

一种基于结构张量的 MAS 边缘检测算法

陈 亮 郭 雷 王雅萍 杜亚勤

(西北工业大学自动化学院 西安 710072)

摘 要 MAS(Multi-Agent System, 多智能体系统)是一种群体智能系统,具备并行计算的能力,由多个运行机制简单易于实现的个体 Agent 构成。在边缘检测过程中,根据结构张量的特征值属性表示边缘特征,提出一种可行的 MAS 实现架构,扩展了 MAS 的应用。该算法根据个体 Agent 具有的简单状态机制,结合边缘位置的结构张量的特征值的外在表现,让每个 Agent 采用指定的策略进行边缘探测和标记,其中包括扩大范围、位置平移和突变,最终通过多 Agent 的共同努力,检测出图像中的边缘。实验表明,得到的边缘位置更为精确,并对噪声的影响不敏感。

关键词 多智能体系统,结构张量,有限状态机,边缘检测

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Novel MAS Algorithm Based on Tensor for Edge Detection

CHEN Liang GUO Lei WANG Ya-ping DU Ya-qin

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract With the parallel and distributed mechanism, as well as the simple and easy implement of each agent, MAS was employed in edge detection with the feature being defined by the eigenvalue of the structure tensor. A novel reactive MAS framework was proposed which is an extension to its application. A finite status machine was presented. Based on it, the agent explores the interesting feature and employs some strategies to seeking and propagating which includes scope enlarging, shifting and mutation of the position. The edge was detected through working together of all agents. The experiment was designed to improve the effect of the proposed approach. It shows that the position of the result edge is more accurate and the approach is insensitive to the noise.

Keywords Multi-agent system, Structure tensor, Finite status machine, Edge detection

1 引言

在图像处理中边缘提取一直发挥着相当重要的作用,提取图像的特征,如边界、线段、曲线等,是目标识别的前提和重要手段,在计算机视觉研究中具有重要的意义。图像特征所处的区域通常是包含某种相互关系的灰度特征的像素集合,边缘可以理解为灰度变化的像素集合。因此在一幅二维图像中,要检测诸如边界、线段、曲线等特征,实际上是要找出满足指定条件的特征像素。传统的图像特征提取方法往往有一些弊端或缺陷,例如有的精度不高,有的容易产生伪边缘,有的对噪声影响特别敏感等。

近年来,人们在图像特征的提取方面提出了许多方法,这些方法均有各自的特点。本文介绍一种利用多智能体系统(Multi-Agent System, MAS)技术进行图像边缘检测的方法。MAS 技术是一种分布式的、自底向上的、可以并行工作的群体智能系统。由于对 Agent 的研究来自许多不同的领域,因此使得 Agent 的含义也具有多重性,可以分为宏观和微观两种。宏观层次的 MAS 具有极其宽泛的智能,比如可以具有类似人的功能,从而能处理高级的事务;而微观 MAS 是一种

仿生方法,从客观环境出发,运用简单的探测机制解决复杂的问题。Agent 可以看作是一种可以进行智能活动的实体,它能够与外界交互感应,有自己的目标和行为,能够学习、相互通讯,并能反作用于外部环境。利用 Agent 来检测图像的特征,其基本思想是设计出能够在图像中自动搜索特征像素的 Agent。

本文属于微观层次的 MAS,旨在提出基于 MAS 架构的具有并行能力的边缘检测算法,搜索的特征基于结构张量来表示。本文的安排如下:第 2 部分为相关研究的介绍,第 3 部分提出边缘的特征表示形式,介绍了基本的 MAS 的抽象结构,以及依此提出的算法结构与过程,第 4 部分通过实验验证算法的效果。

2 相关的研究

图像边缘是由于像素之间的局部不连续或突变而产生的,而这种不连续性是由于目标在场景中表现出来的不同深度、不同反射特性和不同亮度所导致的,因此,边缘是图像中的局部特征,可以通过它的邻域像素的特性来判断其是否为边缘,即边缘与图像的梯度有关。边缘检测的传统方法包括

