

基于估计理论的红外与可见光图像融合算法

李卫华, 周 军

(西北工业大学航天学院, 陕西西安 710072)

摘 要: 针对传统图像融合方法鲁棒性差的缺点, 设计了一种基于估计理论期望值最大的图像融合方法。从多传感器成像模型出发, 设计出图像的形成模型, 分别基于图像模型以及期望值最大方法, 推导出估计真实场景的迭代过程, 最终得到融合图像。探讨了基于拉普拉斯金字塔、梯度金字塔、小波、小波框架以及方向滤波器金字塔等方法的多尺度展开的融合情况, 并与 EM 方法做了比较, 数字仿真表明, 图像受到噪声污染时采用 EM 算法进行融合具有较强的鲁棒性。

关键词: 统计模型; 估计理论; 图像融合

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2006)03-0044-04

现有的像素级融合算法包括基于非多尺度分解的算法和基于多尺度分解的算法。基于非多尺度分解的算法思想简单、计算量小, 但是存在融合后图像对比度下降显著, 图像细节模糊, 信息损失大等缺点。例如像素平均法, 将不同传感器的图像进行像素平均。像素自适应加权平均法, 像素的权值根据融合准则自适应取不同数值。基于多尺度的图像融合算法将原始图像用小波分解或金字塔分解在不同频段, 根据具体情况在各个频段采取不同的融合策略, 最终通过重构算法, 实现图像的融合。该类方法计算量大, 但融合效果好。根据国内外文献, 目前一些学者提出了基于统计理论的图像融合方法。比如, R. K Sharma 等人提出的贝叶斯融合方法^[1] Jinzhong Yang 等人提出的基于期望值最大的方法^[2]。前者是在假设图像和噪声都服从高斯分布基础上进行的, 在实际融合过程中, 需要有先验图像的参与, 这种方法近似于局部主成分分析 PCA (Principle Component Analysis) 方法; 后一种方法对 Sharma 的假设条件有所拓宽, 在多尺度域假定图像偏移或噪声服从高斯混合模型, 应用期望值最大算法估计出融合图像。但图像在多尺度域的统计特性正是近似服从高斯混合模型, 由于将图像高频或通频带部分的信号模拟成噪声, 因此容易造成融合结果中高频信息的损失。因此不能简单的将这种图像的形成统计模型应用到多尺度域。

1 基于统计模型的多源成像传感器融合算法

1.1 图像成像模型分析

图像成像过程中, 系统对真实场景的影响分为三个部分。第一部分是传感器的敏感系数, 也就是真实场景的目标是否能够在传感器中感应出来; 第二部分是噪声的影响, 这里假定为非高斯分布的(高斯混合分布); 第三部分为成像传感器的偏移, 不同的传感器对场景的偏移不同, 所以这一部分不应该如文献[2]中将其忽略。通过这三部分, 我们可以得到图像的形成模型:

$$I_i(j) = \alpha_i(j)S(j) + \beta_i(j) + \varepsilon_i(j) \quad i = 1, \dots, q \quad (1)$$

式中: i 表示不同的传感器; j 表示系数位置, 是一个矢量, 如在 x, y 位置的系数可以表示为 $j = (x, y)$; $I_i(j)$ 表示第 i 个传感器的观测图像 $s(j)$ 为真实场景; $\alpha_i(j) = \pm 1$ 或 0, 表示传感器的敏感系数, 当 $\alpha_i(j) = 1$ 时, 表示传感器能够反映场景, 当 $\alpha_i(j) = 0$ 时, 表示传感器不能够反映场景, 当 $\alpha_i(j) = -1$ 时, 表示传感器能够

收稿日期: 2005-11-05

基金项目: 军队科研基金资助项目

作者简介: 李卫华(1964-), 男, 河南鹤壁人, 副教授, 博士生, 主要从事智能信号与图像处理研究;

周 军(1966-), 男, 江苏常州人, 教授, 博士生导师, 主要从事航天器控制与仿真等研究。

以负的对数反映真实场景; $\beta_i(j)$ 是指图像对场景的偏移程度, 不同传感器对场景中的同一目标的成像偏移程度是不同的; $\varepsilon_i(j)$ 是传感器噪声, 这里用 项混合高斯概率密度函数表示:

$$f_{\varepsilon_i(j)}(\varepsilon_i(j)) = \sum_{k=1}^k (\lambda_{k,i}(j) / \sqrt{2\pi\sigma_{k,i}^2(j)}) \exp(-\varepsilon_i^2(j) / 2\pi\sigma_{k,i}^2(j)) \quad (2)$$

