

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2022.02.010

基于机器视觉的玉米头尾识别

朱旭阳, 唐正宁*

(江南大学机械工程学院, 江苏无锡 214122)

摘要:为进行玉米棒头尾识别,课题组提出了一种基于机器视觉和机器学习的玉米头尾识别方法。该方法先对玉米图像进行分割,后对分割后图像提取其方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)特征向量;并利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)对特征向量进行降维,最后使用降维后的特征向量和交叉验证方法训练支持向量机(support vector machine, SVM),最终实现对玉米的头尾识别。试验结果表明该方法的识别率为97.2%。该方法具有较高的可行性和准确率,可用于玉米的头尾识别。

关键词:玉米;头尾识别;方向梯度直方图;主成分分析法;支持向量机

中图分类号:TP317.4

文献标志码:A

文章编号:1005-2895(2022)02-0061-06

Recognition of Corn Head and Tail Based on Machine Vision

ZHU Xuyang, TANG Zhengning*

(School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu, 214122, China)

Abstract: In order to realize the head and tail recognition of corn, a corn head and tail recognition method based on machine vision and machine learning was proposed. In this method, the corn image was segmented firstly. Then, the feature vector based on the histogram of oriented gradient was extracted from the segmented image, and the dimension of the feature vector was reduced by principal component analysis. Finally, the dimension-reduced feature vector and cross-validation method were used to train the support vector machine. Thus, the head and tail of corn can be recognized. The experimental results show that the recognition rate of this method is 97.2%. This method has high feasibility and accuracy, which can be used to identify the head and tail of corn.

Keywords: corn; head and tail recognition; histogram of oriented gradient; principal component analysis; support vector machine

玉米加工中的顺向工步多为人工完成,不仅劳动强度大而且效率低。为降低用工强度和提高生产率,可通过机器视觉识别玉米的头尾,实现玉米顺向自动化设备的研制。

目前,玉米果穗的头尾识别多用机械结构来进行区分。崔相德^[1]利用玉米头尾的直径不同,通过一个介于头尾直径之间的孔洞来区别玉米果穗的头尾。但用机械结构的区分方式具有一定的复杂性和不稳定性。因此近年来,机器视觉和机器学习被众多学者用于果蔬的头尾特征识别。Lin等^[2]利用基于颜色分割

和二值化的机器视觉系统来识别草莓带有花萼的头端。Antoni等^[3]利用激光投影对苹果进行三维重建,并利用卷积神经网络来判断其方向。田林^[4]根据蒜种头尾纹理特征的不同,通过设定识别阈值来识别蒜种头尾。张万里等^[5]通过莲子头尾灰度值的不同来区分莲子的头部和尾部。尚志军等^[6]利用红绿色差法和阈值分割实现枳壳果梗端的识别。王侨^[7]通过提取玉米种粒的外观特征和颜色特征,获取白色区域轮廓线上距黄色区域形心的最远点,完成了玉米种粒的尖端识别。机器视觉和机器学习在玉米方面的应用

收稿日期:2021-10-06;修回日期:2022-01-20

第一作者简介:朱旭阳(1996),男,河南郑州人,硕士研究生,主要研究方向为包装机械与视觉识别。**通信作者:**唐正宁(1963),男,江苏无锡人,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为包装机械设计、印刷技术及设备。E-mail:tangzhengning@sina.com

多为品种分类、果穗参数测量和品质检测等。Javanmardi 等^[8]利用卷积神经网络提取不同品种的玉米种子的特征,之后使用人工神经网络来对其进行分类。刘长青等^[9]利用机器视觉实现对玉米果穗长度、果穗宽度和穗行数等的检测。李伟等^[10]基于 HSV 颜色空间,利用滤波和形态学处理完成玉米果穗性状的检测。李颀等^[11]通过提取并融合玉米种穗的颜色和纹理特征,利用 SVM 实现对 4 种异常玉米种穗的识别分类。高新浩等^[12]通过小波分析算法获取图像纹理特征,结合最大熵函数判据和质量判据实现玉米品质的检测与分类。

机器视觉和机器学习在果蔬头尾识别的研究中已有相关应用,而在玉米头尾识别中还不多见。课题组提出了一种基于机器视觉和机器学习的玉米头尾识别方法。

1 识别方法与原理

1.1 图像采集与预处理

图像采集所用玉米采购自无锡农贸市场,选择穗皮完整未脱落且鲜绿无枯萎的玉米作为实验材料。采集图像时选用 500 万像素的 OV5647 摄像头并将摄像头用三角支架固定,玉米垂直正置于摄像头正下方进行采样。



