

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2024.04.022

丁灿, 王文胜, 黄小龙. 基于改进 HSV 空间的机器视觉花生霉变检测方法[J]. 粮油食品科技, 2024, 32(4): 178-184.

DING C, WANG W S, HUANG X L. Machine vision detection method for peanut mold based on improved HSV space[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2024, 32(4): 178-184.

# 基于改进 HSV 空间的机器视觉 花生霉变检测方法

丁 灿, 王文胜✉, 黄小龙

(北京信息科技大学 机电工程学院, 北京 100192)

**摘 要:** 花生霉变产生的黄曲霉毒素具有强致癌性, 严重影响食品安全。为精准快速的识别霉变花生, 提出一种基于机器视觉的霉变花生检测方法。首先对花生图像进行双边滤波降噪, 然后将图像转为色调、饱和度、亮度 (HSV) 空间, 通过在色调、饱和度空间内提取的霉变颜色范围叠加亮度空间的开运算处理结果来实现对霉变花生的识别检测。实验结果表明, 该方法对于霉变花生的识别精度达到 95.3%, 处理单帧花生图像耗时为 0.6 s, 通过与其它算法对比, 该方法具有快速、准确率高等优点, 可以满足霉变花生的实时检测, 对花生霉变的分级处理也更加实用。

**关键词:** 霉变花生; 机器视觉; HSV 色彩空间; 图像处理; 双边滤波

中图分类号: TS227; TS214.9 文献标识码: A 文章编号: 1007-7561(2024)04-0178-07

网络首发时间: 2024-07-02 09:33:51

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/11.3863.TS.20240701.1531.009>

## Machine Vision Detection Method for Peanut Mold Based on Improved HSV Space

DING Can, WANG Wen-sheng✉, HUANG Xiao-long

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** The aflatoxin produced by peanut mildew is highly carcinogenic, and it seriously affects food safety. In order to accurately and quickly identify moldy peanuts, this project proposes a detection method for moldy peanuts based on machine vision. Firstly, the peanut image was double-sided filtering and noise reduction, and then the image was converted to HSV space. The moldy peanut was recognized and detected by superimposing the mold color range extracted in H and S space and the open processing results of V space. The experimental results showed that the recognition accuracy of this method for moldy peanuts reached 95.3%, and the processing time for a single frame of peanut image was 0.6 seconds. Compared with other algorithms, this method had the advantages of fast speed and high accuracy, which can meet the real-time

收稿日期: 2024-04-21

基金项目: 国家重点研发计划 (2020YFB1713205); 北京信息科技大学“青年骨干教师”支持计划 (YBT202403)

Supported by: National Key Research and Development Project of China (No.2020YFB1713205); Young Backbone Teacher Support Plan of Beijing Information Science and Technology University (No.YBT202403)

作者简介: 丁灿, 男, 2002 年出生, 在读本科生, 研究方向为机器视觉。E-mail: 1145097263@qq.com

通信作者: 王文胜, 男, 1990 年出生, 博士, 副教授, 研究方向为机器视觉。E-mail: ws\_wang1128@126.com

detection of moldy peanuts. At the same time, the grading processing of peanut mold is also more practical.

**Key words:** moldy peanuts; machine vision; HSV color space; image processing; bilateral filtering

花生是重要的经济作物和油料作物,在我国农业经济发展中占有重要地位<sup>[1-2]</sup>。然而花生等谷类作物在采摘、加工、运输等过程中出现存储条件不当,不仅会导致花生的外观和品质受到影响,还容易导致花生霉变,产生黄曲霉毒素<sup>[3-6]</sup>。黄曲霉毒素(Aflatoxin, AFT)是寄生曲霉(*Aspergillus parasiticus*)、黄曲霉(*Aspergillus parasiticus*)产生的剧毒化合物,被世界卫生组织归为天然存在的一级致癌物<sup>[7]</sup>。因此,对霉变花生的有效识别对保障食品安全有着重大的现实意义。当前,我国食品行业中,霉变花生的剔除主要依靠于磁选、气选及配合人工筛选的方式<sup>[8]</sup>,由于其检测效率低下的局限性,并不能满足花生加工产业高速发展的需求。由于机器视觉技术具有实时、高效、精准、客观等显著优点,因此被广泛应用于农产品质量分级和加工过程中<sup>[9-10]</sup>。Qi等<sup>[11]</sup>结合高光谱技术及联合稀疏表征来识别两种类型的花生,并与支持向量机(SVM)进行了比较,研究表明该方法可以识别发霉花生,其检测精度为90.3%。张凯<sup>[12]</sup>等针对花生品质分级问题,利用RGB(Red, Green, Blue)颜色空间模型和HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间模型提取颜色特征、灰度共生矩阵提取纹理特征、矩形度、对称性等特征进行花生级别区分。通过逻辑回归及费舍尔传感器进行分选,但对于霉变花生识别算法复杂,准确率低。朱树良<sup>[13]</sup>等为实现花生种皮颜色深浅纵深的准确描述,得出HSV空间更适合作为种皮颜色鉴定的量化指标,但其只对花生种皮颜色进行分类,并未对霉变花生识别进行深入研究。杨露露<sup>[14]</sup>等为提高花生外观缺陷的分类准确率和效率,利用HSV模型及灰度共生矩阵来提取花生颜色和纹理特征值,并通过SVM分类器对花生分类识别,但识别速度较慢。

