

黄花梨果形的机器视觉识别方法研究*

应义斌 景寒松 马俊福 赵 匀 蒋亦元
(浙江大学) (东北农业大学)

摘 要 黄花梨的果形是分级的重要特征之一。利用机器视觉采集黄花梨图像,研究了不规则果形的形状描述方法,提出在黄花梨的分级过程中采用傅立叶变换与傅立叶反变换对来描述果形,开发了基于人工神经网络的果形识别软件。研究发现该傅立叶描述子的前 16 个谐波的变化特性足以代表梨体的主要形状,采用傅立叶描述子与人工神经网络相结合的方法进行果形识别的精确率可达 90%。而且只要有合适的训练对,该方法也可以用来对其它水果进行外形识别。

关键词 机器视觉 黄花梨 果形 识别

我国的水果生产在世界水果生产中占据重要的位置,但目前国内农产品的品质检测技术依然十分落后。随着计算机软硬件性能的不断提高而价格不断下降,机器视觉技术应用于农产品品质检测在技术上及经济上已经成为可能。本文选择黄花梨作为研究对象,研究了利用机器视觉技术检测黄花梨果形的理论与方法,并利用 Windows 编程技术,开发了一套根据黄花梨的果形进行分级的应用软件,为进一步研究开发具有市场前景的机器视觉水果品质检测系统提供了理论依据。

1 果形的描述与分类特征提取

1.1 果形的描述

梨的果形判别与分类是根据梨的形状将其分为几类,人通过眼和大脑很容易进行果形的判别,但对计算机来说并非易事,为此必须首先研究果形的描述方法和适合计算机判别的特征提取。

一般情况下,有关形状的描述大多是意念上或是艺术上的,而不是定量的。对于多数规则物体的形状可以用精确的数学术语来描述;对于不规则的形状则必须进行曲线拟合,但复杂曲面的表达和拟合非常困难。如在梨的分级过程中用曲线拟合来描述梨的形状是不合适的,因为: 1) 寻找拟合曲线是一费时的过程,不适于梨的实时分级要求; 2) 梨是一生物体,在生长过程中由于受到自然和其它复杂因素的影响,其呈现的外部形状很难用统一的曲线来描述,它使得依据曲线进行梨的形状判别很困难; 3) 梨分级过程中对果形的要求并不象对工业产品那样非常严格,允许果形有一定的变化范围,因此无需用曲线来严格描述。有鉴于此,我们采用能反应果形特征的系数来描述果形。

1.2 傅立叶变换子

对于边界来说,最重要的是组成边界的点的位置信息,其它信息(如亮度信息)完全可以忽

收稿日期: 1998-12-08

* 国家自然科学基金资助项目(3980099)

应义斌,教授,院长,杭州市凯旋路 268 号 浙江大学农业工程学院,310029

略掉。因此可以将边界看作是平面或空间坐标系下的点集构成的曲线,因而可利用傅立叶变换描述此曲线,这一方法被称为傅立叶描述子。

水果的外形曲线,大都是一条封闭的似圆曲线,可以在极坐标系下表示为 $r(\theta)$,其中 θ 为极角, $r(\theta)$ 为极半径,且水果外形的数学描述为一周期函数,即有

$$r(\theta + 2\pi) = r(\theta)$$

式中 2π 即表示曲线的周期为 2π

根据周期函数的性质:任何周期函数均可按傅氏级数展开成不同频率分量的三角函数的合成,即

$$F(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t))$$

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) dt$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \cos(n\omega t) dt$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \sin(n\omega t) dt$$

根据欧拉公式,上式可进一步写为

$$F(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f_n e^{-j n \omega t}$$

式中 f_n —— n 次谐波分量的复数系数。

且有

$$f_0 = a_0$$

$$f_n = r_n e^{j\varphi_n} = (a_n - j b_n) / 2 = c_n e^{-j\theta_n} \quad n = 1$$

$$f_{-n} = r_n e^{-j\varphi_n} = (a_n + j b_n) / 2 = c_n e^{j\theta_n} \quad n = 1$$