图 1 样本采样

Figure 1 Sample collection

图像采集和传输中常出现噪声干扰,为排除噪声的影响,需对图像进行降噪处理。因中值滤波既能够过滤掉噪声又能使玉米边缘轮廓不被滤波模糊,从而平滑图像,故使用 3×3 的模板对图像进行中值滤波处理。

由于玉米图像在 RGB 颜色空间内对光照变化产生的阴影敏感,不利于玉米图像的分割。为消除光照阴影的影响,将玉米图像由 RGB 颜色空间转入 HSV



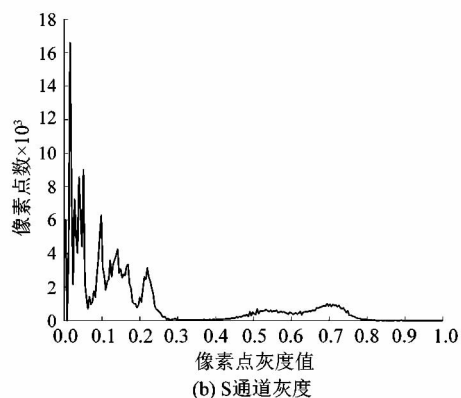
图 2 中值滤波后的图像

Figure 2 Median filtered image

颜色空间,并提取 H、S 和 V 通道图像。由图 3 可知,S 通道图像中,玉米和背景的灰度具有明显差异,故采用阈值分割的算法对 S 通道图像进行玉米和背景分割。由于 OTSU 算法是一种以目标和背景类间方差最大为标准的阈值分割算法,能够自动确定出最佳的分割阈值,故采用 OTSU 算法完成图像的二值化分割。二值化图像如图 4 所示。



(a) S通道图像



(b) S通道灰度

图 3 S 通道图像及其灰度分布直方图

Figure 3 Image and grayscale distribution histogram of S-channel



图4 二值图像

Figure 4 Binary image

初步得到的二值图像虽然较好地将玉米目标与背景分割开来,但玉米目标的边缘有些毛糙且连通域内存在大小不一的空洞噪声。为更好地对玉米目标进行分割,对初得二值图像进行 3×3 的十字形结构闭运算,以消除玉米目标连通域内小型空洞,平滑玉米目标的边缘。可以看出,最终的二值图像较好地对玉米图像进行了分割,如图5所示。最后,依据最终的二值图对玉米图像的灰度图进行分割,如图6所示。



图5 闭运算后的二值图像

Figure 5 Binary image after closing operation

1.2 HOG 特征提取

HOG 特征是一种基于像素点的梯度大小和梯度方向的特征。该算法将图像划分为局部区域,通过计算其方向梯度直方图,并以此为基础作为图像的特征。因其具有描述目标轮廓结构的能力,又对梯度变换敏感,因此能很好地检测目标轮廓的差异,常被用于目标检测与目标识别。



图6 分割后的灰度图像

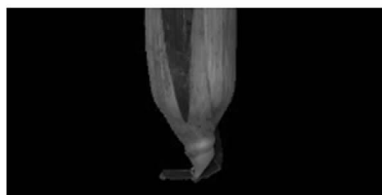
Figure 6 Segmented grayscale image

为减少提取图像 HOG 特征时的计算量,将分割后的玉米图像压缩至 100×100 像素,并将图像水平平均分割为上下两部分,以玉米头端图像作为正样本,将玉米尾端图像旋转 180° 作为负样本,分别提取 HOG 特征。



图7 玉米头端

Figure 7 Head of corn



(a) 原始图像

(b) 旋转 180° 图像

图8 玉米尾端

Figure 8 Tail of corn

HOG 特征提取流程如下:

1) Gamma 矫正。对提取的玉米图像进行 Gamma 矫正能够减少光照和阴影的影响,提升图像的对比度。

2) 计算梯度。对图像使用梯度算子 $[-1, 0, 1]$ 和 $[-1, 0, 1]^T$ 分别进行卷积运算,得到水平方向和垂直方向的梯度,计算公式为:

$$G_x(m, n) = I(m+1, n) - I(m-1, n); \quad (1)$$

$$G_y(m, n) = I(m, n+1) - I(m, n-1)。 \quad (2)$$

式中: $G_x(m, n)$ 为像素点 (m, n) 水平方向的梯度; $G_y(m, n)$ 为像素点 (m, n) 垂直方向的梯度; $I(m, n)$ 为像素点 (m, n) 的灰度值。

