

文章编号: 1001-0920(2005)11-1256-05

一种多聚焦图像融合方法

王蓉¹, 高立群¹, 柴玉华^{1,2}, 杨姝¹

(1. 东北大学 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 沈阳 110004; 2. 东北农业大学 工程学院, 哈尔滨 150030)

摘要: 提出一种基于小波变换的多聚焦图像融合方法。该方法首先通过小波变换得到源图像的小波系数, 然后对低频和高频分量采用不同的融合规则和融合算子构造融合图像的小波系数, 最后基于一致性检测由高低频融合系数得到最终的融合结果。用两组源图像数据验证所提出的融合算法, 并与其他融合算法进行比较, 仿真结果表明该算法在多聚焦图像融合中优于其他方法。

关键词: 图像融合; 小波变换; 多聚焦; 图像处理

中图分类号: TP212 **文献标识码:** A

Approach to Multifocus Image Fusion

WANG Rong¹, GAO Li-qun¹, CHAI Yu-hua^{1,2}, YANG Shu¹

(1. Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. College of Engineering, Northeastern Agricultural University, Harbin 150030, China
Correspondent: WANG Rong, E-mail: dbdxw_angrong@163.com)

Abstract: A multi-focus image fusion approach based on wavelet transform is presented. First, multi-scale wavelet transform is applied to obtain the wavelet coefficients of the source images. Then, applying different fusion rules and fusion operators to the corresponding low- and high frequency wavelet coefficients, the wavelet coefficients of fused image are constructed. Finally, the last fusion image is generated based on consistence measurement of its high and low frequency coefficients obtained before. Two sets of images are applied to verify the fusion approach proposed and compare it with other fusion approach. The experimental results show that the performance of the approach presented is superior to that of other approaches.

Key words: Image fusion; Wavelet transform; Multi-focus; Image processing

1 引言

随着多传感器数据在遥感、医学图像和计算机视觉等领域的广泛应用, 信息融合已成为一个前景广阔的研究方向。在 CCD 中, 由于光学镜头焦距长度的限制, 要获得一个聚焦所有相关对象的图像是不可能的, 但可通过融合过程选择所有被聚焦的对象, 融合图像的质量好于任何一个源图像。

图像融合分为 3 个层次: 像素级融合、特征级融合和决策级融合。目前, 常用的图像融合技术有: 加权平均法、彩色空间法、多分辨塔式分解法、小波变

换法、卡尔曼滤波法和形态学法^[1-4]。加权平均法是一种最简单的多幅图像融合方法, 其优点是简单、省时, 适合实时处理, 但简单的叠加会使合成图像的信噪比降低, 当融合图像的灰度差异很大时, 会出现明显的拼接痕迹, 不利于人眼识别和后续处理。彩色空间法利用彩色空间 RGB (红、绿、蓝) 模型和 HIS (色调、亮度、饱和度) 模型各自在显示与定量计算方面的优势, 将图像的 RGB 模型转换为 HIS 模型, 在 HIS 空间对多幅图像进行融合, 再将融合结果反变换回 RGB 空间进行显示。多分辨塔式图像融合算法是目

收稿日期: 2004-12-14; 修回日期: 2005-04-12

基金项目: 公安部重点基金项目(20029322301); 黑龙江省自然科学基金项目(F0318)。

作者简介: 王蓉(1971—), 女, 辽宁丹东人, 博士生, 从事模式识别、人工智能的研究; 高立群(1949—), 男, 沈阳人, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统、模式识别等研究。

前较为常用的图像融合方法,按照塔式结构形成方法的不同,可分为高斯-拉普拉斯金字塔、梯度金字塔、比率低通金字塔等,此技术将图像分解到一系列的频率通道中,减少了融合图像时的拼接痕迹。在拉普拉斯金字塔中,不同分辨率的细节信息彼此相关,当要融合的多传感器图像差别很大时,这种相关性容易引起算法的不稳定,而基于正交小波变换的多分辨融合算法可以克服这一缺点。小波变换的多分辨结构可解决图像灰度特性不同给不同图像融合带来的困难,正交小波变换去除了两相邻尺度上图像信息差的相关性,所以基于小波变换的图像融合技术能克服拉普拉斯金字塔的不稳定性。

在图像融合中,为确保从每个传感器获得的信息是涉及相同物理结构的,来自所有源图像的信息必须是完全校准的。这是图像融合的关键问题,因为非校准会在合成图像中产生严重的人工合成边缘现象,这种现象在边缘丰富的图像中表现得更为显著。有许多学者提出了多个数字图像配准的方法^[5,6]。本文认为源图像是经过严格配准得到的两幅图像。

