

基于小波分解的图像融合方法及性能评价¹⁾

刘贵喜 杨万海

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

(E-mail: xdliu403@pub. xaonline. com)

摘要 给出了一种新的基于小波多尺度分解的分层图像融合方法. 其基本思想是先对源图像进行小波多尺度分解; 其次, 按照融合规则, 采用基于区域特性量测的选择及加权算子去构造融合图像对应的小波系数; 最后, 通过逆小波变换重构融合图像. 该方法被成功地用于图像的融合处理. 此外, 利用熵、交叉熵、互信息、均方根误差、峰值信噪比等参量, 对该融合方法的融合性能进行了评价与分析. 实验结果表明, 该融合方法是十分有效的.

关键词 图像融合, 多传感器融合, 小波分解, 图像处理

中图分类号 O235

A WAVELET-DECOMPOSITION-BASED IMAGE FUSION SCHEME AND ITS PERFORMANCE EVALUATION

LIU Gui-Xi YANG Wan-Hai

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

(E-mail: xdliu403@pub. xaonline. com)

Abstract A novel hierarchical image fusion scheme based on wavelet multiscale decomposition is presented. The basic idea is to perform a wavelet multiscale decomposition of each source image first, then the wavelet coefficients of the fused image are constructed using region-based selection and weighted operators according to different fusion rules, finally the fused image is obtained by taking inverse wavelet transform. This approach has been successfully used in image fusion. In addition, with the use of the parameters such as entropy, cross entropy, mutual information, root mean square error, peak-to-peak signal-to-noise ratio, the performance of the fusion scheme is evaluated and analyzed. The experimental results show that the fusion scheme is effective.

Key words Image fusion, multisensor fusion, wavelet decomposition, image processing

1) 国防科技预研基金项目(99J16. 2. 2. DZ0147)资助

收稿日期 2000-09-05 收修改稿日期 2001-03-08

1 引言

在某些情况下,由于受照明、环境条件(如噪声、云、烟雾、雨等)、目标状态(例如运动、密集目标、伪装目标等)、目标位置(如远近、障碍物等)以及传感器固有特性等因素的影响,通过单一传感器所获得的图像信息不足以用来对目标或场景进行更好的检测、分析和理解,这正是图像融合要解决的问题.所谓图像融合是指综合两个或多个源图像的信息,以获取对同一场景的更为精确、更为全面、更为可靠的图像描述.图像融合充分利用了多个被融合图像中包含的冗余信息和互补信息.该融合图像应更符合人或机器的视觉特性,以利于对图像的进一步分析、目标的检测、识别或跟踪^[1,2].

近些年来,人们开始将小波多尺度分解用于图像融合^[3~4].基于小波分解的融合方法保留和继承了塔形分解融合方法的主要优点;同时,由于小波分解具有非冗余性,使得图像经小波分解后的数据总量不会变大;利用小波分解的方向性,就有可能针对人眼对不同方向的高频分量具有不同分辨率这一视觉特性,获得视觉效果更佳的融合图像.

目前,图像融合中有待进一步研究的问题还很多,特别是图像融合效果的客观、定量评价问题一直未得到很好解决.本文给出了一种基于小波多尺度分解的分层图像融合方法,并采用了新的基于区域特性量测的选择及加权融合算子;同时,探究了图像融合效果的客观评价这一重要问题;在此基础上,对融合层数、特性区域大小、融合规则对该融合方法性能的影响,进行了客观评价与比较分析.

2 基于小波分解的图像融合方法

2.1 图像的快速小波分解

Mallat 在 Burt 和 Adelson 的塔形图像分解和重构算法的启发下,提出了小波变换的 Mallat 快速算法^[5~6].若设 H (低通)和 G (高通)为两个一维镜像滤波算子,其下标 r 和 c 分别对应于图像的行和列,则按照二维 Mallat 算法,在尺度 $j-1$ 上有如下的 Mallat 分解公式:

$$\begin{cases} C_j = H_c H_r C_{j-1} \\ D_j^1 = G_c H_r C_{j-1} \\ D_j^2 = H_c G_r C_{j-1} \\ D_j^3 = G_c G_r C_{j-1} \end{cases} \quad (1)$$

这里, C_j, D_j^1, D_j^2, D_j^3 分别对应于图像 C_{j-1} 的低频成分、垂直方向上的高频成分、水平方向上的高频成分、对角方向上的高频成分.与之相应的二维图像的 Mallat 重构算法为

$$C_{j-1} = H_r^* H_c^* C_j + H_r^* G_c^* D_j^1 + G_r^* H_c^* D_j^2 + G_r^* G_c^* D_j^3 \quad (2)$$

其中, H^* 和 G^* 分别为 H, G 的共轭转置矩阵.

