

结合纹理分析和 SVM 的苹果梗蒂和缺陷识别方法

蒋益女, 徐从富

JIANG Yi-nv, XU Cong-fu

浙江大学 计算机学院, 杭州 310027

杭州科技职业技术学院, 杭州 310016

College of Computer Science, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

Hangzhou Vocational College of Science and Technology, Hangzhou 310016, China

E-mail: jyndd@163.com

JIANG Yi-nv, XU Cong-fu. Apple stem and calyx identification based on texture analysis and SVM. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(1): 235-237.

Abstract: Identification of stem and blemish is a thorny problem in apple grading. If the stem is incorrectly classified as blemish, a false grade will be assigned to the fruit. A new method based on Support Vector Machine (SVM) is proposed to identify blemish and stem on Fuji apples. An Ostu algorithm is adopted, indicating region boundary of stem and blemish. The texture features of stem and blemish are fed as input of SVM to distinguish stem and blemish. The test results on Fuji apples shows that an average of 90.7% classification accuracy is achieved by using the proposed method.

Key words: apple identification; texture analysis; support vector machines; features selection

摘要: 苹果梗蒂和缺陷的识别是苹果检测中的难点, 两者的误分类会造成苹果等级的误判。提出了一种基于 SVM 的苹果梗蒂和缺陷识别方法, 用 Ostu 算法进行区域分割, 实现初始目标分割, 再把目标区域的纹理特征作为支持向量机的输入向量, 对其进行训练识别。用富士苹果进行实验, 得到的平均识别正确率为 90.7%。

关键词: 苹果识别; 纹理分析; 支持向量机; 特征选择

文章编号: 1002-8331(2008)01-0235-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

基于水果质量等级划分的机器视觉是一项困难而必需的工作, 它大大提高了分类速度, 消除人工分类的错误。在水果自动分级中, 果梗花蒂与缺陷在机器视觉上非常容易混淆, 因此, 如何区别梗蒂和缺陷一直是机器视觉中的关键问题。国内外学者在面向苹果分类的机器视觉领域中开展了大量研究, 并已获得可喜的成果。Yang^[1]根据结构光照射在苹果表面形成的并列光带结合人工神经网络来识别根蒂和缺陷; Li 等^[2]应用了基于分形维数的人工神经网络算法区分根蒂和缺陷; Leemans 和 Destain^[3]利用基于相关性的模式识别技术来区分梗蒂和缺陷; Penman^[4]根据光线密度在苹果表面的辐射, 采用蓝色线性光的反射模式定位根蒂和缺陷。Devrim Unay^[5,6]等对于苹果梗蒂识别的各种分类器进行了比较, 得出支持向量机较其他分类器有更好性能的结论。

本文设计了一种新的梗蒂和缺陷的区分方法, 用 Ostu 算法对苹果进行初始目标分割, 再通过纹理分析中的灰度共生矩阵获得图像的角二阶矩阵、相关性、均匀性、惯性等 4 个特征向量, 最后提出采用支持向量机分类器对图像实现梗蒂的定位识别。用富士苹果进行实验, 得到的平均识别正确率为 90.7%。

1 系统结构

本文所设计的梗蒂与缺陷识别系统的结构如图 1, 它分成图像预处理、初始目标分割、梗蒂缺陷识别等 3 部分: 图像预处

理是对图像进行背景分割、图像增强; 初始目标分割是根据 Ostu 区域分割法在苹果区域基础上抽取疑似根蒂和缺陷的区域, 即系统感兴趣的区域; 梗蒂缺陷识别是在感兴趣区域的基础上进行纹理分析, 把其特征值作为支持向量机的输入进行识别, 判别该区域是根蒂还是缺陷。

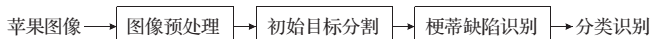


图 1 根蒂和缺陷系统结构图

2 初始目标分割

初始目标分割主要是通过 Ostu 区域分割法, 在苹果区域基础上抽取疑似根蒂和缺陷的区域, 即系统感兴趣的区域。Ostu 法是一种类间方差最大的自动确定阈值的方法, 该方法具有简单、处理速度快的特点, 是一种常用阈值选取方法。

