

基于灰色关联分析的改进 GAC 模型轮廓检测方法

王智刚^{1,2}, 马 苗^{1,2}

(1. 陕西省语音与图像信息处理重点实验室, 陕西 西安 710072;
2. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710119)

摘 要:针对传统的基本测地线活动轮廓(GAC)模型在检测噪声干扰、弱边界及凹陷边界目标的轮廓时提取效果不佳的问题,文中提出一种基于灰色关联分析的改进 GAC 模型轮廓检测方法。该方法利用灰色关联度代替梯度信息来构建停止函数。与传统的梯度信息相比,灰色关联系数对于具有模糊的边界信息的图像信息表示更为准确,从而更好地提取弱边界目标轮廓。初步实验结果表明,文中方法在提取弱边界目标轮廓时效果优于基于传统 GAC 模型和传统的 LBF 模型的轮廓检测方法。

关键词:测地线活动轮廓模型;水平集;灰色关联分析;轮廓检测

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)01-0070-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.01.016

An Improved Contour Detection Method of GAC Model Based on Grey Relational Analysis

WANG Zhi-gang^{1,2}, MA Miao^{1,2}

(1. Key Laboratory of Speech & Image Information Processing, Xi'an 710072, China;
2. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

Abstract: In view of the problem of bad extraction effect when traditional basic GAC model detects the noise and contours of object containing concave edges or weak edges, propose an improved contour detection method of GAC based on grey relational analysis in this paper. In this method, use the grey relational coefficients instead of gradient information to construct the stop function. Compared with traditional gradient information, a grey relational coefficient is more accurate in expressing the image information with fuzzy boundary, which extracts object contours with weak edges well. Preliminary experimental results show that the presented method is better than the contours detection method based on traditional GAC model and LBF model in detecting weak edges.

Key words: GAC; level set; GRA; contour detection

0 引言

轮廓检测是计算机视觉领域最基本的关键问题之一。轮廓检测是对指定图像中的感兴趣目标而言的。通过轮廓检测技术,可以从整个图像中找出一条封闭的边界线以勾勒出感兴趣目标的轮廓。轮廓的一般要求包括:轮廓的形状光滑,轮廓将图像分成各具特性的区域。目前,轮廓检测方法有两类,即基于边缘检测的轮廓检测方法和基于区域检测的轮廓检测方法。文中重点讨论基于区域检测的轮廓检测方法中备受关注的测地线活动轮廓(Geodesic Active Contour, GAC)模型检测方法。

GAC模型最初是由 M. Kass 等人提出的“蛇”模型引出的^[1],该方法的基本思想是将轮廓检测归结为最小化一个封闭曲线的“能量”泛函。GAC模型是一种基于曲线演化理论和水平集方法的活动轮廓模型,可以实现轮廓曲线的几何拓扑变换,从而得到广泛的应用和发展;但是该模型不仅依赖于曲线的几何形状,而且依赖于曲线的参数。1997年, V. Caselles 等提出不含自由参数的测地线活动轮廓模型^[2],使用传统水平集方法,使得该模型能够适应物体的拓扑变换,从而能够进行数值实现^[3-7]。对于弱边界图像的轮廓检测效果较差的问题,研究人员提出了各种改进模型。例

如,李春明等提出 LBF(Local Binary Fitting)模型^[8],该模型利用局部图像信息能够对强度不均匀图像进行分割;于晓升等提出基于边缘保护扩散的梯度矢量流测地线活动轮廓模型,其中采用各向异性扩散方式构建一个新的梯度矢量流场,能够有效地克服弱边缘的干扰^[9];潘改等人提出融合 C-V 和 GVF 的测地线活动轮廓模型,能够更好地对弱边界图像进行分割^[10];张建伟等人提出基于小邻域信息的测地线活动轮廓模型对于医学图像的应用^[11];孙颖等人提出一种改进的 GAC 模型用于点云和影响自动提取建筑物边界的应用^[12]。

文中针对 GAC 模型对弱边界轮廓提取较差的问题,拟利用灰色理论中的灰色关联分析改进测地线活动轮廓模型,从而完成弱边界图像中的目标轮廓检测。

1 测地线活动轮廓模型的水平集方法概述

1.1 传统曲线演化的水平集方法

一条平面封闭曲线可以采用隐式表达方式,即将它定义为一个二维函数 $u(x, y)$ 的水平集:

$$C = \{(x, y), u(x, y) = c\} \quad (1)$$

对于演化的曲线 C 可以嵌入到演化的函数 $u(x, y, t)$ 。通常令 $c = 0$,即为 u 的零水平集:

$$C(t) := \{(x, y), u(x, y, t) = 0\} \quad (2)$$

对式(2)求全导 $\frac{du}{dt}$,可以得到曲线 C 和水平集函数的演化关系:

$$\frac{du}{dt} = F |\nabla u| \quad (3)$$

其中, F 为曲线 C 沿法向的演化速度;嵌入函数 u 不唯一,常令 $u(x, y)$ 表示平面上点 (x, y) 到曲线 C 的带符号的距离,即:

$$u(x, y) = \begin{cases} d[(x, y), C] & (x, y) \text{ 在封闭曲线 } C \text{ 内部} \\ -d[(x, y), C] & (x, y) \text{ 在封闭曲线 } C \text{ 外部} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $d[(x, y), C]$ 表示点 (x, y) 与曲线 C 之间的 Euclidean 距离。该选择的优点是:由于距离函数具有如下基本性质:

$$|\nabla u| \equiv 1 \quad (5)$$

在式(3)的过程中经常采用“速度场自然延拓”方法。然而自然延拓并不能保证 u 在演化过程中始终为带符号的距离函数,当它逐渐偏离距离函数的性质后,数值计算的迭代过程将会趋向于不稳定。所以在若干次 u 的更新迭代后,须进行重新初始化。

1.2 测地线活动轮廓模型的水平集方法

在测地线活动轮廓模型中,文献[2]提出用最小化能量泛函来确定活动轮廓:

$$L_R(C) = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I(C(s))|) ds \quad (6)$$

其中, s 为弧长参数; $L(C)$ 为封闭曲线 $C(s)$ 的欧几里得弧长; g 为零到正无穷上的单调递减函数,通常定义为:

$$g(r) = \frac{1}{1 + (r/K)^p} \quad (7)$$

其中, r 为图像经过降噪后得到的图像梯度模值; K 和 p 均为常数。

容易证明,最小化式(6)所对应的梯度下降流为:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(C) \kappa N - (\nabla g \cdot N) N \quad (8)$$

为了能够正确提取具有较深凹陷部分的对象,需要在式(8)中增加一个“收缩力”,即它的方向总是恒定地指向曲线的内部,并且也受 $g(|\nabla I|)$ 的控制。改写式(8)为:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(c + \kappa) N - (\nabla g \cdot N) N \quad (9)$$

式(9)加速了曲线的向内收缩。注意式中 c 的取值太大或者太小都会影响轮廓提取的结果:太小会速度太慢,太大会越过边界。

2 基于灰色关联分析的改进 GAC 模型轮廓检测方法概述

2.1 灰色关联分析(Grey Relational Analysis, GRA)

灰色系统指信息不完全或不完全确定的系统。灰色系统理论是我国学者邓聚龙教授于 1982 年在北荷兰公司正式提出^[13-16]。贫信息、小样本建模的独特优点使灰色系统理论迅速成为应用最广泛的理论之一。GRA 是灰色系统理论的重要组成部分,它根据序列曲线几何形状的相似程度来判断各曲线间的联系是否紧密。曲线形状越接近,相应序列之间的关联度就越大,反之越小。

计算步骤如下:

Step1 确定参考数列 $x_0(k)$ 和待比较序列 $x_j(k)$, 其中 $k = 1, 2, \dots, N$, 为序列的第 k 项; $j = 1, 2, \dots, I$, 为待比较序列的序列号。

Step2 计算各比较数列与参考数列之间的灰色关联系数 ξ_{0j} :

$$\xi_{0j}(k) = \frac{\Delta_{\min} + \zeta \Delta_{\max}}{\Delta_{0j}(k) + \zeta \Delta_{\max}} \quad (10)$$

其中:

$$j = 1, 2, \dots, I; k = 1, 2, \dots, N;$$

$$\Delta_{\min} = \min |x_0(k) - x_j(k)|;$$

$$\Delta_{\max} = \max |x_0(k) - x_j(k)|;$$

$$\Delta_{0j} = |x_0(k) - x_j(k)|$$

Step3 计算各比较数列和与参考数列之间的灰色

关联度。

$$R_{0i} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \xi_{0j}(k)$$

(11)

2.2 基于灰色关联分析的改进 GAC 模型轮廓检测方法

传统的 GAC 模型是以梯度变化为基础,通过高斯平滑之后使得噪声得到一定的 c 抑制,然而待分割的目标边界会随之变得模糊,有可能最终导致进化轮廓在伪边界处停止,使得提取轮廓失败。

下面尝试使用灰关联系数来代替传统以梯度为基础的停止函数。灰色关联的基本思想是根据曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密。曲线越接近,相应曲线之间的关联度越大,反之就越小。在轮廓提取的过程中,相同区域的灰关联系数很大,而到达目标边界时,灰关联系数会减小,这与梯度下降流一致。

