

基于主动轮廓技术的植物叶图像提取方法

李云峰,曹渝昆,朱庆生

(重庆大学计算机学院,重庆 400044)

摘要:叶是植物的重要特征信息,叶片图像提取是植物器官建模和生鲜植物识别的关键步骤。在植物自动识别和叶建模领域具有重要价值。笔者提出了一种基于主动轮廓技术和细胞神经网络的叶图像提取方法,实践表明基于细胞神经网络的可变模板技术实现了对植物叶片轮廓的灵活控制,同时结合了隐含模型和参数模型的特征,提高了提取的精度和鲁棒性。提取结果表明,采用该算法可以有效提取叶脉络。

关键词:图像提取;可变模板;叶脉络;细胞神经网络

中图分类号: TP391. 9

文献标志码: A

文章编号: 1000 - 2006 (2009) 03 - 0146 - 05

The extraction method of leaf image based on the active contours

LI Yun-feng, CAO Yu-kun, ZHU Qing-sheng

(Department of Computer Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Leaf was important visual characteristic of plant. The leaf image extraction was a key step of modeling plant organs and living plant recognition, and had important value in the fields of automatic identification of plant and modeling. An efficient leaf image extraction method was proposed by combining active contours with cellular neural networks (CNN) in this paper. The active contours based on CNN provided a high flexibility and control for the contour dynamics. This approach had the advantage of applying a priori knowledge, put similar characteristics from both the implicit and parametric models, to improve the precise and robustness of image extraction. The results showed that the calculation method could be used for effectively extracting leaf vein and an ideal test results was obtained.

Key words: image extraction; active contours; leaf vein; cellular neural networks

植物具有非常复杂的结构。在计算机图形学研究领域已有大量的植物形态模型,近似模拟植物的生长过程。近年来,在文献中可以见到多种表示植物叶特征的方法,但大部分方法主要考虑叶轮廓边缘的表示和识别,较少考虑具有重要价值的叶脉络信息^[1-3]。相对于植物结构模型的研究,植物器官建模研究少有报道。笔者提出了一种叶特征提取方法,把基于细胞神经网络的主动轮廓技术应用于叶图像提取,以期虚拟植物器官建模、植物自动识别等研究提供理论基础。

1 基于细胞神经网络的主动轮廓技术

1.1 主动轮廓与细胞神经网络

(1)主动轮廓(或称 Snake 模型)是一种可变模型(或称弹性模型),基于主动轮廓的分割是一种较为新颖的图像分割方法,主要目的是克服经典边检测方法的缺陷^[4],已成功应用于医学图像处理,在植物图像分割中也取得了较为理想的效果^[5]。隐含模型技术是对参数化模板技术的另一种改进,该方法可以较好地解决拓扑结构变换问题,但同时造成对轮廓的演化过程难以控制,减少了作为结束演化过程的指导信息^[6-7]。

(2)细胞神经网络属于动态网络范畴的神经网络模型,由线性和非线性电路元件组成。细胞神经网络结构和细胞自动机理论类似,可看作由一个 n 维向量的动态处理单元以及它们之间的局部连接构成;网络中的每一个细胞只与其相邻细胞连接,相邻细胞可以彼此相互交互;由于细胞允许以连续时间繁殖,因

收稿日期:2008 - 04 - 12

修回日期:2008 - 12 - 26

基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2006bb2229);国家自然科学基金资助项目(60773082);中国博士后科学基金(20080430744, 20080430740)

作者简介:李云峰(1975—),讲师,研究方向为计算机信息科学。E-mail: lyf129@126.com。

引文格式:李云峰,曹渝昆,朱庆生. 基于主动轮廓技术的植物叶图像提取方法[J]. 南京林业大学学报:自然科学版, 2009, 33(3): 146 - 150.

此细胞间不直接相连而是间接相互影响。细胞神经网络的维数可以是任意的。一般图像处理常采用二维拓扑结构,图像中的每一个像素对应网络中的每一个细胞;在三维图像处理中,可采用三维拓扑结构。图 1 给出了二维细胞神经网络结构,有 $m \times n$ 个细胞,第 i 行 j 列的细胞为 $c(i, j)$ 。