针对黄曲霉毒素影响花生的食用安全问题,提出一种基于改进HSV空间的图像处理方法来识别霉变花生。通过HSV色彩空间转换,结合双边滤波器和天津阈阈值法进行图像预处理与霉变

花生的特征提取。通过多级边缘检测法得出霉变花生的大致范围,同时将H、S空间提取的颜色掩模与V空间内开运算处理后的结果叠加实现对霉变花生的有效识别。并通过H空间通过改变阈值实现花生霉变等级的判断<sup>[15]</sup>。实验结果表明,该算法相较于传统设定颜色识别方法及深度学习的方法提高了识别精度,识别正确率达到95.3%,识别平均耗时为0.6s,满足实时检测的要求。同时花生霉变等级分类准确率达到93.75%,满足实时分级的要求。

## 1 材料与方法

### 1.1 实验材料

选取河南安阳滑县农家自产的二红花生作为实验对象,经过人工筛选出完好的花生仁、霉变的花生仁各150粒,用作实验样本。其中,根据霉变程度面积占比分为3个等级,10%以下为轻度霉变、10%~50%为中等霉变、50%以上为严重霉变。霉变花生轻度霉变50粒、中等霉变50粒、严重霉变50粒。两种花生如图1所示。

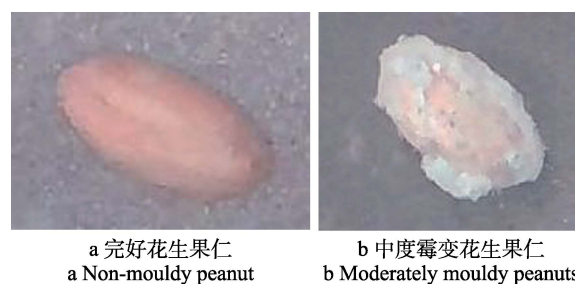


图1 两种花生样本示意图

Fig.1 Schematic diagram of two peanut samples

### 1.2 花生仁图像采集

花生仁图像采集装置如图2所示,主要包括相机支架(整体支架尺寸为250mm×380mm×250mm),CMOS工业相机(型号: MV-CU060-10GC,分辨率为3072×2048,最大帧率19.1fps),计算机(拯救者R9000P笔记本电脑、R9-7945HX处理器、GTX4060型显卡、16GB内存)。顶部LED光源色温为正白色,工业相机处于光源中心

处，距背景板高度为 300 mm。开始图像采集时将待测花生平铺在背景板上，打开光源，通过数据线将光学传感器所获取的样本图像信息通过图像采集卡进行数字化转换传输后，传入计算机中实现图像数据的存储和处理。图样采集流程如图 2 所示。花生图片采集实物图如图 3 所示。

