

基于高斯模型和 YOLOv3 的光伏电场巡检 无人机避障目标检测方法

唐明¹, 张宇宁¹, 李夏叶², 温贤茂¹, 刘诗剑^{3†}

(1. 国家电投集团四川电力有限公司, 四川 成都 610000; 2. 四川智慧绿动能源有限公司, 四川 成都 610000;
3. 国家电投集团西南能源研究院有限公司, 四川 成都 610000)

摘要: 目前常规的无人机避障目标检测方法主要采用超声波技术实现对目标轮廓的获取, 由于缺乏对图像的形态学处理, 导致检测精度较差。对此, 提出了基于高斯模型和 YOLOv3 的光伏电场巡检无人机避障目标检测方法。首先结合混合高斯模型, 对巡检图像的前景与背景进行分离处理, 并采用滤波算法对前景图像进行去噪处理。然后结合分类损失函数以及位置损失函数, 对特征点的梯度值以及方向进行计算, 实现障碍物图像的特征提取, 最后对提取到的避障目标边缘进行补偿处理, 实现避障目标检测。在实验中, 对提出的方法进行了避障目标检测精度的检验。最终的测试结果表明, 采用提出的方法进行无人机避障检测时, 算法的 mAP 值较高, 具备较为理想的检测精度。

关键词: 高斯模型; 光伏电场; 无人机巡检; 检测方法

中图分类号: TM755

文献标识码: A

Obstacle Avoidance Target Detection Method for Photovoltaic Power Field Inspection UAV Based on Gaussian Model and YOLOv3

TANG Ming¹, ZHANG Yuning¹, LI Xiaye², WEN Xianmao¹, LIU Shijian^{3†}

(1. SPIC Sichuan Electricpower Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610000, China;

2. Sichuan Wisdom Green Energy Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610000, China;

3. SPIC Southwest Energy Research Institute Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610000, China)

Abstract: Current conventional UAV obstacle avoidance target detection methods mainly use ultrasonic technology to realize the acquisition of the target contour, which results in poor detection accuracy due to the lack of morphological processing of the image. In this regard, an obstacle avoidance target detection method for photovoltaic power field inspection UAV based on Gaussian model and YOLOv3 is proposed. Firstly, the foreground and background of the inspection image are separated by combining the hybrid Gaussian model, and the foreground image is denoised by using a filtering algorithm. Then the gradient value and direction of the feature points are calculated by combining the classification loss function and the position loss function to realize the feature extraction of the obstacle image, and finally the extracted edge of the obstacle avoidance target is compensated to realize the detection of the obstacle avoidance target. In the experiments, the accuracy of obstacle avoidance target detection is tested for the proposed method. The final test results show that when the proposed method is used for UAV obstacle avoidance detection, the algorithm has a high mAP value and has a more ideal detection accuracy.

Key words: Gaussian model; photovoltaic (PV) electric field; UAV inspection; detection methods

受到工作复杂特性以及环境等多方面因素的影响,光伏电场在运行过程中,其内部的电气设备通常会出现故障或短路的情况。因此为了保障电场的正常运行,需要对其进行定期巡检,以此实现对电气设备的实时监测。对此,常规的光伏电场巡检一般可以通过采用人工巡检的方式实现,但是由于电厂的外部环境较为复杂,在阴雨条件下,电厂很容易出现短路等情况,人力巡检的方式不仅容易出现纰漏,同时施工人员的安全问题也无法得到有效保障。因此目前普遍采用的巡检方式为无人机巡检,通过对无人机进行改装,在无人机上面搭建巡检系统,可以实现智能化巡检。采用无人机对光伏电场巡检不仅能够采集到更为全面的电场设备图像,同时也能够克服天气因素,实现无间断巡检,不仅能够提高巡检效率,也能够有效减少人力投入。在该过程中,无人机对于障碍物的检测效果将会直接影响到最后的巡检图像质量。因此目前针对无人机避障,有众多学者已经展开了深入研究。例如,文献[1]采用 SALM 算法,结合嵌入式设备的计算性能,提出了一种针对无人机的避障系统。文献[2]采用差分定位算法,通过提取障碍物的轮廓边界,提出了一种针对无人机避障的导航技术。文献[3]通过将深度卷积网络与 Transformer 模块进行组合,极大地提高了无人机的避障性能。文献[4]考虑到合成电场对无人机巡检效果的影响,对巡检路路径进行了有效优化。对此,本文结合高斯混合模型,通过对障碍物图像进行形态学处理,降低图像噪声,在此基础上提取障碍物特征点,实现目标检测^[5]。