文献[7]提出一种基于小波变换的图像融合方法,该方法在最高层的低频采用比较算子(即选择灰度值较大者),高频采用简单加权算子,其他层采用简单加权算子,但融合规则没有考虑源图像间的匹配度,只是用了简单的比较算子和加权算子,降低了融合图像的对比度。本文提出一种新的基于小波变换的多聚焦图像融合方法,该方法的融合规则同时考虑了源图像的匹配度及活性级别,并进行一致性检测,能较好地保留源图像的信息。最后对新算法进行了仿真分析,并比较了分别用这两种方法得到的融合图像,实验结果表明本文提出的算法优于文献[7]的方法。

2 小波变换

2.1 小波变换定义^[8]

设 $x(t)$ 是平方可积函数,记作 $x(t) \in L^2(R)$, $\Psi(t)$ 是基本小波或母小波函数,则

$$W T_x(a, \tau) = a^{-\frac{1}{2}} \int x(t) \Psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt = x(t), \Psi_{a\tau}(t) \quad (1)$$

为 $x(t)$ 的小波变换。其中: $a > 0$ 是尺度因子; τ 是位移,其值可正可负;符号 x, y 是内积,其含义是(\cdot 代表取共轭)

$$x(t), y(t) = \int x(t) y^*(t) dt \quad (2)$$

基本小波的位移和尺度伸缩为

$$\Psi_{a\tau}(t) = a^{-\frac{1}{2}} \Psi \left(\frac{t-\tau}{a} \right)$$

式(2)中, a, τ 和 t 都是连续变量,称此小波变换

为连续小波变换(CW T)。

2.2 二维小波快速算法

二维正交小波变换的快速算法——Mallat 算法^[8],将小波变换的计算问题转化为小波变换后系数的计算问题。在实际操作中,给出 $M + 1$ 尺度层上的离散采样值 $\{f^{M+1}(m, n)\}$,要计算 M 尺度层上的小波变换系数,即为分解算法。设 $H = \{h_n\}, G = \{g_n\}$ 分别为分解时小波的低通和高通滤波器,则张量积小波计算分解系数的过程为

$$\begin{aligned} c^{M+1}(m, n) &= f(m, n), \\ c^M(m, n) &= \sum_{k,l} h(k-2m)h(l-2n)c^{M+1}(k, l), \\ D_1^M(m, n) &= \sum_{k,l} g(k-2m)g(l-2n)c^{M+1}(k, l), \\ D_2^M(m, n) &= \sum_{k,l} g(k-2m)h(l-2n)c^{M+1}(k, l), \\ D_3^M(m, n) &= \sum_{k,l} g(k-2m)g(l-2n)c^{M+1}(k, l). \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $c^{M+1}(m, n)$ 是 $M + 1$ 尺度层时的小波系数,也是原始图像数据; $c^M(m, n)$ 为 M 尺度层的图像数据,是 $M + 1$ 层的图像数据 $c^{M+1}(m, n)$ 进行小波分解后的低频分量数据,与 $c^{M+1}(m, n)$ 在轮廓上相似; $D_1^M(m, n), D_2^M(m, n), D_3^M(m, n)$ 分别是 $c^{M+1}(m, n)$ 进行小波分解后的高频细节信号。

3 融合方法

基于小波变换图像融合方法的基本结构如图 1 所示^[7]。这里所讨论的融合方法是针对静态图像的,图像以相同物体在相同距离上用不同焦距进行拍摄得到。为方便起见,以两幅图像的融合为例,对于多幅图像的融合方法可以此类推。设 X 和 Y 为两幅原始图像, F 为融合后的图像。其基本步骤如下:

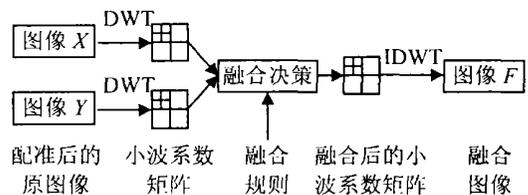


图 1 基于小波分解的图像融合

Step 1: 对每幅图像分别进行二维离散小波变换(DWT),建立图像的小波塔形分解,提取各层子图像的近似细节、水平、垂直、对角方向的小波系数矩阵。

Step 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规则,得到最终融合系数。

Step 3: 对融合的小波系数进行二维离散小波

逆变换(DWT),即图像重构,所得的重构图像即为融合图像

图像融合的关键是如何在给定的分辨率下合成小波系数,即融合规则.融合规则主要包括活性级别检测、系数分组、系数合成和一致性校验

3.1 活性级别检测

活性级别通常反映了空间的局部能量和包含信息的多少,一般活性级别检测都会选择活性级别大的点.计算某一点活性级别的方法有:基于系数的活性级别(CBA),基于窗口的活性级别(WBA)和基于区域的活性级别(RBA).