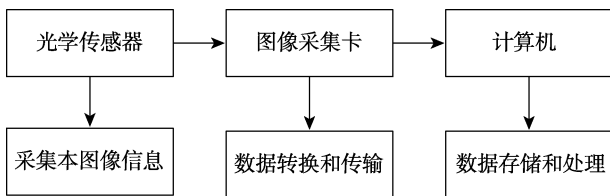


图 2 图像采集流程图  
Fig.2 Image acquisition process diagram

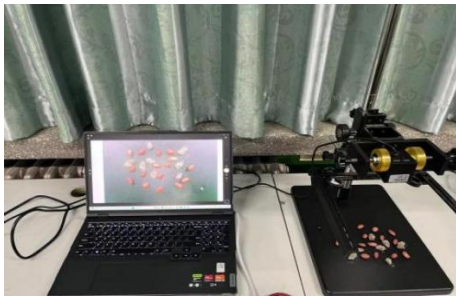


图 3 花生仁图片采集实物图  
Fig.3 Peanut kernel picture collection physical image

### 1.3 改进 HSV 空间霉变花生识别工作原理

基于霉变花生识别与分拣原理图如图 4 所示，分为两部分，分别为：霉变花生识别过程、

霉变花生的等级判断。将采集到的图像转化为 HSV 颜色空间，提取 V 空间的开运算处理结果与 H、S 空间提取的霉变颜色范围，二者结果相叠加并相应添加后续处理操作来判断霉变花生的位置；通过对 H 颜色空间的提取，改变其阈值实现对霉变花生的等级划分。

## 2 改进的 HSV 图像识别算法

### 2.1 图像初步预处理

图像采集时极易受到不确定的外界环境干扰以及冗余的信息存在，影响了图像质量和分析处理效果，需对图片进行初步预处理。为改善视觉效果及保障系统对花生外观检测的准确性，本研究为保障图像平滑，且保障花生边缘保持完整采用双边滤波。双边滤波计算公式如下：

$$g(i, j) = \frac{\sum_{(k,l) \in S(i,j)} f(k,l)w(i, j, k, l)}{\sum_{(k,l) \in S(i,j)} w(i, j, k, l)} \quad \text{式 (1)}$$

式中  $g(i, j)$  代表输出点； $S(i, j)$  的是指以  $(i, j)$  为中心的  $(2N+1)(2N+1)$  的大小的范围； $f(k, l)$  代表（多个）输入点； $w(i, j, k, l)$  代表经过两个高斯函数计算出的值。

对上述公式进行转化，假设公式中  $w(i, j, k, l)$  为  $y$ ，则有公式 (2)：

$$g(i, j) = \frac{f_1y_1 + f_2y_2 + \dots + f_ny_n}{y_1 + y_2 + \dots + y_n} \quad \text{式 (2)}$$

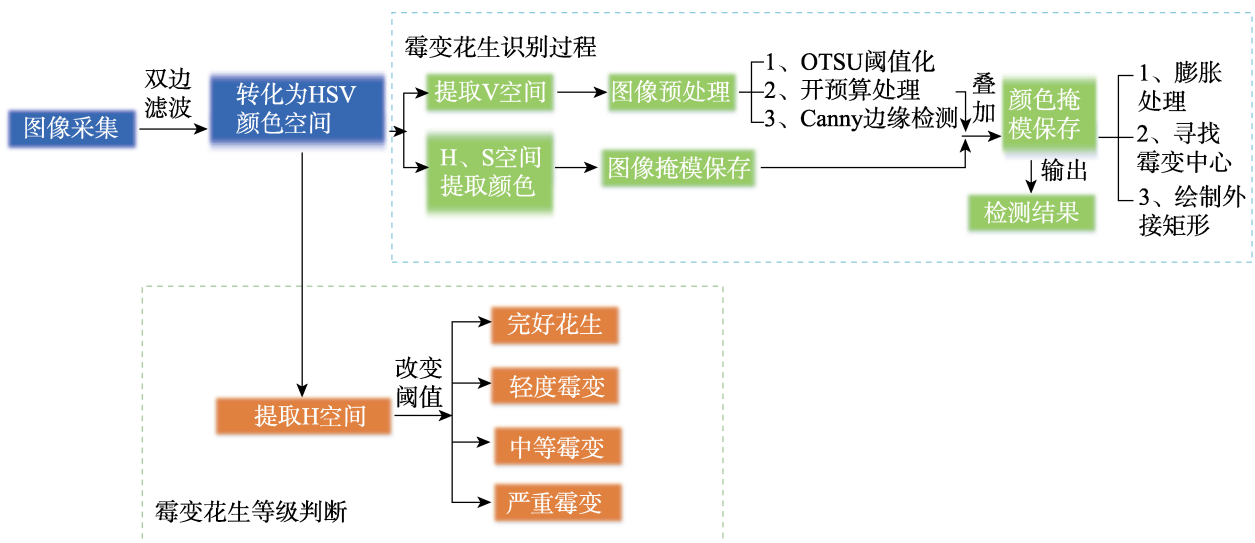


图 4 基于改进 HSV 空间霉变花生识别及分拣工作原理图  
Fig. 4 Based on the improved schematic diagram of the identification and sorting of HSV space mildew peanuts