2.2 基于小波分解的图像融合

若对二维图像进行 N 层的小波分解,最终将有 $(3N+1)$ 个不同频带,其中包含 $3N$ 个高频带和一个低频带.

基于小波多尺度分解图像融合的方案如图 1 所示. 这里以两幅图像的融合为例, 对于多幅图像的融合方法可由此类推. 设 A, B 为两幅原始图像, F 为融合后的图像. 其融合的基本步骤如下:

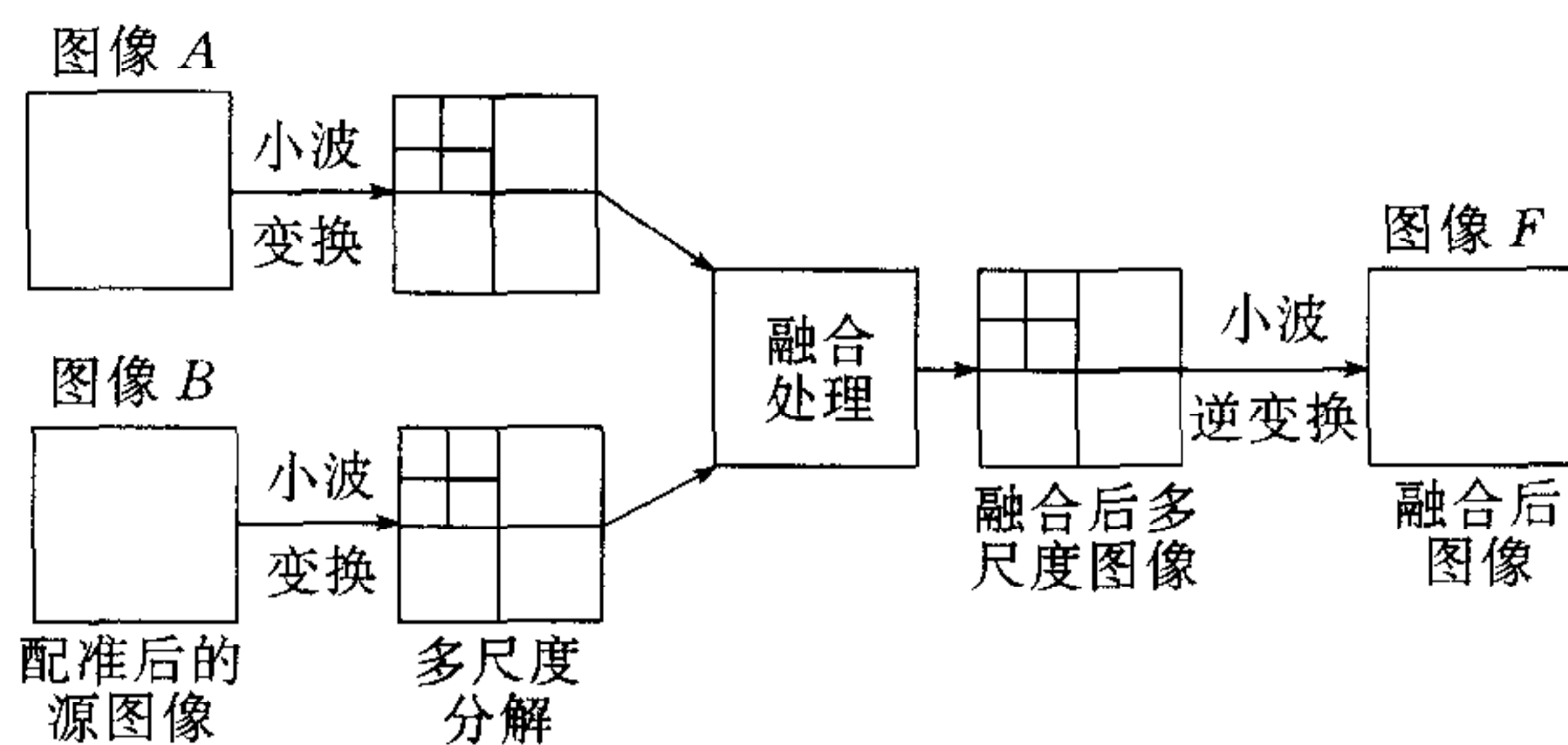


图 1 基于小波分解的图像融合方法

- 1) 对每一源图像分别进行小波变换, 建立各图像的小波塔形分解;
- 2) 对各分解层分别进行融合处理; 各分解层上的不同频率分量采用不同的融合算子进行融合处理, 最终得到融合后的小波金字塔;
- 3) 对融合后所得小波金字塔进行小波逆变换(即进行图像重构), 所得的重构图像即为融合图像.

由此看来, 小波变换的目的是将原始图像分别分解到一系列频率通道中, 利用其分解后的塔形结构, 对不同分解层、不同频带分别进行融合处理, 可有效地将来自不同图像的细节融合在一起. 融合时, 将被融合图像各自携带的不同特征与细节在多个分解层、多个频带上分别以不同算子进行融合. Campbell 和 Robson^[7]的实验表明, 人的视网膜图像就是在不同的频率通道中进行治疗的. 基于小波分解的图像融合恰恰是在不同的频率通道上进行融合处理的, 因而可能获得与人的视觉特性更为接近的融合效果.

2.3 图像融合规则及融合算子

在图像融合过程中, 融合规则及融合算子的选择对于融合的质量至关重要, 也是图像融合中至今尚未很好解决的难点问题. 目前, 广为采用的融合规则可被概括为“基于像素”的融合规则. 但是由于图像的局域特征往往不是由一个像素所能表征的, 它是由某一局域的多个像素来表征和体现的; 同时, 通常图像中某一局部区域内的各像素间往往有较强的相关性, 因此, 基于像素的简单融合规则有其片面性, 其融合效果有待改善. 基于以上考虑, 为了获得视觉特性更佳、细节更丰富、突出的融合效果, 这里给出了一种基于区域特性量测的、新的融合规则及融合算子:

- 1) 对分解后图像的低频部分(位于最高分解层)采取平均算子;
- 2) 对于高频带, 采用基于区域(矩形窗口)特性量测的选择及加权平均算子;
- 3) 对于三个方向的高频带, 分别选用不同的特性选择算子.

对于各高频分量, 基于区域特性量测的融合算子的确定方法如下.

- 1) 分别计算两幅图像对应局部区域的能量 $E_{j,A}^\epsilon$ 及 $E_{j,B}^\epsilon$

$$E_j^\epsilon(n, m) = \sum_{n' \in L, m' \in K} \omega^\epsilon(n', m') [D_j^\epsilon(n + n', m + m')]^2, \quad (\epsilon = 1, 2, 3) \quad (3)$$

式中, $E_j^\epsilon(n, m)$ 表示 2^{-j} 分辨率下、 ϵ 方向上, (n, m) 以为中心位置的局部区域能量; D_j^ϵ 表示 2^{-j} 分辨率下三个方向的高频分量(见式(1)); $w^\epsilon(n', m')$ 为与 D_j^ϵ 对应的权系数; L, K 定义了局部区域的大小(例如 $3 \times 3, 5 \times 5$ 或 7×7 等); n', m' 的变化范围在 L, K 内.

2) 计算两幅图像对应局部区域的匹配度 $M_{j, AB}^\epsilon$

$$M_{j, AB}^\epsilon(n, m) = \frac{2 \sum_{n' \in L, m' \in K} w^\epsilon(n', m') D_{j, A}^\epsilon(n + n', m + m') D_{j, B}^\epsilon(n + n', m + m')}{E_{j, A}^\epsilon + E_{j, B}^\epsilon} \quad (4)$$

其中 $E_{j, A}^\epsilon, E_{j, B}^\epsilon$ 按式(3)计算.

