

改进数学形态学方法在医学图像处理中的应用

李 鹏, 石玉英

华北电力大学数理学院, 北京

收稿日期: 2022年4月18日; 录用日期: 2022年5月17日; 发布日期: 2022年5月24日

摘 要

近年来, 随着计算机辅助诊断系统和远程医疗在医学中的快速发展, 数字图像处理非常关键。图像的边缘涵盖了大部分的图像信息, 医学图像边缘检测是进行后续图像处理的基础。因此, 研究医学图像边缘检测具有重要实际意义。基于医学图像成像过程中光源单一以及探测手段的影响, 会导致图像噪声分布不均一, 往往夹杂多种不同噪声, 本文针对医学图像的特性提出了一种改进的形态学算法, 包含以下三种优势。第一, 自适应权重赋值。对于多方向结构元素, 本文算法根据边缘马氏灰度距离自适应赋值各个方向的权重; 对于多尺度多形状结构元素, 根据信息熵自适应赋值各个结构元素的权重。第二, 改进的形态学算子。基于现有算子检测边缘锯齿状、抗噪效果不显著的缺点, 本文算法中提出了一种新型抗噪形态学算子。第三, 应用于混合噪声彩色医学图像边缘检测。基于现今形态学常应用于灰度图像, 为了验证本文算法的鲁棒性, 将本文算法应用于四种混合噪声彩色图像进行边缘检测, 检测效果良好。最后本文通过视觉直观分析和客观评价指标验证了本文算法均好于其它算法。实验结果表明本文算法提取到的图像边缘完整且清晰, 对多种不同混合噪声的抑制和消除也有明显的优势, 在医学图像研究中具有很好的应用价值。

关键词

边缘检测, 数学形态学, 医学图像, 自适应权重, 结构元素

Application of Improved Mathematical Morphological Methods in Medical Image Processing

Peng Li, Yuying Shi

School of Mathematics and Physics, North China Electric Power University, Beijing

Received: Apr. 18th, 2022; accepted: May 17th, 2022; published: May 24th, 2022

文章引用: 李鹏, 石玉英. 改进数学形态学方法在医学图像处理中的应用[J]. 计算机科学与应用, 2022, 12(5): 1350-1362. DOI: 10.12677/csa.2022.125134

Abstract

In recent years, with the rapid development of computer-aided diagnostic systems and telemedicine in medicine, digital image processing is critical. The edges of the image cover most of the image information, and medical image edge detection is the basis for subsequent image processing. Therefore, it is of great practical significance to study the edge detection of medical images. Based on the influence of a single light source and detection methods in the process of medical image imaging, which will lead to uneven image noise distribution, often mixed with a variety of different noises, this paper proposes an improved morphological algorithm for the characteristics of medical images, including the following three advantages. First, adaptive weight assignment. For multi-directional structural elements, the algorithm automatically assigns weights in each direction according to the Marginal Martens grayscale distance, and for multi-scale multi-shape structural elements, adaptively assigns weights to each structural element according to information entropy. Second, improved morphological operators. Based on shortcomings of the existing operator detecting edge jaggedness and the noise resistance effect being not significant, a new type of anti-noise morphological operator is proposed in the algorithm. Third, it is applied to the edge detection of mixed noise color medical images. Based on the fact that morphology is often applied to grayscale images, in order to verify the robustness of the proposed algorithm, the proposed algorithm is applied to four mixed noise color images for edge detection, and the detection effect is good. Finally, through visual intuitive analysis and objective evaluation indicators, this paper verifies that the proposed algorithms are better than other algorithms. Experimental results show that the edges of the images extracted by the proposed algorithm are complete and clear, and the suppression and elimination of a variety of different mixed noises also have obvious advantages. It has good application value in medical image research.

Keywords

Edge Detection, Mathematical Morphology, Medical Images, Adaptive Weights, Structural Elements

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在目前的医学影像诊断中, 医生主要是通过观察一组 X 光片、B 超、CT 或者 MRI 图像去发现病变体, 这主要依据医生的经验来判定, 很难准确地判定病变组织的位置和大小。随着计算机软件技术的快速发展, 医学图像处理实现了对人体病变组织的分割、特征提取、目标识别、三维重建和显示等, 使得医学图像的呈现方式以及显示质量获得了极大的提高。这使得在现有的医学影像设备情况下大大提高了对医生的帮助, 从而提升了医疗诊断水平, 而且还为手术仿真、医疗教学及各种医学研究活动提供了数字实现方法, 对医学研究与发展具有非常大的贡献。

近年来, 随着远程医疗的快速发展, 越来越多的病人在当地就可以接受到更先进的医疗技术, 其主要途径是通过医学图像的传输或者实时视频会诊。为了能让医生更加清楚地看到病人的真实情况, 对病情做出准确地判断, 医学图像的质量很关键。为了提高图像的质量, 有必要对医学图像进行预处理。图像的边缘涵盖了大部分的图像信息, 医学图像边缘检测是进行图像分割、纹理分析、图像配准和融合等后续图像处理的基础。因此, 研究医学图像边缘检测具有重要实际意义。

传统的边缘检测算子有两类[1], 一类是基于二阶梯度的算子(Roberts, Prewitt 和 Sobel), 另一类是基于二阶导数的算子(Laplacian, Laplacian of Gaussian and Difference of Gaussian) [2]。Canny 算子可以说是最优边缘检测算子[3]。但这些算子对噪声敏感, 因为它们具有高频放大特性[4], 所以会限制它们在实际中的应用。此外, Biswas 和 Hazra 提出了一种基于 Modified Moore-Neighbor 的边缘检测方法[5]。该算法分为两步, 即改进的 Moore-Neighbor 算法, 然后进行距离滤波检测边缘, 但是该方法计算边缘需要很长时间。Menga 等人提出了一种基于局部自适应 Canny 方法的边缘检测方法[6], 与全局阈值相比, 它有更多的优势。H. O. Lawend 等人也使用 Canny 算法以及边缘的梯度、长度和方向变化来从噪声图像中进行边缘检测[7]。Zhang 等人设计了一种改进的 Sobel 边缘检测算法[8]。该算法增加了边缘检测角度, 因此有了更充分的梯度计算, 提高了检测精度, 并在图像中检测出更多的边缘。Chan 将水平集方法应用到边缘检测[9]。Shi 在边缘检测过程中加入了先验信息[10]。

