

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902816

基于尺度与对比度不变的图像边缘检测算法^{*}

程 宁¹ 侯德林²

(1. 湖北轻工职业技术学院信息工程学院 武汉 430070; 2. 武汉纺织大学管理学院 武汉 430073)

摘 要: 为了克服当前边缘检测器中难以准确估计边缘的对比度和宽度,且易受到噪声影响,导致其边缘提取精度降低的问题,设计了一种尺度与对比度不变的边缘检测算法。首先,借助 Gaussian 分布函数来描述目标边缘,求解闭合形式的位置、宽度、对比度、偏移和方向等参数,并且将噪声滤除为低对比度特征。其次,定义了一种尺度归一化方法,确保所有像素点在尺度空间中都能获得稳定的极值。然后,通过梯度幅度信息,基于 Laplacian 计算方法,构建尺度与对比度不变边缘检测器,消除对比度参数的影响,准确获取图像的边缘。测试数据显示,较已有的边缘检测方法而言,所提方法呈现更优的提取效果,得到的边缘更加清晰与完整。

关键词: 边缘检测; 边缘表示; 尺度归一化; 梯度幅度; 对比度不变性

中图分类号: TP391.41; TN01 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040

Image edge detection algorithm based on invariance of scale and contrast

Cheng Ning¹ Hou Delin²

(1. Department of Information Engineering, Hubei Light Industry Technology Institute, Wuhan 430070, China;
2. School of Management, Wuhan Textile University, Wuhan 430073, China)

Abstract: In order to overcome the problem that difficult to accurately estimate the contrast and width of the edge, and easy to be affected by noise, which resulting in the reduction of the edge extraction accuracy in the current edge detector. A multi-scale differential edge detection algorithm with invariant scale and contrast was designed. Firstly, a mathematical function was used to represent the edge and to calculate the position, width, contrast, offset and direction of the closed form. The noise was filtered out as a low contrast feature. Secondly, a precise scale normalization method is defined to make the features of different dimensions comparable and improve the accuracy of the classifier. Then, through the derivative of gradient amplitude squared and the Laplaian calculation of gradient amplitude squared, the influence of contrast parameters was eliminated, and the edge detector with constant scale and contrast was constructed to output the edge. Experimental results show that the proposed method presents higher edge extraction effect, and the edge is more clear and complete compared with the current edge detection technology.

Keywords: edge detection; edge representation; scale normalization; gradient amplitude; contrast invariance

0 引 言

边缘检测的目标主要是剔除背景干扰,以识别出目标的边缘轮廓等信息,是自动驾驶与模式识别等行业的基础支撑基础^[1-3]。为此,诸多研究人员提出了对应的检测方法。如 Song 等^[4]将高阈值图像视为导向,通过计算图像边缘端点梯度,以获取边缘方向,借助 Hough 变换代替传统的双阈值梯度幅值方法,从而实现边缘的连接,最

后,通过 Canny 算子来定位目标的边缘。该方法避免了手动设置双阈值,采用的 Canny 方法能够准确检测阶跃边缘,但它对噪声边缘有一定的影响,在遇到噪声时,不能有效区分边缘与噪声像素,易出现伪边缘现象,对于细小边缘易出现漏检现象。Wang 等^[5]设计了基于可变局部边缘模式描述符的边缘检测方法。在使用不同的 VLEP 描述时,引入了加权机制。最后,设置适当的阈值以对图像的梯度版本执行二值化处理。但是该技术没有考虑如何在不同的尺度下从一组候选边缘选择合适的边

收稿日期: 2019-12-08 Received Date: 2019-12-08

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(71571139)、湖北省教育厅重点研究项目(17D047)、教育部科学研究青年基金项目(10YJC870010)、湖北省人文社科重点研究基地-企业决策支持中心重点项目(DSS20180602)资助

缘,并且对于低强度与窄小边缘检测效果不太理想。如马鹏等^[6]定义了一种多尺度自适应均衡的图像边缘检测方案。该方案通过多尺度与不同方向的结构元素进行形态学重构与梯度计算,得到不同尺度与方向特征的图像。然后计算图像灰度方差的权值,通过权值对图像自适应均衡累加,获得边缘。但是该算法忽略了对比度不变性的问题,使其边缘精确度受限。

为了解决上述不足,当前已有学者试图设计了一些多尺度梯度幅值法,使其在高斯梯度空间中来实现边缘检测,然而,已经发现梯度幅度算子不是尺度不变的边缘检测器,并且现有的尺度归一化方法是不精确的。为了在特定的尺度上检测边缘,微分算子具有沿着尺度坐标轴的局部极值,这与边缘的宽度有关。一旦在比例尺空间中检测到边缘,所有其他参数(对比度、宽度、方向和偏移)都可以以闭合形式求解。对此,本文根据 Gaussian 分布函数定义了一种精确的尺度归一化方法,并引入一个附加因子进行 γ 归一化,再通过梯度幅度平方的导数及梯度幅度平方的 Laplacian 计算,从而构建了尺度与对比度不变的边缘检测器,消除了尺度与对比度的影响,可以检测不同尺度和对比度的边缘,改善边缘检测精度。最后,对所提出算法进行验证。

