

一种像素级多算子红外与可见光 图像融合方法^{*}

刘贵喜 杨万海

(西安电子科技大学电子工程学院,陕西,西安 710071)

摘要 给出了一种新的基于多尺度分解的像素级图像融合方法。该方法利用小波变换对每一图像进行多尺度分解,按照不同的融合规则,采用多种融合算子去构造融合图像对应的各小波系数,再根据融合图像的各小波系数重构融合图像。该方法被成功地用于红外与可见光图像的融合处理。实验结果表明该融合方法十分有效,获得的融合图像更符合人们的视觉特性、更有利机器视觉。

关键词 图像融合, 多传感器融合, 红外图像, 多尺度分解, 图像处理。

IMAGE FUSION SCHEME OF PIXEL-LEVEL AND MULTI-OPERATOR FOR INFRARED AND VISIBLE LIGHT IMAGES^{*}

LIU Gui-Xi YANG Wan-Hai

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

Abstract A novel pixel-level image fusion scheme was presented based on multiscale decomposition. First, the wavelet transform is used to perform a multiscale decomposition of each image. Then, the wavelet coefficients of fused image are constructed using multiple operators according to different fusion rules. This approach is successfully used to fuse the infrared and visible light images. The experimental results show that the fusion scheme is effective and the fused images are more suitable for human visual or machine perception.

Key words image fusion, multisensor fusion, infrared image, multiscale decomposition, image processing.

引言

图像融合是多传感器数据融合的一个重要分支,在自动目标识别、计算机视觉、遥感、机器人、自动小车、复杂智能制造系统、医学图像处理以及军事应用等领域有着广泛的应用潜力。

目前,图像融合方法大致可分为 3 大类:简单的图像融合方法、基于塔形分解(如拉普拉斯塔形分解、对比度塔、低通比率塔等)的图像融合方法^[1~2]和基于小波变换的图像融合方法。简单的图像融合方法不对参加融合的源图像进行任何变换或分解,而是直接对其进行选择、平均或加权平均等简单处理后合成一幅融合图像,多数情况下,这种简单的融合方法得不到满意的结果。近些年来,随着小波理论

及其应用的不断发展,人们开始将小波多尺度分解用于图像融合^[3~4]。实际上,图像的小波分解可以认为是一种特殊的图像塔形分解,因此,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(例如图像拉普拉斯塔形分解后,数据量将增加 1/3)。另外,利用小波分解的方向性,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。通常,图像融合可分为 3 个层次:像素级融合、特征级融合和决策级融合。像素级融合是将各源图像或源图像的变换图像中的对应像素进行融合,从而获得一幅新的图像,它是特征级和决策级融合的基础。本文介绍了一种基于小波多尺

* 国防预研基金(编号 99J16.2.2.DZ0147)资助项目

稿件收到日期 2000-06-04,修改稿收到日期 2000-07-24

* The project supported by the Preliminary Research Foundation of National Defense Science and Technology (No. 99J16.2.2.DZ0147)

Received 2000-06-04, revised 2000-07-24

度分解的多分辨率、多算子像素级图像融合方法，并将该方法成功地应用于红外与可见光图像的融合。

1 像素级图像融合方法

1.1 图像的快速小波分解

Mallat 提出了小波变换的快速分解与重构算法^[5-6]。他利用两个一维滤波器实现对二维图像的快速小波分解，再利用两个一维重构滤波器实现图像的重构。

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，按照 Mallat 算法，则在尺度 $j-1$ 有如下分解公式：

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

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^* 、 G^* 分别为 H 、 G 的共轭转置矩阵。

对图像 $f(x, y)$ 来说，算子 $H_r H_c$ 相当于二维低通滤波器，因此 C_j 是 C_{j-1} 的低频成分。当原始图像分解为 C_j 、 D_j^1 、 D_j^2 和 D_j^3 时， C_j 是原始图像在 2^{-j} 分辨率上的近似(“粗糙像”)。 D_j^ϵ ($\epsilon=1, 2, 3$) 则代表这种近似的误差(即图像的高频部分或“细节”部分)， D_j^1 对应于垂直方向上的高频成分，即水平的边缘信息， D_j^2 对应于水平方向上的高频成分，即垂直的边缘信息， D_j^3 则对应于对角方向上的高频成分。Mallat 小波分解及重构算法表明，任何二维图像 $f(x, y) \in L^2(R)$ 都可以分解为分辨率为 2^{-N} 下 $f(x, y)$ 的低频

