

# 基于线性融合模型的多传感器图像融合

余二永, 王润生

(国防科技大学 ATR 国防重点实验室, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 本文提出了一种新的基于小波变换的多传感器图像融合算法, 在线性融合模型中引入了传感器噪声项, 算法首先给出了基于期望融合图像局部方差最大的多传感器融合系数估计方法, 然后利用多传感器图像和融合系数估计期望融合图像. 最后的实验结果表明了本文图像融合方法具有明显的噪声抑制能力, 能够得到更好的融合效果.

**关键词:** 图像融合; 小波变换; 线性融合模型

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2005)06-1008-03

## Multisensor Image Fusion Based on Linear Fusion Model

SHE Er-yong, WANG Run-sheng

(ATR National Lab, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

**Abstract:** A new method based on wavelet transform for multi sensor image fusion is presented in this paper. The sensor noise is introduced into linear fusion model. At first, the fusion coefficients of multiple sensors are given based on the maximization of local variance of the desired fusion image. Then, the desired fusion image is estimated by using the multi sensor images and the fusion coefficients. The experiment results demonstrate that this method can greatly reduce sensor noise and achieve better fusion performance.

**Key words:** image fusion; wavelet transform; linear fusion model

### 1 引言

多传感器图像融合是将不同传感器得到的多个图像根据某个算法进行综合处理, 以得到一个新的、满足某种需求的新图像, 具有系统探测性能高、自动化程度高、可靠性高、成本低等特点, 在医学、遥感、天气预报、军事目标识别等诸多领域均有广阔的应用前景<sup>[1,7]</sup>. 一般认为图像融合分为3个层次, 即像素级融合、特征级融合和决策级融合<sup>[1,7]</sup>. 像素级融合是作用于图像像素点最底层的融合, 要求提取观测图像中的有用信息并在最终的融合图像中得到有效显示, 本文所指的图像融合是像素级图像融合.

最简单的图像融合方法是对多传感器图像相应像素进行算术平均运算, 这种方法的缺点是当参与融合的多传感器图像的灰度差异很大时, 就会出现明显的拼接痕迹<sup>[7]</sup>. 为了克服这一问题, 人们又提出了基于多分辨分析的图像融合方法以解决多传感器图像灰度特性不同给图像融合带来的困难, 其基本思想为将多传感器图像分解到不同尺度下的特征域, 然后在不同的特征域内进行融合, 通常计算对应特征信号的局部能量, 并以此为判据简单的选择具有最大局部能量的特征信号作为融合图像的特征信号, 最后对得到的不同尺度下特征信号进行重构便可以获得最终的融合图像. 根据多

分辨分解方法不同可分为多分辨塔式图像融合算法和基于小波变换的图像融合方法等, 其中小波分解的紧致性、对称性和正交性赋予它优于多分辨塔式的图像融合性能<sup>[2,3,8]</sup>.

图像中的噪声具有很高的对比度, 所以图像融合算法必须充分考虑传感器噪声对图像融合算法的影响, 传感器噪声的存在使实际获取到的图像数据是个随机变量, 而应用统计方法来分析这一问题是比较合适的. 因此, 本文提出了一种新的基于小波变换的多传感器图像融合算法, 与传统的图像融合方法相比, 本文方法在线性融合模型中引入了传感器噪声项, 由 Bayes 理论利用多传感器图像和多传感器融合系数估计期望融合图像, 并且给出了使期望融合图像局部方差最大的多传感器融合系数的估计方法. 最后的实验结果表明了本文方法不仅有效地融合了多传感器图像的信息, 而且能够抑制传感器噪声对融合影响, 其融合结果明显优于传统基于多分辨分析的图像融合方法.

### 2 多传感器图像融合算法

#### 2.1 图像融合模型

由于传感器噪声的存在, 多传感器图像的融合过程实际上是由观测的多传感器图像对期望融合图像的估计过程, 由线性融合模型可得:

$$F = \beta^T G = f + \beta^T n \quad (1)$$

其中,  $G_l = g_l + n_l$  为传感器所对应的观测图像,  $l = 1, \dots, L$  为传感器数目,  $n$  为  $N(0, \sum_n)$  的传感器高斯噪声,  $f = \beta^T g$  为期望融合图像,  $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_L]^T$  为传感器的融合系数. 假设传感器噪声与期望融合图像  $f$  不相关, 由此可得期望融合图像  $f$  下多传感器图像  $G$  的条件分布为:

$$p(G|F) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} \beta^T \sum_n \beta^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}(\beta^T G - f)^T (\beta^T \sum_n \beta)^{-1} (\beta^T G - f)\right\} \quad (2)$$

假设期望图像  $f$  服从高斯分布  $N(\mu_f, \sigma_f^2)$ , 则由 Bayes 最大后验估计可得:

$$\min J_f = \ln |\beta^T \sum_n \beta| + (\beta^T G - f)^T (\beta^T \sum_n \beta)^{-1} (\beta^T G - f) + \ln \sigma_f^2 + \frac{(f - \mu_f)^2}{\sigma_f^2} \quad (3)$$

