

基于双阈值非线性导数的边缘检测算子

张春雪¹, 陈秀宏²

(1 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 2 江南大学 数字媒体学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 文中提出了一种基于双阈值非线性导数算子的边缘检测方法. 首先计算灰度图像的左右导数, 然后通过设置双阈值对左右导数进行调整以保留有意义的边缘信息, 最后合并左右导数得到图像梯度. 阈值能控制平滑噪声能力, 阈值能确保检测出单像素宽度的线边缘, 而非线性导数计划可解决定位错位性的问题. 实验结果表明, 同传统的离散梯度算子相比, 此算子不仅计算简单灵活, 检测精度高, 而且在没有平滑图像噪声的情况下得到了良好的边缘图像和信噪比.

关键词: 边缘检测; 边缘定位; 噪声图像; 左右导数; 双阈值; 非线性导数

中图分类号: TP391, TP75

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2011)07—0113—04

Edge Detection Operator Bsaed on the Dual—Threshold Nonlinear Derivative

ZHANG Chun-xue¹, CHEN Xiu-hong²

(1 School of IoT Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

2 School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: This article presents a edge detection method, which is based on the dual—threshold nonlinear derivative operator. Firstly, gray image is used to calculate the right and left derivative. Secondly, dual —threshold is used to injust the right and left derivative to remain the meaning edge information. At last, the two derivatives are merged to get the image gradient. can control the ability of reducing noise; can ensure detection of the one pixel width edge lines; and the nonlinear derivative scheme can solve the problem of delocalization. By comparing and analying it with the traditional discrete gradient operators in the experimental demonstrations, we find that this operator is not only with advantages of sinplicity, higer accuracy of detection, but also get better edge image and higer SNR in the case of no any smooting.

Key words: edge detection; edge localization; noise image; right and left derivative; dual-threshold; nonlinear derivative

1 引言

图像边缘包含了图像的绝大部分有用信息, 因此是图像处理中重要的课题. 边缘检测算法早期采用基于梯度的方法^[1]. 目前 Canny 算子^[2]被认为是最经典的算法, 但使用 Canny 算子时, 在平滑图像的过程中不可避免会产生边缘模糊, 定位精度下降, 萎缩、失真及计算量增大等问题. 鉴于这些原因, 引进了非线性的全局滤波的方法. 文献^[3]给出了一个非线性的边缘检测计划, 此方法可以达到准确的边

缘定位及去除脉冲噪声的作用. 但此算法的缺点是不能检测出一个像素宽度的线状边缘, 且去噪能力有限. 因此, 文中对该算子进行了完善, 通过设置双阈值来限制有意义的左右边缘信息, 达到了更强的去除噪声的能力, 同时可以检测出任意像素宽度的边缘.

2 双阈值边缘检测算子

文献^[3]提出了一个非线性求导的边缘检测方法(NLFS), 建议通过边缘模型斜坡的方向来定位

边缘点. 如果斜坡是正的, 选择斜坡转折后面的点作为后选点, 如果斜坡是负的, 选择斜坡转折前面的点作为后选点. 基于这种思想, 引进了左右两个滤波算子 F_+ 和 F_- , 两者的关系为 $F_-(z) = -F_+(z^{-1})$. 用一个非线性算子 T 来选择有意义的响应^[4].

$$\begin{cases} Y_+(z) = T(F_+(z)S(z)) \\ Y_-(z) = -T(-F_-(z)S(z)) \\ Y(z) = Y_+(z) + Y_-(z) \end{cases}$$

非线性算子 T 是一个简单的阈值: 如果 $X \geq 0$, $T(X) = X$; 否则 $T(X) = 0$. 由此来获得两个信号: $Y_+(z)$ 包含着正斜坡的边缘点, $Y_-(z)$ 包含负斜坡的边缘点. 也可以解释为一个导数的信号滤波是在两个方向进行, 从左至右, 从右至左. 对于每一个方向, 只有具有相同的变化符号的滤波信息被保留.

