

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.08.033

基于计算机视觉的储粮活虫检测系统软件设计*

张红涛¹ 胡玉霞² 毛罕平³ 韩绿化³ 乌慧玲³

(1. 华北水利水电学院电力学院, 郑州 450011; 2. 郑州大学电气工程学院, 郑州 450001;

3. 江苏大学现代农业装备与技术省部共建教育部重点实验室, 镇江 212013)

【摘要】 介绍了基于计算机视觉的储粮活虫检测系统软件部分各环节的具体实现。系统运用基于标记点透视变换的图像配准方法,对近红外图像进行倾斜、变形等校正;采用基于双区域连通阈值面积比的区域生长法判别出近红外图像中的活虫;融合多源图像的信息,准确定位出可见光图像中的活虫。提取出活虫的21个整体形态学特征和7个局部形态学特征,把特征空间优化为7维,运用SAA-SVM分类器进行识别分类。结果表明,检测系统对15类活虫的正确识别率达到94.8%。

关键词: 储粮活虫 计算机视觉 特征提取 图像识别 检测

中图分类号: S126; TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)08-0180-07

Software Design of Detection System for Stored-grain Live Insects Based on Computer Vision

Zhang Hongtao¹ Hu Yuxia² Mao Hanping³ Han Lühua³ Wu Huiling³

(1. Institute of Electric Power, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450011, China

2. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China 3. Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education & Jiangsu Province, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract

The detection system for stored-grain live insects was introduced based on visible-near infrared computer vision, and the software realization of the main parts in the system was given. The near infrared images were sloped and distorted by the image registration based on projection transformation with markers. The region-growing method for identifying the live insects in the near infrared image was proposed based on the area ratio of two thresholds for connecting regions. The live insects in the visible image were located accurately by the information fusion of the multi-source images. The live insects in the visible image were located accurately by the information fusion of the multi-source images. Twenty-one global morphological features and seven local morphological features of the live insects were extracted, and the feature space was optimized to seven dimensions. The insects were classified by the classifier based on simulated annealing algorithm and support vector machine. The results showed that the recognition accuracy was 94.8% for the fifteen species of the live insects.

Key words Stored-grain live insects, Computer vision, Feature extraction, Image recognition, Detection

收稿日期: 2011-08-11 修回日期: 2011-09-01

* 国家自然科学基金资助项目(31101085、30871449)、河南省基础与前沿研究计划资助项目(122300410145)、河南省高等学校青年骨干教师资助项目(2011GGJS-094)、河南省教育厅自然科学研究计划资助项目(2011B210028)和华中水利水电学院高层次人才科研启动项目

作者简介: 张红涛,副教授,博士,主要从事图像识别、计算机视觉研究,E-mail: zht1977@ncwu.edu.cn

通讯作者: 毛罕平,教授,博士生导师,主要从事系统检测研究,E-mail: maohp@ujs.edu.cn

引言

储粮害虫(以下简称粮虫)不仅造成粮食的质量损失,还会对粮食产生严重的污染,造成粮食品质的下降^[1]。粮虫的检测贯穿于粮食收购、储存、加工等粮食经营活动的每一个环节。

粮虫的检测方法有诱捕法、声测法、电子鼻法、计算机视觉法等,其中计算机视觉法近十多年来一直是粮虫领域的研究热点^[2-3]。而目前的计算机视觉检测系统基本都是针对 1~6 种粮虫进行自动分类研究,识别率在 80% 以上,还不能自动判别出活虫和死虫,识别种类及识别率都需要进一步提高^[4]。本文提出一种基于可见光-近红外计算机视觉的检测系统,可提供储粮活虫的种类、密度等信息,为管理人员的科学决策提供依据。

