

文章编号: 1672-8785(2019)11-0042-07

基于整体变分的红外和可见光图像融合

倪 钊 阮秀凯 周志立* 崔桂华

(温州大学电气数字化设计技术国家地方联合工程实验室, 浙江 温州 325035)

摘 要: 针对红外与可见光的融合图像存在对比度低、场景细节信息不清晰的问题, 提出基于整体变分的红外和可见光图像融合方法。该方法将每次迭代后的融合图像分别与可见光和红外图像进行差分运算, 作为整体变分模型的正则项和保真项。同时, 引入关于红外图像的非增扩散函数来引导扩散, 抑制红外图像边缘信息的平滑, 从而把图像融合问题转化为图像去噪问题, 最终转化为一个泛函求极值问题。实验结果从视觉质量及客观评价上验证了该方法的有效性。

关键词: 红外图像; 可见光图像; 图像融合; 整体变分; 去噪

中图分类号: TN219 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2019.11.008

Infrared and Visible Images Fusion Based on Total Variation

NI Chuan, RUAN Xiu-kai, ZHOU Zhi-li*, CUI Gui-hua

(National-Local Joint Engineering Laboratory for Digitalized Electrical Design Technology,
Wenzhou University, Wenzhou 325035, China)

Abstract: Aiming at the problems of low contrast and unclear scene details in infrared and visible image fusion, an infrared and visible image fusion method based on total variation is proposed. In this method, the difference between the fusion image after each iteration and the visible and infrared images is used as the regular and fidelity terms of the total variational model. At the same time, a non-incremental diffusion function about infrared images is introduced to guide the diffusion and suppress the smoothness of the edge information of the infrared images, so that the image fusion problem can be transformed into an image denoising problem, and finally it is transformed into a functional problem of finding extreme values. The experimental results verify the effectiveness of the method from visual quality and objective evaluation.

Key words: infrared image; visible light image; image fusion; total variation; denoise

收稿日期: 2019-09-19

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61671329, 61775170); 浙江省基础公益研究计划项目(GG19F010026); 浙江省教育厅一般项目(Y201635569); 温州市科技计划项目(2018N0042)

作者简介: 倪钊(1994-), 男, 浙江宁波人, 硕士生, 主要从事检测与控制技术、图像处理研究。

*通讯作者: 周志立(1979-), 男, 浙江温州人, 博士, 讲师, 主要从事机器视觉、图像融合研究。

E-mail: zhouzhili@wzu.edu.cn

0 引言

在信息爆炸的时代, 传感器技术迅速发展, 遥感中模式识别、医学成像及现代军事等应用领域需要有关特定场景的全面信息。图像融合是一种结合不同类型传感器获取的图像以生成一个鲁棒的有助于后续处理的融合图像。图像融合方法的关键是有效的图像信息提取和适当的融合原理, 以增强对各种条件的理解。单一传感器仅从一个方面获取信息, 无法提供所有的必需信息。因此, 融合技术在现代应用和计算机视觉中发挥着越来越重要的作用。

红外和可见光图像融合在许多方面都具有优势。首先, 信号来自不同的形式, 从不同的角度提供场景信息。可见光图像捕捉景物的反射光信息, 可以提供与人类视觉系统一致的高空间分辨率和高清晰度的纹理细节。红外图像捕捉热辐射信息, 可以根据热辐射的差异区分目标和背景^[1]。因此, 这种组合获得的信息比单模态信号组合更丰富。其次, 红外和可见光图像呈现的特征几乎是所有物体固有的, 这些图像可以通过相对简单的设备获得, 不像电子计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)、磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)等技术要求那么严格。最后, 红外和可见光图像具有互补性, 可产生信息丰富的、稳定的融合图像。目前, 公开发表的图像融合算法很多, 主要可分为像素级融合、特征级融合以及决策级融合等几大类^[2]。其中像素级图像融合方法的主要优点是原始测量值直接参与融合过程, 该方法具有计算效率高、易于实施的特点。因此, 一般图像融合策略采用像素级图像融合方法^[2]。近年来, 人们对图像融合提出了很多不同的像素级图像融合方法。其中, 最简单的策略是对像素值逐点取平均。然而, 利用这种方法得到的融合图像具有较低的对比度, 而且缺乏鲁棒性。基于多尺度变换的图像融合方法是图像融合中最活跃的领域, 它将源图像分解为多个层次, 将相应的

