

基于分形特征的水果缺陷快速识别方法

李庆中 汪懋华

(中国农业大学电子电力工程学院, 北京 100083)

摘要 计算机视觉和图象处理技术在水果自动分选和分级中起着重要的作用. 因为缺陷检测的复杂性, 水果表面缺陷的快速检测和识别一直是水果自动化分选和分级的障碍. 在实数域分形盒维数计算方法的基础上, 提出了双金字塔数据形式的盒维数快速计算方法. 对于待识别水果图象的可疑缺陷区, 提出用5个分形维数作为描述该区域粗糙度和纹理方向性的特征参数, 并用所提出的快速计算方法进行计算, 然后利用人工神经网络(BP)作为模式识别器, 区分水果表面的缺陷区和梗萼凹陷区. 试验结果证明了新方法的有效性和准确性, 识别准确率为93%, 一个可疑缺陷区的判别时间为4~7ms.

关键词 分形 盒维数 计算机视觉 缺陷 水果 图象处理

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)02-0144-05

A Fast Identification Method for Fruit Surface Defect Based on Fractal Characters

LI Qing-zhong, WANG Mao-hua

(Power and Electronics Engineering College, China Agriculture University, Beijing 100083)

Abstract Computer vision and image-processing techniques have been found increasingly useful for the fruit automatic quality inspection and defect sorting operation. However, real-time fruit surface defect inspection and recognition is still a challenging project due to its complexity. In this paper, a fast approach for box-dimension estimation based on a dual-pyramid data structure is developed. Utilizing traditional fractal dimension and 4 oriented fractal dimensions as input values, a BP neural network is designed for identifying fruit defect area and stem, calyx concave area. The results of experiment show that the approach is effective for real-time defect identification and is accurate. The rate of correct classification is 93% and the executing time of microcomputer for recognition of one undefined blob on the surface of apple is 4~7ms.

Keywords Fractal, Box dimension, Computer vision, Defect, Fruit, Image processing

0 引言

基于计算机视觉的水果自动分级指标主要是水果的大小、形状、颜色和表面缺陷. 大小、形状、颜色的自动检测方法已比较成熟, 而缺陷的快速分割和识别一直是水果实时分级的障碍, 其中一个难以解决的问题就是水果表面的缺陷区和梗萼凹陷区难以

区分, 因为二者在图象上都呈现为暗黑色的斑点. Miller 等^[1]对桃子的分选试验表明: 因不能正确区分水果表面的缺陷和梗、萼凹陷区, 由此产生的分级误差为 25% 左右. Crowe 等^[2]采取在 780nm 附近带域内, 用结构光由一黑白摄像机进行水果表面的凹陷度检测; 在 750nm 带域内的散射光照射下, 由一黑白摄像机进行水果表面的可疑缺陷区检测. 试验结果表明: 当每个水果采集 2 幅图象时, 缺陷检测的

速度可达 5 个/秒, 但误差较大, 如对于苹果, 碰伤检测的准确率仅为 51%。

在水果图象缺陷分割完成后, 虽然缺陷区和梗萼凹陷区在灰度图象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, 本文在分形纹理分析的基础上, 研究了水果缺陷区和梗萼凹陷区的快速识别方法. 对于从分选生产线上摄取的水果数字图象, 进行纹理分析的优点是, 提取的纹理特征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, 这正适合于水果在线快速分级的实际场合.

1 分形纹理特征参数的确定和计算

1.1 分形盒维数简介

Mandelbrot^[3]创立了分形几何理论, 提出可用分形位度量自然现象的不规则程度. 分形维数在直观上, 与物体表面的粗糙度相吻合. 黑白灰度图象可看作是 R^2 中的一个曲面, 故可以对其分形维数进行估算. 但在实际现象中, 不同的自然纹理可以具有相近的分形维数, 因此, 还应考虑纹理的方向性. 鉴于水果缺陷识别的实时性, 选用易于快速数学计算和估计的盒维数(box-counting)来估算数字图象的分形维数.

