# 基于图像处理的储粮低密度虫害监测系统的设计与验证

罗慧[1]，马海乐[1]，王洋[1]，CAMEO TSUI[2]，潘忠礼[2]，RAGAB GEBREIL[2]

（1.江苏大学食品与生物学院，江苏镇江 212013）（2.加州大学戴维斯分校食品工程学院，加州戴维斯 95616）

**摘要：**为解决高害虫密度储粮处理成本昂贵和现有监测系统实时性和移动性不足等问题，采用 Web 技术，结合自主设计的粮虫诱捕器，建立了储粮低密度虫害实时监测系统。树莓派控制诱捕器采集害虫图像并进行图像处理得到图像中害虫的数量，再将数据传至云端服务器，用户通过 Web 客户端获取历史以及实时的害虫图像和害虫数量。在实验室用该系统监测了赤拟谷盗密度为 0.5、1、2、3、4、5 头/kg 的稻谷，通过系统捕获第一只害虫的时间来评价其灵敏度，24 h 内对害虫的捕捉率验证系统用于低密度虫害监测的可行性，并以人工直接计数结果为参考计算了系统计数的准确率，结果表明：系统灵敏度高，在低密度害虫条件下对害虫的捕捉率高于 61.98%且诱捕器捕捉的害虫数与稻谷中的害虫总数存在显著线性关系，系统计数准确率为 90.26%。因此，该系统可用于低密度虫害的实时监测。

**关键词：**粮食储藏；害虫；图像处理；实时监测；Web 技术

**文章篇号：**1673-9078(2019)010-268-273 DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2019.10.036

# Design and Verification of Low-density Pest Monitoring System for Stored Grain Based on Image Processing

**LUO Hui[1], MA Hai-le[1], WANG Yang[1], CAMEO TSUI[2], PAN Zhong-li[2], RAGAB GEBREIL[2]**

(1.School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

(2.Food Engineering, University of California-Davis, Davis 95616, America)

**Abstract:** To solve the problems such as high cost of high-density pest control for stored grains and the lack of real-time and portable monitoring systems, web technology combined with self-designed grain pest traps was used to develop real-time monitoring system for low-density insect infection. The Raspberry Pi control trap collected images of insects and processed images to obtain the number of insects in each image. Then the data were transmitted to the cloud server. Users could obtain the history and real-time insect images and numbers through the web app. In the laboratory, the system was used to monitor the density of the red flour beetle in rice as 0.5, 1, 2, 3, 4 and 5 heads/kg. The sensitivity and feasibility of the system were evaluated based on the time required for capturing the first red flour beetle and the capture rate of the insects within 24 h, respectively, while the accuracy of the counting system was calculated based on the results obtained by direct manual counting as the reference. The results showed that the sensitivity of the system was high, with the capture rate higher than 61.98% under low-density pest conditions. The number of the insects captured by was the trap highly correlated with the total number of insects in grains. The counting accuracy of the system was 90%. Therefore, the system can be used for real-time monitoring of low-density pests during grain storage.

**Key words:** grain storage; insect; images processing; real-time monitoring; web technology

目前我国粮食库存量已经超过 6 亿 t，国库每年粮食损失约为 0.2%，虫害是造成损失的主要因素之一[1]。虫害会破坏粮食品质，减少粮食重量，间接导致霉变、腐败等其他储粮问题。传统人工检测会影响检测结果甚至漏检低浓度虫害[2]，且检测结果滞后。目前对储粮害虫进行实时监测的方法主要有：基于图像处理技术的实时监测、基于红外光电技术的实时监测和基于电容传感器技术的实时监测[3]。利用红外线进行储粮害虫实时监测的系统已经较为成熟，Nancy 等[4]研制的实时电子害虫计数器正确率可达 93%，Shuman 等[5]还将正交的双红外技术用于监测储粮害虫。基于图像处理的粮虫监测技术也取得了许多研究成果[6]，但还存在一些方面需要完善提高。

