

# 基于神经网络的实蝇成虫图像识别算法

李震<sup>1,2</sup> 邓忠易<sup>1</sup> 洪添胜<sup>2,3</sup> 吕石磊<sup>1,4</sup> 宋淑然<sup>1,2</sup> 徐培<sup>1</sup>

(1. 华南农业大学电子工程学院, 广州 510642; 2. 国家柑橘产业技术体系机械研究室, 广州 510642;

3. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 4. 广东省农情信息监测工程技术研究中心, 广州 510642)

**摘要:** 为了实现从图像中快速、准确地识别双翅目果实蝇害虫, 本文提出一种基于神经网络学习模型的识别算法。该算法首先采用 Hough 变换对实蝇样本图像的双翅边缘进行直线检测, 使图像中实蝇旋转为躯体朝上形态, 同时限定条纹所在的有效区域。结合 HSV 色彩空间锁定胸背板上的条纹区, 对该区域进一步处理, 根据中心条纹形状特征的描述方法, 提取出形状特征参数, 定义 4 种实蝇形态特征向量。采集 90 幅实蝇图像中各目标的 4 种特征因子, 建立 BP 神经网络对数据集进行训练, 从而得到用于实蝇分类的神经网络模型参数。试验结果表明, 该方法对双翅目实蝇成虫的识别效果具有较好的准确性和实时性, 对橘小实蝇、南瓜实蝇和瓜实蝇的识别准确率分别为 95.45%、93.33% 和 97.83%, 总体准确率为 95.56%, 单次识别平均耗时 500 ms。

**关键词:** 神经网络; HSV 色彩空间; Hough 变换; 双翅目实蝇; 图像识别

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)S0-0000-00

## Image Recognition Algorithm for Fruit Flies Based on BP Neural Network

LI Zhen<sup>1,2</sup> DENG Zhongyi<sup>1</sup> HONG Tiansheng<sup>2,3</sup> LÜ Shilei<sup>1,4</sup> SONG Shuran<sup>1,2</sup> XU Pei<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. Division of Citrus Machinery, China Agriculture Research System, Guangzhou 510642, China

3. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

4. Guangdong Engineering Research Center of Agricultural Information Monitoring, Guangzhou 510642, China)

**Abstract:** The Diptera fruit fly adults of *B. dorsalis* Hendel, the *B. tau* Walker and the *B. cucurbitae* are the dominant species in the south of China. Because of its wide host range and high risk, it has been the most serious pest in the citrus growing areas in South China. Under the premise of accuracy, how to reduce the human and material resources for monitoring insect pests is an urgent problem to be solved. From the view of image recognition, this paper studied the morphological characteristics of the harmful flies, and proposed a classification algorithm. In the algorithm, Hough transform was used to detect the lines of fly wings to correct the direction of fly and define the effective area of the stripe by lines. Filtering in HSV space was used to detect the scutellum of fly waist and abdomen. A combination of the two ways separate the mesonotum from the whole fly. According to definition formula of characteristic factor of the central stripe, four shape feature parameters are extracted to form the feature vector after digital processing. Feature data sets were built by collecting feature vectors in 90 sample images, and the BP neural network was trained to get the neural network model parameters for the classification of the flies. Experimental results showed that the recognition effect of this method on Diptera fruit fly adults had a good accuracy and real-time, under the condition that the distribution of the wings of the flies and the distribution of the pectoral fin stripes were clear. It greatly reduces the requirement of image clarity, and is more suitable for dynamic identification of video streaming devices. The recognition accuracy of *B. dorsalis* was 95.45%, the *B. tau* Walker was 93.33%, the *B. cucurbitae* was 97.83%. The overall accuracy rate was 95.56%. The average time of single recognition was about 500 ms, which can meet the needs of practical applications. The identification model proposed in this study has good expansibility for Diptera adults.

**Key words:** neural network; HSV; Hough transform; Tephritidae; image recognition

收稿日期: 2017-07-17 修回日期: 2017-11-20

**基金项目:** 现代农业产业技术体系建设专项资金项目(CARS-26)、国家自然科学基金项目(61601189)、广东省科技计划项目(2015A020209161、2016A020210093)、广州市科技计划项目(201605030013)和广东大学生科技创新培育专项资金项目(pdjh2017b0078)