层次采用特定的规则融合, 并相应地重构目标图像。该融合方法主要有拉普拉斯金字塔变换^[3]、离散小波变换^[4]、曲波变换^[5,6]和非下采样轮廓波变换^[7]等。由于该方法与人类视觉系统一致, 因此能获得较好的性能。但是, 该方法对不同的源图像使用与之对应的相同尺度的表示, 并试图保留源图像中相同的图像特征如边缘和线条等信息。红外图像中热辐射信息表现为像素点的强度; 与背景相比, 目标通常具有更大的强度, 因此很容易被检测到。而可见光图像中的纹理信息用梯度表示。因此, 在融合过程中, 两种不同类型的图像使用相同的尺度表示存在一定的局限性^[8]。

红外图像捕捉的热辐射信息以像素强度为特征; 而可见光图像捕捉的反射光信息, 可以提供高清晰度的纹理细节, 基本上以图像中的梯度为特征。因此, 可采用整体变分去噪思想进行图像融合。由于融合图像的纹理细节要尽可能地与可见光图像保持一致, 可对融合后的图像与可见光图像作差分, 得到残差图像, 其细节信息可视为噪声, 把残差图像的梯度作为整体变分的正则项。而期望融合图像与红外图像具有相似的像素强度, 其残差图像可作为整体变分的保真项。这样就可把图像融合问题变为图像去噪问题, 最终转化为一个泛函求极值问题。

1 整体变分理论模型

整体变分(Total Variation, TV)模型^[9]是最初由 Rudin L I 等人提出的针对图像去噪的有效方法。与无噪声图像相比, 有噪声图像的整体变分要大得多。因此, 可通过最小化整体变分消除图像噪声。该方法的核心思想是把图像去噪问题转化成变分问题, 将变分问题与具有各向异性扩散性质的偏微分方法联系起来^[10], 从而把去噪问题转化为一个泛函求极值问题, 即求最小化能量。

$$\min J(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (u - u_0)^2 dx dy \quad (1)$$

式中, $u \in L^2(\Omega)$, $\Omega \subset R^n$ 是图像函数, u_0 为带噪

图像, ∇u 和 $|\nabla u|$ 分别表示图像的梯度和梯度的模; $\lambda \geq 0$, 表示拉格朗日乘子。式(1)右端第一项为正则项, 是对 u 整体变分的测度。它衡量图像 u 的跳变量, 抑制它就会抑制噪声, 从而去噪问题就转换为最小化问题。式(1)中第二项为逼近项, 它控制着 u 与 u_0 的相似程度。

2 基于整体变分的图像融合

2.1 图像融合模型

基于整体变分图像融合的基本思想是把图像融合问题转化为图像去噪问题。

$$\min J(u) = \int_{\Omega} |\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} (u_{\text{fuse}} - u_{\text{ir}})^2 dx dy \quad (2)$$

式中, $\Omega \subset R^n$ 为图像的像素空间; u_{fuse} 、 u_{ir} 和 u_{vi} 分别为融合图像、红外和可见光图像, $(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})$ 为可见光残差图像, $(u_{\text{fuse}} - u_{\text{ir}})$ 为红外残差图像。 $\nabla(\cdot)$ 和 $|\nabla(\cdot)|$ 分别表示梯度和梯度的模; $\lambda \geq 0$, 为拉格朗日乘子, 用来衡量红外和可见光图像的权重。图 1 是图像 Nato_camp 合成前后的效果图。融合图像的纹理细节须尽可能地与可见光图像一致, 并保留红外图像的整体强度信息。从图 1 中可看出, $(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})$ 图像无明显的可见光图像细节信息, 只突出了红外图像的整体强度信息。因此, 在图像融合过程中, 可见光残差图像 $(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})$ 的细节信息可视作噪声, 应予以平滑。而 $(u_{\text{fuse}} - u_{\text{ir}})$ 的强度信息包含了红外图像的整体强度信息, 应予以保留。这样就可把图像融合问题变为图像去噪问题。式(2)中泛函极值问题可采用相应的欧拉-拉格朗日方程求解。