收稿日期：2019-01-08

基金项目：江苏现代农业产业技术体系建设项目（JATS[2018]319）

作者简介：罗慧（1993-），女，硕士研究生，研究方向为食品物理加工技术

通讯作者：马海乐（1963-），男，博士，教授，研究方向为食品物理加工技术

邱道尹等[7]设计了基于机器视觉的储粮害虫智能检测系统，使用手提式粮虫取样器采集粮食样品，仪器内置摄像机对传送带上的样品进行实时拍摄，采集的图像通过图像识别技术得出害虫的种类与密度。该类监测系统将人工取样自动化，但图像背景复杂，检测时间长。段景智等[8]研制的基于害虫图像分析处理技术的仓外害虫监测手段，是将诱捕器中捕获的害虫吸出仓外后采用摄像装置对其拍照，随后识别图像得出害虫数量、种类。吸出害虫的同时将带出杂质和灰尘，会干扰监测结果，且监测结果存在滞后性。颜丙生等[9]研制了应用图像识别技术的在线监测系统，使用 CCD 相机对捕器诱定期进行拍照，利用无线网络将图像信息传输至系统进行分析处理，得到诱捕器中害虫数量。该系统能实时检测出诱捕器中害虫数量，但在用户的移动性和灵活性上有待提高。粮油储藏技术规范根据害虫密度将原粮划分为基本无虫粮、一般虫粮和严重虫粮三个等级[10]。严重虫粮（害虫密度>30 头/kg）治理成本高、难度大，所以对储粮低密度虫害（害虫密度≤5 头/kg）进行监测十分必要，而目前对储粮害虫的密度监测较为宽泛，缺乏针对性。综上，目前基于图像处理的粮虫监测技术存在采集的害虫图像背景复杂，系统移动性不足，监测存在滞后性和缺乏针对性等问题。

针对目前的研究现状，本文采用 Web 技术，搭建云端服务器，设计 Web 客户端，建立基于图像处理的储粮低密度虫害实时监测系统。从诱捕器的设计出发简化害虫图像背景；针对低密度虫害进行监测，节约防治成本；利用 Web 技术简化系统的硬件组成，提高系统的移动性。

## 1 系统的设计与实现

### 1.1 系统的总体设计

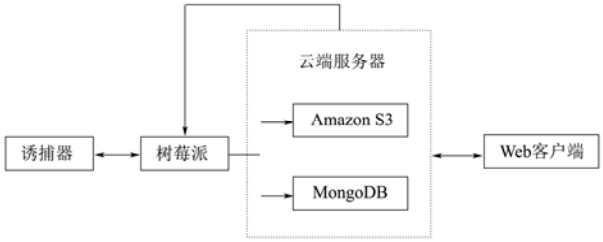


图 1 系统总体框架

**Fig.1 System overall structure**

系统总体框架如图 1 所示，其运行流程如下：树莓派控制诱捕器定时采集害虫图像并进行图像处理，将图像和计数结果传至云端服务器存储。用户通过浏览器进入 Web 客户端，登录后可进入参数设置界面可以进行设置图像采集时间、调整害虫数量超标警示值、增减监测的粮仓等相关设置，进入查询界面即可查看设定时刻采集的图像与害虫数量以及获取当前害虫图像与数据。