**作者简介:** 李震(1981—),男,教授,博士生导师,主要从事农业信息技术研究,E-mail: lizhen@scau.edu.cn

## 引言

橘小实蝇、南瓜实蝇、瓜实蝇是我国南方实蝇类的优势种,因其寄主范围广、危害性强,已被世界上多个国家和地区列入重要的检疫对象<sup>[1-2]</sup>。在我国,上述3种实蝇主要分布在西南、华南和台湾地区,主要危害柑橘、番石榴、芒果、南瓜等重要经济作物,是南方柑橘产区危害最严重以及迫切需要防治的主要害虫<sup>[3-5]</sup>。相比于传统的人工监测虫害的防治方法,基于机器视觉的实时监测方法不仅节约了人力成本,也能获得较高的监测精度。准确地从图像中识别害虫,是基于机器视觉技术的害虫实时监测系统的前提<sup>[6]</sup>。

常用的昆虫图像目标识别算法采用虫体的整体形态特征和色彩特征作为识别依据,杨红珍等<sup>[7]</sup>对昆虫图像进行基于形状和颜色特征值的提取,建立径向基神经网络分类器进行识别;姜定风等<sup>[8]</sup>提出一种基于形状和纹理的通用昆虫图像模式识别算法,对不同体态和颜色的昆虫取得了良好的识别效果。

由于实蝇分类的复杂性,整体几何特征和色彩特征并不能对其完全准确地进行分类,经过数字化处理的局部特征反而具备更优秀的分类特性<sup>[9-11]</sup>。汪露等<sup>[12]</sup>以实蝇翅标点间的欧氏距离为分类特征,采用随机森林算法实现了双翅目果实蝇属昆虫的识别。彭莹琼等<sup>[13]</sup>采用几何形态测量学中的标记点法对果蝇翅进行特征提取,结合BP神经网络算法实现对果实蝇的分类。张蕾等<sup>[14]</sup>使用改进的boost算法对果蝇翅和胸背区域特征进行分类。

尽管这些研究均取得不错的识别效果,但是以实蝇翅结构作为特征提取对象,对实蝇图片质量有很高要求。若图片不够清晰,不能准确捕捉到实蝇翅的脉络结构和翅痣,识别的效果会受到较大影响;此外,现有算法也没有很好地解决从源图像中自动锁定特征区域的问题。

通过分析文献<sup>[15-16]</sup>及实验观察发现,在图片清晰度较低的情况下,实蝇的条纹形态相较于翅脉结构更容易分辨。本文从图像识别的角度,对有害实蝇的形态特征进行研究,选取特征明显且易于提取的胸背板条纹作为分类依据,开发一种适用于机器自动识别的实蝇分类算法,用于识别橘小实蝇、南瓜实蝇和瓜实蝇等成虫,为南方柑橘产区的果实蝇虫害预报和防治工作提供理论依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 实蝇样本库制备及体态特征分析

#### 1.1.1 实蝇样本库制备

样本库制备在华南农业大学完成,使用实蝇诱

捕笼捕捉橘小实蝇、南瓜实蝇和瓜实蝇各80只,共240只实蝇样本。将实蝇用乙醚麻醉后拍摄样本图像,分辨率设定为360像素×360像素,每幅图像中只包含1只实蝇,共得到240幅图像。

通过观察发现,橘小实蝇成虫体长6~8mm,南瓜实蝇和瓜实蝇成虫体长8~9mm,3种实蝇的成虫体形较大,体色以黄褐色或红棕色为主,胸背板处有明显的黄色纵带纹,腰腹部有黄色盾片。橘小实蝇的胸背板中间没有纵带纹,南瓜实蝇和瓜实蝇的纵带纹形态有所区别,如图1所示。

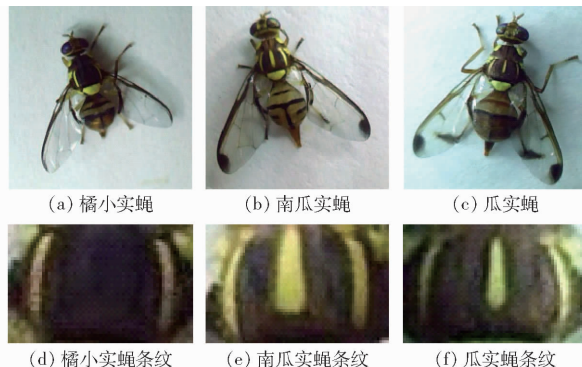


图1 橘小实蝇、南瓜实蝇和瓜实蝇的样本图像

Fig. 1 Sample images of *B. dorsalis* Hendel, *B. tau* Walker and *B. cucurbitae*

#### 1.1.2 特征提取

在昆虫的图像识别研究中,常见目标特征可分为形状特征、纹理特征、色彩特征等<sup>[17-19]</sup>。由于实蝇分类的复杂性,整体几何特征并不具备很好的分类特性,局部特征经数字化处理后反而具备更优秀的差异性和鲁棒性。

