

物体边沿特征提取及应用

刘纯利¹ 张 弓²

(安徽科技学院机电学院 凤阳 233100)¹ (南京航空航天大学电子信息工程学院 南京 210016)²

摘 要 提出了利用边缘检测提取物体特征的算法,首先利用动态边缘检测算法提取物体的边缘,接着计算边沿到重心的距离,再将特征长度归一化。利用获取的特征训练 SVM 分类器。最后利用粮食图像对该方法进行了仿真实验。实验表明,提出的方法能有效地提取边缘特征,并且具有较高的分类正确率。

关键词 边缘检测,边界描述,特征提取,SVM 分类器

中图分类号 TP393 文献标识码 A

Grain Classification Based on Edge Feature

LIU Chun-li¹ ZHANG Gong²

(College of Electromechanical Engineering, Anhui Science and Technology University, Fengyang 233100, China)¹

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)²

Abstract This paper proposed an object detection approach using edge detection. Firstly, it uses dynamic edge detection algorithm to extract the grain edge, secondly, computes the distance between the edge points and the center of gravity, and obtains a vector as the primitive feature which will be processed via amplitude and length normalization and become the feature. The features are used to train the SVM classifier. At last, we conducted simulation experiments using grain image, and the experiment results reveal that the proposed method can efficiently extract the edge feature, and has higher classification accurate rate.

Keywords Edge detection, Edge representation, Feature extraction, SVM classifier

1 引言

计算机视觉是用计算机去模拟人的视觉功能的一门科学。让计算机具有和人类相似的视觉功能,无论是对科学的发展还是对实际的应用,都具有十分重要的作用,计算机视觉因此得到了快速的发展。计算机视觉系统所获取的场景图像是一幅或者多幅三维场景在二维平面上的投影。现实场景中往往有很多种不同的特征,比如形状和大小^[1]。从获取的图像中恢复现实世界模型的过程也就是分离与识别场景中物体的过程^[2]。因此,物体的识别是机器视觉领域的一个基本问题^[3-5]。物体的视觉特征包括形状、颜色、纹理、光照等等,其中形状是非常重要的一种特征,对目标的识别起着关键的作用。而物体的边缘是描述图像形状的一种有效手段。物体的边缘是物体和背景的分界线,包含了很多信息。物体边缘和物体有对应的关系。因此,本文提出了一种物体边缘特征提取方法。最后,利用粮食图像对该方法做了测试,结果显示其具有较高的识别率。

2 基本原理

2.1 基于距离正则化水平集进化的边缘检测

假设 I 是一幅图像,定义边缘响应函数 g 为^[6]:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2} \quad (1)$$

式中, G_σ 是高斯核函数,方差为 σ ,在边缘点函数 g 的值较小。

水平集函数: $\phi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 定义能量函数 $\epsilon(\phi)$:

$$\epsilon(\phi) = \mu R_\rho(\phi) + \lambda L_g(\phi) + \alpha A_g(\phi) \quad (2)$$

其中, $\lambda > 0, \alpha \in \mathbb{R}$, 而 $L_g(\phi)$ 和 $A_g(\phi)$ 定义如下:

$$L_g(\phi) = \int_\Omega g \delta |\nabla \phi| dx \quad (3)$$

$$A_g(\phi) = \int_\Omega g H(-\phi) dx \quad (4)$$

其中, δ, H 是冲积函数和 Heaviside 函数。能量函数 $L_g(\phi)$ 实际上计算的是函数 g 沿着零水平集轮廓 ϕ 的线积分,在边沿上会取最小值。能量函数 $A_g(\phi)$ 实际上计算其在区域 $\Omega_\phi = \{x: \phi(x) < 0\}$ 上的权重。

实际中,利用的是函数逼近冲积函数和 Heaviside 函数^[7]:

$$\delta_\epsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\epsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\epsilon})], & |x| \leq \epsilon \\ 0, & |x| > \epsilon \end{cases} \quad (5)$$

$$H_\epsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} [1 + \frac{x}{\epsilon} + \frac{1}{\pi} \sin(\frac{\pi x}{\epsilon})], & |x| \leq \epsilon \\ 1, & |x| > \epsilon \\ 0, & |x| < -\epsilon \end{cases} \quad (6)$$

