

基于局部区域空间矩的边缘特征检测方法

陈昌孝 何明浩 曲智国
(湖北武汉空军预警学院 武汉 430019)

摘要 SUSAN 算子是一种利用局部区域信息的边缘检测方法,由于仅利用了局部区域的零阶空间矩信息,导致检测结果中容易出现虚假边缘。为此,提出了一种基于局部区域空间矩的边缘特征检测方法,即综合利用局部区域的零阶、一阶和二阶空间矩信息来检测图像中的边缘。利用合成图像和实际图像并加入不同类型的噪声进行的实验分析结果表明,提出的边缘检测算子可以有效消除噪声引起的虚假边缘响应,提高 SUSAN 算子的边缘定位精度。

关键词 边缘检测, SUSAN 算子, 局部区域, 空间矩

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Edge Detection Based on Spatial Moments of Local Region

CHEN Chang-xiao HE Ming-hao QU Zhi-guo
(Air Force Early-Warning Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract The SUSAN edge detector is an algorithm based on the local region information which is prone to false-edge problems in noisy environment since it only utilizes the zeroth spatial moment of local region. To solve that problem, a novel edge detector, which utilizes information of higher-order spatial moments such as the first and second-order spatial moments of local region, was presented. Experiments were conducted on synthetic image and real images with different kinds of noise. The results show that M-USAN can remove false-edges and improve the performance of SUSAN edge detector effectively.

Keywords Edge detection, SUSAN edge detector, Local region, Spatial moment

1 引言

边缘检测一直是图像处理研究领域的热点研究问题,在目标识别、图像匹配和压缩等应用领域都具有重要的意义。早期提出的边缘检测算子,如 Sobel、Laplacian、Prewitt 和 LOG 算子等^[1],利用微分算子或其变形计算图像像素的梯度作为边缘强度,因此这类方法通常对噪声非常敏感。Canny 算子^[2]把边缘检测问题转换为寻找函数最优极值的问题,在检测边缘时考虑噪声的影响,但需要在消除噪声和定位精度之间进行折衷,且它提取的细节过多,在某些应用中反而不利于后续的处理算法。近年来提出的新型边缘检测算法,如基于模糊推理的边缘检测新算法^[3]、基于蚁群算法的边缘检测算法^[4]、基于欧式距离图的边缘检测方法^[5]和基于梯度的自适应边缘检测算法^[6]等,都从不同角度提出了新的边缘检测的方法。

SUSAN 边缘算子^[7]及改进算法^[8-10]是一种基于局域信息的边缘检测方法,该方法根据图像局部区域内具有相似灰度的像素个数,即 USAN(Univaluse Segment Assimilating Nucleus)区域的大小来检测边缘,具有计算简单、定位准确、抗干扰能力强等特点。但是 SUSAN 算子及其改进方法仅利用了 USAN 区域的大小信息,即 USAN 区域的零阶矩信息,忽

略了 USAN 区域的高阶矩信息,导致 SUSAN 算子对于孤立噪声的抑制效果不佳,在检测过程中易出现虚假边缘,且噪声较强时的边缘定位精度有所下降。

针对 SUSAN 算子的上述不足,本文提出了基于 USAN 区域空间矩的边缘检测算法,记为 M-USAN 算子,该算法用 USAN 区域的零阶矩、一阶矩和二阶矩信息来检测边缘。由于空间矩表征了图像的几何特征,而且与图像之间是互相唯一确定的^[11],该算法综合利用了 USAN 区域的几何信息,即 USAN 区域的大小和形状信息,从而能有效减少虚假边缘响应,提高算子的边缘检测性能。

2 SUSAN 边缘检测算子

如图 1 所示, SUSAN 边缘检测算子(以下简称 SUSAN 算子)可以描述如下:对图像中的每个像素,用一个圆形模板(半径为 3.5,大小为 7×7)进行扫描,比较模板内每一像素与中心像素的灰度值,通过与给定的灰度阈值比较,来判别该像素是否属于 USAN 区域,如式(1)、式(2)所示:

$$n(\vec{r}_0) = \sum_{i \in D(\vec{r}_0), i \neq \vec{r}_0} c(\vec{r}, \vec{r}_0) \quad (1)$$

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = e^{-\left(\frac{I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)}{t}\right)^6} \quad (2)$$