结合文献<sup>[9-11]</sup>提出的通过数学形态学特征描述昆虫的方法,结合实蝇类昆虫的体态特征,本研究提出通过4种特征因子描述实蝇。为了符合神经网络的输入形式,将4种特征因子形成一个特征向量作为神经网络的输入,分别为:中心条纹在胸背板区域的中心偏移量 $D$ 、中心条纹与胸背板区域的长宽比 $R_x$ 和 $R_y$ 、以及中心条纹与胸背板区域的面积比 $S$ 。

(1)中心条纹在胸背板区域的中心偏移量

$D$ 定义为条纹中心点与胸背板中心点的欧氏距离,物理意义描述的是中心条纹在胸背板内的偏移量。

$$D = \sqrt{|X_1 - X_2|^2 + |Y_1 - Y_2|^2} \quad (1)$$

式中  $(X_1, Y_1)$ ——中心条纹的中点坐标

$(X_2, Y_2)$ ——胸背板区域的中点坐标

(2)中心条纹与胸背板区域的长宽比

$R_x$ 和 $R_y$ 定义为条纹和胸背板区域的长宽比,物理意义描述的是中心条纹的长短、粗细程度,同时以

胸背板区域的长、宽作参照物,能够使条纹形态差异更明显。

$$\begin{cases} R_x = \frac{W_1}{W_2} \\ R_y = \frac{L_1}{L_2} \end{cases} \quad (2)$$

式中  $L_1$ ——中心条纹的长度

$W_1$ ——中心条纹的宽度

$L_2$ ——胸背板区域的长度

$W_2$ ——胸背板区域的宽度

(3) 中心条纹与胸背板区域的面积比

$S$  定义为中心条纹和胸背板区域的面积比,物理意义描述的是条纹面积,以及在胸背板区域的占空比。

$$S = \frac{S_1}{S_2} \quad (3)$$

式中  $S_1$ ——中心条纹的面积

$S_2$ ——胸背板区域的面积

由于实蝇胸背板区两侧为弧形,为简化设计,本研究以胸背板区域的外接矩形代替背板区进行计算。

## 1.2 算法设计

### 1.2.1 神经网络

BP 神经网络是一种按误差反向传播算法训练的多层前馈网络,也称为 BP 模型,在自动控制领域中应用极为广泛<sup>[20-23]</sup>。

根据 ROBERT<sup>[24]</sup> 证明的万能逼近定理可知:一个 3 层的 BP 网络可以完成任意的  $m$  维到  $n$  维的映射。本试验采用 3 层神经网络构建识别模型,输入层包含 4 个神经元,对应训练集数据中特征向量的维数,神经网络的输入形式为向量  $(D, R_x, R_y, S)$ ; 输出层包含 3 个神经元,对应该模型需要识别目标的类别总数,激活函数选用 Sigmoid 函数,即  $F(x) = \frac{A}{1 + e^{-x}}$ ,  $A$  为常数,试验中取值为 1。

### 1.2.2 图像处理

实蝇初始图像来源存在噪声过多、特征不明显等干扰问题,需要对源图像进行预处理以增强感兴趣区域,便于提高特征提取的精度,预处理的过程可分

为以下阶段:

#### (1) 高斯滤波

高斯滤波是一种线性平滑滤波,广泛应用于图像的减噪处理。常用二维离散高斯函数作为平滑滤波器,函数公式为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\delta^2}} \quad (4)$$

实蝇初始图像首先进行高斯滤波处理,具体操作为:用事先确定大小的模板扫描图像的每一个像素,用模板包含的邻域内像素的加权平均灰度值替代目标像素值。

#### (2) 边缘检测

将高斯滤波后的真彩色图像转化为灰度图像,通过 Canny 算法<sup>[25]</sup> 提取实蝇的轮廓;然后用 Hough 变换算法<sup>[26]</sup> 检测轮廓中的实蝇翅直线;最后根据两直线的角度,将图像中的实蝇旋转为头朝上的形态,便于进一步区域分割。边缘检测效果如图 2 所示。

#### (3) HSV 空间滤波

3 种实蝇的胸背板条纹和腰腹部盾片都呈现为黄色,然而在拍摄的过程中,容易受到光线影响,对实蝇图像的色彩造成不同程度的混淆。RGB 色彩空间的通道包含了光照强度的变化,并不能很好地反映出物体具体的颜色信息。

相对于 RGB 空间,HSV 空间能够非常直观的表达色彩的明暗、色调、鲜艳程度,对于空间参数中的色调、饱和度和明亮度都采用独立的通道来进行描述,方便进行颜色对比<sup>[27-31]</sup>。RGB 空间到 HSV 空间的转换公式为

$$V = \max(R, G, B) \quad (5)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V} & (V \neq 0) \\ 0 & (V = 0) \end{cases} \quad (6)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G - B)}{V - \min(R, G, B)} & (V = R) \\ 120 + \frac{60(B - R)}{V - \min(R, G, B)} & (V = G) \\ 240 + \frac{60(R - G)}{V - \min(R, G, B)} & (V = B) \end{cases} \quad (7)$$