将分母  $y_1 + y_2 + \dots + y_n$  设为  $Y$  则有公式 (3):

$$g(i, j) = f_1 \frac{y_1}{Y} + f_2 \frac{y_2}{Y} + \dots + f_n \frac{y_n}{Y} \quad \text{式 (3)}$$

图像矩阵与核通过卷积算子作加权和, 最终得出输出值:

$$w(m, n, k, l) = w_s w_r \quad \text{式 (4)}$$

式中  $w_s$  表示空间邻近度因子;  $w_r$  为亮度相似度因子。 $\gamma_s$  和  $\gamma_r$  分别代表着空间邻近度因子和亮度相似度因子的衰变程度。运用双边滤波函数对图像降噪需要对滤波区域半径  $N$ 、 $\gamma_s$ 、 $\gamma_r$  进行输入调整, 如图 5。由上述公式可得双边滤波基于高斯滤波的原理, 并通过各点到中心点空间邻近度恰如其分的权值优化, 可以保证花生边缘在降噪后的完整性。经实验发现滤波区域半径  $N$  的最佳区域为 40~46,  $\gamma_s$  的最佳区域为 45~65,  $\gamma_r$  为 15~25。在此参数范围内花生图像边缘保留程度高且特征明显: 正常花生, 表面颜色分布均匀, 呈现光亮的粉红色; 霉变花生表面存在黑色及褐色斑块, 颜色分布不均, 表面暗淡无光泽。参数选取过大则会导致图像边缘模糊, 导致花生边缘的信息丢失, 如果参数选取过小则会导致噪声未完全消除, 影响后续图像的处理速度<sup>[16]</sup>。

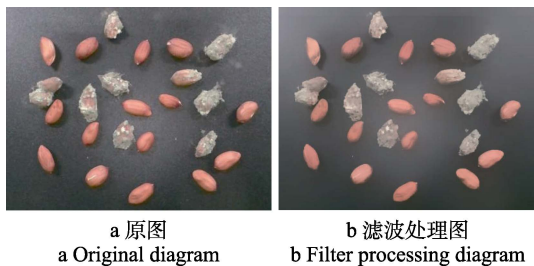


图 5 双边滤波处理效果图  
Fig.5 bilateral filtering processing effect diagram

## 2.2 图像分割处理

### 2.2.1 颜色空间转换

相较于 RGB (Red, Green, Blue) 颜色空间, HSV (Hue, Saturation, Value) 颜色空间更符合人类直观的视觉感受, 能更直接点表示色彩的明暗程度、色调以及图像的鲜艳程度, 常用于指定的色彩目标分割。转化公式如下:

$$V = \max(R, G, B)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, V \neq 0 \\ 0, V = 0 \end{cases}$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G - B)}{(V - \min(R, G, B))}, V = R \\ \frac{60(B - R)}{(V - \min(R, G, B))} + 120, V = G \\ \frac{60(R - G)}{(V - \min(R, G, B))} + 240, V = B \end{cases} \quad \text{式 (5)}$$

注: 若存在  $H < 0$ , 则令  $H = H + 360$

### 2.2.2 图像分割

将得到的 HSV 图像分割提取为 H、S、V 三个通道图像<sup>[17]</sup>如图 6 所示, 并得出 H 分量的频率直方图如图 7 所示, 可知花生图片在 V 通道下直方图具有两个差距较大的波峰, 霉变区域相对于原图更容易区分且对花生的边缘特征保留完整, 因此把 V 分量作为分割背景以及判断霉变花生的依据。