1.2 局部分析窗

从式(1)和(2)中的成像模型出发, 应用期望最大法(Expectation Maximization EM)迭代^[3]估计出模型中各参数并得到融合的图像。用EM算法产生的迭代得到的是模型各参数的最大似然估计, 即对于每个*i*和*j*, 应用迭代算法得到 $S(j)$ 、 $\alpha_i(j)$ 和 $\beta_i(j)$, $\{\lambda_{1,i}(j), \dots, \lambda_{k,i}(j); \sigma_{1,i}^2(j), \dots, \sigma_{k,i}^2(j)\}$ 的估计值。

在算法的具体实现过程中, 为了提高算法的稳定性, 迭代算法的参数取值范围不限于*j*点, 还包括*j*附近的几个点。定义一个以*j*为中心, 大小为 $L = h \times h$ 的窗口。对像素*j*处的参数进行估计时, 将用到以*j*为中心的窗口内的 L 个数据, 而且在完成迭代算法后, 窗口内各像素点的参数 $\alpha_i(j)$ 和 $\beta_i(j)$, $\{\lambda_{1,i}(j), \dots, \lambda_{k,i}(j); \sigma_{1,i}^2(j), \dots, \sigma_{k,i}^2(j)\}$ 取迭代结束的相应数值, 即在以*j*为中心大小为 L 的窗口中的各像素点, 其参数的取值是相同的。此时将所求参数代入式(1)可得出估计的真实图像 $S(j)$ 。窗口的尺寸 L 必须仔细选取: 为了获得对参数的准确估计, 窗口要足够大; 同时为了保证上面假设的正确性, 窗口内参数值的一致性, 窗口的尺寸要足够小, 实际应用中窗口取 3×3 或 5×5 。

1.3 期望值最大算法的迭代步骤

在迭代过程开始之前, 需要对图像数据进行标准化和归一化:

$$I'_i(j) = (I_i(j) - \mu) / H \quad (3)$$

其中 $I'_i(j)$ 和 $I_i(j)$ 分别是标准归一化后的图像和原图像, μ 为整幅图像的均值, H 为图像的灰度级别。

迭代过程是根据期望值最大算法中的 SAGE 算法^[4]推导出来的, 用 $S'(j)$ 表示对 $S(j)$ 的更新, 类似的, $\alpha'_i(j)$, $\lambda'_{k,i}(j)$ 和 $\sigma_{k,i}^2(j)$ 是相应系数的更新。迭代过程如下:

1) 计算条件概率密度。

$$g_{k,i,l}[I_i(l)] = \left(\frac{\lambda_{k,i}}{\sqrt{2\pi\sigma_{k,i}^2}} \exp\left(-\frac{(I_i(l) - \alpha_i s(l) - \beta_i)^2}{2\sigma_{k,i}^2}\right) \right) / \left(\sum_{p=1}^k \frac{\lambda_{p,i}}{\sqrt{2\pi\sigma_{p,i}^2}} \exp\left(-\frac{(I_i(l) - \alpha_i s(l) - \beta_i)^2}{2\sigma_{p,i}^2}\right) \right) \quad (4)$$

在期望值最大算法中, 这一步是计算在参数以及原始数据(图像)给定情况下, 混合高斯分布第 k 项的条件概率密度。

2) 更新参数 α_i , α_i 的值在 $\{-1, 0, 1\}$ 中选择, 以使式(5)的值最大。

$$Q = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^q \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K \left(\ln(\sigma_{k,i}^2) + -\frac{(I_i(l) - \alpha'_i s(l) - \beta_i)^2}{2\sigma_{k,i}^2} \right) g_{k,i,l}[I_i(l)] \quad (5)$$

