

一种用于红外小目标检测的改进 Canny 算法

韩朝超, 黄树彩

(空军工程大学导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要:针对红外小目标检测问题,分析了 Canny 算法存在的不足,将子波理论引入到 Canny 算法中,提出了基于子波去噪的改进 Canny 算法,最后用实例证明该算法具有良好的红外小目标检测性能。

关键词:目标检测;红外小目标;改进 Canny 算法;子波变换

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

An Improved Canny Arithmetic for Infrared Small Target Detection

HAN Zhao-chao, HUANG Shu-cai

(The Missile Inst. of the Air Force Engineering Univ., Sanyuan 713800, China)

Abstract: Aiming at the problem of infrared small target detection, the deficiency of canny arithmetic is analyzed. The sub-wavelet is introduced to the canny arithmetic. Meanwhile an improved canny arithmetic is put forward based on the sub-wavelet which is used for filtrating noise. An example shows that the improved canny arithmetic has a good performance of infrared small target detection in the end.

Key words: target detection; infrared small target; improved canny arithmetic; sub-wavelet transform

1 引言

红外小目标一般是指在图像中仅占十几或几十个像素的目标,可检测的信号相对较弱,目标被大量复杂的噪声(杂波)所干扰;再加上光机扫描系统以及红外传感器的性能和内部噪声干扰,使图像的信噪比非常低,给小目标检测带来了很大困难。边缘检测方法是一种重要的目标检测技术^[1]。常见的各种边缘检测方法包括:空间梯度算子^[2]、Laplacian 算子、Susan 算法^[3]、Canny 算法^[4]、Laplacian 滤波过零检测法、神经网络法等。其中,Canny 边缘检测算法因其具有良好的边缘检测性能,在灰度图像处理中得到广泛应用。然而,由于其采用的是 Gaussian 滤波,因而它的抗背景噪声能力相对较差,还需要进一步的改进。

2 Canny 算法

John Canny 提出了一种边缘检测通用的最优准则:低出错率、定位准确、单边缘响应。基于该准则

导出了 Gaussian 函数的导数作为最佳边缘检测算子,即 Canny 算子。

Canny 用数学的形式描述了边缘检测算法的准则,然后采用最优化数值方法,得到了对应给定边缘类型的最佳边缘检测模板,推导出高斯函数的一阶导数是受白噪声影响的阶跃边缘的最优逼近。图像与一对称二维高斯函数做卷积后再沿梯度方向微分,就构成了一个简单有效的方向算子,产生边缘梯度方向和强度两个信息,为后续处理提供了方便。由于梯度和卷积可以互换,所以可看成先对图像进行 Gaussian 滤波,再求梯度。Canny 算法的流程如图 1 所示。

基金项目:国家 863 计划。

作者简介:韩朝超(1982-),男,博士,主要从事多传感器协同探测与防空反导作战运筹研究。E-mail:ailantpp@yahoo.com.cn

收稿日期:2008-07-05

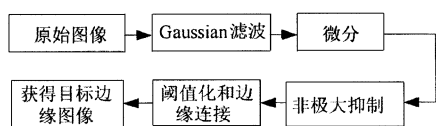


图1 Canny算法的流程图

(1) 用高斯滤波器对图像进行滤波, 去除图像中的噪声; 图像 $f(x, y)$ 与二维的高斯函数 $G(x, y)$ 做卷积运算: $F(u, v) = \iint_{R^2} f(x, y) G(u-x, v-y) dx dy$ 其中, $G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)}$ 。这样做的目的是对原图像进行平滑滤波。若要提高平滑去噪的效果就要增大 σ 值。但 σ 越大, 其作用域就越宽, 平滑窗口越大, 即平滑力度越大, 其结果使得图像变得越模糊。当 σ 很大时, 由于量化的影响, 高斯滤波就变成邻域平均。高斯滤波虽然能够在一定程度上去掉噪声, 但也使得图像变得模糊不清, 其效果不能令人满意, 需要进一步的改进。

