

各向异性的多尺度边缘检测算法

郑恩壮, 钟宝江*

苏州大学计算机科学与技术学院, 江苏 苏州 215000

摘要 提出了一种各向异性的多尺度边缘检测算法。首先,在给定的多个尺度下分别应用各向异性的高斯滤波器获取图像的边缘强度图。然后,将所获取的多幅边缘强度图融合为一幅边缘分辨率高、拓散效应小的边缘强度图。最后,将融合的边缘强度图嵌入到 Canny 边缘检测算法的框架中,获得最终的边缘检测结果。创新性地提出基于“信号平均”技术的多尺度融合策略,并从理论分析和数值实验角度解释了新策略相比于现有的“几何平均”融合策略所具有的优势。实验结果表明,所提算法通过使用多尺度融合策略,有效解决了各向异性滤波器在单一尺度下存在的边缘拓散问题,能够在保持稳健噪声鲁棒性的同时,获得了比现有算法更好的边缘检测效果。

关键词 测量; 边缘检测; 多尺度; 各向异性滤波器; 边缘强度图; Canny

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0412002

Anisotropic Multi-Scale Edge Detection Algorithm

Zheng Enzhuang, Zhong Baojiang*

School of computer Science & Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215000, China

Abstract An anisotropic multi-scale edge detection algorithm is proposed. First, the edge strength maps of the input image are obtained by using a set of anisotropic Gaussian filters at given multiple scales. Then, the obtained edge strength maps are jointly used to produce one fused edge strength map that has higher edge resolution and lower edge diffusion effect. Finally, the fused edge strength map is incorporated into the framework of the Canny edge detection algorithm to generate the final result of edge detection. A new multi-scale fusion strategy based on “signal average” is proposed creatively, and the advantages of the new strategy compared with the existing “geometric average” fusion strategy are explained from the perspective of theoretical analysis and numerical experiments. Experimental results show that the proposed algorithm effectively solves the edge spreading problem of anisotropic filter in a single scale by using multi-scale fusion strategy, and can obtain better edge detection effect than the existing algorithms while maintaining robust noise robustness.

Key words measurement; edge detection; multi-scale; anisotropic filter; edge strength map; Canny

1 引言

图像中的边缘是指局部灰度发生显著变化的一组像素点,是图像的区域亮度属性出现明显改变的边界,包含了丰富的场景信息。边缘检测是其他

图像处理任务的基础,包括特征提取^[1]、图像分割^[2]、目标识别^[3]、直线段检测^[4]等。目前的边缘检测算法主要可分为两类:差分类算法和学习类算法。差分类算法通过计算图像的梯度来检测边缘,常见的梯度计算模型包括一阶算子如 Roberts 算

收稿日期: 2021-02-02; 修回日期: 2021-02-28; 录用日期: 2021-03-24

基金项目: 国家自然科学基金(61572341)、江苏省高等学校自然科学研究项目(21KJA520007)、江苏高校优势学科建设工程、软件新技术与产业化协同创新中心部分资助

通信作者: *bjzhong@suda.edu.cn

子、Sobel算子和Prewitt算子等,二阶算子如LOG算子^[5]。Canny边缘检测算法^[6]首先对图像进行高斯平滑滤波,然后调用Sobel算子计算梯度强度和方向,最后通过对梯度的非极大值抑制和双阈值筛选得到边缘检测结果。Bao等^[7]在Canny算法的基础上提出了一种应用“尺度相乘”的多尺度边缘检测算法(SMED),该算法基于两个尺度下高斯滤波器的响应值乘积来检测边缘。考虑到使用各向同性的高斯滤波平滑图像会破坏图像的边缘信息,Shui等^[8]提出了一种基于各向异性高斯方向导数(ANDD)的边缘检测算法,该算法能够在抑制噪声的同时有效保护图像边缘。

学习类边缘检测算法包括人工定义的特征学习法和深度学习法。Martin等^[9]将图像边缘的亮度、颜色和纹理变化定义为一个融合特征并以此训练一个边缘像素分类器。Konishi等^[10]基于分段图像来学习边缘滤波器的概率分布,从而提出了一种“数据驱动”边缘检测法。Dollár等^[11]通过随机森林来表示图形局部块的结构并由此检测图像边缘。近年来,一系列深度学习类的边缘检测算法相继被提出。Xie等^[12]提出了一种“整体嵌套”的边缘检测算法,解决了整体图像训练和多尺度特征学习两个问题。Liu等^[13]提出了一种基于“更丰富的卷积特征”(RCF)的算法,该算法利用“图像金字塔”对图像进行多尺度表示,并在网络中显示融合了不同层的特征。