图像分割算法选用由 Ostu 提出的最大类间方差法, 该算法是在判决分析最小二乘法原理的基础上推导得出的^[7]。OSTU 准则分割原理如下: 设一幅图像的灰度等级范围为 $[0, L-1]$, 对应灰度级 i 的像素为 n_i 个, 整幅图像的象素总个数 $N=n_1+n_2+\dots+n_{L-1}$, 则对应灰度级 i 的象素出现的概率为:

$$p_i = \frac{n_i}{N}, i=0, 1, 2, \dots, L-1, \sum_{i=0}^{L-1} p_i = 1$$

把图像中的像素按灰度值用域值 T 分成两类 C_0 和 C_1 , C_0 由灰度值在 $[0, T]$ 之间的像素组成, C_1 由灰度值在 $[T+1, L-1]$ 之

间的像素组成,对于灰度分布几率,整幅图像的均值为:

$$U_T = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i$$

则 C_0 和 C_1 的均值为

$$U_0 = \sum_{i=0}^T ip_i/\omega_0, U_1 = \sum_{i=T+1}^{L-1} ip_i/\omega_1$$

其中,

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{L-1} p_i, \omega_1 = \sum_{i=T+1}^{L-1} p_i = 1 - \omega_0$$

由上面 3 式得到

$$u_7 = \omega_0 u_0 + \omega_1 u_1$$

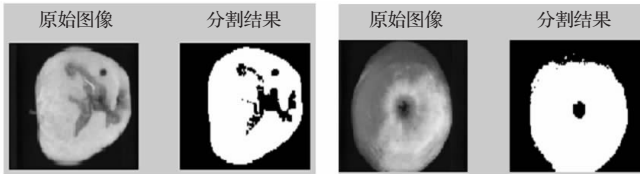
类间方差定义为:

$$\sigma_B^2 = \omega_0 \omega_1 (u_0 - u_1)^2$$

T 在 $[0, L-1]$ 范围内依次取值,使 σ_B^2 最大的 T 值就是 Ostu

法的最佳阈值。

通过区域分割算法,可大致确定感兴趣的区域所在,即疑似根蒂和缺陷区域,为下一步区分提供了基础,分割结果如图 2。



(a) 缺陷图像分割结果 (b) 果蒂图像分割结果

图 2 分割结果

3 梗蒂缺陷识别

3.1 灰度共生矩阵

在水果图像缺陷分割完成后,虽然缺陷区和梗蒂凹陷区在灰度图像上都呈现为暗黑色的斑点,直接识别比较困难,但二者在纹理特征上应该有所不同。基于这种想法,在分形纹理分析的基础上,提取的纹理特征参数作为支持向量机的输入向量,该参数可以不受光照强度变化的影响和水果方位变化的影响,适合于水果在线快速分级的实际场合。灰度共生矩阵描述了成对像素的灰度组合分布,反映图像中灰度的空间相关性。在此用它来表述区域的纹理特征,区分梗蒂和缺陷区域。

3.2 灰度共生矩阵特征^[9]

灰度共生矩阵是建立在估计二阶组合条件概率密度函数基础上的纹理分析方法。图像的灰度矩阵反映的是图像的视觉信息,而灰度共生矩阵反映的则是图像关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息。通过分析灰度共生矩阵可分析图像的局部模式和排列规则,实际上从灰度共生矩阵中可提取出很多图像的纹理特征,本文主要采用角二阶矩阵、相关性、均匀性、惯性等 4 个具有代表性的特征。

(1) 角二阶矩(能量)

$$f_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}^2(i, j)$$

其中, $\hat{p}(i, j)$ 表示一对图像点的灰度分别是 i 和 j 的出现概率,形式上是图像中所有满足距离和方向约束的灰度分别是 i, j 的像素对数量的总和。角二阶矩是图像灰度分布均匀性的度量,当灰度共生矩阵的元素分布集中于主对角时,说明从局部区域

观察图像的灰度分布是均匀的。从图像整体来观察,纹理较粗, f_1 较大;反之, f_1 较小。角二阶矩是灰度共生矩阵元素平方和,它也称为粗能量。粗纹理 f_1 较大,可以理解为粗纹理含有较多的能量;细纹理 f_1 较小,表示它含有较少的能量。

(2) 均匀性

$$f_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\hat{p}^2(i, j)}{l + |i - j|}$$

式中, $|i - j| = n$, 可理解为图像的清晰度,即纹理的清晰程度。在图像中,纹理的沟纹越深,则其相关性 f_2 越大,图像越清晰。

(3) 相关性

$$f_3 = \left(\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij \hat{p}(i, j) - u_1 u_2 \right) / (\sigma_1^2 \sigma_2^2)$$

