

基于局部显著性与梯度 L_0 范数的红外图像保边平滑算法

赵爱罡^{1,2}, 王宏力², 杨小冈², 陆敬辉², 姜伟², 黄鹏杰²

(1. 火箭军工程大学士官学院, 山东 青州 262500; 2. 火箭军工程大学控制工程系, 西安 710025)

摘要: 在红外图像预处理过程中, 为有效保护图像的显著边缘信息, 提出了一种融合全局梯度 L_0 范数和局部显著性的保边平滑算法。首先, 对红外图像进行拉普拉斯变换, 采用嵌套矩形框快速估计边缘局部显著性, 并利用均值与方差设计权重函数; 其次, 依据权重调节逼近项中每个像素的重要性, 约束全局梯度的 L_0 范数, 建立模型; 最后通过交替方向乘法对模型求解, 平滑红外图像, 保护显著的边缘信息。实验结果表明, 与其他保边平滑算法相比, 所提算法能在平滑图像的同时, 有效保护显著边缘, 为进一步应用提供了理论支持。

关键词: 红外图像; 保边平滑; 局部显著性; 梯度 L_0 范数

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2017)02-0019-06

Edge-Preserving Smooth Algorithm for Infrared Images Based on Local Saliency and L_0 Norm of Gradient

ZHAO Ai-gang^{1,2}, WANG Hong-li², YANG Xiao-gang², LU Jing-hui², JIANG Wei², HUANG Peng-jie²

(1. School of Sergeancy, Rocket Force University of Engineering, Qingzhou 262500, China;

2. Department of Control and Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to preserve the feature of salient edge for pre-processing of infrared images, an edge-preserving smoothing algorithm fused with L_0 norm of global gradient and local saliency is proposed. First, Laplace transform is made to the infrared image, local edge saliency is estimated rapidly by the nested rectangles, and the weight function is designed by using mean and variance. Secondly, significance of each pixel in the approximation term is adjusted based on the weights, to restrain L_0 norm of global gradient and build the optimization model. Finally, the model is solved by alternating direction method of multipliers, the infrared image is smoothed while preserving the local salient edges. Experimental result shows that: Comparing with other edge-preserving algorithms, our algorithm can smooth infrared images while preserve local salient edges effectively, which supplies a theoretical support for further application.

Key words: infrared image; edge-preserving smooth; local saliency; L_0 norm of gradient

0 引言

随着科技的进步, 红外探测手段高速发展, 因是被动成像, 具有较强的穿透能力, 防伪装和抗干扰方面突出, 备受现代武器的青睐^[1]。红外图像与可见光图像相比, 信息量比较少, 边缘是主要的特征之一, 且在目标感知与识别过程中, 高层次特征能够描述目标的主要特征, 更易引起视觉注意, 所以, 在红外图像预处理过程中, 如何保护显著边缘信息将直接关系到后续的

应用, 如图像分割、边缘提取、目标增强、背景抑制等。

图像平滑研究较多, 如均值滤波和中值滤波, 这些算法着眼特定的噪声, 应用受限, 基于局部信息进行平滑, 效果不佳, 且无法保护边缘; 双边滤波^[2]将灰度信息与距离信息进行高斯加权, 保护局部边缘信息, 是平滑图像和保护边缘的折中算法, 参数难以选择, 灰度权重设置过大, 边缘比较模糊, 设置过小起不到平滑的作用, 无法突出红外图像的主要结构; 文献[3]提出了引导滤波算法, 是一种线性平均滤波, 具有不错的保边特性, 但是在边缘处会出现光晕现象; 文献[4]提出的全变差约束平滑滤波算法采用了梯度的 L_1 范数作为正则项, 对全局灰度突变进行调整, 在边缘处会出现梯度衰减的情况, 平滑后的边缘受到影响; 文献[5]提出一

收稿日期: 2016-03-07 修回日期: 2016-12-26

基金项目: 国家自然科学基金(61004111, 61074156)

