

文章编号: 1001-0920(2005)12-1434-04

基于支撑向量机的空瓶智能检测方法

刘焕军, 王耀南, 段 峰

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘 要: 为实现空瓶的智能检测, 对空瓶检测的机器视觉方法进行了深入研究, 论述了如何进行处理区域的标定, 以及提取空瓶图像特征的方法. 在提取了特征之后, 提出用遗传支撑向量机算法来进行分类决策, 支撑向量机具有较好的推广能力. 同时采用遗传算法来优化选择支撑向量机的参数, 以保证支撑向量机具有优良的分类性能. 实验表明, 采用这种方法检测空瓶, 其检测准确率可达 95% 以上.

关键词: 智能检测; 支撑向量机; 机器视觉; 遗传算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Empty Bottle Intelligent Inspecting Method Based on Support Vector Machines

L I U H uan-jun, W A N G Y a o-nan, D U A N F eng

(College of Electrical and Information Engineering, Hu'nan University, Changsha 410082, China Correspondent: L I U H uan-jun, E-mail: hjliu74@sina.com)

Abstract: The empty bottle inspected methods are discussed based on machine vision for inspecting empty bottles intelligently. A method is presented to identify the processing region, and extract features from images. After extracting feature, the GA-support vector machines (SVMs) are used as classifier. The SVMs have good generalizing ability. At the same time an optimization algorithm based on genetic algorithm is proposed to confirm the parameters of the support vector machines, and it ensure that the SVMs have good classification ability. The experiments show that by using this method to inspect empty bottles, the accuracy rate may reach above 95%.

Key words: Intelligent inspect; Support machine vectors; Machine vision; Genetic algorithm

1 引 言

在食品饮料生产中, 大量使用了各种瓶类产品. 以啤酒生产为例, 2003 年中国啤酒产量超过了 2500 万吨, 其中大部分啤酒是用玻璃瓶罐装的. 生产中为了保证产品的质量, 在罐装前需要对空瓶的质量进行检查. 许多情况下, 这一工作由人工来完成. 但人工检测存在不少问题, 其一是增加了人工成本, 另外由于眼睛长时间工作的疲劳, 以及心理状态等原因, 很难保证检测的质量.

机器视觉检测系统已成功地应用于许多生产行业中, 例如集成电路生产、水果及肉类品质检测

等^[1-5]. 采用机器视觉检测来代替人工检测已成为一个发展方向. 然而关于空瓶检测的研究目前还较少, 文献[6]提出了一种用于空瓶检测的机器视觉系统, 但在准确率方面还不够理想. 本文在深入研究机器视觉方法的基础上, 提出了一种基于支撑向量机的空瓶智能检测方法, 具有较高的准确率.

2 区域定位和特征提取

2.1 区域标定

在需处理的图像中除包含检测的对象外, 还包含对检测无用的信息, 如果直接处理, 会增加处理的复杂程度. 所以需对图像进行标定, 描绘出要处理区

收稿日期: 2004-11-12; 修回日期: 2005-03-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(60375001).

作者简介: 刘焕军(1974—), 男, 河北盐山人, 博士生, 从事机器视觉、模式识别等研究; 王耀南(1957—), 男, 昆明人, 教授, 博士生导师, 从事人工智能、复杂系统控制等研究.

域的大小和形状 瓶口和瓶身的标定区域如图 1 所示 考虑进行的是在线检测, 获取图像时, 对象处于高速运动的状态, 其图像会存在移位现象, 而使每次获取的图像中, 处理区域的位置有所不同 所以在进行图像处理前需准确计算标定区域的位置, 使图像处理能在正确的区域中进行 因标定的处理区域为一规则几何形状, 故只要得到标定区域中心的坐标就能定位了. 现提出一种对称中心概率法来求取中心的 X, Y 坐标 这种算法计算比较简单, 同时由于使用概率统计的方法, 排除了离实际中心点较远的干扰点, 具有较好的抗干扰性

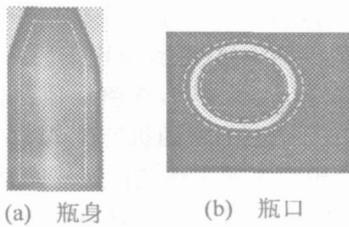


图 1 标定区域

瓶身位移是发生在水平方向上的, Y 坐标可认为不变, 故只需计算中心的 X 坐标 具体算法如下:

1) 因为瓶身的边缘在图像中应是成对出现的, 所以在图像中的同一行中左右两边可各找到一个边缘点 考虑到瓶身边缘的情况, 可以使用 Sobel 梯度算子来检测边缘点 寻找边缘点时, 分别从图像左右两边开始寻找, 直到两边各找到一个边缘点为止 此时搜索区域在图像背景区, 出现噪声干扰点的可能性较小, 而且搜索区域也较小, 可以加快搜索速度 依照上述方法, 只要选择好步长, 就能在图像中瓶颈部位寻找到指定数量的边缘点对

