

利用分布式主动智能体检测灰度图像的对称轴*

刘俊义, 王润生

(国防科学技术大学 ATR 国家重点实验室,湖南 长沙 410073)

E-mail: runshengwang@nudt.edu.cn

http://www.nudt.edu.cn

摘要: 图像的对称性研究是模式识别和计算几何的重要内容,在目标识别、视觉监视和形状表示等研究中有一定的应用价值.提出一种利用分布式主动智能体提取灰度图像中的基本反射对称轴的新方法,它通过对智能体在局部图像环境中定居、发展以及迁徙和死亡等行为的模拟来检测、编组和连接显著的局部对称轴.该方法可以提取任意灰度图像中的基本反射对称轴,并且易于并行实现,关于自然图像的实验结果表明了它的有效性.

关键词: 智能体;对称轴;局部对称度

中图法分类号: TP393 文献标识码: A

对称性是大量人造目标和自然目标的共同特征.检测、量化和描述目标的对称性是模式识别和计算几何的重要研究课题,它可以应用于目标识别、视觉监视和形状表示等问题的研究中.这项技术的核心内容是检测目标的对称轴.对称轴的种类有很多,如基本的反射或旋转对称轴以及扩展的对称轴(如中轴和扭对称轴等).若图像数据关于一条直线具有反射不变性,则称该直线是它的基本的反射对称轴.本文研究从灰度图像中提取基本反射对称轴的技术.

由于边缘在人类视觉感知对称性时的重要性及其在计算复杂性方面比灰度数据所具有的优势,当前多数对称轴检测算法都是基于边缘的^[1,2],然而由于受成像条件的限制(如复杂的背景、噪声、遮挡以及聚焦不良等),获取目标的干净的、分离良好的轮廓是非常困难的.为了克服这个困难,人们开始研究直接利用灰度数据的检测技术.

通常图像的局部对称度是通过中心像素的位置、邻域半径以及与横轴的夹角来刻画的.对称度越高说明相应的对称轴的显著性也越高.我们注意到:(1) 在显著性较高的局部对称轴方向上存在同方向的显著性较高的对称轴的可能性很大;(2) 对称轴的邻域半径越大,则它的显著性越大、全局性越强.

智能体(agent)作为一种具有感知能力、问题求解能力和通信能力的抽象实体,已经成为人工智能和计算机科学的热点研究对象^[3].Liu 等人^[4]设计了一类可以随机搜索并检测一致区域的智能体,并利用它们来分割文档图像和 CT 图像.通过恰当地定义智能体的行为模式,本文提出了一种提取基本反射对称轴的新技术.我们设计了一种可以感知邻域环境并且具有定居、发展、迁徙和死亡等行为模式的问题求解型智能体.该智能体首先通过计算其邻域环境的对称度来判断这里是否存在显著的对称轴,若存在,它就定居在该环境中,否则它就通过迁徙行为改变其在图像中的位置,同时逐渐增大年龄直到死亡.已定居的智能体通过扩大邻域半径和在对称轴方向上繁殖后代来继续随机搜索更为显著的对称轴.最后,将那些位置相近、方向相同的显著的局部对称轴编组并连接为全局性更强的对称轴.该方法的优点是可以检测任意灰度图像的基本反射对称轴,其缺点是串行实现时计算复杂性较高,但是由于每个智能体独立工作,可以通过并行实现来提高效率.

* 收稿日期: 2000-09-16; 修改日期: 2001-02-20

作者简介: 刘俊义(1973 -),男,内蒙古呼和浩特人,博士生,主要研究领域为视频处理,图像理解;王润生(1941 -),男,江苏扬州人,教授,博士生导师,主要研究领域为图像分析和理解,模式识别,信息融合.

1 测量图像的局部对称度

任何 1-D 函数 $f(x)$ 均可唯一地表示为一个对称部分 $f_s(x) = \{f(x) + f(-x)\}/2$ 和一个反对称部分 $f_{as}(x) = \{f(x) - f(-x)\}/2$ 的和,即 $f(x) = f_s(x) + f_{as}(x)$. 函数 f 关于原点的反射对称度可定义为函数对称部分的能量在总能量中的比例,即 $S(f) = \|f_s\|^2 / (\|f_s\|^2 + \|f_{as}\|^2)$. 容易看到, $0 \leq S(f) \leq 1$, 且当 f 为对称函数时 $S(f) = 1$, 当 f 为反对称函数时 $S(f) = 0$. 函数 f 的反射相关系数可定义为

$$C(f) = \frac{\int f(x)f(-x)dx}{\int f^2(x)dx}, \quad (1)$$

则有 $S(f) = (C(f) + 1)/2$.