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})}{|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|}\right) + \lambda(u_{\text{fuse}} - u_{\text{ir}}) = 0 \quad (3)$$

引入时间变量, 由式(3)构造出非线性扩散方程, 从而求出方程的稳态解。

$$\begin{cases} \frac{\partial(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})}{\partial t} = -\operatorname{div}\left(\frac{\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})}{|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|}\right) \\ \quad + \lambda(u_{\text{fuse}} - u_{\text{ir}}) = 0 \\ u_{\text{fuse}}(x, y, 0) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

2.2 扩散函数的设计

由图 1(d) 可看到, 在强度值较大的边缘区, 梯度值较大, 在融合过程中容易被当作细节噪声被平滑掉, 造成目标轮廓模糊。因此, 受经典非线性扩散模型^[11]的启发, 可在式(4)右端引入非增扩散函数 $g(\cdot)$ 来引导扩散:

$$g_k(|u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}|) = \exp(-(|u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}|/k)^2) \quad (5)$$

式中, $\exp(\cdot)$ 表示指数; 系数 k 为阻止扩散的阈值, 其值约为 1。当 $|u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}|$ 小于 k 时, $g_k(|u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}|)$ 表示像素的强度弱, 扩散得到加强, 图像被平滑; 而当 $|u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}|$ 大于 k 时, $g_k(|u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}|)$ 表示像素强度较大的有用信息, 扩散得到抑制, 图像得到增强。此时, 图像的融合模型变为

$$\begin{cases} \frac{\partial(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})}{\partial t} = -g(|u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}|) \\ \quad \times \operatorname{div}\left(\frac{\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})}{|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|}\right) + \lambda(u_{\text{fuse}} - u_{\text{ir}}) = 0 \\ u_{\text{fuse}}(x, y, 0) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

3 模型的数值解法

在求解 TV 模型的欧拉-拉格朗日方程

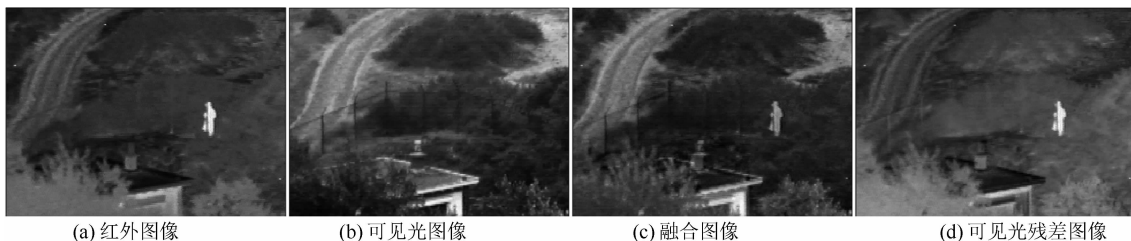


图 1 图像融合前后的效果图

时, 当区域出现 $\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})$ 趋于 0 时, $1/|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|$ 趋于无穷大。为此, 引入小参数 β , 其大小取 10^{-4} 数量级。用 $1/|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|_{\beta}$ 代替 $1/|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|$, 其中 $|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|_{\beta} = \sqrt{|\nabla(u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}})|^2 + \beta}$, 从而保证了方程的正解。为表示方便, 令 $u^{\text{res}} = u_{\text{fuse}} - u_{\text{vi}}$, 则

$$\operatorname{div}\left(\frac{\nabla u^{\text{res}}}{|\nabla u^{\text{res}}|_{\beta}}\right) = \frac{\partial}{\partial x}\left[\frac{u_x^{\text{res}}}{|\nabla u^{\text{res}}|_{\beta}}\right] + \frac{\partial}{\partial y}\left[\frac{u_y^{\text{res}}}{|\nabla u^{\text{res}}|_{\beta}}\right]$$

$$\frac{u_{xx}^{\text{res}}[(u_y^{\text{res}})^2 + \beta^2] - 2u_x^{\text{res}}u_y^{\text{res}}u_{xy}^{\text{res}} + u_{yy}^{\text{res}}[(u_x^{\text{res}})^2 + \beta^2]}{[(u_x^{\text{res}})^2 + (u_y^{\text{res}})^2 + \beta^2]^{3/2}} \quad (7)$$