作者简介: 赵爱罡(1986—), 男, 河北衡水人, 博士, 讲师, 研究方向为红外精确制导。

种基于局部拉普拉斯金字塔的保边平滑滤波算法,将图像分解为多个尺度,在每个尺度中对图像进行分析滤波,最后通过金字塔重构原始图像,但是每个尺度中阈值参数对滤波结果影响很大;梯度 L_0 范数约束平滑滤波^[6],对全局主要梯度进行保护,边缘梯度幅值没有变化,具有较好的保真度,对于细节部分,梯度幅值较小,会被平滑掉,平滑效果不错,但是会将局部显著边缘平滑掉,造成局部失真。总之,对全局边缘进行处理,会突出图像整体的大致轮廓,平滑效果较好,但是会忽略局部显著边缘,造成信息丢失。对局部边缘进行处理,一般边缘保真度较好,因其重点关注局部特征,缺乏全局梯度的比较,难以在区域层面上进行平滑优化,所以如何寻找一个平衡点是当前保边平滑滤波的主要研究问题。

本文在梯度 L_0 范数约束保边平滑的基础上,提出了局部边缘显著性度量,对边缘与非边缘区域进一步划分,利用加权函数自适应调节梯度的重要程度,在全局平滑的基础上有效保护局部显著边缘,为后续目标分割、检测识别打下基础。

1 梯度 L_0 范数约束

一般可以将图像划分为平坦区域、纹理区域和边缘区域,其梯度图表现为平坦区域和纹理区域的幅值较小,在边缘处的梯度幅值较大,而边缘特征是能够引起视觉注意并能描述目标的高级特征,受此启发,在图像平滑的过程中约束梯度幅值的个数,即保持主要的边缘区域,能够突出目标的主要特征。假设红外图像为 I ,平滑后的图像为 S ,其梯度向量为

$$\nabla S_p = (\partial_x S_p, \partial_y S_p)^T \quad (1)$$

式中, p 为像素的位置。梯度 L_0 范数描述为

$$C(\nabla S) = \#\{p \mid \|\nabla S_p\|_1 \neq 0, p \in \Omega\} \quad (2)$$

式中: $\#\{\cdot\}$ 为计数操作符; Ω 为位置的取值范围。 $C(\nabla S)$ 与图像的动态范围压缩、灰度变化和梯度幅值大小没有关系,不会对边缘处梯度的幅值产生影响,能够保持边缘的保真度。首先考虑整幅图像的梯度 L_0 范数,即全局考虑显著边缘得到保护,与此同时,需要对图像相似性进行约束,即

$$\min_s \frac{1}{2} \sum_p (S_p - I_p)^2 \quad \text{s.t.} \quad C(\nabla S) = K \quad (3)$$

式中, K 为对全局梯度个数的约束, K 值越大,平滑后的图像保留的细节越多,值越小,被平滑掉的梯度越多,图像越平滑。在实际操作中,其值的大小难以确定,要根据具体的图像内容考虑,起到平衡保真度与平滑度的作用,所以借用平衡因子进行调节,式(3)改写为

$$\min_s \left\{ \frac{1}{2} \sum_p (S_p - I_p)^2 + \lambda C(\nabla S) \right\} \quad (4)$$

式中, λ 为平滑参数,值越大,因为整体要保持最小,就要求 $C(\nabla S)$ 的值较小,所以图像的边缘较少,图像更加平滑。

由上述分析可知, $C(\nabla S)$ 控制全局梯度的数量,没有考虑局部梯度的显著性,造成重要信息丢失,如图 1a 所示,小目标区域的梯度幅值在整幅图像中不够显著,但在局部区域比较突出,且为需要检测的重要目标;图 1b 为梯度 L_0 平滑滤波结果,保留了全局显著边缘,而将小目标视为细节进行了平滑;图 1c 为加入局部边缘显著性调节的平滑滤波结果,平坦区域的平滑与图 1b 相当,保留了一些局部凸起的边缘细节。