3) 确定融合算子

先定义一匹配度阈值 α , 若 $M_{j, AB}^\epsilon < \alpha$, 则

$$\begin{cases} D_{j, F}^\epsilon = D_{j, A}^\epsilon, & \text{当 } E_{j, A}^\epsilon \geq E_{j, B}^\epsilon \\ D_{j, F}^\epsilon = D_{j, B}^\epsilon, & \text{当 } E_{j, A}^\epsilon < E_{j, B}^\epsilon \end{cases}, \quad (\epsilon = 1, 2, 3) \quad (5)$$

若 $M_{j, AB}^\epsilon \geq \alpha$ 时, 则

$$\begin{cases} D_{j, F}^\epsilon = W_{j, \max}^\epsilon D_{j, A}^\epsilon + W_{j, \min}^\epsilon D_{j, B}^\epsilon, & \text{当 } E_{j, A}^\epsilon \geq E_{j, B}^\epsilon \text{ 时} \\ D_{j, F}^\epsilon = W_{j, \min}^\epsilon D_{j, A}^\epsilon + W_{j, \max}^\epsilon D_{j, B}^\epsilon, & \text{当 } E_{j, A}^\epsilon < E_{j, B}^\epsilon \text{ 时} \end{cases}, \quad (\epsilon = 1, 2, 3) \quad (6)$$

其中

$$\begin{cases} W_{j, \min}^\epsilon = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_{j, AB}^\epsilon}{1 - \alpha} \right) \\ W_{j, \max}^\epsilon = 1 - W_{j, \min}^\epsilon \end{cases}, \quad (\epsilon = 1, 2, 3) \quad (7)$$

3 图像融合效果的客观评价

为了客观、定量地评价融合图像的效果, 采用以下评价参量:

1) 熵(Entropy)

融合后图像的熵值的大小反映了融合图像所包含的平均信息量的多少, 图像的熵定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log p_i \quad (8)$$

其中, H 为图像的熵, L 为图像的总的灰度级, p_i 表示灰度值为 i 的像素数 N_i 与图像总像素数 N 之比.

2) 交叉熵

交叉熵(Cross entropy)亦称相对熵(Relative entropy), 交叉熵可用来度量两幅图像间的差异. 交叉熵越小, 说明融合后图像与标准参考图像间的差异越小, 即融合效果越好. 若标准参考图像为 R 、融合后图像为 F , 则参考图像 R 与融合图像 F 的交叉熵为

$$CERF = \sum_{i=0}^{L-1} p_{Ri} \log \frac{p_{Ri}}{p_{Fi}} \quad (9)$$

3) 互信息量 MI(Mutual Information)

图像 A, B, F 间的互信息量 $MI(A, B, F)$ 定义如下

$$MI(A, B, F) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{abf}(i, j, k) \log \frac{p_{abf}(i, j, k)}{p_{ab}(i, j) p_f(k)} \quad (10)$$

式中 $i \sim p_{ab}(i, j)$ 间的关系图可以看作是图像 A, B 的归一化联合灰度直方图, $i \sim p_{abf}(i, j, k)$ 为图像 A, B, F 的归一化联合灰度直方图. 互信息量 $MI(A, B, F)$ 越大, 说明融合图像从原始图像中提取的信息越多, 融合效果也越好.

4) 均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error)

融合图像 F 和标准参考图像 R 间的均方根误差定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i, j) - F(i, j))^2}{M \times N}} \quad (11)$$

其中, M, N 分别为图像的行数与列数. 均方根误差越小, 说明融合效果越好.

5) 峰值信噪比 PSNR (Peak-to-peak Signal-to-Noise Ratio)

PSNR 定义为

$$PSNR = 10 \lg \frac{255 \times 255}{RMSE^2} \quad (12)$$

峰值信噪比越高, 说明融合效果和质量越好.

融合性能评价的准则是: 对于同一组融合实验, 若某种融合方法获得的融合图像的熵相对较大、交叉熵相对较小、互信息相对较大、均方根误差相对较小、峰值信噪比相对较高, 则说明该融合方法的性能相对较好. 在多数实际情况下, 是无法得到标准参考图像的, 此时可利用融合图像的熵和互信息两个参量来评价融合效果.

4 图像的融合实验及性能评价

4.1 图像融合实验

图 2 的实验中, 是为了说明应用图像融合方法解决运动目标的模糊问题. 假设由于坦克是运动的, 背景与坦克不能同时被聚焦, 即不能同时得到清晰的坦克及背景图像. 图 2(a) 中, 坦克模糊, 而背景清晰; 图 2(b) 中, 坦克清晰, 而背景模糊不清; 图 2(c) 为将图 2(a), (b) 融合后得到的图像, 图中的坦克及背景均清晰可见.