令  $\frac{\partial J_f}{\partial f} = 0$  可得:

$$f = \left\{ (\beta^T \sum_n \beta)^{-1} \beta^T G + \frac{\mu_f}{\sigma_f^2} \right\} \left/ \left( (\beta^T \sum_n \beta)^{-1} + \frac{1}{\sigma_f^2} \right) \right. \quad (4)$$

## 2.2 融合系数 $\beta$

传感器融合系数的估计反映了多传感器图像融合的目的, 图像局部方差是关于图像局部反差(对比度)的测度, 它可以反映图像细节的信息量, 因此期望图像局部方差最大可作为估计传感器融合系数的依据. 为了估计像元  $s$  处的融合系数, 定义分析窗口  $W$ , 并假设窗口内融合系数不变. 由于融合是在小波域内实现的, 可以近似认为小波域图像为零均值,  $\mu_f = 0$ , 并由模型假设可得:

$$\beta^T \sum_G \beta = \sigma_f^2 + \beta^T \sum_n \beta \quad (5)$$

即:

$$\beta^T (\sum_G - \sum_n) \beta = \sigma_f^2 \quad (6)$$

虽然图像融合目的为增强融合图像中有用的信息成分, 但是必须限制在通过参与融合的多传感器图像中的相关信息. 为此, 定义约束条件  $\|\beta\| = 1$ , 可得最优传感器融合系数  $\beta$  使下式最大:

$$\max J_\beta = \beta^T (\sum_G - \sum_n) \beta - \lambda (\beta^T \beta - 1) \quad (7)$$

令  $\frac{\partial J_\beta}{\partial \beta} = 0$  可得:

$$(\sum_G - \sum_n) \beta = \lambda \beta \quad (8)$$

由上式可知  $\lambda$  是  $(\sum_G - \sum_n)$  的最大特征值,  $\beta$  为  $\lambda$  对应的特征矢量, 可得传感器的融合系数的估计值:

$$\beta = U \quad (9)$$

其中,  $U$  为协方差矩阵  $(\sum_G - \sum_n)$  的最大特征值对应的特征矢量,  $r = \pm 1$  决定了融合图像中对比度的变化极性, 同时也表明了边缘的变化方向, 在选择用于重建融合图像的小波分解系数时, 应该使融合图像的对比度变化极性应与多传感器图像中局部对比度大的变化极性相一致.

以往基于多分辨分析的图像融合算法一般计算多传感器图像对应的小波子带信号的局部能量, 并以此为判据简单

的选择对应的子带信号, 因此其传感器融合系数通常为逻辑值, 在空间变化不连续, 而由我们方法得到的融合系数在空间变换是连续的; 并且我们方法可以充分利用多传感器图像之间的统计信息, 得到局部方差最优条件下的图像融合结果, 同时针对不同的应用背景和目的, 进一步可以通过定义不同的最优条件, 或者增加新的约束条件来分析.

## 2.3 协方差估计

由于图像传感器是不同类型的, 图像噪声之间可以近似为相互独立. 因此, 估计噪声协方差只需要估计单一图像的噪声方差. 严格的说, 给定一幅图像估计它的噪声方差, 这仍然是一个待解决的问题. 但在实际应用中有人建议了一些简单的方法, 在很多情况下被证明是可行的<sup>[9]</sup>. 如果观测图像的质量较好, 可以直接从观测图像上找一块平坦区域, 在平坦区域上计算局部方差并平均作为噪声方差<sup>[4]</sup>. 在特殊情况下观测图像中没有合适的平坦区域, 或者用人工找平坦区域不方便, 则可以将局部方差最小的区域作为平坦区域.

假设分析窗口内传感器图像是相互独立的, 则由最小二乘法对多传感器观测图像的协方差矩阵估计公式如下:

$$\sum_{G(i,j)} = \frac{1}{N} \sum_W (G_i - \mu_{G_i})(G_j - \mu_{G_j}) \quad (10)$$

其中,  $1 \leq i, j \leq L$ ,  $N$  为分析窗口内像素个数,  $\mu_{G_i} = \frac{1}{N} \sum_W G_i$ .

## 2.4 算法流程

由此得到基于线性融合模型的多传感器图像融合算法流程为:

- (1) 估计传感器观测图像的噪声方差.
- (2) 对多传感器图像进行小波分解, 并对于期望融合图像的低频分量取多传感器图像低频分量的简单平均.
- (3) 计算分析窗口  $W$  内多传感器图像小波高频分量的协方差矩阵  $\sum_G$ , 并计算  $(\sum_G - \sum_n)$  的最大特征值对应的特征矢量  $U$ , 由式(9)得到多传感器融合系数  $\beta$  的估计值.
- (4) 依据式(6)计算融合系数  $\beta$  下的  $\sigma_f^2$ , 并由公式(4)得到使后验分布的最大化的期望融合图像的小波高频分量  $f$ .
- (5) 对期望融合图像的小波分量进行小波重构.