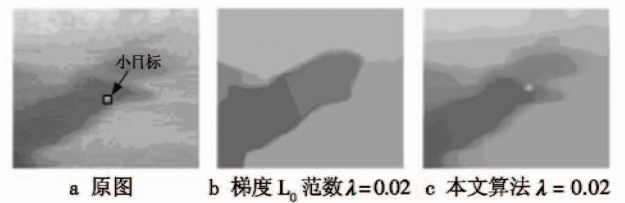


图1 平滑效果对比图

Fig. 1 Comparison of smoothing results

2 边缘局部显著性度量

边缘局部显著性表示突出的程度,是从数量角度进行描述的,平坦区域内微小的突起,虽然梯度幅值不大,但是数量较少,显著性也较大。首先将图像进行快速的拉普拉斯变换,得到大致边缘图像,考虑某个像素的邻域,如果像素灰度与邻域内其他灰度值均比较接近,则不显著,反之亦然。这样逐像素计算,计算量较大,考虑按区域计算,如图 2 所示,为一嵌套矩形框,内矩形为 B ,外矩形为 O ,外矩形面积大约为内矩形面积的 2 倍。假设 O 区域内像素大部分不显著,在梯度图像中,将 B 内像素与 O 内像素进行对比,计算 B 内像素的显著性,并用嵌套矩形框扫描整幅图像,滑动步长为 l 即可。

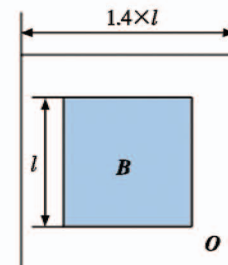


图2 局部显著性计算示意图

Fig. 2 Sketch map of local saliency calculation

矩形框 B 内显著性度量为

$$W(B_p) = 1 - \exp\left(-\frac{(B_p - m_o)^2}{\sigma_o^2}\right) \quad (5)$$

式中, m_o 和 σ_o 分别为外矩形 O 内像素灰度值的均值

和方差。与均值差距越大,表示数量越少,显著性越高,计算一次均值与方差,可以计算 B 矩形框内所有像素的显著性值,加快了计算速度。

3 保边平滑模型的建立与求解

边缘局部显著性较大的位置要求平滑后图像与原始图像逼近程度高,所以用权值调节逼近项,即式(4)改写为

$$\min_s \left\{ \frac{1}{2} \sum_p W_p (S_p - I_p)^2 + \lambda C(\nabla S) \right\} \quad (6)$$

式中, W_p 为局部显著性在位置 p 点的值。此模型将边缘局部显著性考虑在内,能有效保护局部显著的边缘。众所周知, L_0 问题是组合问题,难以求解,引入中间变量对 L_0 约束项进行替换,求其近似值,既能保证模型性质,又能快速求解,式(6)的等价形式为

$$\min_s \left\{ \frac{1}{2} \sum_p W_p (S_p - I_p)^2 + \lambda C(\mathbf{w}) \right\} \quad (7)$$

s. t. $(\mathbf{w}_h \ \mathbf{w}_v)^T = (\partial_x S \ \partial_y S)^T$

式中, $\mathbf{w} = (\mathbf{w}_h \ \mathbf{w}_v)^T$ 。为方便求导计算,将图像写成一维向量的形式,微分表示为矩阵相乘的形式,则式(7)的等价形式为

$$\min_s \left\{ \frac{1}{2} \| \mathbf{G}(\bar{S} - \bar{I}) \|_2^2 + \lambda C(\bar{\mathbf{w}}) \right\} \quad \text{s. t.} \quad \bar{\mathbf{w}} = \mathbf{D}\bar{S} \quad (8)$$

式中: $\bar{S} \in \mathbf{R}^{MN}$; $\bar{I} \in \mathbf{R}^{MN}$; $\bar{\mathbf{w}} = (\bar{\mathbf{w}}_h \ \bar{\mathbf{w}}_v)$, $\bar{\mathbf{w}}_h \in \mathbf{R}^{MN}$, $\bar{\mathbf{w}}_v \in \mathbf{R}^{MN}$; $\mathbf{D}_h \in \mathbf{R}^{MN \times MN}$ 和 $\mathbf{D}_v \in \mathbf{R}^{MN \times MN}$ 分别为图像水平和垂直方向的有限差分矩阵; $\mathbf{G} \in \mathbf{R}^{MN \times MN}$, 为一维向量点乘的矩阵形式,即将矩阵 W 的全部元素按先行后列的顺序作为矩阵 G 的对角线元素,其余元素为0,而 $m \times n$ 为图像的大小。记 $\mathbf{D} = (\mathbf{D}_h \ \mathbf{D}_v) \in \mathbf{R}^{2MN \times MN}$, $\mathbf{D}\bar{S} = (\mathbf{D}_h \bar{S} \ \mathbf{D}_v \bar{S}) \in \mathbf{R}^{2MN}$, 式(8)的拉格朗日乘子函数为

$$L_\beta(\bar{S}, \bar{\mathbf{w}}, z) = \frac{1}{2} \| \mathbf{G}(\bar{S} - \bar{I}) \|_2^2 + \lambda C(\bar{\mathbf{w}}) + \langle z, \mathbf{D}\bar{S} - \bar{\mathbf{w}} \rangle + \frac{\beta}{2} \| \mathbf{D}\bar{S} - \bar{\mathbf{w}} \|_2^2 \quad (9)$$