设 $f(x, y)$ 为任意 2-D 函数, 当固定 $x = x_0$ 时得到一个 1-D 函数 $g(y) = f(x_0, y)$. 函数 $f(x, y)$ 关于横轴的对称度定义为所有这些 1-D 函数的对称部分的能量和占总能量的比例, 即

$$S(f) = \frac{\int \|f_s(x, y)\|^2 dx}{\int (\|f_s(x, y)\|^2 + \|f_{as}(x, y)\|^2) dx}, \quad (2)$$

其中 $f_s(x, y) = [f(x, y) + f(x, -y)]/2$, $f_{as}(x, y) = [f(x, y) - f(x, -y)]/2$. 显然有 $0 \leq S(f) \leq 1$, 且当 f 关于横轴完全对称时有 $S(f) = 1$, 当 f 关于横轴完全反对称时有 $S(f) = 0$. 反射相关系数可定义为

$$C(f) = \frac{\iint f(x, y)f(x, -y)dydx}{\iint f^2(x, y)dydx}, \quad (3)$$

则有 $S(f) = (C(f) + 1)/2$.

称图像 I 中以像素 (x_c, y_c) 为中心、半径为 r 的圆盘为该像素的邻域环境, 记作 f , 设 L_θ 为通过 (x_c, y_c) 且与横轴正向的夹角为 θ 的直线轴, 则邻域环境 f 关于轴 L_θ 的对称度 $S_\theta(f)$ 可按照下列步骤来计算^[5]:

- (1) 令 $L = 2r$, 记 I 中以 (x_c, y_c) 为中心尺寸, $(2L+1) \times (2L+1)$ 的子图像为 I_f ;
- (2) 将 I_f 逆时针旋转 θ 后得到函数 g , 即当 $\begin{cases} t = x \cos \theta + y \sin \theta \\ s = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases}$ 时, 令 $g(t, s) = I_f(x, y)$;
- (3) 由于直流分量不影响局部对称度, 故从函数 g 中减去其平均值得到函数 h ;
- (4) 将 h 与 Gauss 函数 G_r 相乘得到函数 k , 其中 $G_r(x, y) = \frac{1}{2\pi r^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2r^2}\right]$;
- (5) 计算 2-D 函数 k 关于横轴的对称度 $S(k)$, 则有 $S_\theta(f) = S(k)$.

为了刻画邻域半径大, 其对称轴的显著性也大这一特征, 定义与尺度相关的局部对称度(scale dependence symmetry measure, 简称 SDSM)为 $S_\theta^{SD}(f) = r^2 S_\theta(f)$.

2 利用主动式智能体检测基本反射对称轴

2.1 智能体的行为描述

本文设计了一种分布式主动智能体, 它直接附着在图像的单个像素上, 具有可变的邻域半径和年龄, 它主动地计算其邻域环境的图像特征和对称度, 并通过定居、发展、迁徙和死亡这 4 类行为不断地寻找更好的对称轴. 当智能体 A 附着在像素 (x_c, y_c) 处, 且其邻域半径为 r 时, 它的邻域环境就是 f , 而 f 关于轴 L_θ 的对称度为 $S_\theta(f)$.

定居: 智能体具有感知其邻域环境并且判断该环境是否适合生存的能力, 当环境适于生存, 它就在其中定居下来. 智能体 A 的定居准则为: (1) f 具有特定的图像特征; (2) f 具有显著性足够高的轴. 准则 1 允许加入具体应用的先验知识(如其灰度水平、变化程度以及纹理属性等的限制), 用来保证智能体定居在有意义的图像的上下文中, 从而避免平凡的情形并加快计算的速度. 本文采用的图像特征是平均灰度和方差, 设邻域环境的平均灰度为 \bar{f}_A , 方差为 v_A^2 , 若 $f_{\min} < \bar{f}_A < f_{\max}$ 和 $v_{\min}^2 < v_A^2 < v_{\max}^2$ 同时成立, 则满足准则 1, 其中 f_{\min} , f_{\max} , v_{\min}^2 和 v_{\max}^2 均

为预定的门限. 准则 2 的测试方法如下: 首先等分区间 $[0, \pi)$ 获得 N 个轴, 它们与横轴正向的夹角分别为 $\theta_i = \pi i / N$ ($i = 0, \dots, N-1$), 计算其邻域环境关于每个轴 i 的反射对称度 $S_{\theta_i}(f)$, 若 $S_{\theta_i}(f) > T$, 则满足准则 2, 其中 T 为预定的门限. 此时, 称 θ_i 为成功定居方向, 称它们中具有最大局部对称度的方向为主定居方向.

