

# 基于遗传搜索区域特征的图像融合算法研究

高继镇, 刘以安

GAO Ji-zhen, LIU Yi-an

江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 214122

School of Information Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

E-mail:gaojizhensuccess@163.com

GAO Ji-zhen, LIU Yi-an. Image fusion based on application of adaptive genetic search. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(9): 193–196.

**Abstract:** This paper puts forward an image fusion algorithm based on adaptive genetic search and the selection of region character. In this method, images involved in fusion are disposed by removing yawn according to the sorting, and then decomposed by wavelet transform. The following step is to search the optimization of the size of region, and the wavelet coefficient is fused according to region character. Finally, the fused image is reconstructed. The results show that this algorithm has good fusion effects and versatility. In the end, this algorithm is quantitatively analyzed by objective estimation standards.

**Key words:** image fusion; adaptive; genetic algorithm; wavelet transform

**摘要:** 提出了一种基于遗传搜索块的区域特征选择的图像融合算法。该方法首先根据分类结果对待融合的两幅图像进行自适应消噪处理分析, 然后对处理后的图像进行小波分解。小波分解后的子图像应用遗传算法搜索最优图像子块(即区域)的大小, 比较相应区域特征确定重构时小波系数, 最后进行一致性检验。实验表明, 该算法能够得到良好的融合效果, 而且对于各种不同的源图像具有通用性, 并用客观评价标准对算法进行了定量分析。

**关键词:** 图像融合; 自适应; 遗传算法; 小波变换

文章编号: 1002-8331(2008)09-0193-04 文献标识码:A 中图分类号: TP391

## 1 引言

信息融合是多种信息在一定准则下加以自动处理、分析和综合, 以生成满足特定应用需求的合成信息, 最终使多种信息的应用效率得到较大的提高。同时, 由于在实际应用中受照明、环境条件、目标状态、目标位置以及传感器特性等因素的影响, 单一传感器所获得的图像信息不足以对目标或场景进行正确的检测、分析和表达, 多传感器图像融合应运而生。

多传感器图像融合是将来自多传感器(如雷达、CCD 摄像机、红外探测器、激光探测器等)图像的优点或互补性有机结合起来, 产生一幅比源图像视觉效果更好, 信息更丰富的满足某种需求的新图像的综合技术。这样得到的图像能最大限度地利用各个信息源的信息提高分辨率、灵敏度和抗干扰能力等, 减少信息的不确定性, 弥补单一信息源的不足<sup>[1,2]</sup>。

图像融合的方法很多, 其中最简单的方法是加权平均法, 即将待融合图像对应像素的灰度值加权平均生成新的图像, 这种方法简单但效果较差。Burt 等人提出 Laplacian 金字塔<sup>[3]</sup>以后, 基于 Laplacian 金字塔、对比度金字塔、梯度金字塔等多分辨率融合方法相继出现。但由于层间分解量之间具有相关性,

导致融合效果不理想。文献[4–6]的研究表明, 随着 20 世纪 90 年代小波变换在图像处理中的广泛应用, 小波变换利用其良好的时域和频域局部特性以及多分辨率已取代传统的高斯—拉普拉斯金字塔技术, 成为一种主流的图像融合技术。虽然小波变换的融合效果相对比较理想, 但在融合过程中仍存在一些问题, 其中小波系数的融合处理尤为重要<sup>[7]</sup>。早期的小波系数融合方法, 如加权平均<sup>[8]</sup>、最大值选择法<sup>[9]</sup>等, 虽然能提高图像融合的效果, 但融合结果平均化, 而且易出现模糊现象, 由此提出了一种基于遗传搜索块的区域特征选择图像融合规则, 根据不同的图像信息自适应选取适当的区域大小, 由区域特征确定融合后小波的系数。实验结果表明, 该方法不仅能够取得较好的融合效果, 而且具有较好的通用性。

## 2 小波变换的图像融合原理

小波变换是近年来克服傅立叶变换局限性的最有效方法, 是一种将图像的光谱特性和空间分辨率信息分离的有力工具。在此方法中不采用时间—频率表示, 而是时间—尺度表示。多尺度分解把图像分解为能保持局部信息的不同尺度、不同方向