式中, $z = (z_h \ z_v)$, $z_h \in \mathbf{R}^{MN}$, $z_v \in \mathbf{R}^{MN}$, 由拉格朗日乘子法,式(9)求解的迭代算式为

$$\begin{cases} (\bar{S}^{k+1}, \bar{\mathbf{w}}^{k+1}) = \operatorname{argmin}_{\bar{S}, \bar{\mathbf{w}}} L_\beta(\bar{S}, \bar{\mathbf{w}}, z^k) \\ \mathbf{G}^{k+1} = (1 - \gamma)\mathbf{G}^k + \gamma g(\bar{S}^{k+1}) \\ z^{k+1} = z^k + \beta(\mathbf{D}\bar{S}^{k+1} - \bar{\mathbf{w}}^{k+1}) \end{cases} \quad (10)$$

式中: γ 为更新参数; $g(\cdot)$ 为由图像求取权重矩阵的算子,步骤见2节。第1个问题为多变量求解问题,利用交替迭代法进行求解,得到以下4个子问题,即

$$\begin{cases} \bar{S}^{k+1} = \operatorname{argmin}_{\bar{S}} \left\{ \frac{1}{2} \| \mathbf{G}^k(\bar{S} - \bar{I}) \|_2^2 + \langle z^k, \mathbf{D}\bar{S} \rangle + \frac{\beta}{2} \| \mathbf{D}\bar{S} - \bar{\mathbf{w}}^k \|_2^2 \right\} \\ \bar{\mathbf{w}}^{k+1} = \operatorname{argmin}_{\bar{\mathbf{w}}} \left\{ \lambda C(\bar{\mathbf{w}}) - \langle z^k, \bar{\mathbf{w}} \rangle + \frac{\beta}{2} \| \mathbf{D}\bar{S}^{k+1} - \bar{\mathbf{w}} \|_2^2 \right\} \\ \mathbf{G}^{k+1} = (1 - \gamma)\mathbf{G}^k + \gamma g(\bar{S}^{k+1}) \\ z^{k+1} = z^k + \beta(\mathbf{D}\bar{S}^{k+1} - \bar{\mathbf{w}}^{k+1}) \end{cases} \quad (11)$$

对每个子问题进行求解如下。

1) 固定 $\bar{\mathbf{w}}^k, z^k, \mathbf{G}^k$ 求解 \bar{S}^{k+1} , 最小值在驻点处取得,所以 $L_\beta(\bar{S}, \bar{\mathbf{w}}^k, z^k)$ 对 \bar{S} 求导得

$$((\mathbf{G}^k)^T \mathbf{G}^k + \beta \mathbf{D}^T \mathbf{D}) \bar{S} = (\mathbf{G}^k)^T \mathbf{G}^k \bar{I} + \mathbf{D}^T (\beta \bar{\mathbf{w}}^k - z^k) \quad (12)$$

可以利用矩阵求逆得到

$$\bar{S}^{k+1} = ((\mathbf{G}^k)^T \mathbf{G}^k + \beta \mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} ((\mathbf{G}^k)^T \mathbf{G}^k \bar{I} + \mathbf{D}^T (\beta \bar{\mathbf{w}}^k - z^k)) \quad (13)$$

为加快计算速度,借助快速傅里叶变换在频域进行计算,介绍如下引理。

引理1^[7] 假设 $f = Xc$, 其中, $f \in \mathbf{R}^N, c \in \mathbf{R}^N, X \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为循环矩阵,则存在对角矩阵 $A_X \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 使得

$$X = \mathbf{Q} A_X \mathbf{Q}^{-1} \quad (14)$$

式中, $\mathbf{Q}_{k,i} = \exp(j2\pi ki/N)$ 为傅里叶变换重构矩阵, $\mathbf{Q}_{k,i}^{-1} = \exp(-j2\pi ki/N)$ 为傅里叶变换分解矩阵。