图 1(b) 是选择最基本的 NLFS 滤波算子 $F_+(z) = -z^{-1} + 1$, $F_-(z) = -F_+(z^{-1}) = z - 1$ 对房顶型边缘进行检测的结果, 使得边缘定位在轮廓内部, 当然还可以通过调节滤波算子使得边缘定位在轮廓外部.

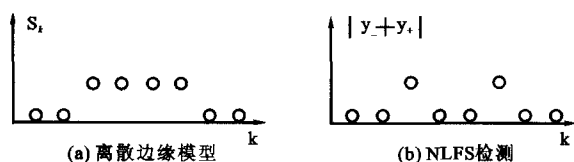


图 1 边缘检测

在微弱的噪声图像中, 受到噪声干扰引起的都是一些孤立的噪声点, 这些噪声点被 $Y_+(z)$ 和 $Y_-(z)$ 在同一个位置检测到, 因为两个方向符号不同, 相加后 $Y(z)$ 几乎为零, 噪声被移除. 因此在没有付出任何计算复杂度代价的前提下, 起到了削弱噪声的作用. 文献[3]在理论上证明了在微弱的噪声下, NLFS 的信噪比比简单的线性梯度算子 (CFS 和 CFS0) 提高了约 2.55 倍^[3].

3 INLFS 算子原理

事实上, 由于 NLFS 算子没有考虑到左右响应的强度而直接进行合并, 在消除脉冲噪声的同时, 也会把像素宽度为 1 的边缘视为噪声平滑掉, 如图 2(d) 所示. 而且这种算子只对于极其微弱的脉冲噪声具有削弱的作用, 对噪声较大的图像, 消除噪声的能力并不理想, 如图 3(d) 所示. 针对这些问题, 文中完善了 NLFS 算子, 在此基础上提出了基于双阈值的非线性算子即 INLFS.

这里称 Y_+ 为左响应, Y_- 为右响应. 首先通过设置两个阈值把 NLFS 算子中被保留的滤波响应通过

双阈值 t_1, t_2 分解成三部分: $|Y_+|, |Y_-| \in (0; t_1)$ 属于弱响应区域; $|Y_+|, |Y_-| \in (t_1; t_2)$ 属于中响应区域; $|Y_+|, |Y_-| \in (t_2; 1)$ 属于强响应区域. 当 Y_+, Y_- 两个导数信号都处于弱响应区域时, 由于异号, 相加后的响应 $|Y|$ 只会更加弱, 因此可以不保留此, 直接把 Y_+, Y_- 设置为零, 这样可以起到平滑噪声的作用, 其中 t_1 是负责控制平滑强度的阈值; 当 $Y_+ (Y_-)$ 属于强响应区域 (当 t_2 足够大时, 强于 t_2 的响应可以认为大部分是有用边缘信息而非噪声), 且其响应强度强于 $Y_- (Y_+)$, 则将 $Y_- (Y_+)$ 设置为零, 因为两响应相加后会起来削弱强响应的作用, 通过这样的设置可以消除由于两个较强的信号相叠加得到微弱信号而检测不出细线边缘的现象, 其中 t_2 是负责保留强响应的阈值, 以防止线状边缘被平滑掉; 其他情况时, 则保持不变.

基于以上的思想, 可以用一个新的非线性算子 T_1 作用于 $F_+(z), F_-(z)$ 来选择有意义的响应,

$$\begin{cases} Y_+(z) = T_1(F_+(z)S(z), F_-(z)S(z)) \\ Y_-(z) = -T_1((-F_-(z)S(z)), (-F_+(z)S(z))) \\ Y(z) = Y_+(z) + Y_-(z) \end{cases}$$

其中, T_1 是一个较复杂的双阈值二元非线性算子: 如果 $(0 \leq X \leq t_1) \&\& (-t_2 \leq Y \leq t_1)$ 或 $(t_1 \leq X \leq t_2) \&\& (Y > -t_2)$ 或 $(X \geq t_2) \&\& (X > -Y)$, 则 $T_1(X, Y) = X$; 否则 $T_1(X, Y) = 0$, 其中 $0 \leq t_1 \leq t_2 \leq 1$. 特别, 当 $t_1 = 0, t_2 = 1$ 时, $T_1 = T$, 此时的 INLFS 算法就是 NLFS 算法, 这也就说明, INLFS 算法是 NLFS 算法的推广和完善.