收稿日期:2012-09-13 返修日期:2012-12-27 本文受安徽省教育厅高校科学研究项目(KJ2012A065)资助。

刘纯利(1962—),副教授,主要研究方向为数字图像处理,E-mail:chunli_liu112@sina.com;张 弓(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为雷达信号处理、图像分析与处理。

因此基于距离正则化水平集进化的边缘检测算法描述如下:

第1步 初始化 ϕ 记为 ϕ^0 , 窄带初始化为 $B_r^0 = \bigcup_{(i,j) \in Z^0} N_{i,j}^0$, 其中 Z^0 是 ϕ^0 中的过零点组成的集合;

第2步 更新: $\phi_{i,j}^{k+1} = \phi_{i,j}^k + \tau L(\phi_{i,j}^k)$, $B_r^{k+1} = \bigcup_{(i,j) \in Z^{k+1}} N_{i,j}^{k+1}$;

第3步 对像素赋值: $(i,j) \in B_r^{k+1}$, $(i,j) \notin B_r^k$

$$\begin{cases} h \leftarrow \phi_{i,j}^{k+1}, & \phi_{i,j}^k > 0 \\ -h \leftarrow \phi_{i,j}^{k+1}, & \text{else} \end{cases};$$

第4步 停止准则: 若过零点数量不再变化或者达到指定的最大迭代次数就停止^[8]。

2.2 特征提取

粮食的特征向量是由边缘到重心的距离组成的。要实现有效的特征提取, 需要计算粮食的重心位置。其中点 O 是闭合区域的重心, 点 A 是区域边缘上到点 O 距离最大的点, d_1 表示 O 和 A 之间的距离。点 A 为起始点顺时针旋转, 计算 O 和 A 之间的距离 d_1 , 旋转一周就得到了特征向量, 如图1所示。

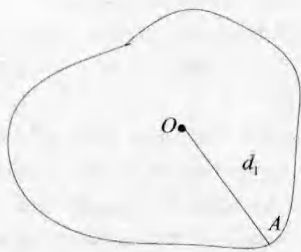


图1 特征提取

粮食的重心计算方法如下, 设函数 $y=f(x)$ 在平面上对应一个闭合区域, 则粮食的重心坐标为:

$$\bar{x} = \frac{\int x f(x) dx}{\int y dx}, \bar{y} = \frac{\int y f(x) dx}{\int y dx} \quad (7)$$

2.3 SVM 分类器

得到粮食特征后, 可以对粮食特征进行分类, 从而实现对粮食种类的识别。分类过程的关键是选择合适的分类器。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)就是一种高效的分类器。假设 x_i ($i=1, 2, 3, \dots, N$) 是来自类别 ω_1, ω_2 的样本, SVM的目的就是设计一个超平面将所有的训练样本分类^[9-14]。图2中的黑色圈和红色菱形分别表示两类样本的特征, 其中 $S_1, \dots, S_4$ 是选择的支持向量。黑色实线是算法求得的分类界面。测试样本特征若位于分类面的上侧, 则属于第一类, 否则属于第二类。

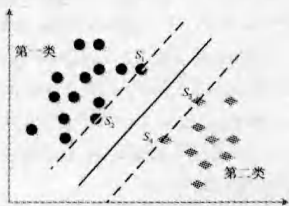


图2 最优分类面

粮食特征分类可以归结为求解如下优化问题:

$$\frac{1}{2} w^T w \quad \text{s. t.} \quad y_i (w^T x_i + b) \geq 1 \quad (8)$$

对于式(8)的优化问题, 可以利用对偶函数将其等价转化

为:

$$\begin{aligned} \max_{\lambda} & \left(\sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i^T x_j \right) \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0, \lambda_i > 0 \end{aligned} \quad (9)$$

