

多聚焦图像区域能量框架融合算法

樊东燕

(山西大学商务学院 信息学院, 太原 030031)

(fdy94@126.com)

摘要:在基于小波变换多聚焦图像融合算法中,由于融合图像中相邻像素点之间的不一致使融合图像质量大为降低。应用变换域的融合规则,以小波变换系数提取区域能量为特征值,并根据全局匹配度来决策融合规则,提出了能量框架融合算法,对小波各分量的来源进行一致性检测,使融合图像的小波分解系数更精确地应用于融合图像重构,并对此算法进行了仿真实验,通过对评价指标的分析比较,结果显示此算法图像融合效果优于加权平均、灰度值取大和区域能量算法。

关键词:多聚焦图像;小波变换;匹配测度;区域能量;融合算法

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Multi-focus image fusion algorithm based on region energy framework

FAN Dong-yan

(School of Information, Business College of Shanxi University, Taiyuan Shanxi 030031, China)

Abstract: In the multi-focus image fusion algorithm based on wavelet transform, the quality of fused images is usually reduced due to the discrepancy between the adjacent pixels. According to the transform domain of the fusion rule, the eigenvalues of region energy were extracted by using the coefficients of the wavelet transform, and the global match degree was regarded as a way to determine the fusion rules. A new fusion algorithm based on region energy framework was proposed. To improve the quality of fused images, the consistency of the source of each wavelet component was detected. Finally, the algorithm was simulated in experiments. The results verify that this algorithm has better fusion effects than those based on weighted average, selecting the largest gray value and region energy.

Key words: multi-focus image; wavelet transform; match measure; region energy; fusion algorithm

0 引言

多聚焦图像融合是指根据某一算法将多幅已经配准的、成像条件相同而且关于同一场景的不同焦点的图像,融合成一幅多个不同距离的目标物体同时清晰地呈现的图像。多聚焦图像融合的实质是在源图像中寻找场景中每一部分所对应的清晰区域,通过这些清晰区域得到融合图像^[1-2]。该技术广泛应用于自动目标识别、计算机视觉、遥感、机器人、医学图像处理以及军事应用等领域。

1 基于小波变换的多聚焦图像融合算法^[3]

基于小波变换的多聚焦图像融合算法,即首先将源图像进行小波分解,得到一系列子图像,然后在变换域上进行特征选择,创建融合图像,最后通过逆变换重建融合图像。根据Mallat的塔式小波分解理论^[4],若对二维图像进行 N 层二进制离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT),最终将有 $(3N+1)$ 个不同频带,其中包含 $3N$ 个高频带和1个低频带。这样一幅图像就可以被多分辨率地分解成不同分辨率级和不同方向的子图像,从而可以得到一系列的子带数据,其中除了低频子带的系数为正值外,其他子带的系数均在零值左右分布,其中绝对值较大的系数对应于灰度突变之处,即对应于原始图像中的显著特征(如边缘、线、区域边界等)。

小波分解的层数越高,对应层图像的尺寸将减小,因此图

像小波分解的各个图像具有金字塔形结构,故亦称为小波分解金字塔^[5]。对两幅图像小波分解系数进行融合,再进行小波逆变换,即可得到融合后的图像,具体过程如图1所示。

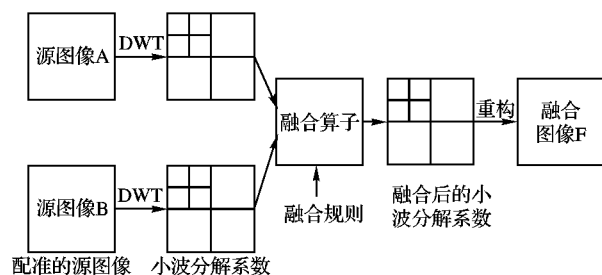


图1 基于小波变换的图像融合过程

A 和 B 为两幅待融合的原图像,假设 A 和 B 大小相同,并且已经过图像配准, F 为融合后的图像。

1) 先选择多聚焦图像小波分解的小波基函数和图像最佳的小波分解层数;

2) 对每一幅图像分别进行DWT分解,得到图像的低频和低频分量;

3) 根据低频和高频分量的特点,对分解的小波系数分高低频、分不同算子进行融合处理,最终得到融合后的小波金字塔;

4) 对融合后所得小波金字塔进行小波逆变换重构得到融合图像。

目前,基于小波变换的多聚焦图像的融合算法主要包括:低频域的平均法、基于边缘的选择方法(即尺度系数卷积法)和Burt提出的平均与选择相结合的方法;高频域的直接替换或追加、最大值选取、加权平均、基于局域方差的算法、基于局域能量的算法、基于梯度的算法等^[6-7]。