由引理1可知, $\mathbf{Q}^{-1} f = A_X \mathbf{Q}^{-1} c$, 即 $F(f) = A_X F(c)$, $F(\cdot)$ 为傅里叶变换操作符。式(12)改写为

$$((\mathbf{G}^k)^T \mathbf{G}^k + \beta(\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h + \mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_v)) \bar{S} = (\mathbf{G}^k)^T \mathbf{G}^k \bar{I} + \mathbf{D}_h^T (\beta \bar{\mathbf{w}}_h^k - z_h^k) + \mathbf{D}_v^T (\beta \bar{\mathbf{w}}_v^k - z_v^k) \quad (15)$$

式中: \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_v 均为循环矩阵,所以 $\mathbf{D}_h^T \mathbf{D}_h$ 和 $\mathbf{D}_v^T \mathbf{D}_v$ 均可对角化; \mathbf{G} 为对角矩阵,式(15)可写为

$$(\mathbf{A}_{G^k G} + \beta(\mathbf{A}_{h^k h} + \mathbf{A}_{v^k v})) F(\bar{S}) = \mathbf{A}_{G^k G} F(\bar{I}) + \mathbf{A}_{h^k h} F(\beta \bar{\mathbf{w}}_h^k - z_h^k) + \mathbf{A}_{v^k v} F(\beta \bar{\mathbf{w}}_v^k - z_v^k) \quad (16)$$

式中, $\mathbf{A}_{G^k G}, \mathbf{A}_{h^k h}, \mathbf{A}_{v^k v}, \mathbf{A}_{h^k h}$ 和 $\mathbf{A}_{v^k v}$ 是对应的对角矩阵,则利用傅里叶逆变换进行求解得

$$\bar{S}^{k+1} = F^{-1} \left(\frac{\mathbf{A}_{G^k G} F(\bar{I}) + \mathbf{A}_{h^k h} F(\beta \bar{\mathbf{w}}_h^k - z_h^k) + \mathbf{A}_{v^k v} F(\beta \bar{\mathbf{w}}_v^k - z_v^k)}{\mathbf{A}_{G^k G} + \beta(\mathbf{A}_{h^k h} + \mathbf{A}_{v^k v})} \right) \quad (17)$$

式中, “ \cdot / \cdot ” 为点除以对应的矩阵的对角元素。

2) 固定 \bar{S}^{k+1} , 求解 $\bar{\mathbf{w}}^{k+1}$, 定义

$$b(\bar{\mathbf{w}}) = \lambda C(\bar{\mathbf{w}}) + \frac{\beta}{2} \| \bar{\mathbf{w}} - \mathbf{D}\bar{S}^{k+1} \|_2^2 - \langle z^k, \bar{\mathbf{w}} \rangle \quad (18)$$

合并 $\bar{\mathbf{w}}$ 变形为 $b(\bar{\mathbf{w}}) = \lambda C(\bar{\mathbf{w}}) + \frac{\beta}{2} \| \bar{\mathbf{w}} - \mathbf{D}\bar{S}^{k+1} - \frac{1}{\beta} z^k \|_2^2 -$

$\frac{1}{2\beta} \|z^k\|_2^2 - \langle z^k, D\bar{S}^{k+1} \rangle$ 。因为只有前两项含有 \bar{w} , 后两项为常数项, 所以只对前两项进行求解, 为此, 引入二值函数, 为方便描述, 首先对标量进行证明

$$H(x) = \begin{cases} 1 & |x| \neq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

引理 2^[8] 使 $J(x) = (x-a)^2 + \eta H(x)$ 取得最小时, $a \neq 0$ 为一个常数, x 的解为

$$\hat{x} = u_{\eta}(x) = \begin{cases} a & a^2 > \eta \\ 0 & a^2 \leq \eta \end{cases} \quad (20)$$

证明:

① 当 $a^2 > \eta$ 时, $J(a) = H(a) = \eta, J(0) = a^2 > \eta = J(a), J(x \neq a \text{ 且 } x \neq 0) = (x-a)^2 + \eta > \eta = J(a)$, 所以, 当 $x = a$ 时, $J(x)$ 取得最小值;