1 经典边缘检测算法的检测能力分析

在经典的边缘检测器中, Canny 通过使用高斯滤波器(Canny)的一阶导数进行检测边缘的空间位置^[7],其利用不同视觉对象中提取有用的结构信息。在文献[7]中,提出了经典的边缘检测器(Marr-Hildreth)。虽然 Marr-Hildreth 与 Canny 均具有良好的空间定位能力,但它们没有良好的尺度定位。通过采用变量替代技术验证了这一结论。式(1)显示 Gaussian 函数的 Laplacian 算子(LoG)归一化和理想边缘的卷积^[8],表示如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} GM^2 = |\nabla L|^2 = L_x^2 + L_y^2 \\ \overline{GM^2} = \sigma^2(L_x^2 + L_y^2) \\ LoG = \nabla^2 L = L_{x^2} + L_{y^2} \\ \overline{LoG} = \sigma^2(L_{x^2} + L_{y^2}) \\ dGM^2 = \overline{GM^2}_\sigma \\ \overline{dGM^2} = \sigma \overline{GM^2}_\sigma \\ LoGM^2 = \nabla^2 \overline{GM^2} = \overline{GM^2}_{x^2} + \overline{GM^2}_{y^2} \\ \overline{LoGM^2} = \sigma^2(\overline{GM^2}_{x^2} + \overline{GM^2}_{y^2}) \\ dLoGM^2 = \overline{LoGM^2}_\sigma \\ \overline{dLoGM^2} = \sigma \overline{LoGM^2}_\sigma \end{array} \right. \quad (1)$$

其中, GM 代表梯度幅值; LoG 为 Gaussian 函数的 Laplacian 方法; σ 是尺度; x, y 为像素点的位置。

如果式(2)被用来代替变量,则 σ 将消失:

$$\zeta = \frac{x}{\sigma}, Q = \frac{w}{\sigma} \quad (2)$$

式中: GM^2 也是一种常用的边缘检测器。但是,由于 GM^2 在坐标轴上不具有局部极值,因此也不能较好地检测理想边缘。 GM^2 使用峰值来检测边缘,而 LoG 则是使用零交叉来完成边缘检测。然而,两者都与滤波器的宽度无关(尺度为 σ)。通过上述方法检测获得的边缘较粗,那么对边缘的精确定位难以完成。

2 本文边缘检测算法

基于尺度与对比不变的微分边缘检测算法的过程如图 1 所示,主要包括 4 个阶段:1) 边缘表示;2) 定义一种精确的尺度归一化方法;3) 定义一种构造尺度不变边缘检测器的方法;4) 构建一个尺度不变和对比不变的边缘检测器,并用它来估计边缘。

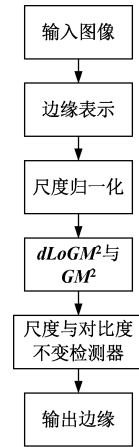


图 1 本文边缘检测算法的过程

Fig. 1 The process of edge detection algorithm in this paper

2.1 边缘表示

边缘可以被可视化为三维表面或二维曲线,如图 2 所示,通常,边缘具有对比度、偏移、宽度和角度参数,分别定义为 (c, d, w, θ) 。许多数学函数具有相似的形状,如图 3 所示,通过边缘函数可用于验证边缘检测器和参数估计^[9]。

微分算子的研究需要一个函数来表示边缘。理想边缘与 Gaussian 分布函数密切相关,式(3)描述了 1 D 高斯分布函数和理想边缘^[9]:

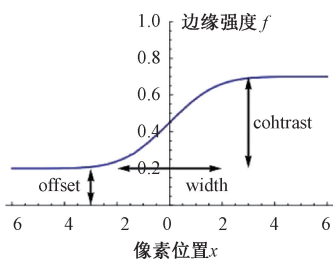


图 2 二维边缘曲线

Fig. 2 Two-dimensional edge curve

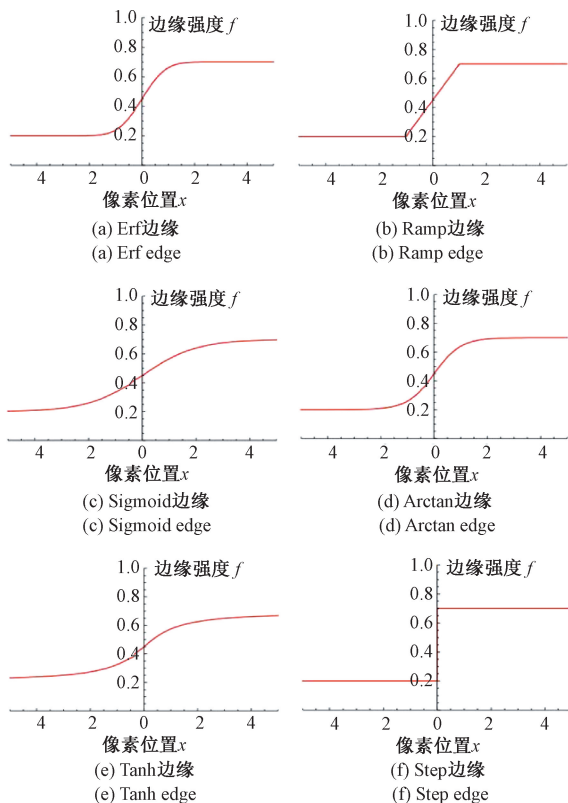


图 3 不同边缘的函数形状

Fig. 3 Different edge function shapes

$$\begin{cases} f(x;w) = \frac{e^{-\frac{x^2}{2w^2}}}{\sqrt{2\pi}w} \\ ed(x,y;c,d,w) = c \int_{-\infty}^x f(\xi;w) d\xi + d = \frac{c}{2} \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2}w}\right) \right) + d \end{cases} \quad (3)$$