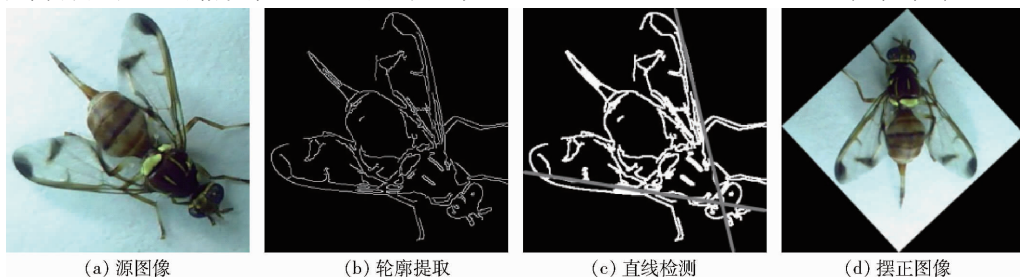


图 2 边缘检测效果图

Fig. 2 Procedure of edge detection

如果  $H < 0$ , 令  $H' = H + 360$ , 保证在输出时:  $0 \leq V \leq 1, 0 \leq S \leq 1, 0 \leq H' \leq 360$ 。

试验中发现, 3 种实蝇的腰腹部盾片区域在  $H$  通道上有着明显区别于其他区域的数值, 为了

获取更确切的阈值范围, 随机选取 120 幅实蝇图像, 将盾片区域的像素转换到 HSV 色彩空间后, 分别对 3 个通道的值做统计分析, 结果如图 3 所示。

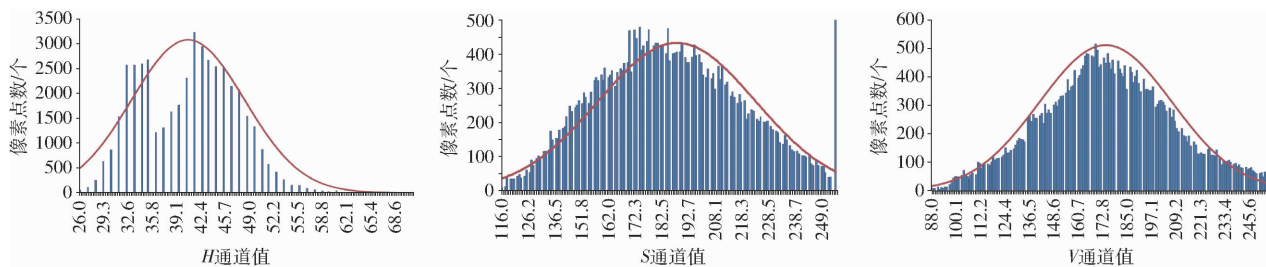


图 3 HSV 空间分布图

Fig. 3 Distribution of HSV space

从统计结果中发现, 3 个通道的值均符合正态分布。通过对  $H$  通道、 $S$  通道和  $V$  通道分别取置信水平 0.95 的置信区间作为阈值, 筛选出包含盾片区域在内的范围, 然后对 3 个通道做交集, 对高亮像素

进行滤值处理, 可以提取出盾片的像素区域, 滤值处理效果如图 4 所示, 试验中对  $H$  通道取阈值 (31, 50), 对  $S$  通道取阈值 (130, 245), 对  $V$  通道取阈值 (110, 250)。

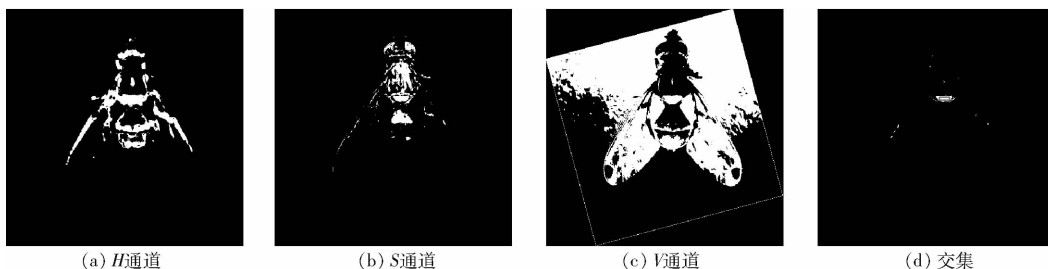


图 4 滤值处理效果图

Fig. 4 Effect of filtration

(4) 区域分割

通过 Hough 变换检测到翅直线, 限定胸背板区的左右范围及顶部边界, 通过 HSV 空间滤值检测到盾片区域, 限定胸背板区域的底部边界, 两者结合可锁定胸背板区域的范围, 将胸背板的外接矩形区域从实蝇整体中分离, 过程如图 5 所示。本文的识别算法基于实蝇的局部特征, 准确地将局部特征区域从实蝇整体中分离出来, 再对其进行特征提取, 能够排除大部分的干扰因素, 有利于提高特征因子的精度。