细胞神经网络中元细胞处理来自邻域的信息, $N_r(i, j)$ 表示细胞 $c(i, j)$ 的 r 邻域。在一个 $m \times n$ 的二维细胞神经网络排列空间内:

$$N_r(i, j) = \{ c(i, j) \mid \max\{ (i - i), (j - j) \} \leq r \}$$

细胞之间信息交换可以是其直接输出和外部输入, $A(i, j, k, l)$ 表示 $c(k, l)$ 的输出与 $c(i, j)$ 之间的连接权,是反馈模板; $B(i, j, k, l)$ 表示第 $c(k, l)$ 的输入与 $c(i, j)$ 之间的连接权,是控制模板。线性关系(空间不变性)是一个重要特性,由此可以对网络中的所有细胞单元定义两个方阵 A 和 B , r (相邻级数),偏移量 l_0 。集合 $\{A, B, l_0\}$ 称为复制模板,对于特定问题求解,网络需定义相应的复制模板。一般可采用启发式搜索得到有效模板。

1.2 主动轮廓技术

主动轮廓技术的主要思想是:对图像中某个位置的一个初始轮廓,根据一定条件(外力和内力),对初始形状和位置进行演化或形变,同时考虑图像的分层因素,最终得到分割结果。外力引导蛇行曲线(轮廓线)表示图像的特征,内力调整曲线的弹性。轮廓线的调整是通过使能量 E 取得最小值实现的,能量 E 由两部分组成: E_{int} 表示轮廓线的内部限制力(轮廓线的内部能量,简称内力), E_{image} 表示图像的特征(外部能量,简称外力)^[8]。能量 E 的定义如下:

$$E = \int_0^1 (E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s))) ds, \tag{1}$$

式中: $v(s) = (x(s), y(s))$ 表示模板内的像素, s 是一个权重因子。内力强调模板的连续和平滑性,并考虑轮廓的曲率和长度,其定义如下:

$$E_{int}(v(s)) = |v_s(s)|^2 + |v_{ss}(s)|^2, \tag{2}$$

其中, $|v_s(s)|^2$ 表征伸展的阻力, $|v_{ss}(s)|^2$ 表征弯曲的阻力。弹性参数 α 和控制曲线的平滑度。外力 E_{image} 取决于期望调整的因素。对于轮廓线,可以用图像中灰度范数的某个函数来表示(对于彩色图像可以通过转换得到);如果目标对象由黑线分隔,可以用某个密度函数表示;同样也可以用其他信息特征表示,如目标对象的纹理、色彩或区块属性等。外力 E_{image} 的通用表达式定义如下:

$$E_{image}(v) = \int_0^1 P(v(s)) ds, P_{I_1} = \pm I_1(v(s)). \tag{3}$$

式中, P_{I_1} 是 I_1 的函数, I_1 是图像的密度,引导曲线到高密度点或低密度点。

$$P_G = -|\nabla(G(v(s)) * I_1(v(s)))|, \tag{4}$$

其中, G 是一个高斯滤波器, σ 是它的一个尺度参数,引导曲线成为一个高亮度边,在执行高斯平滑卷积运算后, $P_E = -e^{-d(v(s))^2}$ 。 $d(v(s))$ 表示到最近边界点的距离,使得轮廓接近一个边映射的边点(边映射是经过边检测滤波后得到的一个轮廓图像)。可变模板的总能量是沿着曲线 $v(s)$ 的外部能量和内部能量和,问题转化为求解能量函数极小值。基于变分理论,轮廓 $v(s)$ 对能量函数求极小值,须满足欧拉公式:

$$-\frac{\partial}{\partial s} \left(\frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) + \nabla P(v(s), t) = 0. \tag{5}$$

为了计算能量函数的极小值,必须转换能量表达式为离散表达式。曲线 $v(s) = (x(s), y(s))$, $s \in [0, 1]$ 通过基函数的线性组合来表示。一般采用局部支撑基函数,如有限差分,有限元或 B-splines 函数。一般来说目标对象形式已知且非常规整,曲线 $v(s)$ 的离散化由某个形状参数的向量近似表示,该形状参数关联某个全局特征的基函数。

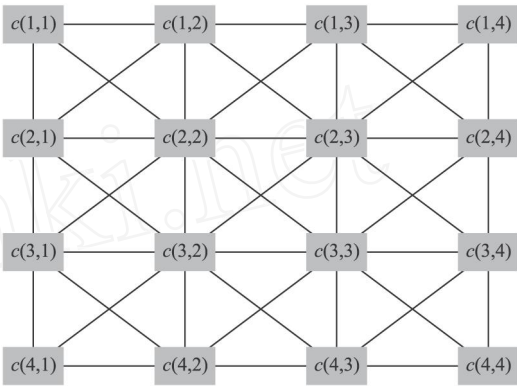


图 1 二维细胞神经网络结构

Fig 1 Two-dimensional structure of cellular neural network

网络结构是二维离散细胞神经网络。每个离散细胞神经网络块由一个细胞数组构成,大小与图像一致^[9]。每个离散细胞神经网络块的状态定义如下:

$$\begin{cases} x_{(i,j)}(n+1) = \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} A_{(i-k+r,j-l+r)} y_{(k,l)}(n) + \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} B_{(i-k+r,j-l+r)} v_{(k,l)}(n) + I_0, \\ y_{i,j}(n+1) = \text{sgn}(x_{i,j}(n+1)). \end{cases} \quad (6)$$