(2) 用高斯算子的一阶微分对图像进行滤波, 得到每个像素的梯度的大小 $|G|$ 和方向 θ : $|G| = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$, $|\theta| = \tan^{-1} \left[\frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x} \right]$ 。这样, 边缘强度 $I(x, y)$ 为 $I(x, y) = |\nabla G \times f(x, y)|$; 边缘方向 $A(x, y)$ 为: $A(x, y) = \nabla G \times f(x, y) / |\nabla G \times f(x, y)|$ 。可采用以下 2×2 大小的模板作为对 x 方向和 y 方向偏微分的一阶近似: $P = \frac{1}{2} \times \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$, $Q = \frac{1}{2} \times \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 由此得到梯度的大小 G 和方向 Q :

$$G(i, j) = \sqrt{P^2(i, j) + Q^2(i, j)},$$

$$\theta(i, j) = \arctan[Q(i, j)/P(i, j)].$$

(3) 对梯度进行“非极大抑制”, 细化图像边缘; 判断梯度值是否为局部极大值, 把边缘细化为单像素。梯度的方向可以被定义为属于 4 个区之一, 各个区用不同的邻近像素来进行比较, 以决定局部极大值。幅值图像阵列 $G(i, j)$ 的值越大, 其对应的图像梯度值也越大, 但这还不足以确定边缘, 为确定边缘, 必须细化幅值图像中的屋脊带, 这样才会生成细化的边缘。非极大抑制通过抑制梯度方向上所有非屋脊峰值的幅值来细化 $G(i, j)$ 中的梯度幅值屋脊。在非极大值抑制过程中, 保留了屋脊的高度值。

(4) 阈值化和边缘连接提高检测准确度。对非

极大值抑制幅值进行阈值化后的结果是一个图像的边缘阵列。阈值化后得到的边缘阵列仍然有假边缘存在。设非极大值抑制图像为 $N(i, j)$, 用双阈值 τ_1 和 τ_2 且 $\tau_2 = 2\tau_1$ 作用于 $N(i, j)$, 得到两个阈值边缘图像, 把梯度值小于 τ_1 的像素灰度设为 0, 得到边缘图像 T_1 , 同理, 可得到图像 T_2 。由于图像 T_2 是使用高阈值得到的, 因此含有很少的假边缘, 但同时也失去了一些有用的边缘信息; 而图像 T_1 的阈值较低, 保留了较多信息, 因而可以以图像 T_2 为基础, 以图像 T_1 为补充来连接图像的边缘。

3 子波变换理论^[5-8]

3.1 连续子波变换

定义 1: 设 $x(t)$ 是平方可积函数 [记作 $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$], $\psi(t)$ 是基本子波或母子波 (mother wavelet) 的函数。则 $WT_x(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt = \langle x(t), \psi_{a\tau}(t) \rangle$, 称为 $x(t)$ 的连续子波变换 (continuous wavelet transform, CWT)。式中, $a > 0$ 是尺度因子; τ 反映位移, 其值可正可负。 $\psi_{a\tau} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-\tau}{a} \right)$ 是基本子波的位移和尺度伸缩。CWT 与短时傅里叶变换 STFT 不同之处在于: 对 STFT 来说, 带通滤波器的带宽 Δf 与中心频率 f 无关; 对于 CWT 而言, 采用不同的 a 作处理时, 所得的中心频率和带宽都不一样, 但品质因数: [带宽/中心频率] 却保持不变, 即滤波器的带宽 Δf 正比于中心频率 f : $\Delta f/f = C$, C 为常数。

3.2 离散子波变换

由连续子波变换的概念可知, 在连续变化的尺度及时间值下, 子波基函数具有很大的相关性, 信号的连续子波变换系数的信息量是冗余的。虽然在有些情况下, 其冗余性是有益的, 但是更多情况下希望在不丢失原始信号信息时, 尽量减少子波变换系数的冗余度, 为此可将子波基函数中的变量进行离散点取值, 进行离散子波变换。