## 3 实验结果

结合本文提出的方法, 我们对多传感器图像进行了融合实验, 假定不同传感器图像已经过了严格配准, 而对于实际应用中, 获取到的不同传感器图像之间往往是失配的, 此时可以采用多传感器图像配准技术<sup>[5,6]</sup>对图像进行预先配准. 实验中取分析窗  $W = 5 \times 5$ . 图 1 给出了对于红外长波与中波图像不同方法的融合结果比较, 图 2 给出了对于红外与可见光图像不同方法的融合结果, 为了比较不同融合方法抑制噪声的性能, 实验中对多传感器图像加入不同程度的高斯噪声.

从融合结果可以看到, 通过图像融合技术有效将两种传感器图像的信息呈现在一幅图像中, 增强了图像可理解性. 但传统的基于金字塔和基于小波变换的融合方法对噪声敏感, 这是因为图像中的噪声具有很高的对比度, 融合图像中将包含很强的噪声. 本文方法充分考虑了传感器噪声的对图

像融合算法的影响,融合图像的具有明显抑制传感器噪声的能力,更加有利于人眼识别和后续的目标识别过程。

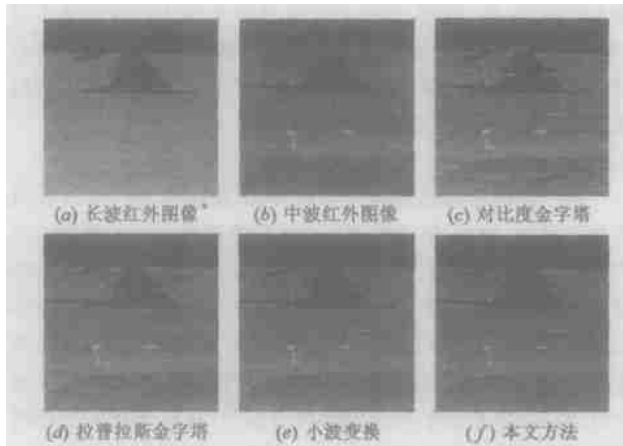


图1 噪声污染的红外长波与中波图像融合结果

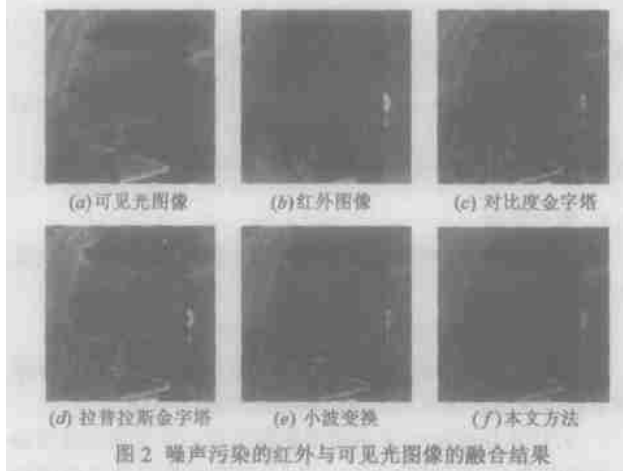


图2 噪声污染的红外与可见光图像的融合结果

#### 4 结论

本文针对多传感器图像融合问题,提出了一种新的基于小波分解的图像融合方法.该方法在线性融合模型中引入了传感器噪声项,并利用多传感器图像小波系数和多传感器融合系数估计期望融合图像的小波高频分量.最后的实验结果

表明了本文方法不仅有效地融合了多传感器图像的信息,而且抑制了传感器噪声对图像融合的影响。

#### 参考文献:

- [ 1 ] Lucien Wald. Some terms of reference in data fusion[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 1999, (5): 1190- 1193.
- [ 2 ] Jorge Nùñez. Multiresolution based image fusion with additive wavelet decomposition[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 1999, (5): 1204- 1211.
- [ 3 ] Yocky D A. Image merging and data fusion using discrete two dimensional wavelet transform[J]. Journal of Opt Soc Am A, 1995, 12(9): 1834- 1841.
- [ 4 ] Lagendijk R L, Biemond J, et al. Identification and restoration of noise blurred images using the expectation maximization algorithm[J]. IEEE Trans ASSP, 1990, 38(7): 1180- 1191.
- [ 5 ] F Maes, A Collignon, D Vandemeulen, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Trans Medical Imaging, 1997, 16: 187- 198.
- [ 6 ] C Shekhar, V Govindu, R Chellapa. Multisensor image registration by feature consensus[J]. Pattern Recognition, 1999, 32: 39- 52.
- [ 7 ] 毛士艺, 赵巍. 多传感器图像融合技术综述[J]. 北京航空航天大学学报, 2002, 28(5): 512- 518.
- [ 8 ] 余二永, 王润生. 小波变换实现多光谱图像融合增强[J]. 计算机工程与科学, 2001, 23(1): 47- 50.
- [ 9 ] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.

#### 作者简介:



余二永 男, 1976年12月生于江苏连云港, 博士生, 现就读于国防科技大学电子科学与技术学院 ATR 国防科技重点实验室, 研究兴趣包括图像分析与信息融合. E-mail: ey\_s@yeah.net.

王润生 男, 1941年8月出生于江苏扬州, 国防科技大学电子科学与技术学院教授, 博士生导师, 研究兴趣包括图像分析、理解与信息融合。