对式(6)进行离散化处理, 设时间步长为 Δt , 空间步长 $k=1$, 则时间、空间可划分为^[9]

$$t = n\Delta t, \quad n = 0, 1, 2, \dots$$

$$x = ik, \quad i = 0, 1, 2, \dots, M$$

$$y = jk, \quad j = 0, 1, 2, \dots, N$$

其中, M 和 N 分别为图像的长和宽, 则

$$(u_x^{\text{res}})_{i,j}^n = [(u^{\text{res}})_{i+1,j}^n - (u^{\text{res}})_{i-1,j}^n]/2k$$

$$(u_y^{\text{res}})_{i,j}^n = [(u^{\text{res}})_{i,j+1}^n - (u^{\text{res}})_{i,j-1}^n]/2k$$

$$(u_{xx}^{\text{res}})_{i,j}^n = [(u^{\text{res}})_{i+1,j}^n - 2(u^{\text{res}})_{i,j}^n + (u^{\text{res}})_{i-1,j}^n]/k^2$$

$$(u_{yy}^{\text{res}})_{i,j}^n = [(u^{\text{res}})_{i,j+1}^n - 2(u^{\text{res}})_{i,j}^n + (u^{\text{res}})_{i,j-1}^n]/k^2$$

$$(u_{xy}^{\text{res}})_{i,j}^n = [(u^{\text{res}})_{i+1,j+1}^n - (u^{\text{res}})_{i-1,j+1}^n -$$

$$(u^{\text{res}})_{i+1,j-1}^n + (u^{\text{res}})_{i-1,j-1}^n]/4k^2 \quad (9)$$

边界条件为

$$(u^{\text{res}})_{i,-1}^n = (u^{\text{res}})_{i,0}^n, (u^{\text{res}})_{i,N+1}^n = (u^{\text{res}})_{i,N}^n,$$

$$i = 0, 1, 2, \dots, M$$

$$(u^{\text{res}})_{-1,j}^n = (u^{\text{res}})_{0,j}^n, (u^{\text{res}})_{M+1,j}^n = (u^{\text{res}})_{M,j}^n,$$

$$j = 0, 1, 2, \dots, N$$

(10)