1 基于高斯模型和 YOLOv3 的光伏电场巡检无人机避障目标检测方法

1.1 基于高斯模型的无人机巡检图像形态学处理

无人机巡检的避障目标检测原理在于首先对检测目标和背景进行分离处理,然后对检测目标的特征点进行提取,从而识别出目标轮廓,实现巡检避障。在该过程中,障碍物检测目标与背景的分离效果在很大程度上会直接影响到最终的目标检测效果^[6]。因此无人机在对光伏电场进行巡检的过程中,为准确检测出障碍物的空间位置,从而实现巡检避障,本文首先结合混合高斯模型对无人机的巡检图像进行形态学处理,从而提取出障碍物的轮廓矩阵。由于常规的高斯模型在对图像信息进行提取过程中,通常容易受到光影条件的影响导致背景分离效果较为模糊,从而影响了图像处理效果。

因此本文通过对常规的高斯模型进行改进,采用混合高斯模型首先对无人机巡检图像中的阴影信息进行提取,从而实现图像背景的有效分离^[7]。混合高斯模型的具体模型表达式如下所示。

$$P(x | \mathbf{X}_T, \text{BG} + \text{FG}) = \sum_{m=1}^M (x, u_m, \sigma_m) \quad (1)$$

其中, \mathbf{X}_T 代表无人机巡检的图像矩阵, T 代表图像信息的采样周期, BG 代表图像背景, FG 代表图像中的障碍物,即图像前景, σ_m 代表图像信息像素的标准差, u_m 代表像素均值, M 代表图像总数。通过上述高斯混合模型,在采样周期内分别对图像像素均值以及标准差进行迭代处理,并以每次迭代结果作为新一张图像的背景,从而实现图像前景与背景的分隔^[8]。获取图像前景后,为保证分离效果,本文采用高斯滤波算法对前景数据进行去噪处理,由此构建出的像素权重分布矩阵表达式如下所示。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1/16 & 2/16 & 3/16 \\ 2/16 & 4/16 & 2/16 \\ 1/16 & 2/16 & 1/16 \end{bmatrix} \quad (2)$$

通过上述高斯权重分布矩阵,对巡检图像像素的权重值进行统一调整,将无法调整至标准权重值的像素均看作噪声干扰项,并对其进行剔除,从而实现巡检前景图像的去噪处理^[9]。在去噪完成后,可以得到前景图像的大致轮廓,为保证对障碍物轮廓的有效识别,对图像进行侵蚀处理。具体处理方法为:首先将前景图像转化为二值图像,并采用 3×3 的结构元素对图像进行扫描处理。在扫描过程中,如果 3×3 的结构元素能够对二值图像中的元素进行覆盖,便对该元素进行保留;若结构元素无法覆盖前景图像中的像素,则对该像素进行剔除,最终可以使前景图像中的障碍物轮廓更为清晰,从而实现图像的细节化处理。

通过上述步骤即可完成对于无人机避障巡检图像的形态学处理。通过结合混合高斯模型,对巡检图像的前景与背景进行分离处理,并采用滤波算法对前景图像进行去噪处理,从而提高障碍物轮廓的清晰度。最后结合侵蚀操作对轮廓边缘进行细节化处理,为后续的目标检测提供帮助^[10]。

1.2 基于 YOLOv3 算法的图像障碍物特征点提取

得到无人机巡检图像的前景轮廓提取结果后,本文通过构建 YOLOv3 网络结构,以图像特征点为中心,对特征向量不同梯度方向的梯度值进行计

算,从而实现图像障碍物特征点的有效提取^[11]。对此,本文首先对 YOLOv3 网络框架进行搭建,需要构建出两种损失函数,具体函数表达式如下所示。

$$l_{cls} = - \sum_{i=0}^{s^2} I_{i,j}^o \sum \frac{P_i(c)}{\log P_i'(c)} \quad (3)$$

