

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902489

基于中智理论与方向 α -均值的图像边缘检测算法^{*}

余震¹ 何留杰¹ 王振飞²
(1.黄河科技学院 信息工程学院 郑州 450006; 2.郑州大学 信息工程学院 郑州 450001)

摘要:为了提高边缘检测算法对目标边缘细节的保持能力和降低噪声导致的伪边缘等问题,设计了一种基于中智理论与方向 α -均值的边缘检测方案。首先,基于中智理论,将图像转换为中智图像,通过真实性、不确定性和虚假性3个要素来表示中智图像,提高了噪声等不确定性信息的表达能力;然后,为了有效地去除了噪声并保持边缘细节,计算中智图像像素的方向掩模,并通过方向平均函数定义了一种方向 α -均值算子,并利用生成的方向 α -均值算法对图像进行各向异性滤波;最后,构建了一种迭代方程,通过判断梯度的阈值来确定图像像素是否为边缘像素,从而完成边缘检测。实验表明,与当前流行的边缘检测算法比较,所提方法能够更为准确地检测出目标边缘,在不同噪声水平干扰下,其检测结果中所含的伪边缘与不连续边缘信息更少。
关键词:边缘检测;中智理论;方向 α -均值;方向掩模;不确定性;中智图像;各向异性滤波
中图分类号: TP391.4; TN01 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Image edge detection based on intelligence theory and direction α -mean

Yu Zhen¹ He Liuji¹ Wang Zhenfei²
(1.College of Information Engineering, Huanghe Science and Technology College, Zhengzhou 450006, China;
2.College of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract:In order to improve the preservation of edge details and reduce false edges caused by noise in edge detection algorithm, an edge detection scheme based on the theory of Intelligence and direction α -mean was designed. Firstly, based on the theory of Chi-Chi, the image is transformed into intelligence image, and the intelligence image was represented by three authenticity T, uncertainty I and false F members, which improves the expression ability of uncertain information such as noise. Then, in order to remove the noise effectively and keep the edge, the direction mask of the pixel was calculated, and a direction-mean operator was defined by the direction average function. Then anisotropic filtering was performed on the image using the generated direction-mean algorithm. Finally, an iteration equation was defined to determine whether a pixel was an edge pixel by judging the threshold of gradient. Experiments show that the proposed method can detect edges effectively and accurately compared with current popular algorithms. It can eliminate the influence of noise at different noise levels, reduce the generation of false edges and discontinuous edges, and provide a good basis for future industrial automation and intellectualization.
Keywords:edge detection; intelligence theory; direction α -mean; direction mask; uncertainty; intelligence image; anisotropic filtering

0 引言

边缘是图像纹理和形状的基础,它包含大量的重要信息,在图像处理中,边缘被广泛地用于将物体与背景分离^[1]。边缘检测是图像处理的重要内容,也是对象识别、计算机视觉、运动分析、场景分析等的基础^[2]。边缘检测直接影响图像分析的所有结果,其精度是决定图像整体性能的关键因素。检测结果有利于图像增强、识别、变形、压缩、检索、水印、隐藏、恢复和配准等多种应用^[3]。

图像分割和目标识别等高级处理任务直接取决于边缘检测过程的质量。因此,如何找到一种更好的边缘检测算法是图像处理与分析的关键技术之一。

边缘检测技术也是图像处理中最困难的任务之一,当前已有大量的文献对边缘检测进行了研究。到目前为止,这些方法可以分为4种,基于梯度的、多尺度的、神经网络的和模糊理论的方法^[4]。多尺度理论被证明是检测信号奇异性的有力工具,并已应用于边缘检测。如马鹏等设计了基于多尺度的图像边缘检测方案^[5]。其利用多尺度与不同结构元素对图像执行形态学重构,得到多个包含不同尺度与方向边缘特征的图像。然后,计算每个图像方差的权值比率,通过权值比率对多个图像进均衡求和,从而生成边缘。该方法在较低的边缘方向上,该方法能获得稳定的边缘和较好的噪声特性。但其对于多尺度方法,难以在小尺度上获得大量的边缘细节和高精度的边缘定位,而且容易受到噪声的干扰。因此,多分辨率边缘检测方法在定位和边缘细节之间有一个权衡。精细分辨率提供了过多的冗余细节,而粗分辨率则缺乏边缘检测的准确性。对于像素而言,其可以将边缘视为强度发生急剧变化的区域。常用的一种方法是计算图像的梯度,通过寻找局部最大值来检测边缘^[6]。如 Song 等^[7]提出了一种基于 Hough 变换 (Hough transform, HT) 与 Canny 边缘检测技术。通过测量边缘端点梯度得到边缘方向,用 Hough 变换代替传统的双阈值方法连接边缘。HT-Canny 具有一定的边缘连通性,能够区分边缘点和非边缘点,既保留了传统 Canny 算法的优点,又使检测结果更加完整和全面。但是由于基于梯度的方法对噪声非常敏感,因此其性能受到限制。尤其是当图像严重损坏时,边缘结果中的误差可能非常大。