4 INLFS 算法的性能分析

4.1 转动不变性

由于不对称的线性梯度算子没有考虑轮廓的斜坡方向, 导致了向特定方向偏移的边缘像素定位结果. 而 INLFS 考虑了边缘轮廓的斜坡方向, 定位的边缘无错位现象, 定位结果依赖于轮廓的变化方向. 因此:

$$Y(z) = Y_+(z) + Y_-(z) = T_1(F_+(z)S(z), F_-(z)S(z), -T_1(-F_-(z)S(z), -F_+(z)S(z)))$$

$$\text{对于对称信号: } S^r(z) = S(z^{-1})$$

$$Y^r(z) = Y_+^r(z) + Y_-^r(z)$$

$$= T_1(F_+(z)S^r(z), F_-(z)S^r(z)) - T_1(-F_-(z)S^r(z), -F_+(z)S^r(z))$$

$$= T_1(-F_-(z^{-1})S(z^{-1}), -F_+(z^{-1})S(z^{-1})) - T_1(F_+(z^{-1})S(z^{-1}), F_-(z^{-1})S(z^{-1}))$$

$$= -Y_-(z^{-1}) - Y_+(z^{-1})$$

$$\text{于是} \begin{cases} y_{+,k}^r = -y_{-,-k} \\ y_{-,k}^r = -y_{+,-k} \end{cases}$$

$$\text{故 } y_k^r = -y_{-k}$$

由上可得,尽管左右响应是极化的,但是定位结果是不改变的,二维扩展仍然正确,图2验证了这个性质.

4.2 定位准确性及单像素宽度边缘的保留

由于NLFS和INLFS算法是非线性的,一些性能的好坏可能依赖于 F_+ 和 F_- 的选择,故文中以下所有实验中 F_+ 和 F_- 都选择基本的滤波算子($F_+(z) = -z^{-1} + 1, F_-(z) = -F_+(z^{-1}) = z - 1$)与最简单的离散梯度算子(CFS)及最简单的分离梯度算子(CFS0)进行比较.

图2是分别用CFS、CFS0、NLFS、INLFS算子应用到理想合成图片的检测结果.

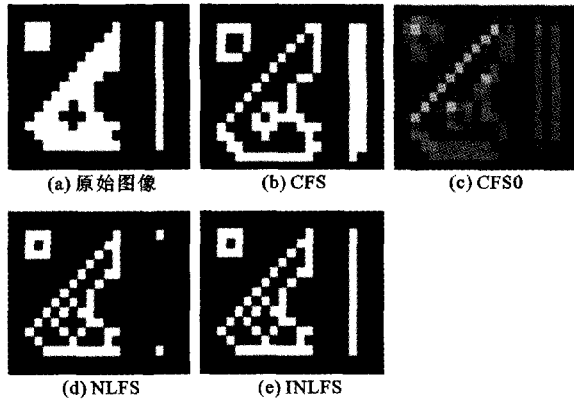


图2 理想合成图像的边缘检测对比

从图2中明显可以看出,CFS算子的边缘检测方法产生了较错乱的边缘定位效果,不能精确地描述出图像的边缘轮廓;CFS0算子产生了模糊的定位结果;NLFS边缘定位没有发生错位现象,边缘定位在轮廓内部,但是不能检测出图像右部一个像素宽度的边缘;INLFS不仅保留了NLFS算法能克服定位错位性的优点,而且能检测出NLFS算子检测不到的单像素宽度细线边缘.

4.3 合成图像边缘检测效果

图3是分别用CFS、CFS0、NLFS、INLFS算子应用到包含噪声的合成图片的边缘检测结果,其中合成图像中添加了 $\sigma^2 = 0.0015$ 的高斯白噪声.

