

草莓采摘机器人的研究： · 基于 BP 神经网络的草莓图像分割

张铁中 周天娟

(中国农业大学 工学院,北京 100083)

摘要 草莓成熟度和空间位置的识别是草莓采摘机器人研究的重要环节,解决此问题必须首先对采集的草莓图像进行分割。采用三层 BP 神经网络,通过分析选取 3×3 邻域像素的 H 通道值作为草莓图像的特征;选取 HSV 模型中与亮度无关的通道以排除图像的明暗对分割效果的影响;采用单通道以缩短图像处理时间。选取 20 幅图像作为训练样本,以人工借助 Photoshop 软件分割后的图像作为教师信号,采用 BP 算法对神经网络的权值进行训练。经过 100 次循环后(误差为 0.001),获得了有效的网络权值。试验结果表明,利用 BP 神经网络能较好地实现成熟草莓果实与背景的分,经过提取大区域和腐蚀、膨胀等算法的进一步处理后,效果更好;而且,只要改变训练时的教师信号,即可实现对草莓果梗、萼片等图像的分割。

关键词 BP 神经网络;草莓;图像分割;特征

中图分类号 TP 274

文章编号 1007-4333(2004)04-0065-04

文献标识码 A

Strawberry harvesting robot : · Segmentation of strawberry image by BP neural network

Zhang Tiezhong , Zhou Tianjuan

(College of Engineering , China Agricultural University ,Beijing 100083 , China)

Abstract For the strawberry harvesting robot , the degree of maturation and recognition of the position in space are the important steps . First of all , segmentation of strawberry image is required . The three layers BP neural network method for segmenting the true color of strawberry image was studied . The H channel values of 3×3 neighborhood pixels were obtained as features through analysis . In the HSV model , channel H was chosen to get rid of the effect of light because it had no relation with light . Single channel was selected to shorten processing time . In the network , 20 strawberry images were taken as training samples . And results of manual segmentation images were taken as teacher signals . The BP algorithm was used to train the parameter of the network . The effective parameter was achieved after 100 times ' training . The error was 0.001 . The result of this experiment showed that expected segmentation result could be achieved by using BP network method . After taking further processing such as picking up bigger areas , erosion and dilation , etc . , the result could be better . Moreover , if the teacher signals were changed , the image segmentation of peduncle or sepal could be realized easily .

Key words BP neural network; strawberry; image segmentation; feature

我国草莓栽培面积 1985 年约为 $3\,300\text{ hm}^2$,近年来迅速扩大,到 2000 年已达到 $66\,700\text{ hm}^2$,北起黑龙江,南至广东,东起山东,西到新疆均有种植^[1]。草莓成熟后必须及时采摘,尤其是盛果期

(约 30 d),草莓日成熟量可达 $150 \sim 200\text{ kg} \cdot 667\text{ m}^{-2}$,2 个劳动力需工作约 $10\text{ h} \cdot \text{d}^{-1}$ 才能采摘完。草莓采摘工作的复杂性和劳动强度已成为制约草莓种植业发展的重要因素。然而,由于草莓形状

收稿日期:2004-04-23

基金项目:国家高技术研究发展计划资助项目(2001AA422300)

作者简介:张铁中,教授,博士生导师,主要从事生物生产自动化和农业机器人的研究。

复杂,果实娇嫩,生熟掺杂,难于实施机械化采摘,所以研究基于图像处理的机器人草莓采摘技术具有重要意义。日本在试验室对垄作栽培和高架栽培的草莓采摘机器人做了一些试验性的研究,我国草莓采摘机器人的研究也刚刚起步。

草莓成熟度和空间位置的识别是机器人进行草莓采摘需要首先解决的关键问题,而要解决此问题必须先将成熟草莓果实的图像从复杂的背景图像中提取出来,即对实际拍摄的彩色图像进行分割。目前常用的图像分割技术有:阈值分割法、区域生长法、区域的分裂与合并法、边缘检测与边界跟踪法等^[2]。针对草莓果实的图像,目前较为成功的分割方法是利用 *Lab* 色彩模型中的 *a* 通道,通过阈值化对图像进行处理^[3],这种方法需要凭经验或靠试验来确定合适的阈值。