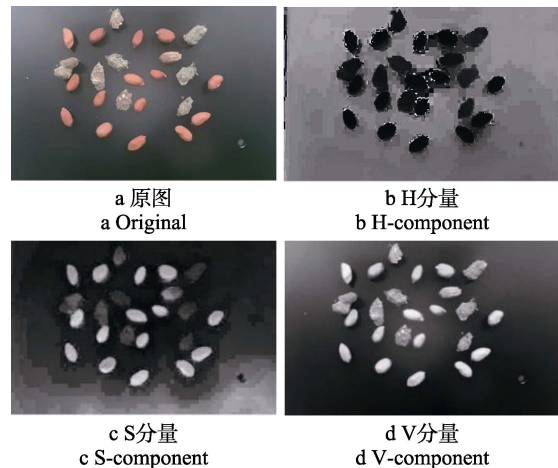


图 6 H、S、V 三个通道图  
Fig.6 Three channels diagrams of H, S, and V

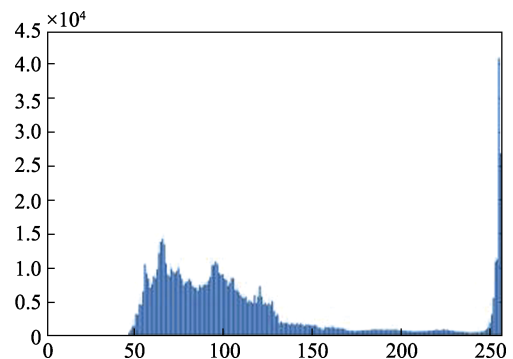


图 7 H 分量灰度直方图  
Fig.7 H component grayscale histogram



### 2.2.3 霉变花生的特征提取

霉变花生和正常花生差异主要体现在表皮颜色以及花生轮廓的光滑程度上,对 V 分量的图像利用 OTSU 阈值法对其进行 Canny 边缘检测。可大致判断出霉变花生范围,但存在同一粒花生上存在多个霉变的情况,过度的膨胀寻找连通域容易影响其他待测样本,因此为提高样本测试精度,通过 H、S 分量调节出待测的霉变颜色范围进行掩模提取。将提取到的颜色与 V 分量开处理图像进行叠加,排除冗余干扰即可得到待检图片中完整的霉变信息。

同样可根据霉变程度对花生表面光泽度有影响这一特点,实现霉变花生的等级划分;通过 HSV 三通道分别对不同霉变程度的花生表皮的颜色特征信息进行提取,发现 H 颜色分量能更好的判断花生的霉变程度。而且随着花生霉变程度增加,花生的颜色分量变化也是越明显。因此选用 H 通道作为判断花生霉变程度的依据,根据花生的霉变程度,将花生分为四类:正常 0、轻度霉变 1、中等霉变 2、严重霉变 3。霉变花生识别流程图如图 8、识别过程结果如图 9、霉变等级判如图 10 所示。

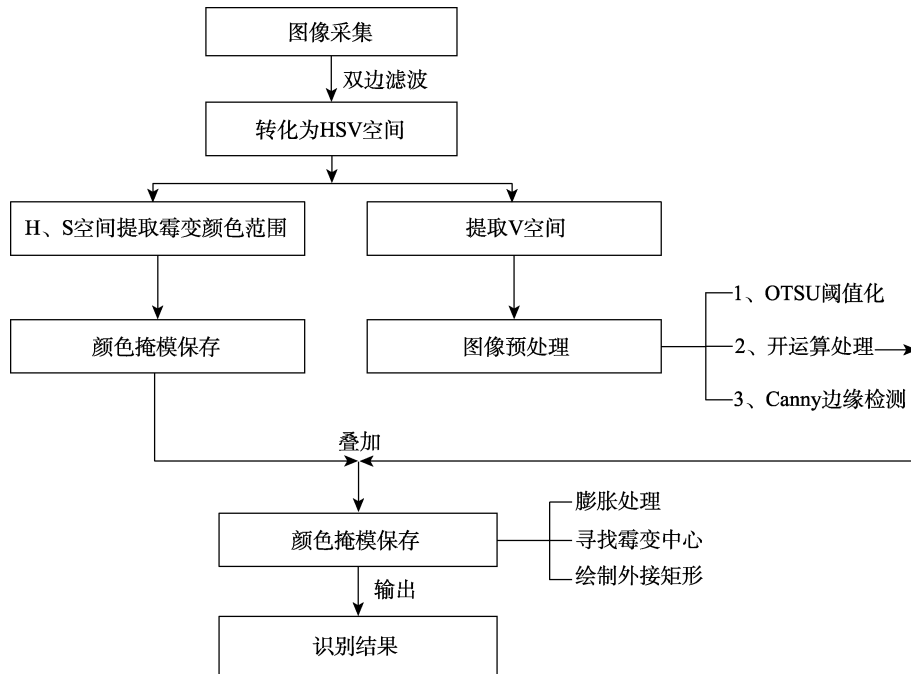
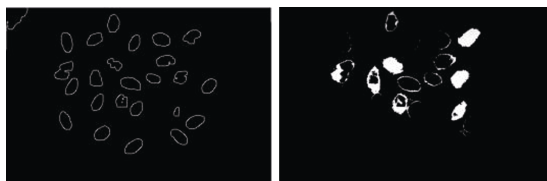