CBA 计算方法单独考虑每个小波系数,即用多分辨系数的绝对值或平方来表示像素的活性级别,如

$$A_I(p) = |D_I(p)| \text{ 或 } A_I(p) = (D_I(p))^2 \quad (4)$$

其中: $A_I(p)$ 是图像活性级别, $p = (m, n, k, l)$ 是图像的小波系数, (m, n) 是给定像素的空间位置, k 是分解级数, l 是分解频段, $D_I(p)$ 是图像 I 的小波系数

WBA 检测通常采用中心为当前系数位置的小窗口(3×3 或 5×5),一种加权平均法为

$$A_I(p) = \sum_{s, s', t, T} \omega(s, t) |D_I(m + s, n + t, k, l)| \quad (5)$$

其中: $\omega(x, t)$ 是权值, $\omega(s, t) = 1$; S 和 T 是描述窗口的水平和垂直参数; $D_I(m + s, n + t, k, l)$ 是图像 I 在小窗口中的小波系数

RBA 类似于基于奇数型窗口检测,使用边缘信息和标记算法在相同频段对图像进行分割,得到分割区域 R^k .由于空间定位特性,任何一个在低频段的区域 R^k 在高频段都有一组与之对应的系数,定义这组系数为 $C(R^k)$,则RBA 活性级别计算方法为

$$A_I(R^k) = \frac{1}{|N_k|} \sum_{p \in C(R^k)} A_I(p) \quad (6)$$

其中: $|N_k|$ 是 $C(R^k)$ 中所有系数之和; $A_I(R^k)$ 是基于区域 R^k 的活性级别,可看作是一种能量,对纹理分析十分有用

注意到每个系数的空间位置或者在边缘上,或者在区域内部,对于空间位置在边缘上的系数的活性级别用CBA 方法计算,对于空间位置在一个区域中的系数的活性级别用RBA 计算

3.2 系数分组方法

在图像的多分辨分解中,不同层次中不同频率波段的某些系数对应于源图像中相同的点集.当确定合成多分辨表达式时,若不考虑这些系数的同源性,则称此类方法为无分组方法;若考虑到同一级上

系数的同源性,这些系数的选择基于同一策略,则称此类方法为单尺度分组方法.最为严格的一类方法是多尺度分组方法,即所有同源的系数都基于同一规则

3.3 系数合成方法

系数合成方法分为最大值法和加权平均法两类.最大值法选择活性级别较大的系数并去除其他系数的方法.如果 Z 为融合图像,最大值法可描述为

$$D_Z(p) = D_I(p) \quad (7)$$

其中: $I = X$ (或 Y), $A_I(p) = \max(A_X(p), A_Y(p))$.

加权平均法可表示为

$$D_Z(p) = \omega_X(p)D_X(p) + \omega_Y(p)D_Y(p) \quad (8)$$

为确定 ω_X 和 ω_Y 的值,首先定义匹配度检测函数

$$M_{XY}(p) = \left(\sum_{s, s', t, T} \omega(s, t) D_X(m + s, n + t, k, l) D_Y(m + s, n + t, k, l) \right) / (A_X^2(p) + A_Y^2(p)) \quad (9)$$

其中: $\omega(s, t)$ 是权值, $\omega(s, t) = 1$; S 和 T 是描述窗口的水平和垂直参数; A_X 和 A_Y 分别是用式(5)计算得到的活性级别

给定一个匹配度阈值 α ,则 ω_X 和 ω_Y 的值为

1) 若 $M_{XY} < \alpha$, 则

$$\begin{cases} \omega_X = 0, \omega_Y = 1, D_X(p) < D_Y(p); \\ \omega_X = 1, \omega_Y = 0, D_X(p) > D_Y(p). \end{cases}$$

2) 若 $M_{XY} > \alpha$, 则

$$\begin{cases} \omega_X = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_{XY}}{1 - \alpha} \right), \omega_Y = 1 - \omega_X, \\ D_X(p) < D_Y(p); \\ \omega_X = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_{XY}}{1 - \alpha} \right), \omega_Y = 1 - \omega_X, \\ D_X(p) > D_Y(p). \end{cases}$$

3.4 一致性检测

一种好的融合方法应该基于以下思想:在构成合成系数时,一个邻域内系数的选择应基于相同的规则,即对系数的选择应进行一致性检测.如果融合图像中的一个像素来自源图像 A ,与其相邻的像素都来自图像 B ,则将这个像素用图像 B 中与其位置相应的像素替换.通常一致性检测的邻域窗口设为 3×3 或 5×5 .

