

基于改进 Canny 算法的物体边缘检测算法

于新善, 孟祥印*, 金腾飞, 罗锦泽

西南交通大学机械工程学院, 四川 成都 610031

摘要 针对传统边缘检测方法受高斯噪声、椒盐噪声污染及边缘梯度变化幅度小等因素影响而出现的物体轮廓检测效果不理想、误检率、漏检率高等问题, 提出 Canny-Cauchy 边缘检测算法。该算法是 Canny 算法的一种改进, 首先对椒盐噪声图像进行自适应中值滤波预处理, 在清除椒盐噪声的同时保护边缘不被模糊。在滤波器的设计上, 该算法使用柯西分布函数的一阶导数作为边缘检测函数, 通过对函数采样得到边缘检测滤波器。对所提边缘检测函数按照边缘检测算法的三条设计准则进行理论分析, 并在 BSDS500 数据集上与其他边缘检测算法进行对比实验。实验结果表明: 在降噪方面, 该算法可以在 20% 密度的椒盐噪声下保证处理后图像的峰值信噪比大于 30 dB, 结构相似性大于 0.9; 在边缘检测方面, 该算法比传统 Canny 算法对白噪声的抑制能力以及对真实边缘的响应能力更强, 在 BSDS500 数据集上的 F1 分数提升了 7.5%, 平均准确率提升了 10.2%。

关键词 机器视觉; 边缘检测; Canny 算法; 柯西分布; 高斯函数

中图分类号 TP391.4 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/LOP223400

Object Edge Detection Algorithm Based on Improved Canny Algorithm

Yu Xinshan, Meng Xiangyin*, Jin Tengfei, Luo Jinze

School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China

Abstract In this study, a Canny-Cauchy edge detection algorithm is proposed to address the issues of unsatisfactory object contour detection performance, high false detection rate, and high missed detection rate of traditional edge detection methods caused by factors, such as Gaussian noise, salt and pepper noise pollution, and small edge gradient changes. The proposed algorithm is an improved Canny algorithm that performs adaptive median filtering preprocessing on salt and pepper noise images to remove salt and pepper noise while protecting edges from blurring. For designing the filter, the algorithm uses the first derivative of the Cauchy distribution function as the edge detection function and obtains the edge detection filter by sampling the function. Theoretical analysis is conducted on the proposed edge detection function according to the three design criteria of edge detection algorithms, and comparative experiments are conducted with other edge detection algorithms on the BSDS500 dataset. The experimental results show that this algorithm can ensure that the peak signal-to-noise ratio of the processed image is greater than 30 dB and the structural similarity is greater than 0.9 under 20% density salt and pepper noise. In addition, this algorithm has a stronger ability to suppress white noise and respond to real edges than the traditional Canny algorithm. Moreover, regarding the BSDS500 dataset, the proposed algorithm exhibits an increase in F1 score and average accuracy by 7.5% and 10.2%, respectively.

Key words machine vision; edge detection; Canny algorithm; Cauchy distribution; Gaussian function

1 引言

边缘是数字图像的基本特征之一, 其保存了图像中大多数的有效信息, 在多数机器视觉系统中, 边缘检测通常作为图像处理算法的前期步骤, 对如图像分割、目标识别等更高级别的视觉任务起着至关重要的作

用^[1-3]。数字图像常以单色图像, 也即灰度图像的形式存储在计算机中, 灰度图像的数值有两个重要的性质: 不连续性和相似性^[4]。所谓边缘, 即为数字图像中灰度值发生突变的地方, 是图像中两个灰度相似区域边界处相连像素的集合。

对于连续且可导的函数, 其微分反映了函数值的

收稿日期: 2022-12-26; 修回日期: 2023-01-15; 录用日期: 2023-02-16; 网络首发日期: 2023-03-09

基金项目: 面向电子信息制造的业务驱动数字孪生仿真软件(2022ZDZX0002)

通信作者: *xymeng@swjtu.edu.cn

变化情况,同理,在对离散的数字图像进行处理时,一般使用一阶差分或者二阶差分边缘检测算子。一阶边缘检测算子有 Prewitt 算子、Sobel 算子、Roberts 算子等^[5-6];二阶边缘检测算子有拉普拉斯算子、高斯-拉普拉斯算子(LoG)以及由此衍生而来的高斯差分算子(DoG)等^[7-8]。这些边缘检测算子与图像进行卷积运算,在高频信号处前者会响应为一个局部的极大或极小值,后者会响应为一个过零点。噪声在数字图像中同样体现为高频信号,因此也会对上述边缘检测算子产生响应,这导致了上述算子对图像中的噪声敏感,在实际应用中效果不好。

为了更准确地检测边缘,Canny^[9]对边缘检测滤波器提出了 3 条性能准则,对滤波器的检测结果信噪比、边缘定位精度、像素值变化响应能力作出了要求,并以此为条件构建泛函。Canny 首先使用变分法求解泛函得到边缘检测滤波器在连续域中的通用表达式,然后通过数值优化方法得到不同尺度下特定的最佳算子。得到图像的边缘信息后,在每个边缘像素梯度方向上进行非极大值抑制,并使用双阈值来处理边缘以消除噪声影响。由于其优越的检测性能,Canny 算子被广泛应用于数字图像处理领域,其提出的后处理方法也被多个图像处理算法库采用,成为该类边缘检测算法在具体实现时的标准过程^[10]。

Canny 边缘检测算子在理想的阶跃型边缘上被验证是有效的,然而在实际应用中,受到光照、背景以及图像采集设备的固有缺陷等因素的影响,依然存在误检、漏检等情况。为此,许多学者提出基于 Canny 算子的改进方法:许宏科等^[11]使用自适应平滑滤波代替高斯滤波对图像进行降噪处理,使用 Otsu 算法自适应确定阈值;张晨阳等^[12]设计了分数阶 Sobel 算子来计算梯度;郝泽兴等^[13-14]通过扩充梯度计算模板方向提高边缘提取的准确性;Benhamza 等^[15]使用 Otsu 算法自适应选择阈值,提出蚁群优化算法来修复漏检的边缘以得到闭合的对象轮廓;Yu 等^[16]提出一种形态学滤波方法代替高斯滤波;Lu 等^[17]将阈值细分为全局阈值和局部阈值,使用 4 个阈值将边缘点划分为 5 种情况,以对边缘类型进行更细致的划分。