到稿日期:2008-01-30 本文受国家自然科学基金项目(60675015)资助。

陈 亮 博士,研究方向为图像处理、计算机视觉;郭 雷 博导,教授,研究方向为神经计算、图像处理;王雅萍 博士,研究方向为医学图像处理;杜亚勤 博士,研究方向为图像处理。

Kirsch, Prewitt, Sobel, Robert, Robinson 边缘检测方法, 以及 LoG 算子和 Canny 最优算子方法等^[1,2]。随着结构张量的概念引入图像处理中, 产生了更有效的图像特征表示。由于它能同时进行图像的方向估计和结构分析, 因此在计算机视觉和图像处理领域中应用范围特别广。它是一个对称矩阵, 由相关的梯度信息表示, 文献[11-13]中应用了一种针对边缘的结构张量的简单表示, 这也是本文中边缘表示的主要基础。

MAS 的研究涉猎广泛, 是最近研究的热点之一。文献[4,8]属于宏观 MAS, 在文献[4]中 3 种 Agent 类型共存, 用于全局和局部控制图像分割, 而文献[8]中有更多针对不同特征的 Agent 类型并存; 文献[3,5-10]属于微观 MAS, 在文献[3]中提出了一种 MAS 应用梯度向量场和 Kirsch 算子联合检测边缘的算法, 文献[5-7]详尽地描述了自治智能体的工作特性, 文献[9,10]中 Agent 并肩工作, Agent 根据特征定义在图像中进行环状目标搜索。

3 基于 MAS 的边缘检测算法

3.1 边缘特征定义

如前所述, 基于结构张量的特征表示是一种常用有效的方法。对于图像 I , 结构张量定义如下:

$$T_g = G_g * (\nabla I \nabla I^T) = \begin{pmatrix} G_g * I_x^2 & G_g * I_x I_y \\ G_g * I_x I_y & G_g * I_y^2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中 G_g 为高斯平滑, 也可以将其看成是一种线性滤波作用, I_x 和 I_y 表示图像的梯度。

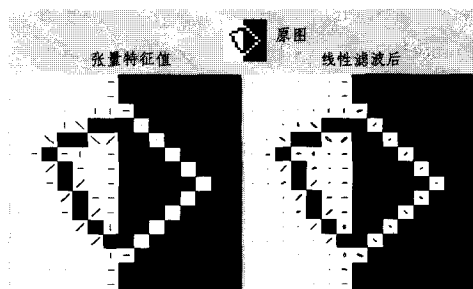


图1 边缘的结构张量特征值响应(左图为原始张量特征值, 右图为高斯滤波后的响应)

作为矩阵, 特征值是矩阵分析的一个主要特征, 设 λ_1 和 λ_2 是张量的两个特征值, $\lambda_1 > \lambda_2$ 。在文献[11-13]中, $\lambda_1 - \lambda_2$ 被用于指示边缘的强度, 而 λ_1 所对应的特征向量的方向垂直于边缘的方向, 如图1所示。设 $TE = \lambda_1 - \lambda_2$, 当边缘特征明显时, 此时边缘两侧的梯度值会很大, 而 TE 也同样出现很大的响应, 这样可以定位边缘的位置, 因此本方法据此定义 MAS 中的目标兴趣边缘特征。从图1(左)中可以看到, 针对阶跃型和峰谷型的边缘, TE 都会对其有明显的反应, 这是从梯度中直接得到的结构张量表示。图1(右)是经过高斯线性滤波之后的结果, TE 的方向指向特征的位置, 具有指示功能。通过线性滤波后, 各个分量进行扩散, 结构张量的各个分量受到周围的影响, 可以更为准确地表示边缘特征。这样可以从距离边缘很远的地方收敛到边缘位置处, 从而智能体可以根据这个特征指示方向聚集到边缘处, 完成边缘检测; 另一方面, 经过线性滤波之后对方向的指示显示更平滑, 能更精确指示边缘方向。综上所述, 根据图1所示, 提出本文对图像边缘特征的定义:

$$F(pos) = \begin{cases} 1 & TE_{pos} - TE_{N_i} > Th \text{ 且 } TE_{cur} - TE_{sym(N_i)} > Th \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