近年来, 数学形态学因为其形式简单、高效性被应用到很多领域, 不少研究人员进行数学形态学算法的改进, 但都存在不同的优缺点。例如刘亚洁(2012)将形态学的膨胀和腐蚀应用到磁共振图像中[11], 算法简单, 但检测的边缘不清晰; 徐国雄等人(2015)把形态学方法和快速阈值分割相结合[12], 使医学图像的边缘精准检测, 但抗噪性不强; 徐剑锋等人(2017)将单一的菱形结构元素和小波变换相结合[13], 速度快, 但获得的边缘不连续; 岳欣华等人(2021)采用 BP 神经网络和形态学的方法进行边缘检测[14], 虽然提高了边缘检测的抗噪性, 但只对椒盐噪声有效。

因此, 现在边缘检测的重点研究方向就是如何在抵抗不同噪声干扰的情况下, 精确地检测出边缘。本文针对单一结构元素检测效果不好, 提出了多方向多结构多尺度的抗噪边缘检测算法。最后, 数值实验呈现了不同噪声下的边缘检测效果, 并和其他算法进行了比较, 验证了本文提出的算法所得边缘精细且完整。

2. 数学形态学理论

数学形态学是一种成熟的非线性图像处理理论, 广泛应用于模式识别问题。作为一种构造理论, 它以基本算子为基础。在数学形态学中, 我们使用结构元素来研究图像, 结构元素在数学形态学中的作用与卷积掩模在线性图像处理中的作用相同。常见的结构元素有方形、菱形、圆形、线形等形状, 根据不同的图像, 选取合适的结构元素, 结构元素的选择要遵循简洁性、有界性、凸性。结构元素一般比原始图像小很多, 根据确定的邻域方向进行图像变换。数学形态学最基本的运算包括膨胀和腐蚀。在膨胀中, 结构元素被用来最大化区域, 用来填充图像中的孔洞和狭窄边缘, 用 \oplus 来表示。类似地, 在侵蚀中, 我们使用结构元素来最小化区域, 用来去除毛刺和小的凸起, 用 \ominus 来表示。如果更高的像素值与更大的亮度值相关联, 则膨胀倾向于产生更亮的图像, 而侵蚀则与更暗的图像有关。开运算是先对图像先腐蚀后膨胀, 用来平滑图像毛刺和孤点。闭运算是先对图像先膨胀后腐蚀, 用来填补间断边缘, 使其光滑。

3. 改进算法

传统数学形态学方法是用单一结构元素进行图像边缘检测, 单一结构元素检测的缺点是边缘色调黑暗、不连续、不完整, 只适用于简单图像。本文考虑了方形结构和线性结构的优点和传统形态学算子的缺点, 根据信息熵分配不同结构的权值, 从而实现全方位、高精度的检测图像边缘。

3.1. 多方向

线性结构元素具有多个方向, 图 1 表示 0° , 45° , 90° , 135° 四个方向的 3×3 线性结构元素[15], 图 2 表示 0° , 22.5° , 45° , 62.5° , 90° , 112.5° , 135° , 157.5° 八个方向的 5×5 线性结构元素。

$$\begin{matrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ 0^\circ & 45^\circ & 90^\circ & 135^\circ \end{matrix}$$

Figure 1. Three by three elements in four directions

图 1. 4 个方向的 3×3 结构元素

$$\begin{matrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ 0^\circ & 22.5^\circ & 45^\circ & 67.5^\circ \\ \\ \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ 90^\circ & 112.5^\circ & 135^\circ & 157.5^\circ \end{matrix}$$

Figure 2. Five by five elements in eight directions

图 2. 8 个方向的 5×5 结构元素

最佳匹配状态是线性结构元素方向与待检测边缘垂直, 此时垂直方向的边缘信息就会被提取出来, 因此线性结构元素必须考虑多个方向, 才能保持边缘的完整性。图像边缘上的像素点的像素值会在某一个方向发生突变, 那么在这个方向的梯度值会大于其它方向的梯度值, 所以本文提出多方向融合的计算方法。

1) 灰度距离

图 3 为图像子块部分, $P1$ 为中心像素点, 则 $P2, \dots, P25$ 就为其邻域各部分的像素点, 采用灰度距离 $d_b = |P_b - P1|$, ($b = 2, 3, \dots, 25$) 来表示各邻域像素点与中心像素点的梯度差异, 差异程度越大, 越有可能是处于边缘区域。

P17	P16	P15	P14	P13
P18	P5	P4	P3	P12
P19	P6	P1	P2	P11
P20	P7	P8	P9	P10
P21	P22	P23	P24	P25

Figure 3. 5×5 image subblock图 3. 5×5 图像子块

2) 边缘马氏灰度距离

设 (x, y) 为中心像素点 $P1$ 的位置, 因为结构元素方向各自不同, 定义出中心像素点 (x, y) 处的边缘马

氏灰度距离(灰阶变化值之和):

$$\begin{aligned}
 D_1(x, y) &= d_{13} + d_{14} + d_{15} + d_{16} + d_{17} + d_{21} + d_{22} + d_{23} + d_{24} + d_{25} \\
 D_2(x, y) &= d_{10} + d_{11} + d_{12} + d_3 + d_4 + d_{18} + d_{19} + d_{20} + d_7 + d_8 \\
 D_3(x, y) &= d_{11} + d_{12} + d_{13} + d_{14} + d_{15} + d_{19} + d_{20} + d_{21} + d_{22} + d_{23} \\
 D_4(x, y) &= d_2 + d_3 + d_{14} + d_{15} + d_{16} + d_6 + d_7 + d_{22} + d_{23} + d_{24} \\
 D_5(x, y) &= d_{17} + d_{18} + d_{19} + d_{20} + d_{21} + d_{10} + d_{11} + d_{12} + d_{13} + d_{25} \\
 D_6(x, y) &= d_{22} + d_{23} + d_{24} + d_9 + d_2 + d_5 + d_{15} + d_{14} + d_{16} + d_6 \\
 D_7(x, y) &= d_{15} + d_{16} + d_{17} + d_{18} + d_{19} + d_{10} + d_{11} + d_{25} + d_{23} + d_{24} \\
 D_8(x, y) &= d_4 + d_5 + d_{18} + d_{19} + d_{20} + d_8 + d_9 + d_{10} + d_{11} + d_{12}
 \end{aligned} \tag{1}$$