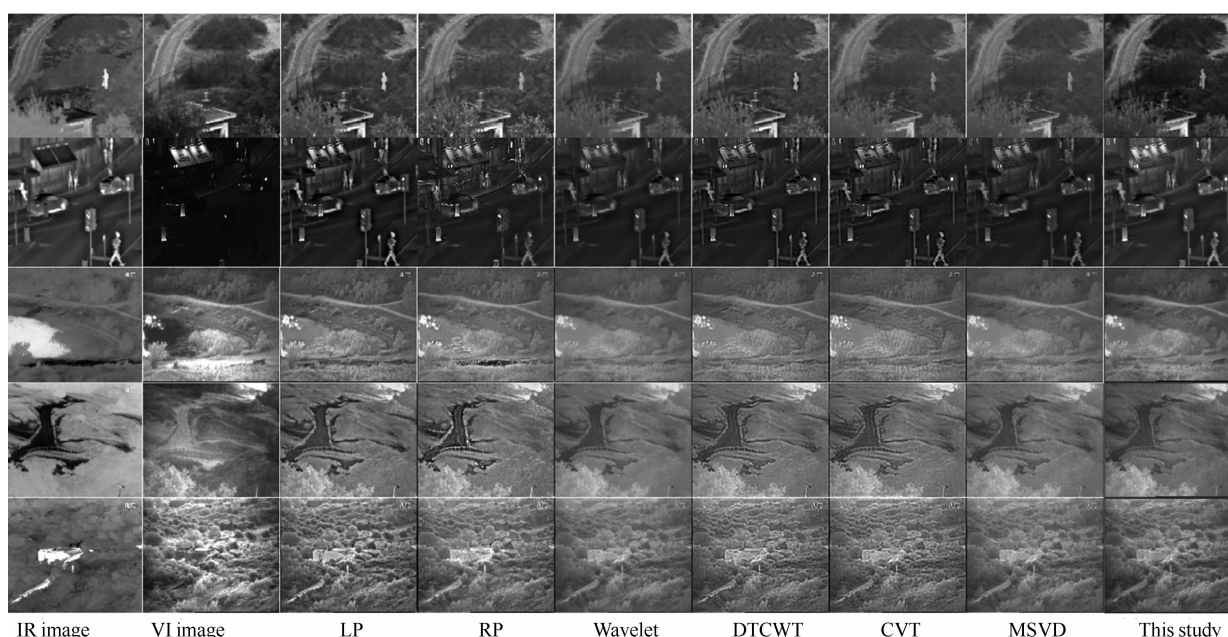
于是式(6)的离散格式为

$$\frac{(u^{\text{res}})_{i,j}^{n+1} - (u^{\text{res}})_{i,j}^n}{\Delta t} = -g(|u^{\text{res}}|)$$

$$\times \operatorname{div}\left(\frac{\nabla(u^{\text{res}})_{i,j}^n}{|\nabla(u^{\text{res}})_{i,j}^n|_{\beta}}\right) + \lambda[(u_{\text{fuse}})_{i,j}^n - (u_{\text{ir}})_{i,j}^0] \quad (11)$$

4 实验结果与分析

实验采用 Matlab2016b 软件对图像融合仿真, 将当前主流算法与本方法对比, 包括拉普拉斯金字塔法(Laplacian Pyramid, LP)^[3]、比率低通金字塔法(Rate-of-low-pass Pyramid, RP)^[12]、小波变换法(Wavelet)^[4]、双树复小波变换法(Dual Tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)^[13]、曲波变换法(Curvelet Transform, CVT)^[5]和多尺度率奇异值分解法(Multiscale Singular Value Decomposition, MSBZVD)^[14]。实验采用经典的红外和可



IR image VI image LP RP Wavelet DTCWT CVT MSVD This study

图 2 采用各种算法对不同图像进行融合后的效果比较(从上至下分别为 Nato_camp、Street、Lake、Heather 和 Bunker)

见光图像对: Nato_camp、Street、Lake、Heather 和 Bunker。

4.1 主观视觉评价

图 2 显示了采用各种算法融合后的效果。由图 2 可以看出, 采用 Wavelet、MSVD 算法融合后的图像比较模糊, 而 DTCWT、CVT、RP 算法过于突出可见光对比度图像信息, 使得图像不自然, LP 和本方法保持了较好的纹理细节和对比度信息, 很好地融合了红外和可见光图像的信息。

4.2 客观视觉评价

为充分验证本方法的有效性, 除主观视觉上对融合效果进行评价外, 还采用了客观评价指标对本方法评价。

信息熵(Entropy, EN)^[15]是根据信息理论度量融合图像包含的信息量, 数学上可表示为

$$E_N = -\sum_{l=0}^{L-1} p_l \log_2 p_l \quad (12)$$

式中, L 表示图像的灰度级, p_l 指图像灰度级为 l 的归一化直方图。 E_N 值越大, 融合图像包含的信息就越多, 对应融合方法的性能就越好。

互信息(Mutual Information, MI)^[16]是信息论中的一个基本概念, 用来衡量两个随机变量的相关性, 本文中用来衡量从源图像传输到融合图像的信息量, 其定义为

$$M = M_{A,F} + M_{B,F} \quad (13)$$

式中, $M_{A,F}$ 和 $M_{B,F}$ 分别表示从红外图像和可见图像传输到融合图像的信息量。它们可通过计算 Kullback-Leibler 距离得到。

$$M_{X,F} = \sum_{x,f} P_{X,F}(x,f) \frac{p_{X,F}(x,f)}{p_X(x)p_F(f)} \quad (14)$$