当前的大部分边缘检测方法的共同前提条件是图像的边缘必须清晰。然而,现实中的有些图像是模糊的,边缘不清晰。模糊理论给出了一种表示模糊性的机制。图像的每个像素都有一个属于某个区域或边界的程度。模糊理论以其处理边缘模糊性的强大能力,被应用于边缘检测中。但是模糊规则很难找到和描述。一般来说,这些经典的边缘探测器可以很好地处理高质量的图像,但有些边缘探测器还不足以处理噪声图像。而噪声图像的边缘检测更为重要,因为噪声在图像中很常见。

为了克服现有的边缘检测方法对噪声图像的缺点,提出了一种基于中智理论的边缘检测方法,旨在实现边缘细节的保存和噪声引起的伪边缘的减少。首先,将图像转化为中智集,采用方向 α 均值算子,降低图像的不确定度。在边缘检测过程中,根据方向 α 均值计算,对方向 α 均值和边缘检测进行迭代。最后,得到目标的完整边缘。本文提出的边缘检测方法将在具有不同图像特性的常用图像上进行测试,并与常用的边缘检测方法进行比

较。结果表明,该方法能有效地消除噪声的影响,可用于有噪声或无噪声图像的边缘检测,克服了不连续区域的缺点。

1 中智理论

对于经典集合,集合中每个元素的不确定性难以被准确评估和描述。模糊集已应用于许多实际应用中,以解决不确定性问题。传统的模糊集合使用实数 $\mu(x)$ ($0 \leq \mu(x) \leq 1, x \in A$) 来表示在领域 R 上定义的集合 A 中的隶属关系。有时 $\mu(x)$ 本身是不确定的,很难用离散值来定义。有些应用不仅可以考虑真实的隶属关系,还可以考虑虚假的隶属关系及其不确定性。例如,在图像处理的应用中,一个图像可能有一些区域和像素,如噪声、阴影和边界,这些区域和像素具有很高的不确定性值。通过经典模糊集很难解决这些问题^[8]。

图像在生成过程中易出现一些不确定性因素,这些不确定性加剧了边缘检测算法的难度。中智理论被认为是辩证法的一种泛化。例如,对于一个命题或事件 (A),其存在相对于事件 (A),同时还存在一个非 (A) 和中性 (A)。对于一个事件 (A) 的判断,不但要考虑肯定的内容,也要考虑否定内容,同时还要考虑介于肯定与否定之间的因素。

中智集理论为解决不确定性提供了一个有力的工具,用隶属度对不确定性进行了定量描述。在中值集合中,集合 A 由3个子集描述 $\langle A \rangle$, $\langle \text{Neut-}A \rangle$ 和 $\langle \text{Anti-}A \rangle$, 分别表示真实子集,虚假子集和不确定性子集。在图像分割、阈值化和去噪等图像处理技术中,中智集为描述具有不确定信息的图像提供了一种新的工具。

在逻辑集中,模糊集常用来解决集合中的不确定问题,但其却无法对集合中实数本身出现的不确定进行处理。而在中智集中,任何元素均可通过真实值、不确定值以及虚假值来表示。设 U 为总集合, $A \in U$, A 中的元素 x , 表示为 $x(t, i, f)$ 。且令 i, f, t 分别为真实性 t , 不确定性 i , 虚假性 f , 并且设 T, I, F 为中智集中的集合,其中, t, i, f 分别属于 T, I, F 中。 A 由 $]^{-}0, 1^{+}[$ 标准和非标准子集组成,表示如下^[9]:

$$\begin{cases} I_A(x) \rightarrow]^{-}0, 1^{+}[\\ F_A(x) \rightarrow]^{-}0, 1^{+}[\\ T_A(x) \rightarrow]^{-}0, 1^{+}[\end{cases} \quad (1)$$

式中: $I_A(x)$ 、 $F_A(x)$ 、 $T_A(x)$ 依次为 I 、 F 、 T 的隶属度大小; $]^{-}0 = 0 - \varepsilon$, $1^{+} = 0 + \varepsilon$, “0”与“1”为标准部分, ε 为非标准部分; $]^{-}0, 1^{+}[$ 表示非标准区间, $]^{-}0, 1^{+}[$ 的左右边界模糊不精确的,是一个非标准的集合。

在式(1)中, $I_A(x)$ 、 $F_A(x)$ 、 $T_A(x)$ 三个元素之间的和无限制,满足式(2)。

$$I_A(x) + F_A(x) + T_A(x) \neq 1 \quad (2)$$

对于中智集 $A, x(0.7, 0.2, 0.3) \in A$, 表示为 x 中有 70% 几率属于 A , 有 30% 的几率不属于 A , 有 20% 的几率不确定属于 A 。