其中, D_1, D_2, \dots, D_8 分别对应 $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$ 八个方向的边缘情况。

对于一幅大小为 $M \times N$ 的图像而言, 不同方向结构元素对应的边缘马氏灰度距离定义为:

$$ED_k = \sum_{x=3}^{M-2N-2} \sum_{y=3}^{M-2N-2} D_k(x, y) (k=1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8) \tag{2}$$

其中, ED_1, ED_2, \dots, ED_8 分别对应 $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$ 八个方向的边缘马氏灰度距离。

3) 各方向结构元素权值的计算

当结构元素与边缘线二者方向互相垂直时, 边缘检测效果最好[16], 本文根据方向结构的特点, 令 $ED = \sum_{k=1}^8 ED_k$, 计算八个方向上的结构元权值 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_8$:

$$\alpha_1 = \frac{ED_5}{ED}, \alpha_2 = \frac{ED_8}{ED}, \alpha_3 = \frac{ED_7}{ED}, \alpha_4 = \frac{ED_6}{ED}, \alpha_5 = \frac{ED_1}{ED}, \alpha_6 = \frac{ED_4}{ED}, \alpha_7 = \frac{ED_3}{ED}, \alpha_8 = \frac{ED_2}{ED} \tag{3}$$

从而我们可以快速精准的确定出不同方向的最佳匹配结构元素, 提升算法的高效性, 而且提取的边缘也更加完整。

3.2. 多尺度多形状

边缘检测的效果除了受结构元素的方向影响以外, 结构元素的尺度和形状也关系着边缘检测的效果。小尺度的结构元素可以精细完整的提取边缘信息, 但抗噪性弱, 大尺度的结构元素可以滤除噪声, 但是提取的边缘不够精细, 不清晰完整。如果运用单一尺度的结构元素进行边缘检测[17], 抗噪性差还会出现锯齿状, 而两个相同尺度的结构元素进行边缘提取的细节不丰富。所以考虑到不同尺度结构元素的优缺点, 选取不同尺度不同形状的结构元素[18], 一起加入边缘检测的过程, 既能抑制噪声又能精细刻画边缘[19]。

考虑到医学图像边缘细节比较复杂, 而方形结构可以使提取到的边缘更加精细, 所以采用尺度为 $3 \times 3, 5 \times 5$ 的方形结构元素(元素全为 1), 线性结构元素的抗噪性更强, 因此本文采用方形结构元素与线性结构元素融合的办法, 其中线性结构元素选取 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ 的尺度, 从而获得不错的边缘检测效果。

本文通过计算不同结构元素检测的图像边缘的信息熵来自适应确定权重系数, 从而得到最终的边缘图像。

1) 边缘图像信息熵的表达式为:

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \cdot \log P_i \tag{4}$$

其中 P_i 表示图像中像素的概率, L 表示图像灰度的最大值, 信息熵的值越大, 则边缘图像显示的边缘信息越多。

2) 边缘图像的权系数求解步骤如下:

- a) 依次求出各结构元素下的图像边缘 E_i ;
- b) 计算各边缘图像的信息熵 H_i ;
- c) 不同结构元素的权重 $\omega_i = H_i / \sum H_i$;
- d) 最终边缘图像为 $E = \sum \omega_i E_i$ 。

3.3. 多尺度多方向多形状相融合

本文经过试验多种形状的结构元素的边缘检测, 选取方形结构元素和线形结构元素, 对于线性结构元素, 设 $i(i=1,2,3)$ 代表尺度大小, 当 $i=1$ 时, 对应的是 3×3 尺度大小的结构元素; 当 $i=2$ 时, 对应的是 5×5 尺度大小的结构元素; 当 $i=3$ 时, 对应的是 7×7 尺度大小的结构元素。同理, 设 $j(j=1,2,3,4,5,6,7,8)$ 分别代表结构元素的方向: $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$ 。本文提出了一种基于数学形态学方法的多尺度多方向多形状的图像边缘检测算法, 具体步骤如下:

- 1) 对于噪声图像, 可通过中值滤波和高斯滤波先进行去噪预处理, 对于无噪图像, 则无需此操作;
- 2) 本文考虑医学图像噪声和边界模糊的情况, 基于现流行的抗噪腐蚀型算子和腐蚀残差梯度算子的启发, 提出一种改进算子:

令

$$\begin{aligned} E_1(f) &= f - f \ominus b \\ E_2(f) &= f \circ b - f \ominus b \\ E_3(f) &= f \bullet b \circ b - f \bullet b \ominus b \end{aligned} \quad (5)$$

其中, f 为原始图像, b 为结构元素。为了得到精细的边缘信息, 首先进行最小化操作, 即 $E_{\min}(f) = \min\{E_1(f), E_2(f), E_3(f)\}$, 则最终的改进算子为

$$E = E_2(f) + E_3(f) - E_{\min}(f) \quad (6)$$

即对于 i 尺度, j 方向的线性结构元素, 提取到的图像边缘为 $E_{i,j}$;

- 3) 分别计算在 $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$ 八个方向上的结构元权值 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_8$, 以及 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 四个方向的结构元权值 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$;
- 4) 对 5×5 尺度不同方向的线性结构元素检测结果进行加权: $E_2 = \sum \alpha_j E_{2,j}$, 对 3×3 和 7×7 尺度不同方向的线性结构元素检测结果进行加权: $E_i = \sum \beta_j E_{i,j}$, 对于 3×3 和 5×5 的方形结构元素, 通过多种形态学算子边缘检测结果对比, 选取抗噪腐蚀型算子, 因此方形结构元素提取边缘图像为: $E_i = f \bullet b_i \circ b_i - f \bullet b_i \ominus b_i$ (式中 b_i 为方形结构元素);
- 5) 根据 $E_i(i=1,2,3,4,5)$ 计算信息熵 H_i ;
- 6) 计算各结构元素的权重 $\omega_i = H_i / \sum H_i$, 得到最终的边缘图像为 $E = \sum \omega_i E_i$;
- 7) 为了增强本文提出的边缘检测模型对混合噪声的直观效果, 本文测试了一组彩色图像, 将彩色图像分成三个通道进行控制, 可以很好地去除混合噪声, 并获得了满意的边缘结果。