3) 重新计算条件概率密度分布 $g_{k,i,l}[I_i(l)]$, 更新真实场景 $S(j)$

$$S'(l) = \left(\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K (I_i(l) - \beta_i) \alpha'_i g_{k,i,l}(I_i(l)) / \sigma_{k,i}^2 \right) / \left(\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K (I_i(l) \alpha_i'^2 g_{k,i,l}(I_i(l)) / \sigma_{k,i}^2) \right) \quad (6)$$

$$\beta_i = \left(\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K (I_i(l) - \alpha' S'(l)) \alpha'_i g_{k,i,l}(I_i(l)) / \sigma_{k,i}^2 \right) / \left(\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K g_{k,i,l}(I_i(l)) / \sigma_{k,i}^2 \right) \quad (7)$$

4) 重新计算条件概率密度分布 $g_{k,i,l}(I_i(l))$, 真实场景 $S(j)$ 和传感器偏移量 $\beta(j)$, 更新噪声的模型参数 $\lambda_{k,i}(j)$, $\sigma_{k,i}^2(j)$

$$\lambda'_{k,i} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{k,i,l}(I_i(l)), k = 1, \dots, K; i = 1, \dots, q \quad (8)$$

$$\sigma_{k,i}^2 = \sum_{l=1}^L (I_i(l) - \alpha'_i S(l) - \beta_i)^2 g_{k,i,l}(I_i(l)) / \sum_{l=1}^L g_{k,i,l}(I_i(l)), k = 1, \dots, K; i = 1, \dots, q \quad (9)$$

5) 使用新参数重复 1) 到 4)。

上述迭代过程中, 当参数收敛到某一个特定的范围, 确定融合图像为

$$S'(l) = \left(\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K I_i(l) \alpha_i'^2 g_{k,i,l}(I_i(l)) / \sigma_{k,i}^2 \right) / \left(\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K \alpha_i'^2 g_{k,i,l}(I_i(l)) / \sigma_{k,i}^2 \right) \quad (10)$$

1.4 迭代过程初始化

首先对迭代过程的初始化,采用平均成像传感器图像的方法,假设真实场景为 s 。初始化 s 为 $S(l) = \sum_{i=1}^q w_i I_i(l)$ 。其中 $w_i = 1/q$ 为各个成像传感器的权系数。从而可以得到各个传感器局部窗口 $L = h \times h$ 的总方差系数 $\sigma_i^2 = \sum_{l=1}^L [I_i(l) - S(l)]^2 / L$; $\sigma_i^2 = \sum_{k=1}^K \lambda_{k,i} \sigma_{k,i}^2$ 。其中 $\lambda_{k,i} = 1/K$, 从而可以通过 $\sigma_{k,i}^2 = 10\sigma_{k-1,i}^2$ 初始化混合高斯模型的方差。传感器的偏移量 $\beta_i = (\sum_{l=1}^L I_i(l)) / L$ 。

2 实验与分析

对可见光与红外图像以及受噪声污染的可见光与红外图像分别进行了融合实验研究,图像融合结果的性能评价采用熵值、像素互信息以及边缘互信息 3 个评价指标^[5-9]。同时,为了验证图像受噪声污染情况下,融合算法的鲁棒性,还提出了采用评价指标变化的相对差来对其进行定性分析。

图像熵值定义为 $-\sum_i^H p_i \ln p_i$ 。其中 p_i 为灰度等于 i 的像素数与图像总像素数的比, H 为灰度的最大值。

像素互信息的定义为融合后的图像与待融合图像之间的互信息^[9] $M_F^{AB} = I_{FA}(f, a) + I_{FB}(f, b)$ 。其中 $I_{FA}(f, \cdot)$ 是融合后图像与一幅待融合图像的互信息 $I_{F\Box}(f, \cdot) = \sum_f P_{F,\Box}(f, \Box) \log \frac{P_{F,\Box}(f, \Box)}{P_F(f)P(\Box)}$

其中, $P_{F,\Box}(f, \Box)$ 为融合后图像与源图像的联合概率。

边缘互信息反映的是融合后图像的边缘信息与源图像边缘信息之间相似程度,见参考文献[6]。

相对差的定义为: $E = |Q' - Q| / Q$ 。其中 Q' 表示加噪声后图像融合结果的评价指标, Q 表示未加噪声的评价指标, E 是相对差。

图 1(a) 和 (b) 示出的是某一场景的红外图像和可见光图像。图 1(c) (d) (e) 分别是采用 Laplacian 金字塔、小波、方向梯度金字塔等多尺度技术融合后的结果。多尺度分解层数均为 3 层,融合结果见图。图 1(f) 是采用本文提出的基于 EM 的方法的融合结果。