学习类算法需要大量的人工标注数据和专门的运行环境(如深度学习方法所需要的GPU平台)。而差分类算法无需训练,可在低成本的软硬件平台(如移动设备)上实时运行,对于内容复杂度不高的图像也能够取得良好的边缘检测效果。为此,本文在分析现有差分类算法优缺点的基础上,提出了一种更有效的差分边缘检测算法。基于BSDS500数据集的实验结果表明,所提算法在客观指标[包括边缘检测精度、召回率、受试者工作特征曲线(ROC)和“图像品质因数”]和主观视觉对比等方面的表现均明显优于现有的同类边缘检测算法。

2 各向异性的多尺度边缘检测

2.1 技术思想

在数字化采集、传输和存贮的过程中,图像会不可避免被各种噪声污染,同时图像中一些不重要的细节信息也会对边缘检测效果造成严重的影响。

为此,在检测边缘时,首先需要对图像进行平滑去噪处理。但使用各向同性的高斯滤波器来平滑图像会对边缘信息造成严重破坏。为了解决这个问题,可以考虑“各向异性”的边缘检测技术^[14],也就是用各向异性高斯滤波器^[8]来取代传统方法中使用的各向同性滤波器,从而达到在抑制图像噪声的同时有效保护图像边缘的目的。

在边缘检测的过程中,高斯滤波器的标准差可以看作一个尺度参数。传统的方法如Canny边缘检测^[6]一般只使用单一的尺度参数,由此会造成一个严重的问题:如果所选取的尺度值过小,则噪声没有被有效过滤,容易造成虚假检测(False Positives);如果尺度值过大,则图像被“过度平滑”,导致图像的一些结构信息丢失,部分边缘会被漏检(False Negatives)。以上两种情形均会导致边缘检测效率的下降。因此,所提算法使用多尺度边缘检测方法来进行边缘检测。具体来说,首先配置多个不同的尺度参数,然后分别进行边缘检测,并将各个尺度下滤波器的响应值或者检测结果进行多尺度融合,生成最终的检测结果。

2.2 所提算法模型

各向异性的边缘检测可以基于“各向异性高斯方向导数”^[8]来实现。首先,将各向同性高斯核沿水平和垂直两个方向拉伸,得到各向异性高斯滤波器。

$$g(\mathbf{x}; \sigma, \rho) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{x}^T \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^{-2} \end{bmatrix} \mathbf{x}\right\}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{x} 为像素在图像中的位置; σ 为尺度参数; $\rho(\rho > 1)$ 是“各向异性因子”。为了能够响应边缘方向,可将(1)式泛化为带旋转的各向异性高斯滤波器 $g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta)$ 。

$$g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{x}^T \mathbf{R}_\theta \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^{-2} \end{bmatrix} \mathbf{R}_\theta \mathbf{x}\right\}, \quad (2)$$

式中:所使用的旋转矩阵 $\mathbf{R}_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$, θ 为旋转角。然后,对(1)式的两边求水平方向偏导数,并将该水平方向偏导数泛化为带旋转的各向异性高斯方向导数。

$$\frac{\partial g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta)}{\partial \theta} = -\frac{\rho^2 [\cos \theta \ \sin \theta] \mathbf{x}}{\sigma^2} g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta). \quad (3)$$

所得到的各向异性高斯方向导数

$\partial g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta) / \partial \theta$ 是一种图像边缘滤波器。具体来说,因为卷积运算和求偏导数的运算满足交换律,所以 $\partial g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta) / \partial \theta$ 与图像的卷积相当于首先对图像运用 $g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta)$ 进行各向异性的平滑去噪处理,然后求平滑后图像在 θ 角度上的边缘响应值。

然而,仅在单一尺度下(即只考虑 σ 的一个取值)使用各向异性边缘滤波器进行边缘滤波时,方向不同的两条边缘交叉处周围会出现放射状伪边缘,这种现象被称为边缘拓散。为解决这一问题,提出了一种多尺度方法。具体如下。

为了方便,将各向异性的边缘滤波器 $\partial g(\mathbf{x}; \sigma, \rho, \theta) / \partial \theta$ 简记为 $f(\mathbf{x}; \sigma)$,并将输入图像记做 $I(\mathbf{x})$ 。首先,合理地设置 3 个尺度值,分别记为 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 。然后,在这 3 个尺度下分别使用所对应的各向异性边缘滤波器 $f(\mathbf{x}; \sigma_1), f(\mathbf{x}; \sigma_2), f(\mathbf{x}; \sigma_3)$ 对 $I(\mathbf{x})$ 进行边缘滤波。边缘响应值分别记为 $R(\mathbf{x}; \sigma_1), R(\mathbf{x}; \sigma_2)$ 和 $R(\mathbf{x}; \sigma_3)$,有

$$\begin{cases} R(\mathbf{x}; \sigma_1) = I(\mathbf{x}) * f(\mathbf{x}; \sigma_1) \\ R(\mathbf{x}; \sigma_2) = I(\mathbf{x}) * f(\mathbf{x}; \sigma_2), \\ R(\mathbf{x}; \sigma_3) = I(\mathbf{x}) * f(\mathbf{x}; \sigma_3) \end{cases} \quad (4)$$

