的。为解决传统遍历式特征提取方法效率低的问题,提出了基于积分图的特征提取方法。

2.1 颜色分布特征积分图

积分图的描述如下,对于一幅灰度图像,其所对应的积分图像中的任意一点 (x,y) 的值是指从灰度图像的左上角到这个点的所构成的矩形区域内所有点的灰度值之和。类似地,为了解决前文提出的颜色特征提取速度慢的问题,提出了颜色分布特征积分图(后文简称颜色积分图)的概念。颜色积分图可以用于提取 RGB 颜色分布特征和灰度分布特征。以灰度分布特征为例,颜色积分图中任意一点 (x,y) 的值是指从灰度图像的左上角到这个点所构成矩形区域的灰度分布特征。为了方便表述颜色积分图的求解过程,还需引入颜色预积分图(图 5)的概念。对于一副灰度图像,其所对应的颜色预积分图中某一点的值代表的是该灰度图像的颜色分布特征。下面给出颜色预积分图的数学描述。

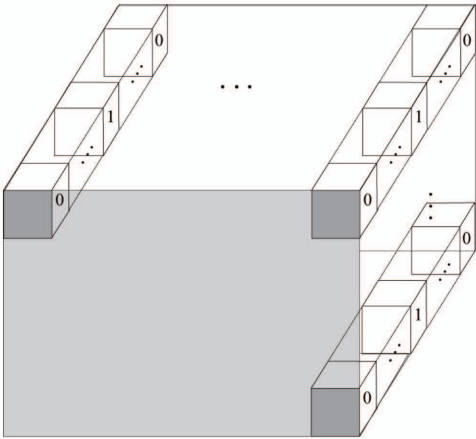


图 5 颜色预积分图

设颜色预积分图 C_{ip} 的某一点值为 $u(x,y)$, 则其与对应的灰度图像该点值 $v(x,y)$ 的关系可以表述为

$$\mathbf{u}(x,y) = [0,\cdots,1,\cdots,0]$$
 (8)

其中, $\mathbf{u}(x,y) \in R^{1 \times Z}$, 即 $\mathbf{u}(x,y)$ 是一个 Z 维行向

量,且其中第 z 维为 1,其余维为 0。设灰度分布特征的灰度间隔为 $interval$,则 Z 与 $interval$ 的关系可以用式(9)表述, z 与 $v(x,y)$ 的关系可以用式(10)表述。

$$Z = \text{int}(\frac{255}{interval}) + 1$$
 (9)

式中, $\text{int}(\ast)$ 表示的是对数值 $\ast$ 取整。

$$z = \text{int}(\frac{v(x,y)}{Z})$$
 (10)

$\mathbf{u}(x,y)$ 的实际意义就是灰度图像中该点值 $v(x,y)$ 的灰度分布特征。举例来说,如果某点灰度值为 $v(x,y) = 135$, 当 $interval$ 设置为 1 时,那么其颜色预积分图中该点值即为 $\mathbf{u}(x,y) = [0,\cdots,1,\cdots,0]$, 其中 $\mathbf{u}(x,y)$ 的维度为 256,且第 136 维为 1,其余维为 0。当 $interval$ 设置为 10 时,则 $\mathbf{u}(x,y)$ 的维度为 26,且第 14 维为 1,其余维为 0。在颜色预积分图的基础上,可以通过积分的方法求出颜色积分图(图 6)。

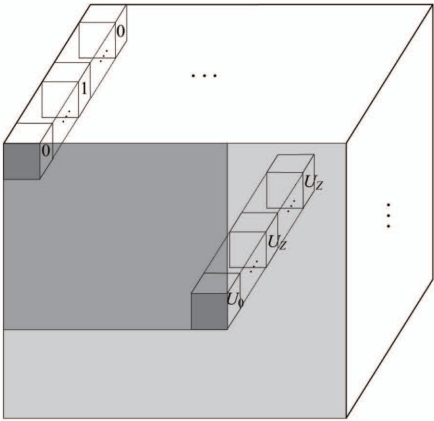


图 6 颜色积分图

设 $U(x,y)$ 表示颜色积分图 C_i 中某一点 (x,y) 的值,则 $U(x,y)$ 与 $\mathbf{u}(x,y)$ 的关系为

$$U(x,y) = \sum_{i \leq x, j \leq y} \mathbf{u}(x,y)$$
 (11)