(a) 坦克模糊

(b) 背景模糊

(c) 融合后图像

图 2 运动模糊图像的融合

图 3(a)为可见光图像,因光线很暗,图中的黑色轿车几乎看不见,而图中的白色轿车及部分纹理与细节(如图中的草地等)却依稀可见;图 3(b)为同一场景的 FLIR (Forward Looking Infrared: 前视红外)图像,图中的两辆轿车均较清晰,但轿车周围的草地等纹理与细节却模糊不清;从图 3(b)中可明显看出,由于白色与黑色轿车的红外辐射特性有差异,因此其 FLIR 图像的亮度明显不同(黑色轿车较亮). 图 3(c)为融合后得到的图像,可以看到图中不仅两辆轿车清晰可辨,而且,其背景及周围的纹理与细节也清晰可见.

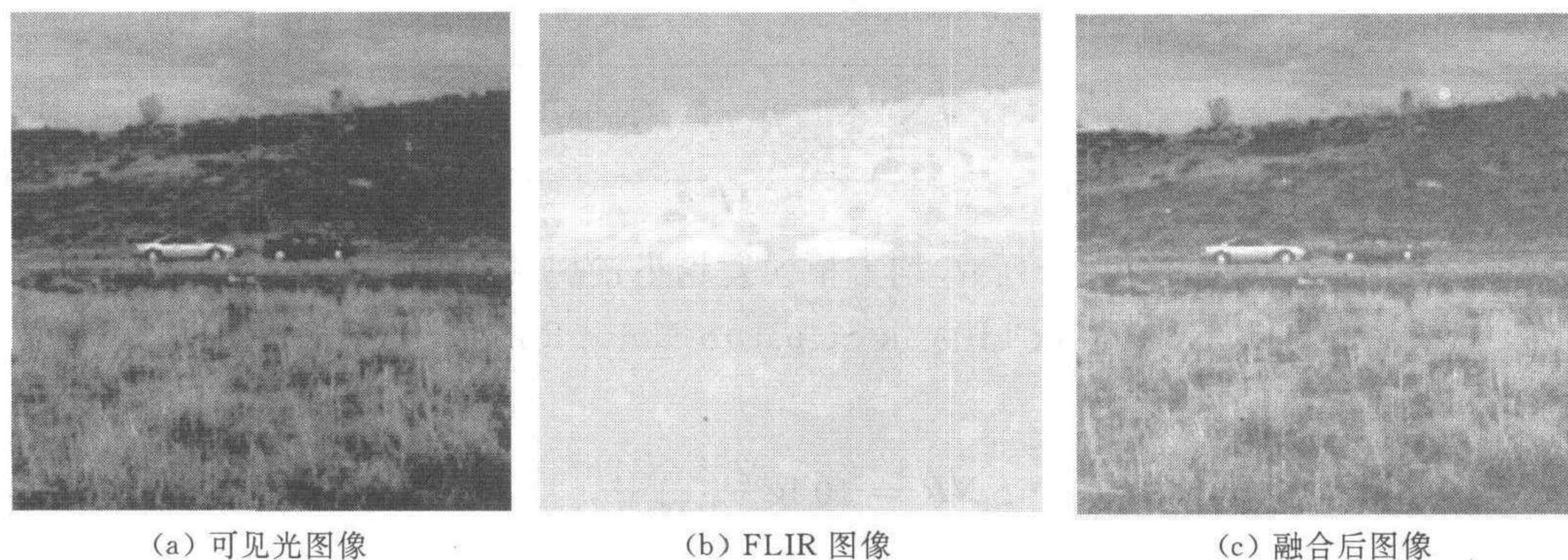


图 3 可见光与前视红外图像的融合

图 3 的实验中,(a),(b)两幅图像具有明显不同的光谱特性,所包含的信息几乎完全不同(有些甚至相反);可见光图像对比度相对较高,而红外图像对比度相对较低. 对于这类图像的融合处理,若用一般的图像融合方法或融合规则及融合算子选择不当,是很难获得满意的融合效果的.

此外,利用本文的融合方法,笔者还对局部模糊图像、局部烟雾遮挡坦克图像进行了融合实验,均取得了良好的融合效果.