近年来,神经网络被引入图像处理领域来进行图像的分割,例如,对彩色图像的分割和边缘检测^[4],对秧苗的图像分割^[5],等等。神经网络中应用最广泛的是 BP(back propagation) 算法^[6],即反向传播算法,是 20 世纪 80 年代中期由 D. E. Rumelhart 等提出的。BP 神经网络不需要给定输入、输出图像之间的推理规则,通过对训练样本的大量学习即可实现网络的记忆功能,然后,只要给出输入图像,应用获得的权值进行相应的计算,即可得到期望的输出图像。这种方法不需要确定阈值,容错性和联想性也很好。

本研究采用 BP 神经网络模型对采摘前草莓的图像进行了分割。

1 图像特征提取

试验采用从北京昌平区兴寿镇草莓基地实地拍摄的草莓图像,为数码相机在实际环境自然光源下采集。

用 PC 机对图像进行处理,计算机配置 Intel Pentium 4 处理器,CPU 主频为 1.7 GHz,内存为 256 MB。操作系统为 Red Hat linux 9。

图像分割前,必须先进行特征提取,获得特征数目较少且分类错误概率较小的特征向量。为了有效地实现分类识别,要对原始数据进行选择和变换,得到最能反映分类本质的特征,即图像中各个像素点的特征。

对于彩色图像,必须充分利用其所包含的丰富的色彩信息,选择适当的特征,以便依据特征上的差

别对目标和背景进行区分。成熟草莓的果实具有颜色相似的特征,本研究选取 3×3 邻域像素 *H* 通道值作为其特征,用神经网络方法实现这些算子的图像分割功能。

HSV 模型是一种常用的颜色感知模型,这种色彩模型用色彩的三属性来描述颜色,比较符合人们对颜色的描述习惯。*HSV* 模型和常见的 *RGB* 模型之间的转换关系为^[7]:

$$H = \arccos \frac{2R - G - B}{2\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \quad (1)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} \min(R, G, B) \quad (2)$$

$$V = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (3)$$

式中:*H* 为色调,*S* 为色饱和度,*V* 为明度或亮度。

由于实地拍摄时光强变化较大,必须排除图像的明暗对分割效果的影响,因此,要选取 *HSV* 模型中与亮度无关的 *H* 和 *S* 通道;又因为采用单通道可以减少图像处理时间,提高处理效率,所以只选取其中的 *H* 通道来进行研究。

2 BP 神经网络的建立与图像分割

本研究中,图像分割采用三层的 BP 神经网络,输入层为 9 个神经元,以 3×3 邻域像素 *H* 通道的值作为输入,即

$$\begin{bmatrix} H(i-1, j-1) & H(i, j-1) & H(i+1, j-1) \\ H(i-1, j) & H(i, j) & H(i+1, j) \\ H(i-1, j+1) & H(i, j+1) & H(i+1, j+1) \end{bmatrix}$$

这样可以减小噪声的影响。中间层暂定为 9 个神经元,输出层为 1 个神经元。输出神经元为 (i, j) 点的 *H* 通道值 1 或 0:1 为目标点,即属于成熟草莓的点;0 为背景点,即不同于成熟草莓颜色特征点。

神经元输入输出函数为双弯曲函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

输出层的神经元输出与教师信号的平方误差和定义为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (d_k - o_k)^2 \quad (5)$$

式中: o_k 表示输出层神经元 *k* 的输出; d_k 表示给输出层的教师信号,本研究选用 20 幅人工借助 Photoshop 软件分割得到的成熟草莓果实图像作为教师信号。

1) 中间层神经元数量的确定。中间层神经元数

量的确定较为困难。为了在收敛性和学习效率之间求得平衡,采用了中间层节点自适应的方法,引入中间层节点相关系数 r_{ij} 和样本分散度 σ_i 作为衡量中间层节点的指标^[7]。相关定义:

$$\bar{o}_i = 1/n \sum_{p=1}^n o_{ip} \quad (6)$$

式中: \bar{o}_i 为中间层节点 i 在学习完 n 个样本后的平均输出, o_{ip} 为中间层节点 i 在学习第 p 个样本时的输出, n 为训练样本总数。