边缘纹理信息($Q^{AB/F}$)^[17]在原图像边缘保持良好的前提下, 度量从源图像传输到融合图像的边缘信息量, 可表示为

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M Q^{AF}(i,j)w^A(i,j) + Q^{BF}(i,j)w^B(i,j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (w^A(i,j) + w^B(i,j))} \quad (15)$$

式中, $Q^{XF}(i,j) = Q_g^{XF}(i,j)Q_a^{XF}(i,j)$, 其中 $Q_g^{XF}(i,j)$ 和 $Q_a^{XF}(i,j)$ 分别表示在 (i,j) 处的强度和方向, w^X 为源图像在 (i,j) 处的权重系数。

以上三个参数作为衡量融合图像质量的

表 1 采用各种算法融合后的信息熵比较

算法	Nato_camp	Street	Lake	Heather	Bunker	Mean
本文	6.82	6.37	6.92	6.81	6.99	6.78
LP	6.65	6.47	6.75	6.90	7.13	6.78
RP	6.50	6.10	6.77	6.98	6.98	6.66
Wavelet	6.22	5.89	6.53	6.60	6.69	6.38
DTCWT	6.48	6.15	6.65	6.83	6.92	6.60
CVT	6.53	6.16	6.67	6.85	6.92	6.63
SDV	6.25	5.94	6.56	6.7	6.73	6.44

表 2 采用各种算法融合后的互信息比较

算法	Nato_camp	Street	Lake	Heather	Bunker	Mean
本文	1.81	2.69	2.26	1.88	1.83	2.09
LP	1.52	2.07	1.53	1.69	1.51	1.66
RP	1.42	1.31	1.62	1.58	1.43	1.47
Wavelet	1.61	2.51	2.02	1.82	1.56	1.90
DTCWT	1.50	1.72	1.61	1.60	1.32	1.55
CVT	1.42	1.58	1.54	1.53	1.28	1.47
MSDV	1.54	2.23	1.86	1.70	1.42	1.75

表 3 采用各种算法融合后的边缘纹理信息比较

算法	Nato_camp	Street	Lake	Heather	Bunker	Mean
本文	0.45	0.55	0.60	0.48	0.61	0.53
LP	0.49	0.65	0.61	0.51	0.66	0.58
RP	0.41	0.28	0.50	0.46	0.52	0.43
Wavelet	0.28	0.34	0.28	0.26	0.26	0.28
DTCWT	0.42	0.55	0.57	0.46	0.59	0.51
CVT	0.37	0.50	0.54	0.43	0.56	0.40
MSDV	0.29	0.41	0.37	0.34	0.35	0.35

辅助指标, 从不同方面描述了融合图像的质量, 在不考虑算法复杂度的前提下, 为算法性能的优劣判别提供了可靠的依据。从表 1、表 2 和表 3 (黑体数字表示最优值) 可看到, 在信息熵方面 (见表 1), 本方法和 LP 算法的 E_N 值基本优于其它算法。在互信息方面 (见表 2), 本方法的 M 值对不同测试图像都最优, 说明经本方法融合后的图像能够从源图像得到充分的信息。在边缘纹理信息方面 (见表 3), LP 方法的表现最佳, 本方法次之, 这是因为 LP 采用金字塔分层结构, 能够从源图像得到充分的边缘细节信息。

5 结论

针对红外图像和可见光图像融合存在对比度低、细节模糊的问题, 提出了基于图像去噪思想的整体变分方法。该方法利用每次迭代后的融合图像与可见光图像差分后得到可见光残差图像, 视残差图像纹理为噪声, 并作为整体变分模型的正则项。同时, 利用可见光残差图像设计扩散函数来保持热红外图像的边缘信息, 采用扩散原理进行平滑, 利用融合图像与热红外图像差分后得到的热红外残差图像作为保真项来保持其强度信息。实验表明, 该方法在主观视觉质量和客观评价指标上都取得了良好效果。图像融合方法比较多, 且各有优势, 下一步研究将提取红外及可见光图像的显著性特征, 进一步提高融合效果。