3.5 近似图像与细节图像的融合规则

近似图像和细节图像由于其不同的物理意义,要分别采用不同的融合规则.在细节图像中,具有较大绝对值的细节系数对应于强度强烈变化的区域,在图像中这些是显著特征,例如边缘或区域边界,细节图像的融合规则应采取最大值法;近似图像的本

质与细节图像不同,它是源图像的粗表示,继承了源图像的一些特性,如强度均值或纹理信息,所以在近似图像融合中应充分考虑两个源图像的近似分量的匹配度及活性级别,融合规则应选择加权平均法

4 仿真实验及结果

由文献[9]可知,融合效果会随着分解级数的增加而增强,但分解级数增加到一定层数后,再增加分解级数融合效果反而下降,对于多聚焦图像最佳小波分解层数是3层。正交小波不具有对称性,滤波时会有相位失真,因此采用双正交小波,常用的是**bior 2.2**和**bior 4.4**。实验中,用**bior 4.4**小波对源图像进行3层小波分解,在小波分解的最高层进行系数融合处理。高频细节部分活性级别检测采用基于窗口(3×3)的方法,融合规则采用最大值法,低频近似部分采用加权平均法,通过一致性检测得到融合系数,以此类推得到各级融合系数,对各级融合系数进行小波逆变换得到融合图像。

为了验证该融合算法的效果,用两组源图像进

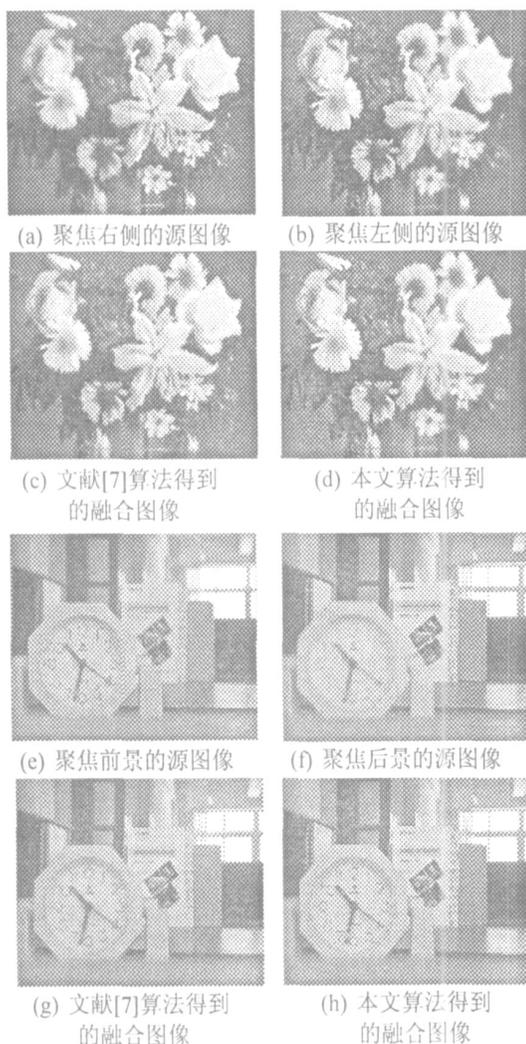


图2 两组源图像与其融合图像

行融合实验,并与文献[7]提出的融合方法进行对照。图2(a)和(b)是通过人工合成得到的不同聚焦的2幅源图像,融合的目的是解决因不同聚焦引起的图像局部模糊问题。图2(a)聚焦点在右边,右侧的花瓣清晰,左侧的花瓣模糊;图2(b)聚焦点在左边,右侧的花瓣模糊,左侧的花瓣清晰;图2(c)是应用文献[7]提出的融合法得到的图像;图2(d)是用本文算法得到的融合图像,图中所有花瓣均清晰可见;图2(e)和(f)是由数码相机实际拍摄到的两个聚焦不同的源图像,其中图2(e)聚焦前景,钟表清晰而背景模糊;图2(f)聚焦背景,钟表模糊而背景清晰;图2(g)是用文献[7]的融合算法得到的图像;图2(h)是用本文的融合算法得到的图像,图中钟表和背景都很清晰。