图 8 霉变花生识别流程图

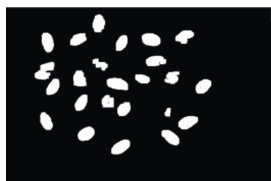
Fig.8 Flow chart for identifying moldy peanuts



a Canny边缘检测  
a Canny edge detection



b H、S颜色掩模  
b H, S colour masks



c V通道开运算结果  
c V-channel opening results



d 叠加效果  
d Superimposed effects

图 9 识别过程结果

Fig.9 Recognition process results

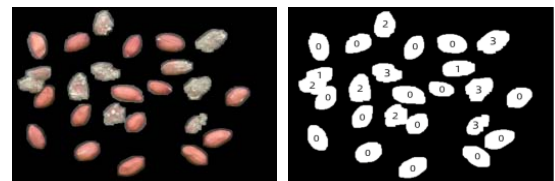


图 10 霉变花生程度判断

Fig.10 Judgment of the degree of mildew and peanut

## 3 改进方法实验分析

### 3.1 霉变花生分级

在两种样本中选取 160 粒待测花生,经人工分级正常 40 粒、轻度霉变 40 粒、中度霉变 40 粒、严重霉变 40 粒,成批次的放在载物台上,通过机

器视觉来对花生的霉变程度进行判断,划分花生霉变程度的 H 分量阈值为 0.078 4、0.098 0、0.149 2。进行实验验证。实验结果如表 1 所示。由结果可知正常花生仅有两粒被误判为轻度霉变。轻度、中度、严重的霉变花生检测过程中,其中最低的花生霉变等级判断也达到了 90%。从总体上看花生霉变程度的检测准确率达到了 93.75%。满足了在线分选的需求。

表 1 花生霉变程度检测准确率

Table 1 Detection accuracy of peanut mildew degree

霉变程度	机器视觉检测				准确率/%
	正常	轻度	中等	严重	
正常	38	2	0	0	95
轻度	1	36	2	0	90
中度	0	1	37	2	92.5
严重	0	0	3	37	92.5

### 3.2 花生识别精度分析

通过仿真实验法对上述检测结果进行检测,在样本中随机抽取进行实验,并与传统 HSV 识别方法以及深度学习 yolov9 算法作对比,花生识别结果统计如表 2 所示。

表 2 花生识别结果

Table 2 Peanut Identification Result

样本编号	样本个数 正常/霉变	识别结果 (传统)	识别结果 (yolov9)	识别结果 (本算法)
		正常/霉变	正常/霉变	正常/霉变
1	135/143	115/163	120/158	126/152
2	182/193	156/219	164/211	173/202
3	291/305	247/349	268/328	283/313
4	416/420	343/493	380/456	388/448
5	618/626	534/710	573/671	589/655

部分对比结果如图 11 所示。由表 2 及图 11 可以看出:本算法在花生识别精度上不但优于传统的颜色识别算法,而且针对于目前主流的深度学习算法也同样体现出了检测优势。本次实验采用了目前最先进的深度学习 yolov9 算法对霉变花生样本进行数据集训练并实现霉变花生识别检测,发现其识别结果相对与传统的颜色识别有一定的提高,但对于本改进算法仍存在一些不足。首先,基于 yolov9 的识别算法出现了霉变(with mold)和非霉变(without mold)标签在待检花生样本中出现标注错误的情况;其次,针对于同一

粒花生存在霉变与非霉变重复标注的问题出现。此外,基于深度学习的方法不能实现对霉变花生的分级操作。在识别精度以及单帧图像处理时间方面与本方法相比均有不足。从整体分析,本算法识别精度了 95.26%,相比较下传统颜色识别精度仅达到了 87.32%,yolov9 模型识别精度达到了 92.08%;从运算速度上来看,传统方法单帧图像处理时间为 0.84 s、基于深度学习的单帧图像处理时间为 0.93 s、而本改进算法的单帧图像的处理时间为 0.6 s,可以满足花生的实时检测要求。利用图像处理技术,基于感染黄曲霉素的花生表层会发生褶皱及褐变、颜色变深等特点。利用 HSV 模型,H、S、V 三分量的相互配合来实现花生果仁霉变的快速准确检测。对于存储时间较长的花生,其表面光泽度会相应下降,因此可能会对霉变花生的识别精度产生误差影响。但从食品安全的方向出发,我们应该将这些陈化花生随着霉变花生一起排除。