在中智集中, 不确定性可被明确的表示为真实性、不确定性和虚假性元素, 且这 3 种元素是独立, 互不相关的。因此, 中智集可很好的处理实际应用中的不确定性难题, 描述客观事物的本质。

2 所提图像边缘检测算法

2.1 中智图像

一个图像可能有一些不确定的区域和像素, 如噪声、阴影和边界。经典的信息集合难以清晰地解释不确定区域, 而在中智集理论中, 提出了一个新的不定集 I 来表示图像中的不确定性, 利用不确定集可以方便地描述不确定区域^[10]。

中智图像就是将图像由灰度区域变换为中智集区域, 设中智图像 I_{NS}, I_{NS} 由 T, I, F 3 个子集组成。将图像域中的像素 $P(i, j)$ 转化为中智集域 $P_{NS}(i, j)$, 其中, $P_{NS}(i, j) = \{T(i, j), I(i, j), F(i, j)\}$, $T(i, j), I(i, j), F(i, j)$ 分别为属于亮像素集、不确定集和非亮像素集的隶属度值。 $T(i, j), I(i, j), F(i, j)$ 分别定义如下:

$$T(i, j) = \frac{\bar{g}(i, j) - \bar{g}_{\min}}{\bar{g}_{\max} - \bar{g}_{\min}} \quad (3)$$

$$I(i, j) = \frac{\delta(i, j) - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (4)$$

$$F(i, j) = 1 - T(i, j) \quad (5)$$

$$\bar{g}(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} g(m, n) \quad (6)$$

$$\delta(i, j) = |g(i, j) - \bar{g}(i, j)| \quad (7)$$

式中: $\bar{g}(i, j)$ 为局部均值; $g(i, j)$ 为 (i, j) 处的强度; w 为窗口尺寸; $\delta(i, j)$ 为 $g(i, j)$ 与 $\bar{g}(i, j)$ 的绝对值; I 表示 I_{NS} 的不确定性。

中智图像能对不确定性有较清晰的表示, 并且 T, F 与 I 可相互独立, 故其在操作过程中并入不同信息取得良好的效果。利用 T, F 与 I 可同时表示不同性质的图像特征。Lena 转换为中智图像结果如图 1 所示。其中, 图 1(a) 为 T 属性, 图 1(b) 为 I 属性。

2.2 方向 α 均值滤波

对中智图像进行 α 均值滤波, 能够有效地去除了噪声, 但是, 它使图像模糊, 降低了对比度, 使得边缘不准确^[11]。为此, 新提出了一种方向 α 均值算子 (directional α -mean operation, DAM), 以消除噪声效应, 同时保持边缘。方向 α 均值算子的像素方向由邻居的信息决定。图

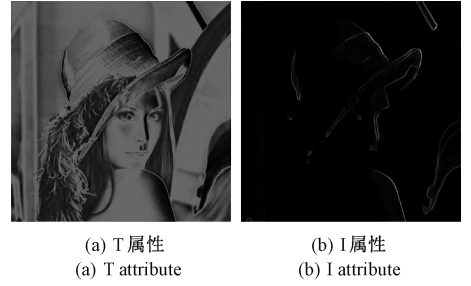


图 1 中智图像

Fig.1 Intelligence image

2 所示为像素的不同方向。图 2(a)、(b) 和 (c) 的像素的方向分别是“全方位、水平和垂直的。确定像素方向的思想是如果水平渐变的值高于垂直渐变的值, 则像素的方向是水平的。如果垂直渐变的值高于水平渐变的值, 则将像素的方向视为垂直。否则, 则是全方位的。

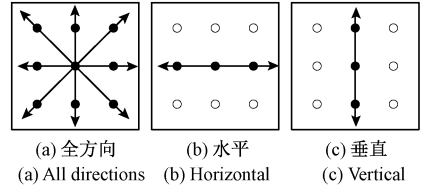


图 2 像素方向

Fig.2 Pixel direction

因此, 根据像素的方向, 方向均值操作有 3 个掩模, 分别定义如下:

$$\mathbf{M}_1 = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{M}_2 = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{M}_3 = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \mathbf{M}_3$ 表示像素大小为 3×3 的全方向、水平和垂直的掩模。 R_1, R_2, R_3 分别是 I_m 与 $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \mathbf{M}_3$ 卷积后的结果, 表示如下:

$$R_1 = \text{cov}(\mathbf{M}_1, I_m), R_2 = \text{cov}(\mathbf{M}_2, I_m), R_3 = \text{cov}(\mathbf{M}_3, I_m) \quad (9)$$

其中, $\text{cov}()$ 表示卷积操作。

因此, 根据式 (9) 可知, 方向平均函数 (directional mean function, DMF) 可定义如下^[12]:

$$\text{DMF}(I_m(i, j)) = \begin{cases} R_1, |G_h(i, j) - G_v(i, j)| \leq \zeta \\ R_2, G_h(i, j) - G_v(i, j) > \zeta \\ R_3, G_v(i, j) - G_h(i, j) > \zeta \end{cases} \quad (10)$$