2 结果与分析

2.1 条纹区域锁定试验结果与分析

对 240 幅实蝇样本图像进行条纹区域锁定试验, 发现有 6.25% 的样本特征区域分割失败, 经分析后将导致误差的因素归纳为两类: 图像中的实蝇呈现出翅扭曲、侧向等非正常的形态 (图 6a), 导致 Hough 变换检测不到正确的翅边缘, 对后续的分类工作产生误差; 对实蝇图像进行抓取时, 选取的拍摄角度、光照强度等条件不合适, 导致后续的 HSV 空间通道滤值效果不佳, 对盾片区域的锁定范围产生

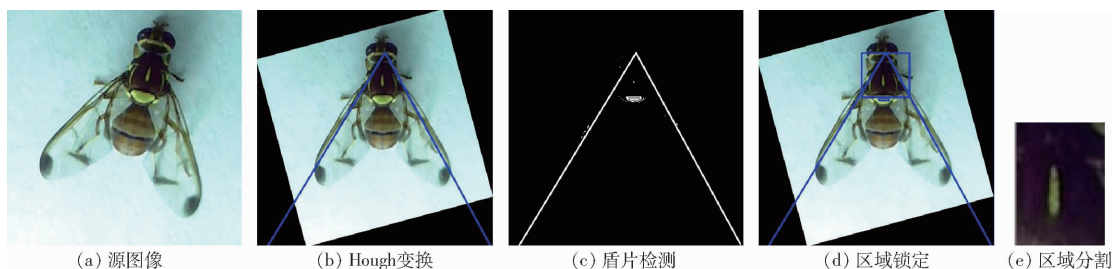
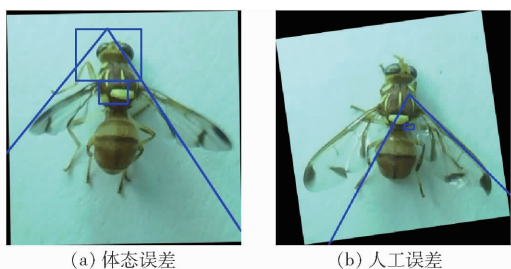


图 5 区域分割效果图

Fig. 5 Procedure of region segmentation



误差(图 6b)。



(a) 体态误差

(b) 人工误差

图 6 误差样本

Fig. 6 Wrong sample

表 1 是特征区域分割试验的结果,试验数据表明,利用本文提出的算法能够对实蝇的特征区域进行有效分割,总体准确率达到 93.75%,其中,误差因素 1 表示实蝇样本体态扭曲、翅角度不适等因素引发的错误率,误差因素 2 表示因为光照强度、拍摄角度选取不适等因素引发的错误率。

表 1 特征区域分割结果

Tab. 1 Result of feature region segmentation %

样本种类	成功率	误差因素 1 误差率	误差因素 2 误差率
橘小实蝇	92.5	3.75	3.75
南瓜实蝇	95	3	2
瓜实蝇	93.75	3.75	2.5

从表 1 中的数据发现,240 幅样本图像中,有 3.5% 的样本由于实蝇呈现非正常形态的原因导致特征区域分割失败,2.75% 的样本由于人为操作引起的误差导致特征区域分割失败。

## 2.2 特征因子数值分析

条纹区域锁定试验中获得的特征向量集包含 225 条能够正确反映实蝇类间差异性的特征向量。在特征向量集中随机取每类实蝇各 70 条特征向量,对实蝇的 4 个特征因子进行数值统计分析,不同种类实蝇中的特征因子数值范围如表 2 所示。

表 2 特征因子数值范围

Tab. 2 Range of characteristic factors

种类	$D$	$R_x$	$R_y$	$S$
橘小实蝇	0.36 ~ 0.39	0.06 ~ 0.08	0.13 ~ 0.18	0 ~ 0.02
南瓜实蝇	0.07 ~ 0.09	0.26 ~ 0.28	0.72 ~ 0.78	0.19 ~ 0.21
瓜实蝇	0.08 ~ 0.10	0.15 ~ 0.17	0.51 ~ 0.57	0.08 ~ 0.09