其中, $c(\vec{r}, \vec{r}_0)$ 为模板内的像素判别函数, $I(\vec{r}_0)$ 、 $I(\vec{r})$ 分别是模

本文受空军重点科研项目(KJ2011192)(61103082)资助。

陈昌孝(1982-),男,博士生,主要研究方向为信息对抗、雷达对抗等, E-mail:green20001@163.com; 何明浩(1963-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为信息对抗、雷达对抗等; 曲智国(1982-),博士,讲师,主要研究方向为图像处理、预警监视等。

板内中心像素和其它像素的灰度值, t 为灰度差门限, $D(\vec{r}_0)$ 为以 \vec{r}_0 为核的圆形模板区域。对于图中的每一个像素, 其边缘响应为:

$$R = \begin{cases} g - n(r_0), & \text{if } 0 \leq n(r_0) < g \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中, g 为几何门限, 一般取为 $0.75n_{\max}$ [7], n_{\max} 为模板内所有像素数目。由式(3)可见, SUSAN 算子仅利用了 USAN 区域的零阶矩信息即区域大小来计算边缘响应, 忽略了 USAN 区域高阶矩信息, 因此易出现虚假边缘。

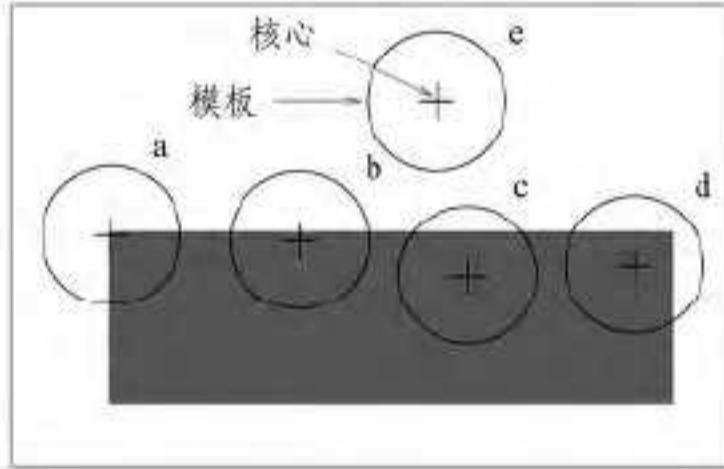


图1 不同位置的圆形模板

3 M-SUSAN 边缘检测算子

M-USAN 边缘检测算子(以下简称 M-USAN 算子)的基本思路是: 对于 SUSAN 算子得到的候选边缘点, 利用其 USAN 区域计算空间矩, 将求得的空间矩与理想阶跃边缘 USAN 区域的空间矩进行比较, 若二者相等或相似, 则认为该点是边缘点, 否则认为该点为虚假边缘点。

3.1 USAN 区域的空间矩

在直角 $x-y$ 坐标系下, 对于任意方向的边缘, 当核像素位于不同位置时, 如图 2(a)、(c) 所示, 根据式(1), USAN 区域的 $f(x, y)$ 可以表示为:

$$f(x, y) = c(\vec{r}, \vec{r}_0) = \begin{cases} 1, & \vec{r} = (x, y) \in \text{USAN} \\ 0, & \vec{r} = (x, y) \notin \text{USAN} \end{cases} \quad (4)$$