### 1.2 系统的硬件组成

#### 1.2.1 诱捕器

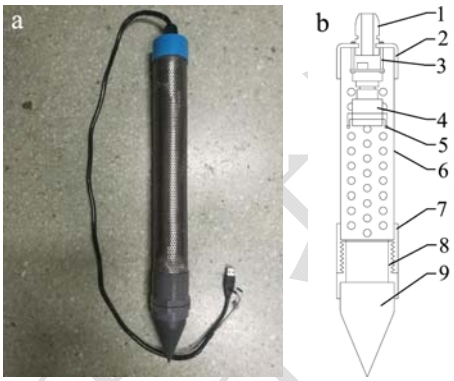


图 2 诱捕器(a)实物图和(b)结构示意图

**Fig.2 Trap (a) trap physical map and (b) trap assembly drawing**

注：1.防尘塞；2.管帽；3.螺栓；4.摄像头；5.LED 灯；6.带孔金属管；7.内牙接头；8.外牙接头；9.底座。

诱捕器的功能是诱捕害虫并采集到背景简单的害虫图像。图 2a 为诱捕器实物图，其主体采用带孔金属管制作，利用害虫爱钻孔的习性诱捕害虫；为简化害虫图像背景，根据稻谷与常见粮虫间的尺寸差异，将金属管网孔直径设计为 2 mm，防止稻谷落入诱捕器中增加背景复杂度。研究表明储粮害虫在垂直方向上多分布在从粮堆表面向下 50 cm 范围内[11]，结合商用诱捕器的长度，确定了诱捕器的总长度为 50 cm。诱捕器插入粮堆时会受到阻力，阻力的大小随诱捕器直径增加而增加，为确保诱捕器能正常插入粮堆且满足摄像头的安装尺寸 32 mm×32 mm，将诱捕器的直径设计为 5 cm。

图 2b 为诱捕器结构示意图，其中摄像头采用 200 万变焦摄像头，在帧率为 30 fps 下采集图像，避免害虫与摄像头之间相对运动造成的运动模糊[12]；使用螺栓将摄像头固定在管帽上，防尘塞用于防止接口处落灰，保护摄像头的电路板；摄像头两侧的 LED 灯为图像采集提供均匀充足的光源，图像采集时点亮；诱捕器下部的螺纹接头用于实现带孔金属管与落虫底座的连接与分离，是便于监测结束后对诱捕器中的害虫进行清理，方便诱捕装置的循环使用；底座为圆锥形，能减少诱捕装置插入粮堆的阻力，避免采用左右摇晃的方式将诱捕器插入粮堆，减少杂质落入诱捕装置的几率。

### 1.2.2 树莓派

树莓派(Raspberry Pi)是基于 ARM 的微型电脑主板，以 SD/MicroSD 卡为内存硬盘，它提供了以太网、USB、HDMI 接口，基于 Linux 操作系统、Python 语言开发环境[13]。相比国内常用的开发板 S3C2x0、S3C6410，树莓派在体积、性价比、开发环境与效率上都具有明显优势[14]，且利用树莓派搭建监控系统得到了广泛研究，故采用树莓派来采集、处理和传输图像。本系统选用的树莓派型号为树莓派三代 B 型(Raspberry Pi 3 Model B)，使用 GPIO 接口控制发光二极管，用 USB 接口控制摄像头，利用 WIFI 无线网络将数据传输至服务器。

## 1.3 系统的软件设计

### 1.3.1 图像处理

图像处理的目的是将图像中的背景与害虫分离并对害虫只数计数，其流程图如图 3 所示。

原始图像通过剪裁去除无用的信息，减少后续处理量。提取包含信息较多的绿色通道后使用加权平均法对图像进行灰度化[15]，如式(1)所示。

$$g_R=g_G=g_B=0.299f_R+0.587f_G+0.114f_B \quad (1)$$

因为稻谷壳颜色较浅，与害虫颜色差异大，处理时通过增加对比度和亮度拉开害虫与背景的区别，并通过高斯模糊去除图像中细小的稻谷壳碎屑。高斯模糊是一种低通滤波器，用于去高频噪音，其二维方程如式(2)所示。