1 视觉检测系统设计

可见光-近红外计算机视觉检测系统由硬件和软件两部分组成,其硬件组成如图 1 所示^[5],主要包含粮虫自动分离子系统、粮虫传输子系统、光照箱和图像采集子系统。粮虫自动分离子系统主要包括进料器、筛分机构、除尘机构等,可使粮虫从粮食样本中快速、有效地分离出来;粮虫传输子系统包含链式传送带、采集盒等,可准确将筛下物接收到采集盒中,并输送采集盒到图像采集子系统的正下方以供图像采集;光照箱可为采集盒中的筛下物提供均匀的可见光-近红外波段的光照;图像采集子系统主要包含可见光相机(DH-SV2000FM 型,大恒集团有限公司)和近红外相机(XS-1.7-320 XC117B 型, XenICs, 比利时),可依次采集筛下物的近红外图像和可见光图像。具有较高分辨率的可见光相机置于采集盒的正上方,主要用于多类别粮虫的识别分类。波长范围为 900~1700 nm 的近红外相机倾斜放置,且尽量靠近可见光相机,主要用于活虫和死虫的区分。

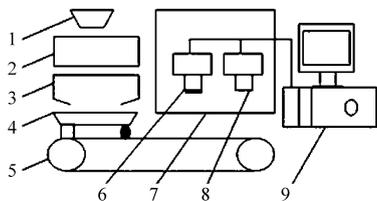


图 1 粮虫检测系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of detection system

for stored-grain insects

1. 进料器 2. 筛分机构 3. 除尘机构 4. 采集盒 5. 传送带
6. 近红外相机 7. 光照箱 8. 可见光相机 9. 计算机

视觉检测系统软件要实现的功能是对所采集的

近红外图像和可见光图像进行分析,去除筛下物近红外图像中的死虫及杂质,识别出近红外图像中的活虫目标,利用不同分辨率下近红外图像与可见光图像的融合信息,准确定位出可见光图像中的活虫目标,并仅对活虫进行特征提取及识别分类。软件系统总体流程图如图 2 所示。

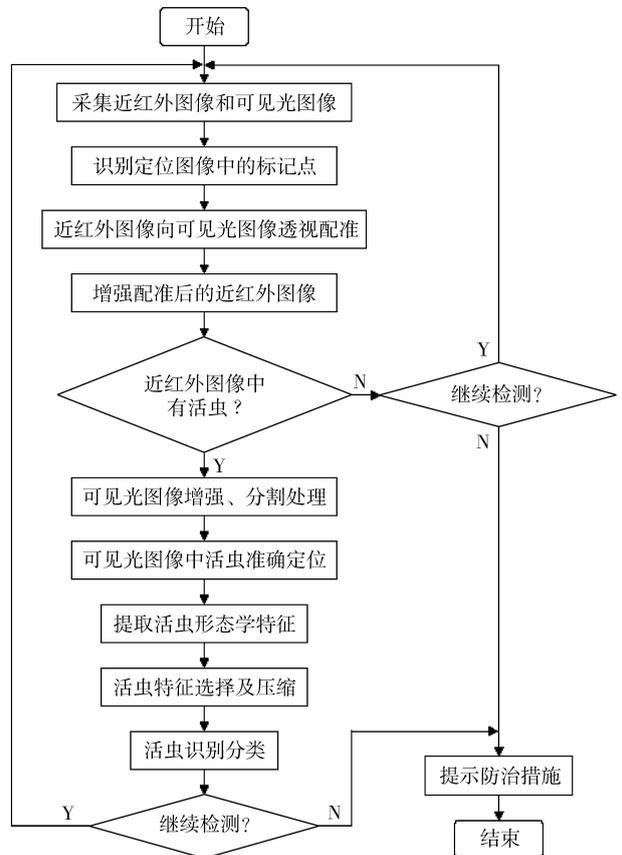


图 2 软件系统总体流程图

Fig. 2 Flow chart of software system

2 粮虫多源图像配准及活虫定位

2.1 粮虫近红外图像向可见光图像配准

检测系统采集的 1 个粮食样本筛下物的近红外图像和可见光图像如图 3 所示。图中靠近图像边界的 4 个深色圆点为特征标记点,4 个标记点包围区域内的浅色圆形目标为杂质,其余的目标均为粮虫。图像中自左到右的粮虫名称依次为米象、米象、谷蠹、锯谷盗、赤拟谷盗、锈赤扁谷盗,其中第 2 头米象为死虫,其余全部为活虫。

在获取筛下物的近红外图像和可见光图像时,由于近红外相机和可见光相机的成像机理、空间分辨率、拍摄角度等不同,因而所得到的近红外图像与可见光图像存在平移、尺度、视场等较大的差别,因此必须对 2 幅图像进行配准处理^[6]。