其中, $u_1, u_2, \sigma_1, \sigma_2$ 分别定义为

$$u_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j), u_2 = \sum_{i=0}^{L-1} j \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j),$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - u_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j), \sigma_2^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (j - u_2)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \hat{p}(i, j)$$

相关是衡量灰度共生矩阵的元素在行的方向或列的方向的相似程度。例如,某图像具有水平方向的纹理,则图像在 $\theta = 0^\circ$ 的灰度共生矩阵的 f_3 往往大于 $\theta = 45^\circ, \theta = 90^\circ, \theta = 135^\circ$ 的灰度共生矩阵的 f_3 。

(4) 惯性

$$f_4 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 \hat{p}(i, j)$$

惯性是图像所具有的信息量的度量,纹理信息也属于图像的信息。若图像具有较粗的纹理,则灰度共生矩阵的元素分布集中于主对角, $(i - j)$ 较小, f_4 也较小。若图像充满着细纹理,则灰度共生矩阵的元素分布在各处,该图像的 f_4 较大。

4 支持向量机

4.1 支持向量机分类^[9]

SVM 最初用来对线性可分数据进行二值分类,假设有 N 个训练样 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, 这里 $x_i \in R^n (i=1, 2, \dots, N)$ 表示样本数据(一般为向量), $y_i \in (-1, 1)$ 表示样本数据 x_i 的类型。在线形 SVM 中,最优分类超平面将样本数据分成两类,而且使两个类之间具有最大的边界距离,直观上这个平面应该处于两类数据之间,且两类数据间最相邻的点分别等距。本文对纹理图像的分类采用 C-SVM 的分类方法, C-SVM 分类方法在线性分类的基础上引入了调整项,以便对非线性数据的合理分类,它获得最优分类超平面的方法就是最小化下式:

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

约束条件为:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i; \xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, N$$

其中, ξ_i 是松弛变量, C 是调整因子, 最优超平面由 w 和 b 定义,因此,求最优超平面就是求解 (w, b) 及约束条件,此解可以通过 Lagrange 函数的鞍点给出:

$$L_c = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^N \{C \xi_i - a_i [y_i(w^T x_i + b) - 1 + \xi_i] - u_i \xi_i\}$$

其中, a_i 和 u_i 都是正的拉格朗日乘子。通过关于 w, b, ξ_i 求 L_c 的

最小值,同时满足在约束条件 $a_i \geq 0$ 和 $u_i \geq 0$ 下, $\frac{\partial L_c}{\partial a_i} = 0, \frac{\partial L_c}{\partial u_i} =$

0,即可找到 (w, b) 的解。其对偶问题最大化下式:

$$D_c = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) + \sum_{i=1}^N a_i$$

约束条件 $0 \leq a_i \leq C$ 和 $\sum_{i=1}^N a_i y_i = 0$, 上式可以写成下面的形式:

$$D_c = -\frac{1}{2} a^T Q a + e^T a; 0 \leq a_i \leq C; i=1, 2, \dots, l, y^T a = 0$$

式中, e 是单位矩阵, Q 是 $l \times l$ 的正半定矩阵, $Q_{ij} = y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle$ 。

从上述的对偶问题中很容易获得最初问题的解, 这里用

(w, b) 表示, 其中 $w^* = \sum_{i=1}^l a_i^* y_i x_i$, 对于某个新的数据 x , 可采用下面

的判决函数分类:

$$f_c(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^N (w^* \cdot x_i + b^*) \right] = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^N [y_i a_i^* (x \cdot x_i) + b^*] \right]$$

SVM 通过非线性函数 $\Phi(x)$ 将输入的矢量 x 映射到高维空间, 然后在高维特征空间构造最优分类超平面, 这样就可以进行非线性数据的分类。映射过程不需要知道 $\Phi(x)$ 的具体形式, 只需要在输入空间中使用核函数 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$, 这样可提高其推广能力, 此时决策函数改为:

$$\text{sgn} \left[\sum_{i=1}^N y_i a_i k(x, x_i) + b \right]$$

常用的核函数有 3 种:

- (1) 多项式核函数: $k(x, x_i) = [\langle x, x_i \rangle + 1]^p$ 。
- (2) 径向基核函数(RBF)核函数: $k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x-x_i|^2}{2\sigma^2}\right)$ 。
- (3) S 形函数: $k(x, x_i) = \tanh(v \langle x, x_i \rangle + c)$ 。

5 实验结果及分析

5.1 实验结果

研究在 Matlab7.0 环境编程, 根据 ostu 区域识别算法识别其可疑区域, 经过转换算法得到一个 32×32 区域矩阵文本, 再通过灰度共生矩阵算法得到灰度共生矩阵的角二阶矩阵、相关性、均匀性、惯性等 4 个特征向量作为 SVM 的输入参数, 参数统计结果如表 1 所示。本文采用 LibSVM 作为分类器, 把数据资料转换成一定的格式, 用 SVMtrain 训练样本产生一个模板, 再用 SVMpredict 通过模板预测测试样本, 回测准确率为 100%。数据库训练样本为 35 幅图像, 各种位置的梗蒂共 32 处, 其余部分是 28 处缺陷图像。拍摄了 50 幅苹果测试样本, 梗蒂有 40 处, 缺陷有 35 处, 通过支持向量机识别, 识别梗蒂 37 处, 正确率为 92.5%, 能识别缺陷 31 处, 正确率为 88.6%。所有样本的平均识别率为 90.7%。

5.2 实验结果分析

由上述实验结果可知:

(1) 基于纹理分析和 SVM 的梗蒂缺陷识别算法, 结果表明该方法是相当有效的;

(2) 如果缺陷和梗蒂有重合, 算法识别出错概率较大;

表 1 苹果图像灰度共生矩阵特征参数统计结果

组别	特征			
	角二阶矩阵	相关性	均匀性	惯性
1	0.127 831	0.109 360	0.701 590	1.432 430
2	0.126 736	0.024 255 8	0.641 176	2.000 000
3	0.162 222	0.074 747 5	0.543 330	1.233 330
4	0.210 000	0.009 817	0.437 941	3.150 000
5	0.230 769	0.012 334 3	0.469 231	2.538 460
6	0.220 560	0.009 653	0.446 831	2.350 000
7	0.102 874	0.036 075	0.648 980	0.897 959
8	0.190 123	0.004 371 35	0.668 889	1.088 890

(3) 算法对受到轻微擦伤的苹果很难识别, 主要是初始目标分割算法有限制, 很难识别良好或轻微擦伤的图像;

(4) 虽然支持向量机有较好的识别率, 然而, 支持向量机的训练和识别过程的运算代价较高, 特别是当利用内积函数将非线性可分问题转化为线性可分问题过程中, 由于增加维数, 因此带来的运算量比其它识别算法都高。

6 结论

本文针对苹果质量检测过程中的梗蒂识别, 根据预处理对图像进行背景分割、图像增强, 采用 Ostu 算法对苹果进行初始目标分割, 再通过纹理分析中的灰度共生矩阵获得图像的角二阶矩阵、相关性、均匀性、惯性 4 个特征向量, 最后提出采用支持向量机分类器对图像实现梗蒂的定位识别。实验结果表明, 该方法对于苹果质量检测具有很好的分类效果, 可操作性较强。(收稿日期: 2007 年 7 月)

参考文献:

- [1] Yang Q. Apple stem and calyx identification with machine vision[J]. J Agr Eng Res, 1996: 229-236.
- [2] Li Q, Wang M, Gu W. Computer vision based system for apple surface defect detection[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2002, 36(2-3): 215-223.
- [3] Leemans V, Destain M-F. A real-time grading method of apples based on features extracted from defects[J]. J of Food Engineering, 2004, 61(1): 83-89.
- [4] Penman D W. Determination of stem and calyx location on apples using automatic visual inspection[J]. Comp Elec Agric, 2001, 33: 7-18.
- [5] Unay D. Multispectral image process and pattern recognition techniques for quality inspection of apple fruits[J]. Faculté Polytechnique de Mons, 2006-06: 27-49.
- [6] Unay D, Gosselin B. Stem-end/calyx detection in apple fruits: Comparison of feature selection methods and classifiers[C]//Proc Int Conf on Computer Vision and Graphics, Warsaw, Poland, 2004.
- [7] 陈传波, 金先级. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004: 243-247.
- [8] Haralick R M. Textural features for image classification[J]. IEEE Trans Sys Man Cyber, 1973: 610-621.
- [9] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer Verlag, 1995.