基于梯度变化的边缘检测算子在检测梯度变化幅度小的边缘时灵敏度会降低,这导致很难获得理想的检测结果。同时由于光照、环境、数据传输错误等因素影响,采集的图像存在噪声干扰,检测结果的误检、漏检率较高。上述针对 Canny 算子的改进集中在改变滤波或者后处理方式上,对于边缘信息的获取则多数使用 Sobel、Prewitt 等传统算子,并没有对算子的信噪比、定位精度、响应情况做具体分析和数学推导,这与 Canny 提出的 3 条边缘检测算子的设计准则是相悖的。本文在 Canny 的研究基础之上,提出 Canny-Cauchy 算法以解决上述问题。

2 传统 Canny 算法原理

在 Canny 算法的设计过程中:首先,在连续域下通过数学推导对边缘检测函数进行量化分析;然后,对符合设计准则的函数进行采样;最后,映射到离散域下得到 Canny 算子。在实现过程中,主要包含 4 个步骤:1)使用高斯滤波器对图像进行平滑处理;2)对平滑后的图像求每个像素点梯度的幅值和方向;3)沿着梯度方向对边缘像素进行非极大值抑制;4)根据给出的高低阈值进行强弱边缘划分,消除孤立的弱边缘得到最终的检测结果。

2.1 高斯滤波平滑图像

在执行边缘检测之前,一般需要对图像中的噪声进行平滑处理。高斯滤波器是一种线性滤波器,由二维高斯函数采样后归一化得到,式(1)为 Canny 算子中高斯滤波器所采用的二维高斯函数的形式:

$$G(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

$$S = G * I, \quad (2)$$

式中: G 表示二维高斯函数经过采样以及归一化之后得到的高斯滤波器; I 表示待检测的数字图像;*表示卷积操作; S 表示经过高斯滤波平滑后的数字图像。

2.2 像素点梯度计算

假设某边缘法线方向为 θ ,该边缘上像素点的梯度在 x 和 y 方向上的分量 g_x 、 g_y 由式(3)给出:

$$\begin{cases} g_x = \frac{S(x+1, y) - S(x-1, y)}{2} \\ g_y = \frac{S(x, y+1) - S(x, y-1)}{2} \end{cases} \quad (3)$$

则像素点梯度大小 g_θ 和方向 θ 分别为

$$\begin{cases} g_\theta = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \\ \theta = \arctan\left(\frac{g_y}{g_x}\right) \end{cases} \quad (4)$$

2.3 非极大值抑制与双阈值处理

由于滤波器是以窗口的形式在图像上滑动进行卷积运算的,因此在边缘中心两侧一定会有梯度值较小的伪边缘存在。对于所检测出的边缘像素,令其沿着梯度的方向与两侧的点比较梯度大小:若该点的值最大,说明它位于边缘的中心位置,则保留;否则将该点像素值置零。

在进行边缘检测时,一些非边缘的噪声点也会被检测出来,此时需要对边缘加以限定。在 Canny 算法中,设置了高低两个阈值 T_H 、 T_L 。梯度值比 T_H 大的点为强边缘点,比 T_H 小但比 T_L 大的点为弱边缘点。在进行阈值处理时,只有强边缘点和与强边缘相连的弱边缘点会被保留。

3 Canny-Cauchy 边缘检测算法

3.1 自适应中值滤波

在进行图像处理之前,需要滤除图像中的噪声。噪声主要可以分为白噪声和椒盐噪声两种:前者普遍存在于数字图像中,各像素点处噪声值不相关,但总体呈现零均值和有限方差分布;后者又称为脉冲噪声,一般以纯白色或纯黑色像素的形式出现在数字图像中。

中值滤波是消除椒盐噪声常用的方法,中值滤波器将中心位置像素的值替换为该位置邻域内灰度值的中间值。传统的中值滤波使用固定大小窗口遍历整个图像,与之相比 Hwang^[18]提出的基于排序的自适应中值滤波(RAMF)采用尺寸可变的滤波器,且仅针对灰度值极大或者极小的像素进行滤除。本实验采用此方法对图像进行降噪预处理,对椒盐噪声的滤除有更明显的效果。

通过 RAMF 遍历图中的所有像素点,首先对像素点进行归类,然后处理噪声点。式(5)为对像素点进行归类的数学描述:

$$p_{i,j} = \begin{cases} p_{i,j}, & p_L < p_{i,j} < p_H \\ \text{MR}(i,j,N), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

$$\begin{cases} p_m = \text{median}(p_{i-N,j-N}, p_{i-N,j-N+1}, \dots, \\ p_{i+N,j+N-1}, p_{i+N,j+N}) \\ \text{MR}(i,j,N) = \begin{cases} p_m, & p_L < p_m < p_H \\ \text{MR}(i,j,N+1), & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $p_{i,j}$ 表示图像中 (i,j) 位置处的灰度值; p_L 、 p_H 分别表示一个极小和极大的灰度值阈值; p_m 表示图像 $(i-N, j-N) \sim (i+N, j+N)$ 位置范围内所有像素点灰度值的中值; N 表示滤波器尺寸。若 p_m 处于阈值范围内,则用该值替换 $p_{i,j}$ 并滑动窗口处理下一个像素点,否则将滤波器尺寸扩大后继续噪声点处理的操作。

3.2 边缘检测滤波器设计

Canny 对边缘检测函数提出了 3 条准则:1)最大化信噪比;2)算法定位的边缘像素点尽量靠近真实边缘的中心点;3)避免对单条边缘多次响应。所提算法以阶跃函数作为图像边缘的数学模型:

$$e(x) = A \cdot H(x), \quad (7)$$

$$H(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $H(x)$ 是 Heaviside 阶跃函数; A 表示振幅。

假设图像中噪声的均值为 n_0 , $f(x)$ 为定义在 $\pm W$ 作用域内的边缘检测函数,式(9)~(11)给出了上述 3 条准则^[9]的数学表示:

$$R_{\text{SN}} = \frac{A}{n_0} \Sigma(f) = \frac{A}{n_0} \frac{\left| \int_0^W f(x) dx \right|}{\sqrt{\int_{-W}^W f^2(x) dx}}, \quad (9)$$

$$L = \frac{A}{n_0} \Lambda(f) = \frac{A}{n_0} \frac{|f'(0)|}{\sqrt{\int_{-W}^W f'^2(x) dx}}, \quad (10)$$

$$x_{\text{max}}(f) = 2\pi \frac{\int_{-W}^W f'^2(x) dx}{\int_{-W}^W f''^2(x) dx}. \quad (11)$$