盒维数的基本定义^[4]为: 设 F 是 R^n 上任意非空的有界子集, $N_\delta(F)$ 是直径最大为 δ , 可以覆盖 F 的集的最少个数, 则 F 的上、下盒维数分别定义为:

$$\overline{Dim}_B F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{-\log \delta} \quad (1)$$

$$\underline{Dim}_B F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{-\log \delta} \quad (2)$$

如果这 2 个值相等, 则称这共同的值为 F 的盒维数, 记为:

$$Dim_B F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{-\log \delta} \quad (3)$$

盒维数还有一些其它的等价定义, 如上式中的 $N_\delta(F)$ 可以由下列 2 个数中的任一代替:

- (1) 覆盖 F 的边长为 δ 的最少的立方体数;
- (2) 与 F 相交的 δ -网立方体的个数.

1.2 双金字塔数据形式的盒维数快速计算方法

为提取有效的纹理分形特征参数进行缺陷的识别, 选取 5 个分形维数作为识别区的特征参量. 包括传统的图象灰度曲面的分形维数, 以及如图 1 所示

的 4 个方向(D_1, D_2, D_3, D_4)上的分形维数, 即有向分维数. 有向分维数就是图象灰度曲面在给定方向的截面上的分形曲线的维数.

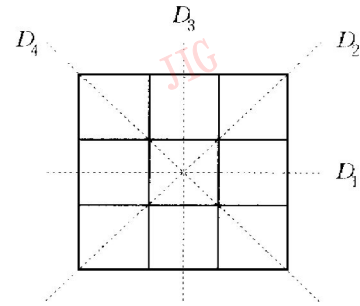


图1 有向分维的4个方向

这 5 个分形维数的计算采用实数域上计算盒子覆盖数的分形维数估计方法^[5]. 此方法是对 DBC 方法^[6](differential box-counting)的进一步改进. 其基本的算法过程为: 把数字灰度图象看作三维空间中的一个曲面 $Z = f(x, y)$, (x, y) 为象素点的位置坐标, Z 代表对应点的灰度值. 设图象的大小为 $M \times M$, 将图象的 $x-y$ 平面分成大小为 $\delta \times \delta$ 的格子, 设在格子 (i, j) 里面象素点灰度的最大值和最小值分别为 $u_\delta(i, j)$ 和 $b_\delta(i, j)$, 且定义二者的差值为 $d_\delta = u_\delta(i, j) - b_\delta(i, j)$. 对于所有边长为 δ 大小的格子, 非空的盒子总数 N_δ 的计算公式为

$$N_\delta = \sum_{i,j} d_\delta(i, j) / \delta \quad (4)$$

对于不同的 δ 值, 由式(4)可求得一组点 (δ_i, N_{δ_i}) , $i = 1, 2, 3, \dots, m$.

由式(3)可知, $\log N_{\delta_i}$ 与 $\log \delta_i$ 成线性关系, 且直线的斜率取负号就是图象曲面的分形维数. 对于得到的一组点 $(\log N_{\delta_i}, \log \delta_i)$, $i = 1, 2, 3, \dots, m$, 利用最小二乘法进行线性回归即可得到直线的斜率, 再取负号就是图象曲面的估计分形维数. 本文前面提出的 4 个有向分维数的估计, 也可用类似的方法估计各分形曲线的分形维数.

由以上 N_δ 的计算过程可知, 在每个给定的 δ 下, 计算 N_δ 的主要工作是寻找图象上各个格子中象素点灰度值的最大值和最小值. 每次给定一个 δ 值, 都要对所有的象素点寻找一遍, 这显然存在大量的重复计算. 为此, 本文提出了一种双金字塔式的最小、最大值寻找算法, 可以有效提高分形维数估算算法的速度. 该算法的具体过程为:

为便于金字塔式算法的实现, 盒子边长 δ 的取值按如下方式进行: 3, 4, 6, 8, 12, 16, 24, 32. 8 个 δ 值对应的 8 个数据点 (δ_i, N_{δ_i}) , 对于用最小二乘法

估算直线的斜率以求分形维数是可以满足要求的. 为便于分析, 可把8个 δ 值分成2组: (1) 3, 6, 12, 24; (2) 4, 8, 16, 32. 这样分组后, 每一组内盒子边长的取值正好是2倍的递增关系, 即:

$$\delta_{k+1} = 2\delta_k \quad (k = 0, 1, 2, 3) \quad (5)$$

下面以第二组为例说明最大、最小值的快速求解过程. 其示意图如图2所示.