中间层节点相关系数 r_{ij} 和样本分散度 σ_i 的定义如下:

$$r_{ij} = \frac{\sum_{p=1}^n o_{ip} \cdot o_{jp} - \bar{o}_i \bar{o}_j}{\sqrt{\sum_{p=1}^n o_{ip}^2 - \bar{o}_i^2} \sqrt{\sum_{p=1}^n o_{jp}^2 - \bar{o}_j^2}} \quad (7)$$

$$\sigma_i = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n o_{ip}^2 - \bar{o}_i^2 \quad (8)$$

对中间层节点的处理方法分 2 种情况来考虑:

- a) 若 $|r_{ij}| > \sigma_1$ 且 $\sigma_i, \sigma_j < \sigma_2$, 合并节点 i, j ;
- b) 若 $\sigma_i < \sigma_2$, 则删除节点 i 。

一般, σ_1 取 0.8~0.9, σ_2 取 0.001~0.01。

在本文中, σ_1 取 0.8, σ_2 取 0.01。程序计算结果为,中间层节点中有 2 个合并为 1 个,1 个被删除,所以最终中间层节点数确定为 7 个。

2) 学习的快速化^[6]。为了实现学习的快速化,引入惯性项(momentum term)。“惯性”借用了力学中的惯性概念,不仅考虑当前值,而且对过去的影响加以考虑。在 $t = n$ 时刻求权值修正量时,增加前一时刻($t = n - 1$)的权值修正量

$$w_{ji}^n = - \frac{\partial E^{n-1}}{\partial w_{ji}^{n-1}} + \eta w_{ji}^{n-1} \quad (9)$$

式中: η 为学习率; E^{n-1} 为直到 $n - 1$ 时刻输出层的平方误差和; η 为惯性项系数, $0 < \eta < 1$ 。当前值的修正方向与前一次的权值修正方向相异,即式(9)等式右侧第 1 项与第 2 项符号相反时,求和修正量的绝对值变小,可以防止过调节;相反,修正量方向相同时,相加后修正量变为较大的值(绝对值),可以达到学习的快速化。本文中取 $\eta = 0.05$, $\alpha = 0.9$ 。

3 结果与分析

3.1 试验结果

经过 100 次循环后,总误差降至 0.001,得到收敛、有效的网络权值。利用训练后的权值进行图像分割,得到分割好的成熟草莓果实的图像(图 1)。由于图像是在自然光下拍摄的,所以样本中的成熟草莓果实表面因反光形成了部分白色斑点(图 1(a)和(b)),给训练造成干扰,导致分割后的目标果实图像之外的区域上残留了部分接近白色的小块区域