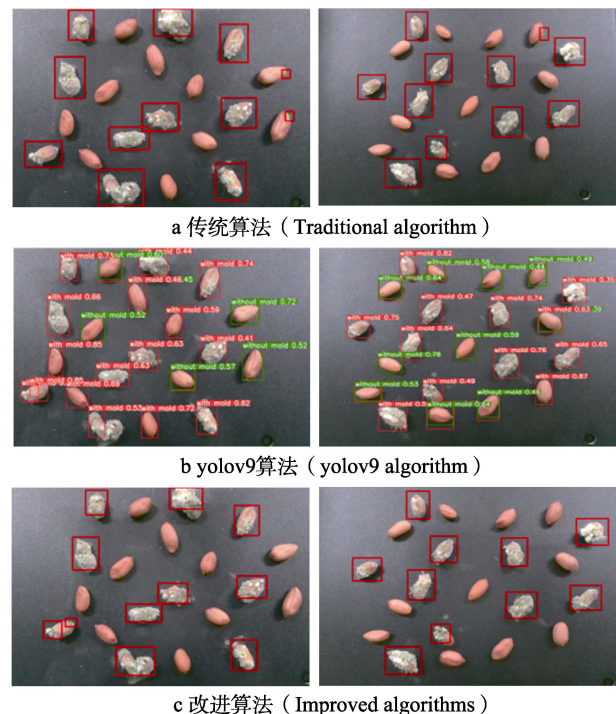


图 11 三种识别算法结果对比

Fig.11 Comparison of results between two recognition algorithms

## 4 结论

利用机器视觉技术,基于霉变花生的图像特征,将双边滤波后的图像转化为 HSV 颜色空间,对 H、V 通道进行颜色提取;对 V 通道进行霉变

花生存在范围提取,两者叠加后可有效去除干扰噪声,实现了对于霉变花生的准确、快速检测。相较于传统的颜色识别算法以及主流的深度学习算法,本方法识别正确率达到了 95.26%、单帧图像识别时间 0.6 s。霉变花生分级的准确率达到了 93.75%。因此该方法具有快速、准确率高等优点,可以实现有效的霉变花生识别与分级。同时应考虑到实际情况,本实验是根据高帧率静态图进行平铺识别的,实际上则存有花生随意堆叠问题;另外、花生霉变的本质是花生内部的结构发生改变,该方法只能进行外观分析。针对以上问题,进一步工作将致力于花生堆叠,以及光谱分析等方法,来进行全面的评判花生的霉变情况。通过改进 HSV 空间对霉变花生的有效检测,满足了对花生的霉变指标进行快速准确的识别要求,在该技术上稍加改进,即可实现对颜色差异较大的谷物和油料作物的霉变识别工作。