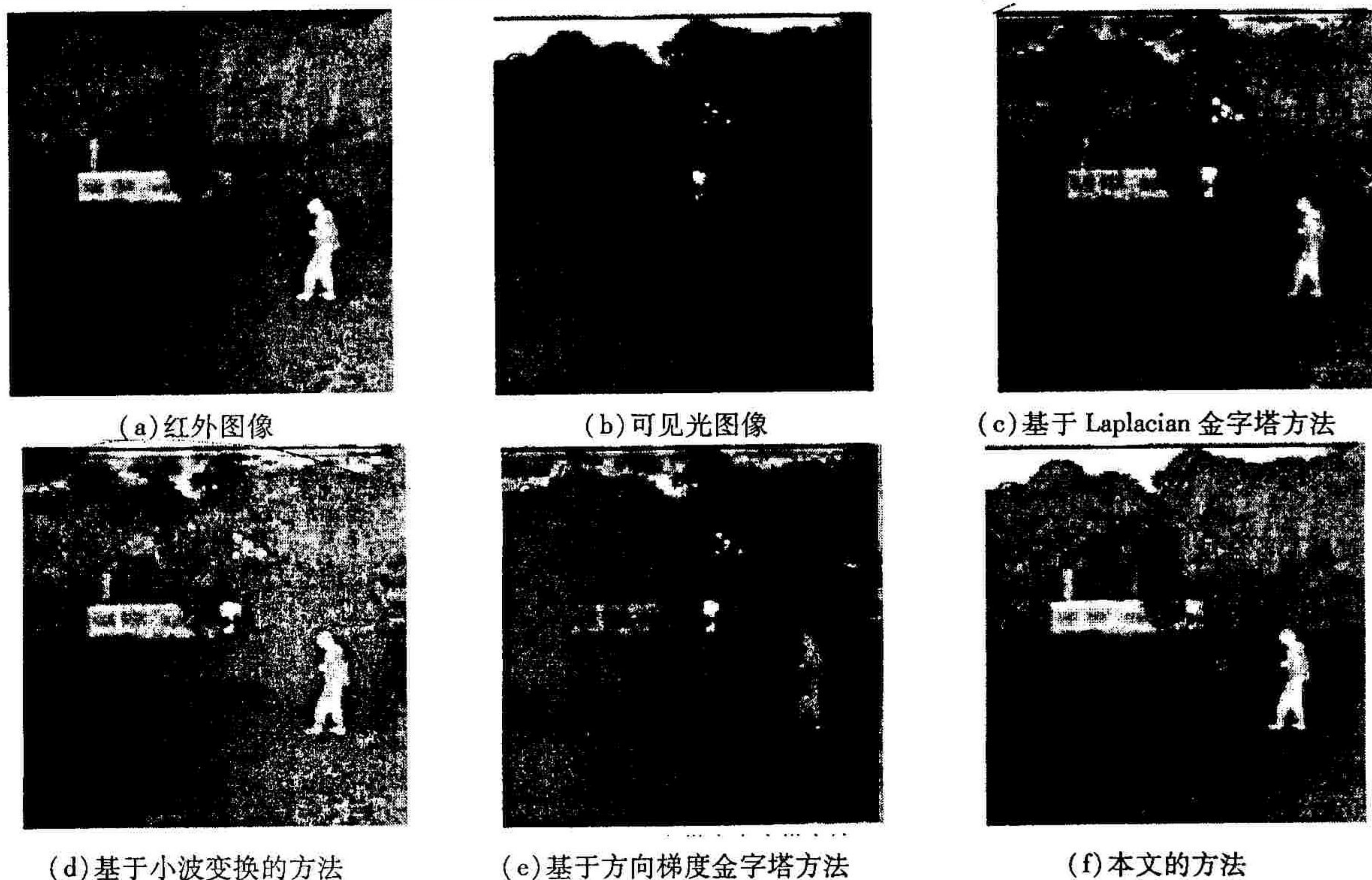


图 1 红外图像与可见光图像的融合结果

由表 1 可以看出,本文方法所得到的熵值要小于基于 Laplacian 金字塔的方法,但是要高于 DB3 小波和梯度金字塔方法;而且本文方法得到的像素互信息和边缘互信息,均高于其他几种方法。从图 1 也可以看