其中 pos 为所处位置, N_i 是 pos 的搜索圆(见图4)一侧上的邻域像素, $sym(N_i)$ 是 N_i 的对称侧, Th 是一阈值, 本文中设置为 200。

3.2 本文的 MAS 框架

MAS 的并行计算形式可分解为各个独立个体的综合, 个体的处理行为简单且容易实现, 而将其集合起来则可以解决复杂的问题。本文的 Agent 个体的抽象结构可总结为图2, 是一种反应式的个体行为, 针对环境的特殊性做出相应的行动, 从图2中也清楚地看出 Agent 的内在机制。

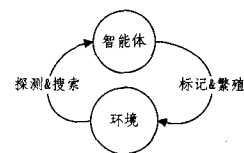


图2 反应式 Agent 的抽象结构

文献[5-7]中, Agent 的行为有: 特征标记、扩散、繁殖、方向向量更新; 而文献[9,10]中则有初始化、探测、标记、记录、死亡、验证等行为。基于此, 参照图2, 并根据本文的需要, 首先给出本 MAS 算法中个体的行为状态机, 从系统层次上规定 Agent 的所有操作。图3是 Agent 全部的活动状态, 每个 Agent 根据各个状态按部就班地进行它自己简单的工作。

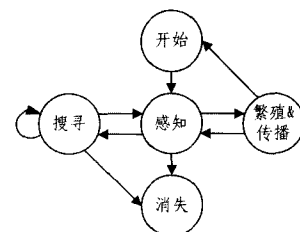


图3 Agent 行为状态机

如图3所示, 5 个状态相互之间的转换, 表示了每个 Agent 所包含的行为, 并同时表示出针对环境 Agent 能够做出的反应。具体各个状态的功能细述如下:

- 开始: 该状态标志着 Agent 被放置于环境中, 处于激活状态, 下一状态为“感知”。
- 感知: Agent 根据环境的激励进行特征检测, 如果存在则转到“繁殖 & 传播”, 否则与“搜寻”交互动作去寻找兴趣特征。当超过生存期时, 转到“消失”。
- 搜寻: Agent 针对感知不到特征的对策, 通过策略进行搜索, 与“感知”交互去寻找兴趣特征, 超过生存期则转到“消失”。
- 繁殖 & 传播: 搜索到兴趣特征时, Agent 会在该位置进行繁殖, 后代继续进行“感知”; 还将一些 Agents 扩散到周围, 转换到“开始”继续进行搜索。
- 消失: 去除 Agent。

3.3 Agent 的个体行为

根据图3所示的有限状态机, Agent 在各个状态的具体行为描述如下:

3.3.1 探测特征

这是每个 Agent 的主要目的, 根据环境的属性, Agent 做

出不同的反应。当检测出边缘特征时, Agent 遗留后代, 转换到“繁殖 & 传播”; 相反, 则转换到“搜寻”。感知的目标是第 3.1 部分中所述的特征, 即判断在当前半径上, 对称的圆周 (见图 4) 两侧上的梯度是否符合公式 (2)。

3.3.2 搜索特征

根据策略使 Agent 尽快找到符合条件的边缘特征, 该状态一直进行, 并与“感知”互动, 直至 Agent 超过生存期, 则转换到“消失”。搜寻策略包括: 扩大搜索范围、平移和突变。

a) 不同的搜寻范围参照图 4, 若根据当前半径无法找到特征, 则扩大搜寻半径。初始化时半径均设置为 1。

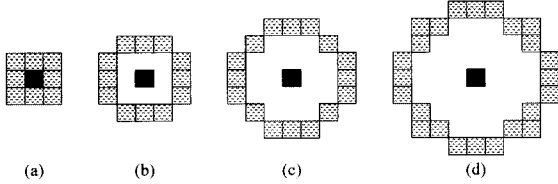


图 4 搜寻范围半径的选择 ((a)~(d) 中的半径分别为 1~4)

b) 平移根据公式 $P_{next} = P_{cur} + f(D_d, |G|)$, 其中 P_{cur} 与 P_{next} 是当前的位置和平移后的位置, D_d 为较大特征值的方向, $|G|$ 为较大特征值的大小, 函数 $f(\cdot)$ 用于计算平移的距离。本文中 $f(D_d, |G|) = \frac{spacing}{\alpha|G|^2 + 1} \times D_d$, $spacing$ 是 Agent