对于以上的各实验,若单凭单一图像(a)或(b),利用通常的图像增强方法是无法取得满意的结果的;这是因为单一图像(a)或(b)所包含的信息是不足以获得图像(c)的. 可见,图像融合完全不同于一般意义上的图像增强,它充分利用了多幅图像的冗余及互补信息,与对单一图像增强后得到的图像相比,融合后图像包含了更为丰富、全面的信息.

4.2 融合性能评价与分析

下面以运动模糊图像的融合(见图 2)为例,采用熵、交叉熵、互信息、均方根误差、峰值信噪比多种评价参量,对本文介绍的融合方法、融合规则及融合算子的融合特性与融合效果进行定量的分析和评价.

对图 2(a),(b)的两幅图像,分别进行不同层数的小波分解及融合(见表 1),采用的融合规则均为本文介绍的基于区域特性量测的融合规则,选择的特性区域大小均为 3×3 . 从表 1 可以看出:

- 1) 随着融合层数增大,融合后图像的熵 $H(F)$ 以及融合后图像与被融合图像间的互信息量 $MI(A, B, F)$ 也都不断增大,表明融合后图像从被融合图像中提取的信息量不断增大;
- 2) 随着融合层数的增加,融合后图像的交叉熵 $CERF$ 不断减小,表明融合图像与参考图像间的差异越来越小;
- 3) 随着融合层数的增加,融合图像的均方根误差 $RMSE$ 逐渐减小,峰值信噪比 $PSNR$

不断增大;

4)显然图像的分解及融合层数越多,图像空间频带就越丰富,融合的细节信息也就越丰富、融合质量相对越高.但融合层数也不宜太大(一般在6层以下).

表1 融合层数对融合性能的影响

融合层数	熵 $H(F)$	交叉熵 $CERF$	互信息 $MI(A,B,F)$	均方根误差 $RMSE$	峰值信噪比 $PSNR(db)$
2	4.3856	0.0080	4.3968	3.6526	36.8789
3	4.4018	0.0054	4.4074	2.6955	39.5179
4	4.4128	0.0042	4.4149	1.9089	42.5152
5	4.4198	0.0040	4.4200	1.5957	44.0720
6	4.4233	0.0035	4.4233	1.5702	44.2116
7	4.4230	0.0035	4.4230	1.5698	44.2142

对图2(a),(b)的两幅图像,融合层数均选为6层,融合规则分别采用基于像素级的灰度选择(选择灰度值大的像素,简称灰度选大)、基于区域特性量测的融合规则(简称区域量测)、基于区域特性量测加一致性检验规则(简称“区域量测+检验”),特性区域大小分别选为 3×3 , 5×5 , 7×7 ,可以得到不同融合规则、不同特性区域大小对融合性能的影响(见表2).这里“区域量测+检验”规则是首先对两幅图像 A,B 按照区域特性量测规则进行分层融合,然后再对融合图像的像素进行如下的一致性检验:若融合后图像某区域的中心像素来源于图像 A ,而该中心像素周围的多数像素却来源于图像 B ,则将该区域的该中心像素替换为来源于图像 B 的中心像素.

从表2可以得到以下结论:

- 1)区域量测融合规则、区域量测+检验融合规则的性能明显优于灰度选大融合规则;
- 2)区域量测+检验融合规则的性能略优于区域量测融合规则,权衡考虑二者的计算量,采用区域量测+检验规则必要性不大;
- 3)当采用的融合规则相同时,随着选择的特性区域增大,融合性能也随之变差.因此,特性区域不宜过大,选 3×3 较合适.

表2 不同融合规则、特性区域大小对融合性能的影响

融合规则	特性区域大小	熵 $H(F)$	交叉熵 $CERF$	互信息 $MI(A,B,F)$	均方根误差 $RMSE$	峰值信噪比 $PSNR(db)$
灰度选大	像素级	4.4221	0.0042	4.4064	2.4813	40.2371
区域量测	3×3	4.4233	0.0035	4.4233	1.5702	44.2116
区域量测	5×5	4.4170	0.0044	4.4177	1.6594	43.7316
区域量测	7×7	4.4160	0.0043	4.4171	1.8154	42.9511
区域量测+检验	3×3	4.4383	0.0026	4.4350	1.5096	44.5535
区域量测+检验	5×5	4.4354	0.0030	4.4326	1.7195	43.4226
区域量测+检验	7×7	4.4334	0.0028	4.4309	1.9062	42.5275