对于式(9)的优化问题, 可以先求出拉格朗日乘子, 进一步得到分类超平面。该过程可以利用台湾林智仁教授的工具箱实现^[15]。

3 实验结果

3.1 边缘提取结果

首先建立黑米、芝麻和绿豆的样本库, 每一种粮食有200个样本(索取样本库联系作者)。其中本文边缘检测算法的检测结果如图3所示。

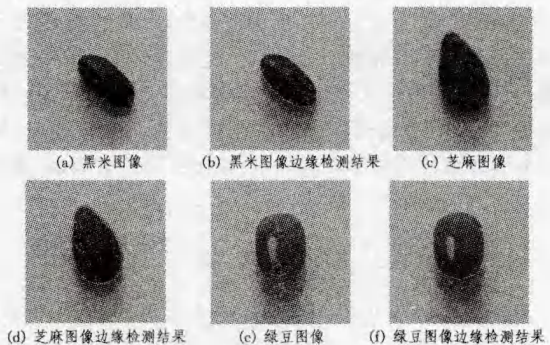


图3 边缘检测结果

图3中, (a)(c)(e)是原始粮食图像, 而(b)(d)(f)为粮食图像的边沿检测结果, 这里用红线表示检测到的边缘。从图3(b)(d)(f)3幅图中可以看出, 本文提出的基于距离正则化水平集进化的边缘检测方法有效地提取了粮食的边缘信息。

3.2 特征提取

根据3.1节提取出来的粮食边缘信息, 结合2.2节的重心坐标计算公式, 可以得到粮食样本的边缘上各个点到重心的距离, 即粮食边缘特征。图4是根据式(7)计算得到的各类粮食的特征, 图中的横坐标表示边缘点序号, 即第一个点表示边缘上距离重心最远的点。其余各个点是顺时针旋转时取得的各点, 纵坐标是点到重心的距离。

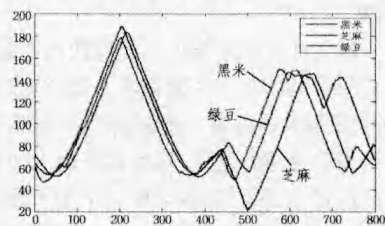


图4 黑米, 芝麻, 绿豆的特征

从结果中可以看出, 第400个点至第800个点到重心的距离变化很大, 比如第500个点黑米边缘到重心的距离小于芝麻边缘到中心的距离, 也小于绿豆边缘到重心的距离。因此本文特征提取算法可以有效地提取各类粮食特征, 这为正确分类奠定了基础。

3.3 分类结果

在SVM工具箱中, 用各类粮食特征对分类器做训练, 利用前述的特征提取方法获得样本的特征, 指定训练样本数为每类100个, matlab工具箱函数对特征进行降维, 采用lssvm工具箱训练分类器。得到的分类界面如图5所示, 图中*表示黑米

的特征, + 表示芝麻的特征, Δ 表示绿豆的特征。

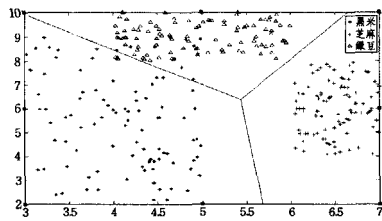


图5 分类器训练结果

黑实线是获得的分类界面,横坐标表示降维后的第一个特征,纵坐标表示降维后的第二个特征,是无量纲的量。利用分类面测试数据库中的样本,每类100个样本,黑米、芝麻和绿豆的识别率分别为:93%、94%和97%,这证明了本文的粮食分类方法有效,分类结果较好。

结束语 本文提出了一种基于物体边缘的特征表示方法。首先利用水平集理论得到物体的边缘,再计算边缘到物体重心的距离,得到边缘对应的特征向量。利用得到的特征向量训练SVM分类器。最后利用建立的黑米、芝麻和绿豆样本库对样本进行分类,实现粮食识别。实验证明,本文方法取得了较高的正确率,是一种行之有效的办法。