对 3 类实蝇的  $D$  值范围进行比较,发现橘小实蝇的中心条纹偏移程度极大,南瓜实蝇和瓜实蝇的中心条纹偏移程度极小。对 3 类实蝇的  $R_x$  范围进行比较,发现橘小实蝇的中心条纹宽度极小,南瓜实蝇的中心条纹宽度极大,瓜实蝇的中心条纹宽度较小。对 3 类实蝇的  $R_y$  范围进行比较,发现橘小实蝇的中心条纹长度极小,南瓜实蝇和瓜实蝇的中心条

纹长度极大。对 3 类实蝇的  $S$  范围进行比较,发现橘小实蝇的中心条纹与特征区域面积比接近于零,瓜实蝇的中心条纹与特征区域面积比较大,南瓜实蝇的中心条纹与特征区域面积比最大。

## 2.3 神经网络分类试验结果与分析

从能够准确锁定条纹区域的 225 幅实蝇图像中选取 90 幅作为训练图集,包含每类实蝇各 30 幅;余下 135 幅实蝇图像作为测试图集,包括橘小实蝇 44 幅、瓜实蝇 46 幅、南瓜实蝇 45 幅。对训练图集进行特征提取,获得 90 条特征向量,对神经网络进行训练,训练时长为 11.224 s。使用训练好的神经网络模型对测试图集集中的图像进行识别测试。表 3 是 135 幅实蝇样本图像的识别结果。

表 3 识别结果

Tab. 3 Result of recognition

样本种类	正确率/%	单次识别平均耗时/ms
橘小实蝇	95.45	534.682
南瓜实蝇	93.33	489.378
瓜实蝇	97.83	615.196

试验数据表明,除个别样本外,利用本文识别算法能够对不同类型的双翅目实蝇进行准确辨识,各种实蝇辨识准确率均高达 90% 以上,总体正确率达到 95.56%,单次识别过程平均耗时约 547 ms,满足实际应用的需求。

但是如图 6 所示,图像中的实蝇体态和角度会影响识别效果,翅膀残缺严重、体态不正常的实蝇样本,可能导致 Hough 变换检测不到翅直线,影响特征区域分割的准确性,针对上述误差因素,研究需要做如下改进:

(1) 更加有效地描述实蝇的特征,包括颜色特征、纹理特征和更深层的语义特征,进行多特征综合识别。

(2) 针对非正常形态的实蝇图像,更有效地锁定特征区域,提高特征提取的精度,增强识别算法的鲁棒性。

## 3 结论

(1) 提出了基于神经网络的实蝇图像自动识别方法。该算法以实蝇胸背板上的条纹形态特征作为分类依据,通过 Hough 变换检测到实蝇翅直线,通过在 HSV 空间中进行滤值处理检测到实蝇腰腹部盾片,以两者相结合的方式将胸背板从实蝇整体中分割出来,并根据特征因子的定义公式对胸背板上的条纹进行特征提取,经数字化处理后得到用于分类的特征向量。