基金项目: 国家部委应用基础研究项目。

作者简介: 高继镇(1982-), 女(汉族), 研究生, 研究方向: 图像处理; 刘以安(1963-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为数据融合、雷达对抗、模式识别与智能系统。

收稿日期: 2007-07-17 修回日期: 2007-09-26

的子图像系列,它们分别代表图像的边缘、零交叉、梯度、对比度等特征,这更能满足融合的需要。基于多尺度的小波变换融合算法的优点主要表现在:能提供对人眼的视觉比较敏感的强对比度信息,以及它在空间和频域的局部化能力。

下面以两幅图像的融合为例来说明小波变换的图像融合原理。融合的过程如图1所示,首先对图像1、2分别进行低、高通滤波,使图像分解为含有不同频率成分的4个子图像,再根据需要对低频分量重复上面的过程,进行层分解后,可得到个不同的频带,其中包含个高频带和一个低频带;然后对各个分解层进行融合处理,即对不同频率的各层根据不同的要求采用不同的融合方法进行融合处理,最终得到小波金字塔图像;最后对融合后的小波金字塔图像进行小波逆变换,所得的重构图像即为融合图像。这样处理不仅有效地将来自不同图像的细节融合在一起,以满足实际要求,还可获得较好的视觉效果。

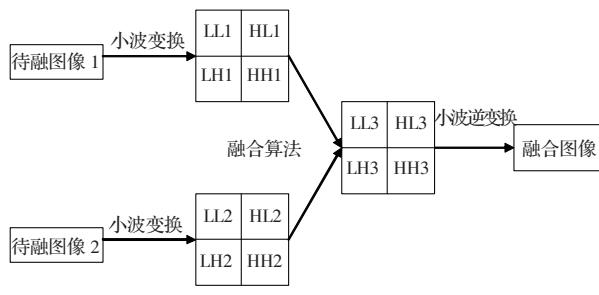


图1 小波变换的图像融合原理

### 3 基于遗传搜索块的区域特征选择的图像融合方法

#### 3.1 图像预处理

对已配准的图像按灰度值分类后进行消噪处理,可以减小噪声对最终融合图像的置信度的影响。其消噪原理:对待融合的图像按灰度级做分类分析,待融合两幅图像相对应元素属于同一类的进行加权平均求出此元素处的灰度值,而对相应元素不属于同一类,则要判断哪一个是噪声的可能性更大,噪声可能性比较大的取其相应系数较小,而噪声可能性比较小的取其相应系数较大,加权求和得到该元素的灰度值。此处系数根据该元素为噪声的可能性自适应地选取。

#### 3.2 基于区域的融合方法

基于单个像素点的融合方法是把每个像素看作孤立点来处理,融合过程中只考虑对源图像中对应的单个像素点进行简单运算处理。然而图像的细节特征并不是由一个像素所能表征的,它是由某一区域的多个像素来集体表征和体现的。同时图像中某一局部区域内的各像素之间往往有较强的相关性,因此,只针对单个像素点进行融合的规则具有片面性,往往得不到满意的融合效果,由此提出基于区域的融合。文献[10,11]的研究表明,基于区域的融合规则是一种更加符合图像特性的融合方式,它相对于基于单个像素点的融合规则来说更为合理,更为科学,其融合思想是在融合过程中利用区域像素间的强相关性将待融合像素点及其附近邻域内的所有像素进行综合考虑来决定融合处理。

#### 3.3 基于区域特征选择的融合方法

图像经小波变换后,源图像与小波变换后所得到的系数之间并不是一一对应的关系,源图像中的一个像素点可以分解成多个小波系数,且一个小波系数与多个像素点有关,因此在图

像融合中,低频和高频部分的小波系数应采用与区域相关的融合算法,才能够得到理想的融合效果。为了获得视觉效果更佳、细节更丰富融合效果,同时改善融合算法的性能,本文采用一种简单易行的基于区域特征选择的融合规则,并根据小波分解后的高、低频分量所表现出的不同特性,采用不同算法对图像的高、低频分量分别进行融合处理。

