

八通道 MSVD 构造及其在多聚焦图像融合中的应用

刘 斌¹, 刘维杰², 罗益辉¹, 郭 琳¹

(1. 湖北大学计算机与信息工程学院, 湖北武汉 430062; 2. 武汉大学计算机学院, 湖北武汉 430072)

摘 要: 针对经典的 SVD 在图像处理中的不足, 提出了一种八通道多尺度奇异值分解 (Multi-resolution Singular Value Decomposition, MSVD) 构造方法, 并把它应用于多聚焦图像融合中. 首先, 在经典 SVD 的基础上, 利用矩阵分块的方法, 提出了一种八通道多尺度 SVD 的构造方法. 其次, 对参加融合的多聚焦图像进行八通道 MSVD 分解, 得到高层低频和各层七个方向的高频, 对分解的低频子图像利用数学形态学增强边缘的方法进行融合, 高频子图像采用基于区域能量取大的融合规则进行融合, 并重构获得融合结果图像. 最后, 对融合结果进行主客观评价和分析. 实验结果表明, 该图像融合方法有较好的视觉效果, 结果图像有较高的清晰度, 边缘细节信息丰富, 没有方块效应. 从客观数值和图形评价指标看, 该方法有较高的清晰度, 其清晰度比基于 DWT 的融合方法、基于 LWT 的融合方法、基于 Curvelet 的融合方法、基于 Contourlet 的融合方法都高.

关键词: 图像融合; 矩阵奇异值分解; 多尺度分析; 多聚焦图像

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)07-1694-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.07.025

Construction of Eight Channel Multi-Resolution Singular Value Decomposition of Matrix and Its Application in Multi-Focus Image Fusion

LIU Bin¹, LIU Wei-jie², LUO Yi-hui¹, GUO Lin¹

(1. School of Computer and Information Engineering, Hubei University, Wuhan, Hubei 430062, China;

2. Computer School, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China)

Abstract: To improve the defaults of classical SVD in image processing, a construction method of eight channel multi-resolution singular value decomposition of matrix (MSVD) is presented. An image fusion method based on this MSVD is proposed. Firstly, based on the principle of classical SVD and blocking algorithm, a multi-resolution analysis of eight-channel SVD of matrix is constructed. Each image involved in the fusion are decomposed into one approximation and seven detail images with different resolution by the eight channel multi-resolution singular value decomposition. Secondly, combined with reconstruction algorithm of MSVD, the frame of image fusion is given. The different frequency of original images can be shown in multi-resolution form. The low-frequency sub-image is fused by using an edge enhancement method of mathematical morphological gradient. For the seven high-frequency sub-images of each level, the energy of each image patch over 3×3 window in the high-frequency sub-images is computed as activity measurement. The center pixel of the 3×3 window in which the energy is bigger is selected as the new pixel of the fused result images. Finally, the performance of the result image is evaluated using objective numerical and graphics indices. The experimental results show that the proposed method has good visual effect and has no blocking-artifact. When compared with the fusion method based on DWT, LWT, Curvelet and Contourlet, the proposed fusion method has been observed to have higher definition.

Key words: image fusion; singular value decomposition of matrix; multi-resolution analysis; multi-focus image

1 引言

图像融合是指按照一定的规则, 把同一目标或同

一场景的多个传感器的成像或单一传感器的多次成像进行一定的处理, 生成一幅新的图像. 通过单一传感器所获得的图像信息往往不足以用来对目标或场景进行

更好地检测、分析与理解,对多个传感器信息的融合能获得同一场景或目标更全面、更准确、更可靠的信息,融合结果图像更符合人或机器的视觉特性,有利于对图像的进一步分析、理解,目标的检测、识别或跟踪. 图像融合在自动目标识别、机器视觉、遥感、机器人、复杂智能制造系统、医学图像等非军事领域和军事领域得到了广泛的应用^[1,2]. 近年来图像融合已成为热门的研究课题.