5 结论

利用图像的多分辨率小波分解,针对不同分解层的不同空间频率特性区域,采用了基于区域特性量测的选择及加权融合算子;同时,也探究了图像融合效果的客观评价这一重要问题.值得一提的是,笔者做了大量的图像融合实验,均取得了良好的融合效果并得到了与上

面一致的结论. 可见, 这里用来评价融合效果的几种参量指标是客观的、可行的; 也说明本文介绍的基于多尺度小波分解的图像融合方法及融合规则是十分有效的. 该图像融合方法同样也适用于医学、遥感、机器视觉、目标跟踪、战场监视等诸多领域.

参 考 文 献

- 1 Luo R C, Kay M G. Multisensor Integration And Fusion For Intelligent Machines And Systems. New Jersey: Ablex Publishing Corporation, 1995. 1~25
- 2 Varshney P K. Multisensor data fusion. *Electronics & Communication Engineering Journal*, 1997, **9**(6):245~253
- 3 Yocky D A. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform. *Journal of Optical Society of America*, 1995, **12**(9):1834~1841
- 4 Nunez J, Otazu X, Fors O, Prades A, Pala V, Arbiol R. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, **37**(3):1204~1211
- 5 Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, **11**(7):674~693
- 6 Mallat S G. A Wavelet Tour of Signal Processing. San Diego: Academic Press, 1998. 302~310
- 7 Campbell F W, Robson J. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *Journal of Physiology*, 1968, **197**:551~556

刘贵喜 2001年3月于西安电子科技大学获电路与系统学科工学博士学位, 副教授. 研究领域为信号检测与处理、信息融合、智能控制.

杨万海 1964年毕业于西安军事电信工程学院雷达技术系自动化防空设备专业, 现任西安电子科技大学电子工程学院院长, 教授, 博士生导师. 研究领域为信号处理、系统仿真、信息融合.

2003年 IFAC 冶金自动化新技术国际会议

征文通知

IFAC (International Federation of Automatic Control) 冶金自动化新技术国际会议 (IFAC Workshop on New Technologies for Automation of Metallurgical Industry) 将于 2003 年 10 月 11—13 日在上海浦东召开. 本次会议将为冶金自动化方面的专家和学者提供一个相互交流的论坛. 会议由 IFAC 采矿、矿物和金属加工自动化技术委员会发起, IFAC 低成本自动化技术委员会和 IFAC 发展中国家技术委员会联合发起. 受中国自动化学会委托、经 IFAC 批准, 会议由大连理工大学和上海宝信软件股份有限公司联合承办.

一、征文范围

与冶金工业生产过程有关的检测与自动化装置、建模与控制、故障诊断、计划与调度、管理与优化等, 上述有关方法与技术的实际应用, 具有冶金应用背景或实际考虑的相关理论研究论文也在征文范围.

二、征文要求

论文作者应向会议程序委员会秘书处提交英文论文全文, 一式三份. 投稿封面应包括: 论文题目、作者姓名、所属单位、联系电话及 email 地址、论文摘要、3—5 个关键字. 投稿的论文经国际程序委员会审稿, 接受的论文要求至少一位作者注册并参加会议. 按照 IFAC 惯例, 会议向与会代表提供会议论文预印集 (Preprints), 参加会议并在会上选读的论文将被收入 IFAC 正式论文集 (Proceedings), 论文集由 Elsevier Science Ltd, Oxford, UK, 出版. 优秀论文可推荐到 Control Engineering Practice 等国际期刊, 详细的英文征文通知请见 <http://www.baosight.com/ifac03>.

三、国际程序委员会秘书处

潘学军副教授, 大连理工大学信息与控制研究中心, 116024
电话: 0411-4707576, 传真: 0411-4707579, Email: panxj@dlut.edu.cn

四、组织委员会秘书处

丛力群博士, 上海宝信软件有限责任公司, 201020
电话: 021-50803342, 传真: 021-50800701, Email: congliqun@baosight.com

五、重要日期

论文提交日期: 2003年2月30日 录用通知: 2003年5月31日
论文终稿(按 IFAC 发表论文版式)提交日期: 2003年7月30日