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

其中：$\sigma$ 是标准差，$x$ 和 $y$ 分别是距离图像中心的水平和垂直方向上的距离[16]。

反锐化掩模算法通过提取图像的边缘信息，在图像轮廓处产生更黑更白的“边饰”，从而提高图像的目视清晰度[17]。对于离散的数字图像，其方法可以用式(3)表示：

$$F(i,j)=f(i,j)+k(f(i,j))-g(i,j)) \quad (3)$$

式中：$f(i,j)$为原始图像，$g(i,j)$是模糊的图像，$k$ 是放大系数。首先将原图像低通滤波后产生一个钝化模糊图像，将原图像与这模糊图像相减得到保留高频成份的图像，再将高频图像用一个参数放大后与原图像叠加，这就产生一个增强了边缘的图像。

图像经过反锐化掩模算法后，通过增加亮度和对比度大幅度拉开目标物与背景的差距，背景基本被除去，只留下害虫与杂草种子图像。此时通过计算两者的离心率，设定合适离心率值区分两者，实现对害虫的计数。

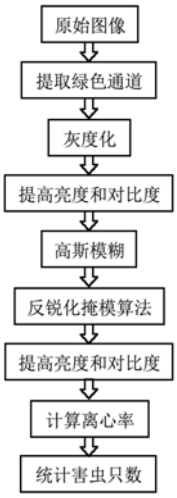


图 3 图像处理与识别流程

**Fig.3 Flow chart of images processing and recognition**

### 1.3.2 云端服务器

考虑到储粮监测需要的监测点多，监测周期长，本监测系统采用 Amazon Web Services (AWS)提供的云存储服务 Amazon Simple Storage Service (Amazon S3)[18]存储采集的害虫图像，并通过在 Amazon S3 上部署开源数据库 MongoDB[19,20]来作为云端数据库存储图像处理后得到的数据以及用户信息。云存储可弹性伸缩并且按使用量计费，能避免存储空间的闲置并保证经费的合理使用。

### 1.3.3 Web 客户端

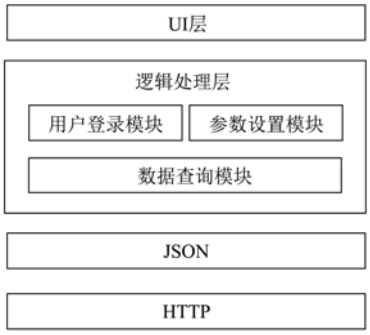


图 4 客户端模块框图

**Fig.4 Block diagram of client module**

Web 客户端是基于网页的应用程序，用户可以不需要下载安装专用软件，只需要通过浏览器或者一些具有浏览功能的客户端来访问服务器，浏览网页就可以实现相关的应用操作[21]。储粮害虫监测系统网页客户端模块框图如图 4 所示，用户通过客户端的 UI 层进行操作交互，逻辑处理层中每一个功能的实现都对应着一个控制 UI 操作，主要负责响应用户在对应模块下对视图操作的相应处理请求。逻辑处理层通过将每一个操作以统一的约定格式封装起来，以 HTTP 协议的形式与服务器端进行数据连接，在得到服务器的响应数据后，逻辑处理层会进行相应的操作，并将结

果在视图 UI 层按相应的形式展示出来。

## 2 实验方法

用该系统监测赤拟谷盗密度分别为 0.5、1、2、3、4、5 头/kg 的稻谷，单次实验稻谷重量为 8 kg，堆放面积为 0.031 $m^2$，堆放高度为 0.45 m，系统运行 24 h，每 15 min 采集一次图像，每个浓度重复 6 次。实验室温度为 23 ℃，相对湿度为 60%。为确保害虫均匀分布在稻谷中，分批次混合害虫与稻谷，以监测 0.5 头/kg 害虫密度的稻谷实验为例，将 8 kg 稻谷平均分成四份，每 2 kg 稻谷放入 1 头赤拟谷盗充分混合后倒入容器中。因实验室测试时使用的容器尺寸（直径 0.2 m，高 0.6 m）小于实际粮仓，诱捕器插入粮堆时阻力过大无法完全插入，故将诱捕器先放入容器使诱捕器底部接触到容器底部，再倒入稻谷。为防止进入诱捕器的杂质多于实际情况，在诱捕器外罩一个空心金属管，当倒入全部的稻谷后再将金属管抽出。