定义 2: 对于尺度和位移均离散化的子波序列, 若取离散的 $a_0 = 2, \tau_0 = 0$, 即相当于尺度参数 a 以二进序列变化的被称为二进子波变换: $\psi_{2^j, \tau}(t) = \frac{1}{2^j} \psi \left(\frac{t-\tau}{2^j} \right)$, $j \in \mathbf{Z}$ 。二进子波对尺度参数进行了离散化, 在时间域上平移量仍保持连续变化, 若对子波变换的尺度伸缩二进离散化, 同时也对卷积的平移

离散化,即 $a = 2j$ 当时,考虑在时间轴上的 $\tau = k/2^j$ 离散化,可得到一类对时间—尺度都离散化的子波变换,即多分辨率分析。

3.3 多分辨率分析

多分辨率分析(multi-resolution analysis, MRA), 又称为多尺度分析,它为正交子波变换的快速算法提供了理论依据,一个多分辨率分析 $\{V_j\}$ 对应一个尺度函数。实际物理信号总是有有限的分辨率,假设该分辨率为“1”,设空间 $\{V_j\}$, $\phi_j(t)$ 为对应的尺度函数,由于 $\phi_{2j}(t - 2^{-j}n) \in V_{2j} \subset V_{2j+1}$, 所以 $\phi_{2j}(t - 2^{-j}n)$ 可以在正交基上展开。令 H 代表离散滤波器,其脉冲响应 $h(n) = \langle \phi_{2^{-j}n}(u), \phi(u - n) \rangle$ 。若 G 为镜像滤波器,则其脉冲响应 $g(n) = h(-n)$,因而 $A_{2j}^d f = \sum_{k \in R} g(2n - k) \langle f(u), \phi_{2j+1}(u - 2^{-j-1}k) \rangle = (g(u) \times A_{2j+1}^d f)(2n)$, 对于 $j < 0$ 的所有离散逼近 $A_{2j}^d f$, 可以有 $A_{2j}^d f$ 通过反复迭代得出。因此在二维图像中,图像逼近 $A_{2j-1}^d f$ 和细节信号 $D_{2j}^1 f, D_{2j}^2 f, D_{2j}^3 f$ 可写成内积形式:

$$\begin{cases} A_{2j-1}^d f = \langle f(x, y), \phi_{2j}(x - 2^{-j}n) \phi_{2j}(x - 2^{-j}m) \rangle \\ D_{2j}^1 f = \langle f(x, y), \phi_{2j}(x - 2^{-j}n) \psi_{2j}(x - 2^{-j}m) \rangle \\ D_{2j}^2 f = \langle f(x, y), \psi_{2j}(x - 2^{-j}n) \phi_{2j}(x - 2^{-j}m) \rangle \\ D_{2j}^3 f = \langle f(x, y), \psi_{2j}(x - 2^{-j}n) \psi_{2j}(x - 2^{-j}m) \rangle \end{cases}$$

上式表明,二维图像分解成正交表示 $(A_{2j-1}^d f, D_{2j}^1 f, D_{2j}^2 f, D_{2j}^3 f)$, 其中, $A_{2j-1}^d f$ 代表了图像信号的最低频率; $D_{2j}^1 f$ 给出了 x 方向的低频和 y 方向上的高频分量(x 方向的边缘); $D_{2j}^2 f$ 给出了 y 方向的低频和 x 方向上的高频分量(y 方向的边缘); $D_{2j}^3 f$ 给出了 x, y 方向的高频分量。

3.4 子波基函数分析

子波基函数的选择对信号分析有着重要的影响,由于图像的子波变换可以用分离式的一维子波变换来近似,因此,可将二维图像目标检测的分析用一维的信号检测来近似。图 2 为一实际云层背景红外图像目标所在行的信号函数图,对该信号图采用不同的子波基函数进行分析。其中,dbN 是正交、非对称的子波基函数;symN 是正交、近似对称的子波基函数;biorN 是双正交且对称的子波基函数。采用不同子波基函数对图 2 信号分析后的结果如图 3 所示。