而

$$c_n = \sqrt{a_n^2 + b_n^2} / 2 \quad n = 1$$

$$\theta_n = \arctg(b_n / a_n) \quad n = 1$$

式中 r_n, φ_n —— n 次谐波分量的幅值和初相位角。对于一个周期函数 $F(t)$,如果知道它所含的每个频率分量的复数系数 f_n ,也就是 r_n 和 φ_n ,那么该函数的数学表达式就容易得到。而且通过对 $F(t)$ 的傅立叶反变换

$$f(k) = \int F(t) e^{j n \omega t} dt$$

可以求得 $f(k)$,即傅立叶变换与傅立叶反变换对我们提供了一种描述函数及其各次谐波的方法。利用这一特性,我们可以对梨实施傅立叶变换(DFT)。

对于图 1 所示梨的图形,在将果梗与梨体分开后^[1],我们可以计算形心点 O 的坐标

$$Q_x = \frac{x \times 1}{S}, \quad Q_y = \frac{y \times 1}{S}$$

式中 x, y ——梨体中像素点的横、纵坐标; S ——梨体的投影面积。

我们以果梗与梨体交界点 a 点为起始点^[1],逆时针方向求取半径序列 $r(k), \{k= 0, 1, 2, \dots, 255\}$ 。

由于各果品之间大小不一,因而即使取傅立叶变换得到 $F(h)$,仍不存在可比性,为此,将

其归一化为半径为 1 的标准圆

$$r_p = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} r(k) / 256$$

$$r_g(k) = r(k) / r_p$$

式中 r_p 表示半径的平均值, $r_g(k)$ 表示归一化后的半径. 此时, 各梨体无论其大小都可以进行比较, 对其做离散傅立叶变换

$$F(h) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_g(k) e^{-j2hk/n}$$

$$h = 0, 1, 2, \dots, n/2$$

因为 $F(h)$ 是对称的, 所以只要计算其前 $n/2$ 个值即可.

从图 2 中可以看出, 前 16 个 $F(h)$ 已足以代表梨体的主要形状, 而且起主要作用的又是前 4 个 $F(h)$. 而一个梨体的外曲线周长点数多达上百个, 从而将数据大大地进行了压缩. 同时可以证明: $F(0)$ 代表了平均果径; $F(1)$ 代表了水果曲线的弯曲程度; $F(2)$ 代表了它的长度; $F(3)$ 代表了它的三角度; $F(4)$ 代表了它的方度.

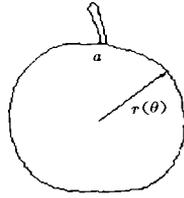


图 1 DFT 计算示意图

Fig 1 Sketch of DFT calculation

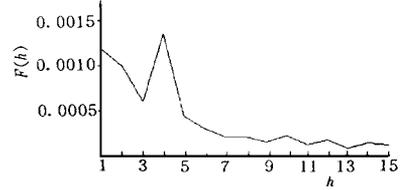


图 2 $F(h)$ 值的变化示意图

Fig 2 $F(h)$ change sketch

2 基于人工神经网络的梨的外形识别

2.1 基于BP 网的黄花梨外形识别系统

黄花梨的外形识别实质上是一分类问题, 在决策理论中, 分类问题可看作寻找一个函数, 该函数能够依据给定的输入模式估计出或给出最佳的分类输出 (如 Bayes 分类)。当预测与分类的问题复杂而给出的信息又是不完全时, 则构造这样的函数非常困难. 而人工神经网络 (ANN) 的特点是在决策过程中不需要建立任何数学模型, 只需要根据输入的采样数据去估计其要求的决策.

多层前传网 (又称 BP 网) 能够实现复杂的高度非线性映射, 适宜于复杂类模式的识别, 故被选作本系统的网络结构.

2.2 BP 人工神经网络及学习算法

本系统所用的 BP 人工神经网络的网络结构和神经元模型分别如图 3 和图 4 所示, 其中

$$a_i = g_i(p_i) = \frac{1}{1 + \exp(-c \cdot p_i)} \quad \omega_j, v_{ki} \text{ 为权重值}$$

这种活化函数呈 S 形 (Sigmoidal function), 其中系数 c 即为活化函数的陡峭度因子, 可以调节曲线的斜率. 这种函数的特点是当 p_i 从 $-$ 到 $+$ 变化时, a_i 值从 0 变化到 1.0. 它的好处是 p_i 的很大变化仍使 a_i 的变化限于一定的范围内, 且当 p_i 在 0.5 附近时, 极小的变化会引起函数值极大的响应, 当 p_i 趋向于 $-$ 或 $+$ 时, a_i 函数值趋近于 0 或 1.0, 近似于域值函数

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases}$$

适于用作分类, 且由于 $g_i(p_i)$ 是连续可微的, 可以用梯度法进行推算.