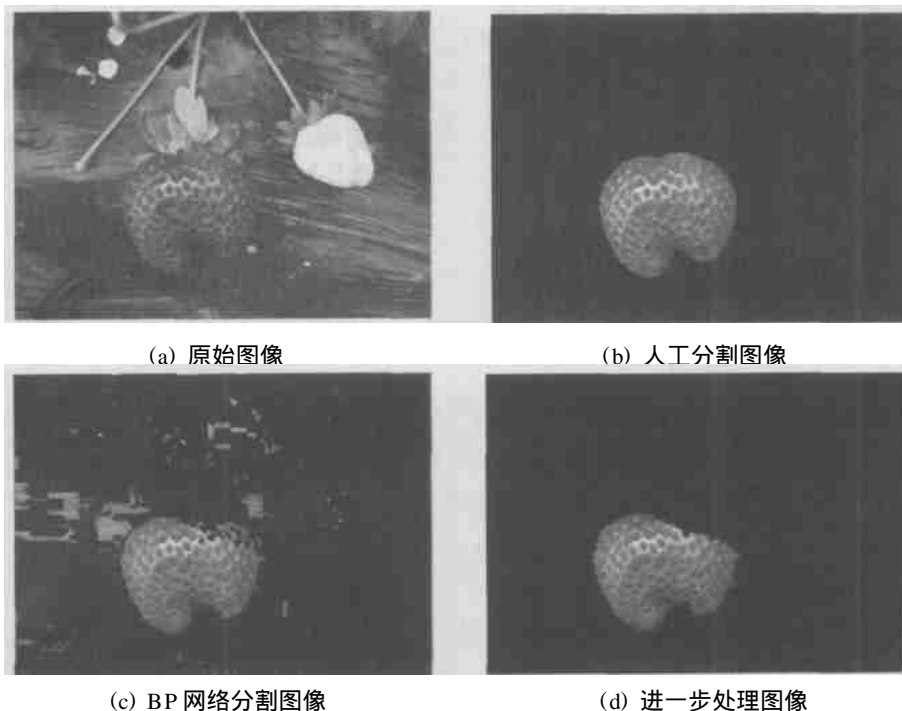


图 1 草莓图像的分割结果

Fig. 1 The image segmentation results of strawberry

(图1(c)),不过草莓的边界比较完整,经过进一步处理可很方便地消除这些小区域;同时,由于样本数量有限或者果实上沾有杂质,使个别本应该属于目标果实的像素点被误除掉,这也可以加以改进。

3.2 图像的进一步处理

为了除去成熟草莓果实图像背景上的白色小区域,采用了提取大区域的方法。在此之前先进行一次腐蚀运算,将背景上与草莓果实连接的区域分离,然后再进行提取。提取大区域以后,草莓果实与背景分离较好,但是草莓果实内部也出现了一些小孔洞。为了达到更好的效果,对分离后的图像进行了一次膨胀运算,结果见图1(d)。

3.3 讨论

影响图像分割效果的主要因素是神经网络权值的可靠性,而影响神经网络权值的主要是教师信号的准确性以及样本的多样性和数量,所以适当增加样本数量或提高教师信号精度,可以在一定程度上使图像分割效果更好。

图像分割的总效率由2部分组成,即学习效率 and 分割效率。学习效率直接受样本的数量、大小和训练次数的影响。神经网络的训练需要对每幅图像的每个像素点进行对应学习,本研究中采用的每幅样本图像大小为 $400 \times 300 \text{ pix}$,循环100次约需20 min。分割效率只与待处理的图像大小有关。经训练得到有效权值后,神经网络就具有了记忆功能,再利用该网络来进行图像分割就很方便,所需时间也很短,效率很高。虽然学习时需要花费一定的时间,但是在整个图像分割过程中,只需要学习一次,之后的工作就是应用获得的权值对需要处理的图像进行

分割,该过程可以在瞬间完成。

4 结束语

采用BP神经网络的方法对实拍的彩色草莓图像进行分割,网络结构是 $9-7-1$;经过100次循环后,误差为0.001,得到有效的网络权值。试验结果表明,利用BP神经网络能较好地实现成熟草莓果实与背景的分,经过提取大区域和腐蚀、膨胀等算法的进一步处理后效果更好,完全能满足对图像后续处理的要求;而且,只要改变训练时所采用的教师信号,即可实现对草莓果梗、萼片等图像的分割。

参 考 文 献

- [1] 谭昌华. 世界草莓生产与贸易现状及发展趋势(下)[DB/OL]. <http://www.chinagreenhouse.com/chinagreenhouse/database/contents/text/w030862.htm>
- [2] 黄凤岗,宋克欧. 模式识别[M]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学出版社,1998. 146~156
- [3] 高锐. 草莓收获机器人的初步研究[D]. 北京:中国农业大学,2004
- [4] 雄联欢,胡汉平,李德华,等. 用BP网络进行彩色图像分割和边缘检测[J]. 华中理工大学学报,1999,27(2)
- [5] 吕朝辉,陈晓光,吴文福,等. 用BP神经网络进行秧苗图像分割[J]. 农业工程学报,2001,17(3):146~148
- [6] 谷隆嗣. 人工神经网络与模糊信号处理[M]. 马炫译. 北京:科学出版社,2003. 23~29
- [7] 贾云得. 机器视觉[M]. 北京:科学出版社,2000. 155~157
- [8] 雷鸣,朱心飏,尹申明,等. 自构形神经网络及其应用[J]. 计算机科学,1994,21(1):52~74