图像中某一像素 (m, n) 的梯度公式为:

$$G(m, n) = \sqrt{G_x(m, n)^2 + G_y(m, n)^2}; \quad (3)$$

$$\theta(m, n) = \arctan \left(\frac{G_y(m, n)}{G_x(m, n)} \right)。 \quad (4)$$

式中: $G(m, n)$ 为像素点 (m, n) 的梯度幅值; $\theta(m, n)$ 为像素点 (m, n) 的梯度方向。

3) 构建细胞单元,计算梯度方向直方图。根据提取的玉米图像的大小,选择构建 10×10 像素的细胞单元。计算细胞单元内所有像素点的梯度幅值和梯度方向,并将梯度方向以 20° 为一个区间长度进行划分,得到 bins 数为 9,再将细胞单元内所有像素点的梯度幅值根据梯度方向大小投到相应的 bins 中,即得到梯度方向直方图。由此,一个细胞单元可得到一个 9 维的特征向量。

4) 构建块,并进行归一化。选择构建 20×20 像素的块,一个块中包含 4 个细胞单元,即包含 4 个梯度方向直方图。由此,一个块可得到一个 36 维的特征向量。为了更好地消除光照和阴影的影响,对这个 36 维的特征向量进行归一化处理。

5) 获取 HOG 特征。将 20×20 像素的块以 10 像素为步长历遍整个 100×50 像素的玉米图像,则块水平移动 9 次,垂直移动 4 次,再将每次得到的 36 维的特征向量串联起来。由此,一个样本可得到一个 1 296 维的特征向量,并以此作为该图像的 HOG 特征。

1.3 PCA 降维

由于提取的 HOG 特征是 1 296 维的特征向量,当特征向量的维数较多时,往往存在着数据冗余和一些噪声,同时影响着分类器的复杂程度、分类效率和分类

准确性。因此需要在保留有效数据信息的前提下,对特征向量进行降维。

主成分分析(PCA)是一种常用的降维方法,其通过线性变换将高维特征运算变为低维特征,从而达到特征向量降维的目的。其过程如下:

1) 设有特征样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 。由式(5)求样本集的均值 $\bar{x}$:

$$\bar{x} = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P x_i。 \quad (5)$$

式中: P 为特征样本个数; x_i 为特征样本。

2) 由式(6)求协方差矩阵 Σ :

$$\Sigma = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T。 \quad (6)$$

3) 求出协方差矩阵 Σ 的前 M 个特征值后按从大到小排序,并求出特征值对应的特征向量集 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_M\}$,并按式(7)归一化所有特征向量:

$$a_i a_i^T = 1, i = 1, 2, \dots, M。 \quad (7)$$

式中: M 为要降至的维数; a_i 为协方差矩阵 Σ 的特征向量。

4) 构造特征向量矩阵 $B = [a_1^T \ a_2^T \ \dots \ a_M^T]^T$ 。

5) 对样本集 X 去均值,得到去均值后的特征样本 x_i^* :

$$x_i^* = x_i - \bar{x}, i = 1, 2, \dots, P。 \quad (8)$$

6) 将去均值后的样本集 $X^* = \{x_1^*, x_2^*, \dots, x_p^*\}$ 按式(9)投影到特征向量方向上,得到降维后的特征样本 y_i :

$$y_i = B x_i^*, i = 1, 2, \dots, P。 \quad (9)$$

7) 最终得到降维后的特征样本集 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$ 。

某个主成分的方差与所有主成分的方差的比值称为贡献率,前 M 个主成分贡献率的累积称为累积贡献率。为保留数据信息的完整性,后续以累积贡献率为参照选取主成分数目。

1.4 SVM 分类识别

支持向量机(SVM)是一种多用于二分类问题的分类器。它通过在高维空间里寻找一个超平面,使得 2 类支持向量之间的距离最大化,继而使用该超平面划分这 2 类,从而解决二分类问题。

设有样本集 $(\mathbf{u}_i, v_i), i=1, 2, \dots, N$; 其中 $\mathbf{u}_i$ 为样本的特征向量, v_i 为样本标签, 正样本标签为 1, 负样本标签为 -1。设超平面方程为:

$$\mathbf{w}^T \mathbf{u} + b = 0. \quad (10)$$

式中: $\mathbf{w}$ 和 b 为超平面参数。

则某一样本点的 $\mathbf{u}_i$ 到超平面的距离 d 为:

$$d = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{u}_i + b|}{\|\mathbf{w}\|}. \quad (11)$$