通过统计不同赤拟谷盗密度下系统捕获第一头害虫的时间来评价系统灵敏度；计算不同赤拟谷盗密度下系统对害虫的捕捉率验证其用于低密度虫害监测的可行性；并以人工直接计数结果为参考计算系统计数的准确率。

## 3 结果与讨论

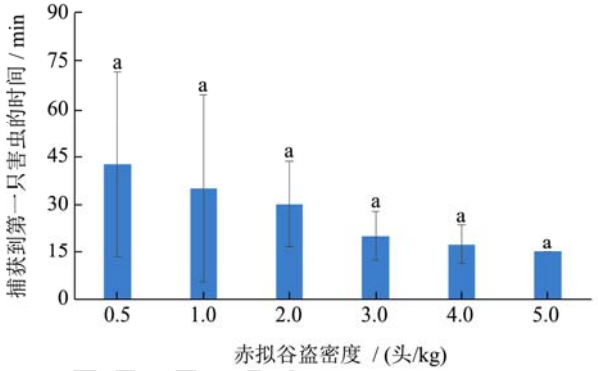


图 5 不同赤拟谷盗密度下捕获第一头害虫的时间

**Fig.5 Time to capture the first insect at different density of red flour beetle**

注：不同字母表示组间具有显著性差异（$p$<0.05）。

为检测害虫监测系统的灵敏度，统计了不同赤拟谷盗密度下系统发现第一头害虫的时间，结果如图 5 所示。由图 5 可知，随着赤拟谷盗密度的增加，系统捕获第一头害虫的平均时间缩短，不同害虫密度下捕获时间无显著性差异（$p$>0.05）。系统在赤拟谷盗密度为 0.5 头/kg 时平均捕获时间最长，为 43 min，说明系统具有较高的灵敏度，能及时监测到害虫。在低害虫密度下，稻谷中的害虫数量少加上害虫活动的随机性，使得统计的数据标准偏差较大；当害虫密度增高，害虫总数变多，短时间内进入诱捕器的几率增高，发现第一只害虫的时间变短，标准偏差减小。

为验证该系统用于低密度虫害监测的实用性，统计赤拟谷盗密度分别为 0.5、1、2、3、4、5 头/kg 时系统捕获的害虫数，计算捕捉率并对捕获的害虫数量与稻谷中害虫总数进行线性回归分析，结果如图 6、图 7 所示。

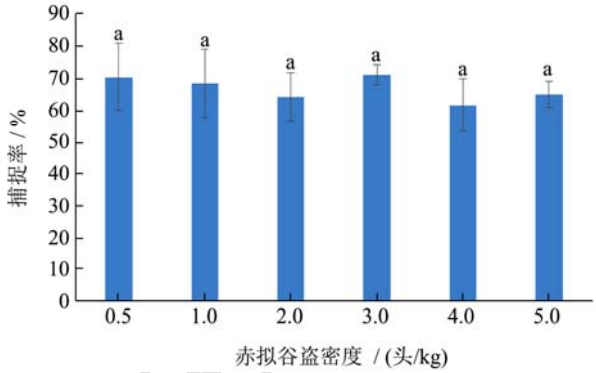


图 6 不同赤拟谷盗密度下的捕捉率

**Fig.6 Capture rate at different density of red flour beetle**

注：不同字母表示组间具有显著性差异（$p$<0.05）。

从图 7 可以看出，在不同赤拟谷盗密度下，捕捉率无显著性差异（$p$>0.05），数值分布在 61.98%~71.53%之间。粮油储藏技术规范[10]对害虫密度小于等于 5 头/kg 的原粮归类为基本无虫粮，系统能监测出害虫密度小于 5 头/kg 的稻谷中的害虫，说明系统能用于低密度虫害的监测，达到早发现早防治的目的。从图 8 可知粮食中的害虫数与捕捉到的害虫数之间的相关系数为 0.992，说明两者存在高相关性，可以通过诱捕的害虫数量来估计粮食中的害虫总数。