式中 $*$ 表示卷积。最后,对所得到的 3 个边缘响应值进行融合,从而得到一个多尺度意义上的边缘响应值。

$$R_F(\mathbf{x}) = F[R(\mathbf{x}; \sigma_1), R(\mathbf{x}; \sigma_2), R(\mathbf{x}; \sigma_3)], \quad (5)$$

式中 $F[\cdot]$ 表示多尺度融合。在文献中,“多尺度融合”一般通过求多个尺度下响应值的几何平均来实现(如文献[7]),然而,这一融合策略存在明显的问题。首先,在数值稳定性方面,几何平均容易受小响应值的影响,特别是当某个尺度下滤波器的响应值为 0 时,则融合的响应值也为 0,导致图像信息的

与单尺度的各向异性边缘检测技术^[8]相比,所提算法通过(6)式将 3 个尺度下边缘滤波器的响应值融合,能够得到分辨率更高的边缘强度图。同时,单尺度算法会出现的边缘拓散问题得到了有效解决。图 2 演示了所提算法融合效果,其中 3 个尺度的取值分别为 $\sigma_1 = 2\sqrt{2}, \sigma_2 = 4, \sigma_3 = 2\sqrt{6}$, “ \oplus ”代表算术平均操作。图 2 中,通过测试图像的一个局部放大呈现了 3 个尺度下分别应用各向异性边缘滤波器所得到的边缘强度图,然后给出了基于(6)式进行多尺度融合的边缘强度图。从图中可以看出,对于单一尺度下的边缘强度图,当两条不同

完全丢失。其次,通过几何平均来实现多尺度融合,则融合后响应值的符号完全失效。比如,选取了偶数个的尺度且各尺度下的响应值都是负数时,所得到的几何平均却为正数。这种情形下,多尺度融合的结果会完全误导对图像信息的后续处理。

为此,所提算法创新性地使用基于响应值的算术平均来进行多尺度融合的策略。具体来说,将(5)式中的融合函数改写为

$$R_F(\mathbf{x}) = \frac{1}{3} [R(\mathbf{x}; \sigma_1) + R(\mathbf{x}; \sigma_2) + R(\mathbf{x}; \sigma_3)]. \quad (6)$$

与几何平均相比,算术平均具有更好的数值稳定性。举一个简单的例子,设真实响应值为 1.0,3 个尺度下得到的响应值分别为 0.001, 1.0 和 1.0。此时,响应值的几何平均值为 0.1,算术平均值为 0.667。显然,与几何平均值相比,算术平均值的相对误差要小得多。同时,与几何平均值不同,算术平均值的符号能够准确传达信号的信息。即使在某个尺度下响应值的符号极性因误差而导致变化(比如真实值为正,而响应值为负),这种错误也能够被更多尺度下的正确结果校正过来。相比之下,几何平均完全没有这种错误校正机制。

图 1 为在边缘检测任务中使用以上两种不同多尺度融合策略的对比,其中图 1(a)为一张测试图片,既包含了强边缘也包含了弱边缘(即边缘两边的区域对比度小),图 1(b)、(c)分别为运用几何平均和算术平均两种多尺度融合策略后的边缘强度图(即边缘响应值的可视化效果)。从图中可以看出,基于几何平均的融合函数无法感知很多边缘强度较小的边缘,而基于算术平均的融合函数边缘感知能力显著提升。

方向的边缘相互交叉时,交叉位置的周围出现了边缘拓散。原因是在以边缘交叉点为中心的一个邻域内,各向异性边缘滤波器在方向选择时出现了困难,因此造成误差。一般来说,尺度值越大,边缘拓散问题越严重。但如果只是局限于在小尺度下进行边缘检测,图像噪声又得不到充分抑制。通过比较,可以看到多尺度融合后边缘拓散效应被有效控制,从而得到了分辨率更高的边缘强度图。