其中, c, d, w 分别表示对比度、偏移、宽度。 ed 表边缘。

虽然一维 Gaussian 分布函数具有许多优良性质,但其不能被视为理想的边缘,因为它看起来像一个山脊。Gaussian 分布函数的积分产生一个看起来像边缘的误差函数,在本文算法中,它被认为是理想的边缘,因为它既

是热方程的解,也是阶跃边缘的泛化,表示如下:

$$\begin{cases} ed_t = \frac{1}{2} \nabla^2 e; t = w^2 \\ step(x,y;c,d) = \lim_{w \rightarrow 0} (x,y;c,d,w) \end{cases} \quad (4)$$

式(5)与(6)揭示了模糊理想边缘函数演化成另一个具有不同宽度的理想边缘函数的过程。而尺度空间(L)是输入图像(理想边缘)和 Gaussian 分布函数(g)的卷积^[10]。尺度空间函数有 3 个变量: x, y 与尺度 σ , 其函数如下:

$$\begin{aligned} g(x,y;\sigma) &= \frac{e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}}{2\pi\sigma^2} \\ L(x,y,\sigma;c,d,w) &= ed(x,y;c,d,w) \times g(x,y;\sigma) = \\ c \int_{-\infty}^x (f(\xi;w) \times g(\xi,\psi;\sigma)) d\xi + d = \\ c \int_{-\infty}^x \frac{e^{-\frac{x\xi^2}{2(w^2+\sigma^2)}}}{\sqrt{2\pi} \sqrt{w^2+\sigma^2}} d\xi + d = \\ \frac{c}{2} \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2} \sqrt{w^2+\sigma^2}}\right) \right) + d \end{aligned} \quad (6)$$

2.2 尺度归一化

现有的多尺度方法试图通过尺度归一化产生尺度不变微分算子,然而,发现一些尺度归一化算子(如梯度幅度)不是尺度不变的边缘检测器^[11-12]。尺度不变性和尺度归一化是两个不同的主题。尺度不变检测器需要沿着尺度坐标轴具有局部极值,通过尺度归一化中一定的比例因子相乘得到。在接下来的描述中,将首先介绍现有的尺度归一化方法,然后引出所提出的尺度不变的边缘检测器。

由于热函数具有式(7)的形式,它的导数将引入一个附加因子 χ 。为了消除这一因素,提出了微分算子的 γ 归一化技术,如式(8)所示:

$$u = h\left(\frac{x}{\chi}\right) \quad (7)$$

$$\bar{A} = \chi^{(z+r)\gamma} L_{x^z y^r} \quad (8)$$

其中, χ 为附加因子, L 为尺度空间, z, r 为微分变量。

在 γ 归一化中,假设尺度或宽度是常数,然而,由式(6)定义的尺度空间具有尺度变量。对此,定义了一种尺度归一化公式,表示如下:

$$\bar{O} = \chi^{(z+r+k)p} (\bar{O}_{x^z y^r \chi^k})^p \quad (9)$$

其中, $\bar{O}$ 是尺度空间或任何尺度归一化微分算子。

该集合中可能存在多个尺度不变的边缘检测器。表 1 给出了一些微分算子及其归一化因子。借助归一化操作,增强其对尺度的稳健性,使其在任意的尺度范围内

中均能获取稳定的极值。

表1 微分算子及其归一化因子
Table 1 Differential operator and their normalization factors

名称	z	r	k	p	因子
L_x^2	1	0	0	2	σ^2
L_y^2	0	1	0	2	σ^2
L_{x^2}	2	0	0	1	σ^2
L_{y^2}	0	2	0	1	σ^2
$\overline{GM_\sigma^2}$	0	0	1	0	σ
$\overline{GM_{x^2}^2}$	2	0	0	1	σ^2
$\overline{GM_{y^2}^2}$	0	2	0	1	σ^2
$\overline{LoGM_\sigma^2}$	0	0	1	0	σ

2.3 尺度和对比度不变边缘检测器

为了获得沿尺度坐标轴具有局部极值的微分算子,第1步是通过式(1)进行梯度幅度平方(dGM^2)的导数,结果如图4所示,其中 $c=1$ 。当 $Q=1$ (或 $w=\sigma$)时, dGM^2 将检测到边缘,它是一个尺度不变的边缘检测器。为了获得尺度不变量和对比度不变的算子,必须消除对比度参数 c 。

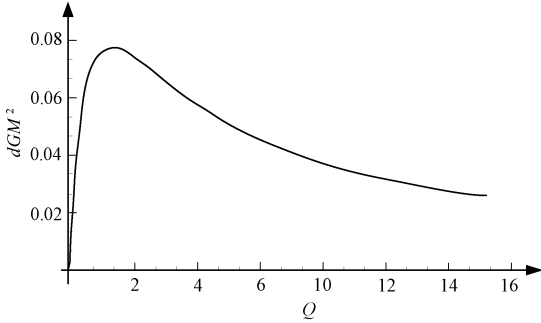


Fig. 4 梯度平方的导数

Fig. 4 Derivative of the gradient magnitude squared

接下来是计算梯度幅度平方的 Laplace ($LoGM^2$) 及其导数($dLoGM^2$)。 $dLoGM^2$ 算子沿 Q 坐标轴具有局部极值,因此,它是一个尺度不变算子。但是,它还包括一个需要消除的对比度参数 c 。通过观察, GM^2 还包含了对比度。对此,可以通过 $dLoGM^2$ 和 GM^2 的尺度划分获得边缘检测器:

$$ed_{detector} = \frac{dLoGM^2}{GM^2} \quad (10)$$

根据式(10)得到的算子,它既是尺度不变量,又是对比不变量。在实践中,通常使用 GM^2 来表示边缘的空间位置。当 x 或 y 等于 0 时,它达到局部极值-2,此刻