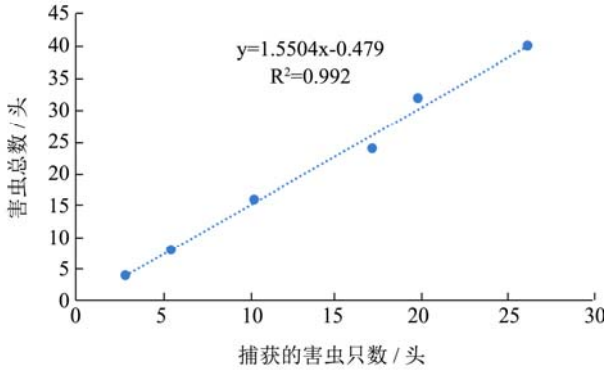


图 7 稻谷中赤拟谷盗总数与捕捉的赤拟谷盗数的线性回归分析

**Fig.7 Linear regression analysis of number of captured red flour beetle and total number of red flour beetle**

图 8 是图像处理的效果图，原始图像经过剪裁得到图 8a；提取包含信息较多的绿色通道获得图 8b；再进行灰度化处理，效果如图 8c 所示；通过高斯模糊去

除图像中细小的稻谷壳碎屑与灰尘，得到图 8d；图 8e 是经过反锐化掩模算法后的效果，可以看到害虫图像得到了明显的增强；后续通过灰度变化增强图像的亮度和对比度，进一步增加害虫与背景的灰度值差别，使害虫图像的灰度值趋近 0 的同时背景的灰度值趋近 255，处理后效果如图 8f 所示。计算图 8f 中面积大于 13000 的物体的离心率，并进行排序，通过循环计算出离心率大于 0.25 的物体的数量，即得到害虫的数量。

为检测上述计数方法的准确性，选择一次实验中每隔 1 h 拍摄的 24 张图片，统计系统计数结果，以人工计数结果为对照，计算系统计数的准确率，采用式(4)计算：

$$y=\left(1-\frac{|a-b|}{b}\right)\times 100\% \tag{4}$$

其中：$y$ 表示系统计数的准确率，a 为系统计数得到的害虫头数，$b$ 为人工计数得到的害虫头数，结果如表 1 所示。

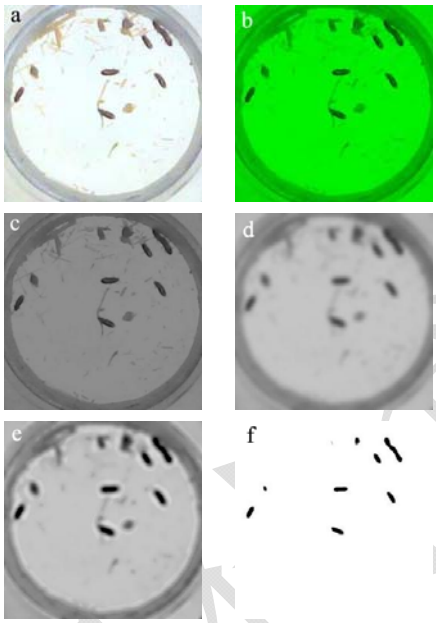


图 8 图像处理效果

**Fig.8 Images after processing**

注：a：剪裁后图像；b：提取的绿色通道图像；c：灰度化；d：高斯模糊；e：反锐化掩模算法；f：提高亮度和对比度的图像。

从表 1 可以看出，系统计数的准确率最高为 100%，最低为 81.82%，平均准确率为 90.26%，标准偏差为 6.02%。使用 SPSS 对系统计数与人工计数的结果进行配对 t 检验[22]，计算出 t=-5.133，$p$=0.00。t<0 说明系统计数的结果要小于人工计数的结果，$p$<0.05 说明系统计数的结果与人工计数的结果存在差异。