设要对灰度图像 I_g 的某一矩形区域 $I_g[x0:x1,y0:y1]$ 按照分类间隔 $interval$ 求解其颜色分布特征 C 。使用颜色积分图的方法是：

$$C = U(x1, y1) + U(x0, y0) - U(x1, y0) - U(x0, y1) \quad (12)$$

颜色积分图不仅可以为对某一矩形区域的图像求解灰度分布特征提供一种新的解决思路,在基于积分图的特征提取方法中更是可以发挥它的优势。

2.2 基于积分图的特征提取方法

由于基于颜色积分图的颜色分布特征提取方法与基于积分图的 Haar-Like 特征提取方法原理一致,所以仅展示基于颜色积分图的颜色分布特征的提取过程如下。

步骤 1 求输入图像 I 的颜色积分图 C_i , $I \in R^{W \times H}$, $C_i \in R^{W \times H \times Z}$ 。

步骤 2 定义 C_i^a 、 C_i^b 、 C_i^c 和 C_i^d , 根据检测窗口 $B(B_w, B_h)$ 的大小进行灰度分布特征的提取。 C_i^a 、 C_i^b 、 C_i^c 和 C_i^d 是 C_i 按照一定的矩阵操作转换来的,它们分别对应于 a 、 b 、 c 和 d 操作,其中 a 操作为“删除倒数 $1 \sim B_w$ 行,删除倒数 $1 \sim B_h$ 列”。图 7 展示了 a 操作的设计原理。 b 、 c 、 d 操作参考对应点与 a 点相对位置进行设计。 C_i^a 、 C_i^b 、 C_i^c 和 C_i^d 的维度可以用式(13)表示。

$$C_i^a, C_i^b, C_i^c, C_i^d \in R^{((W-B_w) \times (H-B_h) \times Z)} \quad (13)$$

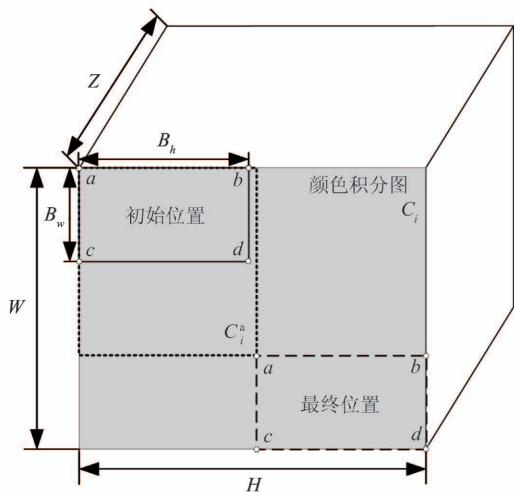


图 7 a 操作设计原理

步骤 3 计算输入图像 I 的灰度分布特征 C 。

$$C = C_i^d + C_i^a - C_i^c - C_i^b \quad (14)$$

可以看到,使用基于颜色积分图的颜色分布特征提取方法只需要进行 1 次颜色积分图的求取,4 次矩阵运算以及调用 1 次式(14)即可完成基于窗

口大小为 B 的整幅图片颜色分布特征的提取。相比于传统遍历式特征提取方法调用 `cv2.calcHist` 算子次数过多引起效率低的不足,此方法在效率上具有很大优势。同样的结论适用于基于积分图的 Haar-Like 特征提取方法。