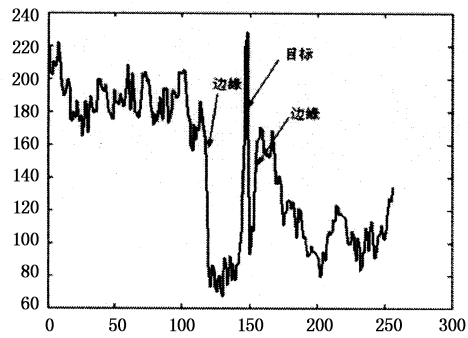
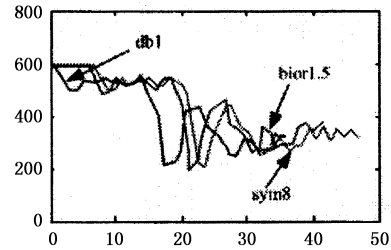
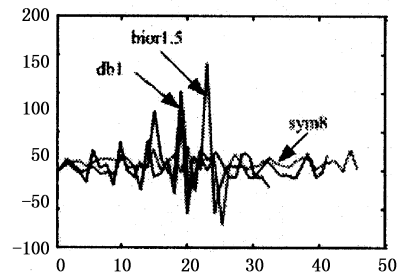


图 2 天空云层背景红外目标信号函数实际图像中的某一行



(a) 三阶低频信号



(b) 三阶高频信号

图 3 子波变换分解信号图

从图 3 可以得出:低频部分的分量逐渐模糊化以至于消失,对于不同的子波基而言,模糊化的程度各有不同:db1 和 bior1.5 子波分解的模糊化大致相同,且较 sym8 的子波基的分解明显。在高频部分的分量,对于 db1 子波和 bior1.5 子波而言,高频部分相对类似;对于 sym8 而言,高频对信号的保持性总体较好,也就是说信号的分量尽可能地保持在低频部分,随着尺度的变化而逐渐被分解到细节部分。从图 3 中还可以看出,不同子波的偏移量有所不同,随着子波基函数结构长度的增加而增加。大量的实验证明,双正交的子波基函数带通部分偏移量比正交子波基函数的带通部分偏移量要小,也就是说双正交子波基函数对目标的定位比正交子波基函数要准确,而且不同尺度的子带中具有相同函数起源的系数看起来互相之间都有不同程度的相关性,它们的边缘都是大约在对应的相同位置,这样一来就有利于进一步的目标检测。

3.5 信号奇异性及子波变换模极大值

在信号处理中,带奇异性的或者不规则的突变结构往往携带有重要的特征信息。图像中亮度的不连续往往存在于图像中某一同质的边缘、纹理或小目标,这恰恰是认识图像最有意义的部分。

在数学分析中,信号奇异性往往用一个函数是否具有 Lipschitz 指数来衡量,Lipschitz 指数越大,函数越光滑。设实函数 $\phi(x)$ 满足 $\int_R \phi(x) dx = 1$ 且 $\phi(x) = O(1/(1+x^2))$,称为光滑函数。如果选择子波函数为光滑函数的一阶导数,即 $\psi(x) = d\phi(x)/dx$,同时记 $\phi_s(x) = \frac{1}{s}\phi(\frac{x}{s})$ 。这时子波变换可表示为: $Wf(s, x) = f(x) \times \psi_s(x) = f(x) \times (S \frac{d\phi_s}{dx})(x) = S \frac{d}{dx}[f(x) \times \phi_s(x)]$ 对于某一特定尺度, $Wf(s, x)$ 的极大值对应 $f(x) \times \phi_s(x)$ 的突变点。若 $\phi(x)$ 是可微的, $\phi_s(x)$ 的等效宽度足够小, $Wf(s, x)$ 则的极值点的位置应出现在 $f(x)$ 的突变点附近。也就是说,通过子波分解的模极大值点可以找到原始信号的突变点。