② 当 $a^2 \leq \eta$ 时, $J(0) = a^2, J(x \neq 0) = (x-a)^2 + \eta \geq a^2 = J(0)$, 所以, 当 $x = 0$ 时, $J(x)$ 取得最小值, 证毕。

根据引理 2, 使式(18)取得最小值的 \bar{w}^{k+1} 为

$$\bar{w}^{k+1} = \left[u_{(2\lambda)/\beta} \left(\left(D\bar{S}^{k+1} + \frac{1}{\beta} z^k \right)_1 \right), u_{(2\lambda)/\beta} \left(\left(D\bar{S}^{k+1} + \frac{1}{\beta} z^k \right)_2 \right), \dots, u_{(2\lambda)/\beta} \left(\left(D\bar{S}^{k+1} + \frac{1}{\beta} z^k \right)_{2MN} \right) \right]^T \quad (21)$$

3) 更新权值矩阵 G , 即

$$G^{k+1} = (1-\gamma)G^k + \gamma g(\bar{S}^{k+1}) \quad (22)$$

4) 更新拉格朗日乘子 z , 即

$$z^{k+1} = z^k + \beta(D\bar{S}^{k+1} - \bar{w}^{k+1}) \quad (23)$$

最后是终止条件判断, 因为问题 2 不具有可微性, 所以采用相对误差作为终止条件, 即

$$\max \left(\frac{\|\bar{S}^{k+1} - \bar{S}^k\|_2}{\|\bar{S}^k\|_2}, \frac{\|\bar{w}^{k+1} - \bar{w}^k\|_2}{\|\bar{w}^k\|_2} \right) \leq \varepsilon \quad (24)$$

式中, ε 为给定的误差限。综上分析, 基于边缘局部显著性与梯度 L_0 范数的保边平滑滤波算法步骤如下。

输入: 图像 I , 平滑参数 λ , 参数 β 。

初始化: $S = I, G = g(S), w = \nabla S, k = 0$ 。

① 使用式(17)估计 \bar{S}^k 。

② 使用式(21)估计 \bar{w}^k 。

③ 使用式(22)更新权重矩阵 G^k 。

④ 使用式(23)更新拉格朗日乘子 z^k 。

⑤ 判断终止条件, 若满足则输出 S , 若不满足则 $k+1$, 跳到步骤①。

4 实验结果与分析

实验 1: 方法对比。传统的保边平滑算法主要有双边滤波 (Bilateral Filter, BF), 指导图像滤波器 (Guided-Image Filter, GIF), 非局部均值滤波器 (Non-Local Mean

Filter, NLMF)^[9], 加权最小二乘滤波器^[10] (Weighted Least Squares Filter, WLSF), 全变差滤波器 (Total Variation Filter, TVF), 梯度 L_0 范数滤波器 (Gradient L_0 Norm Filter, GNF) 和本文的加权梯度 L_0 范数滤波器 (Weighted Gradient L_0 Norm Filter, WGNF)。从实际应用出发, 以红外图像为研究对象, 观察对小目标图像和显著目标图像的平滑滤波效果, 如图 3、图 4 所示。