融合时,首先对待融合的图像进行小波分解,低频子图像代表了源图像的近似特性,其表现的是源图像的轮廓,因此根据低频分量的相对大小对两者进行加权求和运算,可得到信息更丰富的融合图像的低频分量,即按下式进行自适应的低频小波系数融合。

$$A_1^1(i,j)=\frac{A_1(i,j)}{A_1(i,j)+A_2(i,j)}A_1(i,j) \quad (1)$$

$$A_2^1(i,j)=\frac{A_2(i,j)}{A_1(i,j)+A_2(i,j)}A_2(i,j) \quad (2)$$

$$A(i,j)=A_1^1(i,j)+A_2^1(i,j) \quad (3)$$

高频分量包含了源图像的细节特征,融合的关键在于能否有效地利用这些细节特征增强图像的视觉效果<sup>[12]</sup>。对高频分量,采用基于区域特征选择的融合算法进行处理,其基本思想是:图像的细节特征往往表现为灰度值及其变化,而在小波域中则表现为小波系数绝对值的大小。由于图像在不同尺度上小波变换系数模极大值包含了图像中最重要的信息,且考虑到区域像素相关性,将待融合中心像素点及其周围区域小波系数绝对值加以统计,选择相应区域内具有较多绝对值较大的小波系数的中心像素点对应的小波系数作为融合图像的小波系数,具体算法如下:

对源图像相应的高频子图像,应用遗传算法搜索最优图像子块(即区域),即确定区域窗口的大小,分别以待融合像素点为中心在遗传搜索所确定大小的区域窗口内,按如下规则进行处理:

(1)统计区域特征:在遗传搜索确定的区域内,对每一个像素点  $D_1(i,j)$  和  $D_2(i,j)$ , 分别统计该像素点的区域特征,  $Times_1(i,j)$  和  $Times_2(i,j)$  分别对应于两个窗口统计特性的计数器,  $Mean_1(i,j)$  和  $Mean_2(i,j)$  分别为两个窗口的小波系数均值。

(2)两个统计计数器数值不相等的情况下,根据区域特征确定融合图像的小波系数。即:若  $Times_1(i,j) > Times_2(i,j)$ , 则  $D(i,j)=D_1(i,j)$ , 反之  $D(i,j)=D_2(i,j)$ 。

(3)两个统计计数器数值相等的情况下,若  $Mean_1(i,j) > Mean_2(i,j)$ , 则  $D(i,j)=D_1(i,j)$ ; 若  $Mean_1(i,j) < Mean_2(i,j)$ , 则  $D(i,j)=D_2(i,j)$ ; 若  $Mean_1(i,j)=Mean_2(i,j)$ , 则根据高频分量在区域中心处的小波系数确定图像融合的小波系数。即:当  $D_1(i,j) > D_2(i,j)$  时,  $D(i,j)=D_1(i,j)$ , 反之  $D(i,j)=D_2(i,j)$ 。

#### 3.4 基于遗传算法搜索区域大小

遗传算法<sup>[13]</sup>是对遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的模拟,是由进化论和遗传学机理而产生的直接搜索优化方法。它能利用简单的编码技术来表示各种复杂的结构,并通过一组编码表示进行简单的遗传操作(选择、交叉和变异)和优胜劣汰的竞争机制来指导对问题空间的搜索,能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,并利用问题固有的知识来缩小搜索空间,自适应地控制搜索过程,动态有效地降低问题的复杂度,因此能以很大的概率求得原问题的满意解或全局最优解。

解。采用遗传算法搜索最优区域大小, 具有较好的鲁棒性。具体实现步骤如下:

(1) 初始化: 在搜索窗内随机产生  $X$  个初始种群, 把区域宽度(或高度)的可能值表示为染色体二进制编码, 编码长度  $l$  由搜索窗的宽度(或高度)决定。当图像的大小为  $N \times N$ , 其搜索范围为  $(0, N)$ , 则  $l = \log_2 N$ 。设第  $i$  个染色体为  $C_i$ , 则  $C_i = [m_{i,l-1}, m_{i,l-2}, \dots, m_{i,1}, m_{i,0}]$  即为区域宽度(或高度)的二进制编码。