上述算法大多都是基于这样的假设:即图像中的特征都表现在小波系数的某个统计量(方差、局部能量、梯度等)绝对值大的地方,但这种假设在图像中的某些位置上并不正确(比如在噪声点上时),它会削弱某些目标物体的频谱特征而导致图像局部出现毛刺的现象;另一方面,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,由于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,而基于像素点的融合算法是对像素点进行“逐个赋值”的,因此,这种算法容易造成融合图像中相邻像素点之间的不一致,即相邻的像素点来自不同的源图像,从而降低融合图像的质量。

因而推测在图像融合中,低频和高频部分的小波系数应根据源图像的特点采用不同融合算法,才能够得到较好的融合效果。

2 改进设计

2.1 设计思路

Piella提出的多分辨率图像融合框架对图像融合方法进行了很好的概括^[8],如图2所示。以两幅输入图像A和B为例, Y_A 和 Y_B 分别为输入图像的多分辨率分析系数,虚线框图内为融合规则,该规则可分为四部分:活性测度、匹配测度、决策模块和合成模块。活性测度用以提取多分辨率分析系数的特征信息,匹配测度用以测量输入图像多分辨率分析系数间的匹配或相似程度,这些特征信息和相似程度可用于决策模块从而得到相应的决策因子;然后利用决策因子通过合成模块得到融合图像的多分辨率分析系数 Y_F 。最后通过多分辨率分析逆运算得到最后的融合图像F。

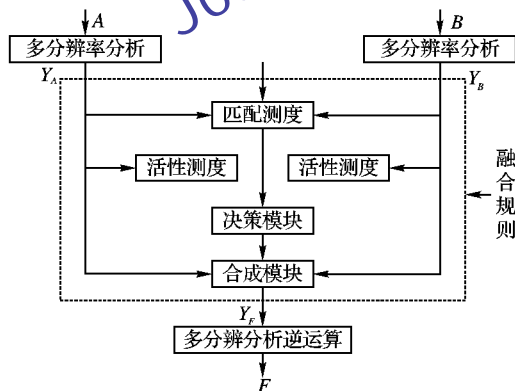


图2 多分辨率图像融合框架

本文基于Piella图像融合框架中的图像融合流程设计,对基于小波变换的多聚焦图像融合方法进行了改进设计。其算法流程如图3所示。假设待融合的源图像A、B,先经过小波分解分别得到小波分解系数 Y_A 、 Y_B 。活性测度使用区域方差作为特征提取的方法,匹配测度则充分考虑了融合时的小波系数来源一致性,使用全局匹配度,全局匹配度最终又决定 F_A 、 F_B 对融合图像的小波系数 Y_F 的合成方式及合成权重。最后 Y_F 通过逆小波变换重构得到融合图像F。这种融合规则是

将两幅图像的优势互补,将小波的高频信息丰富的图像高频系数的权重加大,将低频部分信息完整的图像的低频系数权重加大,且保持了小波系数融合的来源一致,提高了融合图像的融合质量^[9]。

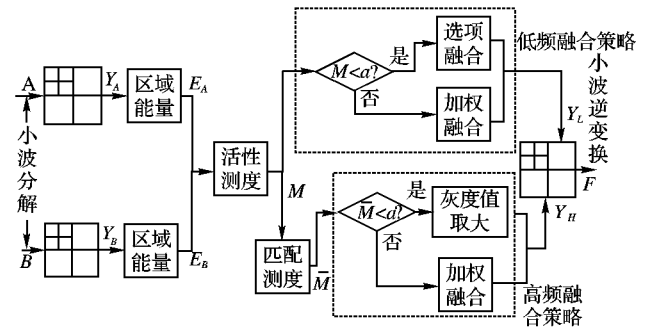


图3 小波变换多聚焦图像框架融合算法流程

2.2 算法实现

2.2.1 对源图像进行小波分解

设待融合图像的大小均为 $M \times N$,首先对源图像A和B分别进行N级小波分解,得到各个层次的小波分解系数,这里进行三级小波分解。

$$\begin{cases} Y_A = \{L_3(A), H_3^1(A), \dots, H_1^1(A), H_1^2(A), H_1^3(A)\} \\ Y_B = \{L_3(B), H_3^1(B), \dots, H_1^1(B), H_1^2(B), H_1^3(B)\} \end{cases} \quad (1)$$