3 实验

本节从以下 3 个方面验证提出的太阳帆板检测方法的可行性。

(1) 根据视觉特征选取的颜色分布特征、几何特征(由于篇幅限制,只讨论 Haar-l 特征)是合理的,并且可以训练出相应的、具备可靠辨识度的分类器。

(2) 基于积分图的颜色分布和 Haar-Like 特征提取方法相较于传统方法在保证精度的前提下提高了效率。

(3) 提出的太阳帆板检测方法对于不同应用背景下的太阳帆板均具备良好的识别率。

3.1 节设计了相关实验用于第 1 个方面的验证,3.2 节设计了相关实验用于后两个方面的验证。

3.1 特征选取的合理性

本节分别从特征数据的可视化以及分类器的训练过程两个方面验证特征选取的合理性。

(1) 特征数据的可视化

图 8(a)和(b)分别展示了 5 张正向图片(含有太阳帆板)和 5 张反向图片(不含太阳帆板)的灰度直方特征图,可以直观地看到两者特征分布的差距,正向图片存在第一波峰和第二波峰,易推知它们分别对应的是太阳帆板中的板面(黑色,灰度值较低)和中间的对接环(颜色较浅,灰度值较高),另外正向图片还存在稳定的两个波谷,这些都是区别正反图像的重要稳定特征;反向图片灰度分布无规律且与正向图片相比存在较大差距。

由于 Haar-Like 特征并不如颜色特征分布那么直观,所以只能从其规律性以及数值差入手进行分析。图 8(c)和(d)分别展示了 5 张正向和反向图片的 Haar-l 特征分布图。可以看到正向图片 Haar-l 特征具有基本一致的规律走势以及数值分布幅度更