(2) 计算个体的适应度。采用区域特征的平均值作为寻优度量, 其值越大, 相应的个体越优良, 被选择繁殖后代的几率也越大。由上面介绍可知, 区域特征值越大, 越能体现图像的细节和重要特征。

(3) 选择: 选择是为了从当前群体中选出优良的个体, 使它们有机会作为父代为下一代繁殖子孙。个体的适应度越高, 其被选择的机会就越大。本文采用与适应度成比例的概率方法进行选择, 即首先计算群体中所有个体的适应度的总和 ( $\sum f$ ),

再计算每个个体的适应度所占的比例 ( $f_i / \sum f$ ), 并以此作为相应的选择概率。

(4) 交叉: 群体中的每个个体之间都以一定的概率  $p_c$  交叉, 即两个个体从各自字符串的某个位置(一般随机确定)开始互相交换。交叉后得到的子代具有了两个父代个体的某些特征, 可能得到适应度更高的个体。本文取  $p_c = 0.7$ 。

(5) 变异: 变异是指父代中的每个个体的每一位都以变异概率  $p_m$  进行取反操作, 通过变异可确保群体中遗传基因类型的多样性, 使求解过程随机地搜索到解可能存在的整个空间。本文取  $p_m = 0.5$ 。

(6) 遗传迭代运算, 判断是否满足终止条件, 不满足条件时, 则转到步骤(2), 否则到下一步。这里的迭代终止条件是完成指定的迭代次数。

(7) 得到最优匹配点, 确定最优区域大小。搜索得到的区域大小能最大限度地突出高频子图像中某区域中心像素与其邻域像素的相关性, 更能体现图像的细节和重要特征。

### 3.5 一致性检验

选择用于重构融合图像的小波分解系数时, 应以相似的方式选择相邻的系数。因此对融合后的系数应根据一致性准则进行调整。本文采用  $3 \times 3$  基于窗口的一致性准则。设融合后系数的 8 邻域中有超过  $L$  ( $4 < L < 8$ ) 个系数来自源图像 1 的小波分解, 而此 8 邻域的中心系数来自源图像 2 的小波分解, 则将此中心系数调整为图像 1 的小波分解对应位置的系数。本文取  $L=6$ 。

## 4 图像融合效果评价

图像融合效果评价对于图像融合是很重要的。它不仅可以检查融合成功与否, 而且对产生新的融合方法也有重要的指导意义。效果评价主要分为主观评价和客观评价。

### (1) 主观评价

主观评价标准主要是目视判别, 由人主观来评判融合效果: 图像是否更清晰, 图像的光谱是否畸变。

### (2) 客观评价

目视评价虽然比较直观, 但受人的主观影响较大, 因此还

需要借助客观评价融合效果。客观评价主要包括:

①熵(Entropy): 融合图像的熵值大小反映了其包含的信息量的多少, 熵值越大说明融合效果越好, 定义如下:

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i) \quad (4)$$

其中,  $L$  表示融合图像  $F$  的总灰度级数,  $p(i)$  表示灰度值为  $i$  的像素数  $N_i$  与图像总像素数  $N$  之比。

②清晰度, 又称为平均梯度, 其定义如下:

$$\Delta G = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\Delta F_x(i,j)^2 + \Delta F_y(i,j)^2} \quad (5)$$

其中,  $\Delta F_x$ 、 $\Delta F_y$  分别为融合图像  $F$  在  $x$  和  $y$  方向上的方差, 平均梯度反映了图像细节反差程度和纹理变化特征, 平均梯度值越大, 表明图像越清晰, 融合效果越好。

③标准差(Standard Error): 反映了灰度相对于灰度均值的离散情况, 定义如下:

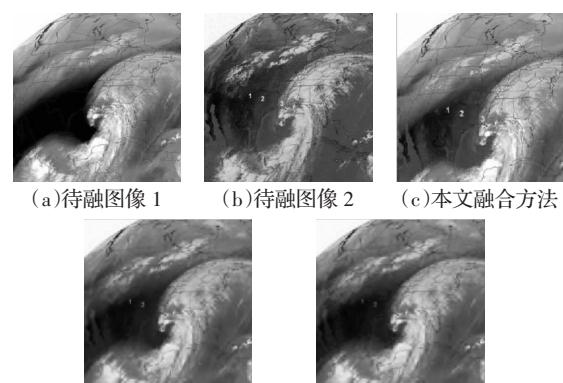
$$std = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - \bar{F})^2} \quad (6)$$

标准差可以用来评价图像反差的大小, 标准差越大, 则图像灰度级分布越分散, 图像的反差大, 可以看出更多的信息。

④互信息<sup>[15]</sup>(MI): 待融合图像 1、2 与融合图像  $F$  之间的互信息定义为:

$$MI_{X,F} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{X,F}(i,j) \log \frac{p_{X,F}(i,j)}{p_X(i)p_F(j)} \quad (7)$$

其中,  $p_X$ 、 $p_F$  分别代表图像 1、2 及融合图像  $F$  的归一化灰度直方图,  $p_{X,F}$  为图像 1、2 与融合图像  $F$  的归一化联合灰度直方图。互信息越大, 说明融合图像从融合图像中提取的信息越多, 融合的效果也越好。



(d) 文献[9]的最大值法 (e) 文献[8]的平均加权法

图 2 实验结果

## 5 仿真结果及分析

为了验证本文算法的融合效果, 将本文算法的融合结果与文献[9]的最大值法和文献[8]的加权平均法作比较, 并采用 Matlab 7.0 在 PC 机上编程。

图 2(a) 为微光图像, 图 2(b) 为红外图像, 下面以 2(a)、2(b) 作为测试图像, 图像大小为  $256 \times 256$ , 采用上述四种客观评价标准进行融合图像的评价分析。融合规则分别为文献[8]中提出的加权平均法、文献[9]中提出的最大值法以及本文的融合算法。图像的小波分解层数为 3, 小波基函数为 Symlets-4, 区域大小由遗传算法确定。其评价结果如表 1 所示。

表1 实验结果比较

	熵(H)	清晰度(G)	标准差(STD)	互信息(MI)	耗时/s
文献[8]算法	7.6487	5.3687	55.5668	2.6253/2.4574	3.8916
文献[9]算法	7.6387	5.4497	55.0114	2.5993/2.4770	5.4068
本文算法	7.6624	5.8807	59.3684	3.5429/3.4123	6.6870

表1列出了各融合结果的质量评价参数以及运算时间,可以看出本文算法在熵、清晰度、标准差和互信息等方面均优于文献[8]和文献[9]提出的算法,说明本文方法的融合结果更有效地保持了源图像的不同细节特征和光谱信息,含有更多的信息量,图像更清晰。但由于使用遗传算法搜索最优区域的大小需要一部分时间,使得在计算时间上,本文算法较其他算法稍长一些。

另外,从融合图像的视觉效果可以看出文献[8]方法局限于图像的统计特性分析,使得图像较为模糊,清晰度降低,连贯性差。文献[9]方法采用选择策略,能克服文献[8]的一些缺点,融合结果的质量也有相应的提高,但融合结果在小波域的每个位置上的取值均来自单一图像的孤立像素点,会造成部分的丢失,与本文算法相比还是稍逊一筹。

## 6 结论

针对不同的源图像,为了能从中提取更多有用信息,使各自优势得到最优的互补,从而提高图像置信度,在小波分解的基础上,提出了一种基于遗传搜索块的区域特征融合方法。利用遗传算法固有的全局寻优的特点,很好的解决了高频图像子块的寻优问题。通过对实验结果的主观评价和客观定量分析,表明提出的融合算法能够从参与融合的源图像中提取更多、更有效的信息,能够更好地保持源图像的特征信息。

## 参考文献:

[1] 王宏,敬忠良,李建勋.多分辨率图像图像融合的研究与发展[J].控制理论与应用,2004,21(1):145-151.