$Q=1$,如图5所示。

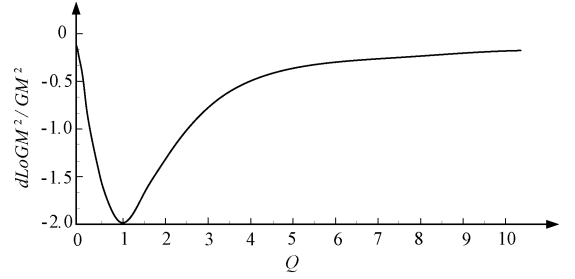


图5 erf 边缘检测

Fig. 5 Erf edge detection

如式(11)所示,可以使用 dGM^2 来代替对比度参数 c ,因为当 $Q=1$ 时, dGM^2 也具有局部极值,如图6描述。噪声通常具有低对比度,因此可以滤除。使用尺度空间 (L) 可以解决沿 Z 坐标轴的边缘表面的偏移。最后,使用梯度矢量获得方向。

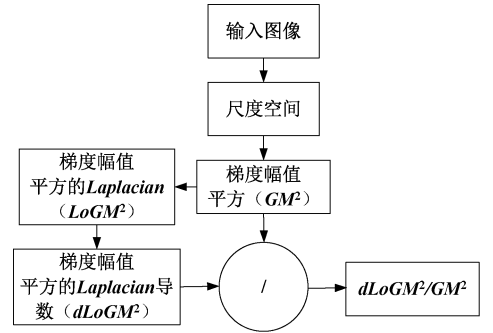


图6 具体实施过程

Fig. 6 Specific implementation process

$$\begin{cases} w = \sigma_{\text{detected}} \\ c = 2\sqrt{\pi} \sqrt{dGM^2} \\ d = L - \frac{c}{2} \\ \theta = \arctan\left(\frac{L_y}{L_x}\right) \end{cases} \quad (11)$$

该方法的参数估计实验考虑了两个尺度不变的边缘检测器($dLoGM^2/GM^2$ 和 dGM^2)的联合效应,可以提高估计精度。由于多尺度梯度幅度的对比度和宽度没有闭合解,因此,考虑检测梯度幅度与真实对比度的比值来测量对比度精度,利用检测尺度与真实宽度的比值来测量宽度精度。借助归一化操作,增强其对尺度的稳健性,使其在任意的尺度范围内中均能获取稳定的极值。为了获得对比度不变的算子,那么必须消除对比度参数 c 。本文中采用 dGM^2 来代替对比度参数 c ,通过 $dLoGM^2$ 和 GM^2 的尺度划分获得边缘检测器,从而形成了尺度不变和对比度不变的边缘检测器。所以,所提出的检测器涉及 $dLoGM^2$

的尺度划分,既满足了尺度不变的,又符合对比不变量,可以检测不同宽度和对比度的边缘,从而改善边缘检测精度。

2.4 具体实施

图 6 显示了具体实施过程,尺度空间和微分算子空间主要是在频域中计算。

从单个边缘图像,计算多个算子空间,每个算子空间包含离散尺度的图像。Gaussian 核的导数和 Gaussian 计算表达如下^[13-14]:

$$g(x, y, \sigma_s) = \frac{e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_s^2}}}{2\pi\sigma_s^2} \quad (12)$$

$$\begin{cases} g_x(x, y, \sigma_s) = \frac{e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_s^2}}}{2\pi\sigma_s^4} x \\ g_y(x, y, \sigma_s) = \frac{e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_s^2}}}{2\pi\sigma_s^4} y \end{cases} \quad (13)$$

其中, σ_s 表示平滑尺度,其函数为:

$$\sigma_s = \sigma_0 \times 2^{\frac{s}{2}} \quad (14)$$

Gaussian 尺度空间和非正归一化微分算子空间,表示如下:

$$\begin{cases} L = ed \times g = \text{fft}(\text{fft}(ed) \times \text{fft}(g)) \\ L_x = ed \times g_x = \text{fft}(\text{fft}(ed) \times \text{fft}(g_x)) \\ L_y = ed \times g_y = \text{fft}(\text{fft}(ed) \times \text{fft}(g_y)) \end{cases} \quad (15)$$

其中, ed 表示边缘。 fft 为二维快速 Fourier 变换, ifft 为 fft 的逆运算。 $LoGM^2$ 算子可以通过空间差异得到,尺度导数是利用尺度差异来实现的,表示如下:

$$\overline{LoGM^2}(x, y, \sigma_s) = \frac{\sigma_s^2}{4} (-4 \times \overline{GM^2}(x, y, \sigma_s) + \overline{GM^2}(x - 2, y, \sigma_s) + \overline{GM^2}(x + 2, y, \sigma_s) + \overline{GM^2}(x, y - 2, \sigma_s) + \overline{GM^2}(x, y + 2, \sigma_s)) \quad (16)$$

$$\overline{dGM^2}(x, y, \sigma_s) = \sigma_s \frac{\overline{GM^2}(x, y, \sigma_{s+1}) - \overline{GM^2}(x, y, \sigma_s)}{\sigma_{s+1} - \sigma_s} \quad (17)$$

$$\overline{dLoGM^2}(x, y, \sigma_s) = \sigma_s \frac{\overline{dLoGM^2}(x, y, \sigma_{s+1}) - \overline{dLoGM^2}(x, y, \sigma_s)}{\sigma_{s+1} - \sigma_s} \quad (18)$$