#### 参考文献:

- [1] 任春玲. 世界花生产业格局发展变化对我国的启示[J]. 河南农业, 2022(7): 5-8.  
REN C L. The enlightenment of the development and change of the world peanut industry pattern to China[J]. Henan Agriculture, 2022(7): 5-8.
  - [2] 廖伯寿. 我国花生生产发展现状与潜力分析[J]. 中国油料作物学, 2020, 42(2): 161-166.  
LIAO B S. Analysis of the development status and potential of peanut production in China[J]. Chinese Journal of Chinese Oil Crops, 2020, 42(2): 161-166.
  - [3] 张立伟, 王辽卫. 我国花生产业发展状况、存在问题及政策建议[J]. 中国油脂, 2020, 45(11): 116-122.  
ZHANG L W, WANG L. Development status, existing problems and policy suggestions of peanut industry in China[J]. Chinese fats, 2020, 45(11): 116-122.
  - [4] 毕婷婷, 张海红, 田洪芸, 等. 花生及其制品中黄曲霉毒素 B1 胶体金快速检测方法的建立[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(3): 127-136.  
BI T T, ZHANG H H, TIAN H Y, et al. Establishment of a rapid method for detection of aflatoxin B1 colloidal gold in peanut and its products[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(3): 127-136.
  - [5] 赵玲丽. 复合植物精油微胶囊的制备及其在花生储藏中的应用[D]. 河南工业大学, 2022.  
ZHAO L L. Preparation of microcapsules of composite plant essential oil and their application in peanut storage[D]. Henan University of Technology, 2022.
  - [6] MAHATO D K, LEE K E, KAMLEM, et al. Aflatoxins in food and feed: an overview on prevalence, detection and control strategies[J]. Frontiers in microbiology, 2019, 10: 2266.
  - [7] PICKOVA D, OSTRY V, MALIR F. A recent overview of producers and important dietary sources of aflatoxins[J]. Toxins, 2021, 13(3): 186.
  - [8] 熊春晖, 余永新, 焦逊, 等. 高光谱成像技术在农产品无损检测中的应用[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(1): 109-122.  
XIONG C H, SHE Y X, JIAO X, et al. Application of hyperspectral imaging in nondestructive detection of agricultural products[J]. Grain, oil and Food Science and Technology, 2023, 31(1): 109-122.
  - [9] 陈文星, 王凤华, 谭晓亮, 等. 基于纳米抗体-荧光素酶的黄曲霉毒素 B1 检测方法构建[J/OL]. 中国食品学报: 1-13 [2024-04-05].  
CHEN W X, WANG F H, TAN X L, et al. Construction of an aflatoxin B1 assay based on nanoantibody-luciferase[J/OL]. Chinese Journal of Food Science: 1-13 [2024-04-05].
  - [10] 王伟娜, 许世维, 邓勤波, 等. 基于深度学习的发霉花生识别技术[J]. 食品与机械, 2023, 39(8): 136-141.  
WANG W N, XU S W, DENG Q B, et al. Deep learning-based moldy peanut recognition technology[J]. Food and Machinery, 2023, 39(8): 136-141.
  - [11] QI X T, JIANG J B, CUI X M, et al. Identification of fungi-contaminated peanuts using hyperspectral imaging technology and joint sparse representation model[J]. Journal of Food Science and Technology, 2019, 56(7): 3195-3204.
  - [12] 张凯, 李振华, 郁豹, 等. 基于机器视觉的花生米品质分选方法[J]. 食品科技, 2019, 44(5): 297-302.  
ZHANG K, LI Z H, YU B, et al. Peanut quality sorting method based on machine vision[J]. Food Technology, 2019, 44(5): 297-302.
  - [13] 朱树良, 赵昆昆, 高古腔, 等. 花生种皮颜色智能识别模型的建立与应用[J]. 中国油料作物学报, 2022, 44(2): 324-330.  
ZHU S L, ZHAO K K, GAO G Q, et al. Establishment and application of intelligent color recognition model of peanut seed skin [J]. Chinese Journal of Chinese Oil Crops, 2022, 44(2): 324-330.
  - [14] 杨露露, 秦华伟. 基于颜色和纹理特征的花生仁外观品质检测研究[J]. 中国农学通报, 2022, 38(27): 151-156.  
YANG L L, QIN H W. Study on the appearance quality detection of peanut kernel based on color and texture characteristics[J]. China Agriculture Bulletin, 2022, 38(27): 151-156.
  - [15] 王锐, 王桂英, 吴文福, 等. 基于仿生智能算法的高水分玉米收购定等系统研究[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(2): 74-82.  
WANG R, WANG G Y, WU W F, et al. Research on high moisture maize acquisition based on biomimetic intelligent algorithm[J]. Grain, oil and Food Technology, 2023, 31(2): 74-82.
  - [16] 李锐风, 杨云福, 杨永发, 等. 基于机器视觉的玫瑰花检测与特征提取[J/OL]. 中国农业科技导报: 1-8.  
LI R F, YANG Y F, YANG Y F, et al. Rosette detection and feature extraction based on machine vision[J/OL]. China Agricultural Science and Technology Herald: 1-8.
  - [17] 李天华, 孙萌, 丁小明, 等. 基于 YOLO v4+HSV 的成熟期番茄识别方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 183-190.  
LI T H, SUN M, DING X M, et al. Recognition of tomato based on YOLO v4 + HSV[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2021, 37(21): 183-190. 
- 备注: 本文的彩色图表可从本刊官网 (<http://lyspkj.ijournal.cn>)、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。