其中, L_3 表示低频子图像, H_i^j 表示一系列的高频子图像, $i = 1, 2, 3, j = 1, 2, 3$ 。

2.2.2 计算匹配度

首先选定适合的区域大小,这里使用 3×3 的区域。计算两幅图像的区域能量:

设所选的区域为Q,则区域Q的能量为:

$$E = \sum_{(m+i, n+j) \in Q} W(i, j) Y(m+i, n+j)^2 \quad (2)$$

其中, $Y(m+i, n+j)$ 表示图像在像素点 $(m+i, n+j)$ 处的小波分解系数。 $W(i, j)$ 是加权系数矩阵,考虑到系数之间的相关性,一般离中心像素较近的像素点的加权系数大,离中心像素远的加权系数小。最简单的情况是 $W(i, j)$ 取全1矩阵,即所选窗口里的系数平方和即为该区域的能量。对于 3×3 的窗口,也可以选加权系数矩阵为:

$$W = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

则对应的能量为: $E_0 = E * W$,其中 E_0 是加权系数矩阵为全1时的能量值,*表示卷积。

两幅图像在区域Q范围内的匹配度定义如下:

$$M = \frac{2 \sum_{(m+i, n+j) \in Q} Y_A(m+i, n+j) \times Y_B(m+i, n+j)}{E_A + E_B} \quad (4)$$

其中: Y_A 和 Y_B 分别是图像A和B的小波分解系数, E_A 和 E_B 分别是图像A和B在区域Q上的能量测度。同样,匹配系数也可以考虑根据各像素点距离中心像素点的远近进行加权求得。对于 3×3 的窗口,可以选加权矩阵W为式(3)所示的加权矩阵,则对应的匹配系数为 $M_0 = M * W$,其中 M_0 是加权系数矩阵为全1时的匹配值。

2.2.3 设计融合策略

1) 低频系数融合策略。

匹配度 M 作为两幅图像融合时低频系数选择融合规则的依据。 M 的取值在 0 和 1 之间变化,其取值越小说明两幅图像的低频系数相关程度越低, α 表示给定的阈值(一般取 $0.5 \leq \alpha < 1$)

当 $M < \alpha$ 时,采用选项融合策略:

$$Y_L = \begin{cases} L(A), & E_A \geq E_B \\ L(B), & E_A < E_B \end{cases} \quad (5)$$

其中: $(i, j) \in LL$ (LL 表示图像某一分解层下所对应的低低频带)。当 $M \geq \alpha$ 时,采用加权融合算子融合策略,根据低频系数的重要度进行权重分配(如式(6)所示)。

$$Y_L = \omega L(A) + (1 - \omega) L(B) \quad (6)$$

其中, $(i, j) \in LL$, Y_L 为融合后的低频系数, $L(A)$ 、 $L(B)$ 分别为 A 和 B 两幅图像相对应像素点 (i, j) 的低频系数,权重 ω 的计算公式为:

$$\omega = \frac{L(A)}{L(A) + L(B)} \quad (7)$$

从式(6)、(7)可以看出,两幅聚焦到不同聚焦点上的图像中的低频系数较大的一方,其权重越大,相应地在融合图像的低频系数中所占的比重就越大^[10],从而有效地保留了融合后图像的能量。

2) 高频系数融合策略。

首先通过区域能量计算两幅源图像小波系数点 (i, j) 的全局匹配度 M 。

匹配度虽然可以作为两幅图像融合时选择融合规则的依据,但考虑到融合中可能遇到高频小波系数来源不一致的问题,本算法引用了全局匹配度的概念,用它来表明两幅图像的相关性,保证选择策略下小波分解的高频三个部分系数的来源一致,从而保证小波重构过程的一致性。

根据式(2)和(4)可知:

$$E_{\varphi A} = \sum_{(m+i, n+j) \in Q} Y_{\varphi A}(m+i, n+j)^2 \quad (8)$$

$$E_{\varphi B} = \sum_{(m+i, n+j) \in Q} Y_{\varphi B}(m+i, n+j)^2 \quad (9)$$

$$M_{\varphi} = \frac{2 \sum_{(m+i, n+j) \in Q} Y_{\varphi A}(m+i, n+j) \times Y_{\varphi B}(m+i, n+j)}{E_{\varphi A} + E_{\varphi B}} \quad (10)$$

其中: $\varphi = h, v, d$ 。

$$\bar{M} = M_h \times 0.25 + M_v \times 0.25 + M_d \times 0.5 \quad (11)$$

其中 $\varphi = h, v, d$ 分别代表小波系数的高频分量在水平、垂直和对角线三个方向的部分,也用 HL, LH, HH 表示。区域 Q 是以所求像素点 (i, j) 为中心的三行三列的范围。