广,这说明正向图片中含有一致的长边特征(由 Haar-l 特征提取原理可知,数值越大表明边缘特征越明显);而反向图片并无明显的分布规律以及数值分布幅度较小。

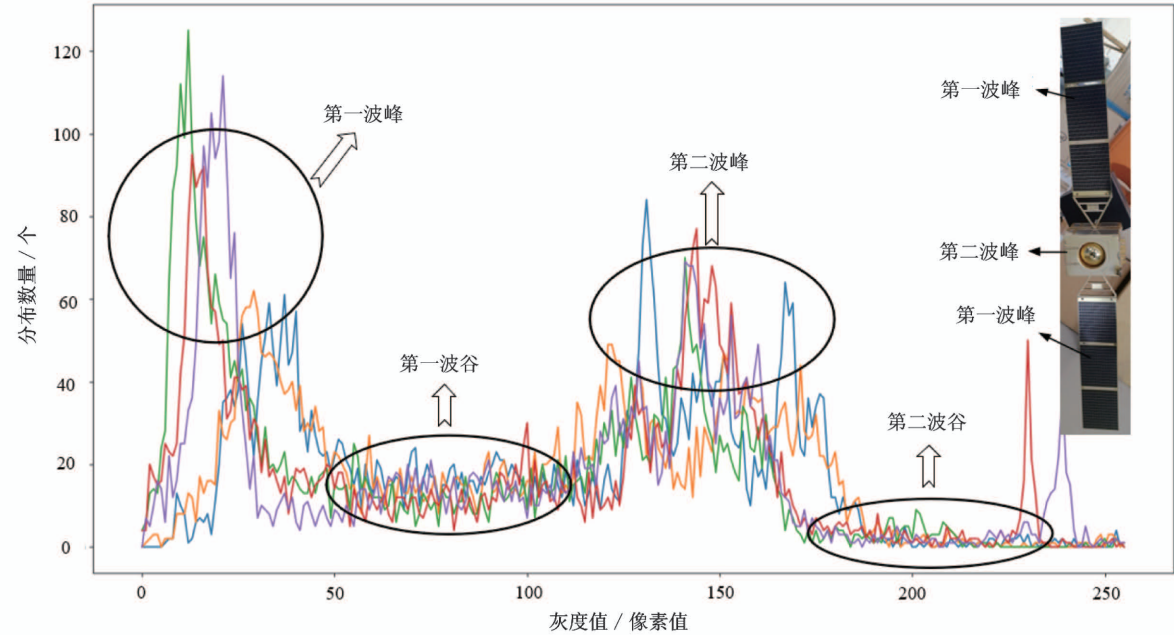
(2) 分类器的训练过程

图 9(a)和(b)分别展示了颜色分类器和 Haar-l 分类器的训练过程。

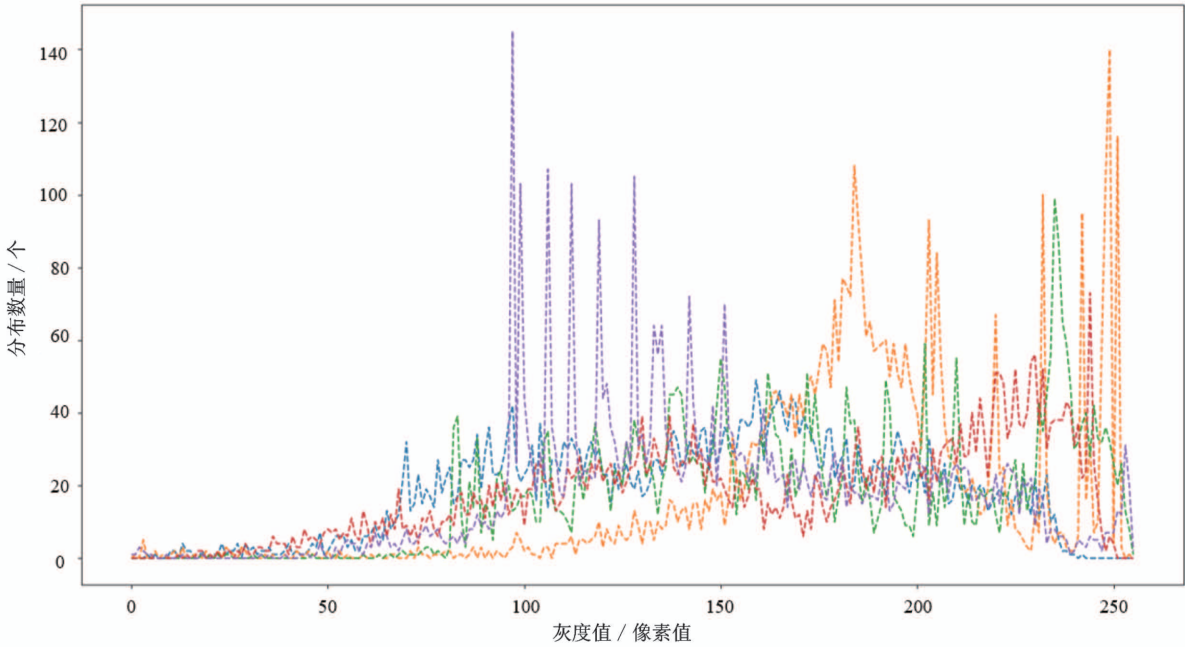
综合特征数据可视化分析以及分类器的实际训练情况,可以得出采用颜色分布特征和几何特征用于太阳帆板检测是合理的,并且是可以训练出有可靠辨识度分类器的。

3.2 针对不同背景的太阳帆板检测

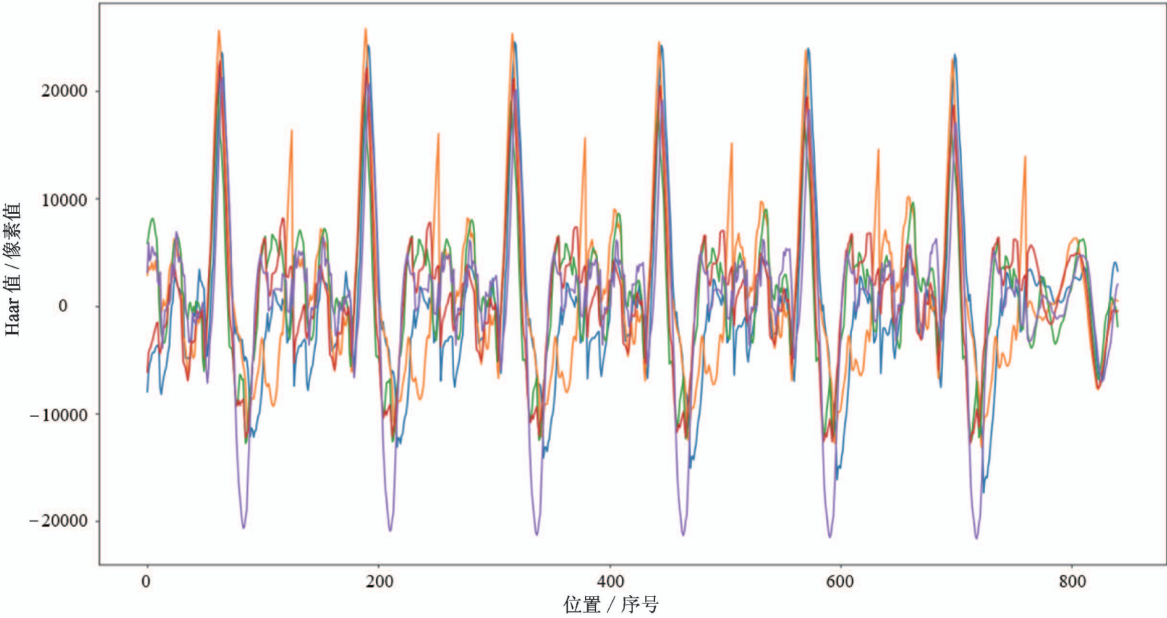
为了探究提出算法在不同背景下的性能以及提出的基于积分图的颜色分布和Haar-Like特征提取