实际上,所提多尺度融合策略可以被解释为一种尺度域上的“信号平均”技术^[15]。简单来说,在不同尺度参数下对同一个信号(本实验中为“边缘强

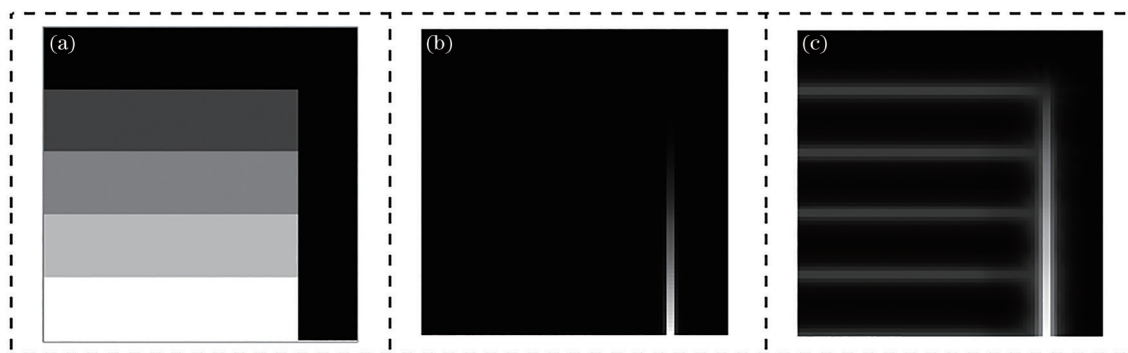


图 1 两种多尺度融合技术的对比。(a)测试图像;(b)基于几何平均的多尺度融合效果;(c)基于算术平均的多尺度融合效果
Fig. 1 Comparison of two multi-scale fusion techniques. (a) Test image; (b) multi-scale fusion effect based on geometric average; (c) multi-scale fusion effect based on arithmetic average

度值”)进行多次观察(即通过多个边缘滤波器来采集数据),每次观察必然都会有误差,但当计算这些观察值的平均值后,信号的信噪比会有明显的提升。在信号处理领域,“信号平均”一般都是通过求算术平均而不是几何平均来实现的。在理论上,若噪声的出现是随机的,则算术平均可以使得信号的信噪比提升 n 倍^[15],这里的 n 为观察样本的数量。另一方面,通过几何平均来求“信号平均”的理论性质并不明确,这是因为被噪声扰动后的信号可能会

等于 0,在这一奇异点上无法开展相应的理论分析。而根据数值实验结果,几何平均的实际效果也不如算术平均,如图 1 所示。值得一提的是,在图像分析领域,人们广泛使用了基于几何平均的多尺度融合策略^[7,16-18]。综上所述,所提基于算术平均的融合策略无论是在理论上还是在实际效果上均更具有优势。表 1 对比了所提算法与现有算法在技术路线方面的异同。

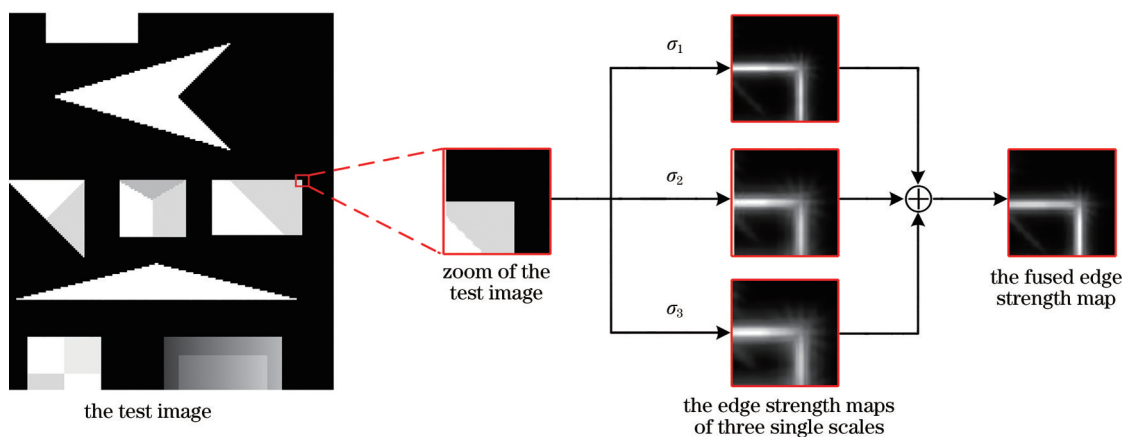


图 2 多尺度融合效果
Fig. 2 Effect of multi-scale fusion

表 1 不同算法模型的对比

Table 1 Comparison of different algorithm models

Parameter	Canny ^[6]	SMED ^[7]	ANDD ^[8]	Proposed algorithm
Scale mechanism	Single scale	Multiple scales	Single scale	Multiple scales
Filter	Isotropic filter	Isotropic filter	Anisotropic filter	Anisotropic filter
Fusion strategy	Unused	Geometric average	Unused	Arithmetic average