在表 2 中, M 和 N 是图像的高度和宽度。 S 的上界保证了高斯卷积核不会超过图像边界。图像灰度在检测前被重新调整为 0~1。为了滤除噪声,仅考虑对比度大于 0.025 的特征,因为噪声具有低对比度。

表 2 常量及其默认值

Table 2 Constants and their default values

σ_0	s 上限
0.6	$Slog_2(\frac{\min(M, N)}{6})$

3 实验结果与分析

为了验证该算法的优势,设置了多组实验。试验条件为: Intel(R) I3 CPU (3.50 GHz, 64 位), 8 GB ROM, Windows8 系统。在实验中,分别进行 2 组测试: 1) 无噪声测试; 2) 含噪声测试。为体现算法的优异性,在相同环境下,将所提方法与文献[4-6]算法比较。实验中参数如下: $\theta = \pi/2$, $w = 1$, $c = 0.5$, $d = 0.8$, $\chi = 0.02$ 。

3.1 评价指标

为准确评价边缘检测性能,本文引入常用的 FOM (Pratt's figure of merit)、受试工作特征(receiver operating characteristic, ROC) 曲线进行定量测量。FOM 的值 F 越大,表示边缘越清晰,细节越详细,定义如下^[15-16]:

$$F = \frac{1}{\max(I_D, I_T)} \sum_{k=1}^{I_D} \frac{1}{(1 + \tau d_k^2)} \quad (19)$$

其中, I_D, I_T 分别为总像素与检测像素; τ 为补偿常量; d_k 为边缘距离。

一般而言,当 $F = 1$ 时,表示检测边缘与实际边缘一致。反之,则二者之间相差较大。

ROC 曲线表示分类正确率(R_{TP})与虚警率(R_{FP})的关系,能够准确反应分类性能^[17-18],二者分别如下:

$$R_{TP} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (20)$$

$$R_{FP} = \frac{FP}{FP + TN} \quad (21)$$

其中, TP 为真实对象检测为真实对象。 FN 为真实对象检测为虚假对象。 FP 为虚假对象检测为真实对象。 TN 为虚假对象检测为虚假对象。

3.2 不同形态边缘的检测

经典的边缘形态主要有两类: 1) 阶跃型^[19-20]; 2) 屋顶型^[19-20]。为此,借助所提算法对上述两种经典形态实施检测,得到的效果如图 7 所示。从图 7(a) 中看出,通过所提算法处理后,出现了一条明显的亮边,其两边的区域均为黑暗的,这显示阶跃型边缘被完整清晰地检测出来。图 7(b) 中出现了少量的条纹状,对检测结果会产生轻微影响,但是边缘仍然能够清晰地检测出来,对灰度变化平稳具有较好的效果。

3.3 实验结果

为了测试算法的性能,设置了 4 组实验: 1) 无噪声

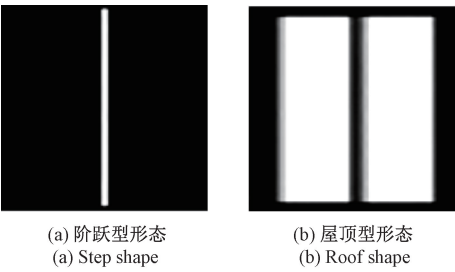


图 7 不同形态边缘检测结果

Fig. 7 Edge detection results of different shapes

恐龙图像;2) 高对比度商标图像;3) 低对比度的商标图像;4) 噪声图像。图 8 显示了 4 种方法对无噪声图像的边缘检测结果。依据图 8 看出,图 8(e)得到的检测边缘相对最优,清楚、完整地描述了整个对象的轮廓信息,视觉效果较好,没有出现过多杂点。而图 8(b)~(d)中整体上也获得了较好的轮廓,但是相对于所提算法出了一些虚假边缘与杂点,影响了检测效果,例如图 8(c)中的边缘比较杂乱,人脸轮廓有点扭曲,显示效果不佳,图 8(b)与(d)出现了较多的杂点与非边缘。另外,从图 9 与 10 中看出,对于不同的对比度商标图像,本文算法对细微对比度与宽度的边缘具有良好的检测效果,而且对于大尺度的边缘,如树的主干部分,检测效果较好,细节清晰,无间断现象,同样,对于小尺度的边缘,如叶片中的暗淡图案也被检测出来了,显示的边缘清晰、完整。文献[6]也具有较好的检测效果,尤其是在高对比度情况下,能够较好地检测出小尺度边缘,如图 9(c)所示,在低对比度情况也,也可将小尺度边缘较为完整地检测出来,如图 10(c)中的小叶子的纹理;文献[4]与[5]在高对比度情况下,具有较好地检测效果,能够准确检测出大尺度与小尺度的边缘,如树的主干,以及叶子中的暗淡图案,均可清晰检测出来。但是,这两种技术在低对比度情况下的检测效果不佳,无法完整地检测出小尺度的边缘,存在不连续现象,如图 10(c)~(d)所示。主要原因是本文利用数学函数来表示边缘并求解闭合形式的位置、宽度、对比度、偏移和方向等参数,并且将噪声滤除为低对比度特征。根据 Gaussian 分布函数定义了一种精确的尺度归一化方法,并引入一个附加因子进行 γ 归一化,构造了尺度不变的边缘检测器。通过梯度幅度平方的导数及梯度幅度平方的 Laplacian 计算,消除对比度参数的影响,构建尺度与对比度不变的边缘检测器。而对照组算法中,难准确估计边缘的对比度和宽度,对尺度与对比度无不变性。