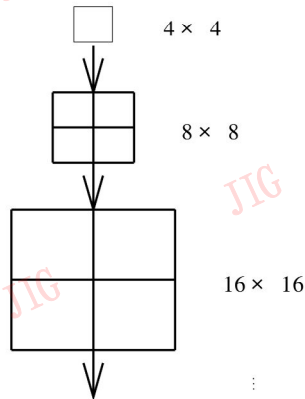


图2 最大、最小值的金字塔式求解示意图

(1) $M \times M$ 的原始图象作为双金字塔图象数据的最底层;

(2) 以 4×4 为格子划分原始图象, 求出每个格子内像素点灰度的最大值和最小值, 分别作为双金字塔的第2层;

(3) 求 8×8 格子中的最大、最小值时, 可只在双金字塔的第2层中与其对应的4个值中找出最大值或最小值即可, 求得的最大、最小值再作为双金字塔的第3层;

(4) 依此类推, 可求 16×16 和 32×32 划分时的最大、最小值, 分别作为双金字塔的第4、5层.

对于第1组的计算, 按同样的方法, 可求各个 δ 值时的最大、最小值. 最后, 综合2组的计算结果, 可得到所有与 δ 对应的 N_δ .

对于有向分维的计算, 也可用类似的方法, 不同的是用边长为 δ 的长方形代替边长为 δ 的立方体, 在曲线的 x 轴方向把其区间 (a, b) 分成长为 δ 的 m 个小区间, 如图3所示. 在每个小区间 I_k 上计算其中像素点的最大、最小值的差值如下:

$$r_k = \sup\{f(x_1) - f(x_2) \mid x_1, x_2 \in I_k\} \quad (6)$$

其中, $f(x_1)$ 为 I_k 区间的灰度最大值; $f(x_2)$ 为 I_k 区间的灰度最小值.

$$N_\delta = \sum_{k=1}^m r_k / \delta \quad (7)$$

双金字塔式的最大、最小值寻找方法仍然适用, 只是

在此变成平面型的金字塔.

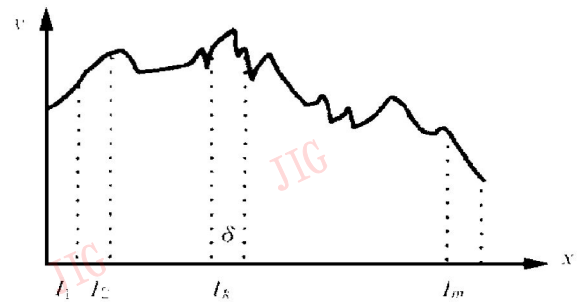


图3 分形曲线的划分情况

2 BP 神经网络设计

神经网络的主要特点是具有很强的自组织能力以及较强的容错能力、联想能力. 因此, 当对一个网络进行充分的训练或学习后, 可利用它对未学习过的模式进行高速、准确的识别, 且对于含有噪声的模式具有较强的抗干扰能力. 决定一个神经网络性能的主要因素有:

- (1) 神经元的功能函数形式;
- (2) 神经网络的拓扑结构;
- (3) 神经网络的学习规则, 即网络连接权的调整规则.

在此, 采用比较成熟的BP神经网络, 设计的结构形式如图4所示. 网络分3层, 输入层5个单元, 分别对应水果可疑缺陷区的图象灰度曲面的分形维数和4个有向分维数, 输出层一个单元, 输出值为1或0, 分别对应于水果的缺陷区和梗萼凹陷区. 考虑问题不太复杂, 只选一个隐层, 经过对神经网络的测试发现, 隐层的单元数为4比较合适. 此外, 神经元的功能函数采用S函数. 一般的BP网络的主要缺陷是学习收敛速度太慢和不能保证收敛到全局最小点. 为此, 在编程中采取了如下措施, 一是对S函数的输出进行了限幅处理, 以加快网络收敛的过程. 因为由S函数的饱和和非线性输出特性可知, 只有当其输入值小于或大于某值后, 其输出才接近于0或1, 这会使得在一定范围的训练次数内, 校正进程十分缓慢. 具体的做法是, 当S函数的实际输出小于0.01或大于0.99时, 使其输出直接取为0.01或0.99. 此外, 采用了变惯性系数的校正方法, 即:

$$\Delta W(n) = d + \eta(n) \cdot \Delta W(n-1) \quad (8)$$

$$\eta(n) = \eta(n-1) + \Delta \eta \quad (9)$$

式中, $\Delta W(n)$ 为本次校正量, $\Delta W(n-1)$ 为前次校正量, d 为由本次误差算得的校正量, $\eta(n)$ 为本次的惯

性系数, $\eta(n-1)$ 为前次的惯性系数, $\Delta\eta$ 为惯性系数每次的变化量, 此外, $\eta(n)$ 的上限值设为 0.89, 学习系数取为 0.55.