基于改进 GRA 模型的轮廓检测新方法的主要流程如图 1 所示。

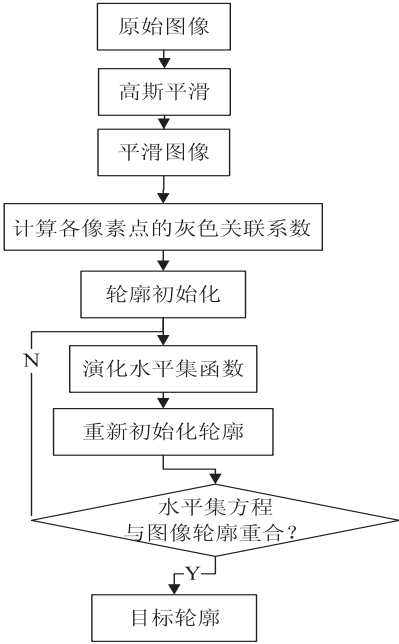


图 1 基于灰色关联分析的改进 GAC 模型轮廓检测方法

主要步骤为:

- (1)对大小为 $M \times N$ 的原始图像进行高斯平滑预处理。
- (2)计算预处理后图像中各像素点处的灰色关联系数,并以之作为停止函数。具体地,以图像中某点的值形成长度为 9 的比较数列,并以该点及其 8 邻域像素的值形成长度为 9 的参考数列,根据式 (11) 计算两序列之间的灰色关联度。
- (3)以图像的中心 $(M/2, N/2)$ 为圆心, $\max \{M, N\}/2$ 为半径形成的圆作为目标的初始轮廓。
- (4)根据公式 (9) 进行水平集演化,并重新初始化

轮廓。

- (5)判断水平集方程与图像轮廓是否重合,若重合则转到第 (6) 步,否则,转到第 (4) 步。
- (6)输出目标轮廓。

3 实验结果与分析

为测试文中方法的有效性,对大小为 100×100 的仿真图像分别用改进前的 GAC 模型、LBF 模型和改进后的 GAC 进行轮廓提取,对比结果如图 2 所示。

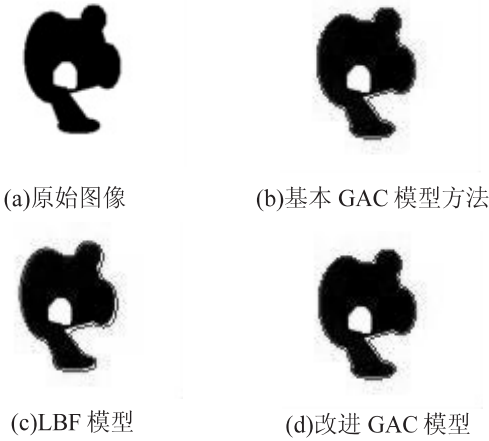


图 2 不同方法检测强边界目标轮廓的结果

从图 2 可知,当目标与背景的对比较强时,改进前后的 GAC 模型轮廓检测方法均可有效提取目标的轮廓信息。

下面进行噪声干扰情况下弱边界目标的轮廓检测实验,与以上实验类似,仍分别用改进前的 GAC 模型、LBF 模型和改进后的 GAC 模型进行轮廓提取,结果如图 3 所示。

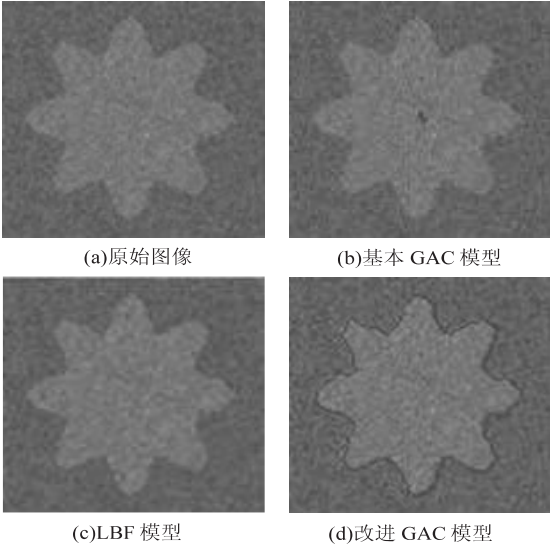


图 3 不同方法检测含弱边界目标轮廓的结果

观察图 3 易知,基本 GAC 模型因目标与背景差距较小,无法正确提取目标轮廓;LBF 模型轮廓检测方法尽管提取到了目标轮廓,但目标周围出现大量细小的

伪边界,目标内部也有部分伪轮廓信息;与之相比,文中提出的基于灰色关联度的改进 GAC 模型轮廓检测方法未受噪声干扰,能够无误地提取到目标的弱边界形成的轮廓,且整个目标的轮廓外形光滑、闭合。

4 结束语

文中在深入分析传统 GAC 模型的基础上,利用灰色关联度分析边界信息,提出一种基于灰色关联分析的改进 GAC 模型轮廓检测方法。该方法不同于以往以梯度信息为基础的 GAC 模型,而是利用基于灰色关联度的信息来代替梯度信息,提高了弱边界目标轮廓检测效果,初步仿真实验说明了新方法的有效性。

参考文献:

[1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-332.