(上接186页)

果,实验取步长为0.2;迭代次数为2000次;推进次数为15次;扩散次数为2次。图20为改进模型修复结果,实验取步长为0.2次;迭代次数为400次;用各向同性扩散推进信息,扩散次数为2次。图21为TV修复结果。



图19 BSCB模型  
修复结果图



图20 改进模型修  
复结果图



图21 TV修复结  
果图

从真实图像实验结果也可以看出,改进模型在修复效果上比BSCB模型有了很大的提高。并且BSCB模型修复时间为96.2548 s,TV模型修复时间为53.5478 s,而改进模型修复时间为31.2473 s。在运算速度上比BSCB及TV均有显著提高。

## 5 结论

BSCB论文采用的信息推进方法在保持等照度线的连续性

- [2] 章毓晋.中国图像工程及当前的几个研究热点[J].计算机辅助设计与图形学报,2002,14(6):489-500.
  - [3] Burt P T,Lolczynski R J. Enhanced image capture through fusion[C]// Proc of the 4th Internet Conf on Computer Vision,Berlin,Germany 1993:173-182.
  - [4] LI H,Manjunath B S,Mitraa S K.Multisensor image fusion using the wavelet transform[J].Graphical Models and Image Processing,1995,27(3):235-244.
  - [5] 李军,周月琴,李德仁.小波变换用于高分辨率全色影像与多光谱影像的融合研究[J].遥感学报,1999,3(2):116-120.
  - [6] Yocky D A.Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform[J].J Opt Soc Am A,1995,12(8):1834-1841.
  - [7] Zhang Zhong,Blum R S.A categorization of multiscale decomposition based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application[J].Proceedings of IEEE,1999,87(8):315-326.
  - [8] 李晓春,陈京.基于小波变换的图像融合算法研究[J].遥感技术与应用,2003,18(1):27-30.
  - [9] Li Hui,Manjunath B S,Mitra S K.Multi-sensor image fusion using the wavelet transform[C]//1994 Proceedings of IEEE Conference on Image Processing,1994,1:51-55.
  - [10] Piella G.A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J].Information Fusion,2003,4(4):259-280.
  - [11] Lewis J J.Region-based image fusion using complex wavelets[C]// Processing of the 7th International Conference on Information Fusion,Stockholm,2004:555-562.
  - [12] Chen Yixin,Wang James Z.A region-based fuzzy feature matching approach to content-based image retrieval[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(9):1252-1267.
  - [13] 贾征,鲍复民,李爱国,等.数字图像融合[M].西安:西安交通大学出版社,2004.
  - [14] 王海晖,彭嘉雄,吴巍.采用交互信息量评价遥感图像融合结果的方法[J].华中科技大学学报,2003(12):32-34.
- 方面不够理想,本文在分析BSCB方法的同时,提出了用各向同性扩散推进信息来代替BSCB中的信息推进方法,先将信息全部推入破损区域,再利用各向异性扩散来保证等照度线平滑。实验结果表明该模型在修复效果和速率上都有很大提高。

## 参考文献:

- [1] Perona P,Malik J.Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J].IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence,1990,12(7):629-639.
- [2] Bertalmio M,Sapiro G,Caselles V,et al.Image Inpainting[C]//Akeley K.Proceedings SIGGRAPH 2000,Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series.Reading,MA:Addison-Wesley,2000:417-424.
- [3] Chan T,Shen J.Non-texture inpainting by Curvature-Driven Diffusions(CDD)[R].Technical Report CAM 00-35,Image Processing Research Group,UCLA,2000.
- [4] Chan T,Shen J.Mathematical models for local non-texture inpaintings[J].SIAM J Appl Math,2001,62(3):1019-1043.
- [5] Esedoglu S,Shen J.Digital inpainting based on the mumford-shah-euler image model[R].Technical Report CAM 01-24,Image Processing Research Group,UCLA,2001.