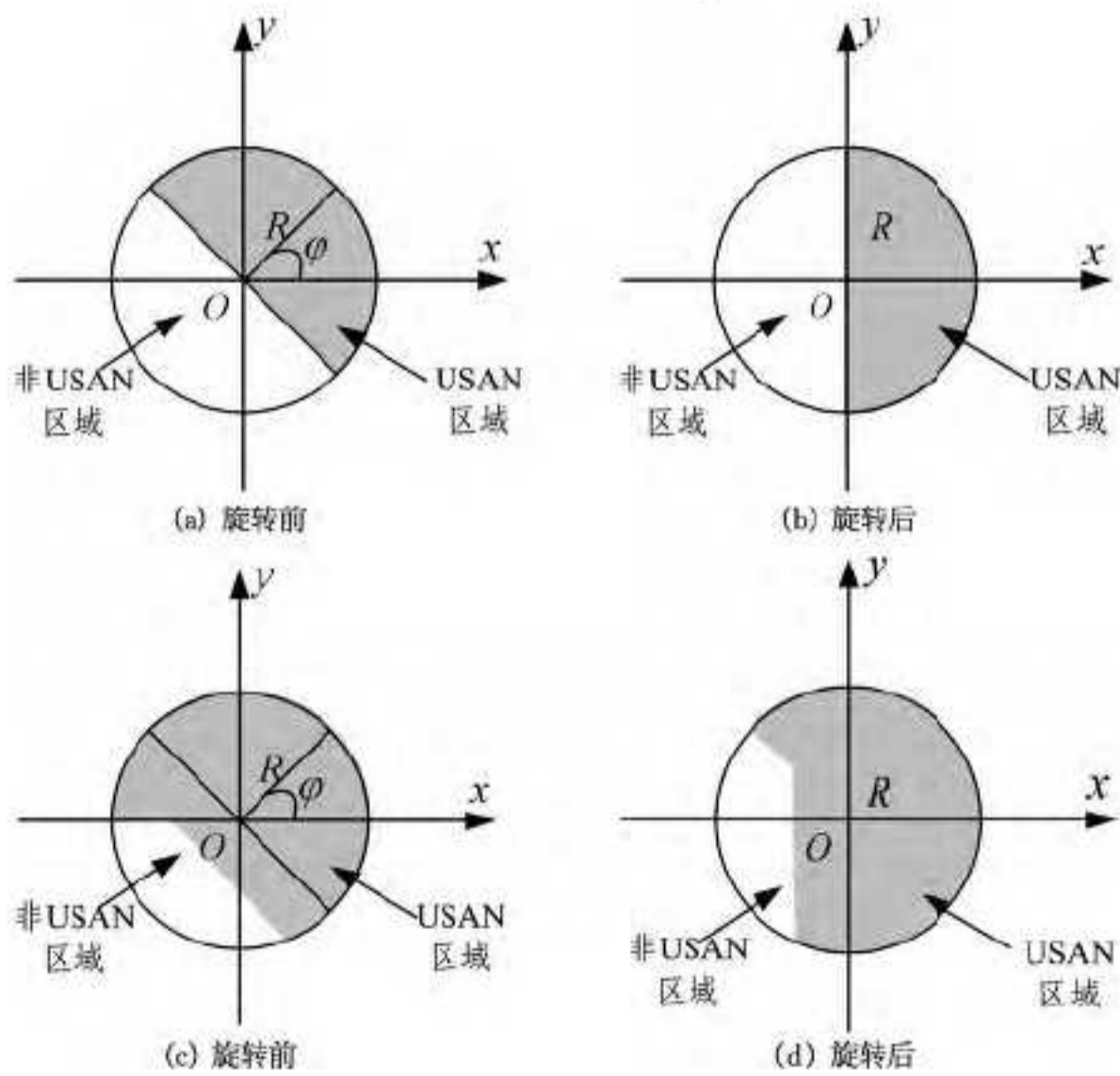


图2 不同位置的 USAN 区域示意图

根据空间矩的定义[11], USAN 区域 $f(x, y)$ 的 $(p+q)$ 阶空间矩的定义如下:

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (5)$$

为了降低问题的维数, 可以先把窗口顺时针旋转 φ 角, 使

边缘与 x 轴垂直, 如图 2(b)、(d) 所示, 旋转后 USAN 区域的高阶空间矩计算如下:

$$m'_{00} = \iint_{x^2+y^2 \leq R^2} f(x, y) dx dy \quad (6)$$

$$m'_{01} = \iint_{x^2+y^2 \leq R^2} y f(x, y) dx dy = 0, \quad (7)$$

$$m'_{10} = \iint_{x^2+y^2 \leq R^2} x f(x, y) dx dy$$

$$m'_{02} = \iint_{x^2+y^2 \leq R^2} y^2 f(x, y) dx dy, \quad (8)$$

$$m'_{20} = \iint_{x^2+y^2 \leq R^2} x^2 f(x, y) dx dy$$

旋转前后空间矩的关系由式(9)给出:

$$m'_{pq} = \sum_{r=0}^p \sum_{s=0}^q \binom{p}{r} \binom{q}{s} (-1)^{q-s} (\cos \varphi)^{p-r+s} (\sin \varphi)^{q+r-s} m_{p+q-r-s, r+s} \quad (9)$$