$\Sigma\Lambda$ 反映边缘检测函数的综合检测性能,其仅与边缘检测函数在作用域内的形状有关,具有尺度不变性。 x_{max} 表示所得边缘信息中相邻峰值的平均距离,是向阶跃边缘添加高斯噪声后的结果。滤波器的响应集中在宽度为 $2W$ 的区域,假设区域内峰值的预期数量为 N_n ,则有

$$N_n = \frac{2W}{x_{\text{max}}}. \quad (12)$$

x_{max} 越小,边缘检测器的能量越集中,对像素变化的响应能力越强,但随着图像噪声增多, x_{max} 必须取更大的值才能避免对噪声点的误检。由式(12)还能得出结论,窗口的尺寸必须依据 x_{max} 进行调整,若窗口尺寸太大,会在窗口范围内出现更多的伪峰值。

通过变分法求解泛函问题,Canny 给出了边缘检测函数的一般表达式:

$$f(x) = a_1 \exp(ax) \sin \omega x + a_2 \exp(ax) \cos \omega x + a_3 \exp(-ax) \sin \omega x + a_4 \exp(-ax) \cos \omega x + c. \quad (13)$$

限定 W 和 x_{max} 后通过数值优化可以得到理论上最优的边缘检测函数,但该形式的函数在后续二维扩展以及计算上都比较困难,因此有必要使用更简单的函数对其在特定尺度上进行拟合。Canny 在论文中使用式(14)所示的高斯函数的一阶导数对最优函数进行拟合:

$$\text{Gauss}(x) = -\frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right). \quad (14)$$

与高斯分布类似,柯西分布是 T 分布的一个特例,同时也是图像中白噪声的常见分布方式,其概率密度函数如下:

$$\text{Cauchy}(x) = \frac{\gamma}{\pi(x^2 + \gamma^2)}. \quad (15)$$

所提算法以式(15)为基础,将其一阶导数作为对最优边缘检测函数的一个拟合,并将其命名为柯西边缘检测函数:

$$f(x) = \frac{d\text{Cauchy}(x)}{dx} = -\frac{2\gamma x}{\pi(x^2 + \gamma^2)}. \quad (16)$$

$f(x)$ 在实数域 \mathbb{R} 上连续,计算 $f(x)$ 的一阶、二阶导数,有

$$f'(x) = \frac{8\gamma x^2}{\pi(x^2 + \gamma^2)^3} - \frac{2\gamma}{\pi(x^2 + \gamma^2)^2}, \quad (17)$$

$$f''(x) = \frac{24\gamma x}{\pi(x^2 + \gamma^2)^3} - \frac{48\gamma x^3}{\pi(x^2 + \gamma^2)^4}. \quad (18)$$

取 $W = \infty$,将式(17)、(18)代入式(9)~(11)

可得：

$$\begin{cases} |f'(0)| = \frac{2}{\pi\gamma^3} \\ \left| \int_0^\infty f(x)dx \right| = \frac{1}{\pi\gamma} \\ \int_{-\infty}^\infty f^2(x)dx = \frac{1}{4\pi\gamma^3}, \\ \int_{-\infty}^\infty f'^2(x)dx = \frac{3}{4\pi\gamma^5} \\ \int_{-\infty}^\infty f''^2(x)dx = \frac{45}{8\pi\gamma^7} \end{cases}, \quad (19)$$

进而可得：

$$\Sigma\Lambda = \frac{8\sqrt{3}}{3\pi} \approx 1.47, \quad (20)$$

$$x_{\max} = \sqrt{\frac{8}{15}} \pi\gamma \approx 2.29\gamma. \quad (21)$$

使用同样的方法求解式(14),可得：

$$\Sigma\Lambda_G = \sqrt{\frac{8}{3\pi}} \approx 0.92, \quad (22)$$

$$x_{\max G} = \sqrt{\frac{8}{5}} \pi\sigma \approx 3.97\sigma. \quad (23)$$

由式(20)、(22)可知,与高斯函数的一阶导数相比,所提柯西边缘检测函数在检测性能指标 $\Sigma\Lambda$ 上提升了接近 50%。

如前文所述,式(20)所示的性能参数是在 \mathbb{R} 上得到的,其反映的是完整边缘检测函数的性能,是柯西边缘检测函数的性能上限。在实际应用中由于真实的边缘是有限大小的,需要对边缘检测函数进行窗口化采样,开窗后的函数性能会下降,因此有必要对限定了作用域的边缘检测函数进行分析。

假设窗口长宽均为 $2W$,则开窗后边缘检测函数性能留存系数(F_{PR})为

$$F_{PR} = \frac{\left| \int_0^W f(x)dx \right|}{\left| \int_0^\infty f(x)dx \right|}. \quad (24)$$

图 1 为 $f(x)$ 在设置窗口 $W = 1$ 时不同 F_{PR} 对应的函数图像。

可见当 F_{PR} 较小时,窗口内的函数图像相较于整

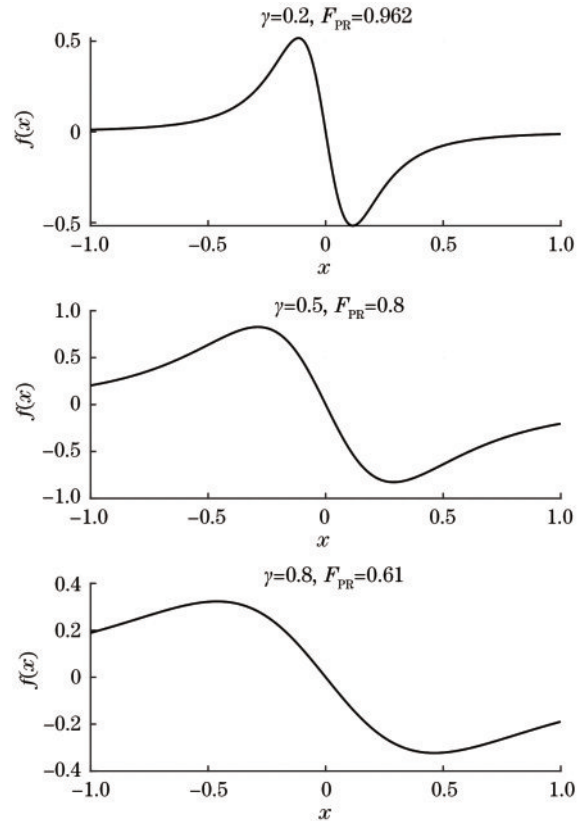


图 1 F_{PR} 指标与函数形状的关系

Fig. 1 Relationship between F_{PR} indicator and function shape

体已经有了比较严重的失真,此时窗口范围内的边缘检测函数性能也会有不同幅度的下降。

在文献[9]中Canny给出了 $W = 1$ 时, x_{\max} 分别取 0.15、0.3、0.5、0.8、1.0、1.2、1.4 时对应的最优函数,本实验在上述序列的基础上扩充了 1.6、1.8、2.0 等 3 种情况。如前文所述,窗口尺寸应该与 x_{\max} 相匹配,按照式(25)设定窗口尺寸：

$$W = \begin{cases} 1, & 0.15 \leq x_{\max} \leq 1.2 \\ 2, & 1.4 \leq x_{\max} \leq 2.0 \end{cases}. \quad (25)$$