图 11 为各算法对含噪声图像的边缘检测结果。由图 11 发现,对于噪声干扰,所提算法同样呈现出理想的检测质量,目标的边缘被完整地检测出来。而文献[4]、文献[6]、文献[5]得到的结果中对噪声的抑制能力不

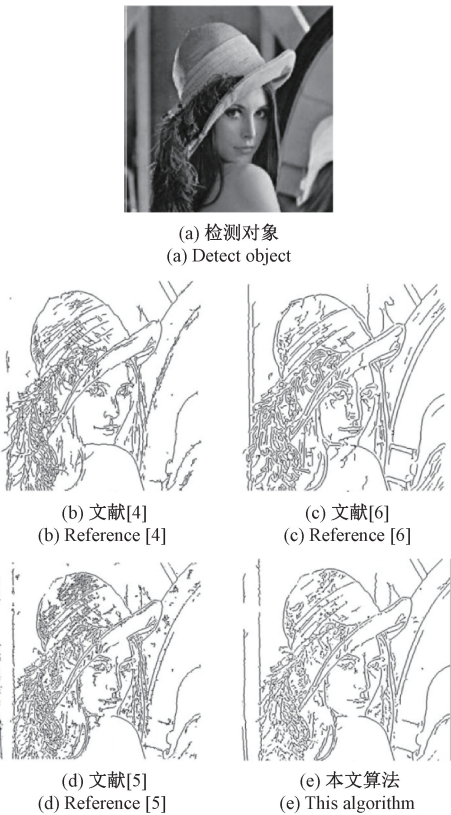


图 8 无噪声图像边缘检测结果

Fig. 8 Edge detection results of noiseless images

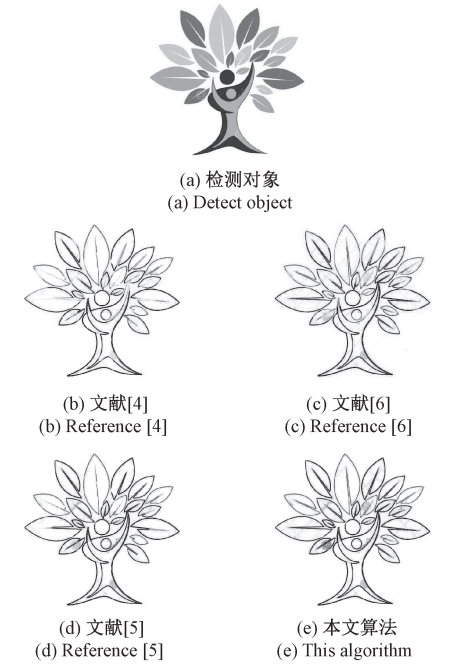


图 9 高对比度图像的边缘检测结果

Fig. 9 edge detection results of high contrast image

足,在边缘检测的同时也将噪声误识别为边缘像素,从而

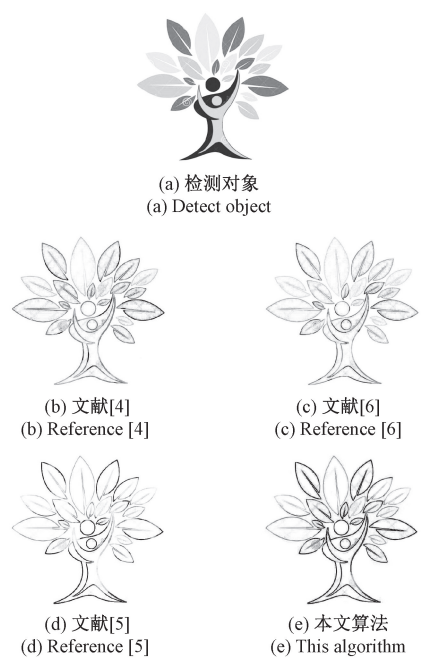


图 10 低对比度图像的检测结果

Fig. 10 edge detection results of low contrast image

得到了一些虚假边缘,降低了算法性能。主要是因为所提算法利用 Gaussian 分布函数来表示边缘并求解闭合形式的位置、宽度、对比度、偏移和方向等参数,并且将噪声滤除为低对比度特征。再通过梯度幅度平方的导数及梯度幅度平方的 Laplacian 计算,消除对比度参数的影响,从而抑制了噪声干扰。

表 3 中给出了对图 11 进行不同噪声干扰下的边缘检测对应的 F 测量结果。从表 3 中看出,随着噪声的增加,4 种算法得到的 F 值逐渐减小,但是,所提算法较为稳定,下降速度较小,而文献[4]、文献[6]、文献[5]随着噪声的增大, F 值下降较快。例如,当干扰噪声值在 0~15 dB 之间,所提技术的 F 值相对比较平稳,波动不大,维持在 80%左右。当噪声值达到 25 dB 时,所提技术的 F 值仍然有 70%,而其他对照组技术均低于 60%。根据这些测试数据发现,所提技术对噪声具有良好的稳健性,具有更好的边缘检测精度。

为了更全面反映算法的抗噪性,对图 9(a)中加入不同的噪声密度并进行边缘检测,然后利用 3.1 节中提到的指标进行测量,得到了图 12。从图 12 中看出,本文算法获得的曲线整体表现最优,在同等的噪声量时,得到的 F 值较高,如当噪声密度为 20%时,所提方案的 F 值维持在 70%左右,而文献[4]、文献[5]与文献[6]3 种技术的 F 值分别为 35.6%、61.5%、53.2%。这表明所提方案边缘越清晰,细节越详细,对噪声抑制力强。另外,从图 13(b)中的 ROC 观察,反映所提方案的检测准确性较高。