$$l_{box} = 1 - \text{IOU} \quad (4)$$

其中,式(3)代表图像检测分类损失函数, $I_{i,j}^o$ 代表像素坐标为 (i,j) 处是否存在障碍物检测目标, $P_i(c)$ 和 $P_i'(c)$ 分别代表真实类别和预测类别的空间密度分布概率。式(4)代表位置损失函数, IOU 代表预测轮廓与真实轮廓之间相互重叠的比率,也称交并比, S^2 代表前景图像的网格数量^[12]。由于常规的 YOLOv3 网络结构需要通过超参数设置对目标进行检测,而超参数设置容易导致输入框的预测精度受限。因此本文引入卷积核结构,对 YOLOv3 网络结构进行优化,从而提高算法的检测精度。卷积操作表达式如下所示。

$$\frac{S^2 * M + 1 * 1 * M * N}{S^2 * M * N} = \frac{1}{N} + \frac{1}{S^2} \quad (5)$$

其中, M 和 N 分别代表 YOLOv3 网络结构输入和输出的特征图数量。常规的卷积操作通常采用的采样步长为 2,在此采样基础上得到的输入图像会存在一定的像素损失,从而影响特征点提取效果^[13]。对此,本文采用 Focus 结构对其进行优化,具体如图 1 所示。

通过采用 Focus 结构,将采样步长设置为 1,在每个输入图像中,以间隔的方式对像素进行提取,并针对第一次的提取结果将像素进行组合,从而生成新的像素排列方式。在此基础上不断进行像素提取与采样操作,这种采样方法不仅可以有效提高提取效率,所提取得到的图像容易保留更多的特征点,有利于提高 YOLOv3 网络的识别性能。

假设巡检图像障碍物特征点坐标为 (x,y) , L 代表图像坐标的尺度空间,由此可以以特征点为中心,对特征点的梯度值以及方向进行计算,具体计算公式如下所示。

$$m = \frac{L(x+1,y) - L(x-1,y)^2}{L(x,y+1) - L(x,y-1)^2} \quad (6)$$

$$\theta = \tan^{-1} \frac{L(x,y+1)}{L(x,y-1)} \quad (7)$$

其中, m 代表特征点梯度值, θ 代表梯度方向。通过上述公式对特征点的梯度大小以及梯度方向进行求解,并结合高斯权重对其进行求和处理,从

而明确不同特征点的关键特征方向。为保证匹配结果的稳定性,本文设置采样区域为 16×16 ,以特征点领域范围 16×16 的像素区域作为维度标准,分别对邻域特征点的梯度以及方向进行计算,从而得到不同领域的关键特征方向。最终每个区域均可以形成一个 128 维的特征向量,从而完成特征提取。

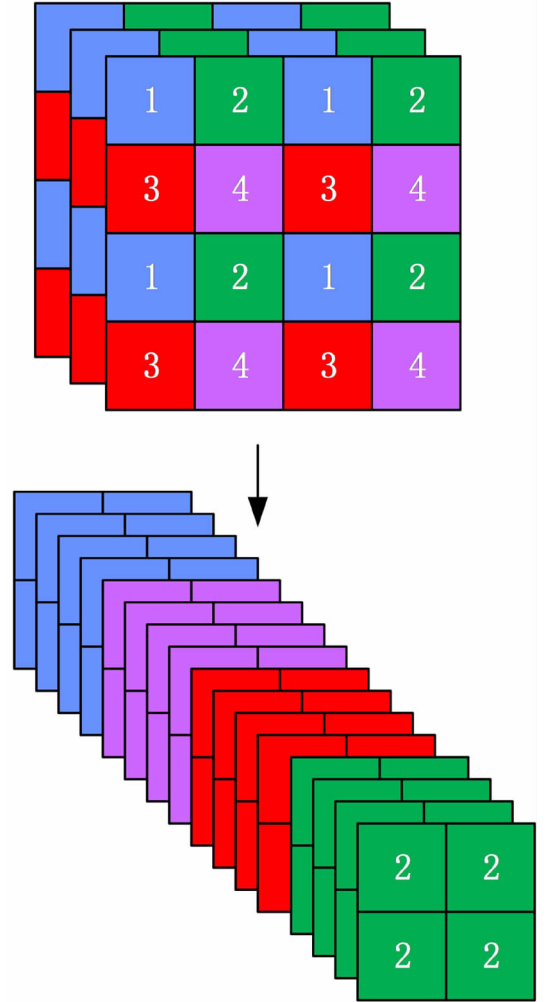


图 1 Focus 卷积结构优化

通过上述步骤即可完成对于图像障碍物的特征点提取,通过结合卷积操作,对 YOLOv3 的网络结构进行优化,从而提高算法检测效果,并计算不同区域特征点的梯度以及方向,从而实现特征向量组合。