通过放缩超平面方程的参数, 使得支持向量到超平面的距离 d^* 为:

$$d^* = \frac{1}{\|\mathbf{w}\|}. \quad (12)$$

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i;$$

$$\text{s. t. } v_i \cdot [\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{u}_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N.$$

引入拉格朗日乘子 α 和 β , 并将 ξ_i 取其相反数而形成新的 ξ_i , 即可得到拉格朗日函数 L :

$$L(\mathbf{w}, b, \xi, \alpha, \beta) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i + \sum_{i=1}^N \alpha_i [1 - \xi_i - v_i (\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{u}_i) + b)] - \sum_{i=1}^N \beta_i \xi_i; \quad (17)$$

$$\text{s. t. } \alpha_i \geq 0, \beta_i \geq 0, \xi_i \leq 0, i = 1, 2, \dots, N.$$

对 $\mathbf{w}, b, \xi$ 求偏微分可得到对偶问题:

$$\left. \begin{aligned} \theta(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j v_i v_j k(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j); \\ k(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j) &= \varphi(\mathbf{u}_i)^T \varphi(\mathbf{u}_j); \\ \text{s. t. } 0 &\leq \alpha_i \leq C, \sum_{i=1}^N \alpha_i v_i = 0, i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

式中 $k(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j)$ 为核函数。

由此, 可求出解 α^* , 从而得出超平面方程:

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i v_i k(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}) + b = 0. \quad (19)$$

继而得出分类器 $f(\mathbf{u})$:

$$f(\mathbf{u}) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i v_i k(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}) + b \right). \quad (20)$$

2 试验过程与结果分析

试验在 Corei5CPU、8 GiB 内存的环境下进行测试。选取 800 幅采集的玉米图片构成数据集进行试验, 其中 80% 作为训练集, 20% 用作测试集。

对数据集进行预处理, 得到处理后的玉米图像, 然后将图像水平分割为上下 2 部分, 并对分割后的图像进行标记: 玉米头部图像为正样本, 记为 +1; 玉米尾部

于是可得出 SVM 的目标函数和限制条件为:

$$\left. \begin{aligned} &\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2; \\ \text{s. t. } &v_i (\mathbf{w}^T \mathbf{u}_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

由此转为一个二次规划问题, 可以求得超平面参数解 $\mathbf{w}^*$ 和 b^* , 从而得出超平面方程:

$$\mathbf{w}^{*T} \mathbf{u} + b^* = 0. \quad (14)$$

继而得出分类器 $f(\mathbf{u})$:

$$f(\mathbf{u}) = \text{sgn} (\mathbf{w}^{*T} \mathbf{u} + b^*). \quad (15)$$

为使用 SVM 处理非线性问题, 可引入惩罚因子 C 和松弛变量 ξ , 并通过映射函数 $\varphi(\mathbf{u})$ 把样本映射到高维空间, 则 SVM 的目标函数和限制条件变为:

$$\left. \begin{aligned} &\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i; \\ \text{s. t. } &v_i \cdot [\mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{u}_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

旋转图像为负样本, 记为 -1。由此, 数据集共 1 600 个样本, 正样本和负样本各占比 50%。

对得到的分割图像提取其 HOG 特征, 并对特征进行 PCA 降维。当主成分数目为 150 时, 累积贡献率达到 90%; 当主成分数目为 230 时, 累积贡献率达到 95%。95% 累积贡献率保留了大部分的原始数据信息, 因此选取前 230 个主成分作为降维后的 HOG 特征。

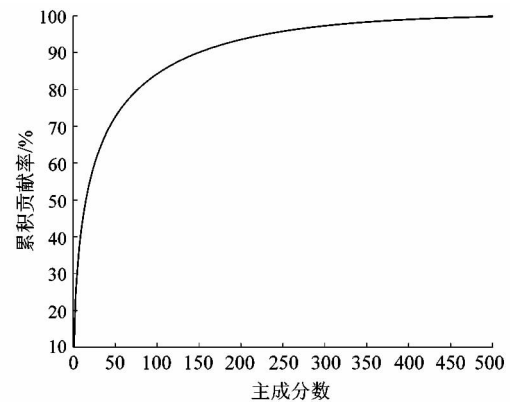


图 9 主成分数目对累积贡献率的影响

Figure 9 Influence of number of principal components on cumulative contribution rate