导致系统计数结果低于人工计数结果的原因主要有以下几个方面：

（1）由于害虫聚集，当多个害虫相接触形成的形状接近圆形就会因为离心率小于设定值被漏计；当多个害虫相接触形成的形状为长条形，因为害虫重叠导致面积减小，所以计数结果总是会小于实际重叠的害虫数量。

（2）当害虫与杂草种子接触时，因为两者灰度值相近，会被当做同一个物体处理，形成的形状往往更接近圆形，此时的害虫因为离心率小于设定值被漏计。

（3）当害虫身上落上灰尘或者稻壳，因为灰尘和稻壳的颜色相对于害虫来说更浅，通过图像处理后，害虫的面积少于实际面积或者被分成两部分，这样都会造成离心率的减小，导致计数结果偏小。

（4）赤拟谷盗的背部十分光滑，局部的反光会被图像处理当做背景去除，造成害虫面积的减小、形状的破坏，导致害虫被漏计。

后续研究需要针对以上原因对系统计数方法进行改进，以提高系统计数的准确率。

表 1 系统计数准确率

**Table 1 Accuracy of system counting**

| 图像采集时间/h | 系统计数/头 | 人工计数/头 | 准确率/% |
|---|---|---|---|
| 0.25 | 5 | 5 | 100.00 |
| 1.25 | 6 | 7 | 85.71 |
| 2.25 | 8 | 8 | 100.00 |
| 3.25 | 8 | 7 | 85.71 |
| 4.25 | 9 | 10 | 90.00 |
| 5.25 | 10 | 10 | 100.00 |
| 6.25 | 10 | 9 | 88.89 |
| 7.25 | 11 | 11 | 100.00 |
| 8.25 | 12 | 11 | 90.91 |
| 9.25 | 13 | 11 | 81.82 |
| 10.25 | 14 | 14 | 100.00 |
| 11.25 | 16 | 14 | 85.71 |
| 12.25 | 17 | 15 | 86.67 |
| 13.25 | 17 | 16 | 93.75 |
| 14.25 | 18 | 16 | 87.50 |
| 15.25 | 18 | 17 | 94.12 |
| 16.25 | 18 | 16 | 87.50 |
| 17.25 | 20 | 17 | 82.35 |
| 18.25 | 20 | 17 | 82.35 |
| 19.25 | 22 | 20 | 90.00 |
| 20.25 | 23 | 20 | 85.00 |
| 21.25 | 23 | 21 | 90.48 |
| 22.25 | 25 | 23 | 91.30 |
| 23.25 | 25 | 22 | 86.36 |

## 4 结论

本文基于图像处理技术开发了储粮低密度虫害监测系统，解决了害虫图像背景复杂，系统移动性不足，监测存在滞后性和缺乏针对性等问题，并实际测试了系统的灵敏度、实用性和准确率。从验证结果可以看出该系统能在短时间内发现害虫，具有很高的灵敏度；对低密度害虫具有较高的捕捉率且诱捕器捕捉的害虫数与稻谷中的害虫总数存在显著线性关系，表明该系统可以用于低密度虫害的监测；以人工直接计数结果为参考计算出系统计数的准确率为 90.26%，计数结果低于人工计数，还需要针对上述原因对系统计数的方法进行改进。

## 参考文献


[1] 王德发.基于图像识别的储粮害虫检测[D].北京:北京邮电大学,2017
WANG De-fa. Detection of stored grain pests based on image recognition [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017

[2] Epsky N D, Shuman D. Hole density and capture of stored-product insect pests in grain probe traps [J]. Journal of Economic Entomology, 2002, 95(6): 1326-1332