4. 实验结果及分析

数值仿真实验选取典型医学 CT, MR, PET 和 X 光图像, 并与常用的边缘检测算法 SUSAN 算法、Canny 算法、基于阈值分割的形态学算法[1] (文献[1]算法)和医学磁共振图像形态学算法[2] (文献[2]算法)

进行对比, 从而验证本文算法的优越性和可行性。数值模拟仿真环境为 MATLAB R2018b。实验验证, 不管对于灰度图像和彩色图像, 本文都具有较强的鲁棒性和高效性。

4.1. 视觉直观分析

1) 对原图像进行数值实验, 各种不同算法下的边缘对比情况见图 4~8:

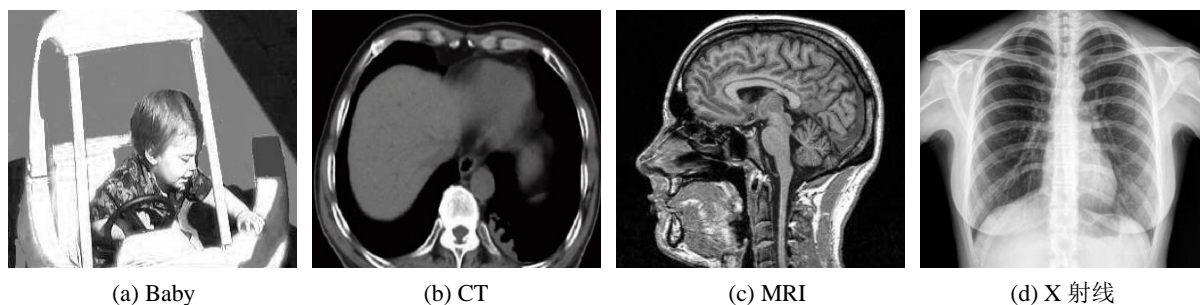


Figure 4. Original grayscale images

图 4. 原灰度图像

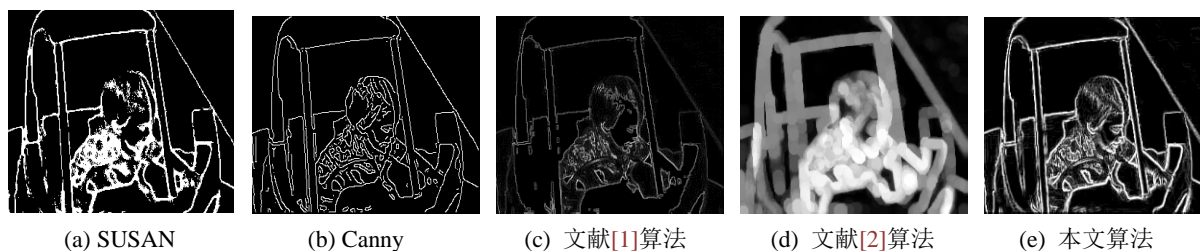


Figure 5. Contrast images of edge detection effect on baby

图 5. Baby 边缘检测效果对比图

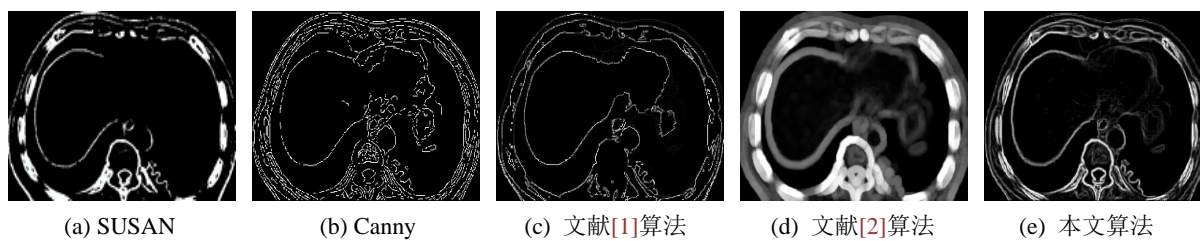


Figure 6. Contrast images of edge detection effect on CT

图 6. CT 边缘检测效果对比图

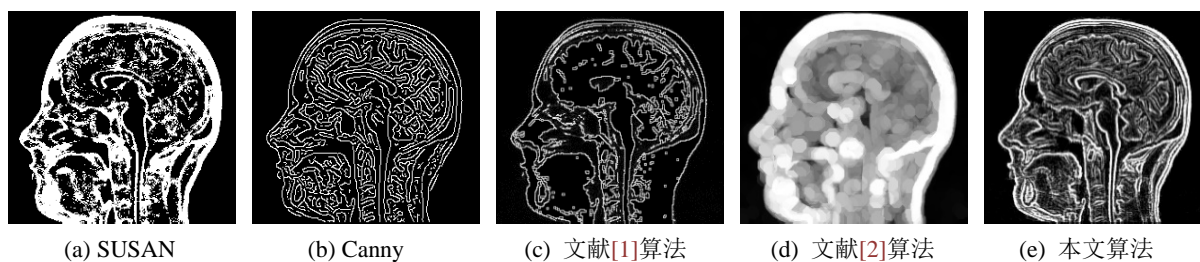


Figure 7. Contrast images of edge detection effect on MRI

图 7. MRI 边缘检测效果对比图

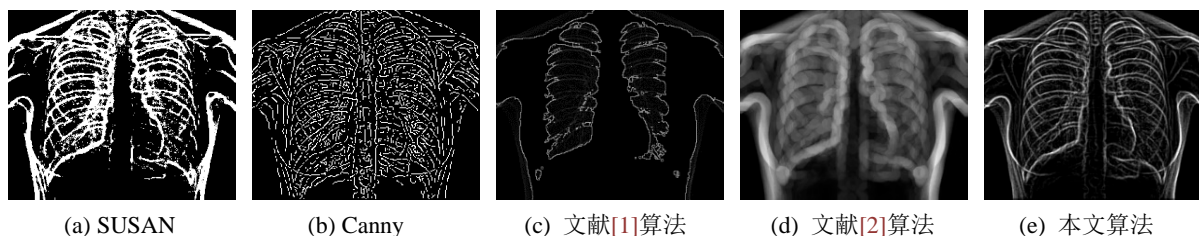


Figure 8. Contrast images of edge detection effect on X ray
图 8. X 射线边缘检测效果对比图

2) 为了进一步验证本文算法的鲁棒性和有效性, 对彩色图像(from Berkeley Database)进行数值实验如**图 9**, **图 10** 所示:

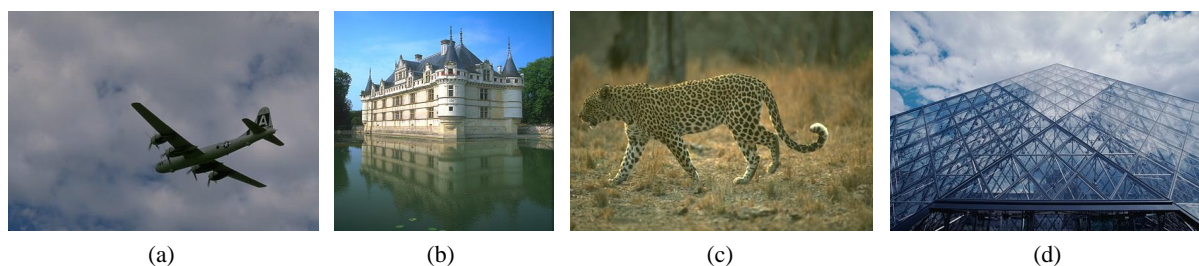


Figure 9. Original color images
图 9. 原彩色图像

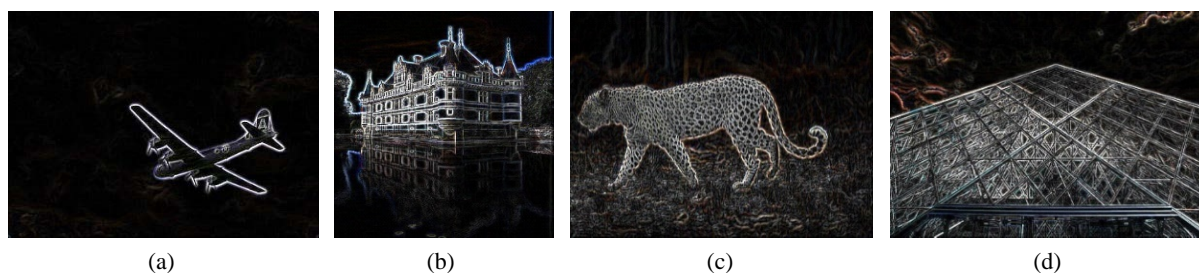


Figure 10. The edge images of our algorithm
图 10. 本文算法所求边缘图像

3) 为了进一步验证本文算法的鲁棒性和有效性, 对彩色医学图像 PET-CT 和 MRI-CT 融合图像进行数值实验如**图 11**, **图 12** 所示:

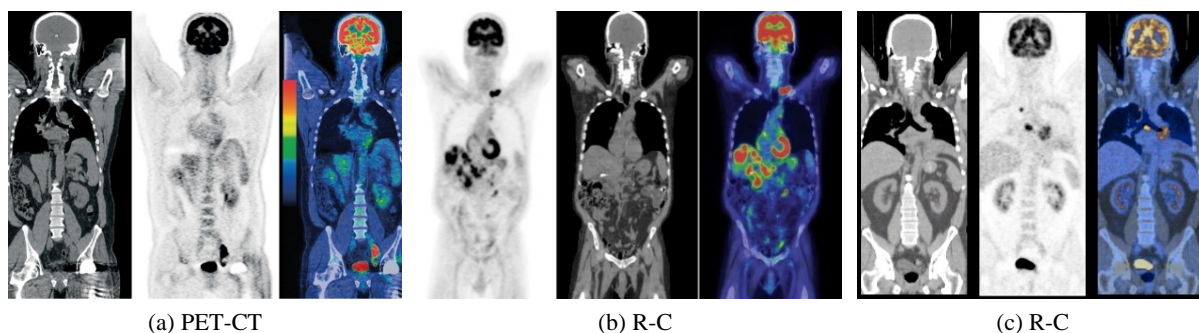


Figure 11. Original color medical images
图 11. 原彩色医学图像

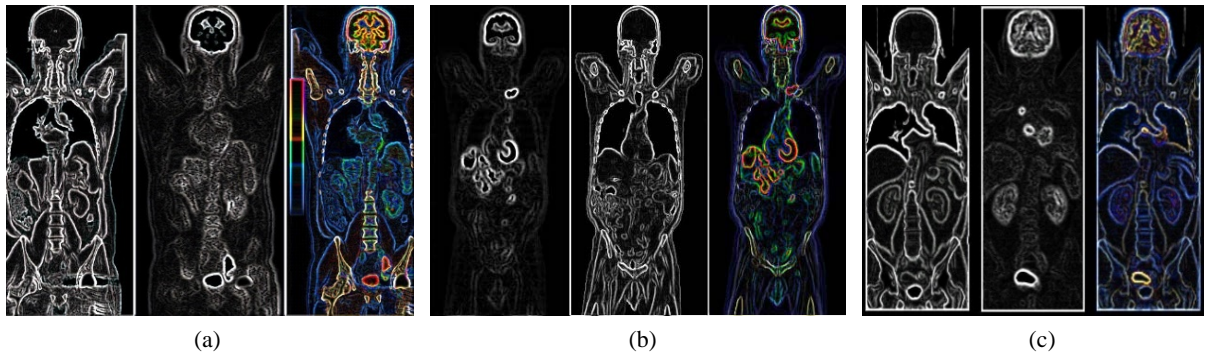


Figure 12. The edge images of our algorithm
图 12. 本文算法所求边缘图像

4) 为了进一步验证本文算法的抗噪性, 对图像加入高斯噪声、椒盐噪声、泊松噪声和高斯椒盐泊松混合噪声进行数值实验如图 13~17 所示:

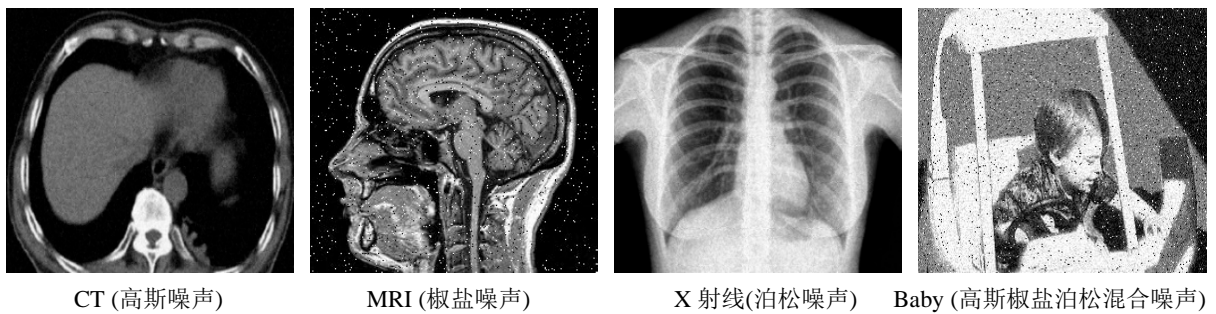


Figure 13. Different noise images
图 13. 不同噪声图像

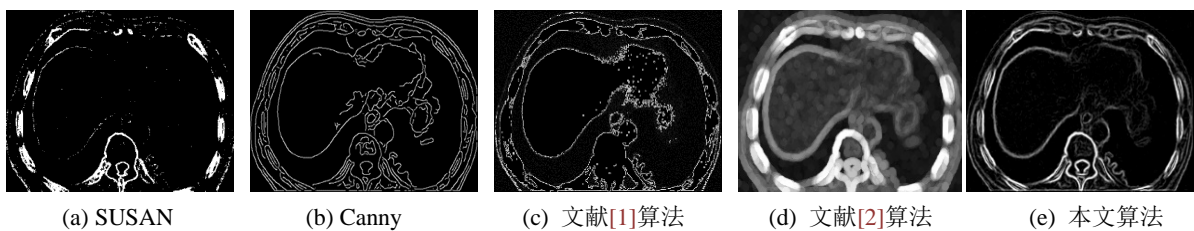


Figure 14. Contrast images of edge detection effect on CT (Gaussian noise)
图 14. CT (高斯噪声)边缘检测效果对比图

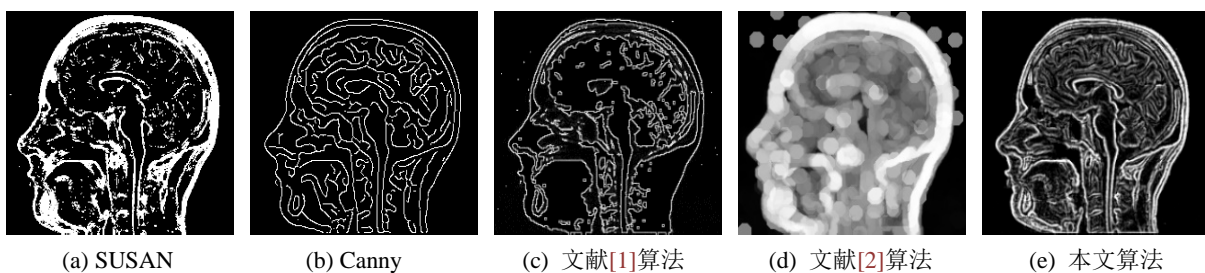


Figure 15. Contrast images of edge detection effect on MRI (Salt and pepper noise)
图 15. MRI (椒盐噪声)边缘检测效果对比图

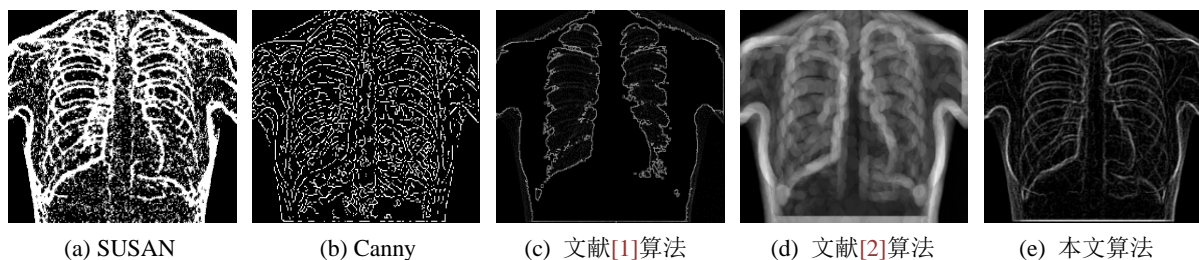


Figure 16. Contrast images of edge detection effect on X ray (Poisson noise)

图 16. X 射线(泊松噪声)边缘检测效果对比图

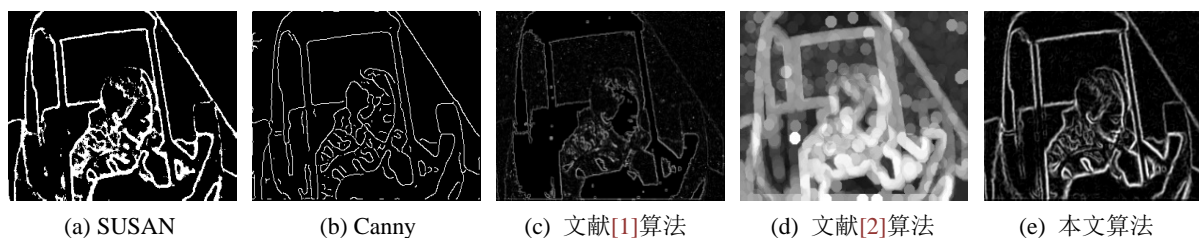


Figure 17. Contrast images of edge detection effect on Baby (Gaussian pepper and salt Poisson mixed noise)