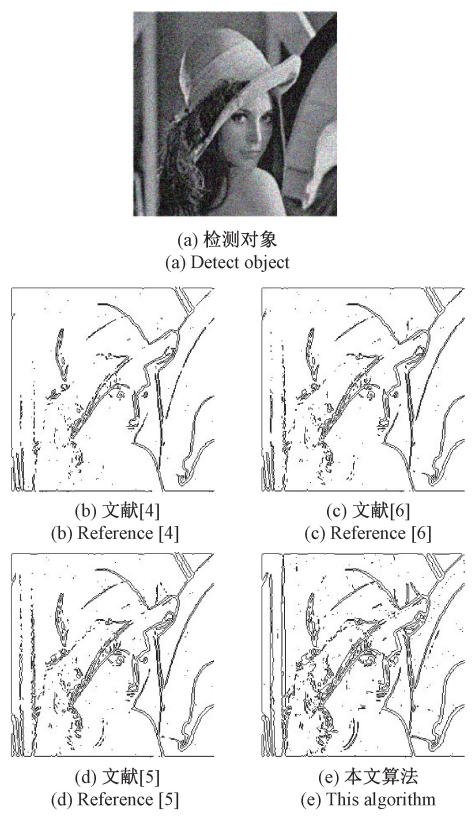


图 11 噪声图像边缘检测结果

Fig. 11 Edge detection results of noisy images

表 3 不同噪声下的各算法的 F 测量
Table 3 F measurements of each algorithm under different noises

噪声大小/dB	F			
	文献[4]	文献[6]	文献[5]	本文算法
0	69%	75%	82%	88%
5	60%	68%	79%	85%
10	55%	63%	70%	83%
15	47%	56%	62%	80%
20	43%	51%	58%	74%
25	38%	46%	52%	70%
30	33%	41%	44%	62%
35	28%	37%	41%	55%
40	21%	32%	36%	42%

3.4 效率测试

为了进一步突出算法的优势,对其检测速度实施了验证。表 4 给出了各算法检测图 9 的耗时统计结果。由表 4 中数据发现,文献[4]的效率最高,对应的耗时最低。而所提方法具有与文献[4]相近的效率,其检测耗时仅为 0.46 s,远低于文献[6]和文献[5]。可见,本文算法耗时略多于文献[4],但远低于比文献[6]、文献[5]。主要原因是定义了一种精确的尺度归一化方法,并进行归

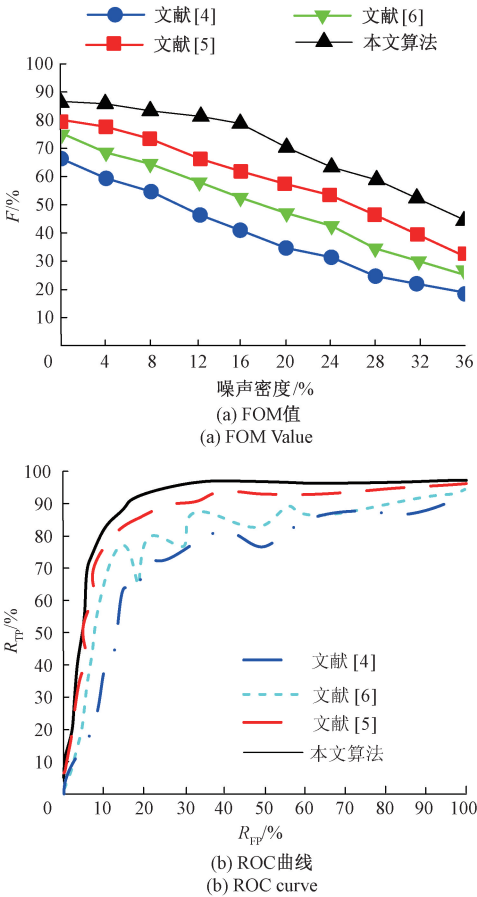


图 12 不同噪声值下的测试结果
Fig. 12 Test results under different noise levels

一化,计算过程较简单,运算量不高。文献[4]中采用了基于 Canny 边缘检测法,检测过程简单易实现,耗时最少。文献[6]采用多尺度与不同方向的结构元素进行形态学重构与梯度计算,得到不同尺度与方向特征的图像。再计算图像灰度方差的权值,通过权值对图像自适应均衡累加,获得边缘。计算量较复杂,耗时较多。文献[5]利用 Gaussian 滤波器对原始图像进行平滑处理,并通过一组或多组 VLEP 来获得边缘梯度值。通过迭代优化阈值以对图像的梯度版本处理,过程复杂繁琐,耗时最多。

表 4 效率测试
Table 4 Efficiency test

算法	时间/s
文献[4]	0.41
文献[6]	0.83
文献[5]	0.96
本文算法	0.46

4 结 论

本文提出了一种新的图像边缘检测方法。一般来说,边缘检测器采用一个平滑尺度检测像素空间位置,这样难以估计边缘的宽度与对比度。而在所提算法中,采用尺度归一化方法来建立尺度不变的检测器。通过计算尺度坐标的局部极值,再结合梯度幅度平方的 Laplacian 算子,消除了对比度参数的影响。从而形成了一个具有尺度与对比度不变的边缘检测器。通过实验证明,所提方案可以从图像中提取有意义的边缘结构,并可充分降低噪声影响。

参考文献

[1] 李莉,王绪国. 局部二值模式耦合双阈值 LM 优化的火焰图像边缘检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 32(6): 9-17.
LI L, WANG X G. Flame image edge extraction based on local binary mode coupled double threshold LM optimization[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 32(6): 9-17.