3 算法实现

所提算法的整体流程如图 3 所示,主要步骤

包括:图像输入、各向异性的图像滤波、边缘强度图的对比度均衡化、非极大值抑制、双阈值筛选和边缘检测结果输出。接下来将具体描述各向异

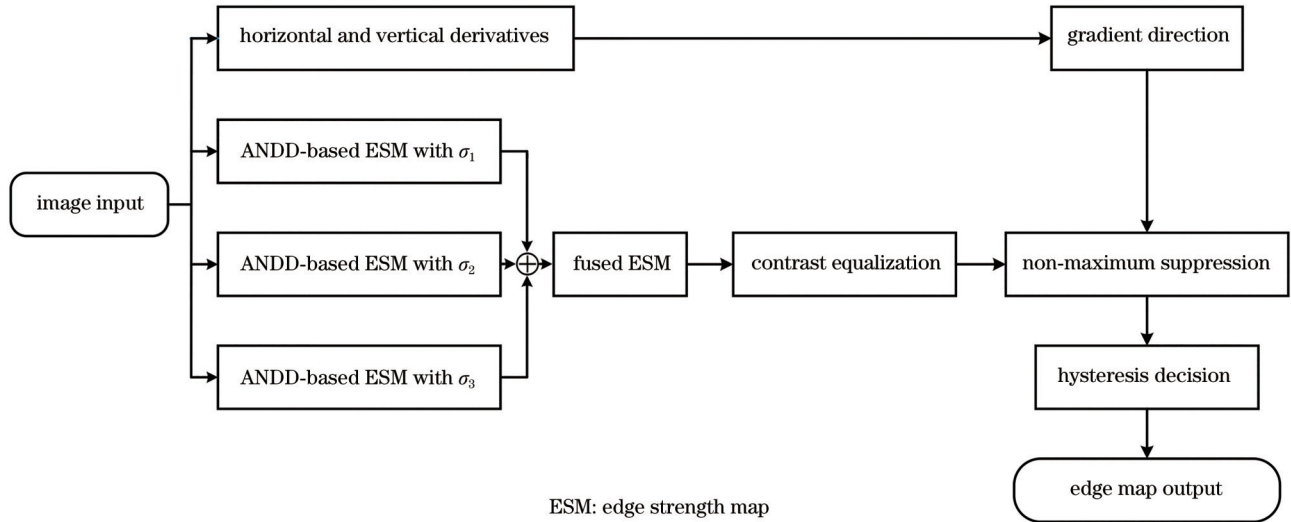


图 3 所提各向异性多尺度边缘检测算法流程图

Fig. 3 Flow chart of proposed anisotropic multi-scale edge detection algorithm

性的图像滤波和边缘强度图的对比度均衡化这两步操作。

3.1 各向异性的图像滤波

在计算领域,图像都是以二维离散信号来表示的。为此,分别对(2)式和(3)式进行离散化采样,得到离散的各向异性高斯滤波器和离散的各向异性边缘滤波器,表达式分别为

$$g(\mathbf{n}; \sigma, \rho, p) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{n}^T \mathbf{R}_{-\theta_p} \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^{-2} \end{bmatrix} \mathbf{R}_{\theta_p} \mathbf{n}\right), \quad (7)$$

$$\frac{\partial g(\mathbf{n}; \sigma, \rho, p)}{\partial \theta_p} = -\frac{\rho^2 [\cos \theta_p \sin \theta_p] \mathbf{n}}{\sigma^2} \cdot g(\mathbf{n}; \sigma, \rho, p), \quad (8)$$

式中: $\mathbf{n} = \begin{bmatrix} n_x \\ n_y \end{bmatrix} \in \mathbf{Z}^2; \theta_p = p\pi/P, p=0, 1, \dots, P-1, P$ 是采样方向数量,决定了各向异性滤波器的数量。图 4 为离散采样结果,其中 $\sigma=2, \rho^2=3$, 采样范围为 $[-5, 5]$, 采样间隔为 0.01, 采样方向数量为 4。

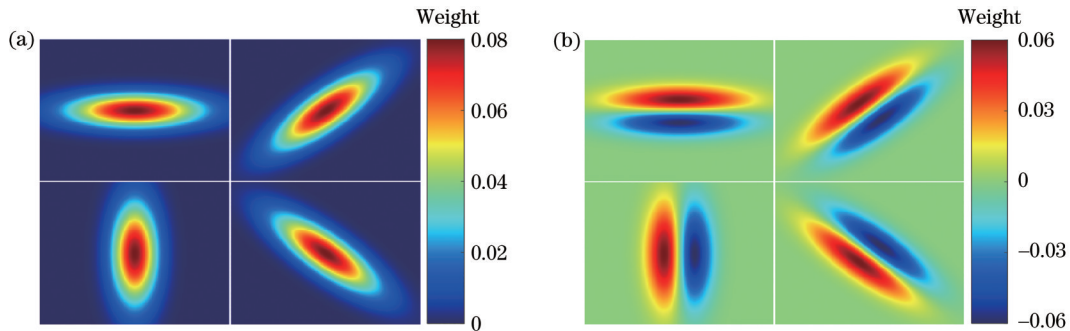


图 4 离散各向异性滤波器采样结果:(a)各向异性高斯滤波器;(b)各向异性边缘滤波器

Fig. 4 Sampling results of discrete anisotropic filters: (a) Anisotropic Gaussian filters; (b) anisotropic edge filters