分析式(6)~式(9)可以发现, 除零阶空间矩外, 一、二阶空间矩的大小均与方向 φ 有关, 如果直接比较一、二阶空间矩, 需要知道边缘的方向, 这会增加算子的复杂度。为此, 定义 M_0 、 M_1 和 M_2 如下:

$$M_0 = m_{00} = m'_{00} \quad (10)$$

$$M_1 = m_{01}^2 + m_{10}^2 = m_{01}'^2 + m_{10}'^2 \quad (11)$$

$$M_2 = m_{02} + m_{20} = m_{02}' + m_{20}' \quad (12)$$

由式(10)~式(12)可以看出, M_0 、 M_1 和 M_2 分别包含了 USAN 区域的零阶、一阶和二阶空间矩信息, 而且各阶 M 值旋转前后相等, 因此 M 值与 φ 无关, 即具有旋转不变性, 这就使得将任意核像素 USAN 区域的空间矩与理想阶跃边缘 USAN 区域的空间矩进行比较时可不必考虑边缘方向的影响, 从而简化了运算。

需要指出的是, 零阶空间矩 M_0 表征了 USAN 区域的面积大小。由此可见, SUSAN 算子仅利用了 USAN 区域零阶空间矩信息, 而忽略了 USAN 区域的高阶空间矩信息。本文将综合利用各阶空间矩信息来检测边缘, 从而消除虚假边缘响应, 有效提高算子的边缘检测性能。

3.2 M-USAN 算法描述

对于图像中的每一像素, 首先利用零阶空间矩信息 M_0 提取潜在边缘点, 即 SUSAN 算子边缘检测步骤, 然后利用 USAN 区域计算相应的一阶、二阶空间矩信息 M_1 和 M_2 , 并定义相应的边缘响应函数如下:

$$R_{M_1} = e^{-\frac{(M_1 - \hat{M}_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad (13)$$

$$R_{M_2} = e^{-\frac{(M_2 - \hat{M}_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (14)$$

其中, \hat{M}_1 和 \hat{M}_2 分别为理想阶跃边缘 USAN 区域的一阶和二阶空间矩信息, 利用式(6)~式(12)并参照图 3(b) 可求得:

$$\hat{M}_1 = m_{01}^2 + m_{10}^2 = m_{01}'^2 + m_{10}'^2 = \left(\frac{2R^3}{3}\right)^2 \quad (15)$$

$$\hat{M}_2 = m_{02} + m_{20} = m_{02}' + m_{20}' = \frac{\pi R^4}{4} \quad (16)$$

σ_1 和 σ_2 用来调节噪声和虚假边缘抑制能力, σ_1 、 σ_2 越小, 虚警率越低, 但会增加边缘漏检率, 因此设置合适的 σ_1 、 σ_2 值对边缘检测算子的性能非常重要, 本文采用实验的方法确定。

对于基于一、二阶空间矩信息的边缘响应函数 R_{M_1} 、 R_{M_2} ，本文采用简单的取最大值的方法来计算其最终的边缘响应函数：

$$R = \max(R_{M_1}, R_{M_2}) \quad (17)$$

大多数边缘检测器在得到边缘响应，如梯度幅度响应后，还需要进行非极大值抑制、门限分割和细化等后处理 (Post-Processing) 工作。本文的非极大值抑制和细化处理采用文献 [2,7] 的方法，门限选择采用上分位数 ($\alpha\%$) 的方法，即保留总像素个数 $\alpha\%$ 的像素点作为边缘点。

综上所述，算法步骤描述如下：

- (1) 对于图像的每个像素，用圆形模板和式(1)–式(3)计算 USAN 区域和初步的边缘响应以确定候选边缘点，即 SUSAN 边缘检测的步骤；
- (2) 对于候选边缘点，根据其 USAN 区域计算空间矩信息 M_1 和 M_2 ，利用式(13)、式(14)计算 R_{M_1} 和 R_{M_2} ；
- (3) 采用式(17)所示计算最终的边缘响应 R ；
- (4) 对上述边缘响应进行非极大值抑制、门限分割和细化等后处理运算，得到最终的边缘图像。