2) 由于瓶颈部分是规则的几何形状, 其必然有一条中轴线, 而同一行中的一对边缘点是关于这条中轴线对称的, 于是可由下式得到中轴线的 X 坐标:

$$x_c = (x_R + x_L) / 2, \quad (1)$$

其中: x_c 是中心点的 X 坐标参考值, x_L 和 x_R 分别是图像同一行中左边和右边的边缘点 由该边缘点对, 可算出一系列中心点的 X 坐标参考值

3) 统计出中心点 X 坐标参考值在各不同值处出现的次数, 然后按给定的区域大小, 根据下式计算各区域中心点参考值出现的次数:

$$S(x) = \sum_{x_c=x}^{x+K} N(x_c), \quad (2)$$

其中: $N(x)$ 是中心点参考值在 x 处出现的次数, K 是区域的大小 $S(x)$ 最大的区域即为中心点最可能在的区域

4) 在该区域内通过求平均值的方法得到中心

点的最终计算值为

$$\bar{X}_c = \sum_{x_c=x}^{x+K} [N(x_c) * x_c] / S_{\max}(x), \quad (3)$$

其中 x_c 的取值范围是 $S(x)$ 取得最大值的区域

瓶口是一个圆环形状, 只要确定其圆心即可 但因瓶口在图像中的位置有不同方向的变化, 故需确定圆心的 X 和 Y 坐标 具体算法与瓶身定位时基本相同, 只要按照上述算法分别计算 X 和 Y 两个方向即能确定圆心 在提取瓶口边缘时, 因瓶口图像中目标和背景在灰度上有明显的区别, 故采用了先进行灰度阈值分割然后进行边界提取的方法 灰度阈值分割时采用的是最大类间方差法

2.2 特征提取

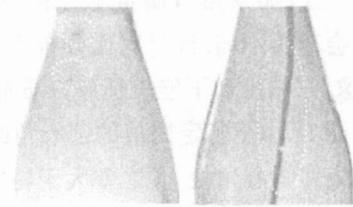


图 2 瓶身缺陷

瓶身缺陷如图 2 所示 可以看出, 瓶身的缺陷在图像中表现为暗区, 即这些缺陷处的灰度值都较小, 同时自然也有边缘存在, 而且这些缺陷区域包含的都是连续的边缘点及低灰度点 如果是单独出现的边缘点或灰度异常点通常都是噪声 因此可按如下规则来提取缺陷的特征:

- 1) 灰度低于特定阈值的像素点的数量;
- 2) 使用边缘检测算法确定的边缘点的数量;
- 3) 包含的 3 个像素点的灰度值均小于特定值区域的数量;
- 4) 包含了 3 个边缘点的边界数量;
- 5) 包含连续边缘点最多的边界中边缘点的个数

在提取瓶口特征时, 针对瓶口的形状特点, 采用圆形法进行扫描 扫描时, 以瓶口中心为圆心, 通过改变半径和圆心角来扫描各点 由于空瓶瓶口圆环的大小存在误差, 获取的瓶口图像中瓶口圆环的宽度是不同的, 为此事先设定了半径的取值范围, 正常的瓶口圆环均位于此范围内 具体扫描点由下式得出:

$$\begin{cases} x = x_c + r \cos \theta \\ y = y_c - r \sin \theta \end{cases} \quad (4)$$

其中: x_c 和 y_c 为瓶口中心坐标, r 的范围为 (r_1, r_2) , θ 的范围为 $0^\circ \sim 359^\circ$

在扫描中, 按下式计算不同圆心角处的瓶口平

均灰度值:

$$L_{\theta} = \frac{r_2}{r_1} f(x, y) / (r_2 - r_1), \quad (5)$$

其中: $f(x, y)$ 是点 (x, y) 处的灰度值, (x, y) 由式(4)决定

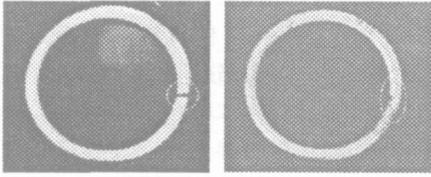


图3 瓶口缺陷

如图3,若瓶口质量合格,则瓶口图像应是一个宽度一致、灰度均匀的平滑完整圆环,此时各处的 L_{θ} 应基本一致;如果瓶口质量不合格,那么各圆心角处的 L_{θ} 会有所不同。经过对比分析合格及不合格瓶口的图像,总结出如下能表征瓶口质量的特征:

- 1) 该处 L_{θ} 小于特定阈值的圆心角的数量;
- 2) 两相邻圆心角处 L_{θ} 之差大于特定值的圆心角的数量;
- 3) 该处 L_{θ} 比平均值 $L \left[\begin{matrix} 359 \\ \theta=0 \end{matrix} L_{\theta}/360 \right]$ 小一特定值 t_3 的圆心角的数量;
- 4) 区域内连续3个不同圆心角处 L_{θ} 均比 L 小一特定值的区域数量

3 基于支撑向量机的分类方法

在得到提取的图像特征后,需要采用相应的算法确定空瓶的质量。考虑到实际空瓶缺陷的多样性,以及可能获取的样本有限性,采用具有较好推广能力的支撑向量机来进行分类决策。支撑向量机是在统计学习理论上发展的一种学习算法,其基于VC维理论,运用结构风险最小的原则,具有很好的推广能力^[7,8],在解决小样本、非线性和高维的模式识别问题方面具有优势。

3.1 支撑向量机参数的选择

支撑向量机常用的核函数包括多项式、径向基函数和两层感知器等3种,其中径向基函数在实际使用中具有较好的分类性能。本文根据比较试验,选用了径向基核函数作为支撑向量机的核函数:

$$K(x, x_i) = \exp \left[- \frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2 \right]. \quad (6)$$

在使用前需要确定径向基函数的参数 σ ,这一参数对支撑向量机的实际分类性能有着重要的影响。如果 σ 值取值不合适,那么支撑向量机不仅不能达到预期的学习效果,甚至表现出很差的学习能力^[9]。因为参数 σ 的选择与实际分类对象有关,所以参数 σ 的优化是一个难题,对此本文提出了一种基

于遗传算法的参数 σ 优化选择算法

遗传算法是一种自适应全局优化概率搜索算法,它是根据目标函数值产生的适应度来进行搜索处理的,所以不需要目标函数的导数等其他辅助信息,来解决一些传统优化方法所无法处理的问题。遗传算法同时使用了多个搜索点的信息,可有效避免搜索陷于局部最优^[10]。

本文采用了一种改进的自适应遗传算法来确定支撑向量机核函数的参数,相比于基本遗传算法,该方法能够更快地收敛。

编码采用二进制编码方式,编码长度固定。在生成初代群体时,为防止产生的个体过于集中在某一区域,影响遗传算法的性能,采用了分区产生个体的方法。即设群体大小为 M ,先将取值范围均分为 N 个区间,再在每个区间中随机产生 M/N 个体,最后由 N 各区间中产生的个体共同组成完整群体。

利用遗传算法确定核函数参数时,由支撑向量机处理训练样本的分类准确率来确定适应度函数,即

$$F = K / (1 - C), \quad (7)$$

其中: K 为常数, C 为支撑向量机的分类准确率,并由交叉检验的方法获得。

选择复制时,首先根据适应度对群体进行排序,然后选取适应度最高的5%直接复制到下一代群体中,以保证能较快地向适应度大的方向收敛。其余的95%按照轮盘选择方法进行复制,即此时个体被选择的概率与其适应度的大小是成正比的。

在进行交叉和变异操作时,只在由轮盘选择方法复制得到的群体中进行。交叉时采用随机配对的方法,而交叉概率则采用自适应的方法根据适应度来确定,即

$$P_c = \begin{cases} \frac{f_{\max} - f}{f_{\max} - \bar{f}}, & f > \bar{f}; \\ 0.8, & f \leq \bar{f}. \end{cases} \quad (8)$$

其中 f 为交叉操作中适应度较大的个体的适应度,交叉采用单点交叉的方法,随机确定交叉点位置,然后交换交叉点后的字符串。

变异操作时,使用的是基本位变异方式,并按下式计算变异概率:

$$P_m = \begin{cases} \frac{0.5(f_{\max} - f)}{f_{\max} - \bar{f}}, & f > \bar{f}; \\ 0.5, & f \leq \bar{f}. \end{cases} \quad (9)$$

在进行变异时,随机产生0或1,替代变异处的字符。

经过交叉和变异操作的群体,以及直接复制的5%的群体共同组成新一代群体。此后,可按以上算法重复进行选择、交叉和变异操作,直至满足终止条

件. 这里, 遗传算法的终止条件设为: 在 $N - 1$ 代和 N 代的平均适应度之差小于一个较小的常数

3.2 空瓶分类

对空瓶检测而言, 可将空瓶分为两类: 一类为质量合格的产品, 一类为有缺陷的产品. 确定了核函数参数后, 使用训练样本对支撑向量机进行训练. 完成训练后, 便可使用支撑向量机处理特征值进行分类, 以确定空瓶的质量是否合格. 其中在将提取到特征值送入支撑向量机分类前, 先将其归一化到 $[0, 1]$ 区间.