当各向异性边缘滤波器的方向和图像边缘方向一致时,响应取得最大值,因此滤波器取的方向越多,算法越能更好感知边缘信息。本实验取 8 个方向,即 $P=8$, 边缘滤波器的方向均匀分布在 $[0, \pi]$ 中。对于不同方向的响应值,选取其中绝对值最大的结果作为该像素点的边缘强度。在单一尺度下将图像 $I(\mathbf{n})$ 与各向异性边缘滤波器进行卷积,有

$$\eta(\mathbf{n}; \sigma_i) = \max_{p=0,1,\dots,P-1} \left| I * \frac{\partial g(\mathbf{n}; \sigma_i, \rho, p)}{\partial \theta_p} \right|, \quad (9)$$

式中: $i=1, 2, 3$ 。根据(6)式,将不同尺度下的边缘强度图进行融合,得到图像的多尺度融合边缘强度图。

$$\eta_F(\mathbf{n}) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \eta(\mathbf{n}; \sigma_i). \quad (10)$$

3.2 对比度均衡化

人类的视觉系统基于全局绝对变化和局部相对变化来感知图像边缘。例如,在粗糙纹理区域,部分像素的边缘强度很大,但并不会被当作视觉意义上的边缘。相反,对于某些变化平缓的图像(如两侧灰度差很小的区域),区域边界处像素的边缘强度值并不大,但会被当作边缘。鉴于上述事实,需要对算法中所生成的边缘强度进行修正,使其更符合人类视觉系统的特点。

图像的“总变化”^[14,19],即整个图像的梯度模积分,已经被广泛用于评估图像的全局变化。也可以将图像的“总变化”平均到每个像素上,得到图像“全局平均变化”,即

$$\bar{s} = \frac{1}{MN} \sum_n \eta_F(\mathbf{n}), \quad (11)$$

式中: M 、 N 是图像尺寸。进一步地,像素 $I(\mathbf{n})$ 的“局部平均变化”被定义为

$$\bar{s}_L(\mathbf{n}) = \frac{1}{(2K+1)^2} \sum_{\tau \in W} \eta_F(\mathbf{n} + \tau), \quad (12)$$

式中: W 是一个以像素 $I(\mathbf{n})$ 为中心的 $(2K+1) \times (2K+1)$ 大小窗口。基于(11)式和(12)式,对多尺度融合后的边缘强度图进行对比度均衡化处理,有

$$\tilde{\eta}_F(\mathbf{n}) = \frac{\eta_F(\mathbf{n})}{\bar{s} + \lambda \bar{s}_L(\mathbf{n})}, \quad (13)$$

式中: λ 是图像的全局变化和局部变化之间的平衡因子。对比度均衡化处理可以减少检测结果图像复杂区域的伪边缘,增加平缓区域的弱边缘,达到了模拟人眼视觉系统的效果。

4 实验结果

4.1 实验配置

将所提算法与具有代表性的差分边缘检测算法 Canny^[6]、SMED^[7]和 ANDD^[8]进行比较。不同算法中,边缘检测的尺度参数设置如下:Canny^[6], $\sigma =$

$\sqrt{2}$; SMED^[7], $\sigma_1 = \sqrt{2}$, $\sigma_2 = \sqrt{6}$; ANDD^[8], $\sigma = 2\sqrt{2}$,各向异性因子 $\rho = \sqrt{2}$,方向数量 $P = 8$;所提算法, $\sigma_1 = 2\sqrt{2}$, $\sigma_2 = 4$, $\sigma_3 = 2\sqrt{6}$,各向异性因子 $\rho = \sqrt{1.5}$,方向数量 $P = 8$ 。

所使用的测试数据集为 BSDS500 数据集^[20],该数据集于 2001 年由加州大学伯克利分校的计算机视觉小组发布,包含了 500 张自然图像,每张图像都有人工标注的图像轮廓和语义分割结果,该数据集已被广泛用于测评轮廓检测和语义分割算法。

4.2 客观测评

采用精确率(Precision)、召回率(Recall)、F-score 和受试者工作特征曲线(ROC)来客观测评不同算法的边缘检测性能。ROC 曲线的横轴为假阳率(FPR),表达式为

$$R_{FPR} = \frac{N_{FP}}{N_{FP} + N_{TN}}, \quad (14)$$

式中: N_{FP} 为错误检测的边缘像素点数量; N_{TN} 是正确检测的非边缘像素点数量。ROC 曲线的纵轴为真阳率(TPR),即召回率(Recall)。具体来说,将待测评算法的边缘强度图从小到大排列成向量,在双阈值筛选步骤中,对向量按间隔 100 采样,依次设定为上限阈值,下限阈值设置为 0.5 倍的上限阈值。对不同算法检测到的边缘,对比人工标注边缘图,依次计算假阳率和真阳率,即可绘制连续的 ROC 曲线。