依据标记点(采集盒底部的 4 个深色圆点),使低分辨率的近红外图像向高分辨率的可见光图像进

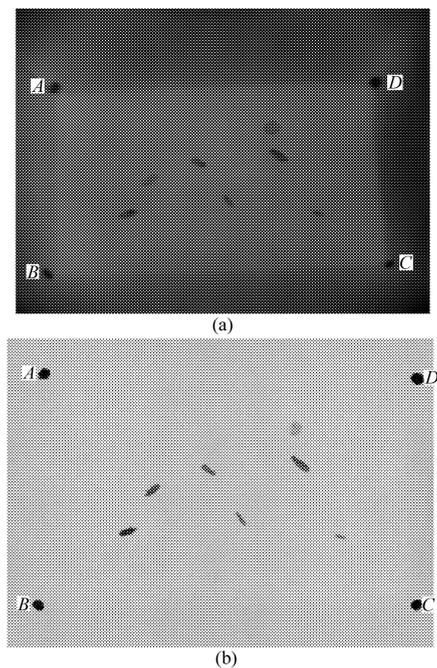


图3 实验现场采集的样本图像

Fig. 3 Sample images captured on experiment scene

(a) 近红外图像 (b) 可见光图像

行自动配准。以采集盒上的4个圆形标记点作为配准时的图像特征,即距离采集盒底面一定的高度,在采集盒两侧面的交叉处,距离采集盒底面3 mm处打上4个黑色的圆点作为特征标记点(4个标记点分别记为A、B、C、D)。若标记点距离采集盒底面太高,则相机有效视区内的分辨率较低,距离太低则粮虫可能爬到采集盒的边缘而影响标记点的提取,实验结果表明,距离采集盒底面3 mm左右比较合适。对图3所示的图像灰度化处理,分别进行图像分割及形态学滤波,然后利用图像中目标的面积、圆度、质心坐标进行标记点的判别,求出4个标记点的质心坐标,并以标记点坐标在图像中的相对位置进行标记点之间的匹配。

由图3a可见,盒中由标记点A、B、C、D所构成的矩形,经近红外图像采集后倾斜变形为梯形,且底边BC比顶边AD长。选择透视变换作为校正2幅图像之间变换的几何变换模型。依据图像中自动判别出的4对标记点的质心坐标,对近红外图像进行透视变换,变换后的结果如图4所示,其分辨率为676像素×513像素。由图可见,配准后的近红外图像消除了原图像的倾斜变形,并裁减掉与可见光图像相比视场过大的部分。

2.2 配准后近红外图像中活虫目标的判别

由配准后的近红外图像可知,图像中含有活虫、粉尘、杂质、死虫等,且采集盒的四壁灰度比底部稍小。因此,要从配准后的近红外图像中提取出活虫目标,首先需增强图像,然后采用基于双区域连通阈



图4 配准后的近红外图像

Fig. 4 Near infrared image registration

值面积比的区域生长法判别出活虫,即分别采用2个不同的区域连通阈值 T_1 和 T_2 ,将粮虫图像分割为2幅二值图像,求出2幅二值图像中的目标个数和每个目标的面积,当某个目标在区域连通阈值为 T_1 和 T_2 的2幅二值图像中的面积之比 A_1/A_2 大于 T_1 时,该目标应判别为活虫。

由于粮虫死亡后,随着粮虫体内水分的耗散及蛋白质、核酸等大分子物质的分解,其体内的水分含量必然逐渐减少,又因波长1 417 nm(近红外相机前滤光片的中心波长)位于水分的敏感波段范围内,必然导致虫体对光谱的吸收减少,光谱反射率增加。因此,在近红外图像中,死亡后粮虫的整体灰度随着死亡时间的增加而升高,活虫的整体灰度比死虫的小一些,故采用2个不同的阈值(第1个阈值的灰度比较小,第2个阈值为粮虫分割后形态比较完整的最小阈值)分割时,活虫目标的面积比与死虫相比要大一些,因此可通过面积比来有效地区分活虫和死虫。