对于式(13),固定 $c = 1$,使用蒙特卡罗方法进行数值优化,得到不同尺度下最优边缘检测函数的参数,具体如表 1 所示。

表 1 所示数据针对的是 $W = 2$ 的情况,对于 $W = 1$ 的最优函数的参数,采用了Canny在其论文中给出的数据。表 2 为 x_{\max} 取不同值时,理论最优边缘检测函数、高斯函数的一阶导数以及所提柯西边缘检测函数

表 1 不同尺度最佳边缘检测函数

Table 1 Optimal edge detection function at different scales

n	x_{\max}	a_1	a_2	a_3	a_4	α	ω
1	1.4	-0.00361	0.00400	2.13381	-1.00400	2.95584	1.72579
2	1.6	0.00253	0.00686	1.51633	-1.00686	2.68633	2.19106
3	1.8	0.02537	-0.05680	3.59605	-0.94320	2.19275	0.47157
4	2.0	-0.04449	-0.04159	2.12745	-0.95841	1.83140	0.96353

表 2 边缘检测函数理论性能参数

Table 2 Theoretical performance parameters of the edge detection function

W	x_{\max}	$\Sigma\Lambda$			F_{PR}	
		Opt	Gauss	Cauchy	Gauss	Cauchy
W = 1	0.15	4.21	0.921	1.464	1.000	0.996
	0.3	2.87	0.921	1.446	1.000	0.983
	0.5	2.13	0.921	1.404	1.000	0.955
	0.8	1.57	0.921	1.317	0.999	0.892
	1.0	1.33	0.920	1.251	0.998	0.840
	1.2	1.12	0.918	1.186	0.996	0.785
W = 2	1.4	1.72	0.921	1.348	1.000	0.915
	1.6	1.57	0.921	1.317	1.000	0.892
	1.8	1.45	0.921	1.284	0.995	0.867
	2.0	1.34	0.921	1.251	0.991	0.840

的性能参数。

由于最优函数优化过程的前提条件之一就是限制窗口的大小,因此其 F_{PR} 指标是无意义的。考虑到上文所述的失真现象,本实验取 $F_{PR} = 0.8$ 作为有效拟合的下限,当 F_{PR} 低于此阈值时,认为窗口内的函数失真过于严重,已经不能有效反映整体的检测性能。

分析表 2 可知,当 $x_{\max} \leq 0.5$ 时,高斯函数的一阶导数和柯西边缘检测函数均不能对最优函数进行较好的拟合,这是由其检测性能的理论上限所决定的。随着 x_{\max} 增大,柯西边缘检测函数性能要优于高斯一阶导数,也即其对最优函数的拟合效果更好。但随着 x_{\max} 继续增大至接近当前窗口的尺寸时,柯西边缘检测函数相较于高斯一阶导数更容易出现失真现象。

图 2 为 $x_{\max} = 0.8$ 时,最优函数、高斯函数的一阶导数以及柯西边缘检测函数在窗口范围内的函数图像。从图 2 也可以看出,柯西边缘检测函数比高斯一阶导数有更好的拟合效果。

3.3 二维扩展与离散采样

所提柯西边缘检测函数是定义在一维实数域上的,而在实际应用中,数字图像总是以离散的二维数据进行存储与展示的。因此需要对其进行二维扩展,还需要确定从连续域到离散域的采样方案。

给出二元柯西分布的分布函数^[19]:

$$\text{Cauchy}(x, y) = \frac{1}{2\pi} \times \frac{\gamma}{(x^2 + y^2 + \gamma^2)^{3/2}} \quad (26)$$

在获取边缘像素梯度的过程中,采用 Canny 算法常规的实现思路,也即先获取梯度在 x 和 y 方向上的分量 g_x, g_y , 然后通过式(4)计算梯度的大小和方向。

根据第 2.2 节提出的柯西边缘检测函数,定义 x 和 y 方向的边缘检测函数为

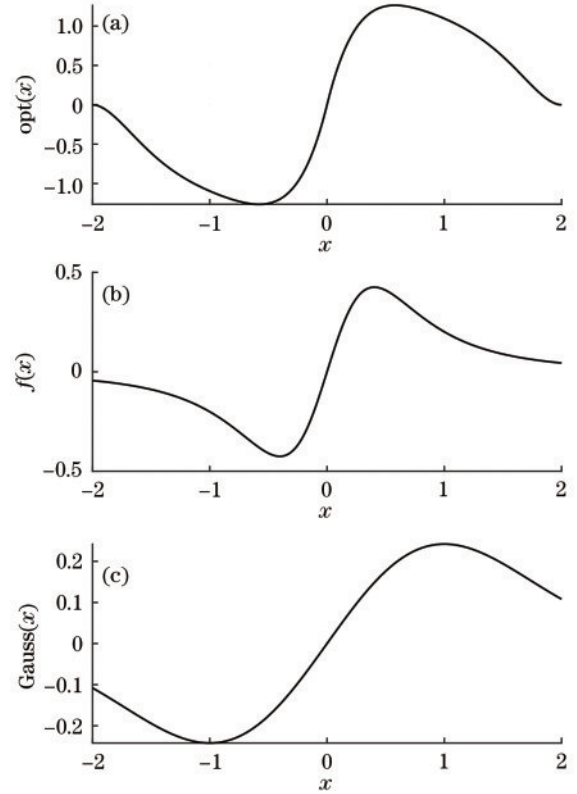


图 2 同尺度下不同函数的形状。(a) 最优函数;(b) 柯西边缘检测函数;(c) 高斯函数的一阶导数

Fig. 2 Shapes of different functions at the same scale. (a) Optimal function; (b) Cauchy edge detection function; (c) the first derivative of the Gaussian function

$$\begin{cases} f_x(x, y) = \frac{\partial \text{Cauchy}(x, y)}{\partial x} = -\frac{3\gamma x}{2\pi(x^2 + y^2 + \gamma^2)^{5/2}} \\ f_y(x, y) = \frac{\partial \text{Cauchy}(x, y)}{\partial y} = -\frac{3\gamma y}{2\pi(x^2 + y^2 + \gamma^2)^{5/2}} \end{cases} \quad (27)$$