(2)开发的方法在确保图像中实蝇双翅边缘和胸背板条纹分布清晰的条件下,能够取得很好的识别效果,总体识别准确率达 95.56%,满足实际应用的需求。

(3)算法可对较低分辨率的图像进行处理,降低了对图像清晰度的要求,适合于视频流设备的动态识别,为基于机器视觉技术实现双翅目实蝇属昆虫的实时监测提供了理论依据。

### 参 考 文 献

- 1 方焱,李志红,秦萌,等. 南亚果实蝇对我国南瓜产业的潜在经济损失评估[J]. 植物检疫,2015,29(3):28-33.  
FANG Yan, LI Zhihong, QIN Meng, et al. The potential economic impact of the pumpkin industry caused by *Bactrocera tau* (Walker) [J]. Plant Quarantine, 2015, 29(3): 28-33. (in Chinese)
- 2 邓裕亮,李正跃,张宏瑞. 西双版纳州橘小实蝇的、瓜实蝇和南瓜实蝇种群动态监测[J]. 西南农业学报,2006,19(4):643-648.  
DENG Yuliang, LI Zhengyue, ZHANG Hongrui. Population dynamics of *Bactrocera dorsalis*, *B. cucurbitae* and *B. tau* (Diptera: Tephritidae) in Xishuangbanna [J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2006, 19(4): 643-648. (in Chinese)
- 3 李鸿钧,刘浩强,姚廷山,等. 橘小实蝇发生期及发生量预测模型研究[J]. 果树学报,2010,27(2):275-280.  
LI Hongjun, LIU Haoqiang, YAO Tingshan, et al. Study on prediction mathematical model of occurrence quantity and period for oriental fruit fly (*Bactrocera dorsalis*) [J]. Journal of Fruit Science, 2010, 27(2): 275-280. (in Chinese)
- 4 谢琦,张润杰. 橘小实蝇的生物学特点及其防治研究概述[J]. 生态科学,2005,24(1):52-56.  
XIE Qi, ZHANG Runjie. Study advance on biology and ecology of *Bactrocera dorsalis* (Hendel) and its control [J]. Ecologic Science, 2005, 24(1): 52-56. (in Chinese)
- 5 黄振,郭琼霞,吴淇铭,等. 番石榴果实蝇形态、危害与入侵中国的风险[J]. 江西农业学报,2014,26(4):61-63.  
HUANG Zhen, GUO Qiongxia, WU Qiming, et al. Morphology, hazards and China-invading risk of *Bactrocera correcta* [J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2014, 26(4): 61-63. (in Chinese)
- 6 周志艳,罗锡文,张扬,等. 农作物虫害的机器检测与监测技术研究进展[J]. 昆虫学报,2010,53(1):98-109.  
ZHOU Zhiyan, LUO Xiwen, ZHANG Yang, et al. Machine-based technologies for detecting and monitoring insect pests of crops: a review [J]. Acta Entomologica Sinica, 2010, 53(1): 98-109. (in Chinese)
- 7 杨红珍,张建伟,李湘涛,等. 基于图像的昆虫远程自动识别系统的研究[J]. 农业工程学报,2008,24(1):188-192.  
YANG Hongzhen, ZHANG Jianwei, LI Xiangtao, et al. Remote automatic identification system based on insect image [J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(1): 188-192. (in Chinese)
- 8 娄定风,章桂明,焦懿,等. 基于形状与纹理算法的通用昆虫图像模式识别研究[J]. 植物检疫,2012,26(4):10-15.  
LOU Dingfeng, ZHANG Guiming, JIAO Yi, et al. Research on insect image recognition with a common algorithm based on shape and texture [J]. Plant Quarantine, 2012, 26(4): 10-15. (in Chinese)
- 9 赵汗青,沈佐锐,于新文. 数学形态学在昆虫分类学上的应用研究. I. 在目级阶元上的应用研究[J]. 昆虫学报,2003,46(1):45-50.  
ZHAO Hanqing, SHEN Zuorui, YU Xinwen. Use of math-morphological features in insect taxonomy. I. At the order level [J]. Acta Entomologica Sinica, 2003, 46(1): 45-50. (in Chinese)
- 10 赵汗青,沈佐锐,于新文. 数学形态学在昆虫分类学上的应用研究. II. 在总科阶元上的应用研究[J]. 昆虫学报,2003,46(2):201-208.  
ZHAO Hanqing, SHEN Zuorui, YU Xinwen. Use of math-morphological features in insect taxonomy. II. At superfamily level [J]. Acta Entomologica Sinica, 2003, 46(2): 201-208. (in Chinese)
- 11 赵汗青,沈佐锐,于新文. 数学形态学在昆虫分类学上的应用研究. III. 在科阶元上的应用研究[J]. 昆虫学报,2003,46(3):339-344.  
ZHAO Hanqing, SHEN Zuorui, YU Xinwen. Use of math-morphological features in insect taxonomy. III. At the family level [J]. Acta Entomologica Sinica, 2003, 46(3): 339-344. (in Chinese)
- 12 汪露,黄丽莉,杨慧勇,等. 果实蝇属昆虫图像识别系统的开发与测试[J]. 植物检疫,2013(5):29-35.  
WANG Lu, HUANG Lili, YANG Huiyong, et al. Developing and testing of image identification system for *Bactrocera spp* [J]. Plant Quarantine, 2013 (5): 29-35. (in Chinese)
- 13 彭莹琼,廖牧鑫,张永红,等. 基于BP神经网络模型的果实蝇自动分类系统[J]. 江西农业学报,2016,38(6):1205-1210.  
PENG Yingqiong, LIAO Muxin, ZHANG Yonghong, et al. A study on the automatic classification system for fruit flies based on BP neural network model [J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2016, 38(6): 1205-1210. (in Chinese)
- 14 张蕾,陈小琳,侯新文,等. 实蝇科果实蝇属昆虫数字图像自动识别系统的构建和测试[J]. 昆虫学报,2011,54(2):184-196.  
ZHANG Lei, CHEN Xiaolin, HOU Xinwen, et al. Construction and testing of automated fruit fly identification system *Bactrocera macquart* (Diptera: Tephritidae) [J]. Acta Entomologica Sinica, 2011, 54(2): 184-196. (in Chinese)
- 15 李震,洪添胜,文韬,等. 基于机器视觉技术识别实蝇成虫[J]. 果树学报,2014,31(4):679-683.  
LI Zhen, HONG Tiansheng, WEN Tao, et al. Mature fruit fly identification using machine vision [J]. Journal of Fruit Science, 2014, 31(4): 679-683. (in Chinese)