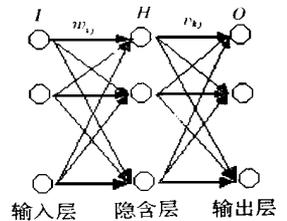


图 3 神经网络

Fig 3 Structure of neural network

3 试验与结果分析

3.1 果形的判别试验

试验步骤与目的: 首先选取 24 组形状各异的黄花梨进行离散傅立叶变换, 计算其傅立叶描述子, 选取其前 16 个谐波分量为输入值, 然后根据国家标准将梨分为好 (1, 0, 0, 0)、尚好 (0, 1, 0, 0)、有缺陷 (0, 0, 1, 0) 和不合格 (0, 0, 0, 1) 4 种, 然后用这 24 组训练对反复对神经网络进行训练直至总误差小于一给定值, 认为网络训练完毕, 表 1 是不同结构的人工神经网络的训练次数和经训练样本的学习及训练后对非训练样本的精度。

由表 1 可见, 隐含层结构越大, 训练速度越快, 但判别精度并未显著提高, 而隐含层神经元越多, 实际上的运算次数越多, 因而结构 16-22-4 的网络可选作进行黄花梨的外形判别, 这是因为它不但达到了一定的正确率, 而且网络结构较小, 计算机运行次数较少。

3.2 活化函数的陡峭度

由于神经元的活化函数特征决定于陡峭度因子 c , 而 $g(p)$ 的导数又是误差信号矢量的乘积因子, 所以活化函数的陡峭度对神经网络学习的影响很大。试验中, 选择 16-22-4 的结构, 选择不同的陡峭度因子 c , 重复上述试验, 以测试 BP 网在不同比例因子下的判别精度。由表 2 可知, 当陡峭度因子选为 4.0 时, 最为合适, 其判别精度为 90%。

表 1 BP 网的训练及判别精度

Tab. 1 BP network training and accuracy of identification

结构	学习次数, 总 误差小于 0.1	样本学习率 /%	非样本判别 正确率/%
16- 4- 4	199292	100	88
16- 6- 4	153846	100	83
16- 8- 4	124502	100	88
16- 10- 4	143849	100	88
16- 12- 4	121303	100	88
16- 15- 4	117798	100	88
16- 18- 4	102725	100	88
16- 22- 4	95521	100	90
16- 25- 4	94497	100	88
16- 28- 4	98451	100	88
16- 30- 4	88110	100	88

表 2 不同陡峭度因子对 BP 网的影响

Tab. 2 Effect of various steepness on BP network

c	学习率 /%	收敛速度	判别精度 /%
0.5	100	101659	88
1	100	95468	88
2	100	99629	85
3	100	112239	90
4	100	89319	90
5	100	101954	88
6	100	104467	88
7	100	91848	88

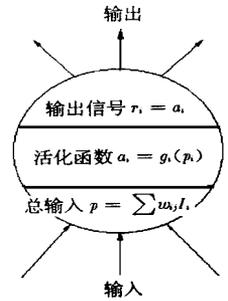


图 4 神经元
Fig. 4 Neuron

4 结论

1) 在黄花梨的分级过程中采用曲线拟合的方法来描述梨的形状是不合适的, 而应该采用能反应果形特征的系数来描述果形。

2) 用傅立叶变换与傅立叶反变换对描述果形非常有效, 该傅立叶描述子的前 16 个谐波的变化特性就足以代表梨体的主要形状, 而且起主要作用的又是前 4 个 $F(h)$, 这样可大大减少需处理的数据量。

3) 采用傅立叶描述子与人工神经网络相结合的方法进行果形识别的精确率可达 90%。

而且只要有合适的训练对,该方法也可以用来对其它水果进行外形识别,这为进一步研究开发机器视觉水果品质检测系统打下了基础。

参 考 文 献

- 1 应义斌,景寒松,马俊福 用计算机视觉进行果梗识别的新方法 农业工程学报,1998,14(2):221~225
- 2 李晓明,岩尾俊男,藤浦建史等 水果损伤图像检测系统(第1报). [日]农业机械学会志,1993,55(4):93~99

Shape Identification of Huanghua Pear Using Machine Vision

Ying Yibin Jing Hansong Ma Junfu Zhao Yun
(Zhejiang University, Hangzhou)

Jiang Yiyuan
(Northeast Agricultural University, Harbin)

Abstract The shape of Huanghua pear is one of the most important features in classification. Images of Huanghua pears were acquired by means of machine vision system. The method to describe the shape of irregular fruit was studied, in which the Fourier transform and Fourier inverse transform were applied. A sort of software for fruit shape identification based on artificial neural network was developed. It was concluded that the first sixteen harmonics of the Fourier descriptor were enough to represent the primary shape of pear, and the shape identification accuracy could reach 90% by applying the Fourier descriptor in combination with artificial neural network. Furthermore, this method can also be used to identify the shape of other fruits as the suitable training set is found.

Key words machine vision, huanghua pear, fruit shape, identification