[2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geometric partial differential equations and image analysis[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.

[3] Osher S, Fedkiw R. Level set methods and dynamic implicit surfaces[M]. [s. l.]: Springer-Verlag, 2002.

[4] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation[J]. Journal of Computation Physics, 1988, 79(1): 12-49.

[5] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.

(上接第 69 页)

Fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.

[5] Foley D H, Sammon J W. An optimal set of discriminant vectors[J]. IEEE Trans on Computers, 1975, 24(3): 281-289.

[6] He Xiaofei, Yan Shuicheng, Hu Yuxiao, et al. Face recognition using Laplacianfaces[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3): 328-340.

[7] Chen H T, Chang H W, Liu T L. Local discriminant embedding and its variants[C]//Proc of IEEE conference on computer vision and pattern recognition. [s. l.]: IEEE, 2005: 846-853.

[8] Wang Ruiping, Chen Xilin. Manifold discriminant analysis[C]//Proc of IEEE conference on computer vision and pattern recognition. [s. l.]: IEEE, 2009: 429-436.

[9] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis

[6] Osher S, Fedkiw R P. Level set methods: an overview and some recent results[J]. Journal of Computational Physics, 2001, 169(2): 463-502.

[7] Tsai R, Osher S. Level set methods and their applications in image science[J]. Communications in Mathematical Sciences, 2003, 1(4): 623-656.

[8] Li Chunming, Kao C Y, Core J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//Proc of IEEE international conference on computer vision and pattern recognition. Minneapolis: IEEE, 2007: 1-7.

[9] 于晓升, 吴成东, 陈东岳, 等. 基于边缘保护扩散的梯度矢量流测地线活动轮廓模型[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2013, 34(5): 642-645.

[10] 潘 改, 高立群, 张 萍. 融合 C-V 和 GVF 的测地线活动轮廓模型[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2013, 34(2): 166-169.

[11] 张建伟, 方 林, 陈允杰, 等. 小邻域统计信息核磁共振医学图像分割模型[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(2): 305-312.

[12] 孙 颖, 张新长, 康停军, 等. 改进 GAC 模型在点云和影像自动提取建筑物边界中的应用[J]. 测绘学报, 2013, 42(3): 337-343.

[13] 邓聚龙. 灰色系统的基本方法[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1996.

[14] 马 苗, 田红鹏, 张艳宁. 灰色理论在图像工程中的应用研究进展[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(11): 1943-1951.

[15] 谭学瑞, 邓聚龙. 灰色关联分析; 多因素统计分析新方法[J]. 统计研究, 1995(3): 46-48.

[16] 罗 党, 刘思峰. 灰色关联决策方法研究[J]. 中国管理科学, 2005, 13(1): 101-106.

and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.

[10] Qiao Lishan, Chen Songcan, Tan Xiaoyang. Sparsity preserving projections with applications to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 331-341.

[11] Jing Xiaoyuan, Li Sheng, Zhang D, et al. Supervised and unsupervised parallel subspace learning for large-scale image recognition[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(10): 1497-1511.

[12] Jing Xiaoyuan, Zhang D, Tang Yuanyan. An improved LDA approach[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(5): 1942-1951.


[13] Gao Wen, Cao Bo, Shan Shiguang, et al. The CAS-PEAL large-scale chinese face database and baseline evaluations[J]. IEEE Trans on System Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2008, 38(1): 149-161.

[14] Zhang D, Kong W K, You J, et al. Online palmprint identification[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1150.

基于灰色关联分析的改进GAC模型轮廓检测方法

作者：[王智刚](#)，[马苗](#)，[WANG Zhi-gang](#)，[MA Miao](#)

作者单位：[陕西省语音与图像信息处理重点实验室](#)，[陕西 西安 710072](#)；[陕西师范大学 计算机科学学院](#)，[陕西 西安 710119](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(1)

引用本文格式：[王智刚](#).[马苗](#).[WANG Zhi-gang](#).[MA Miao](#) [基于灰色关联分析的改进GAC模型轮廓检测方法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(1)