

文章编号: 1672-2892(2012)01-0093-05

基于能量、梯度与方差的多聚焦图像融合

姚 权, 吴晓红, 何小海, 滕奇志

(四川大学 电子信息学院 图像信息研究所, 四川 成都 610064)

摘 要: 大多数图像融合算法只就图像的某一个特征进行融合, 容易造成其他特征信息损失。针对此问题, 提出了一种利用哈尔小波变换的特性, 考虑多种区域特征进行融合的策略, 将图像进行哈尔小波变换后, 根据图像的低频部分集中图像大部份能量的特征, 采用梯度和能量相结合, 根据图像高频部分反映图像细节的特征, 采用区域方差与变换系数相结合的方法进行融合, 最后经哈尔小波逆变换得到融合结果。通过对多组多聚焦图像进行融合实验, 采用均值、方差、熵和平均梯度 4 种客观评价指标来评价融合图像效果, 结果表明该方法能很好地保留图像信息, 融合效果好。

关键词: 图像融合; 哈尔小波; 多聚焦图像; 能量; 梯度; 方差
中图分类号: TN957.52⁺4; TP317.4 **文献标识码:** A

Multi-focus image fusion based on energy, gradient and variance

YAO Quan, WU Xiao-hong, HE Xiao-hai, TENG Qi-zhi

(Image Information Institute, College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: Most of methods for image fusion are based on only one characteristic of image, which is liable to cause some information loss about other characteristics. In order to solve this problem, a new method for image fusion based on Haar wavelet and multi-characteristics is proposed. After Haar wavelet transformation, the low-frequency part is fused by gradient and energy since it contains most energy of the image. And the high-frequency part is fused by variance and transforming coefficient because it reflects the details of image. Finally, the inverse transform is performed to obtain fused image. After multi-group images fusion by this method, the performance of image fusion is evaluated by four criteria including average value, variance, entropy and average gradient. It is indicated that this method can keep the image information very well, and the fusion effect is good.

Key words: image fusion; Haar wavelet transformation; multi-focus image; energy;; gradient; variance

图像融合是将来自多个渠道的图像通过某种算法进行综合处理, 以得到一个新的满足某种需要的图像。常用的图像融合技术有加权平均法、多分辨率塔式分解法、小波变换法等。在目前研究的图像融合方法中, 应用多分辨率分析比较流行, 具有多分辨率分析特征的小波变换在图像融合领域得到了广泛应用。而传统的小波分析法主要是分别就高低频图像的某一个特征进行图像融合, 如系数取大, 区域能量取大等等。然而, 图像的特征除了用能量、系数等来表征外, 还有梯度、方差等, 只利用某一个特征进行融合, 容易忽略其他特征信息, 得不到最佳的融合效果。本文根据经哈尔小波分解后图像的高低频特点, 采用多种特征相结合的方法进行融合。

1 图像的哈尔小波变换特性

哈尔小波是小波系列中最简单的小波, 它在图像压缩方面得到了广泛的应用, 本文尝试利用其特性来进行图像融合。图像的哈尔小波变换实际上是一求图像均值和差值的过程。

如图 1 所示, 假设一灰度图像 M , 用矩阵表示为:

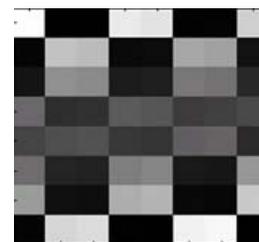


Fig.1 Grayscale image M
图 1 灰度图像 M

$$M = \begin{bmatrix} 64 & 2 & 3 & 61 & 60 & 6 & 7 & 57 \\ 9 & 55 & 54 & 12 & 13 & 51 & 50 & 16 \\ 17 & 47 & 46 & 20 & 21 & 43 & 42 & 24 \\ 40 & 26 & 27 & 37 & 36 & 30 & 31 & 33 \\ 32 & 34 & 35 & 29 & 28 & 38 & 39 & 25 \\ 41 & 23 & 22 & 44 & 45 & 19 & 18 & 48 \\ 49 & 15 & 14 & 52 & 53 & 11 & 10 & 56 \\ 8 & 58 & 59 & 5 & 4 & 62 & 63 & 1 \end{bmatrix}$$