对配准后的近红外图像取反并去除边界对象,采用灰度拉伸法来增强目标和背景之间的反差,然后用上述方法判别活虫。这里选择的“种子”点为图像中所有灰度小于等于180的像素点,2个不同的区域连通阈值分别为40和65,对分割后的近红外图像分别进行形态学滤波,结果如图5a和5b所示。可见,图3中米象死虫和杂质由于没有灰度低于180的像素点,其内部没有“种子”点被选中,因此米象死虫和杂质被有效地去除。

利用目标面积、圆度、位置等特征可确定图5a的标记点,并求取标记点A、B、C、D的质心。去除2幅二值图像中的标记点,其中图5a去除标记点后如图5c所示,求出2幅图像中目标的面积和质心,依据相同目标质心间距离最小的原则对2幅图像中的目标进行匹配。图5c中自左向右5个目标的面积比依次为0.804 5、0.785 5、0.606 7、0.873 7、0.675 9,这5个目标的面积比全部大于面积比阈值(0.5),因此这些目标应全部判定为活虫。可见,图4中的

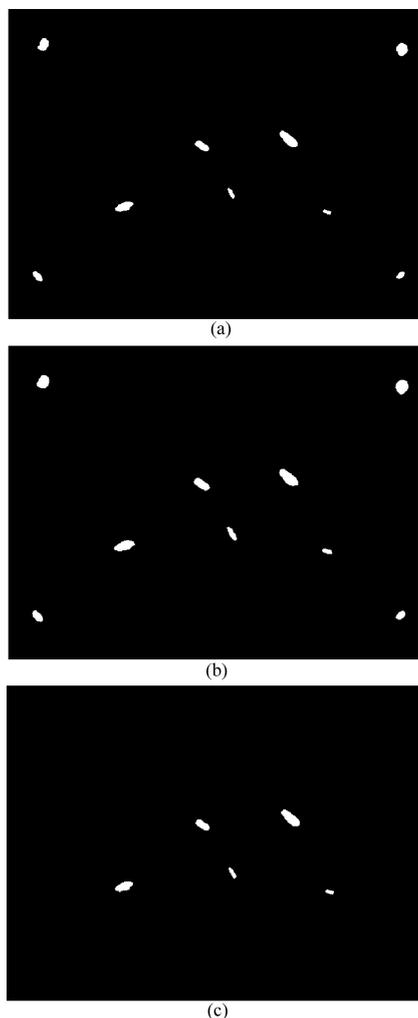


图 5 配准后近红外图像的活虫目标识别

Fig. 5 Live insect identification in near infrared image after registration

(a) 第 1 连通阈值分割 (b) 第 2 连通阈值分割
(c) 去除标记点后的活虫图像

5 头活虫全部被正确判别。

采用上述方法,对实验中所获取的 15 类粮虫共 750 幅近红外图像和 750 幅可见光图像进行配准后的判别分析,其中 50% 的图像用于训练,从而确定 2 个区域连通阈值、面积比阈值等参数,剩余的图像用于检验。结果表明,训练样本和检验样本中活虫和死虫的正确判别率均为 100%,即 9 类粮虫的 1 729 头活虫和 889 头死虫,以及体形较大的 6 类粮虫的 1 200 头活虫和 600 头死虫全部得到正确判别。

2.3 可见光图像预处理

为了有效地去除高分辨率可见光图像中的小杂质,以及粮虫的腿、触角等对分类作用不大的部分,并保留粮虫的头部、胸部背板、鞘翅等对分类贡献较大部分的形态不变,鉴于可见光图像的分辨率太高,其图像预处理的运算量比较大,故提出基于多分辨率图像分析的粮虫图像增强分割方法。该算法的核

心思想是降低可见光图像的分辨率为原来的四分之一,并对低分辨率图像滤波,以去除图像中小的杂质及粮虫的腿、触角等;将恢复为原分辨率后的图像与原图像进行“与”运算,以去除目标轮廓边界上的齿突,并保持粮虫的头部、胸部背板、鞘翅等的平滑性;填补图像的孔洞后,根据面积、圆度等特征识别出标记点,将标记点作为背景予以去除,并根据目标的面积阈值(280)去除图像中比最小粮虫还要小的杂质。

将图 3b 阈值分割后的图像由 $1\ 628$ 像素 \times $1\ 236$ 像素扩展为 $1\ 632$ 像素 \times $1\ 240$ 像素,以利于图像间的运算。按照上述多分辨率图像分析法进行处理,处理后的图像如图 6 所示。可见,处理后的可见光图像中含有活虫、死虫和杂质共 7 个目标。