从图3可以看出,INLFS算法不仅可以检测出一个像素宽度的边缘,且由于采用双阈值算法,通过调节阈值 t_1 的大小可以达到更强的平滑噪声的能力,效果明显优于NLFS算法,且保留了NLFS算法定位准确的优点.CFS算法对单像素边缘产生了双像素宽度的边缘,且无平滑噪声的能力;CFS0算法

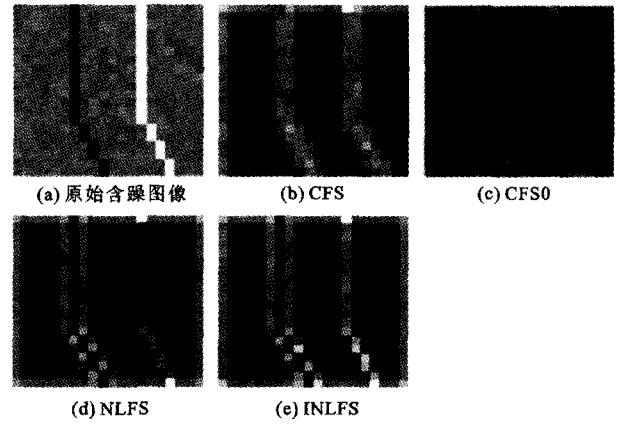


图3 含噪合成图像边缘检测对比

有一定的平滑噪声能力,但是定位的边缘较模糊.

4.4 真实图像边缘检测效果

4.4.1 性能评估准则

对含噪的真实图像边缘检测时,由于不能直接对梯度图像进行分割,并且每一种算子对于图像定位影响都有很大的不同,给评价每种算子的检测效果带来了一定的困难.为了解决这个问题,文献[3]中定义了一种测量标准作为评估真实图像边缘检测效果优劣的准则.假设 I 为真实的不含噪声图像, I_n 为加入高斯白噪声的图像,一般边缘检测的步骤为:

(1) 分别对 I, I_n 执行边缘检测算子,得到梯度图像 R, O .

(2) 分别对以上两个梯度图像进行局部极大值检测得到 R_1, O_1 .

(3) 通过简单的阈值分割得到二值图像 R_2, O_2 .

性能评估准则 C_p 定义如下:假设 E_R 是 $R_2(i, j) \neq 0$ 的边缘点集合, n_{ER} 为边缘点个数, $\bar{E}_R$ 是 $R_2(i, j) = 0$ 的非边缘点集合, $n_{\bar{E}_R}$ 为非边缘点个数.

$$C_p = \frac{S_0^2 - N_{O/R}^2}{N_{O/R}^2}$$

$$\text{其中 } S_0^2 = \frac{1}{n_{E_R}} \cdot \sum_{i,j \in E_R} O(i, j)^2$$

$$N_{O/R}^2 = \frac{1}{n_{\bar{E}_R}} \cdot \sum_{i,j \in \bar{E}_R} (O(i, j) - R(i, j))^2$$

这个评估准则度量了所给算子提取图像边缘的信噪比及定位精度,且避免了由于原始图像的不同对评估准则的影响.此准则几乎独立于阈值的选择,且不同算子的 C_p 比值独立于原始图像噪声的大小.在合成图像上,这个评估准则和理论信噪比相吻合,因此为了评估各种算子在真实图像上的边缘检测性能,文中假设 $C_p \equiv \text{SNR}$.

4.4.2 真实图像边缘检测效果比较

图4是分别用CFS、NLFS、INLFS算子应用于

花朵图像的边缘检测效果,原始图像的左边有一条单像素宽度的白色边缘.从检测结果明显可以看出,由于 CFS 算子需要通过局部极大值检测来从候选边缘点中选择边缘点,导致了定位的不确定性(有的地方定位在轮廓内部,有的在外部);NLFS 算子定位准确,但是并不能检测到左边的单像素宽度边缘;而 INLFS 算子不仅可以检测出单像素宽度的边缘,而且保留了良好的定位准确度.