在确定了边缘检测函数之后,还需要确定采样窗口大小以及采样间距才能生成边缘检测滤波器。窗口尺寸的设置需要遵循以下两条准则:1)窗口尺寸的选取应令区域内峰值的预期数量 N_n 尽量小,即减少伪峰值的数量;2)边缘检测函数开窗后不能发生失真现象,即 F_{PR} 不能过小。其中, N_n 和 F_{PR} 分别由式(12)、(24)计算得到。

假设窗口长宽均为 $2W$, 对于柯西边缘检测函数,有

$$F_{PR} = \frac{\left| \int_0^W f(x) dx \right|}{\left| \int_0^\infty f(x) dx \right|} = \frac{W^2}{W^2 + \gamma^2} \quad (28)$$

令 $F_{PR} \geq 0.8$, 可得:

$$\begin{cases} W \geq 2\gamma \\ W < \frac{N_n x_{\max}}{2} \end{cases} \quad (29)$$

将式(21)代入式(29),得到窗口尺寸的选取范围

为 $2\gamma \leq W < 1.145N_n\gamma$, 在算法实现过程中遵循向上取整原则, 即

$$W = \lceil 2\gamma \rceil. \quad (30)$$

图 3 为设置不同参数时边缘检测函数的空间结构图。其中: 图 3(a)、(b) 按照式 (30) 设置窗口尺寸; 图 3(c) 展示的是窗口尺寸过小导致的失真现象; 图 3(d) 展示的是窗口尺寸设置过大的情况, 可见能量集中在了中间很小的范围内。

采样是从连续域中的边缘检测函数到离散域中的边缘检测滤波器转换的重要步骤, 在确定窗口尺寸之后, 在窗口范围内的整数点处进行等距采样。以 x 方向的边缘检测为例, 采样函数可以描述为

$$F_x(i, j) = f_x(i, j), \quad \begin{cases} -W \leq i \leq W \\ -W \leq j \leq W \\ i, j \in \mathbb{Z} \end{cases}. \quad (31)$$

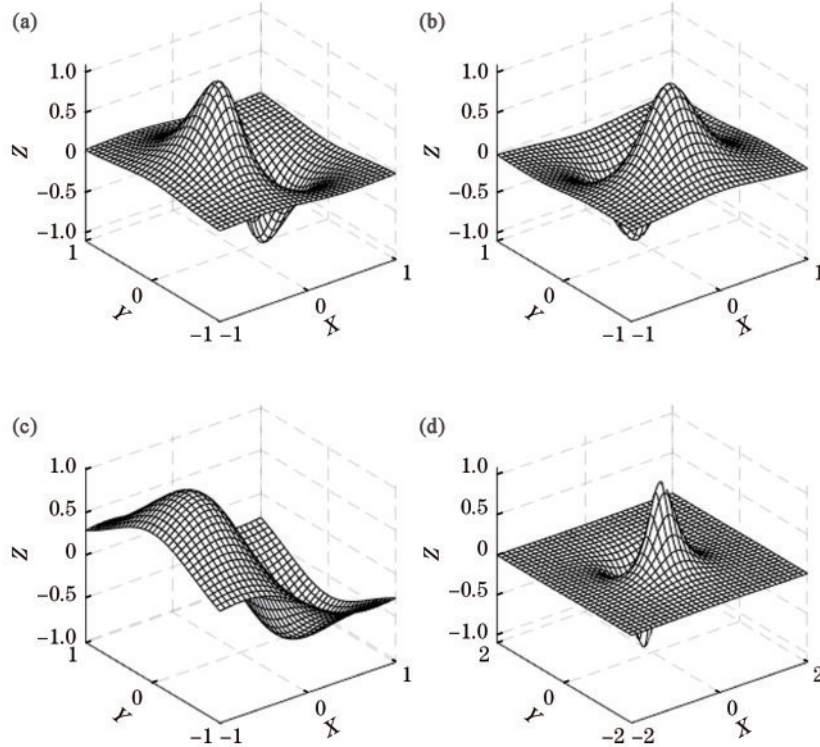


图 3 边缘检测函数空间结构图。(a)(b) $\gamma=0.5, W=1$; (c) $\gamma=1.1, W=1$; (d) $\gamma=0.5, W=2$

Fig. 3 Spatial structures of the edge detection function. (a) (b) $\gamma=0.5, W=1$; (c) $\gamma=1.1, W=1$; (d) $\gamma=0.5, W=2$

当线性算子应用于二维图像时, 在算子的中心位置输出算子覆盖范围内每个点输入值的加权和, 对于本实验的边缘检测滤波器, 这个和将是边缘不同侧的局部平均值之间的差。滤波器内的值是随着参数动态变化的, 如果不对其进行归一化处理, 则图像与滤波核卷积后会变亮或者变暗, 影响最终结果。使用式 (31) 对图 3(a) 进行采样, 得到的未归一化滤波器如图 4(a) 所示, 归一化后的滤波器如图 4(b) 所示。

使用图 4 所示边缘检测滤波器分别与图 5 所示 rice 图进行卷积, 得到图 5(b)、(c) 所示的 x 方向的边缘图。观察检测结果不难发现, 未归一化的滤波器与原图卷积之后边缘信息几乎不可见, 因此归一化操作是必要的。

4 实验结果及分析

为了验证所提算法的有效性, 设计了两组实验分别展示自适应中值滤波以及所提 Canny-Cauchy 边缘检测算法的效果。

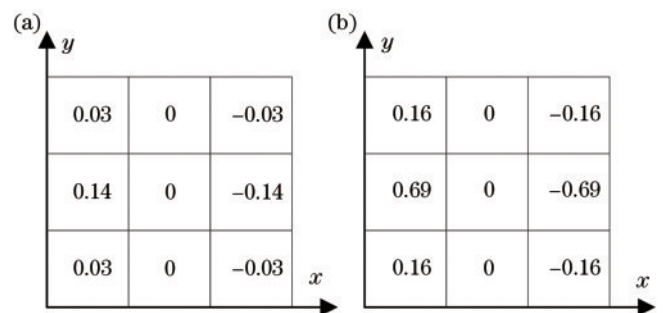


图 4 边缘检测滤波器。(a) 未归一化算子; (b) 归一化算子

Fig. 4 Edge detection filters. (a) Unnormalized operator; (b) normalized operator

4.1 图像降噪实验

低通滤波器如高斯滤波、中值滤波等针对不同类型的噪声具有不同的降噪能力。对于同一种类的滤波器, 其尺度越大降噪能力越好, 但更容易破坏图像的细节; 反之, 小尺度的滤波器在保护图像细节的同时也损失了一部分降噪能力。在图像处理领域一般使用峰值