4 实验结果与分析

4.1 参数设置

由于 SUSAN 算子与 Canny 算子的性能比较在文献 [7] 中已有详细论述，本文重点比较 M-USAN 算子与 SUSAN 算子的性能。

SUSAN 算子的参数设置如下：模板半径设为 $R=3$ ，模板像素个数为 $n_{\max}=37$ ，几何门限为 $g=27$ 。M-USAN 算子的参数设置如下：除了与 SUSAN 相同的参数外， $\hat{M}_1=676$ ， $\hat{M}_2=122$ ， $\sigma_1=0.5$ ， $\sigma_2=1$ ， $\alpha=10\%$ 。SUSAN 算子和 M-USAN 算子都进行了非极大值抑制、细化等后处理工作。

4.2 实验结果

本文采用文献 [7] 中的合成图像和实际 Cameraman 图像并加入各种噪声作为测试图像，如图 3 所示，在 2.5GHz CPU、1G 内存的计算机上比较 M-USAN 算子和 SUSAN 算子的性能，所有实验程序均在 Matlab2009a 下运行。



图 3 测试图像

图 4、图 5 分别给出了 SUSAN 算子和 M-USAN 算子的边缘检测结果，从上到下分别为原始图像检测结果、椒盐噪声图像检测结果和高斯噪声图像检测结果，左侧一列为 SUSAN 算子的检测结果，右侧一列为本文提出的 M-USAN 算子的检测结果。由图可以看出，本文提出的 M-USAN 算子取得了优于 SUSAN 算子的性能，特别是在加入噪声时，M-USAN 算子的检测性能几乎不受影响，在保持边缘定位精度的同时，较好地消除了噪声和虚假边缘。这是因为，SUSAN 算子仅利用了 USAN 区域的零阶矩信息，而 M-USAN 算子则综合利用了 USAN 区域的零阶、一阶、二阶矩信息，因此取得了较好的检测结果。

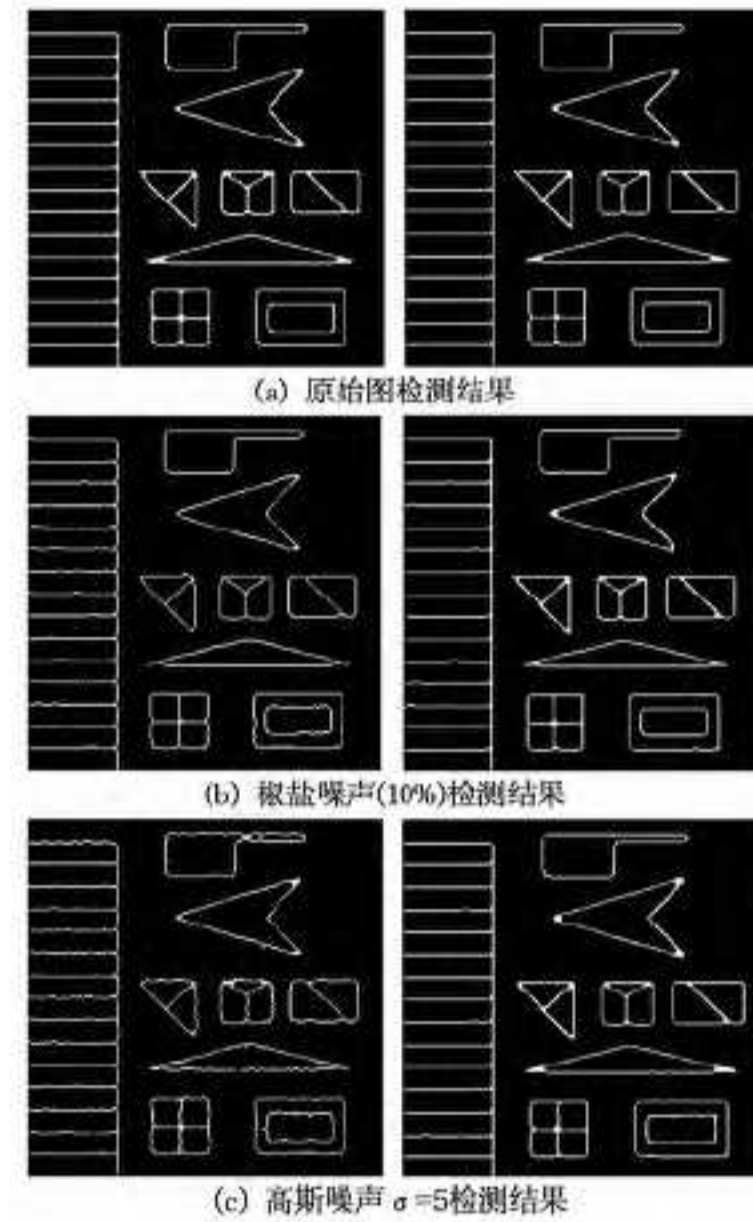


图 4 合成图像边缘检测结果 (左侧 SUSAN, 右侧 M-USAN)