多聚焦图像融合是指利用计算机对来自于同一场景中的多个目标进行两次或多次成像处理,将这些成像中的清晰部分组成一幅新的图像,新的图像可供计算机进行进一步图像分析、目标识别和图像理解. 目前,各种多聚焦图像融合方法层出不穷,其中,基于多尺度分析的融合方法是主流方法,主要有: Burt 等人提出了图像的金字塔分解方法^[3],金字塔技术被应用于图像融合,有基于 Laplacian 金字塔的融合方法^[4]、基于对比度金字塔的融合方法^[5,6];基于张量积小波多尺度融合方法^[7,8]. 近年来,随着各类新的小波不断发展,出现了一些新的多聚焦图像融合方法,基于形态学小波的融合方法^[9],基于 Curvelet 的融合方法^[10,11],基于采样和非下采样 Contourlet 的融合方法^[12,13],基于提升小波的融合方法等^[14-16]. 基于 Laplacian 金字塔的融合方法和基于对比度金字塔的融合方法虽然实现了多尺度的图像融合,但在融合结果图像中会出现人工痕迹,且不具有方向性;基于张量积小波的融合方法虽然具有方向性,但它只强调了图像的水平方向和垂直方向,且由于对滤波后的图像分别进行行、列的下 2 抽样,使得结果图像中不可避免地会产生方块效应;基于 Curvelet 和 Contourlet 的融合方法具有很好的方向性,但目前的 Curvelet、Contourlet 都是通过一维小波对图像的行、列分别进行处理,其母小波还是一维小波,因而本质上还是张量积小波,且都依赖于 Fourier 变换,另外基于第一代、第二代 Curvelet 以及采样和非下采样 Contourlet 的图像融合方法的运算量均偏大;基于提升小波的图像融合方法在空间域内进行,不依赖于 Fourier 变换,速度快,适合于实时图像融合,但目前的提升小波还是张量积小波,它不是二维小波变换的一般形式,因而它也只提取图像中的水平方向和垂直方向的边缘信息,且也不可避免地会产生方块效应.

矩阵或图像的奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD)^[17-19]是一种正交变换,具有最佳去相关性,对于任意行列线性相关的矩阵,通过左右各乘一个正交矩阵,得到一个对角阵,其奇异值个数就能反映原矩阵的行(列)不相关矢量的个数. 对于图像这样数据量大的矩阵,奇异值分解能够去掉图像中冗余信息,而把信息只集中保留到少数的奇异值上. 此方法近年来

在图像压缩、去噪、数字水印等数字图像处理中得到广泛应用. 它有如下特点:

(1) 能量重新分配与集中. 图像的 SVD 分解是将图像矩阵按特征值的大小对其进行对角化分解,它体现了图像能量从大到小的分布特点,主要能量集中于图像的重新处理后的少数向量上,也就是体现了其主要成份分析特性. 这种奇异值分解有很好的稳定性,即当图像被施加较小的扰动时,图像的奇异值也不会发生太大的变化. 奇异值分解既是图像的内蕴特征的表现,也体现了图像能量从大到小的分布规律性,从频率分布的角度看,这种能量从大到小的分布规律也体现了图像频率从低频到高频的分布规律,因而其分解也具有明显的物理意义,也可看成是频率的分解.

(2) 具有正交性. 即能消去图像像素间的相关性. 它使得处理后的图像没有冗余性,因而更适合于图像压缩和融合.

(3) 在时域内完成,不需要作 Fourier 变换,但也能体现频率特征,有高频和低频.

(4) 速度快,能进行实时分解与融合,无需卷积运算,具有线性计算复杂性.