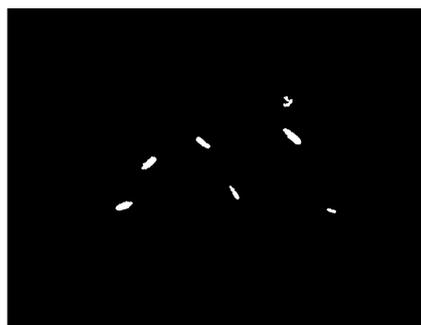


图 6 预处理后的可见光图像

Fig. 6 Visible image after preprocessing

2.4 活虫目标定位

由于每次采集图像时,采集盒在图像采集视觉系统中的位置可能有少许的变动,因此在获取的图像中,4 个标记点所组成的长方形的位置是不固定的,且其倾斜程度可能有一定的差异。由于近红外相机和可见光相机在顺序曝光时,部分活虫还在爬行,因此造成同一个活虫在 2 幅图像中的相对位置有一定的偏差。另外,配准后的近红外图像与可见光图像的分辨率不一致。为了更好地实现活虫的精确匹配,提出基于相对坐标的最近邻距离匹配法,以准确定位出可见光图像中的活虫。

坐标系转换的原理如图 7 所示,假设倾斜的长方形 $ABCD$ 由任意获取的一幅图像中的 4 个标记点所组成,长方形 $A'B'C'D'$ 过长方形 $ABCD$ 4 条边的中点,且其 4 条边分别与图像的 4 条边平行,点 G 为图像中一个目标的质心。

由于标记点 A, B, C, D 的坐标是已知的,可求出其 4 条边中点的坐标,则可求出长方形 $A'B'C'D'$ 4 个顶点的坐标。又因为 G 点的坐标已知,故可求出 $|GE|, |GF|, |A'D'|, |A'B'|$ 。坐标转换后的新坐标系以 A' 为原点,以 $A'D', A'B'$ 分别为 x', y' 轴的正方向,则目标点 G 在新坐标系中的相对坐标 (x'_G, y'_G)

的计算式为

$$x'_G = \frac{|GF|}{|A'D'|} \quad (1)$$

$$y'_G = \frac{|GE|}{|A'B'|} \quad (2)$$

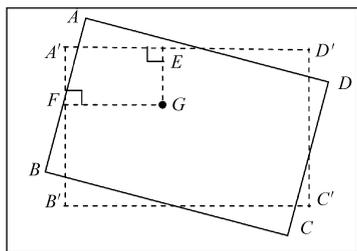


图7 坐标系转换原理

Fig. 7 Transformation principle of coordinate system

由式(1)、(2)可以看出,目标点 G 在新坐标系中的横坐标和纵坐标均在 $[0, 1]$ 之间,克服了图像采集时采集盒的倾斜程度、位移偏差、图像分辨率的不同对粮虫定位的影响,因此可用于粮虫活虫的精确定位。

设配准后的近红外图像中有 M 头活虫,可见光图像中有 N 个目标,第 i 头活虫与第 j 个目标的距离 D_{ij} 计算式为

$$D_{ij} = \sqrt{(x_i - x'_j)^2 + (y_i - y'_j)^2} \quad (3)$$

($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$)

式中 x_i, y_i ——配准后的近红外图像中第 i 头活虫在新坐标系中的相对横、纵坐标

x'_j, y'_j ——可见光图像中第 j 个目标在新坐标系中的相对横、纵坐标

依据同一个目标在配准后的近红外图像和可见光图像中相对位置最接近的原则,定义第 i 头活虫与其最相似的目标之间的距离为

$$D_i = \min_{j=1}^N D_{ij} \quad (4)$$

由此可见,可见光图像中与第 i 头活虫距离最小的目标,即为近红外图像中第 i 头活虫所对应的最相似的目标(活虫)。

在活虫的定位中,先求出近红外图像和可见光图像中标记点的质心坐标,然后求出近红外图像中活虫的质心坐标,再求出可见光图像中所有目标点的质心坐标,即可根据式(1)、(2)求出近红外图像中活虫及可见光图像中所有目标点在新坐标系中的相对坐标,并按式(3)求出每头活虫与可见光图像中所有目标点之间的距离,则最小距离所对应的目标即为该活虫在可见光图像中所对应的目标。