表 2 为不同算法在精确率、召回率和 F-score 上的表现。从表中可以看出,所提算法在这 3 项测评指标上的测评结果均明显优于其他算法。一方面是由于所提算法利用各向异性滤波器来检测边缘,能够准确地从图像中提取局部结构信息,提高了边缘像素的召回率;另一方面,多尺度融合策略能够有效抑制现有算法中的边缘拓散,减小了伪边缘出现的可能性,提高了检测结果的精确率。

表 2 不同算法在 BSDS500 数据集上的客观测评结果

Table 2 Objective evaluation results of different algorithms on BSDS500 dataset

Algorithm	Precision	Recall	F-score
Canny ^[6]	0.5521	0.6982	0.6166
SMED ^[7]	0.5644	0.7127	0.6299
ANDD ^[8]	0.5643	0.7436	0.6417
Proposed algorithm	0.5710	0.7558	0.6505

图 5 是不同算法的 ROC 曲线,测试图片为 BSDS500 数据集中“23080”图像。从图中可以看出:在假阳率固定时,所提算法的真阳率最高;而在真阳率固定时,所提算法假阳率最低。实验结果表明,与现有算法相比,所提算法具有较好的边缘检测效果。

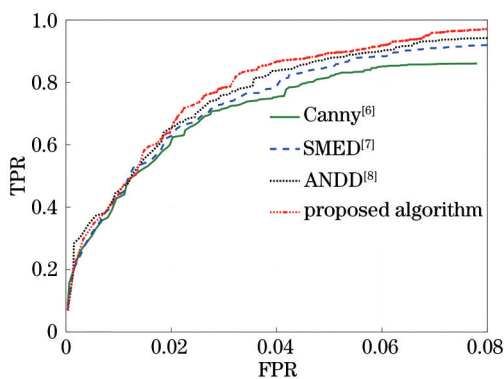


图 5 不同算法 ROC 曲线的对比

Fig. 5 Comparison of ROC curves of different algorithms

4.3 抗噪实验

采用图像品质因数(FOM)^[21]指标测试了不同算法的噪声鲁棒性,该指标考查了边缘检测算法的 3 个性能:真实边缘的丢失情况、伪边缘的出现情况和边缘的定位误差。

$$M_{FOM} = \frac{1}{\max(N_j, N_d)} \sum_{k=1}^{N_d} \frac{1}{1 + \gamma d^2(k)}, \quad (15)$$

式中: N_j 为人工标注边缘的像素个数; N_d 为检测到

的边缘像素点个数; $d(k)$ 是第 k 个检测到的边缘像素到距离其最近的人工标注边缘像素之间的距离; γ 为损失因子,设置为 $1/4$ 。

FOM 的最大值为 1,意味着检测到的边缘最理想,也就是与人工标注结果一致。由于图像噪声的干扰,一般来说 FOM 值都低于 1,且噪声强度越高, FOM 值越低。因此该指标可被用来评估算法的噪声鲁棒性。图 6 是不同算法的抗噪性能对比。从图中可以看出,所提算法在不同强度噪声环境下的表现均明显高于现有算法,即具有更强的抗噪性能。

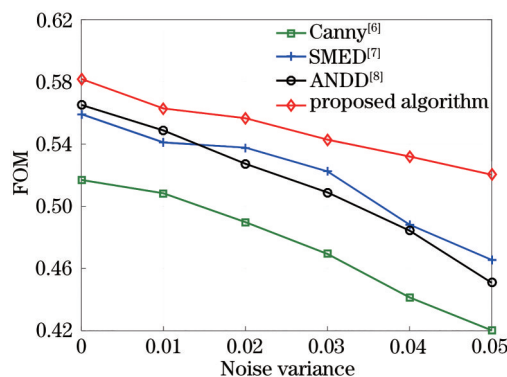


图 6 不同算法 FOM 曲线的对比

Fig. 6 Comparison of FOM curves of different algorithms

根据客观测评和抗噪性的结果,表 3 总结了 4 种算法的性能。所提算法在前 4 项上的表现都是优的。由于所提算法需要计算图像在多个尺度的各向异性边缘滤波器下的边缘强度图,计算复杂性略高于现有算法。