对其进行哈尔小波变换的步骤为:

步骤 1: 将第 1 行像素分为 4 对, 取每 1 对像素的平均值, 并依次将结果放到第 1 行的前 4 个位置, 再取每 1 对像素的第 1 个数与其相应的平均值之差, 依次将结果放到第 1 行的后 4 个位置;

步骤 2: 对第 1 行前 4 个数使用与第 1 步相同的方法, 得到 2 个平均值和 2 个差, 依次放在第 1 行的前 4 个位置, 其余的 4 个系数不变;

步骤 3: 用相同方法, 对剩余的 1 对平均值进一步进行分解, 得到的平均值和差值分别放在第 1 个和第 2 个位置上;

步骤 4: 重复步骤 1 至步骤 3, 对矩阵的每 1 行进行计算, 得到 M_1 :

$$M_1 = \begin{bmatrix} 32.5 & 0 & 0.5 & 0.5 & 31 & -29 & 27 & -25 \\ 32.5 & 0 & -0.5 & -0.5 & -23 & 21 & -19 & 17 \\ 32.5 & 0 & -0.5 & -0.5 & -15 & 13 & -11 & 9 \\ 32.5 & 0 & 0.5 & 0.5 & 7 & -5 & 3 & -1 \\ 32.5 & 0 & 0.5 & 0.5 & -1 & 3 & -5 & 7 \\ 32.5 & 0 & -0.5 & -0.5 & 9 & -11 & 13 & -15 \\ 32.5 & 0 & -0.5 & -0.5 & 17 & -19 & 21 & -23 \\ 32.5 & 0 & 0.5 & 0.5 & -25 & 27 & -29 & 31 \end{bmatrix}$$

步骤 5: 再用同样的方法, 对 M_1 的每 1 列进行计算, 得到哈尔小波变换后的系数矩阵 M_2 :

$$M_2 = \begin{bmatrix} 32.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 4 & -4 & 4 & -4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 4 & -4 & 4 & -4 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 27 & -25 & 23 & -21 \\ 0 & 0 & -0.5 & -0.5 & -11 & 9 & -7 & 5 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & -5 & 7 & -9 & 11 \\ 0 & 0 & -0.5 & -0.5 & 21 & -23 & 25 & -27 \end{bmatrix}$$

矩阵 M_2 可分为 4 个部分:

$$c_a = \begin{bmatrix} 32.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, c_h = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & -4 & 4 & -4 \\ 4 & -4 & 4 & -4 \end{bmatrix}, c_v = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & -0.5 & -0.5 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & -0.5 & -0.5 \end{bmatrix}, c_d = \begin{bmatrix} 27 & -25 & 23 & -21 \\ -11 & 9 & -7 & 5 \\ -5 & 7 & -9 & 11 \\ 21 & -23 & 25 & -27 \end{bmatrix},$$

分别为灰度图像 M 的低频分量、高频水平分量、高频垂直分量、高频斜分量。

若要对图像再次进行分解, 则对低频分量 c_a 重复以上步骤。在这里先对图像像素矩阵的每 1 行进行变换, 再对每 1 列进行变换, 得到哈尔小波变换, 称为标准分解, 如果交替地对每 1 行和每 1 列像素进行变换, 则称为非标准分解。从分解的过程可以看出, 低频图像是图像系数的均值, 反映了图像的近似, 高频图像是图像系数差值, 反映图像的细节, 而图像的梯度体现图像的细节, 因此高频图像系数在一定程度上代表了图像梯度^[1]。本文将利用哈尔小波变换这一特性进行高频图像的融合。