初始放置时相互之间的间隔距离。 $\alpha = \frac{spacing - 1}{128 * 128}$, 该设定是为了使 Agent 在光滑区域内平移的距离为 $spacing$, 尽快跳出平滑区域。此时 $|G|$ 很小, 近似为 0。而选择“128”表示当特征值大于 128 时, 认为这是一条边缘。

c) 突变是一个很简单的策略, 即 $P_{cur} = (x, y)$, 则 $P_{next} = (y, x)$ 。

总之, 若在当前位置没有兴趣特征时, 搜寻过程一方面扩大搜寻半径, 一方面进行平移或突变。在本算法中, 选择平移的可能性更大一些, 实验中设置平移的选择概率为 0.6, 则突变为 0.4。

3.3.3 繁殖并传播后代

因为在圆周 (见图 4) 上的两侧存在特征响应 (即公式 (2) 成立), 所以 Agent 开始留下并散播后代。两侧位置之间会形成一个方向, 而散播的方向是沿着该方向的垂线方向。令 P_{cur} 为当前位置, 而 P_{N_i} 为它的一个邻域位置, 若 P_{N_i} 与其在圆周上对称的位置形成特征, $\text{atan}(P_{N_i} - P_{cur})$ 为 P_{cur} 与 P_{N_i} 形成的方向角度, 则散播方向角度 $D_i = \text{acot}(P_{N_i} - P_{cur})$, 于是得到散播的位置设为 P_s , 散播的条件为 $TE_{P_{cur}} - TE_{P_s} < Th/3$ 。

3.3.4 消失

Agent 超过生存期时, 则取消激活属性而在环境中消失。

3.4 算法流程

第一步, 输入图像, 生成梯度图, 因为计算机处理的图像是离散的, 因此为了更好地计算出图像的导数来表示梯度, 在此梯度用下式计算:

$$\begin{cases} I_x = \frac{(I(x+1) - I(x)) + (I(x) - I(x-1))}{2} \\ \quad = \frac{I(x+1) - I(x-1)}{2} \\ I_y = \frac{(I(y+1) - I(y)) + (I(y) - I(y-1))}{2} \\ \quad = \frac{I(y+1) - I(y-1)}{2} \end{cases} \quad (3)$$

然后根据式 (1) 进行线性扩散得出最终的结构张量特征值响应映射图, 本文中高斯模板选择 3×3 模板;

第二步, 初始化等间距放置 Agents, 水平与垂直间隔为 $spacing$;

第三步, 激活 Agents 的状态, 设定运行步数等同于 $spacing$, 进行 MAS 边缘检测。每步运行中, 每个 Agent 进行一次状态转换。因为 Agent 每次向两侧散播一个像素单位, 因此运行步数设置为 $spacing$, 可以足够应付最坏的情况, 使得边缘全部被检测出来。

4 实验结果

实验采用 Lena 图像进行测试算法的有效性, 首先在原始图上进行边缘检测, 并和常用算子进行对比; 然后在图像上加入高斯噪声, 通过对比再次验证算法的功能和效果。

4.1 MAS 的运行过程

首先, 在图 5 中, 给出本算法在运行过程中每个 Agent 所得到的兴趣边缘点的位置的快照截图, 通过图 5 可以看出: MAS 通过简单的反应式行为能够逐渐检测到边缘特征, 本文提出的算法机制能够将 Agent 聚集到图像边缘附近, 从而能够进行边缘检测, 获得预期目的。