[2] 吴一全,邹宇,刘忠林. 基于 Franklin 矩的亚像素级图像边缘检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 29(5): 221-229.
WU Y Q, ZOU Y, LIU ZH L. Sub-pixel image edge detection algorithm based on Franklin moment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 29(5): 221-229.

[3] 汪凯,张贵仓. 基于改进蚁群算法的图像边缘检测研究[J]. 计算机工程与应用,2017,53(23): 171-176.
WANG K, ZHANG G C. Research on image edge detection based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(23): 171-176.

[4] SONG R J, ZHANG Z Q, LIU H Y. Edge connection based canny edge detection algorithm [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27 (4): 740-747.

[5] WANG Y, ZHANG N, YAN H X . Using local edge pattern descriptors for edge detection [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(3): 236-245.

[6] 马鹏,王小鹏,张永芳. 基于多尺度自适应均衡的遥感图像边缘检测方法[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(10): 147-149.
MA P, WANG X P, ZHANG Y F. Remote sensing image edge detection method based on multi-scale self-adaptive equalization [J]. Transducer and Microsystem

- Technologies, 2018, 37(10):147-149.
- [7] 宋人杰, 刘超, 王保军. 一种自适应的 Canny 边缘检测算法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2018, 38(3): 72-76.
- SONG R J, LIU C H, WANG B J. Adaptive Canny edge detection algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2018, 38(3): 72-76.
- [8] SUMAIYA M N, SHANTHA R S. Satellite image change detection using laplacian-Gaussian distributions [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 97(3): 4621-4630.
- [9] ZHANG X C, LIU C C. An ideal image edge detection scheme [J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2014, 25(4): 659-681.
- [10] 徐久成, 王煜尧, 董婉. 基于粒子群优化的图像自适应尺度空间划分方法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(6): 1354-1358.
- XU J CH, WANG Y Y, DONG W. Image self-adaptive scale space partitioning algorithm based on PSO [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2018, 39(6): 1354-1358.
- [11] 姚萌, 贾克斌, 萧允治. 旋转尺度不变的实时高精度场景匹配算法[J]. 北京工业大学报, 2016, 42(11): 1634-1642.
- YAO M, JIA K B, XIAO Y ZH. Orientation and scale invariant scene matching with high speed and performance [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2016, 42(11): 1634-1642.
- [12] ZHANG G Y, LIU J, LIU Y. Physical blob detector and multi-channel color shape descriptor for human detection [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2018, 52: 13-23.
- [13] JALAB H A, LBRAHIM R W. Image denoising algorithms based on fractional sinc (alpha) with the covariance of fractional Gaussian fields [J]. Image Science Journal, 2016, 64(2): 100-108.
- [14] UTSAV B G, SILDOMAR T M, ELI S. Gaussian processes for vegetation parameter estimation from hyperspectral data with limited ground truth[J]. Remote Sensing, 2019, 11(13): 1614-1622.
- [15] 杨婷婷, 顾梅花, 章为川. 彩色图像边缘检测研究综述[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(9): 2566-2571.
- YANG T T, GU M H, ZHANG W CH. Review of color image edge detection algorithms [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(9): 2566-2571.
- [16] HUONG T N, LONG T N. ROC curve analysis for classification of road defects [J]. Broad Research in Artificial Intelligence & Neuroscience, 2019, 10(2): 65-73.
- [17] 雷蕾, 王晓丹, 罗玺. 基于 ROC 的三元再编码研究[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2515-2522.
- LEI L, WAGN X D, LUO X. Recoding error-correcting output codes based on receiver operating characteristics [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(10): 2515-2522.
- [18] 白梦奇. SAR 图像边缘检测算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- BAI M Q. Research on edge detection algorithm of SAR image [D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2018.
- [19] 刘伟团. 基于 Sp-Graph-Cut 的数字抠图技术的研究与应用[D]. 辽宁: 东北大学, 2015.
- LIU W T. Research and application of digital matting technology based on SP-Graph-Cut [D]. Liaoning: Northeast University, 2015.
- [20] 冯凯. 基于图像的轨道缺陷自动检测系统的研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2014.
- FENG K. Edge research on automatic detection system of track defect based on image [D]. Nanning: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2014.

作者简介



程宁, 2000 年毕业于湖北工业大学, 2005 年于武汉大学获得硕士学位, 现为湖北轻工职业技术学院副教授, 主要研究方向为图像处理、信息安全、云计算、网络工程。
E-mail: ChengNig1976pro@163.com

Cheng Ning, received B. Sc. degree from Hubei University of Technology in 1999 and received M. Sc. degree from Wuhan University in 2005. Now he is an associate professor in Hubei Vocational and Technical College of Light Industry, his main research interests include image processing, information security, cloud computing and network engineering.



侯德林(通信作者), 2003 年于吉首大学获得学士学位, 2006 年于华中师范大学获得硕士学位, 2012 年于华中科技大学获得博士学位, 现为武汉纺织大学副教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别、大数据分析。
E-mail: Houdlin1981whfz@21cn.com

Hou Delin(Corresponding author), received B. Sc. degree from Jishou University in 2003, received M. Sc. degree from Central China Normal University in 2006 and received Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2012. Now he is an associate professor in Wuhan Textile University. His main research interests include image processing, pattern recognition and big data analysis.