- 16 文韬,洪添胜,李震,等. 基于机器视觉的橘小实蝇运动轨迹跟踪与数量检测[J]. 农业工程学报,2011,27(10):137-141.  
WEN Tao, HONG Tiansheng, LI Zhen, et al. Statistics and tracking of *Bactrocera dorsalis* based on machine vision [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27 (10): 137 - 141. (in Chinese)
- 17 于新文,沈佐锐,高灵旺,等. 昆虫图像几何形状特征的提取技术研究[J]. 中国农业大学学报,2003,8(3):47-50.  
YU Xinwen, SHEN Zuorui, GAO Lingwang, et al. Feature measuring and extraction for digital image of insects [J]. Journal of China Agricultural University, 2003, 8(3): 47 - 50. (in Chinese)
- 18 李正,倪远平,刘迪,等. 实蝇图像识别中的形态特征提取研究[J]. 计算机仿真,2011,28(7):254-257.  
LI Zheng, NI Yuanping, LIU Di, et al. Math- morphological feature extraction in classification of tephritidae [J]. Computer Simulation, 2011, 28 (7): 254 - 257. (in Chinese)
- 19 王江宁,纪力强,昆虫图像特征研究[J]. 山东大学学报:工学版,2011,41(2):51-56.  
WANG Jiangning, JI Liqiang. Research on features of insect images [J]. Journal of Shandong University: Engineering Sciences, 2011, 41(2): 51 - 56. (in Chinese)
- 20 张华,张森,刘魏,等. 基于 BP 神经网络的图像形状识别[J]. 计算机科学,2006,3(1):269-271.  
ZHANG Hua, ZHANG Miao, LIU Wei, et al. Recognition of shape based on BP neural network [J]. Computer Science, 2006, 3(1): 269 - 271. (in Chinese)
- 21 黄善春,方贤勇,周健,等. 基于 BP 神经网络的图像局部模糊测量[J]. 中国图像图形学报,2015,20(1):20-28.  
HUANG Shanchun, FANG Xianyong, ZHOU Jian, et al. Image local blur measurement based on BP neural network [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(1): 20 - 28. (in Chinese)
- 22 LI C H, PARK S C. Combination of modified BPNN algorithms and an efficient feature selection method for text categorization[J]. Information Processing & Management, 2009, 45(3): 329 - 340.
- 23 NI Y Q, LI M. Wind pressure data reconstruction using neural network techniques: a comparison between BPNN and GRNN[J]. Measurement, 2016, 88: 468 - 476.
- 24 ROBERT H N. Theory of the back propagation neural network [R]. International Joint Conference on Neural Networks, 1989: 593 - 605.
- 25 王植,贺赛先. 一种基于 Canny 理论的自适应边缘检测方法 [J]. 中国图像图形学报, 2004, 9 (8): 954 - 962.  
WANG Zhi, HE Saixian. An adaptive edge-detection method based on Canny algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(8): 954 - 962. (in Chinese)
- 26 吴刚,谭彧,郑永军,等. 基于改进 Hough 变换的收获机器人行走目标直线检测[J]. 农业机械学报,2010,41(2):176-179.  
WU Gang, TAN Yu, ZHENG Yongjun, et al. Walking goal line detection based on improved hough transform on harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 176 - 179. (in Chinese)
- 27 张国权,李战明,李向伟,等. HSV 空间中彩色图像分割研究[J]. 计算机工程与应用,2010,46(26):179-181.  
ZHANG Guoquan, LI Zhanming, LI Xiangwei, et al. Research on color image segmentation in HSV space [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(26): 179 - 181. (in Chinese)
- 28 张辰,杨文柱,刘召海,等. 基于 HSV 综合显著性的彩色图像分割方法[J]. 计算机工程与设计,2013,34(11):3944-3947.  
ZHANG Chen, YANG Wenzhu, LIU Zhao Hai, et al. Color image segmentation based on compositive HSV saliency [J]. Computer Engineering and Design, 2013, 34(11): 3944 - 3947. (in Chinese)
- 29 ESMAEL H, BRIAN M G, MARTIN G. Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 133: 97 - 107.
- 30 VLADIMIR C, JARMO A, VLADIMIR B. Integer-based accurate conversion between RGB and HSV color spaces[J]. Computers & Electrical Engineering, 2015, 46: 328 - 337.
- 31 DAS J, ROY H. Human face detection in color images using HSV color histogram and WLD [C] // International Conference on Computational Intelligence & Communication Networks, 2014: 198 - 202.