式中: $N_r(i,j)$ 确定值为 r (正整数) 的相邻区域。矩阵 A 和 B 表示权重因子集合, 权重因子调整细胞 $(x_{(i,j)})$ 的状态和相邻细胞的输出 $(y_{(i,j)})$ 和输入 $(v_{(k,l)})$ 的状态的影响。这些矩阵和偏移量 I_0 组合一起被称为轮廓。轮廓通过指定或学习得到; 指定表示待执行函数可以被转换为一个局部规则集; 而学习是基于一对输入和输出信号, 由于信号之间的映射关系过于复杂, 无法用一般的公式定义局部规则。模板的获取是一项非常复杂的工作。在笔者提出的实现方案中, 几乎所有的运算都是明确定义的, 非病态的细胞神经网络运算 (相关细胞神经网络运算定义详见文献 [8]); 可以通过公式 (6) 直接得到轮廓。

像素级基于细胞神经网络的主动轮廓方法见图 2。由图 2 可知系统主要模块有: EP (信息处理), EXP (模板扩张), TH (细线化), IE (内力计算), CPD (碰撞点检测), CPE (碰撞决议)。EP 块的输入是连续值, 输出是二值形式; IE 块的输入是二值形式, 输出是连续值; 其他模块的输入和输出均为二值形式。EP 模块得到一个基于外部信息 (外部输出) 和内部信息 (轮廓线自身) 计算所得的方向梯度初始加权。EP 模块的输出表示一个二值图像, 标记了使 EXP 和 TH 模块得以完成的有效位置, 轮廓线的演化采用能量极小化原理进行。EXP 模块执行轮廓线扩张过程。DTCNN 的北向扩张模板为:

$$A_{\text{EXP}_n} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{\text{EXP}_n} = [0]_{5 \times 5}, \quad I_{\text{EXP}_n} = I_0. \quad (7)$$

算子 A 作用于输入轮廓, 输入轮廓的活动像素在输出的扩张轮廓中保持不变, 另一方面, 模板中的 -1 项表示输出轮廓仅扩张一个像素, 即只需一次迭代就收敛。在轮廓扩张阶段不考虑外部信息^[10-11]。

TH 模块对上一步得到的扩张轮廓, 根据 EXP 步的信息执行细线化过程, 目标是得到一个新的细线化后的轮廓, 依据 EP 模块的信息新轮廓发生轻微形变, 使之更接近最终的轮廓线^[12]。有时轮廓线演化只需外部能量信息; 但如果外部能量信息不足或受到噪音干扰, 在轮廓板中就可能出现锚点, 轮廓线可能无法演化到正确的位置。IE 模块的功能是平滑轮廓线, 避免发生严重变形。

在某些情况下, 正在处理的主动轮廓和场景中的目标对象数量不一致, 将会导致不同轮廓间的碰撞 (或同一轮廓的不同部分)。在轮廓演化过程中, CPD 模块防止发生轮廓碰撞, 当新轮廓根据局部运算可以确保连贯性时, CPE 模块执行需要的拓扑结构变换。一个完整的轮廓线演化过程, 需在图像域的 4 个方向 (北, 南, 东, 西) 进行。

2 植物叶图像提取结果

采集植物叶图像时, 本着简单实用的原则, 首先把植物的叶平整放在白色背景上, 置于自然光照条件, 用数码相机拍摄采集。系统首先对采集到的数码照片进行去背景操作, 可采用基于阈值的方法对叶图像进行初级分割, 得到一个叶像素区域, 然后在叶像素区域内, 利用基于细胞神经网络的主动轮廓技术, 提取叶脉络。

轮廓演化力的选择对于应用基于细胞神经网络的主动轮廓技术起决定成败的关键因素。针对应用领域的不同进行恰当的选择。彩色信息是叶图像的重要特征, 在一些叶图像分割方法中对叶的颜色信息没有充分利用; 有效利用颜色信息对于叶分割具有重要的意义。目前彩色图像大多采用 RGB 颜色方案; 但由于 RGB 的各颜色之间具有很强的依赖度, 在彩色图像分析算法中应用效果不甚理想。目前很多新的图