由实验结果可见,无论是人工合成图像还是实际拍摄到的聚焦不同的图像,经过融合后,本文算法的融合图像效果均优于文献[7]方法的融合图像效果。

5 结 论

本文提出一种基于小波变换的多聚焦图像融合算法,在小波变换基础上,对低频近似图像和高频细节图像采用不同的融合规则,充分保持源图像的显著特性,得到了聚焦都清晰的融合图像。由实验结果可知,本文提出的基于小波变换的融合方法由于同时考虑了源图像间的匹配度和活性级别,较好地保留了源图像的显著信息,融合效果优于文献[7]的方法。目前关于图像融合算法定量性能评价方法还很少,对融合结果大部分还是基于视觉观点进行评价。如何对融合后的图像提出有效的评价标准显得非常重要,已成为图像融合研究的一个热点。

参考文献 (References)

- [1] Li S, Kwok J T, Wang Y. Using the Discrete Wavelet Frame Transform to Merge Landsat TM and Spot Panchromatic Images[J]. *Inf Fusion*, 2002, 3: 17-23
- [2] Ranchin T, Wald L. Fusion of High Spatial and Spectral Resolution Images: The Arsis Concept and Its Implementation [J]. *Engineering and Remote Sensing*, 2000, 66(1): 49-61.
- [3] Santos M, Pajares G, Portela M. A New Wavelets Image Fusion Strategy[A]. *Lecture Notes in Computer Science*[C]. Berlin: Springer, 2003: 919-926
- [4] Morales E, Shih F Y. Wavelet Coefficients Clustering Using Morphological Operations and Pruned Quad-trees [J]. *Pattern Recognition*, 2000, 33: 1611-1620
- [5] Maintz J B A, Viergever M A. A Survey of Medical Image Registration[J]. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(1): 1-36

- [6] Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of Interest Points[J]. *Computer Vision*, 2000, 37(2): 151-172
- [7] 崔岩梅, 倪国强, 王毅, 等. 一种基于小波变换的多尺度多算子图像融合方法[J]. *光学技术*, 1999, 4: 37-39
(Cui Y M, Ni G Q, Wang Y, et al. A Multi-scale and Multi-algorithm Image Fusion Method Based on Wavelet Transform [J]. *Optical Technique*, 1999, 4: 37-39.)
- [8] 杨福生. *小波变换的工程分析与应用*[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 1-20
(Yang F S. *Engineering Analysis and Application of Wavelet Transform* [M]. Beijing: Science Press, 2000: 1-20.)
- [9] 王卫卫. 小波域多聚焦图像融合算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2004, 5: 668-671
(Wang W W. Multi-focus Image Fusion Algorithm in Wavelet Field [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, 5: 668-671.)

(上接第1255页)

- [5] Sun C Y, Sun Y. Mind-evolution-based Machine Learning: Framework and Implementation of Optimization[A]. *Proc of IEEE Int Conf on Intelligent Engineering Systems* [C]. Vienna: IEEE Inc, 1998: 355-359
- [6] Fukuda T, Mori K, Tsukiana M. Parallel Search for Multimodal Function Optimization with Diversity and Learning of Immune Algorithm [A]. *Artificial Immune Systems and Their Applications* [C]. Berlin: Springer-Verlag, 1999: 210-220
- [7] 邹琳, 夏巨谔, 胡国安. 基于实数编码的多种群并行遗传算法研究[J]. *小型微型计算机系统*, 2004, 25(6): 982-986
(Zou L, Xia J C, Hu G A. Real Coding Based Multi-population Parallel Genetic Algorithm [J]. *Micro Systems*, 2004, 25(6): 982-986.)
- [8] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive Probabilities of Crossover and Mutation in Genetic Algorithm [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1994, 24(4): 656-667.

下 期 要 目

- 电梯群控技术的现状与发展方向 杨祯山, 邵 诚
- 基于模糊逻辑的图像检索研究 王小玲, 谢康林
- 基于T-S模型的体操机器人系统模糊变结构控制 郑 艳, 井元伟
- 矩阵二阶系统的鲁棒极点配置 武云丽, 段广仁
- 非线性耦合统一混沌系统的同步 闵富红, 王执铨
- 基于流体流量的线性化TCP模型的稳定性分析 王德进
- 马尔可夫切换系统的鲁棒 H 控制 孙敏慧, 等
- 帆船直线航行比赛最优路径动态规划方法研究 葛 艳, 等
- 平面复杂边缘的双机器人协调跟踪运动规划研究 陈国良, 等