由上述方法可确定出图 5c 中自左向右的 5 头活虫分别对应于图 6 中自左向右的第 1、3、4、5、7 个目标,去除图 6 中第 2、6 个目标后的图像如图 8 所

示。由图可见,可见光图像中的死虫、杂质等得到有效地去除,活虫的有效边界得到了较好地保持,基本上能满足后续特征提取、分类识别的需要。

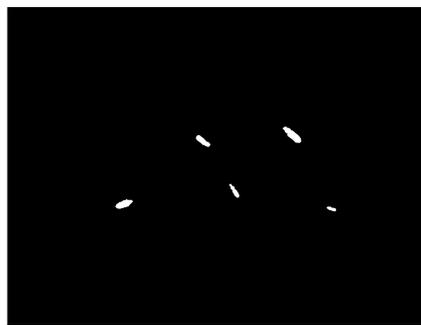


图8 只有活虫的可见光图像

Fig. 8 Visible image of live insects

3 活虫特征提取

通过分析不同类别间的活虫发现,活虫的形态有一定的差异。针对可见光图像中的活虫目标,本系统提取出偏心率、周长、复杂度等 21 个整体形态学特征。要识别更多种类的活虫,还需要提取新的数字特征。

在活虫的人工鉴别中,部分活虫(如 3 种扁谷盗)之间的整体形态学特征区别不大,它们之间的主要区别在于前胸背板的形状、鞘翅的长宽比等有所差异。因此对于这些相似度较高的活虫,需要从高分辨率的数字图像中提取其局部形态学特征,以进行准确地细分。

实际上,在活虫图像的局部特征提取之前,首先需要准确判别出活虫的头部和尾部。由常见活虫的形态结构可以看出,活虫头部宽度一般要小于尾部宽度,故可从距离活虫两端相同的距离处开始,分别向中部取相同的一段体长,然后计算其等效宽度——加权距离的平均值,等效宽度小者即为活虫的头部。

这里以米象的边界轮廓为基础,以尾部弧度 A_r 的提取为例,对活虫的局部形态学特征的提取进行说明。活虫尾部弧度的定义为

$$A_r = \frac{D_a}{0.2L_b} \quad (5)$$

式中 D_a ——活虫尾部边界点到其中心轴上固定点的等效长

L_b ——活虫最小外接矩形的长度

由谷蠹、锯谷盗、赤拟谷盗等活虫可以看出,其尾部的弧度自尾部开始到其 20% 体长处比较明显。目标尾部等效长的计算方法如图 9 所示,其中 H, T 为活虫的头、尾两端与 x 轴的交点,且 $|HT| = L_b$ 。首先确定自活虫尾部开始的 $[0, 0.2L_b]$, 即 $|KT|$ 之间

所有活虫边界上的点,求出上述所有点到 x 轴上距离尾端 20% 处 (K 点) 的距离的平均值,即为活虫尾部边界点到其中心轴上固定点的等效长 D_a 。最后根据式(5),即可求出尾部弧度。该特征对于区分尾部弧度有差异的活虫特别有效,如谷蠹和亚扁粉盗、长角扁谷盗和锈赤扁谷盗。

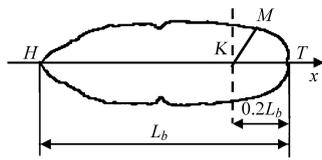


图 9 活虫尾部的等效长

Fig. 9 Tail equivalent length of insect

通过研究活虫之间的细微形态差异,本系统提取了尾部弧度、精确长宽比等 7 个局部形态学特征。图 8 中自左向右 5 头活虫的 7 个局部形态学特征分别为尾部弧度 A_r 、精确长宽比 R_b 、鞘翅等效长 L_e 、鞘翅长宽比 R_w 、胸部背板及头部等效长 R_v 、胸部背板宽与鞘翅宽之比 W_c 和胸部背板等效宽 W_r ,如表 1 所示。为了提高活虫分类器的识别精度和效率,需对提取的 28 个活虫形态学特征(即 21 个整体形态学特征和 7 个局部形态学特征)进行优化处理。