1.3 避障目标边缘补偿与检测

在完成上述的避障目标特征点提取后,本文结合边缘补偿方法,对提取到的避障目标边缘进行补偿处理,从而提高障碍物目标轮廓的清晰度,最终对图像阈值进行分割,从而实现目标检测。对此,

本文所提出的目标检测流程如图 2 所示。

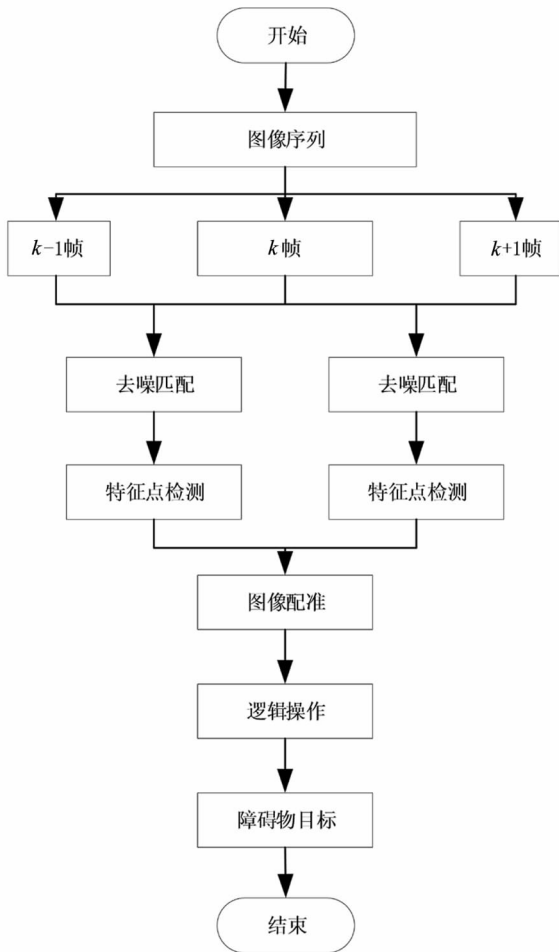


图 2 无人机避障目标检测流程

通过图 2 可以看出,本文首先根据无人机采集到的视频序列对其进行分帧处理,从而得到不同帧画面下的巡检图像数据^[14]。然后分别对每一帧的图像数据进行去噪匹配以及特征点检测处理。待所有图像数据的特征点均检测完成后,对图像进行配准处理,通过对每一帧的画面进行重新组合的方式,判定特征点匹配的准确性,最后通过对配准完成的图像进行逻辑运算,从而实现障碍物图像的有效提取。逻辑运算的具体计算公式如下所示。

$$d_k(x, y) = \begin{cases} 1, d_{k-1, k}(x, y) \cup d_{k, k+1}(x, y) \\ 0, d_{k, k+1}(x, y) \cap d_{k-1, k}(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

其中, $d_k(x, y)$ 代表第 k 帧图像的像素值, $d_{k-1, k}(x, y)$ 代表第 k 帧和第 $k-1$ 帧图像的像素差值, $d_{k, k+1}(x, y)$ 代表第 k 帧和第 $k+1$ 帧图像的像素差值。

通过上述步骤即可完成无人机避障目标检测,

通过对特征点匹配结果进行逻辑运算,提取出障碍物轮廓^[15]。将本节内容与上述提到的图像形态学处理以及特征点提取等相关内容进行结合,至此,基于高斯模型和 YOLOv3 的光伏电场巡检无人机避障目标检测方法设计完成。

2 实验论证

为了证明本文提出的基于高斯模型和 YOLOv3 的光伏电场巡检无人机避障目标检测方法在检测效果方面优于常规的目标检测方法,在理论部分的设计完成后,构建实验环节,对本文方法的检测效果进行检验。