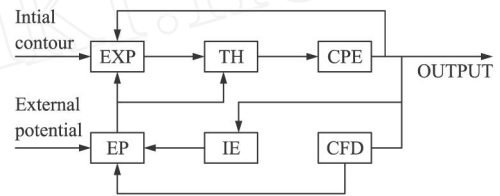


图 2 像素级基于细胞神经网络的主动轮廓方法示意

Fig 2 The diagram of the active contour based on cell neural network block at pixel-level

像分析系统中常采用 H S颜色模型 (hue, saturation and intensity),经过试验比对,此次采用 H S颜色模型。H S颜色模型和 RGB 颜色模型的转换公式定义如下:

$$\begin{cases} H = \cos^{-1} \left\{ \frac{[(R - G) + (R - B)] / 2}{[(R - B)^2 + (R - B) (G - B)]^{1/2}} \right\} \\ S = 1 - \frac{3}{R + G + B} [\min(R, G, B)] \\ I = \frac{(R + G + B)}{3} \end{cases}, \tag{8}$$

为了获取叶脉络的颜色特征,首先选取图像中的叶脉络区域,并计算 H S颜色模型中的均值和协方差。图像中的每一个像素的颜色和叶脉络颜色 (均值 u 和协方差 C)的 Mahalanobis距离 d_c 定义为:

$$d_c^2 = (x - u)^T C^{-1} (x - u) \tag{9}$$

其中 T 表示转置,Mahalanobis距离定义进一步应用于模型的初始化和演化。由于梯度信息不足以进行模型的演化,采用图像像素颜色的算术亮度, $I_c = d_c - s$ (s 是一个特定阈值)。每个像素的外部位势能定义如下:

$$E(x, y) = I_c(x, y) + | \nabla G(x, y) * I_c(x, y) | + e^{-d(x, y)^2} \tag{10}$$

其中 $d(x, y)$ 表示点 (x, y) 和图像中最近的边界距离, α, β 是常数权重因子,对每一项的权重进行调整。

采用笔者提出的方法与常见基于边缘检测方法的比较结果见图 3。图 3b是采用拉普拉斯算子的边缘提取方法的效果,图 3c是采用自适应阈值的效果,图 3d、3f、3h为采用笔者提出的方法所得结果。从图可以看出,笔者提出的方法比传统的边检测有更好的提取效果,无论是在边缘或是脉络中的像素都可以被正确检出,从而提高了脉络提取的强壮性,即使丢失少量的脉络像素也可实现正常脉络分割。而边检测的结果仅保留了脉络的边缘像素,使得脉络的分割对噪声非常敏感,导致错误分割 (如由于不连通点 (断点) 处理困难,造成脉络边缘像素的丢失。连通图分析也许可以部分解决断点问题)。

该算法有效利用先验知识,结合了隐含模型和参数模型的优良特性,从而提高提取的精度和鲁棒性。此外,由于可以采用 VLSI实现细胞神经网络模型,极大地提高了计算模型的速度,该方法可应用于要求较快速度的实时应用。