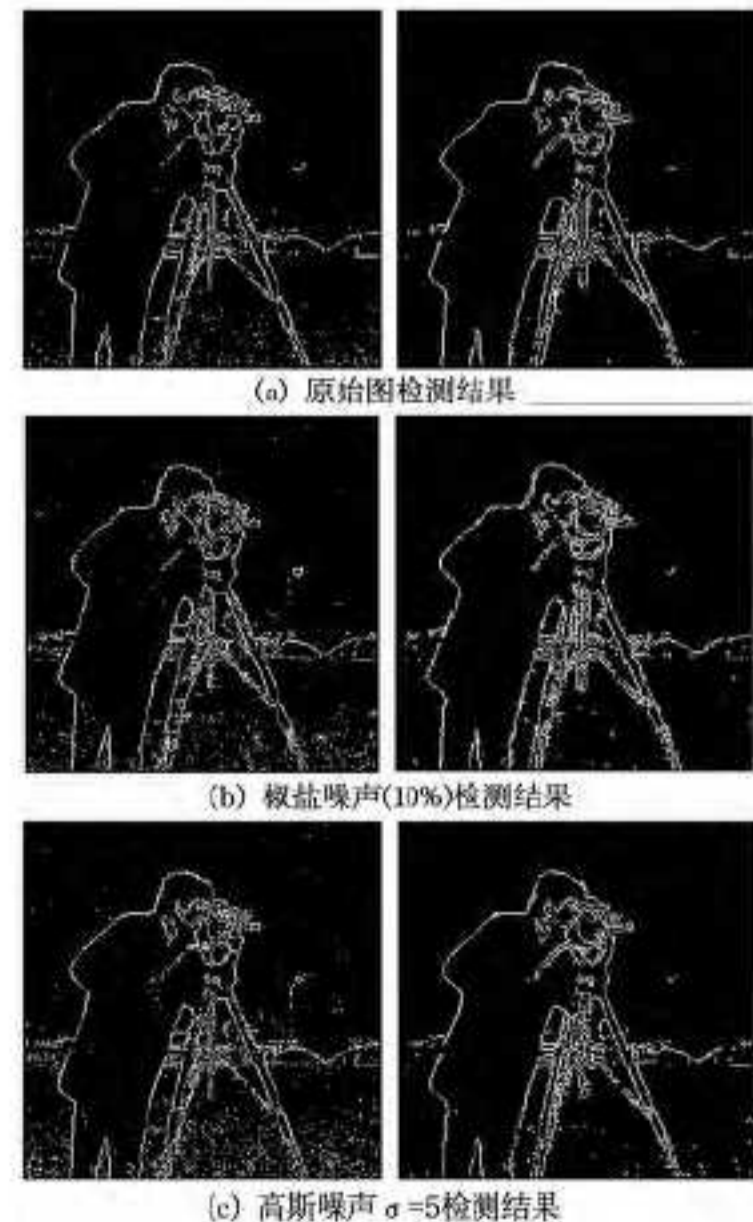


图 5 Cameraman 图像边缘检测结果 (左侧 SUSAN, 右侧 M-USAN)

结束语 本文提出了基于 USAN 区域空间矩的边缘检测方法——M-USAN 算子，该方法通过比较某像素点 USAN 区域的空间矩与理想阶跃边缘的 USAN 区域的空间矩的相似度来检测边缘。与 SUSAN 算子相比，M-USAN 算子利用了 USAN 区域的零阶、一阶和二阶空间矩信息，即综合考虑

了USAN区域的大小和形状信息。实验结果表明,M-USAN算子能够有效抗噪声干扰且具有较高的边缘定位精度。

参 考 文 献

[1] 冈萨雷斯,等. 数字图像处理(第二版)[M]. 阮秋琦,等译. 北京: 电子工业出版社,2003

[2] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986,8(6):679-698

[3] 张喜平,薛立霞,杨帆,等. 基于模糊推理的边缘检测新算法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(7):208-210