其中, $G_h(i, j), G_v(i, j)$ 分别为图像 I_m 在 (i, j) 的水平、竖直的梯度大小; ζ 是一个常数。

最后,根据中智图像中的像素方向定义了方向 α 均值算子,表示如下:

$$\bar{P}_d(\alpha) = \{ \bar{T}_d(\alpha), \bar{I}_d(\alpha), F \} \quad (11)$$

$$\bar{T}_d(\alpha) = \begin{cases} T, I < \alpha \\ DMF(T), I \geq \alpha \end{cases} \quad (12)$$

$$\bar{I}_d(\alpha) = \frac{\bar{\delta}_T - \bar{\delta}_{T_{\min}}}{\bar{\delta}_{T_{\max}} - \bar{\delta}_{T_{\min}}} \quad (13)$$

$$\bar{\delta}_T(i, j) = |(\bar{T}_d(i, j) - \bar{T}_d(i, j))| \quad (14)$$

$$\bar{T}(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} \bar{T}_d(m, n) \quad (15)$$

式中: $\bar{P}_d(\alpha)$ 是方向 α 均值操作后的值; $\bar{T}_d(i, j)$ 为像素均值强度; $\bar{T}_d(i, j)$ 为局部均值; $\bar{\delta}_T(i, j)$ 是均值强度 $\bar{T}_d(i, j)$ 与局部均值 $\bar{T}_d(i, j)$ 差的绝对值。

在该方法中, F 不使用 DAM 进行处理, 并且保持不变。另外, 方向 α 均值运算可以看作是一个简化的各向异性滤波过程, 其中, 平滑的强度由 α 值控制。该算法运算速度快, 同时能增强边缘信息, 适用于边缘检测。图 3 所示为通过 DAM 对含 Gaussian 噪声图像处理结果。图 3(a) 为 Gaussian 噪声值为 20 的图像, 图 3(b) 为通过 DAM 得到的结果。从图 3 看出, DAM 对噪声具有良好的降噪能力, 基本上消除了噪声的影响。

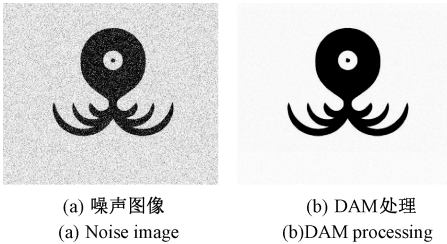


图 3 DAM 结果

Fig.3 DAM results

2.3 算法描述

根据上述过程, 提出的中智集边缘检测 (neutrosophic set edge detection, NSED) 算法过程如图 4 所示。在 NSED 中, 为了使检测更准确, 采用了迭代方向 α 均值操作, 并定义了终止准则。利用 $\bar{T}_d(\alpha)$ 中的像素梯度来评估像素属于边缘像素的程度, 并选择梯度的阈值来确定像素是否为边缘像素:

$$E_{NS}(X) = \begin{cases} 1, \|\nabla(\bar{T}_d(\alpha))\| \geq \nabla_{th} \\ 0, \|\nabla(\bar{T}_d(\alpha))\| < \nabla_{th} \end{cases} \quad (16)$$

式中: ∇_{th} 是确定边缘像素的阈值; $\nabla(\bar{T}_d(\alpha))$ 是在

$\bar{T}_d(\alpha)$ 的梯度归一化。

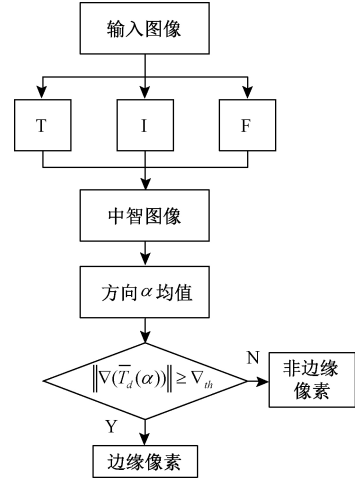


图 4 本文算法的边缘检测过程

Fig.4 The edge detection process of this algorithm

在对 DAM 和梯度迭代计算时, 如果提取的边缘保持不变, 则迭代过程将终止。DAM 可以看作是一种低频滤波器, 经过反复处理, 图像变得均匀。在这种情况下, 检测到的边缘像素数目变为常量, 使得边缘检测结果稳定。

基于上述定义, 通过迭代执行方向 α 均值运算和边缘检测来设计 NSED。首先, 图像被转换成中智集图像。然后, 利用方向 α 均值滤波的方法, 减小了中智集的不确定性, 并保留和增强了边缘。当检测到的边缘保持不变时, 检测过程终止。整个过程如下:

- 1) 输入: $I_m, t = 0$;
- 2) 将图像转换为中智图像 $I_{mNS}^{(0)} = \{T^{(0)}\}$;
- 3) 利用方向 α 均值算子, 将 $I_{mNS}^{(0)}$ 生成 $I_{md}^{(0)}$;
- 4) 计算 $E^{(0)}$;
- 5) $t = t + 1$;
- 6) 执行 DAM 算子, 计算得到 $I_{md}^{(t)}$;
- 7) 计算 $E^{(t)}$;
- 8) 如果 $|E^{(t)} - E^{(t-1)}| \geq \varepsilon$, 返回步骤 5);
- 9) 输出 $E^{(t-1)}$ 作为边缘图像。

3 实验与分析

在实验之前中, 通过对试验进行参数优化, 确定窗口尺寸 w 、 α 值和 ∇_{th} 三个参数的最优值。在参数优化试验中, w 的范围为 $[2, 3, 4, 5, 6, 7]$; α 为 $[0, 1]$, ∇_{th} 为 $[0, 0.2]$ 。在其他条件一致情况下, 分别在不同的 w 、 α 和 ∇_{th} 值下统计得到图像的峰值信噪比 (PSNR), 如图 5 所示。依据图 5 看出, 本文算法的最佳参数为 $w = 3$, $\alpha = 0.20$, $\nabla_{th} = 0.06$ 。

为检验提出算法的性能, 进行了一系列实验。实验

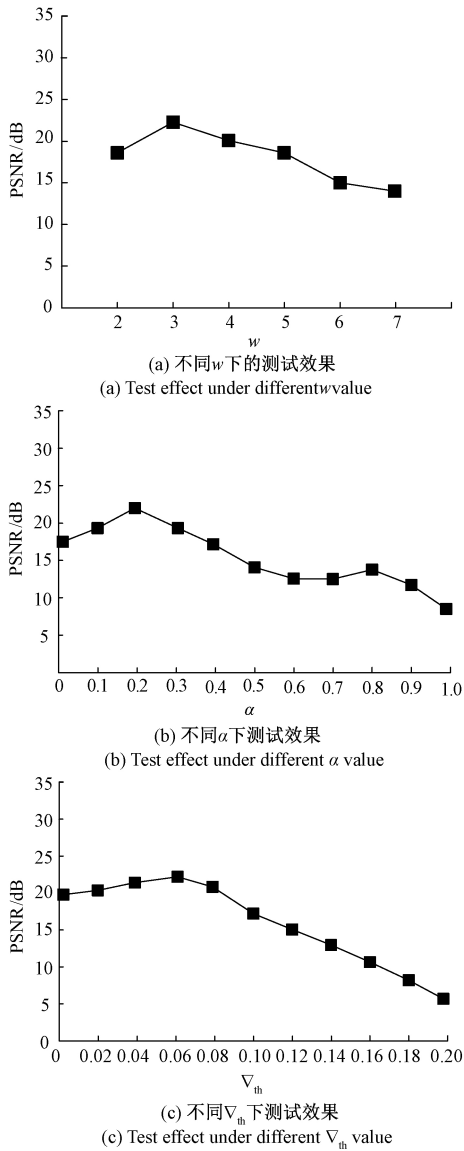


图5 参数优化测试
Fig.5 Parameter optimization test

条件为 Intel(R)I3, 3.20 GHz, 4 GB ROM, Windows7 PC, 并借助 MATLAB 软件进行结果分析。本文分别进行 4 组测试。同时,为体现算法的优越性,选择文献[5,7]算法作为参照。实验参数设置如下: $w = 3, \alpha = 0.20, \nabla_{th} = 0.04, \zeta = 0.15, \varepsilon = 0.08$ 。

3.1 客观评价

为准确定量对算法的性能评价,除了主观观察外,还需引入客观评价指标。对此,本文选取了常用的 2 种指标,边缘连续性和品质因素 (figure of merit, FOM)。

边缘连续性 R 。 R 越大,连续性越好、轮廓越完整,如下^[13-14]:

$$R = \frac{CEN}{TEN}$$

(17)

式中: CEN 为连续像素值; TEN 为总像素值。
FOM 越大,表示边缘越清晰,细节越丰富, FOM 定义如下^[15]:

$$FOM = \frac{1}{\max(N_i, N_t)} \sum_{i=1}^N \frac{1}{(1 + \alpha d_i^2)}$$

式中: N_i, N_t 分别为总像素与检测像素; α 为补偿量; d_i 表示检测边缘与给定边缘的差距。

3.2 试验结果

在本文实验中,给出了 4 组实验结果,分别为“海豚”、“仪表”、“Lena 图像”以及添加噪声。图 6 所示为一幅“海豚”图像,图 6(a) 为输入对象,图 6(b)~(d) 依次为文献[5,7]、本文算法检测结果,表 1 为客观评价数据。图 6 为以“海豚”为对象,该目标结构较简单,从实验结果中看出,文献[5,7]、本文算法均能够较好完成“海豚”边缘检测,得到完整的形状轮廓,曲线连续性也较好。但是仔细观察可看出,3 种方法中所提算法效果最优,在检测边缘过程中干净、整洁,线条完整连贯。而图 6(b) 中“海豚”内部出现了部分离散杂点,图 6(c) 中“海豚”轮廓边缘出现了一些非边缘点。