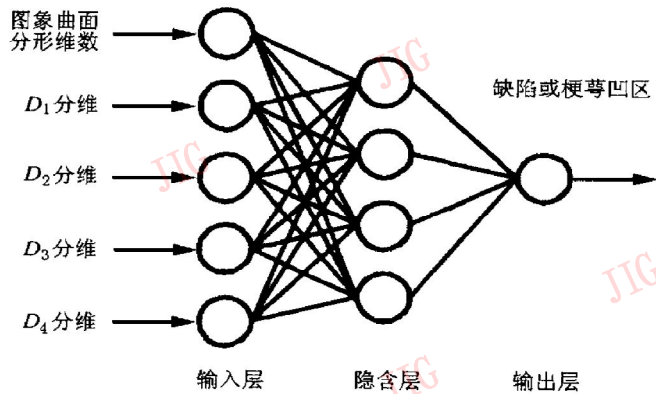


图 4 缺陷识别神经网络结构

3 实验结果及分析

为验证有向分维计算的必要性, 首先对图 5 所示的纹理图象, 利用设计的程序进行了 5 个分形纹理特征参数的计算. 计算结果如表 1 所示.

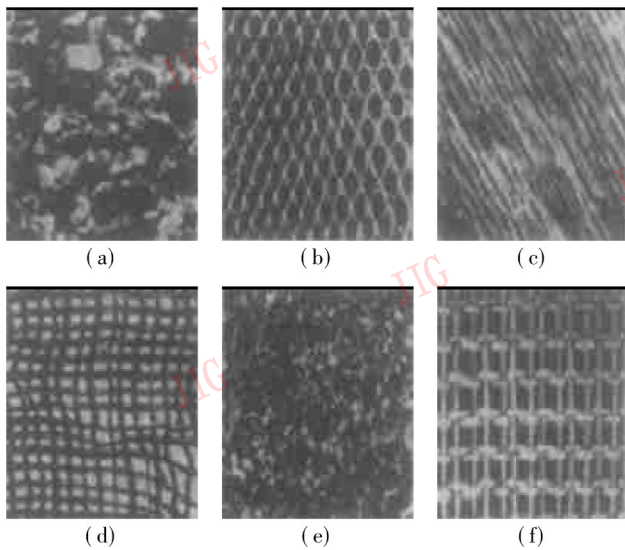


图 5 纹理结构实例(引自文献[7])

表 1 图 5 所示纹理结构的 5 个分形维数

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
D_0	2.343 3	2.387 6	2.481 2	2.366 5	2.449 4	2.378 6
D_1	1.209 0	1.094 8	1.354 0	1.139 8	1.387 3	1.277 6
D_2	1.367 3	1.242 1	1.447 1	1.261 5	1.441 3	1.248 8
D_3	1.156 3	1.177 0	1.248 6	1.309 5	1.349 7	1.269 4
D_4	1.376 8	1.288 1	1.386 7	1.304 3	1.410 5	1.341 7

表 1 中 D_0 为图象灰度曲面的分形维数, D_1 、 D_2 、 D_3 、 D_4 分别为 4 个方向的有向分维数. 从表 1 中的数据可看出, (b)、(d)、(f) 3 个图象的 D_0 相近, (c)、(f) 2 个图象的 D_0 相近, 这说明只凭传统的分形维数

很难区别各个纹理实例, 但如果再加上 4 个方向的有向分维数, 则可有效地对各纹理实例进行识别.

表 2 是本文提出的双金字塔式分形盒维数快速计算方法与一般计算方法执行时间的比较结果. 计算机采用同创 166, 内存为 32MB. 所处理图象是图 5(c). 由表 2 可看出: 当按表中的盒子边长 δ 取值时, 新的改进算法执行的时间仅为一般算法的 40% 左右. 如果图象越大, δ 取值越多, 则更加显出改进算法的优越性.