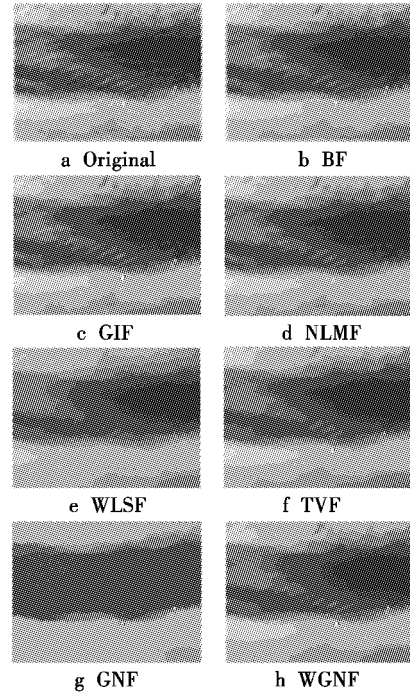


图 3 小目标图像滤波结果

Fig. 3 Filtering results of small target image

由图 3 结果可知, NLMF, WLSF 和 TVF 的平滑结果对隐藏在云层中的小目标均有不同程度的平滑, 忽略了局部边缘的显著性, 从全局考虑的因素偏多, 保持了图像整体能量的均衡, 导致低对比度的小目标被背景吞没, 小目标消失; BF 和 GIF 滤波从局部入手, 与中心像素性质接近的赋予高的权重, 从距离和相似性对邻域像素加权来共同决定中心像素的值, 局部边缘保持较好, 小目标能保持着原来的对比度, 但是没有从整体进行考虑, 平滑效果不佳; 基于梯度 L_0 范数的平滑滤波从图像整体保持一定比例的梯度, 以此为主要依据对图像进行平滑, 保留了图像全局显著性的梯度, 且梯度的幅值不变, 保真度较高, 但是没有考虑局部的显著性, 导致全局对比度低的区域被过度平滑; 隐于云层内的小目标, 从图像全局来看不显著, 梯度的幅值相对较小, 但在局部区域考虑, 梯度幅值比云层变化要大, 比较显著, 本文基于局部边缘显著性提取权重, 对比较显著的边缘加权, 利用逼近项对边缘进行约束, 由图 3h 可以看出, 小目标的特性和原图一致, 仅云层背景被平滑, 为进一步小目标检测做准备。

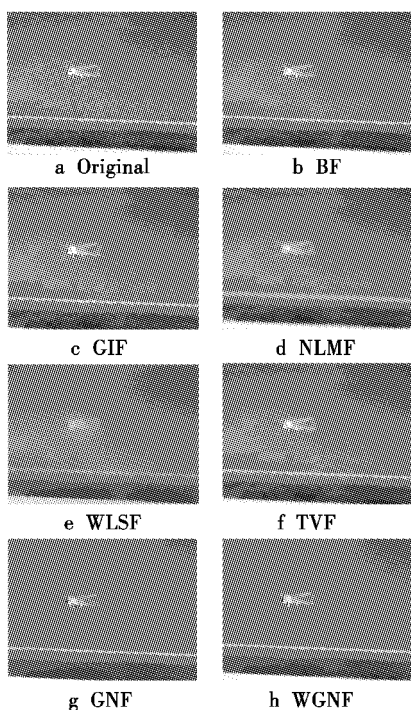


图4 显著目标滤波结果

Fig.4 Filtering results of salient target

因飞机的发动机分布在机身的前侧,在红外图像上飞机的显示不均匀,后翼发热不明显,几乎与背景相同,比较各种保边平滑滤波的结果,去噪效果均比较明显,但在细节保持上有明显差异,BF和GIF属于局部滤波,保护细节效果显著,但是平滑作用不明显;NLMF,WLSF和TVF对低对比度细节进行了平滑,丢失了重要的局部显著特征;GNF滤波整体平滑效果显著,细节保护也较其他算法突出,但是在飞机后翼的边缘处存在平滑过渡的情况,与WGNF相比,保护局部显著特征方面效果不佳,没有对局部进行特殊保护,容易造成局部显著细节丢失。