发展. 为获得更大的生存空间, 定居了的智能体 A 具有扩大自己的感知范围(即邻域半径)以及繁殖后代的行为趋向. 扩大感知范围可以使它捕获图像中更全局、更显著的对称轴, 具体方法是: 在逐渐增大智能体的感知半径 r 的过程中, 计算邻域环境关于主定居方向对应轴的对称度, 直到不满足上述的准则 2 为止. 在已定居的智能体的成功方向上出现可定居的邻域环境的可能性很大, 若在该方向上产生新的智能体, 则可更容易地检测到显著的局部对称轴. 智能体通过繁殖子代来实现上述目标, 具体的方法是: 设智能体 A 的儿子的个数为 M , 成功方向的个数为 D_A , 当前的感知半径为 r_A . 以各成功方向的对称度在它们的总和中所占的比例为概率随机生成的繁殖方向 d , 同时生成均匀分布于区间 $(-r_A, r_A)$ 的随机数 r , 则在 A 的成功方向 d 上距离为 r 的像素上生成它的一个儿子; 继续上述过程直到产生了 M 个儿子.

迁徙. 那些没有定居成功的智能体, 为了获得生存和发展的机会, 它们必须在图像中不断移动, 以便捕获适于生存的邻域环境, 这个过程称为迁徙. 在迁徙的过程中, 智能体的年龄逐渐增大, 当其年龄大于生命周期时就死亡. 智能体的这种随机搜索行为是至关重要的, 它可以保证智能体不断发现新的显著性较高的轴.

迁徙过程的具体方法是: 对于第 $g+1$ 代的未定居智能体 a , 寻找它的父亲, 若父亲不存在, 则随机地选择一个迁徙方向 e ; 若它的父亲 $a^{(g)}$ 存在, 再通过父亲找到它在第 $g+1$ 代的堂兄弟们 $\{a^{(g+1)}\}$; 然后统计它们中通过迁徙行为而成功定居的那些智能体的迁徙方向的直方图, 最后以每个迁徙方向在直方图中的值在它们的总和中的比例为概率, 随机产生一个迁徙方向 e . 另外再生成一个均匀分布于区间 $(-R, R)$ 的随机数 r , 其中 R 为事先给定的最大迁徙距离, 则数对 (e, r) 就确定了 a 的新位置. 这个机制在总结了家族成功迁徙的经验的前提下可以在概率意义下保证智能体快速定居.

2.2 编组和连接智能体

上述随机搜索过程结束后, 每个定居成功的智能体就确定了一个局部对称轴, 所有这些智能体就形成一个对称轴图. 为了从这个图中获得图像的主要对称轴, 本文采用一个先入先出(first in first out, 简称 FIFO)队列并执行了下列步骤: 在主定居方向为 i 的智能体中找到 SDSM 最大者, 将它加入到队列的尾部; 当队列不空时开始循环, 获得其中第 1 个智能体, 然后在它的邻域内寻找处于它的主定居方向上且主定居方向也为 i 的智能体, 并将它们加入队列的尾部, 如此继续; 上述过程结束后, 曾经存在于该 FIFO 中的智能体就形成了一个主要的对称轴, 其 SDSM 为其中所有智能体的 SDSM 之和. 从图中删除这些智能体及其邻域中的同方向智能体, 重新执行上述步骤以便得到其他主要对称轴.