表 2 改进算法与一般算法执行时间的比较

方法	δ 取值	图象大小 (像素)	时间 (ms)
一般算法	4, 8, 12, 16, 20	370× 370	270
改进算法	4, 8, 16, 6, 12, 24	370× 370	110

为了对水果缺陷识别神经网络进行训练和测试, 首先从市场上买来带缺陷的苹果作为训练样本, 样本数为 12, 其中包含 6 个缺陷区, 6 个梗萼凹陷区, 经过 2 400 次的训练, 达到误差 < 0.000 3. 在神经网络的测试阶段, 又准备了 15 个样本, 其中包括 6 个缺陷区, 9 个梗萼凹陷区, 测试结果如表 3 所示. 当神经网络的输出值接近 1 时, 表明是梗萼凹陷区, 接近 0 时, 则为缺陷区. 从表中的数据可看出, 9 个苹果梗萼凹陷区, 神经网络识别的结果完全正确, 6 个缺陷区中, 10 号缺陷区出现误判. 通过观察发现, 10 号缺陷区属于严重腐烂, 腐烂区呈较深的凹陷状, 故神经网络误判为梗萼凹陷区.

表 3 神经网络测试结果

序号	类型及面积	神经网络输出
1	梗萼凹陷区 31× 31	0.985 4
2	梗萼凹陷区 38× 38	0.994 9
3	梗萼凹陷区 32× 32	0.639 3
4	梗萼凹陷区 37× 37	0.985 4
5	梗萼凹陷区 39× 39	0.952 6
6	梗萼凹陷区 40× 40	0.978 3
7	梗萼凹陷区 44× 44	0.863 9
8	梗萼凹陷区 44× 44	0.984 0
9	梗萼凹陷区 44× 44	0.831 4
10	缺陷区 42× 42	0.994 8
11	缺陷区 49× 49	0.059 3
12	缺陷区 54× 54	0.036 5
13	缺陷区 61× 61	0.053 9
14	缺陷区 62× 62	0.274 3
15	缺陷区 81× 81	0.265 9

由此可得出,虽然神经网络的训练样本较少,但测试识别结果的精度可较高,大约为 93% 特征.对于单个苹果的可疑缺陷区,利用提出的快速维数计算方法和神经网络进行识别,在微机(同创 166,内存 32MB)上测试的执行时间一般在 4~7ms,因为缺陷可疑区较小($< 90 \times 90$ 象素),所以执行时间很短,而训练好的神经网络,执行时间一般在微秒级.因此,所提出的方法适合于水果缺陷的在线识别.

4 结 论

本文提出的双金字塔数据形式的盒维数快速计算方法,可以大大地减少传统实数域分形盒维数的计算量,执行时间仅为传统计算方法的 40% 左右.利用 5 个分形维数作为水果图象可疑缺陷区的特征参数,然后利用人工神经网络(BP)作为模式识别器,区分水果表面的缺陷区和梗萼凹陷区,十分有效



李庆中 中国农业大学(东区)电子电力工程学院副教授,博士研究生.主要从事计算机图象处理、农业生物模式识别方面的研究.

和迅速,识别精度可达 93%,这对于水果外部品质实现在线检测和分级有重要的意义.

参 考 文 献

- 1 Miller B K *et al.* Peach defect detection with machine vision. Transaction of the ASAE, 1991, 34(6): 2588~ 2597.
- 2 Grove T G *et al.* Real-time defect detection in fruit—Part II: An algorithm and performance of a prototype system. Transaction of the ASAE, 1996, 39(6): 2309~ 2317.
- 3 Mandelbrot B B. The Fractal Geometry of Nature. New York: Freeman, 1983.
- 4 张济忠. 分形. 北京: 清华大学出版社, 1995.
- 5 应宇铮, 石青云. 实数域上的盒数计算与分形维数估计. 模式识别与人工智能, 1997, 10(4): 357~ 361.
- 6 Sarkar N, Chandhuri B B. An efficient approach to estimate fractal dimension. Pattern recognition, 1992, 25(9): 1035~ 1041.
- 7 Wahl F M. 数字图象信号处理. 上海: 上海远东出版社, 1993.



汪懋华 教授, 博士生导师, 中国工程院院士. 主要从事计算机图象处理、农业生物模式识别及精细农业(Precision Agriculture)方面的研究.