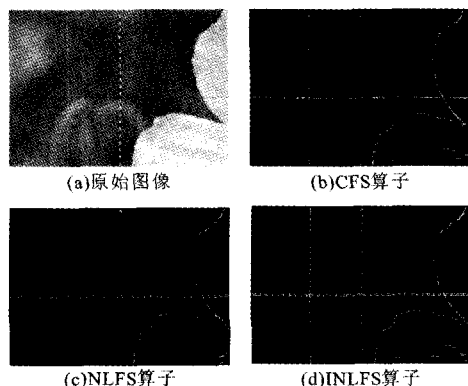


图 4 真实花朵图像边缘检测

图 5 是分别用 CFS、NLFS、INLFS 算子应用于包含 $\sigma^2 = 0.002$ 的高斯白噪声房子图像的边缘检测效果,图像分割时的阈值都为 0.008. 由图像得,INLFS 算子的去除噪声的能力最强,效果明显优于 CFS 和 NLFS 算子,而且保留了良好的定位精度.

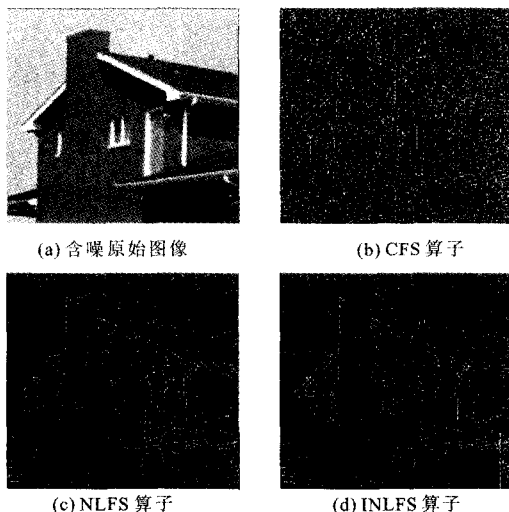


图 5 含噪房子图像边缘检测

表 1 是针对不同噪声强度下的房子图像用以上三种算子进行边缘检测得到的 C_p 统计. 图像分割的阈值范围为 $[0.08; 0.16]$, 阈值大于 0.16, 将不能得到充足的边缘点, 阈值小于 0.08, SNR 将提高, 但是边缘图像噪声太大. INLFS 算子 t_1 的范围 $[0.001;$

$0.015]$, t_2 的范围 $[0.16; 0.64]$. 分析表 1, 在相同阈值的分割条件下, 与 NLFS 算子相比, INLFS 算子信噪比有所提高, 去噪能力要明显优于 NLFS 算子.

表 1 不同算子对含噪的房子图像的性能分析

σ^2	0.0001	0.0005	0.001	0.005	0.01
C_{P-CFS}	259.55	47.07	22.29	5.18	3.06
C_{P-NLFS}	439.37	98.60	49.88	12.08	7.26
$C_{P-INLFS}$	468.57	103.02	52.73	12.56	7.54
$\frac{C_{P-NLFS}}{C_{P-CFS}}$	1.69	2.10	2.24	2.33	2.37
$\frac{C_{P-INLFS}}{C_{P-CFS}}$	1.81	2.19	2.37	2.42	2.46

5 结束语

文中提出了一种新型非线性双阈值边缘检测方法, 该算法定位准确、信噪比高、计算简单方便. 与传统的简单离散梯度算子及 NLFS 算子比较, 该算子在定位和去噪能力方面表现出了优越性, 且能检测出一个像素宽度的边缘. 该算子可以通过调节两个基本滤波器来控制边缘定位在轮廓内部或外部, 此性质可用于指纹或需要精确定位的边缘检测问题. 今后的工作将侧重寻找其他二维的基本滤波算子, 或结合一些平滑算子, 以得到更好的性能.

参考文献:

- [1] Parker J R. Algorithms for image processing and computer vision [M]. [S. L.]: John Wiley and Sons, Inc, 1997.
- [2] J Canny. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [3] Laligant O, Truchetet F. A nonlinear derivative scheme applied to edge detection [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32 (2): 242-257.
- [4] K Chen. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 27(10) 1552-1567.

作者简介:

张春雪 女, (1986-), 硕士、CCF 会员. 研究方向为图像处理与模式识别.

陈秀宏 男, (1964-), 博士, 教授, CCF 会员. 研究方向为图像处理与模式识别.