4 实 验

4.1 实验装置

实验是在自行研制开发的多传感器融合智能检测机器人上进行的. 图像的实时采集首先用数字摄像机来拍摄空瓶画面, 然后通过图像采集卡传递给计算机, 由计算机对采集到的图像进行分析与处理.

4.2 实验数据

分别采集瓶口和瓶身的图像各 200 幅. 首先分别对瓶口及瓶身的图像对比实际的空瓶进行人工判断, 得出质量是否合格的结论; 然后采用瓶口和瓶身的图像各 120 幅作为训练样本, 并作为支撑向量机的学习依据, 其余的 80 幅作为测试样本, 测试算法的准确率.

支撑向量机分类方法, 需要分别为瓶身和瓶口构建两个支撑向量机. 其 RBF 核函数的参数优化时, 参数范围为 $(0, 5)$, 精度为 0.001, 遗传算法群体大小为 20. 最后选择: 瓶身的参数 σ 取 0.432, 瓶口的参数 σ 取 0.517.

训练完成之后, 使用经过训练的支撑向量机对测试样本进行分类处理. 为了对比, 同时也使用了多项式核支撑向量机进行分类, 多项式核参数为 3. 测试结果如表 1 所示.

	多项式核支撑向量机	遗传支撑向量机算法
瓶口	90	95
瓶身	91.25	97.5

5 结 语

针对空瓶的特征, 本文提出用中心概率方法, 快速准确地进行处理区域标定, 并根据空瓶缺陷的特点, 总结出能够提取表征空瓶质量特征的规则. 考虑到相对于可能存在的各种缺陷, 获取的样本仅是一个较少的数目, 因此选择了具有较好推广性能的支撑向量机来进行识别. 支撑向量机的核函数参数选择关系到其性能的好坏, 对此, 提出了一种基于遗传算法的核函数参数优化选择算法来确定核函数的参数. 最后再利用经过优化参数后的支撑向量机对根

据规则提取的特征进行分类决策, 以判断空瓶质量的好坏. 实验表明, 这种基于支撑向量机的空瓶智能检测算法具有较高的准确率, 判断准确率可达 95% 以上.

参考文献 (References)

- [1] Aleixos N, Blasco J, Molto E, et al. Assessment of Citrus Fruit Quality Using a Real-time Machine Vision System [A]. *The 15th Int Conf on Pattern Recognition* [C]. Barcelona: IEEE Publish, 2000(1): 482-485.
- [2] Shiranita K, Hayashi K, Otsubo A, et al. Determination of Meat Quality by Image Processing and Neural Network Techniques [A]. *The 9th IEEE Int Conf on Fuzzy Systems* [C]. San Antonio: IEEE Publish, 2000(2): 989-992.
- [3] Kuk Won Ko, Young Jun Roh, Hyung Suck Cho, et al. A Neural Network Approach to the Inspection of Ball Grid Array Solder Joints on Printed Circuit Boards [A]. *The IEEE Int Joint Conf on Neural Networks* [C]. Como: IEEE Publish, 2000(5): 233-238.
- [4] Hajmowtana S H, Muscedere R, Jullien G A, et al. Defect Detection in Web Inspection Using Fuzzy Fusion of Texture Features [A]. *The IEEE Int Symposium on Circuits and Systems* [C], Geneva: IEEE Publish, 2000(3): 718-721.
- [5] Bernard C Jiang, Szu-Lang Tasi, Chien-Chih Wang. Machine Vision-based Gray Relational Theory Applied to IC Marking Inspection [J]. *IEEE Trans on Semiconductor Manufacturing*, 2002, 15(4): 531-539.
- [6] Duan F, Wang Y N, Liu H J, et al. Empty Bottle Inspector Based on Machine Vision [A]. *Proc of the 3rd Int Conf on Machine Learning and Cybernetics* [C]. Shanghai: IEEE, 2004(6): 3845-3850.
- [7] Vapnik V N. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: John Wiley & Sons Inc, 1998.
- [8] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机 [J]. *自动化学报*, 2000, 26(1): 33-41.
(Zhang X G. Introduction to Statistical Learning Theory and Support Vector Machines [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 33-41.)
- [9] 张小云, 刘允才. 高斯核支撑向量机的性能分析 [J]. *计算机工程*, 2003, 29(8): 22-25.
(Zhang X Y, Liu Y C. Performance Analysis of Support Vector Machines with Gauss Kernel [J]. *Computer Engineering*, 2003, 29(8): 22-25.)
- [10] 王耀南. *计算智能信息处理技术及其应用* [M]. 长沙: 湖南大学出版社, 1999.
(Wang Y N. *Computational Intelligent Information Processing: Technology and Applications* [M]. Changsha: Publishing House of Hunan University, 1999.)