部分(“粗糙像”)和分辨率为 2^{-j} ($1 \leq j \leq N$) 下 $f(x, y)$ 的各高频部分(“细节”部分)，并且，可以由以上各部分完全重构原始图像。

1.2 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的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：(1) 对每一源图像分别进行小波变换，建立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)，所得到的重构图像即为融合图像。

由此可知，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，人的视网膜图像是在不同的频率通道中进行处理的。基于小波分解的图像融合也是在不同的频率通道上进行融合处理的，因而可获得与人的视觉特性更为接近的融合效果。

1.3 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。本文给出了一种新的融

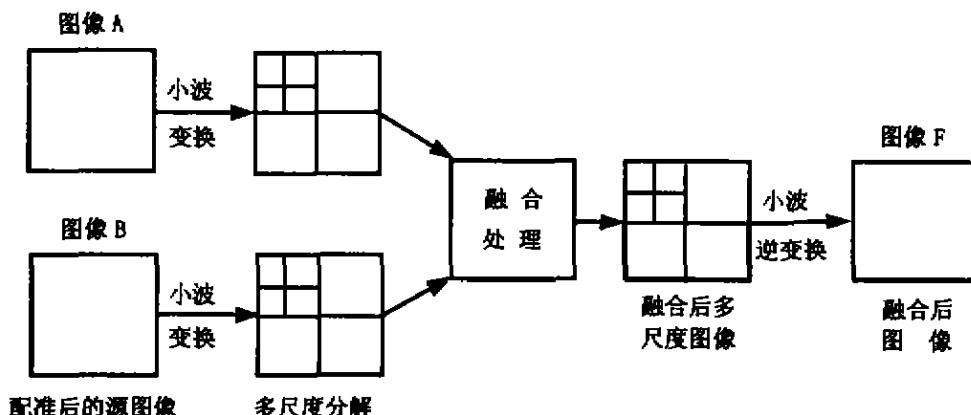


图 1 基于小波分解的图像融合框图

Fig. 1 Block diagram of the image fusion scheme based on wavelet decomposition



图 2 可见光与前视红外图像的融合

(a) 可见光图像, (b) FLIR 图像, (c) 融合后图像

Fig. 2 The fusion of visible light and FLIR images

(a) visible light image, (b) FLIR image, (c) fused image

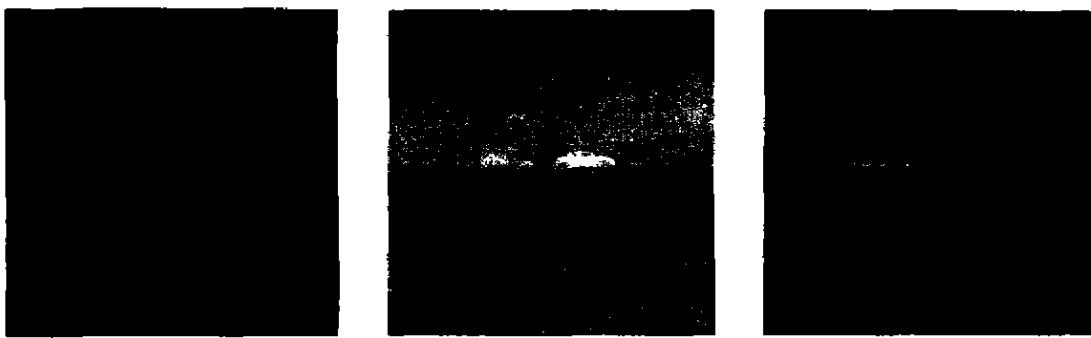


图 3 可见光与前视红外图像的融合

(a) 可见光图像, (b) FLIR 图像, (c) 融合后图像

Fig. 3 The fusion of visible light and FLIR images

(a) visible light image, (b) FLIR image, (c) fused image



图 4 烟雾遮挡图像融合

(a) 坦克前部被烟雾遮挡, (b) 坦克后部被烟雾遮挡, (c) 融合后图像

Fig. 4 The fusion of images covered by smog

(a) the front is covered by smog, (b) the back is covered by smog, (c) fused image