4.2 效果对比

实验中, 为说明本算法的效果和有效性, 将 Sobel 算子、LoG 算子和 Canny 算子与本算法进行对比。如图 6 所示, 本方法的结果尚未经过细化, 但从效果来看, 结果边缘能很精确地落在真正边缘的附近, 本算法效果与 LoG 算子近似。在精确性方面, 因为本算法和 Sobel 算子的理论基础直接来自于图像的梯度, 因此边缘定位精度比其它两种算子更为精确; 从总体的检测效果来看, 由于 Canny 算子采用的是局部自适应阈值, 因此, 本方法还不及 Canny 算子。

4.3 噪声影响下的效果对比

我们还在图像中加入噪声来验证算法是否仍然有效, 图 7 给出了在噪声影响下的边缘检测效果, 实验中对 Lena 图像加入了高斯噪声, 其均值为 0, 方差为 0.01。结果显示, 本算法受影响很小, 但出现很多独立点, 因此针对噪声的处理在最后阶段又加入简单的形态学腐蚀方法, 去除独立点, 此处使用的是 $\square \square \square$ 腐蚀模板和它的旋转 90 度后的模板, 图 7(e), (f) 为对应的结果。其中 Sobel 与 LoG 算子表现较为稳定, Canny 算子受影响很大; Sobel 算子结果中部分边缘丢失, LoG 算子在定位精度方面误差变大, 独立噪声点也很多, Canny 算子受影响最大, 很多不需要的伪边缘被检测出, 而本算法虽然也出现噪声影响, 但在精度和效果来看, 比较稳定。

综合实验效果表明, 本文算法在边缘检测精度和噪声影响的敏感性方面均属较好的水平, 算法比较稳定, 具有鲁棒性。暂时的不足是没有进行边缘细化, 这也是下一步的重点工作: 找出一种有效的细化算法。

结束语 本文提出一种反应式的 MAS 框架, 用于图像的边缘检测。Agent 的兴趣特征表示是根据结构张量的特征值在图像边缘上的相应现象获得的, 通过实验显示, 效果比较理想。本方法从 Agent 的状态及行为反应着手, 定义了有限状态机, 清晰地显示了每个 Agent 的动作行为。另一方面, 通过对结构张量在图像边缘处的响应进行分析, 针对各类型边

(下转第 152 页)

- [13] Yan Genting, Ma Guangfu, Zhu Liangkuan. Support Vector Machine Ensemble Based on Fuzzy Integral for Classification // Third International Symposium on Neural Networks, 2006; 974-980
- [14] Zhou Zhi-hua, Wu Jianxin, Tang Wei. Ensembling neural networks; many could be better than all. Artificial Intelligence, 2002; 239-263
- [15] Zhang Xiangrong, Wang Shuang, Shan Tan, et al. Selective SVMs Ensemble Driven by Immune Clonal Algorithm // Applications on Evolutionary Computing: EvoWorkshops, 2005; 325-333
- [16] Hu M K. Visual Pattern Recognition by Moment Invariants[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1962, 8; 179-187
- [17] Wong Y R. Scene Matching with Invariant Moments Computer Graphics and Image Processing, 1978, 8; 16-24
- [18] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory. New York: Springer-Verlag, 1995
- [19] Cortes C, Vapnik V. Supporter vector networks. Machine Learning, 1995, 20; 273-297
- [20] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization // Proc of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995; 1942-1948
- [21] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarms optimizer // Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Alaska, 1998; 69-73
- [22] Paquet U, Engelbrecht A P. A new particle swarm optimizer for linearly constrained optimization // Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2003; 227-233
- [23] Paquet U, Engelbrecht A P. Training support vector machines with particle swarms // Proc of International Joint Conference on Neural Networks, 2003; 1593-1598
- [24] Vapnik V N. Estimation of Dependences Based on Empirical Data. Moscow: Nauka, 1979
- [25] Osuna E, Freund R, Girosi F. An improved training algorithm for support vector machines // Proc of Neural Networks for Signal Processing, 1997; 276-285
- [26] 周涛, 张艳宁, 袁和金, 等. 基于改进粒子群算法的支持向量机[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(15); 44-46

(上接第 133 页)