2.3 利用智能体检测灰度图像中的基本反射对称轴的主要步骤

首先生成一组智能体 $\{a\}_{i=1}^K$, 它们的中心位置是随机产生的, 其感知半径为 R_{\min} (预先给定的参数), 年龄为 0, 并将它们加入到活动智能体队列 L 中. 然后执行下列步骤, 直到队列 L 为空或图像像素已全部被标记: 对于 L 中的每个智能体 a , 检查该智能体是否可定居, 若可以, 则使 a 扩大感知范围且繁殖后代, 并将后代加入到 L 中, 记录 a 的信息并将它从 L 中剔除, 标记 a 的中心像素的某个小邻域; 否则, 标记 a 的中心像素的某个小邻域, 然后迁徙 a , 若 a 的年龄超过生命周期, 则将 a 从 L 中剔除, 使它死亡. 最后, 编组并连接这些智能体, 获得最终的主要对称轴.

3 实验结果及分析

图 1 显示了两幅自然图像以及利用本算法获得的 SDSM 最大的主要基本反射对称轴(白线代表对称轴, 圆代表对称轴的邻域环境). 显然, 由于模糊、噪声以及遮挡的影响, 很难获得图像中对称结构的边缘信息. 从实验结果中可以看到, 这些对称轴捕获了图像中的主要对称结构, 获得了与人类视觉感知一致的结果.

实验参数设置为: 初始智能体的个数为 100, 它们的年龄周期为 10, 子代个数 M 为 10, 最小感知半径 R_{\min} 为 30, 最大迁徙半径 R_{\max} 为 30, 平均灰度的上限 f_{\max} 和下限 f_{\min} 分别为 200 和 100, 方差的上限 v_{\max}^2 和下限 v_{\min}^2 分别为 200 和 30, 最小对称度门限 T 为 0.9. 对于上述图像, 本算法的串行程序在奔腾™ 2-300 微机上执行大约 5 分

钟后即可结束迭代过程,并得到最终的主要对称轴.从初始智能体集开始,在先前的若干次迭代中将产生大量的智能体.

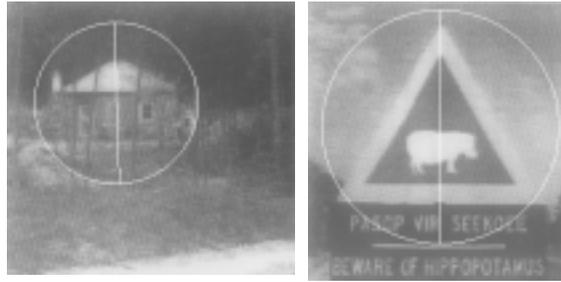


Fig.1 Two gray images and their main basic reflectional symmetry axes with the largest SDSM values

图 1 两幅灰度图像及其 SDSM 最大的主要基本反射对称轴

References:

- [1] Atallah, M.J. On symmetry detection. *IEEE Transactions on Computers*, 1985,c-34(7):663~666.
- [2] Yip, R.K.K. A hough transform technique for the detection of reflectional symmetry and skewed-symmetry. *Pattern Recognition Letters*, 2000,21(2):117~130.
- [3] Liu, Hong, Zeng, Guang-zhou, Lin, Zong-kai. Construction of software agents. *Computer Science*, 1998,25(2):24~28 (in Chinese).
- [4] Liu, J., Tang, Y.Y. Adaptive image segmentation with distributed behavior-based agents. *IEEE Transactions on PAMI*, 1999,21(6): 544~551.
- [5] Kiryati, N., Gofman, Y. Detecting symmetry in grey level images: the global optimization approach. *International Journal of Computer Vision*, 1998,29(1):29~45.

附中文参考文献:

- [3] 刘弘,曾广周,林宗楷.软件 Agent 的构筑, *计算机科学*,1998,25(2):24~28.

Using Distributed Active Agents to Detect the Symmetry Axes in Gray Images*

LIU Jun-yi, WANG Run-sheng

(ATR State Key Laboratory, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

E-mail: runshengwang@nudt.edu.cn

http://www.nudt.edu.cn

Abstract: As an important research area in pattern recognition and computation geometry, the symmetry of image has many applications in object recognition, visual inspection and shape representation etc. A novel approach that uses distributed active agents to extract the basic reflectional symmetry axes in gray images is presented in this paper. It detects, groups and links the prominent local symmetry axes by simulating the behaviors of the agents such as inhabit, evolve, diffusion and death in local image environment. It can extract the basic reflectional symmetry axes of the arbitrary gray images and is suitable for parallel implementation. The experimental results on the natural images show that this approach is efficient.

Key words: agent; symmetry axes; local degree of symmetry word

* Received September 16, 2000; accepted February 20, 2001