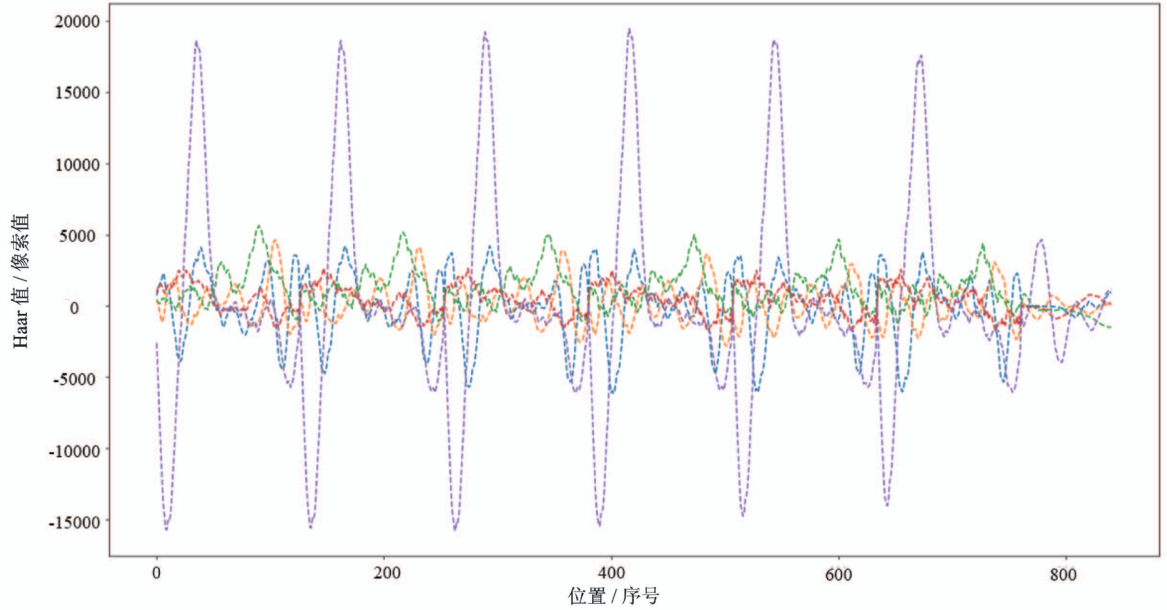
(a) 正向图片颜色特征分布



(b) 反向图片颜色分布特征



(c) 正向图片的 Haar-I 特征效果图



(d) 反向图片的 Haar-I 特征效果图

图 8 特征数据的可视化

方法的效率提升问题,分别设计了模拟太空背景和随机背景下使用改进特征提取方法和传统特征提取方法的太阳帆板检测算法(为方便表述,前者用 A_N 表示,后者用 A_O 表示)进行目标检测。