2 梯度、能量与方差对图像融合结果的影响

通过小波分解后,图像的低频分量集中了图像的主要能量,反映图像的近似和平均特性,而所有高频分量都包含在 0 附近的变换值,较大的变换值对应着亮度急剧变化的点,也就是图像中的显著特征,如边缘、亮线及区域轮廓等。定义 (i, j) 为图像 A 中 $m \times n$ 区域的中心, $A(x, y)$ 为 (x, y) 处的系数值,则 (i, j) 处的局部平均梯度^[2]为:

$$Grad_A(i, j) = \frac{1}{(m-1) \times (n-1)} \sum_{x=1}^{m-1} \sum_{y=1}^{n-1} \sqrt{((A(x, y) - A(x+1, y)))^2 + (A(x, y) - A(x, y+1))^2} / 2 \quad (1)$$

式中 $A(i, j)$ 为中心 (i, j) 处的系数值。梯度反映了图像的边缘等细节特征,梯度值越大,特征越明显,图像信息的变化程度就越大,因此采用梯度来进行图像融合,能有效减少模糊区域信息对融合效果造成的影响。但是,梯度算法只考虑到系数的变化程度,不能很好地反应图像信息的丰富程度,容易造成图像高频有用信息的缺失。

图像以 (i, j) 为中心 $m \times n$ 区域内能量为:

$$E_A(i, j) = \sum_m \sum_n (A(x, y))^2 \quad (2)$$

能量很好地反映了图像信息的丰富程度,但却不能反应出图像信息的变化程度,因而在一定程度上会引入大量的模糊区域的信息,进而对融合效果进行干扰,削弱图像的表述能力。

图像以 (i, j) 为中心 $m \times n$ 区域内方差为:

$$C_A(i, j) = \sum_{(x, y) \in \Omega(m, n)} (A(x, y) - \bar{a}(i, j))^2 \quad (3)$$

式中 $\bar{a}(i, j)$ 表示以 (i, j) 为中心的区域的均值。方差描述了该区域内像素的变化程度和分散程度,方差越大表示该区域内的像素变化越剧烈,灰度越分散。

3 融合准则

目前,小波域内的图像融合规则主要有基于单个像素和基于区域特征两类。基于单个像素的融合规则简单,算法易实现,但通常会造成融合图像的对比度降低;基于区域特征的融合规则,由于考虑了被选系数的邻域特征,因此更具有广泛的适用性^[3]。大多数基于区域特征的图像融合算法,只就某一个特征作为融合准则,如文献[4]和文献[5]都是只采用区域能量特征作为低频图像的融合准则,文献[6]则采用梯度作为高频图像融合准则。基于第 2 部分的讨论,本文认为只就图像的某一个特征进行融合,没有兼顾到图像的其他特征,容易造成其他特征信息的损失。文献[7]的算法虽然同时兼顾了图像信息的丰富程度和变化程度,但没有考虑到高低频图像的具体特征,图像的能量大部分集中在低频图像,经过分解后的低频图像并没有完全分离出高频信息,即仍然含有轮廓边缘等高频信息,因此梯度能量联合决策准则更适用于低频图像的融合。高频图像由于是采用哈尔变换得到的,图像系数在一定程度上反映了梯度,但只考虑高频系数进行融合,容易忽略噪声的影响,因此对于高频图像,本文采用区域方差与系数的联合决策。

3.1 低频融合准则

设 A_0, B_0 分别表示 2 幅待融合图像 A, B 的低频图像, C_0 表示融合后的图像 C 的低频图像, $A_0(x, y), B_0(x, y), C_0(x, y)$ 分别表示 A_0, B_0, C_0 在 (x, y) 处的系数值。由式(1)和式(2)可得到 A_0, B_0 在以 (i, j) 为中心的 $m \times n$ (本文中 $m = n = 3$) 区域内的梯度分别为 $Grad_A_0(i, j), Grad_B_0(i, j)$, 能量分别为 $E_A_0(i, j), E_B_0(i, j)$, 则融合规则如下:

当 $Grad_A_0(i, j) \geq Grad_B_0(i, j), E_A_0(i, j) \geq E_B_0(i, j)$ 时, $C_0(i, j) = A_0(i, j)$;