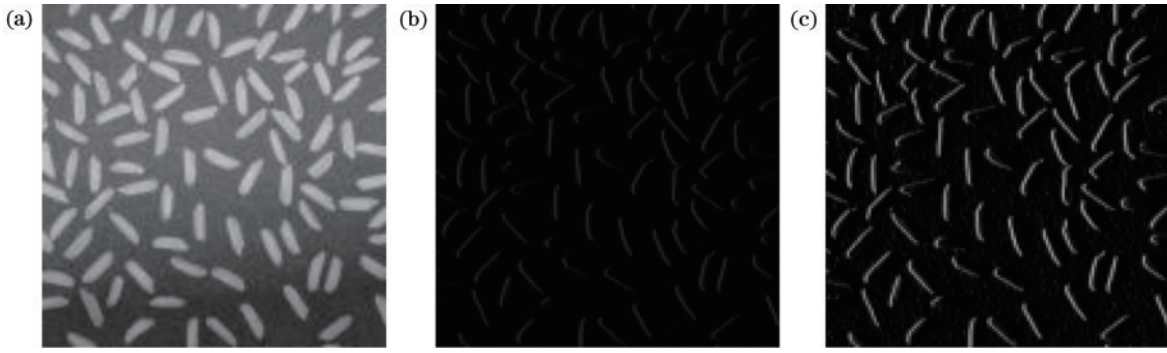


图5 rice图及其 x 方向边缘检测结果。(a)原图;(b)未归一化滤波器边缘图;(c)归一化滤波器边缘图
Fig. 5 rice image and its x -direction edge results. (a) Original image; (b) unnormalized filter edge image; (c) normalized filter edge image

信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)衡量图像的噪声水平,前者反映了图像噪声水平,后者反映了两幅图像之间的逐像素相似程度。

在图像降噪实验中,向标准 cameraman 图片添加

了一系列不同密度的椒盐噪声,分别使用尺寸为 5×5 的中值滤波以及所提自适应中值滤波进行处理。以PSNR和SSIM作为降噪效果的衡量指标,不同滤波器降噪效果如图6所示。

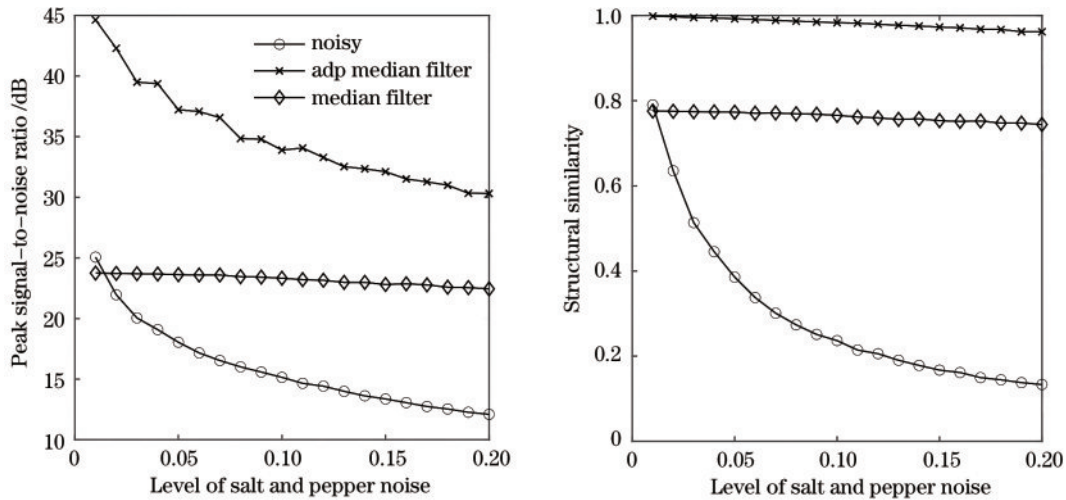


图6 降噪算法性能指标

Fig. 6 Performance indicators of noise reduction algorithms

在上述噪声序列中,将噪声密度为0.05、0.1、0.2的椒盐噪声分别添加到标准rice、cameraman、lena图上,将噪声图以及经过自适应中值滤波、中值滤波后的图进行定性展示,具体如图7所示。

一般认为,噪声图像与原始图像的峰值信噪比高于30 dB时很难通过观察识别出两幅图的差别。通过实验结果可知:在处理椒盐噪声污染的图像时,自适应中值滤波相较于传统中值滤波,PSNR指标提高了40%,SSIM指标上提高了20%。自适应中值滤波可以在保证降噪效果的同时最大程度地保护图像结构不被改变。

4.2 边缘检测实验

边缘检测任务可以抽象为一个二分类问题。对于某个具体的像素点,其在边缘检测任务中有两种分类状态:边缘像素或非边缘像素,可以用统计学中针对二分类问题的评价指标,也即精确率-召回率($P-R$)曲线

和F1分数对边缘检测算法的效果进行评估。本实验在相同的环境中对比了所提Canny-Cauchy算法、传统Canny算法、Sobel算法以及文献[16]提出算法的有效性。

BSDS500数据集是由Berkeley大学提供的用于边缘检测与轮廓分割的数据集^[20-21],包括了500张由多人分别标注了真实边缘数据的自然图片。数据集使用了3个指标评估边缘检测的精度,分别是全局最佳阈值(ODS)、单图最佳阈值(OIS)、平均准确率(AP)。ODS为所有图片设置相同的阈值时,整个数据集最大的F1分数,OIS为每张图片分别设置使其F1分数最大的阈值时,整个数据集的F1分数。

为了验证所提算法对白噪声污染的图像的有效性,在待检测的图像上添加方差为0.01的高斯噪声和密度为1%的椒盐噪声。首先使用前文所述图像降噪实验中表现良好的自适应中值滤波对噪声图像进行预