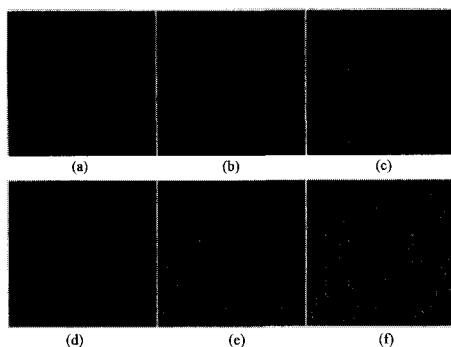


图 5 MAS 算法的运行快照 ($spacing = 8$, (a)–(f) 依次是算法的 6 个运行步)

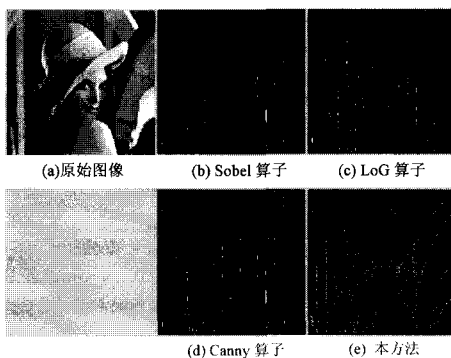


图 6 边缘检测效果对比



图 7 噪声图像边缘检测效果对比

(其中噪声为均值为 0, 方差为 0.01 的高斯噪声)

缘得出边缘特征表示,并在本文中成功地应用到 MAS 中。

在实验中,首先采用了无噪声的图像,然后对图像添加高斯噪声,共同验证了算法的适用性和有效性。

目前 MAS 的相关理论及技术在体系上还不完整,如何进一步丰富和完善 MAS 的理论体系和开发方法是未来要重点研究的问题。本文中得到的结果是, MAS 根据图像中像素相互之间的特别关系,令每个 Agent 有的放矢,从而完成较为理想的检测效果。下一步的工作是:一方面是继续寻求 MAS 在图像处理方向的应用研究;另一方面是有效细化结果边缘,同时寻找更佳边缘表示方法。

参 考 文 献

- [1] 段瑞玲,李庆祥,李玉和. 图像边缘检测方法研究综述[J]. 光学技术, 2005, 31(3); 415-419
- [2] 张小琳. 图像边缘检测技术综述[J]. 高能量密度物理, 2007, 1; 37-40
- [3] Mahdjoub J, Guessoum Z, Michel F, et al. A multi-agent approach for the edge detection in image processings[J] // EUMAS'06, 2006; 62-73
- [4] Richard N, Dojat M, Garbay C. Situated Cooperative Agents: a Powerful Paradigm for MRI Brain Scans Segmentation[J] // ECAI'02, 2002; 33-37
- [5] Liu J, Tang Y Y, Cao Y C. An Evolutionary Autonomous Agents Approach to Image Feature Extraction[J]. IEEE Trans. Evolu. Compu., 1997, 1(2); 141-158
- [6] Liu J. Reactive Agents for Adaptive Image Analysis[J] // Autonomous Agents'1998, 1998; 441-448
- [7] Liu J, Zhao Y. On Adaptive Agentlets for Distributed Divide-and-Conquer: A Dynamical Systems Approach[J]. IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 2002, 32(2); 214-227
- [8] Bovenkamp E G P, Dijkstra J, Bosch J G, et al. Multi-agent segmentation of IVUS images[J]. Pattern Recognition, 2004, 37; 647-663
- [9] Rodin V, Benzinou A, Guillaud A, et al. An immune oriented multi-agent system for bioLogical image processing[J]. Pattern Recognition, 2004, 37; 631-645
- [10] Guillaud A, Benzinou A, Troadeb H, et al. Autonomous agents for edge detection and continuity perception on otolith images[J]. Image and Vision Computing, 2002, 20; 955-968
- [11] Köthe U. Edge and Junction Detection with an Improved Structure Tensor[J]. DAGM, 2003; 25-32
- [12] Köthe U. Integrated Edge and Junction Detection with the Boundary Tensor[J] // ICCV'03, 2003, 1; 424-431
- [13] Weijer J, Gevers T, Smeulders A W M. Robust Photometric Invariant Features from the Color Tensor[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(1); 118-127