当 $Grad_A_0(i, j) \leq Grad_B_0(i, j), E_A_0(i, j) \leq E_B_0(i, j)$ 时, $C_0(i, j) = B_0(i, j)$;

当 $Grad_A_0(i, j) \geq Grad_B_0(i, j), E_A_0(i, j) \leq E_B_0(i, j)$ 时,

如果 $\frac{Grad_A_0(i, j) - Grad_B_0(i, j)}{Grad_A_0(i, j) + Grad_B_0(i, j)} \geq \frac{E_B_0(i, j) - E_A_0(i, j)}{E_B_0(i, j) + E_A_0(i, j)}$, 则 $C_0(i, j) = A_0(i, j)$, 否则 $C_0(i, j) = B_0(i, j)$;

当 $Grad_A_0(i, j) \leq Grad_B_0(i, j), E_A_0(i, j) \geq E_B_0(i, j)$ 时,

如果 $\frac{Grad_B_0(i, j) - Grad_A_0(i, j)}{Grad_A_0(i, j) + Grad_B_0(i, j)} \leq \frac{E_A_0(i, j) - E_B_0(i, j)}{E_B_0(i, j) + E_A_0(i, j)}$, 则 $C_0(i, j) = A_0(i, j)$; 否则, $C_0(i, j) = B_0(i, j)$ 。

3.2 高频融合准则

设 A_1, A_2, A_3 分别表示图像 A 在同一分辨率下的水平、垂直和对角线方向上的高频分量, 图像 B 和融合后的图像 C 的高频分量用同样的方式表示。由式(3)得到各高频分量以 (i, j) 为中心的区域方差为 $C_{-}A_k(i, j)$, $C_{-}B_k(i, j)$ ($k=1,2,3$), 则融合规则如下:

若 $C_{-}A_k(i, j) \times \text{abs}(A_k(i, j)) \geq C_{-}B_k(i, j) \times \text{abs}(B_k(i, j))$, 则 $C_k(i, j) = A_k(i, j)$;

否则 $C_k(i, j) = B_k(i, j)$, 其中 $k=1,2,3$, $m=n=3$ 。

最后将得到的低频和高频子带图像经过哈尔小波变换的逆变换, 得到融合后的图像 C 。

4 实验结果及分析

为了验证本文融合算法的有效性和可靠性, 本文选取了几种基于某一个区域特征的融合算法和文献[7]的算法来与本文算法作比较, 同时为了避免多聚焦图像本身质量对实验结果造成影响, 本文选择了2组图像进行实验。其中, 第1组为灰度图像, 第2组为彩色图像。彩色图像的融合按 R,G,B 的3个分量分别进行融合。实验结果如图2和图3。



(a) focus on the left part

(b) focus on the right part

(c) method of ref. [7]

(d) method of this article

Fig.2 Grayscale images fusion

图2 灰度图像融合



(a) focus on the left part

(b) focus on the right part

(c) method of ref. [7]

(d) method of this article

Fig.3 Color image fusion

图3 彩色图像融合

图2(a)和图3(a)为聚焦左部图像, 图2(b)和图3(b)为聚焦右部图像, 图2(c)和图3(c)为文献[7]的算法结果, 图2(d)和图3(d)为本文算法结果。从图片效果上看, 本文算法能够较好地保留细节特征, 同时融合了2幅图像的信息, 使得融合后的图像得到了增强。然而只就图片效果来看, 相对比其他同类算法, 本文算法的优势还不是很明显; 但从衡量图像融合效果的几个参数看, 优势明显, 如表1所示。