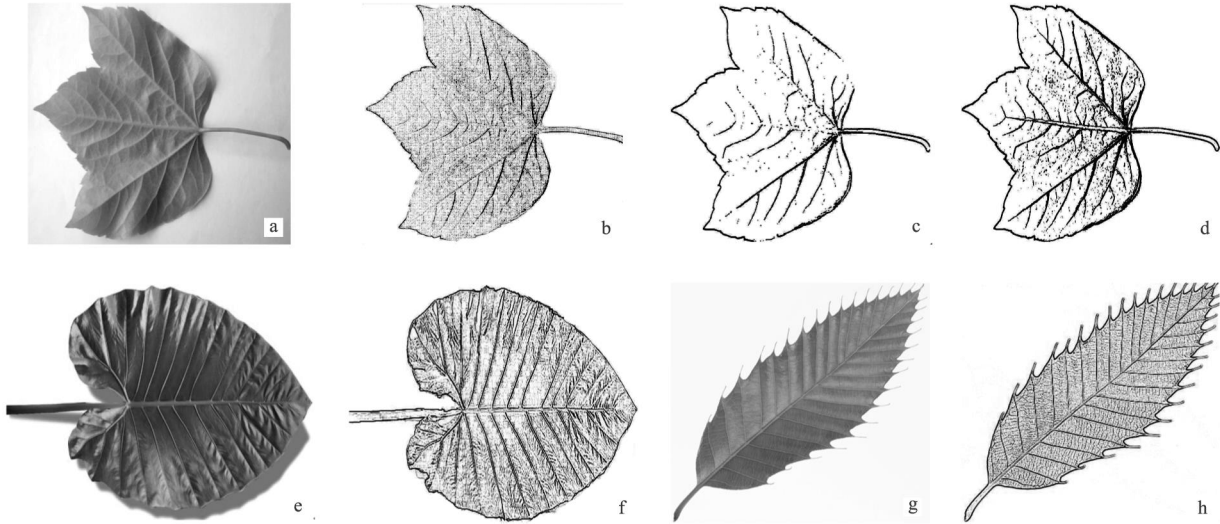


图 3 采用不同方法提取叶图像的效果

Fig 3 Leaf pictures using different image extraction methods

a 原始叶图像; b 拉普拉斯变检验; c 自适应阈值; d 主动轮廓技术; e, g 为原始叶图像; f, h 为提取结果

3 结 论

叶图像特征提取是基于图像的植物器官建模和植物自动识别的重要步骤。主动轮廓技术已成功应用于医学图像处理、人脸识别、目标识别跟踪等领域。该研究提出的叶图像提取方法中,轮廓模型的演化主要基于叶图像的颜色信息;该方法有效利用先验知识,采用细胞神经网络加快模型计算速度,提高了结果

的精度和鲁棒性。实验结果表明该算法和传统算法相比有更好的效果,可应用于植物自动识别以及虚拟植物叶重建所需的叶拓扑结构的准确获取。

基于细胞神经网络的主动轮廓技术结合了参数模型和隐含模型的优点,有效解决了轮廓演化过程和轮廓方位机制^[7]。类似于隐含模型技术在轮廓演化方向是由向着曲线的最小距离的局部信息决定;另一方面,与参数模型相似,在轮廓的演化过程中导向力直接作用于主动轮廓。因此该方法对主动轮廓的动态演化过程可以进行高度灵活的控制,从而可以应用于传统轮廓技术无法处理的发生拓扑结构变换的复杂应用。同时该方法可以采用大规模集成电路硬件实现,可以有效利用细胞神经网络的大规模并行处理的能力,大幅度降低处理时间。

[参 考 文 献]

- [1] Wang D, Kerbyson D J. Realistic image synthesis of plant structures for genetic analysis[J]. Image and Vision Computing, 2001, 19: 517 - 522.
- [2] Wang Z, Chi Z, Feng D. Shape based leaf image retrieval, IEE Proc-Vis[J]. Image Signal Process, 2003, 150(1): 34 - 43.
- [3] Fu Hong A two-stage approach for leaf vein extraction, IEEE int Conf[J]. Neural Networks & Signal Processing, 2003, 208 - 211.
- [4] Kass M, Witkin A. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988(1): 321 - 331.
- [5] Manh A G, Rabatel G, Assemat L, et al Weed leaf image segmentation by deformable templates J[J]. Agric Engng Res, 2001, 80(2): 139 - 146.
- [6] McInemey T, Terzopoulos D. A dynamic finite element surface model for segmentation and tracking in multidimensional medical images with application to cardiac 4D image analysis[J]. Journal of Computers on Medical Imaging and Graphics, 1995, 19(1): 69 - 83.
- [7] Vilarino D L, Cabello D, Pardo X M, et al Cellular neural networks and active contours: a tool for image segmentation[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21: 189 - 204.
- [8] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: theory[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1988, 35: 1257 - 1273.
- [9] Zhu Y, Yan H. Computerized tumor boundary detection using a Hopfield neural network[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(1): 55 - 67.
- [10] Caselles V, Catte F, Dibos F. A geometric model for active contours in image processing[J]. Numerical Maths, 1993, 66: 1 - 31.
- [11] Vilarino D L. Discrete-time CNN for image segmentation by active contours[J]. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(8): 721 - 734.
- [12] Mark S HammeI, Przemysław Prusinkiewicz. Modelling Compound Leaves Using Implicit Contours[R]. Proceedings of Computer Graphics International Japan: Tokyo University, 1992.

(责任编辑 黄润州)

简 讯

第四届苏北地区投资贸易洽谈会

南京林业大学科技成果简介

(五)木煤颗粒燃料成套生产工艺技术

木煤颗粒燃料是新型绿色能源,在欧美发达国家已相当成熟,利用所有可燃烧的生物质废料,例如林区三剩物,木材加工中产生的锯屑、砂光粉、树皮、秸秆、牛粪、生活垃圾等制成高能量高密度的固体燃料,用于替代传统的煤炭,由于没有二氧化硫和二氧化碳排放,完全清洁环保,产品横跨能源和环保两大领域,应用前景广阔。

该技术引进消化吸收欧美先进的木煤生产技术,与美国合作共同开发出适合中国国情的成套设备和工艺技术,为新型能源的开发提供了设备保障和技术支持。

联系人:朱典想 联系电话:025 - 85427514