2.1 实验说明

为验证本文提出的基于高斯模型和 YOLOv3 的光伏电场巡检无人机避障目标检测方法在实际检测效果方面的有效性,本次实验选取了两种常规的无人机避障目标检测方法作为对比对象,分别为基于计算机视觉的无人机避障目标检测方法以及基于深度学习的无人机避障目标检测方法。通过构建实验平台,采用三种检测方法对同一障碍物目标进行模拟检测与避障,对比不同检测方法下的实际避障检测效果。

2.2 实验准备

本次实验选取的实验平台为四旋翼无人机,无人机支持的搭载重量为 5 kg,单次巡航持续时间为 30 min。为提高无人机的通信效果,在巡检过程中还配置了数传电台,用于与地面总控系统进行数据通信,从而实现对光伏电场的实时巡检与监测。无人机尺寸为 322 mm×242 mm×84 mm,最大飞行高度为 6000 m,最大悬停时间为 25 min,具体实物图如图 3 所示。

待无人机巡检完成后,对无人机的飞行数据进行了记录,为无人机轨迹图绘制提供数据支持,部分飞行数据如表 1 所示,无人机飞行路径如图 4 所示。

针对上述规划出的无人机飞行路线,从无人机采集到的巡检图像中随机抽取 1000 组用于实际测试。由于原始巡检图像的清晰度较高,图像梯度差异较小,图像中包含的噪声部分无法作为干扰项对三种检测方法的实际性能进行测试。因此为准确检测出三种方法对于噪声的干扰性能,本次实验针对原始数据集进行了数据雾化随机处理。处理后图像包含更多的噪声部分,可以更有效地检测出不同算法的图像去噪效果,具体雾化效果如图 5

所示。

表 1 部分飞行坐标数据

时间/s	X/mm	Y/mm	Z/mm
117.2	0.3	6.1	1.8
117.5	0.2	6.0	1.2
117.9	0.3	6.5	1.4
118.2	0.2	6.3	1.5
118.3	0.2	6.0	1.3
118.7	0.3	6.2	1.5
119.1	0.1	6.5	1.6
119.5	0.2	6.2	1.4
119.8	0.2	6.3	1.7
120.4	0.3	6.1	1.6
120.6	0.1	6.2	1.5
120.7	0.4	6.2	1.7
121.6	0.3	6.1	1.1, 1.9
121.8	0.1	6.0	1.5
121.9	0.2	6.3	1.3
122.4	0.3	6.2	1.4
122.5	0.4	6.4	1.3
122.8	0.4	6.3	1.2



图 3 四旋翼无人机

采用三种目标检测方法对上述数据集进行检测处理,待检测完成后对检测结果进行统计,并计算出不同算法的平均检测精度。

2.3 检测精度对比

本次对比实验选取的对比指标为不同目标检测方法的检测精度,具体衡量指标为不同算法的平均精度均值(mAP),该值越高,代表算法的检测精度越好,具体实验结果如图 6 所示。

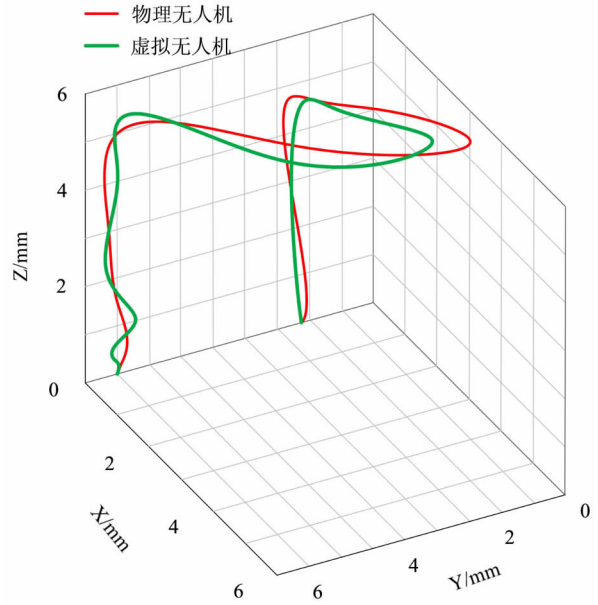


图 4 无人机物理飞行路线与模拟飞行路线



图 5 雾化效果

图 6 中,随着迭代次数的不断提高,不同算法的检测精度也有着较大的差异。通过观察 mAP 值变化曲线可以明显看出,两种常规的无人机避障目标检测方法的检测精度明显较低,而本文提出的基于高斯模型和 YOLOv3 的光伏电场巡检无人机避障目标检测方法的 mAP 值较高,且变化幅度较为稳定,由此可以证明本文提出的目标检测方法具备更好的检测精度。