全局匹配度是对高频三个方向的匹配度的联合考虑,其中 M_h, M_v, M_d 是各幅源图像的小波系数点 (i, j) 的高频分量在水平、垂直和对角线三个方向的区域 Q 内的匹配度。通过提出的匹配度 M 来求融合图像小波系数点 (i, j) 。因为对角线方向的高频成分实际上既含有水平高频成分,又含有垂直高频成分,因此其加权系数要比其他两个方向大一些,这里设置为 0.5(大小也可适当调整)^[11]。然后判断全局匹配度 \bar{M} 与阈值 α 的关系,进行相应的融合操作:

① $\bar{M} \geq \alpha$ 时:

$$Y_H = \omega_A \times H(A) + \omega_B \times H(B) \quad (12)$$

其中: $(i, j) \in LH, HL, HH$, ω_A 和 ω_B 是加权系数,大小由 \bar{M} 决

定,其中 $\omega_B = 1 - \omega_A$:

$$\omega_A = \begin{cases} 0.5 - 0.5 \times \frac{1 - \bar{M}}{1 - \alpha}, & (E_{hA} + E_{vA} + E_{dA}) \geq (E_{hB} + E_{vB} + E_{dB}) \\ 0.5 + 0.5 \times \frac{1 - \bar{M}}{1 - \alpha}, & (E_{hA} + E_{vA} + E_{dA}) < (E_{hB} + E_{vB} + E_{dB}) \end{cases} \quad (13)$$

E_{hA}, E_{vA}, E_{dA} 和 E_{hB}, E_{vB}, E_{dB} 分别是源图像 A 和 B 的小波分解系数在高频三个方向的区域能量。

② $\bar{M} < \alpha$ 时,融合规则为:

$$Y_H = \begin{cases} H(A), & (E_{hA} + E_{vA} + E_{dA}) \geq (E_{hB} + E_{vB} + E_{dB}) \\ H(B), & (E_{hA} + E_{vA} + E_{dA}) < (E_{hB} + E_{vB} + E_{dB}) \end{cases} \quad (15)$$

其中 $(i, j) \in HL, LH, HH$ 。 HL, LH 和 HH 分别表示图像某一分解层下所对应的高低频带、低高频带和高高频带。

2.2.4 小波逆变换

得到融合图像的小波分解系数 Y , 逐层进行小波逆变换,得到融合图像 F 。经过这样改进之后,图像融合效果得到明显改善。

3 实验仿真及结果分析

为了验证本文所提出的融合策略的有效性,本文选择两幅图像进行融合实验,多幅图像可以依此推广。实验所用图像已经过严格的配准和除噪等预处理,小波滤波器采用的是 Daubechies 滤波器,小波框架变换中的分解层数为 3 层。实验结果如图 4 所示。其中图 4(a) 为焦点在右的源图像,图 4(b) 为焦点在左的源图像,图 4(c) 为采用本文所设计的区域能量框架融合算法融合图像的结果。目视结果可以看出,采用本文融合算法得到的融合图像相比源图像而言,目标更清楚,细节更清晰。为了对本文算法和传统小波图像融合算法进行比较,还需对融合结果进行客观评价。本文采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),信息熵(Entropy, EN),互信息(Mutual Information, MI)和空间频率(Spatial Frequency, SF)四项客观评价指标评价融合结果^[12]。其结果如表 1 所示。

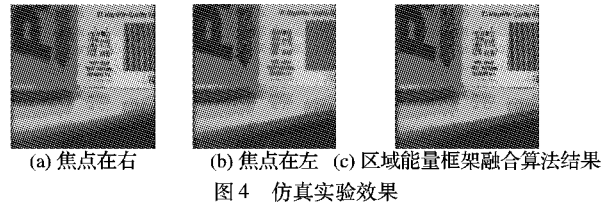


表 1 实验仿真结果比较

融合算法	RMSE	EN	MI	SF
本文方法	0.0111	7.8818	0.3541	0.8759
加权平均	0.0181	7.6817	0.3389	0.8630
灰度值取大	0.0476	7.4787	0.3182	0.8645
区域能量法	0.0177	7.6906	0.3317	0.8653

分析表 1 的客观评价指标数据可以看出:

1) 本文算法的 RMSE 值最小。而 RMSE 表示融合图像与

理想图像的接近程度,其值越小,则越接近理想图像。

2)信息熵 EN 的大小反映了图像携带信息的多少。融合图像的信息熵越大,说明图像携带的信息量越大。而本文算法的 EN 值明显大于其他算法,证明本算法的融合效果更佳。