表1 本文算法和几种算法的比较

methods	AVG of coefficient		standard deviation		comentropy		AVG of gradient	
	grayscale images	color images	grayscale images	color images	grayscale images	color images	grayscale images	color images
based on energy	78.551 9	125.493 9	54.494 4	53.148 0	5.057 9	5.240 3	5.725 1	4.828 7
based on gradient	78.505 2	125.346 8	54.587 3	53.345 8	5.058 8	5.242 0	5.733 4	4.822 6
choose bigger grayscale	81.029 8	127.784 5	54.188 6	51.762 7	5.060 7	5.225 8	3.948 5	3.314 9
method of ref. [7]	78.540 4	125.400 1	54.648 0	53.244 9	5.058 9	5.241 9	5.751 9	4.830 3
method of this article	78.540 4	125.400 1	54.707 4	53.290 9	5.064 1	5.243 1	5.789 3	4.880 4

表1中, 系数平均值为像素的灰度或系数的平均值, 体现图像的平均亮度; 系数标准差反映像素系数相对平均系数的离散情况, 标准差越大, 则灰度或系数分布越散, 体现在视觉效果也越佳; 信息熵从整体上表示了信息源的总体特性, 熵越大, 图像中包含的信息量就越大, 信息越丰富, 融合效果越好^[8]; 平均梯度反映了图像的细节特征, 平均梯度越大, 细节也明显。其中彩色图像的参数均为融合后的 R,G,B 三者的平均。

从表可以看出,基于某一个特征进行融合的算法,只能在与该特征相应的方面有较突出的效果,如灰度取大法使系数平均值较其他方法大,但其他信息有损失,同时可能会忽略噪声的影响;能量算法能降低噪声的影响,使得平均系数值虽然较其他方法大,但依然不能兼顾到其他信息;梯度算法又使系数信息有所损失;文献[7]虽然考虑了能量和梯度的影响,既较好地保证了系数信息,又使得其他参数有所提高,但仍然没有考虑到衡量清晰度的方差,同时只在高频采用能量作决策,未考虑能量在低频图像更为集中;而本文同时兼顾了多个特征,并根据高频图像和低频图像不同的特点,使用不同的特征信息作为决策准则,使得各方面都取得较明显的效果。

5 结论

本文算法较充分地利用了图像的区域特征,有效地克服了噪声的影响,同时较好地保留了原始图像的信息,融合算法简单且效果较明显。但在本文算法中,由于只考虑到图像能量大部分集中在低频分量,而忽略了高频分量中的能量,因此可能会造成高频图像信息的丢失,这有待于进一步验证和改进。

参考文献:

- [1] 林福宗. 多媒体技术教程[M]. 北京:清华大学出版社, 2008.
- [2] 曾立庆,蒋年德. 基于邻域内相关系数与平均梯度的图像融合方法[J]. 计算机工程与设计, 2010,31(7):1533-1535.
- [3] 储彬彬,庞璐璐,漆德宁,等. 基于多尺度分析的图像融合技术综述[J]. 航空电子技术, 2009,40(3):29-48.
- [4] 赵文忠. 基于对偶树复小波—Contourlet 变换的自适应多传感图像融合算法[J]. 山东大学学报:工学版, 2010,40(4):144-152.
- [5] 邹蓉,李玲玲,李翠华. 基于非子采样 Contourlet 变换的多聚焦图像融合方法[J]. 厦门大学学报:自然科学版, 2009,48(6):812-817.
- [6] 陈丹. 基于 PCA 变换与小波变换的多源图像融合算法[J]. 重庆科技学院学报:自然科学版, 2010,12(2):156-158.
- [7] 张宏怡,杨文,林永平. 基于梯度和能量的图像融合算法[J]. 厦门理工学院学报, 2010,18(1):43-47.
- [8] 张勇,金伟其. 图像融合算法性能分析与评价效果研究[J]. 激光与光电子学进展, 2010,47(10):1-7.

作者简介:



姚 权(1984-), 男, 四川省威远县人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为通信与信息系
统.email:yaoquan_0306@163.com.

吴晓红(1970-), 女, 成都市人, 博士, 副
教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别.

何小海(1964-), 男, 成都市人, 博士, 教
授, 主要研究方向为通信与信息处理、图像处
理、机器视觉与智能.

滕奇志(1961-), 女, 成都市人, 博士, 教
授, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别
和计算机应用.