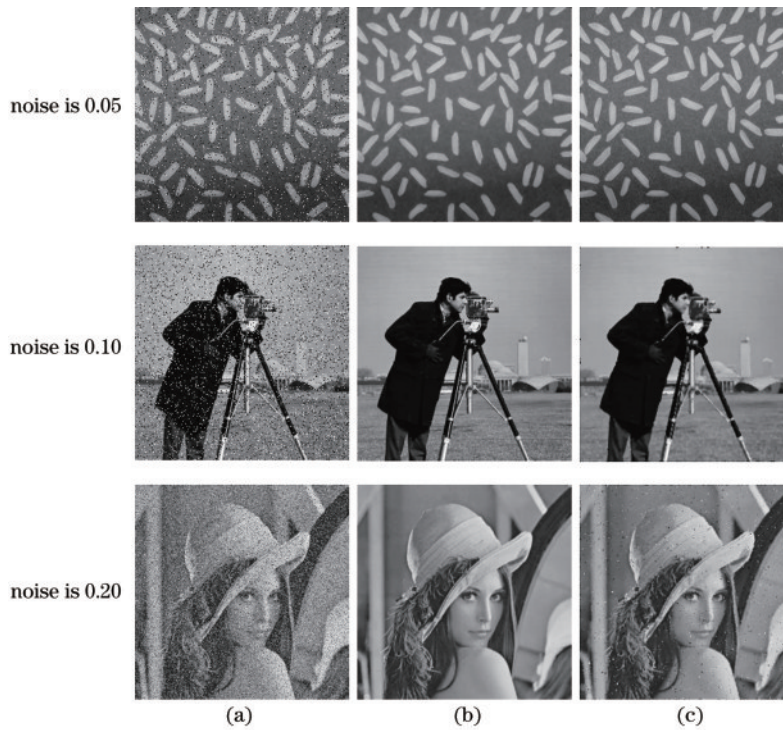


图 7 不同降噪算法效果对比。(a) 噪声图;(b) 自适应中值滤波;(c) 中值滤波

Fig. 7 Comparison of the effects of different noise reduction algorithms. (a) Noisy image; (b) adaptive median-filtered image; (c) median-filtered image

处理。对预处理后的图像分别使用 $x_{max} = 3$ 的 Canny-Cauchy、传统 Canny 算法, Sobel 算法以及文献[16]提出的算法在 BSDS500 数据集上进行实验。各算法的 $P-R$ 曲线如图 8 所示。

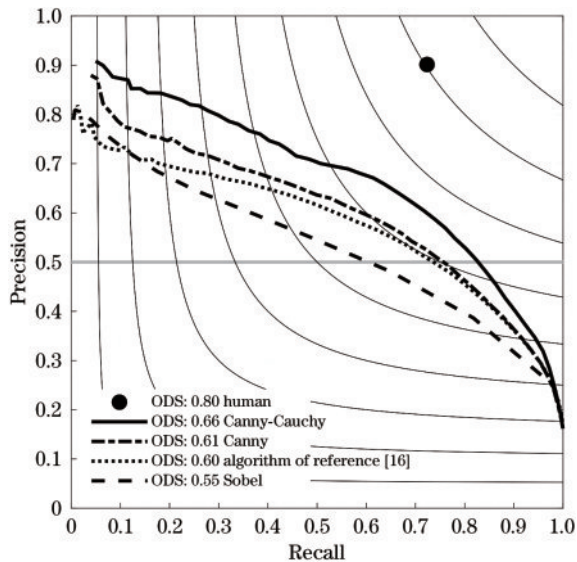


图 8 BSDS500 数据集上不同算法 $P-R$ 曲线

Fig. 8 $P-R$ curves of different algorithms on the BSDS500 dataset

上述 $P-R$ 曲线中各个算法的检测性能指标参数如表 3 所示。其中, R50 表示召回率为 0.5 时算法的准确

率。为了更直观地展示边缘检测的效果, 在数据集中选取部分图片进行定性展示, 如图 9 所示。

表 3 BSDS500 数据集上不同算法边缘检测结果

Table 3 Edge results of different algorithms on the BSDS500 dataset

Algorithm	ODS	OIS	AP	R50	FPS
Human	0.800	0.800			
Canny	0.610	0.656	0.576	0.757	40
Canny-Cauchy	0.656	0.693	0.635	0.827	32
Algorithm of reference[16]	0.599	0.643	0.566	0.737	38
Sobel	0.552	0.585	0.521	0.604	60

图 9 为传统 Canny 算法、Canny-Cauchy 算法、文献[16]算法以及 Sobel 算法在其各自最佳全局阈值下的检测结果。观察可知: 3 个 Canny-like 算法相较于 Sobel 算法更不容易受到噪声的干扰; Canny-Cauchy 算法与传统 Canny 算法、文献[16]算法相比, 对真正边缘的响应能力要更强, 所得到边缘的连续性也更好。

由上述实验结果可知, 在 BSDS500 数据集上, 所提 Canny-Cauchy 边缘检测算法相较于传统 Canny 算法, 在 F1 分数、平均准确率以及 R50 分数上均有提升。Canny-Cauchy 算法与其他 Canny-like 算法相比, 对真实边缘的响应能力更强, 这与前文理论部分的结论是一致的。