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)的特性选择及加权平均算子; (3) 对于 3 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,基于区域特性选择的融合算子的确定方法如下:先分别计算两幅图像对应局部区域的能量 $E_{i,1}$ 及 $E_{i,2}$,即

$$E_i(n, m) = \sum_{n' \in L, m' \in K} W^i(n', m') [D_i^i(n + n', m + m')]^2, \quad (i = 1, 2, 3)$$

式中 $E_i(n, m)$ 表示 2^i 分辨率下,以 (n, m) 为重心位置的局部区域能量; D_i^i 表示 2^{i-1} 分辨率下 3 个方向的高频分量(见式(1)); $W^i(n', m')$ 为与 D_i^i 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,再计算两幅图像对应局部区域的匹配度 M_{AB} ,即

$$M_{j,A,B}^e(n,m) = \frac{\sum_{n' \in I, m' \in K} W_j^e(n',m') D_{j,A}^e(n+n',m-m') D_{j,B}^e(n-n',m+m')}{E_{j,A} + E_{j,B}} \quad (4)$$

其中 $E_{j,A}, E_{j,B}$ 按式(3)计算, 最后确定融合算子, 定义一匹配度阈值 α (α 通常取 $0.5 \sim 1.0$, 这里取 $\alpha=0.75$), 若 $M_{j,AB}^e < \alpha$, 则有

$$\begin{cases} D_{j,F}^e = D_{j,A}^e, & E_{j,A} \geq E_{j,B}, \\ D_{j,F}^e = D_{j,B}^e, & E_{j,A} < E_{j,B}. \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中若 $M_{j,AB}^e \geq \alpha$, 则

$$\begin{cases} D_{j,F}^e = W_{j,\min}^e D_{j,A}^e + W_{j,\max}^e D_{j,B}^e, & E_{j,A} \geq E_{j,B}, \\ D_{j,F}^e = W_{j,\max}^e D_{j,A}^e + W_{j,\min}^e D_{j,B}^e, & E_{j,A} < E_{j,B}. \end{cases} \quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned} W_{j,\min}^e &= \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_{j,AB}^e}{1 - \alpha} \right), \\ W_{j,\max}^e &= 1 - W_{j,\min}^e. \end{aligned} \quad (7)$$

2 红外与可见光图像的融合实验

图 2(a)为可见光图像, 图中坦克由于光线很暗, 几乎无法辨认, 但图中背景及坦克周围的部分纹理与细节(草、树等)却依稀可见。图 2(b)为该同一场景的前视红外(FLIR)图像($3 \sim 5\mu\text{m}$ 中红外波段), 图中的坦克清晰可见, 但坦克周围的纹理及细节(草地等)模糊不清。图 2(c)为用本文介绍方法得到的融合图像, 可以看到图中的坦克清晰可辨, 同时背景及坦克周围的纹理及细节也较清晰。

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)却基本可辨。图 3(b)为同一场景的 FLIR 图像($3 \sim 5\mu\text{m}$ 中红外波段), 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)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)为融合后的图像, 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。

在图 2 和 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。

本文介绍的图像融合方法同样也适用于其它场合的图像融合。例如, 图 4(a)中坦克的前部被烟雾遮挡, 图 4(b)中坦克的尾部淹没在烟雾中, 单凭(a)或(b)都无法看到坦克的完整图像, 这就给该目标的识别带来困难。通过对图 4(a)和(b)的图像融合, 便可获得清晰可见、完整的坦克图像如图 4(c)。

对于以上的几个实验, 若仅凭图像(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。

3 结语

本文利用小波变换的空间-频率局部性、方向性、多分辨率性等优点, 在小波塔形分解的基础上, 针对不同分解层的不同频率特性区域, 采用了不同融合规则与算子进行像素级的图像融合。实验结果表明: 该融合方法取得了良好的融合效果。同时, 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。

REFERENCES

- [1] Toet A. Hierarchical image fusion. *Machine Vision and Applications*, 1990, 3(1): 1—11
- [2] Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion. *Optical Engineering*, 1992, 31(5): 1026—1031
- [3] Yocky D A. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform. *Journal of Optical Society of America*, A, 1995, 12(9): 1834—1841
- [4] Nunez J, Otazu X, Fors O, et al. 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