为了试验核函数的选取对支持向量机分类准确性的影响,试验选取了线性核函数、多项式核函数、高斯核函数和 sigmoid 核函数。选取一对一的分类方式,并对支持向量机的参数进行寻优。

以高斯核函数为例,其表达式如下:

$$k(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j) = \exp(-g \|\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_j\|^2). \quad (21)$$

式中 g 为高斯核参数。

对惩罚因子 C 和高斯核参数 g 设定一些选择范围,并将其两两组合,每次选取一组参数作为支持向量机的参数;再将训练集平均分为 10 份,选取 1 份作为验证集,剩余 9 份作为训练集;使用训练集对支持向量机进行训练,使用训练的支持向量机对验证集进行分类,得到验证集分类结果的正确率。再选取另外 1 份作为验证集,剩余 9 份作为训练集,重复上面的验证,直到 10 份都作过验证集,将验证集分类的准确率进行平均来作为该组参数的性能参考。历遍所有参数组合后,比较验证集分类的平均准确率以得到支持向量机的参数。

试验使用训练集降维后的 HOG 特征对支持向量机进行训练,然后使用训练的支持向量机对测试集降维后的 HOG 特征进行预测,最终得到的分类准确率如表 1 所示。

表 1 不同核函数的支持向量机的分类准确率

Table 1 Classification accuracy of support vector machines with different kernel functions

核函数名称	分类准确率/%
线性	95.4
多项式	97.1
高斯	97.2
sigmoid	95.5

为测试不同分类器对本试验的分类性能,在相同的试验环境和数据集下,选取最近邻(KNN)和随机森林(RF)对训练集进行十折交叉验证,以十折交叉验证得到的分类器对测试集进行分类的准确率作为该分类器的分类准确率,试验结果如表 2 所示。

表 2 不同分类器的分类准确率

Table 2 Classification accuracy of different classifiers

分类器名称	分类准确率/%
支持向量机	97.2
最近邻	93.7
随机森林	94.3

3 结语

课题组提出一种基于机器视觉和机器学习玉米头尾识别方法进行玉米头尾识别。试验结果表明:相比于最近邻、随机森林和其他核函数的支持向量机,使用高斯核函数的支持向量机对降维的 HOG 特征进行分类能够得到更高的准确率,分类准确率达到 97.2%,实现了玉米头尾的有效识别。

课题组提出的方法为玉米头尾识别提供了思路 and 依据。试验存在样本量较小和分类器参数优化的问题,后续可增大样本量并通过其他寻优算法来优化分类器参数,从而进一步提高分类器的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 崔相德. 玉米果穗顺向装置的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2011: 5-15.
- [2] LIN J, HOLMES M, VINSON R, et al. Design and testing of an automated high-throughput computer vision guided waterjet knife strawberry calyx removal machine[J]. Journal of Food Engineering, 2017, 211: 30-38.
- [3] ANTONI L, ARANGO J D, FAGHIHABDOLAH M, et al. Orientation detection of fruits by means of convolutional neural networks and laser line projection for the automation of fruit packing systems[J]. Procedia CIRP, 2020, 88: 533-538.
- [4] 田林. 基于图像识别技术的蒜种定向装置设计与试验[D]. 泰安: 山东农业大学, 2020: 21-25.
- [5] 张万里, 丁为民, 刘瑛璵, 等. 基于机器视觉的莲子去芯位置的定位方法[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2021, 47(4): 467-475.
- [6] 尚志军, 张华, 曾成, 等. 基于机器视觉的枳壳自动定向方法与试验[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(7): 119-124.
- [7] 王侨. 玉米种子的图像精选定向定位方法及装置研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017: 62-70.
- [8] JAVANMARDI S, ASHTIANI S M, VERBEEK F J, et al. Computer-vision classification of corn seed varieties using deep convolutional neural network[J]. Journal of Stored Products Research, 2021, 92: 101800.
- [9] 刘长青, 陈兵旗. 基于机器视觉的玉米果穗参数的图像测量方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(6): 131-138.
- [10] 李伟, 胡艳侠, 吕岑. 基于 HSV 空间的玉米果穗性状的检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2017, 43(1): 112-116.
- [11] 李顺, 王康, 强华, 等. 基于颜色和纹理特征的异常玉米种穗分类识别方法[J]. 江苏农业学报, 2020, 36(1): 24-31.
- [12] 高新浩, 刘斌. 基于机器视觉的鲜食玉米品质检测分类器设计与试验[J]. 农业工程学报, 2016, 32(1): 298-303.