4 基于子波变换的改进 Canny 算法

4.1 算法思想

Canny 算子获取图像梯度信息采用了高斯滤波后再微分的方法。然而,高斯滤波在平滑去噪的同时也产生一些虚假信息。这影响了 Canny 算子的边缘信息检测的性能。为此需要一种更好的抑制背景噪声、增强目标的方法。由于子波消噪是一种性能较好的滤波降噪方法,考虑用子波代替高斯平滑滤波,再对图像进行处理。本文研究的基于子波变换的红外小目标检测算法就是利用双正交子波基函数抑制或去除背景噪声,增强目标图像,保持目标细节。基于子波去噪的改进 Canny 算法的流程如图 4 所示。

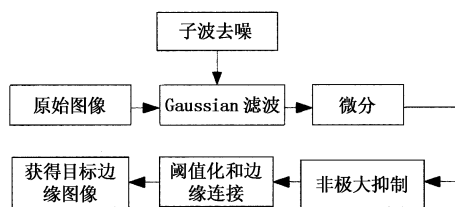


图 4 基于子波去噪的改进 Canny 算法流程

4.2 实例

选择 3 幅不同的红外小目标图像作为实验对象。选取的图像,目标像素在十几个或几十个像素之内且边缘细节模糊,目标与背景的对比如低,背景纹理杂波干扰大。利用不同算法获得的实验结果如图 5 所示。

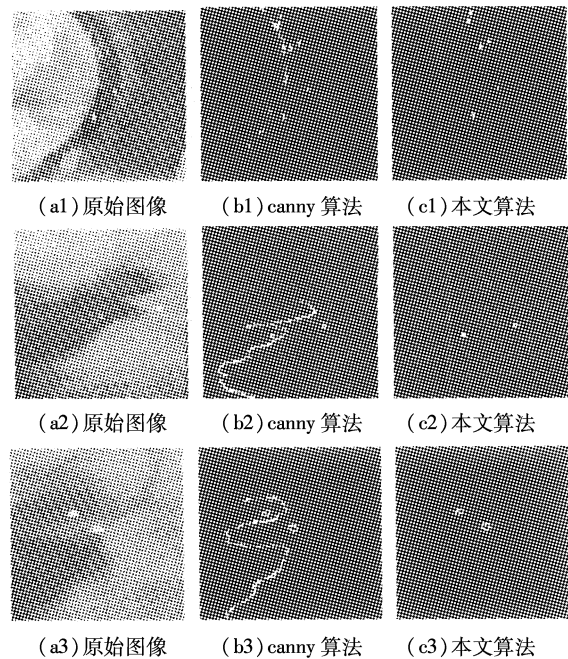


图 5 不同算法检测结果的对比

结论:使用 Canny 算法能够提取目标,但是检测出的背景纹理会造成虚假边缘或虚假目标,使用本文的改进 Canny 算法同样能够提取出目标,且能有效去除背景噪声。

5 结束语

本文研究的基于子波变换理论,引入子波去噪的改进 Canny 算法对于红外弱小目标检测具有重要军事意义,特别是对利用天基或临近空间平台探测 TBM 和 CM 具有借鉴意义。

参考文献:

- [1] Wang G D, Chen C Y, Shen X B. Facet-based infrared small target detection method [J]. Electron. Lett, 2005, 41(22):1244 - 1246.
- [2] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing [M]. 2nd Ed. Prentice Hall, 2003.
- [3] S M Smith, J M Brady, Susan. A new approach to low level image processing [J]. Journal of Computer Vision, 1997, 23(1):45 - 78.
- [4] John Canny. A computational approach to edge detection [C]//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6):679 - 698.
- [5] Ahmed H, Tewfid, Deepen Sinha, et al. On the optimal choice of a wavelet for signal representation [C]//IEEE Transaction on Information Theory, 1992, 38:747 - 765.
- [6] Robin N, Strickland. Wavelet methods for extracting objects from complex backgrounds [C] //IEEE, 1996:7 - 12.
- [7] Armein. Image processing using singularities and wavelets [C] //IEEE, 2001:1933 - 1936.
- [8] Tewfik, Sinha. On the optical choice of a wavelet for signal representation [C] //IEEE Trans. Infor, 1992, 38(2):747 - 765.