3.2.1 模拟太空背景下的太阳帆板检测

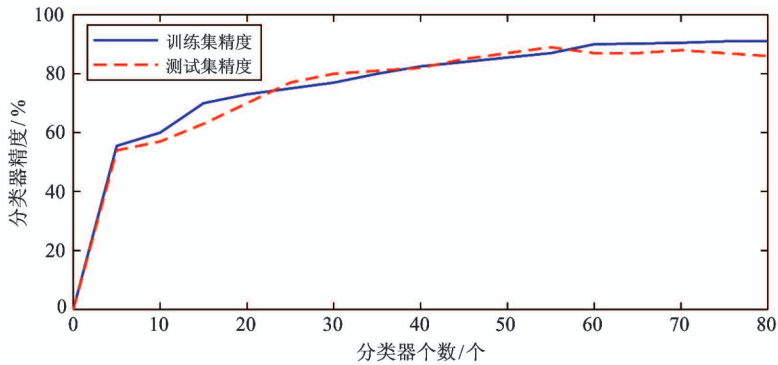
太阳帆板检测算法主要应用于太空背景,通过模拟太空背景对太阳帆板进行检测(太空背景多为黑色或蓝色),得到的结果如表 2。图 10 展示了实

验中模拟的太空背景。

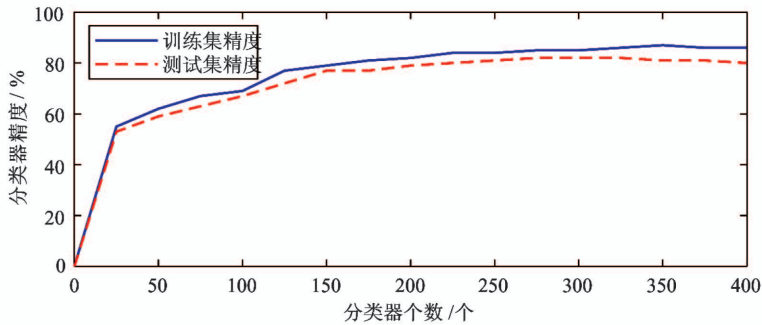
3.2.2 随机背景下太阳帆板检测

为了探究在更加复杂的背景中的算法性能,通过模拟随机背景对太阳帆板进行检测(随机背景多含有干扰信息,即存在类似矩形特征或颜色特征),得到的结果如表 3 所示。图 11 展示了实验中模拟的随机背景。

根据表 2 和表 3 可以得出以下两点结论。



(a) 颜色分类器训练情况



(b) Haar-l 分类器训练情况

图 9 分类器训练情况

表 2 模拟太空背景下太阳帆板检测算法效果			
算法	正确检出率/%	误检率/%	平均时耗/s
A_N	83	17	0.25
A_O	83	17	3.41



图 10 模拟太空背景

(1) 相对于传统的特征提取方法,提出的基于积分图的颜色和 Haar-Like 特征在保证精度的前提下,极大地提升了特征提取速度。

(2) 提出的太阳帆板检测方法对于不同应用背景下的太阳帆板均具备良好的识别率。

表 3 随机背景下太阳帆板检测算法效果			
算法	正确检出率/%	误检率/%	平均时耗/s
A_N	64	36	0.20
A_O	64	36	3.40



图 11 模拟随机背景

4 结 论

本文面向非合作卫星目标相对位姿测量问题,提出一种基于卫星目标上太阳帆板识别的解决方案。该方案实现了无需先验知识,无需人工干预,只使用单目相机即可完成太阳帆板的检测。最后通过实验验证了提出算法不仅针对太空背景下的太阳帆板检测任务具备可靠的精度和效率,而且在含有干扰信息的随机背景下也具有良好的识别精度。