实验2:梯度及边缘提取。保边平滑滤波能够对图像去噪,平滑不显著的背景,保护有关目标的一些重要特征,对梯度图像和边缘提取有一定的影响,如图5、图6所示。

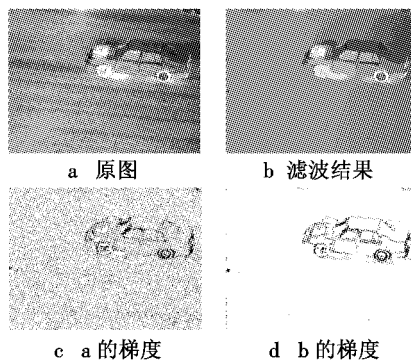


图5 物体梯度和边缘对比

Fig.5 Gradient and edge of an object

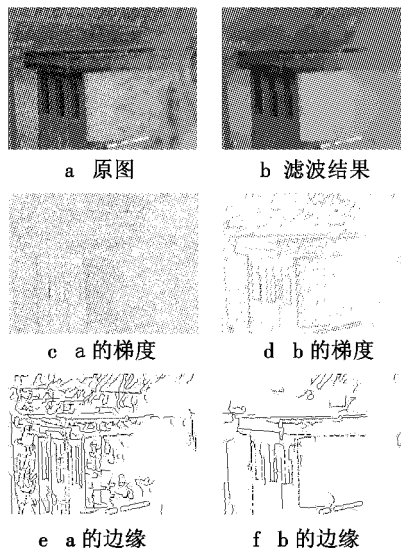


图6 建筑梯度和边缘对比

Fig.6 Gradient and edge of a building

由图5和图6可清楚地看到,利用本文方法平滑后的图像在梯度计算和边缘提取方面占有显著的优势。特别是图6,通过原图的梯度和边缘均不能清楚地看出原始建筑概况,而经过平滑后的图像,在梯度和边缘图中均剔除了大量杂点和不显著细节,能够突出原图主要建筑轮廓,效果显著。

5 结论

保边平滑滤波器能够在去除噪声的同时保护边缘,在图像预处理中被广泛应用。本文在梯度 L_0 范数约束平滑的基础上,将边缘局部显著性考虑在内,利用嵌套矩形加快权重值的计算,加权调节局部边缘的逼近项,通过变量替换和增广拉格朗日法对目标函数进行优化,避免了迭代步长设置带来的数值不稳定的问题。滤波结果在平滑和保护显著细节方面效果显著,为图像提取边缘、目标检测与识别打下了基础。

参考文献

[1] 王建永,王雪梅,杨小冈,等. 轮廓不变特征在待机飞行器识别中的应用[J]. 光电与控制,2015,22(2):12-16.

[2] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//The 6th International Conference on Computer Vision, IEEE, 1998 :839-846.

[3] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35 (6) :1397-1409.

[4] FUSCO N, MOSCARIELLO G, SBORDONE C. A formula for the total variation of SBV functions [J]. Journal of Functional Analysis, 2016, 270 (1) :419-446.

[5] PARIS S, HASINOFF S W, KAUTZ J. Local Laplacian filters: edge-aware image processing with a Laplacian pyramid [J]. ACM Transactions on Graphics, 2011. doi : 10. 1145/2010324. 1964963.

[6] XU L, LU C, XU Y, et al. Image smoothing via L_0 gradient minimization [C]//ACM Transactions on Graphics (TOG), 2011. doi:10. 1145/2070752. 2024208.

[7] 蒋加清. 两类 r -循环矩阵求逆的快速算法 [J]. 数学理论与应用, 2011, 31 (2) :46-49.

[8] 赵爱罡,王宏力,杨小冈,等. 基于结构低秩编码的复杂环境红外弱小目标检测算法 [J]. 中国惯性技术学报, 2015, 23 (5) :662-669.

[9] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 : 60-65.

[10] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation [C]//ACM Transactions on Graphics (TOG), 2008. doi:10. 1145/1360612. 1360666.

(上接第 18 页)

[4] REID D. An algorithm for tracking multiple targets [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24 (6) : 843-854.

[5] PATTIPATI K R, DEB S, BAR-SHALOM Y, et al. A new relaxation algorithm and passive sensor data association [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1992, 37 (2) :198-213.

[6] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2003, 39 (4) :1152-1178.

[7] VO B N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2005, 41 (4) :1224-1245.

[8] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54 (11) :4091-4104.

[9] 闫小喜,韩崇昭. 基于目标出生强度在线估计的多目标跟踪算法 [J]. 自动化学报, 2011, 37 (8) :963-972.

[10] HAN S T, XUE A K, PENG D L. A historical information feedback multiple-target tracker [C]//The 33rd Chinese Control Conference (CCC), 2014 :7173-7178.

[11] RISTIC B, CLARK D, VO B N, et al. Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2012, 48 (2) :1656-1668.

[12] STREIT R L. Poisson point processes: imaging, tracking, and sensing [M]. Heigelberg: Springer, 2010.

[13] STREIT R L, STONE L D. Bayes derivation of multitarget intensity filters [C]//The 11th International Conference on Information Fusion, 2008 :1-8.

[14] STREIT R L. Multisensor multitarget intensity filter [C]//The 11th International Conference on Information Fusion, 2008 :1-8.

[15] 李翠芸,江舟,姬红兵. 一种新的未知杂波环境下的PHD滤波器 [J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2014, 41 (5) :18-23.

[16] SCHUHMACHER D, VO B T, VO B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56 (8) : 3447-3457.