图 17. Baby (高斯椒盐泊松混合噪声)边缘检测效果对比图

5) 为了进一步验证本文算法的抗噪性,对上述彩色图像加入高斯柯西混合噪声、高斯椒盐混合噪声、高斯拉普拉斯混合噪声和高斯随机脉冲混合噪声进行数值实验如图 18, 图 19 所示:

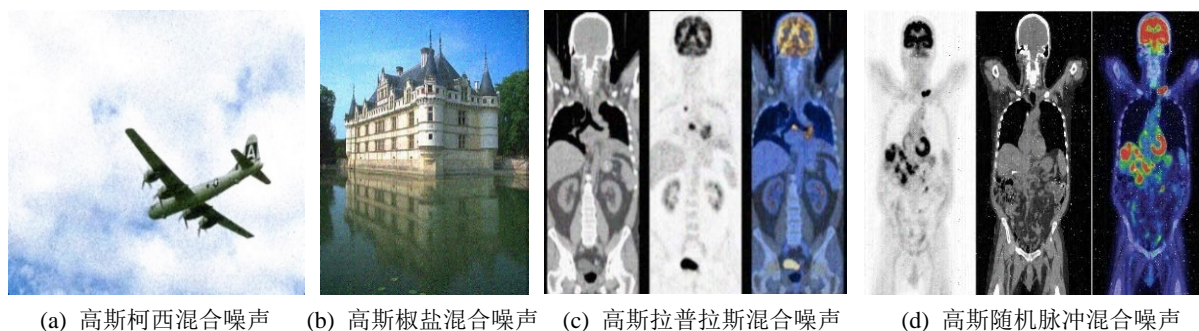


Figure 18. Different noise color images

图 18. 不同噪声彩色图像

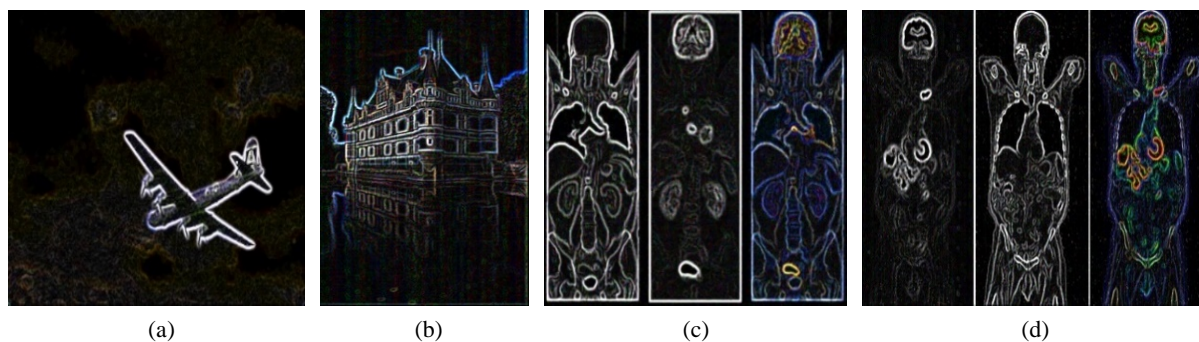


Figure 19. The edge images of our algorithm

图 19. 本文算法所求边缘图像

4.2. 客观数据分析

本文在评价各算法的有效性时, 选用了均方误差、峰值信噪比、信息熵和平均梯度等评价指标。平均梯度定义为

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{(I_x^2 + I_y^2)} / 2 \quad (7)$$

其中, M 和 N 分别代表图像在 x 与 y 方向上的像素数量, x 与 y 方向上的差分为 I_x 和 I_y 。平均梯度越大代表图像的清晰度越高; 信息熵越大, 代表清晰图像所包含的信息越丰富(由于文献[2]算法所获边缘太模糊, 导致熵值过大, 故不作参考); 峰值信噪比越大表示图像的质量越好[20], 失真度越小; 均方误差越小越好。关于图 13 中四幅图片的边缘检测效果客观评价如下:

Table 1. Objective evaluation of Figure 14 CT (Gaussian noise) edge detection

表 1. 关于图 14 CT (高斯噪声)边缘检测客观评价

方法	客观评价标准			
	均方误差	峰值信噪比	信息熵	平均梯度
SUSAN	86.07	28.78	0.01	2.24
Canny	71.59	29.58	0.23	0.05
文献[1]算法	70.71	29.64	0.25	0.05
文献[2]算法	242.25	24.29	0.45	0.02
本文算法	9.54	38.33	0.33	18.39

Table 2. Objective evaluation of Figure 15 MRI (Salt and pepper noise) edge detection

表 2. 关于图 15 MRI (椒盐噪声)边缘检测客观评价

方法	客观评价标准			
	均方误差	峰值信噪比	信息熵	平均梯度
SUSAN	113.06	27.60	0.06	2.02
Canny	140.56	26.65	0.33	0.10
文献[1]算法	136.22	26.79	0.36	0.09
文献[2]算法	173.65	25.73	0.45	0.04
本文算法	17.34	35.74	0.39	24.39

Table 3. Objective evaluation of Figure 16 X-ray (Poisson noise) edge detection

表 3. 关于图 16 X 射线(泊松噪声)边缘检测客观评价

方法	客观评价标准			
	均方误差	峰值信噪比	信息熵	平均梯度
SUSAN	54.06	30.80	0.01	1.34
Canny	109.07	27.75	0.31	0.09
文献[1]算法	146.20	26.48	0.22	0.04
文献[2]算法	207.66	24.96	0.43	0.03
本文算法	25.54	34.06	0.35	15.55

Table 4. Objective evaluation of Figure 17 Baby (Gaussian pepper and salt Poisson mixed noise) edge detection
表 4. 关于图 17 Baby (高斯椒盐泊松混合噪声)边缘检测客观评价