参考文献

- [1] Ma J Y, Yu W, Liang P W, et al. FusionGAN: A Generative Adversarial Network for Infrared and Visible Image Fusion [J]. *Information Fusion*, 2019, **48**: 11–26.
- [2] Ma J Y, Ma Y, Li C. Infrared and Visible Image Fusion Methods and Applications: A Survey [J]. *Information Fusion*, 2019, **45**: 153–178.
- [3] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code [J]. *IEEE Transacion on Communication*, 1983, **31**(4): 532–540.
- [4] Zhan L C, Zhuang Y, Huang L D. Infrared and Visible Images Fusion Method Based on Discrete Wavelet Transform [J]. *Journal of Computers*, 2017, **28**(2): 57–71.
- [5] Quan S J, Qian W P, Guo J H. Visible and Infrared Image Fusion Based on Curvelet Transform [C]. Shanghai: Proceedings of the International Conference on Systems and Informatics, 2014.
- [6] 付梦印, 赵诚. 基于二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合 [J]. *红外与毫米波学报*, 2009, **28**(4): 254–258.
- [7] Da C H, Zhou J P, Do M N. The Nonsubsampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089–3101.
- [8] Ma Y, Chen J, Chen C, et al. Infrared and Visible Image Fusion Using Total Variation Model [J]. *Neurocomputing*, 2016, **202**: 12–19.
- [9] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear Total Variation Based Noise Removal Algorithms [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, **60**(1–4): 259–268.
- [10] 周志立, 万登沪. 基于曲波变换与整体变分的

- 图像去噪算法 [J]. *微电子学与计算机*, 2013, **30**(12): 61–63.
- [11] Pietro P, Jitendra M. Scale-space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(7): 629–639.
- [12] Toet A. Image Fusion by a Ratio of Low-pass Pyramid [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, **9**(4): 245–253.
- [13] Lewis J J, O'callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel- and Region-based Image Fusion with Complex Wavelets [J]. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 119–130.
- [14] Song Y J, Xiao J B, Yang J B, et al. Research on MR-SVD Based Visual and Infrared Image Fusion [C]. Beijing: Proceedings of the International Symposium on Optoelectronic Technology and Application, 2016.
- [15] Roberts W, Van J A A, Ahmed F. Assessment of Image Fusion Procedures Using Entropy, Image Quality, and Multispectral Classification [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2008, **2**(1): 023522.
- [16] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information Measure for Performance of Image Fusion [J]. *Electronics Letters*, 2002, **38**(7): 313–315.
- [17] Xydeas C S, Petrović V. Objective Image Fusion Performance Measures [J]. *Electronics Letters*, 2000, **36**(4): 308–309.
-
- (上接第 6 页)
- [3] 陈博洋, 李欣耀, 郭强, 等. FY-2E 卫星杂散光评价与分析 [J]. *红外技术*, 2010, **32**(11): 636–644.
- [4] Ellrod G P, Achutuni R V. An Assessment of GOES-8 Imager Data Quality [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1998, **79**(11): 2509–2522.
- [5] Greggio D, Magrin D. Optical Design and Stray Light Analysis for the JANUS Camera of the JUICE Space Mission [C]. *SPIE*, 2015, **9626**: 96263J.
- [6] Wei Z Y, Lightsey P A. Stray Light from Galactic Sky and Zodiacal Light for JWST [C]. *SPIE*, 2006, **6265**: 62653C.
- [7] Pompea S M, Pfisterer R N, Morgan J S. A Stray Light Analysis of the Apache Point Observatory 3. 5-Meter Telescope System [C]. *SPIE*, 2003, **4842**: 128–138.
- [8] Norbert G, Frank G. Preliminary Results on the EUCLID-NISP Stray-Light and Ghost Analysis [C]. *SPIE*, 2015, **9602**: 96020H.
- [9] 石栋梁, 肖琴, 练敏隆. “高分四号”卫星相机杂散光分析与抑制技术研究 [J]. *航天返回与遥感*, 2016, **37**(5): 49–56.
- [10] 严明, 伍菲, 王智勇. “实践九号”A 卫星光学遥感图像杂散光噪声去除 [J]. *航天返回与遥感*, 2014, **35**(5): 72–80.