参考文献

- [1] 刘祥. 基于双目视觉的空间非合作目标位姿测量方法[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学测控技术与通信工程学院, 2019: 1-2
- [2] 任宇琪. 面向空间非合作目标捕获的位姿测量方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学机电工程学院, 2015: 3-4
- [3] 黄镐, 于灵慧. 空间碎片主动清除技术综述[C]//中国指挥与控制学会空天安全平行系统专业委员会会议论文集, 北京:科学出版社, 2016: 201-203
- [4] 徐文福, 刘宇, 梁斌, 等. 非合作航天器的相对位姿测量[J]. 光学精密工程, 2009, 17(7): 1570-1581
- [5] 徐文福, 梁斌, 李成, 等. 空间机器人捕获非合作目标的测量与规划方法[J]. 机器人, 2010, 32(1): 61-69
- [6] 王大轶, 鄂薇, 邹元杰, 等. 利用非合作航天器双特征结构的相对姿态确定方法[J]. 飞控与探测, 2020, 3(1): 1-9
- [7] 杨宁, 申景诗, 张建德, 等. 基于立体视觉的空间非合作航天器相对位姿自主测量[J]. 光学精密工程, 2017, 25(5): 1331-1339
- [8] 蔡晗, 张景瑞, 翟光, 等. GEO 非合作目标超近距相对位姿视觉测量[J]. 宇航学报, 2015, 36(6): 715-722
- [9] Xu W, Liang B, Li C, et al. Autonomous rendezvous and robotic capturing of non-cooperative target in space[J]. *Robotica*, 2010, 28 (5): 705-718
- [10] Xu W, Liang B, Li C, et al. A modelling and simulation system of space robot for capturing non-cooperative target[J]. *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, 2009, 15 (4): 371-393
- [11] Xu W, Liang B, Li B, et al. A universal on-orbit servicing system used in the geostationary orbit[J]. *Advances in Space Research*, 2011, 48 (1): 95-119
- [12] 王志超, 王滨, 李志奇, 等. 基于特征融合的非合作航天器位姿测量方法[J]. 高技术通讯, 2013, 23 (11): 1178-1180
- [13] Viola P A, Jones M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, USA, 2001: 511-513
- [14] Papageorgiou C P, Oren M, Poggio T. A general framework for object detection[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 2002: 555-556
- [15] Freund Y, Schapire R E. Experiments with a new boosting algorithm[C]//International Conference on Machine Learning, Bari, Italy, 1996: 148-156
- [16] Haralick R M. Determining camera parameters from the perspective projection of a rectangle[J]. *Pattern Recognition: The Journal of the Pattern Recognition Society*, 1989, 22(3): 225-230
- [17] Penna M A. Determining camera parameters from the perspective projection of a quadrilateral[J]. *Pattern Recognition: The Journal of the Pattern Recognition Society*, 1991, 24(6): 533-541
- [18] Batista J, Araujo H, Almeida A T. Pose view stability analysis for camera look angles computation[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, Vienna, Austria, 1996: 172-174
- [19] 高学海, 徐科军, 张瀚, 等. 基于单目视觉和激光测距仪的位姿测量算法[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28 (8): 1479-1485
- [20] Rothe R, Guillaumin M, Van Gool L. Non-maximum suppression for object detection by passing messages between windows[C]//Asian Conference on Computer Vision, Singapore, 2014: 290-306
- [21] 程晓静. 基于深度神经网络的RRU电源口检测技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学航天学院, 2019: 36-39

Research on solar panel recognition method of space non-cooperative target spacecraft

Liu Fucui, Zhang Xiao

(Industrial Computer Control Engineering, Yanshan University, Key Laboratory
of Hebei Province, Qinhuangdao 066004)

Abstract

Aiming at the relative pose measurement requirements of non-cooperative satellite targets, a spacecraft solar panel detection algorithm without prior information and manual intervention is proposed. Based on the analysis of the visual characteristics of solar windsurfing, a three-level classifier cascaded target detection algorithm is designed. Aiming at the problem of the lack of independence and robustness of the long rectangular target recognition method with unknown angle, a method for detecting targets by rotating pictures is designed. Aiming at the problem of low efficiency of traditional feature extraction methods, color distribution integral maps and feature extraction methods based on integral maps are proposed. Finally, it is verified through experiments that the proposed algorithm has good practicability and robustness in the solar sail detection task under different backgrounds.

Key words: non-cooperative, measurement of attitude and position, solar panel, target detection, feature extraction