方法	客观评价标准			
	均方误差	峰值信噪比	信息熵	平均梯度
SUSAN	88.36	28.67	0.07	3.13
Canny	109.28	27.75	0.24	0.06
文献[1]算法	100.58	28.11	0.15	0.04
文献[2]算法	231.43	24.49	0.49	0.03
本文算法	24.44	34.25	0.27	22.51

由图 14~17 以及表 1~4 可知, SUSAN 算法提取的边缘线条粗且不完整, Canny 算法提取的边缘不连续, 文献[1]算法检测的边缘有锯齿状且抗噪性弱, 文献[2]算法提取的边缘模糊不清晰。本文算法的边缘检测结果在均方误差、峰值信噪比、信息熵和平均梯度四个评价指标上均好于其他四种方法。综上所述, 通过对比各种算法的仿真效果, 本文算法在视觉上和客观评价上都表现较好, 不仅提取到的边缘精细且完整, 而且具有高效的抗噪性, 对于医学图像的实用性更强。

5. 结束语

本文考虑到常用的形态学算法中因尺度单一的结构元素, 所导致的边缘检测不连续的情况, 基于多方向多尺度多形状的思想, 提出了自适应权值的改进的数学形态学边缘检测算法。并通过数值仿真实验, 验证了本文算法不仅能够有效去除噪声, 而且提取的边缘线条精细平滑, 对彩色图像和灰度图像都具有较好的鲁棒性, 保留了丰富的边缘细节。本文算法为医学复杂图像的边缘检测研究提供了借鉴意义。

基金项目

北京市自然科学基金(No.Z200001)。

参考文献

- [1] Prasad, P.M.K., Prasad, D.Y.V. and Sasibhushana Rao, G. (2016) Performance Analysis of Orthogonal and Biorthogonal Wavelets for Edge Detection of X-Ray Images. *Procedia Computer Science*, **87**, 116-121. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.136>
- [2] Bhardwaj, S. and Mittal, A. (2012) A Survey on Various Edge Detector Techniques. *Procedia Technology*, **4**, 220-226. <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2012.05.033>
- [3] Xu, Z., Ji, X., Wang, M. and Sun, Xi. (2021) Edge Detection Algorithm of Medical Image Based on Canny Operator. *Journal of Physics: Conference Series*, **1955**, Article ID: 012080. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1955/1/012080>
- [4] Li, H., Liao, X., Li, C., Huang, H. and Li, C. (2011) Edge Detection of Noisy Images Based on Cellular Neural Networks. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, **16**, 3746-3759. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2010.12.017>
- [5] Biswas, S. and Hazra, R. (2018) Robust edge Detection Based on Modified Moore-Neighbor. *Optik*, **168**, 931-943. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2018.05.011>
- [6] Menga, Y., Zhang, Z., Yin, H. and Ma, T. (2018) Automatic Detection of Particle Size Distribution by Image Analysis Based on Local Adaptive Canny Edge Detection and Modified Circular Hough Transform. *Micron*, **106**, 34-41. <https://doi.org/10.1016/j.micron.2017.12.002>
- [7] Lawend, H.O., Muad, A.M. and Hussain, A. (2017) Robust Edge Detection Based on Canny algorithm for Noisy Images. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, **95**, 5104-5114. <http://www.jatit.org/volumes/Vol95No19/17Vol95No19.pdf>
- [8] Zhang, K., Zhang, Y., Wang, P., Tian, Y. and Yang, J. (2018) An Improved Sobel Edge Algorithm and FPGA Aimple-

- mentation. *Procedia Computer Science*, **131**, 243-248. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.04.209>
- [9] Chan, T., Esedoglu, S. and Nikolova, I.M. (2006) Algorithms for Finding Global Minimizers of Image Segmentation and Denoising Models. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, **66**, 1632-1648. <https://doi.org/10.1137/040615286>
- [10] Shi, Y.Y., Huo, Z.M., Qin, J. and Li, Y. (2020) Automatic Prior Shape Selection for Image Edge Detection with Modified Mumford-Shah Model. *Computers & Mathematics with Applications*, **79**, 1644-1660. <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2019.09.021>
- [11] 刘亚洁. 基于数学形态学膨胀和腐蚀的医学磁共振图像的边缘检测[J]. 生物医学工程与临床, 2012, 16(1): 11-13. <https://doi.org/10.13339/j.cnki.sglc.2012.01.002>
- [12] 徐国雄, 张骁, 胡进贤, 倪旭祥. 基于阈值分割和轮廓提取的图像边缘检测算法[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(12): 64-67+71.
- [13] 徐剑锋, 彭亚雄. 基于小波变换和多尺度形态学的图像边缘检测[J]. 移动通信, 2017, 41(24): 58-61+66.
- [14] 岳欣华, 邓彩霞, 张兆茹. BP 神经网络与形态学融合的边缘检测算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2021, 26(5): 83-90. <https://doi.org/10.15938/j.jhust.2021.05.011>
- [15] 贾彩花, 石玉英. 应用于电力设备图像的数学形态学边缘检测[J]. 计算机科学与应用, 2021, 11(5): 1225-1235. <https://doi.org/10.12677/CSA.2021.115124>
- [16] 赵方超, 蒋建中, 郭军利, 朱世先. 基于自适应形态学边缘检测的时频检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(9): 279-282.
- [17] 闫俊红, 李忠虎, 王志春. 基于多尺度数学形态学的连铸坯缺陷边缘检测方法[J]. 光学技术, 2018, 44(1): 41-44.
- [18] Wang, Y.W., Wu, X.L. and Chen, H.N. (2016) An Intrusion Detection Method for Wireless Sensor Network Based on Mathematical Morphology. *Security and Communication Networks*, **9**, 2744-2751. <https://doi.org/10.1002/sec.1181>
- [19] Jayasree, M., Narayanan, N.K., Kabeer, V. and Arun, C.R. (2018) An Enhanced Block Based Edge Detection Technique Using Hysteresis Thresholding. *Signal & Image Processing*, **9**, 15-26. <https://doi.org/10.5121/sipij.2018.9202>
- [20] Biswas, S., Ghoshal, D. and Hazra, R. (2016) A New Algorithm of Image Segmentation Using Curve Fitting Based Higher Order Polynomial Smoothing. *Optik*, **127**, 8916-8925. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2016.06.110>