表 1 活虫 7 个归一化局部形态学特征

Tab. 1 Seven normalized local morphologic features of insects

特征	活虫序号				
	1	2	3	4	5
A_r	0.252 5	0.404 7	0.190 8	0.254 4	0.453 8
R_b	0.341 1	0.389 0	0.576 2	0.423 0	0.449 4
L_e	0.931 9	0.697 6	0.259 6	0.844 1	0.843 7
R_w	0.377 1	0.369 0	0.410 4	0.432 8	0.456 6
R_v	0.914 6	0.577 6	0.178 5	0.773 5	0.772 9
W_c	0.243 5	0.365 8	0.021 2	0.180 1	0.381 6
W_r	0.150 2	0.307 7	0.056 4	0.146 6	0.379 1

人工鱼群算法是通过构造人工鱼来模仿鱼群的觅食、聚群及追尾行为,能快速地收敛到全局最优解的一种现代启发式随机搜索算法^[7]。这里运用基于二进制编码的人工鱼群算法对活虫特征进行选择,其基本任务就是从 28 个形态学归一化特征中选出 d 个 ($d < 28$) 特征的最优组合,使性能评价准则(人工鱼所处位置的食物密度)达到最大。经 20 次迭代运算后,最优人工鱼的食物密度稳定在 93.121,此时 28 个形态学特征中离心率、尾部弧度等 19 个特征被选中^[8]。

若把选择出的 19 维特征直接送入分类器进行分类是不可取的,这是因为特征空间的维数还比较

高,特征空间的维数太高会增加计算量,同时由于这些参数中有些是相关的,存在信息冗余度,可能导致系统性能的下降。因此在活虫分类之前,在保持去相关性、保熵性、能量不变性、能量重新分配原则的基础上,需要通过映射的方法把高维的特征向量转换为低维的特征向量,以进一步降低特征空间的维数。这里将选中的 19 维特征运用核 Fisher 判别分析法进行压缩,按照累积贡献率不低于 85% 的原则进行特征选择,选取压缩后的前 7 个特征作为分类特征,送入后续活虫分类器^[8]。

4 SAA - SVM 识别分类器

支持向量机(support vector machine,简称 SVM)是在统计学习理论上发展起来的新一代机器学习算法,在解决非线性、高维数等模式识别问题中表现出良好的分类能力和泛化能力^[9]。支持向量机在建立精确的分类模型时,涉及到惩罚因子 C 和径向基核函数参数 g 的选择,常规的网格法优化关键参数的效率和准确度比较低。模拟退火算法(simulated annealing algorithm,简称 SAA)是一种求解大规模组合优化问题的随机性优化方法,具有高效、健壮、通用、灵活等特点^[10]。运用 SAA 对 SVM 分类器的参数 C 和 g 进行优化,参数 C 和 g 的最优选择结果为 $C = 30\ 478$, $g = 0.571\ 2$,此时交叉验证训练模型的识别率为 93.067%^[11]。

粮虫识别属于多分类问题,这里把多分类问题划为经典的二分类问题,在 15 类粮虫训练样本中构造所有可能的二类分类器,则共构造 C_{15}^2 ,即 105 个二类分类器,由投票法组合这些二类分类器,得票数最高的类别即为待识别粮虫应归属的类别。

针对 15 类常见粮虫,从检测系统获取的 750 幅可见光图像(经处理后仅含活虫)中,随机选择 2 250 个活虫子图像并提取特征,其中用 1 500 个活虫子图像的特征(每类 100 个)对 SAA - SVM 分类器进行训练,用 750 个待识别活虫子图像的特征(每类 50 个)进行检验,结果表明,750 个活虫中正确识别 711 个,即正确识别率为 94.8%。该分类器 343 个支持向量及 39 个误识别样本的具体分布如表 2 所示,其中类别 n 表示第 n 类活虫,误识别样本的具体分布中“第 p 类(q)”表示该类样本中有 q 个样本误归为第 p 类。

对于 SVM 二类分类器,由 SVM 分类理论可知,支持向量支撑了最优分类面,支持向量就是过 2 类样本中距离分类面最近的点且平行于最优分类面的超平面上的训练样本,因此支持向量的个数表征了类别样本之间的区分度,若支持向量多,则表示类别