[3] 马彬,金志明,蒋旭初,等.储粮害虫在线监测技术的研究进展[J].粮食储藏,2018,47(2):27-31
MA Bin, JIN Zhi-ming, JIANG Xu-chu, et al. Advanced review on on-line monitoring techniques for stored grain insects [J]. Grain Storage, 2018, 47(2): 27-31

[4] Epsky N D, Shuman D. Laboratory evaluation of an improved electronic grain probe insect counter [J]. Journal of Stored Products Research, 2001, 37(2): 187-197

[5] Shuman D, Weaver D K, Larson R G. Performance of an analytical, dual infrared-beam, stored-product insect monitoring system [J]. Journal of Economic Entomology, 2005, 98(5): 1723-1732

[6] 程尚坤,张德贤,张苗.粮虫图像识别检测技术研究现状与展望[J].安徽农业科学,2016,44(19):272-274
CHENG Shang-kun, ZHANG De-xian, ZHANG Miao. Current research situations and prospects of stored-grain pests based on image recognition inspection technology [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2016, 44(19): 272-274

[7] 邱道尹,张红涛,陈铁军,等.基于机器视觉的储粮害虫智能检测系统硬件设计[J].农业机械学报,2003, 34(1):86-87,97
QIU Dao-yin, ZHANG Hong-tao, CHEN Tie-jun, et al. Hardware design of an intelligent detection system for stored-grain pests based on machine vision [J]. Journal of Agricultural Machinery, 2003, 34(1): 86-87, 97

[8] 段景智,王殿轩,董超生,等.粮仓害虫检测装置:中国,CN2786629 [P].2006-06-07
DUAN Jing-zhi, WANG Dian-xuan, DONG Chao-sheng, et al. Granary pest detection device: China, CN2786629 [P]. 2006-06-07

[9] 颜丙生,陈富恒,郭军宏.基于图像处理的粮食虫害自动分级虚拟系统研究[J].粮食与饲料工业,2014,12(6):18-20,26
YAN Bing-sheng, CHEN Fu-heng, GUO Jun-hong. Automatic classification virtual system of grain pest based on image processing [J]. Cereal and Food Industry, 2014, 12(6): 18-20, 26

[10] GB/T 29890-2013,粮油储藏技术规范[S]
GB/T 29890-2013, Technical Criterion for Grain and Oil-seeds Storage [S]

[11] 张英,邓文斌,郑绍锋.高大平房仓储粮害虫分布与发生初步调查[J].粮油仓储科技通讯,2012,28(3):27-29
ZHANG Ying, DENG Wen-bin, ZHENG Shao-feng. Preliminary Investigation on distribution and occurrence of grain pests in high and large warehouses [J]. Science and Technology Communication of Grain and Oil Storage, 2012, 28(3): 27-29

[12] 陈前荣,陆启生,成礼智.运动模糊图像的运动模糊方向鉴别[J].国防科技大学学报,2004,26(1):41-45
CHEN Qian-rong, LU Qi-sheng, CHENG Li-zhi. Identification of the motion blurred direction of motion blurred images [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2004, 26(1): 41-45

[13] Gareth H. Raspberry Pi User Guide [M]. England: Wiley Publishing, 2014

[14] 李文胜.基于树莓派的嵌入式 Linux 开发教学探索[J].电子技术与软件工程,2014,9:219-220
LI Wen-sheng. Exploration of embedded linux development teaching based on raspberry pi [J]. Electronic Technology and Software Engineering, 2014, 9: 219-220

[15] 胡祝华,赵瑶池,白勇,等.基于图像处理技术的储粮害虫快速识别[J].安徽农业科学, 2014,42(30):10784-10787
HU Zhu-hua, ZHAO Yao-chi, BAI Yong, et al. Fast Recognition of pests based oil image processing technology [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2014, 42(30): 10784-10787


（下转第 115 页）