参考文献

- [1] Nikolova M. A Variational Approach to Remove Outliers and Impulse Noise[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004,20(1):99-120
- [2] Torralba A, Fergus R, Freeman W. Million tiny images: A large data set for nonparametric object and scene recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007,30(11):1958-1970
- [3] Shen Z. Wavelet Frames and Image Restorations[C]//Rajendra B. Proceedings of the International Congress of Mathematicians 2010. ICM 2010. Hyderabad, India; World Scientific Publishing, 2010:2834-2863
- [4] Ricard J, Coeurjolly D, Baskurt A. Generalizations of angular radial transform for 2D and 3D shape retrieval[J]. Pattern Recognition Letters, 2005,26(14):2174-2186

- [5] Tello R. Fourier descriptors for computer graphics [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1995,25(5):861-865
- [6] Li C, Xu C, Gui C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE transactions on image processing, 2010,19(12):3243-3254
- [7] Zhao H, Chan T, Merriman B, et al. A variational level set approach to multiphase motion[J]. Journal of computational physics, 1996,127(1):179-195
- [8] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego; IEEE Conference Publications, 2005:430-436
- [9] Laptev I, Caputo B. Recognizing human actions: A local SVM approach[C]//Kittler J. Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge; IEEE CS Press, 2004:32-36
- [10] Chapelle O. Support vector machines; Induction Principles, adaptive tuning and prior knowledge[D]. Laboratoire d'Informatique, Univ. Paris 6, Paris, France, 2002
- [11] Inoue T, Abe S. Fuzzy support vector machines for pattern classification[C]//Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks. 2001:1449-1454
- [12] Platt J. Probabilistic outputs for SVMs and comparisons to regularized likelihood methods[M]. Advances in Large Margin Classifiers, Cambridge, MA; MIT Press, 2000:61-74
- [13] Cortes C, Vapnik V N. Support vector networks [J]. Mach. Learn., 1995,20(3):273-297
- [14] Chang C, Lin C. LIBSVM -A Library for Support Vector Machines [EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2012-04-01
- [15] Goh K, Chang E, Li B. Using one-class and two-class SVMs for multiclass image annotation [J]. IEEE Trans. Knowl. Data Eng., 2005,17(10):1333-1346
- [16] 程仁贵, 刘书炘. 基于边缘检测的影像多线自动测量算法[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版, 2013,27(2):89-92

(上接第279页)

结束语 本文针对红外与可见光图像点匹配的难题,提出一种基于B-LBP的特征点匹配算法。通过角点提取、边缘重组、主方向确定等方法确定了特征点子邻域,再对子邻域中各像素点的B-LBP值进行统计,然后通过边缘搜索将相邻两个子邻域的B-LBP值进行级联,生成一个512维的联合描述子,最后采用最近邻匹配算法进行匹配。实验结果表明,本文提出的算法可实现红外与可见光图像在旋转、视角、尺度变换中的有效匹配,匹配精度较SIFT算法有较大的提高。

参考文献

- [1] 王鲲鹏, 徐一丹, 于起峰. 红外与可见光图像配准方法分类及现状[J]. 红外技术, 2009,31(5):270-275
- [2] 田裕鹏. 红外检测与诊断技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2006:140-145
- [3] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Ma-

chine Intelligence, 2002,24(7):971-987

- [4] Nanni L, Lumini A, Brabnam S. Survey on LBP based texture descriptors for image classification[J]. Expert Systems with Applications, 2012(39):3634-3641
- [5] Lee H, Chung Y, Kim J, et al. Face Image Retrieval Using Sparse Representation Classifier with Gabor-LBP Histogram [J]. Computer Science, 2011,6513:273-280
- [6] Yue Y, An Z, Wu H. Adaptive Targets-detecting Algorithm based on LBP and Background Modeling under Complex Scenes [J]. Procedia Engineering, 2011,15:2489-2494
- [7] Arashloo S R, Kittler J. Energy Normalization for Pose-Invariant Face Recognition Based on MRF Model Image Matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011,33(6):1274-1280
- [8] Mokhtarian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space[J]. Proceedings of Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998,20(12):1376-1381
- [9] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110