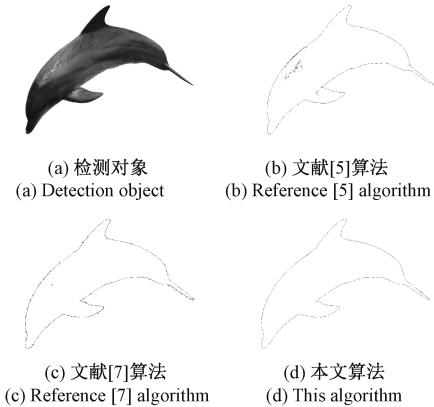


图6 “海豚”图像的边缘检测结果
Fig.6 The edge detection results of dolphin image

算法	客观评价	
	连续性 R	品质因素
文献[5]	0.85	0.82
文献[7]	0.92	0.86
本文算法	0.96	0.91

图 7 所示为“压力表”实验结果。“压力表”由于构造简单、稳定、成本低等优势,在工业控制与仪表等方面广泛应用。图 7(a) 为待检测“压力表”,图 7(b)~(d) 依次为文献[5,7]、本文算法检测结果,表 2 为客观评价数据。从图 6 看出,大部分数字和汉字可显示清楚,指针和

刻度线也较明显,但是,在图 7(b) 最外圈轮廓完整性不佳,图 7(c) 仪表最外圈轮廓虽能显示,但是目标显示效果不佳。图 7(d) 为所提算法检测结果,可看出其边缘完整,数字、刻度线、指针等均清晰可见,能够很好地反映了仪表仪器的重要信息。本文算法能取得如此优异表现主要是采用了基于中智理论与方向 α -均值的图像边缘检测技术。通过中智理论的 3 个 T 、 I 、 F 成员来表示图像,并定义了一种方向 α -均值算子进行各向异性滤波,消除了各种干扰因素,再通过设置阈值和迭代识别真假边缘。而文献[5]采用多尺度的图像边缘检测方案,对于粗分辨率则缺乏边缘检测的准确性,易缺失边缘。文献[7]采用了 HT 与 Canny 相结合的边缘检测方案,在该算法中,阈值的选择一直难以理想,导致边缘不精准。而对照组中对噪声的抑制能力要弱于本文算法,说明这二者算法对图像要求很高,算法适应性不强。

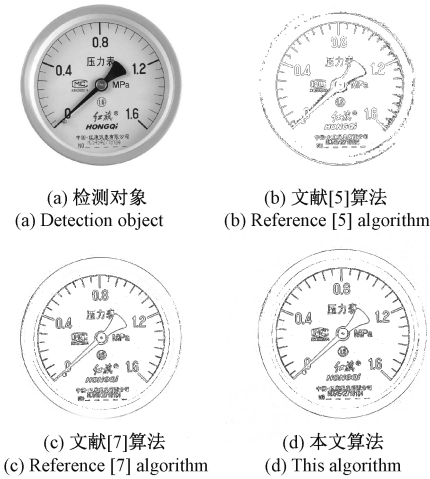


图 7 “压力表”图像的检测结果
Fig.7 Test results of “pressure gauge” image

表 2 图 7 检测结果的客观评价

算法	客观评价	
	连续性 R	品质因素
文献[5]	0.61	0.59
文献[7]	0.73	0.76
本文算法	0.82	0.81

图 8 所示为“Lena”图像边缘检测结果。表 3 为对应的客观评价数据。从图 8 和表 3 看出,本文所提算法得到的边缘效果最优,从边缘结果可清晰表示人脸轮廓,“鼻子”、“眼睛”等部位也能够显示出来,此外,对于头部毛发也具有较好体现,可以比较全面反映了“Lena”的整体和细节特征,如图 8(d) 所示。而其他 2 种对照组算法得到的边缘连续性不佳,对人脸整体特征描述不太完整,对某些局部细节也无法准确提取器边缘,分别如图 8(b)~(c) 所示。