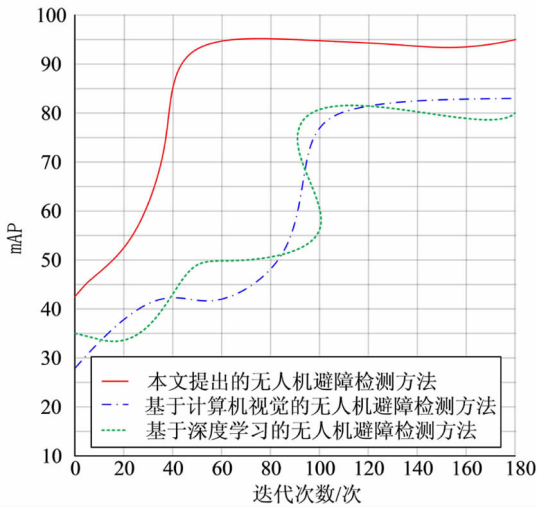


图6 算法 mAP 值对比结果

3 结论

针对常规的无人机避障目标检测方法在检测精度方面较差的问题,通过结合混合高斯模型以及YOLOv3网络拓扑结构,提出了一种新型的检测方法。在今后的研究工作中,还需对数据集的复杂程度进行优化,从而检测不同方法对于图像噪声的处理效果。

参考文献

[1] 刘泽琳,张袁元,杨旺嗣,等.基于SLAM的自主避障物流无人机系统设计[J].机电工程技术,2023,52(7):60-63+102.

[2] 冯兰新,孙庆森,刘加国,等.基于差分定位的室内无人机自主避障导航技术[J].机械设计与制造工程,2023,52(6):83-86.

[3] 梁永勋,甄子洋,李苏宁,等.基于Transformer模块和CNN的无人机避障方法研究[J].机械与电子,2023,41(5):56-61.

[4] 普子恒,陈志刚,史星涛,等.考虑合成电场影响的换流站直流场巡检机器人路径优化[J].高压电器,2023,59(5):178-184+192.

[5] 徐静,苑征,梁寅博,等.基于向量场直方图的无人机动态避障算法的应用研究[J].电脑知识与技术,2023,19(12):95-99.

[6] 袁毅,何旭.基于无人机视觉的电力巡检线路安全距离自动诊断方法[J].制造业自动化,2022,44(10):192-195.

[7] 余凯,赵振华,田江波.基于卡尔曼滤波算法的无人机避障路线智能生成方法[J].微型电脑应用,2022,38(10):58-60.

[8] 袁林峰,柯达,许超,等.基于正交激光雷达的电力巡检无人机自主避障系统研究[J].自动化技术与应用,2021,40(7):18-22.

[9] 彭博.基于3D虚拟现实技术的风电场全数字化巡检及监测平台的构建研究[J].华东科技,2022(10):103-105.

[10] 王干军,江玉欢,丁宗宝,等.变电站边缘计算多无人机协同避障方法[J].计算机仿真,2022,39(7):396-401.

[11] 涂柯,侯宏录,苏炜.改进人工势场法的无人机避障路径规划[J].西安工业大学学报,2022,42(2):170-177.

[12] 肖英楠,孙抒雨.基于改进SIFT图像匹配的无人机高精度避障算法设计[J].机械制造与自动化,2022,51(1):237-240.

[13] 张香竹,张立家,宋逸凡,等.基于深度学习的无人机单目视觉避障算法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2022,50(1):101-108+131.

[14] 贾俊良,孙哲.基于深度学习的无人机自主避障方法研究[J].机电产品开发与创新,2021,34(6):77-79+87.

[15] 彭继慎,孙礼鑫,王凯,等.基于模型压缩的ED-YOLO电力巡检无人机避障目标检测算法[J].仪器仪表学报,2021,42(10):161-170.