3)互信息 MI 也称相关熵,作为两个变量之间相关性的度量,融合图像与源图像的互信息越大则表明融合图像保持了原始图像中的更多的信息。

4)空间频率 SF 反映了一幅图像空间域的总体活跃程度,空间频率越大,说明融合效果越好。

从客观评价指标比较可以看出,本文融合算法的各种评价标准都优于其他三种传统算法,本算法融合图像的高低频分量能有效地保证融合质量,在含有信息量大的同时还保证融合图像的高清晰度,融合效果最佳。

4 结语

本文所设计的小波变换多聚焦图像能量框架融合算法,根据小波变换的特性分别对小波变换的低频和低频系数采用不同的匹配策略,并根据活性测度和匹配测度来决策融合的规则,特别是对小波分解的高频分量进行来源一致性检测,提高了融合的质量。仿真实验通过采用几种算法来对比,验证了本文所设计的融合策略的有效性。由于小波基函数的选择和分解层数的确定也会影响融合图像的效果,因此它们对融合图像效果的影响将是今后进一步研究的主要问题。

参考文献:

- [1] BLUM R S, ZHONG YANGJIN. Image fusion methods and apparatus[EB/OL]. [2010-05-01]. <http://www.wipo.int/pctdb/entry/wo.jsp?WO=2006017233>.
- [2] LI SHUTAO, KWOK J T, WANG YAONAN. Multi-focus image fu-

sion using artificial neural networks[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(8): 985-997.

- [3] 胥妍,段会川. 基于小波变换的 Cycle Spinning 图像融合的扩展研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(27): 47-49.
- [4] MALLAT S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Archive, 1989, 11(3): 674-693.
- [5] BURT P J, ADELSON E H. The laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [6] 罗少鹏,卢洵. 基于小波分解的多聚焦图像融合研究[J]. 现代电子技术, 2008, 31(6): 72-75.
- [7] 冯斌,梁继民. 基于小波变换的多聚焦图像融合策略[EB/OL]. [2010-05-01]. <http://www.paper.edu.cn>.
- [8] PIELLA G. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 259-280.
- [9] FEDOROV D, SUMENG B, MANJUNATH B S. Multi-focus imaging using local focus estimation and mosaicking[C] // IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, Georgia: IEEE Signal Processing Society, 2006: 227-231.
- [10] 连静,王珂,李光鑫. 基于边缘的小波图像融合算法[J]. 通信学报, 2007, 28(4): 18-23.
- [11] 朱四荣,王迎春. 基于多小波变换的多聚焦图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(6): 169-170.
- [12] 吴艳,刘重阳,廖桂生. 一种新的像素级多聚焦图像融合算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12): 2800-2804.

(上接第 1597 页)

“bark”组图像的第一幅和第二幅。在提取 SIFT 特征时,为了得到近似数量的特征,将图片缩小至原来的 0.4 倍。从表 1 中可以看到,基于几何约束投票的特征提取算法运行的时间是可以接受的。

表 1 匹配算法时间对比

匹配算法	特征检测时间	匹配时间	总时间
SIFT	2.34	1.14	3.48
SURF	1.21	0.15	1.36
投票	1.21	0.85	2.06

3 结语

从实验结果可以看出,本文提出的基于几何约束投票的特征匹配方法可以高效地将较明显的错误匹配区分开来,同时保留了绝大多数正确的匹配,从而提高了图像特征匹配的正确率。实验证明,本文提出的方法对于多种图像变换都是鲁棒的。如何在特征匹配过程中利用更丰富的几何约束,以及高效地利用人工的标注,将是下一步深入开展的工作。

参考文献:

- [1] GRAUMAN K, DARRELL T. The pyramid match kernel: Discriminative classification with sets of image features [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE, 2005: 1458-1465.
- [2] 吴飞,蔡胜渊,庄越挺,等. 三角形约束下的图像特征点匹配方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(3): 503-510.

- [3] LEORDEANU M, HEBERT M. A spectral technique for correspondence problems using pairwise constraints [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005: 1482-1489.
- [4] WANG HUAN, YAN SHUICHENG, LIU JIANZHANG, et al. Correspondence propagation with weak priors [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(1): 140-150.
- [5] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [EB/OL]. [2010-07-01]. <http://www.bmva.org/bmvc/1988/avc-88-023.pdf>.
- [6] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society, 1999: 1150-1157.
- [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. SURF: Speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] BELKIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Computation, 2003, 15(6): 1373-1396.
- [10] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.