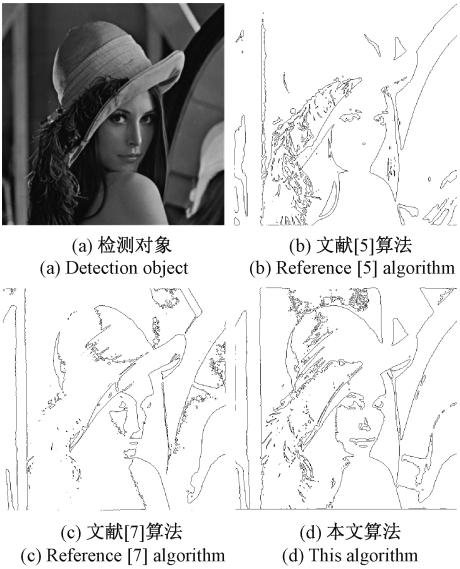


图 8 “Lena”图像的边缘检测结果
Fig.8 The edge detection results of Lena image

表 3 图 8 检测结果的客观评价

算法	客观评价	
	连续性 R	品质因素
文献[5]	0.57	0.53
文献[7]	0.66	0.65
本文算法	0.83	0.80

图 9 所示为“压力表”中加入 10% Gaussian 噪声检测结果。图 9(a) 为含 10% Gaussian 噪声图像,图 9(b)~(d) 依次为文献[5,7]、本文算法检测结果,表 4 为客观评价数据。依据图 9 看出,所提算法得到边缘质量最佳,能够准确描述了目标信息,能够有效消除了噪声影响。而图 9(b)、(c) 中,在边缘检测的同时也带来了噪声点,说明这两种算法对噪声的抑制效果还不太理想。主要原因是本文采用了通过 3 个 T 、 I 、 F 成员来表示中智图像,提高了噪声等不确定性信息,通过方向平均函数定义了一种方向 α -均值算子,能有效地去除了噪声并保持边缘,克服了不连续区域。

表 4 图 9 检测结果的客观评价

算法	客观评价	
	连续性 R	品质因素
文献[5]	0.53	0.50
文献[7]	0.62	0.68
本文算法	0.80	0.79

图 10 所示为在不同噪声情况下进行边缘检测性能的客观评价。通过对图 7(a) 添加不同大小的 Gaussian 噪声(5%、10%、 $\dots$ 、40%),通过本文算法与对照组算法进行实验,统计每次得到的客观评价结果(图 10)。从图

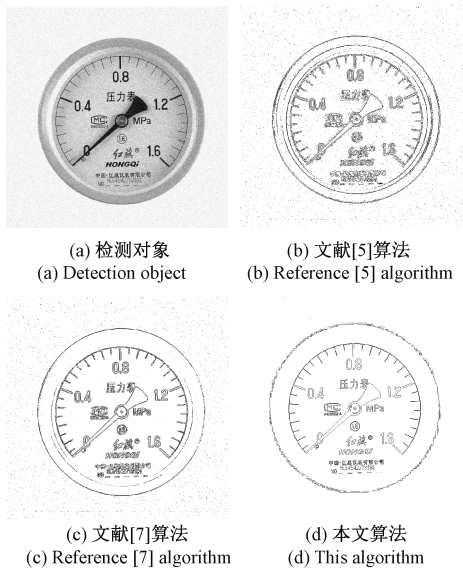


图 9 “压力表”噪声图像的检测结果

Fig.9 The edge detection results of “pressure gauge” noise image

10 观察发现,随着噪声增加,2 种评价指标均逐渐降低,表示噪声对边缘检测有不利影响,但是从 2 种评价指标得到的曲线发现,所提算法性能最好,曲线处于相对高的位置,且下降趋势相对缓慢,表明提出的算法对噪声具有良好的过滤能力,去除噪声的同时较好地保留边缘信息。

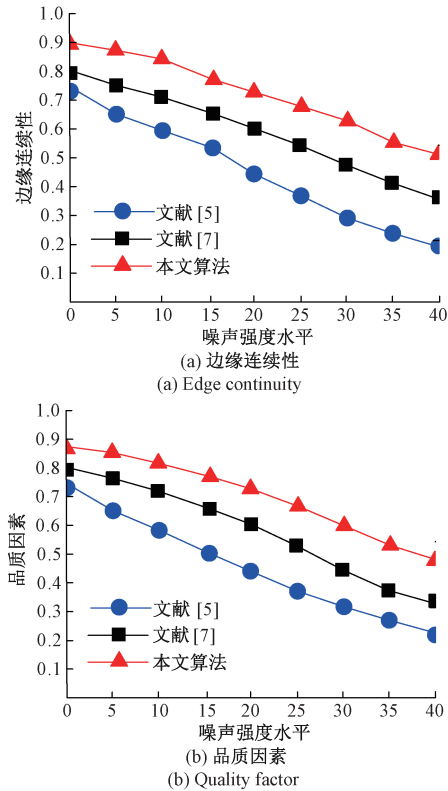


图 10 不同噪声水平下的客观评价

Fig.10 Objective evaluation under different noise levels

4 结 论

图像在成像过程中易出现一些不确定性因素,如信息丢失所导致的不精确性、模糊、噪声等,这些因素增加了边缘检测算法的难度与复杂性。对此,本文提出了一种结合中智理论和方向 α -均值算子的边缘检测方法。根据中智理论,用 T 、 I 、 F 三个隶属集来描述图像,提高了不确定性信息的表达,为后续边缘提供准确判断。通过采用方向 α -均值运算,有效消除了噪声等不确定性信息。实验结果表明,该方法不仅能较好地处理清晰、简单的图像,且对噪声大、复杂的图像同样有效,取得了良好的边缘连续性、品质因素客观评价,能有效地消除噪声的影响,克服了不连续区域的缺点,提高边缘检测效果。

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): 15-23.
LI L, WANG X G. flame image edge detection algorithm optimized by local binary mode coupled with dual threshold LM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 32(6): 15-23.