表 3 不同算法的性能对比

Table 3 Performance comparison of different algorithms

Algorithm	Precision			Recall			F-score			Noise robustness			Computation complexity		
	Best	Good	Bad	Best	Good	Bad	Best	Good	Bad	Best	Good	Bad	Best	Good	Bad
Canny ^[6]			✓			✓			✓			✓	✓		
SMED ^[7]		✓			✓			✓			✓				✓
ANDD ^[8]		✓			✓			✓			✓				✓
Proposed algorithm	✓				✓			✓			✓				✓

4.4 主观测评

对从 BSDS500 数据集中选取的 6 张图像进行了主观视觉对比,实验结果如图 7 所示,其中第 1 列是测试图像,第 2 列是人工标注的边缘图,第 3~6 列分别是 Canny^[6]、SMED^[7]、ANDD^[8]及所提算法的边缘检测结果。通过对比可以看出,所提算法能够在保持真实边缘的同时有效抑制伪边缘的出现,结果最接近人工标注的边缘图。

5 结 论

提出了一种各向异性的多尺度边缘检测算法。首先通过各向异性边缘滤波,在抑制图像噪声的同时有效保护了图像边缘信息;然后进行多尺度边缘强度图融合,克服了单尺度各向异性边缘检测时的边缘拓散问题。在多尺度边缘强度图的融合步骤,创新性地使用了一种基于信号“算术平均”的多尺



图 7 不同算法的边缘检测结果。(a)测试图像;(b)人工标注的边缘图;(c) Canny算法^[6];(d) SMED算法^[7](e) ANDD算法^[8];
(f)所提算法

Fig. 7 Edge detection results of different algorithms: (a) Test images; (b) manually marked edge maps ; (c) Canny algorithm^[6];
(d) SMED algorithm^[7]; (e) ANDD algorithm^[8]; (f) proposed algorithm

度融合技术,并分析了该技术相对于现有基于“几何平均”融合技术的优势。在标准图像数据集上的实验结果表明,所提算法无论在客观测评还是在主观对比方面的表现均明显优于现有的同类边缘检测算法。

参 考 文 献

[1] 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.
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.

[2] Dong Z H, Shao X L. A multi-category edge perception method for semantic segmentation[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2019, 31(7): 1075-1085.

董子昊, 邵秀丽. 多类别的边缘感知方法在图像分割中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(7): 1075-1085.

[3] Lin Y C, Cui Y P, Huang Y G. Study on edge detection and target recognition in complex background[J]. Optics and Precision Engineering, 2006, 14(3): 509-514.
林玉池, 崔彦平, 黄银国. 复杂背景下边缘提取与目标识别方法研究[J]. 光学精密工程, 2006, 14(3): 509-514.

[4] Liu Y Q, Zhong B J, Zheng H J. Algorithm for detecting straight line segments in color images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(21): 211002.
刘雨晴, 钟宝江, 郑行家. 一种彩色图像的直线段检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(21): 211002.

[5] Rafael C G, Richard E W. Digital image processing [M]. 3rd ed. Ruan Q Q, Ruan Y Z. Transl. Beijing: Electronic Industry Press, 2011: 463-468.
拉斐尔·冈萨雷斯, 理查德·伍德. 数字图像处理

- [M]. 3 版. 阮秋琦, 阮宇智. 译. 北京: 电子工业出版社, 2011: 463-468.
- [6] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [7] Bao P, Zhang L, Wu X L. Canny edge detection enhancement by scale multiplication[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(9): 1485-1490.
- [8] Shui P L, Zhang W C. Noise-robust edge detector combining isotropic and anisotropic Gaussian kernels [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(2): 806-820.
- [9] Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(5): 530-549.
- [10] Konishi S, Yuille A L, Coughlan J M, et al. Statistical edge detection: learning and evaluating edge cues[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(1): 57-74.
- [11] Dollár P, Zitnick C L. Fast edge detection using structured forests[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(8): 1558-1570.
- [12] Xie S N, Tu Z W. Holistically-nested edge detection [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 1395-1403.
- [13] Liu Y, Cheng M M, Hu X W, et al. Richer convolutional features for edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(8): 1939-1946.
- [14] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [15] van Drongelen W. Signal processing for neuroscientists: an introduction to the analysis of physiological signals [M]. London: Academic Press, 2018: 70-80.
- [16] Zhang S Z, Li B H, Zhang Z F, et al. Robust corner finding based on multi-scale K-cosine angle detection [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 66741-66748.
- [17] Awrangjeb M, Lu G J. Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2008, 10(6): 1059-1072.
- [18] Zhang X H, Lei M, Yang D, et al. Multi-scale curvature product for robust image corner detection in curvature scale space[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(5): 545-554.
- [19] Catté F, Lions P L, Morel J M, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion[J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 1992, 29(1): 182-193.
- [20] 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.
- [21] Pratt W K. Digital image processing: a wiley-interscience publication[M]. New York: John Wiley & Sons, 1978.