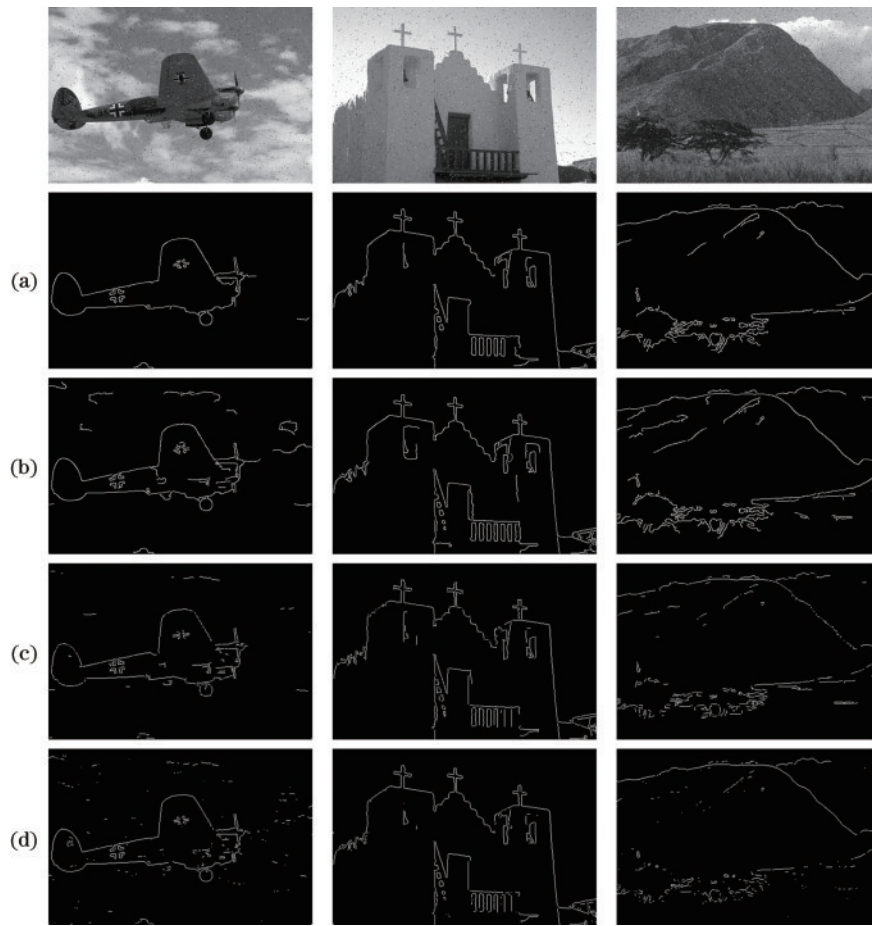


图9 不同算法边缘检测效果对比。(a) Canny算法;(b) Canny-Cauchy算法;(c)文献[16]算法;(d) Sobel算法

Fig. 9 Comparison of edge results of different algorithms. (a) Canny algorithm; (b) Canny-Cauchy algorithm; (c) algorithm from reference [16]; (d) Sobel algorithm

5 结 论

提出一种基于二维柯西分布的 Canny-like 边缘检测算法。使用柯西函数的一阶导数作为边缘检测函数,通过对函数采样生成边缘检测滤波器。经实验验证,与传统 Canny 算法或其他边缘检测算法相比,所提算法对噪声的抑制能力以及对真实边缘的响应能力更强,在 P - R 曲线以及 F1 分数上的表现也更优秀。针对图像受椒盐噪声干扰严重的问题,使用自适应中值滤波对图像进行预处理,在清除噪声的同时保护了边缘不被模糊,提高了图像的峰值信噪比。所提 Canny-Cauchy 算法可以作为同类边缘检测算法的有效替代,本研究所提的对传统算法的改进思想同样可以为机器视觉其他领域算法的改进提供一定的借鉴意义。

所提算法也有一定的缺点,所述二维柯西分布与高斯函数相比,其在不同方向上的分布不独立,因此不能通过卷积分解提高运算速度。这导致算法在提高检测性能的同时降低了运算效率。但通过第 3.2 节的实验可知,所提算法的帧率高于工业上常用图像采集设备的帧率,能满足实时性的要求,因此这样的效率降低是可以接受的。后续研究可以针对此问题寻找加速运算的方法。

参 考 文 献

- [1] Liang Z Q, Wang J S, Xiao G, et al. FAANet: feature-aligned attention network for real-time multiple object tracking in UAV videos[J]. Chinese Optics Letters, 2022, 20(8): 081101.
- [2] Zhou L Y, Huang X W, Fu Q, et al. Fine edge detection in single-pixel imaging[J]. Chinese Optics Letters, 2021, 19(12): 121101.
- [3] 高佳月, 许宏丽, 邵凯亮, 等. 基于局部边缘特征描述子的自适应边缘检测算法[J]. 中国激光, 2020, 47(6): 0604003.
Gao J Y, Xu H L, Shao K L, et al. An adaptive edge detection method based on local edge feature descriptor [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(6): 0604003.
- [4] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. 4th ed. New York: Pearson Press, 2018: 700-701.
- [5] 张加朋, 于风芹. 基于 Canny 算子改进型的影像测量边缘检测[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 241024.
Zhang J P, Yu F Q. Improved image measurement edge detection based on canny operator[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241024.
- [6] 张红霞, 王灿, 刘鑫, 等. 图像边缘检测算法研究新进展[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(14): 11-18.

- Zhang H X, Wang C, Liu X, et al. Image edge detection algorithm and its new development[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(14): 11-18.
- [7] Tong Z S, Liu Z T, Hu C Y, et al. Preconditioned deconvolution method for high-resolution ghost imaging [J]. Photonics Research, 2021, 9(6): 1069-1077.
- [8] Yang D P, Peng B, Al-Huda Z, et al. An overview of edge and object contour detection[J]. Neurocomputing, 2022, 488: 470-493.
- [9] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [10] 闫河, 赵其峰, 谢敏, 等. 自适应 Canny 算子 PCBA 元器件边缘检测及修复[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 0515003.
Yan H, Zhao Q F, Xie M, et al. Edge detection and repair of PCBA components based on adaptive Canny operator[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(5): 0515003.
- [11] 许宏科, 秦严严, 陈会茹. 一种基于改进 Canny 的边缘检测算法[J]. 红外技术, 2014, 36(3): 210-214.
Xu H K, Qin Y Y, Chen H R. An improved algorithm for edge detection based on Canny[J]. Infrared Technology, 2014, 36(3): 210-214.
- [12] 张晨阳, 曹艳华, 杨晓忠. 一种基于改进 Canny 算法的图像边缘检测新方法[J/OL]. 计算机仿真:1-6[2022-10-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3724.TP.20220922.1756.002.html>.
Zhang C Y, Cao Y H, Yang X Z. A new method of image edge detection based on improved Canny algorithm [J/OL]. Computer Simulation: 1-6[2022-10-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3724.TP.20220922.1756.002.html>.
- [13] 郝泽兴, 郭改枝, 代妍玮, 等. 一种改进 Canny 算子的边缘检测算法[J]. 内蒙古大学学报(自然科学版), 2022, 53(5): 530-537.
- Hao Z X, Guo G Z, Dai Y W, et al. Improved edge detection algorithm of Canny operator[J]. Journal of Inner Mongolia University (Natural Science Edition), 2022, 53(5): 530-537.
- [14] 黄梦涛, 连一鑫. 基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 199-209.
Huang M T, Lian Y X. Lithium battery electrode plate surface defect detection based on improved Canny operator[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 199-209.
- [15] Benhamza K, Seridi H. Canny edge detector improvement using an intelligent ants routing[J]. Evolving Systems, 2021, 12(2): 397-406.
- [16] Yu X K, Wang Z W, Wang Y H, et al. Edge detection of agricultural products based on morphologically improved canny algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 1-10.
- [17] Lu C Z, Qi X G, Ding K, et al. An improved FAST algorithm based on image edges for complex environment [J]. Sensors, 2022, 22(19): 7127.
- [18] Hwang H, Haddad R A. Adaptive Median filters: new algorithms and results[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(4): 499-502.
- [19] Molenberghs G, Lesaffre E. Non-linear integral equations to approximate bivariate densities with given marginals and dependence function[J]. Statistica Sinica, 1997, 7(3): 713-738.
- [20] Dollár P, Zitnick C L. Structured forests for fast edge detection[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2014: 1841-1848.
- [21] Arbeláez P, Maire M, Fowlkes C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898-916.