[2] MOHD D A, ARUNODAYA R M, FARHIMA T A. New divergence and entropy measures for intuitionistic fuzzy sets on edge detection [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2018, 20(2): 474-487.

[3] 赵静,杨化超. 融合 Canny 算子和小波变换的边缘检测方法[J]. 计算机仿真, 2017, 34(6): 277-280.
ZHAO J, YANG H CH. Edge detection algorithm based on canny operator and wavelet transform [J]. Computer Simulation, 2017, 34(6): 277-280.

[4] ZHANG F, QIAO N S, LI J F. A PCB photoelectric image edge information detection method [J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 144(12): 642-646.

[5] 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-daptive equalization [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(10): 147-149.

[6] 杨婷,段书凯,王丽丹. 基于改进忆阻细胞神经网络的彩色图像边缘提取[J]. 中国科学: 信息科学, 2017, 47(7): 863-877.
YANG T, DUAN SH K, WANG L D. Color image edge extraction using memristor-based CNN [J]. Scientia

- Sinica Informationis, 2017, 47(7): 863-877.
- [7] 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.
- [8] 胡珂立, 范恩, 叶军. 一种基于多属性单值中智集相关度量测的视频运动目标检测方法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(5): 738-745.
- HU K L, FAN EN, YE J. A method for visual foreground detection using the correlation coefficient between multi-criteria single valued neutrosophic multisets[J]. Journal of Sensing Technology, 2018, 31(5): 738-745.
- [9] 崔西希, 吴成茂. 核空间中智模糊聚类及图像分割应用[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(10): 1316-1327.
- CUI X X, WU CH M. Neutrosophic C-means clustering in kernel space and its application in image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21 (10): 1316-1327.
- [10] GUO Y H, DU G Q, XUE J Y. A novel myocardium segmentation approach based on neutrosophic active contour model[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 142: 109-116.
- [11] NAVDEEP G, PULKIT A. Enhanced modified decision-based unsymmetric trimmed adaptive neighborhood winsorized mean filter for removing 1-99% levels of salt-and-pepper noise [J]. Transactions of Electrical Engineering, 2019, 43 (3): 459-468
- [12] PAPAGNO C. Studying cognitive functions by means of direct electrical stimulation: A review[J]. Neurological Sciences, 2017, 38(12): 2079-2087.
- [13] 贾迪, 董娜, 孟祥福, 等. 一种图像的连续性边缘提取方法[J]. 计算机工程与科学, 2015, 37(2): 384-389.
- JIA D, DONG N, MENG X F, et al. A method for continuous image edge extraction [J]. Computer Engineering Science, 2015, 37(2): 384-389.
- [14] 郭健, 李智. 基于 ICA 阈值优化耦合信息熵的边缘提取算法[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2018, 40(9): 156-161.
- GUO J, LI ZH. An edge extraction algorithm based on ICA threshold optimization coupled information entropy [J].

Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2018, 40(9): 156-161.

- [15] KHAN A, SZULEJKO J E, KIM K H. A Comparison of figure of merit (FOM) for various materials in adsorptive removal of benzene under ambient temperature and pressure [J]. Environmental Research, 2018, 168: 96-108.

作者简介



余震, 2005 年于黄河科技学院获得学士学位, 2015 年于郑州大学获得硕士学位, 现为黄河科技学院讲师, 主要研究方向为图像信息处理、计算机算法。

E-mail: yuzhne1980hkhj@sina.com

Yu Zhen received B.Sc. from Huanghe Science and Technology University in 2005, and M.Sc. from Zhengzhou University in 2015. Now he is a lecturer at Huanghe Science and Technology University. His main research interests include image information processing and computer algorithm.



何留杰, 分别在 1999 年和 2009 年于解放军信息工程大学获得学士学位和硕士学位, 现为黄河科技学院副教授, 主要研究方向为图像信息处理、数据库。

He Liujie received B.Sc. and M.Sc. both from The PLA Information Engineering University in 1999 and 2009, respectively. Now he is an associate professor at Huanghe Science and Technology University. His main research interests include image information processing and data base.



王振飞, 分别在 1996 年于西北工业大学获得学士学位, 2001 年和 2006 年于华中科技大学获得硕士学位和博士学位, 现为郑州大学副教授, 主要研究方向为数字图像处理、智能控制、计算机应用。

Wang Zhenfei received B.Sc. from The Northwestern Polytechnical University in 1996, and M.Sc. and Ph.D. from the Huazhong University of Science and Technology in 2001 and 2006, respectively. Now he is an associate professor at Zhengzhou University. His main research interests include digital computer processing, intelligent control and computer application.