[4] L De-Sian, C Chien-Chang. Edge detection improvement by ant colony optimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29: 416-425

[5] 张闯,王婷婷,孙冬娇,等. 基于欧式距离图的图像边缘检测[J]. 中国图象图形学报,2012,18(2):176-183

(上接第134页)

及不足,引入了基于多分辨率的最小二乘逼近算法,以解决当前人脸表情训练数据逼近度差的问题。同时,通过研究支持向量用于解决分类问题的途径与不足,改进支持向量机实现分类的方法,提高人脸表情图像分类的准确度。

参 考 文 献

[1] 胡步发,陈炳兴,黄银成. 基于表情子空间多分类器集成的非特定人人脸表情识别[J]. 计算机应用,2011,31(3):736-740

[2] 蒋斌,贾克斌,杨国胜. 人脸表情识别的研究进展[J]. 计算机科学,2011,38(4):25-31

[3] 汪烈军. 基于支持向量机的图像信号处理技术研究[D]. 西安: 西安交通大学,2012

[4] Fasel B, Luetttin J. Automatic facial expression analysis: a survey [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(1): 259-275

[5] Ekman P, Friesen W V. Constants across cultures in the face and emotion[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1971, 17(2): 124-129

[6] 洪伟铭. 组合方法在人脸表情识别中的应用研究[J]. 计算机仿真,2011,28(2):337-340

[7] 郑秋梅,吕兴会,时公喜. 基于多特征集成分类器的人脸表情识别[J]. 中国石油大学学报:自然科学版,2011,35(1):174-177

[8] Suwa M, Sugie N, Fujimora K. A preliminary note on pattern recognition of human emotional expression[C]// Proc of the 4th Int Joint Conference on Pattern Recognition (IJCP). Kyoto, Japan, 1978: 408-410

[9] Mase K, Pentland A. Recognition of facial expression from optical flow [J]. IEICE Trans, 1991, E74(10): 3474-3483

[6] 李海华,范娟. 基于梯度的自适应边缘检测算法研究[J]. 河南理工大学学报:自然科学版,2013,32(1):76-79

[7] Smith S M, Brady J M. SUSAN—A new approach to low level image processing[J]. Int. J. Comput. Vis., 1997, 1(23): 45-78

[8] Ewaryst R. SUSAN edge detector reinterpreted, simplified and modified[C] // 2007 Int. Workshop on Multidimensional Systems. 2007: 69-74

[9] Perez M M, Dennis T J. An adaptive implementation of the SUSAN method for image edge and feature detection[C] // International Conference on Image Processing(ICIP'97). 1997: 26-29

[10] 李颖杰,杨华. 基于改进SUSAN算法的红外图像边缘增强方法[J]. 光电技术应用,2009,24(4):64-66

[11] Prokoprij, Reeves A P. A survey of moment-based object representation and recognition [J]. Graphical Models and Image Processing, 1992, 54(5): 438-460

[10] Turk M A, Pentland A P. Face recognition using eigenfaces [C] // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 1991: 586-591

[11] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720

[12] Ying Zi-lu, Li Jing-wen, Zhang You-wei. Facial expression recognition based on classifier Combinations[C] // Proceedings of 8th IEEE Int. Conf. Signal Processing (ICSP). Guilin, China, 2006: 367-372

[13] Otsuka T, Ohya J. Spotting segments displaying facial expression from image sequences using HMM[C] // IEEE Proc of the 2th Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition. Nara, Japan, 1998: 442-447

[14] Lyons M J, Akamatsu S, Kamachi M, et al. Coding facial expressions with Gabor wavelets[C] // IEEE Proc of the 2th Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition. Nara, Japan, 1998: 200-205

[15] 叶吉祥,胡秀明. 基于Gabor小波与分形维的人脸表情特征提取[J]. 计算机工程,2008,34(4):226-230

[16] 董玉龙,姜威. 基于提升小波和FLD的人脸表情识别[J]. 光学技术,2012,38(5):579-582

[17] Amari S. Improving support vector machine classifiers by modifying kernel functions[J]. Neural Networks, 1999, 12: 783-792

[18] Marc A, Michel B. Image coding using wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 205-220