出,由本文方法融合得到的图像效果要明显优于其他几种方法。

从表 2 的数据中,我们可以看出评价指标的相对差变化较小,也就是说,EM 算法的鲁棒性较其他几种方法都要强。

表 1 红外图像与可见光图像融合结果			
评价指标	熵值	像素互信息	边缘互信息
Laplacian 金字塔	5.0853	0.2543	0.4880
DB3 小波	4.6220	0.1985	0.3719
梯度金字塔	4.3920	0.1750	0.3646
本文方法	4.8007	1.2221	0.5079

表 2 受污染的红外图像与可见光图像融合结果						
评价指标	熵值		像素互信息		边缘互信息	
	指标	相对差	指标	相对差	指标	相对差
Laplacian 金字塔	5.0853	0.0863	0.4205	0.6536	0.3541	0.2744
DB3 小波	5.0671	0.09363	0.3580	0.8035	0.2739	0.2653
梯度金字塔	4.9173	0.1196	0.3148	0.7989	0.3101	0.1459
本文方法	5.1077	0.0624	1.5221	0.2455	0.4979	0.0200

3 结论

本文提出了一种基于估计理论期望值最大的图像融合方法,根据图像的模型以及期望值最大方法得到迭代公式来替代传统方法中加权平均或选择的融合过程。数字仿真表明,该方法得到的像素互信息和边缘互信息高于 Laplacian 金字塔、DB3 小波及梯度金字塔法;同时,其鲁棒性也强于其它几种方法。

由于图像在多尺度域表现了良好的空频特性,为了得到更好的融合效果,有必要将这种基于估计理论的图像融合方法推演到多尺度域,因此研究基于估计理论的多尺度图像融合方法将是我们下一步的研究方向。

参考文献:

[1] Sharma R K. Probabilistic Model Based Multisensor Image Fusion[M]. Dissertation: Oregon Graduate Institute, 1999.

[2] Yang J, Blum R S. A Statistical Signal Processing Approach to Image Fusion for Concealed Weapon Detection[J]. IEE International Conference on Image Processing, 2002,1:513 - 516.

[3] Jessler J A, Hero A O. Space-alternating Generalized Expectation-maximization Algorithm[J]. IEEE Trans. Signal Processing, 1994, 42 (10) : 2664 - 2677.

[4] Xydeas C S, Petrovic V. Objective Image Fusion Perform Ance Measure[J]. Electronics Letters , 2000, 36 (4) : 308 - 309.

[5] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum Likelihood From Incomplete Data Via the EM algorithm[J]. J of the Royal Statistical Soc B, 1977, 39(1) :1 - 38.

[6] Redner R A, Walker H F. Mixture Densities, Maximum Likelihood and the EM Algorithm. SIAM Review, 1984, 26(2) :195 - 239.

[7] Blum R S, Kozick R J, Sadler B M. An Adaptive Spatial Diversity Receiver for Non - Gaussian Interference and Noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(8) :2100 - 2111.

[8] 王海晖. 评价多传感器图像融合效果方法的比较[J]. 红外与激光工程, 2004, 33(2) :189 - 193.

[9] Guihong Q, Dali Z, Pingfan Y. Information Measure for Performance of Image Fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38 (7) : 313 - 315.

(编辑:姚树峰)

An Image Fusion Algorithm with Infrared and Visible Light Based on Estimation Theory

LI Wei -hua, ZHOU Jun

(College of Astronautics, Northwestern Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: A novel image fusion algorithm is proposed based on EM algorithm. This method infers the iterative process of real scene to fusion images according to EM algorithm based on multi - image model. Varieties of methods, such as Laplace Pyramids, wavelet and gradient pyramids, are discussed and compared with EM algorithm. The digital imitation results show that the robustness of the method is quite good even when fusing the seriously polluted image.

Key words: statistics model; estimation theory; image fusion