表2 SAA-SVM分类器支持向量及误识别样本的分布

Tab.2 Distribution of support vectors and samples misrecognized in SAA-SVM classifier

类别 n	支持向量数	误识别样本数	误识别样本的具体分布
1	1	0	无
2	21	0	无
3	18	2	第4类(2)
4	21	5	第3类(5)
5	17	5	第2类(5)
6	11	0	无
7	17	0	无
8	10	0	无
9	10	0	无
10	9	1	第11类(1)
11	27	11	第12类(11)
12	29	3	第7类(2),第11类(1)
13	48	4	第14类(3),第15类(1)
14	64	5	第13类(3),第15类(2)
15	40	3	第14类(2),第13类(1)

之间的区分度比较小,故需要更多的支持向量,因而其最优分类面也更为复杂。由表2可见,第1类的支持向量个数最少,表明和其他类别之间的区分度

比较大。第13、14、15类的支持向量个数比较多,表明这3类粮虫(3种扁谷盗)的形态相似度高,特征之间的混合度比较大。

由表2中误识别样本的具体分布可知,第3类和第4类、第2类和第5类、第11类和第12类粮虫之间的形态比较相似,特征之间的混合度比较大,第13、14和15类之间的混合度也比较大。

5 结论

(1)提出基于可见光-近红外计算机视觉的储粮活虫检测方法,运用近红外相机和可见光相机的融合信息精确定位出活虫。

(2)针对细小形态差异的活虫分类,提取出活虫的尾部弧度、精确长宽比等7个局部形态学特征,构建了优化的形态学特征空间,解决了活虫分类识别中多种类精确识别的难题。

(3)检测系统对15类活虫的分类正确率达到94.8%,实现了计算机视觉法自动、准确检测活虫和更多种类的粮虫。

参 考 文 献

- 1 国家粮食局. 粮油储藏重要标准理解与实施[M]. 成都:四川科学技术出版社,2008.
- 2 Neethirajan S, Karunakaran C, Jayas D S, et al. Detection techniques for stored-product insects in grain[J]. Food Control, 2007,18(2):157~162.
- 3 Singh C B, Jayas D S, Paliwal J, et al. Detection of insect-damaged wheat kernels using near-infrared hyperspectral imaging[J]. Journal of Stored Products Research,2009,45(3):151~158.
- 4 毛罕平,张红涛. 储粮害虫图像识别的研究进展及展望[J]. 农业机械学报,2008,39(4):175~179.
Mao Hanping, Zhang Hongtao. Research progress and prospect for image recognition of stored-grain pests[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2008,39(4):175~179. (in Chinese)
- 5 张红涛,胡玉霞,毛罕平,等. 基于计算机视觉的储粮活虫检测系统硬件设计[J]. 农业机械学报,2012,43(4):193~196,167.
Zhang Hongtao, Hu Yuxia, Mao Hanping, et al. Hardware design of detection system for stored-grain live insects based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(4):193~196,167. (in Chinese)
- 6 Gao Zhiyong, Gu Bin, Lin Jiarui. Monomodal image registration using mutual information based methods[J]. Image and Vision Computing,2008,26(2):164~173.
- 7 李晓磊. 一种新型的智能优化方法——人工鱼群算法[D]. 杭州:浙江大学,2003.
Li Xiaolei. A new intelligent optimization method—artificial fish school algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003. (in Chinese)
- 8 张红涛. 基于可见光-近红外双目计算机视觉的鞘翅目储粮害虫检测研究[D]. 镇江:江苏大学,2010.
- 9 Hsu C W, Lin C J. A comparison of methods for multi-class support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002,13(2):415~425.
- 10 Vasan A, Raju K S. Comparative analysis of simulated annealing, simulated quenching and genetic algorithms for optimal reservoir operation[J]. Applied Soft Computing, 2009,9(1):274~281.
- 11 胡玉霞,张红涛. 基于模拟退火算法-支持向量机的储粮害虫识别分类[J]. 农业机械学报,2008,39(9):108~111.
Hu Yuxia, Zhang Hongtao. Recognition of the stored-grain pests based on simulated annealing algorithm and support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2008,39(9):108~111. (in Chinese)