基于多尺度分析的 SVD 更适合于图像的分析与处理. 目前 SVD 主要应用于图像压缩、图像超分辨率重建、数字图像水印等领域,其应用的方式是利用其分解

形式: $A = USV^T = \sum_{i=1}^{\lambda} \lambda_i^{\frac{1}{2}} \mu_i \nu_i^T$, 把图像直接进行奇异值分解,提取主要特征,然后根据特征值的大小对分解后的特征向量作相应的处理. 目前国内也有将 SVD 应用于图像融合的研究,其主要方法是把上述分解中的 λ 的取值范围从大到小分成三段,从而图像可分解为低频、高频和超高频三部分,然后对这三部分采用不同的规则进行融合. 这种分解由于只是按特征值的大小分布进行分解,因而没有明确的物理意义,从各分解子图像中不能明显分辨出图像中目标的边缘轮廓特点,因而其融合不能体现“目标融合”的特点. 多尺度分析方法以其优良的特性在图像融合中得到了广泛的应用. 其一,通常图像中的物体、特征和边缘是出现在大小不同的尺度上的. 使用多尺度分析可以在不同尺度上,针对不同大小、方向的边缘和细节进行融合处理. 其二,多尺度分析更符合人的视觉特性. 利用多尺度分析可以将被融合图像分解到一系列频率通道中,这样对图像的融合处理是在不同的频率通道上分别进行的. 而我们知道,人眼视网膜图像就是在不同的频率通道中进行处理的,因此基于多尺度分析的图像融合可以达到好的视觉效果. 其三,当图像的多尺度分析的各层具有方向性时,则融合为对不同方向的频道进行融合,能对图像中的不同方向的目标进行

描述与分析. 另外, 对不同尺度的子图像采用不同的融合算子, 可获得融合效果较好的结果图像. 而如何把 SVD 构造成多尺度分析的形式并把它们应用于图像融合中, 国内外还没有发现有这方面的研究. 鉴于上述原因, 本文研究八通道 SVD 多尺度分析 (Eight Channel Multi-resolution analysis for SVD, ECMSVD) 的构造, 构建上述八通道多分尺度分析的一个新框架, 并把它应用于多聚焦图像融合中.

2 八通道 MSVD 构造

2.1 矩阵的奇异值分解

对任一矩阵 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 存在正交矩阵 $U \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 和 $V \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 使得

$$U^T A V = \Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

从而可将矩阵 A 分解成三个矩阵的乘积

$$A = U \Sigma V^T$$

其中, Σ_1 是大小为 $m \times n$ 的非奇异对角阵. 若 r 是 A 的秩, 则 Σ_1 的对角线上元素由大到小排列如下

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$$

由于正交矩阵 U 和 V 依赖于 A , 因此 SVD 是非线性的, 且 A 和 Σ_1 是等价的, 因为

$$A^T A = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & \\ & \sigma_2^2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_r^2 \end{bmatrix}$$

即 Σ_1 的元素是矩阵 A 的特征值的均方根, 我们把这些元素称作 A 的奇异值. 它们具有较强的稳定性, 当矩阵 A 有微小振动时, 其奇异值的改变不会大于振动矩阵的 2-范数. 矩阵奇异值具有比例不变性和旋转不变性, 能表现图像的代数特征, 代表了图像的灰度信息, 奇异值越大, 其对应的特征向量拥有的信息量就越多. 不失一般性, 可知较大的奇异值包含了大部分的图像信息, 它对应着图像的近似部分, 而较小的值就对应着图像的细节部分, 即图像中的高频部分. 因此, 如果能将原图像按照奇异值大小分离出近似和细节信息, 那么就可以做成图像的多尺度分析了.

2.2 八通道 MSVD 构造

为了达到实现图像多尺度分析的目的, 我们根据文献[20]的分块思想将图像分块变形后再进行奇异值分解, 从而构造出一种图像的八通道多尺度分析, 具体步骤如下:

Step1 将一幅图像 $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 分解成一些 $p \times q$ 大小的子块, 得到如下矩阵

$$X^{(k,l)}, 1 \leq k \leq m/p, 1 \leq l \leq n/q$$

Step2 将每个子块按先列后行的方式展开成 $((p \times q) \times 1)$ 的列向量, 再将这些列向量组合成一个 $(p \times q) \times (mn/(p \times q))$ 大小的矩阵 T .

Step3 对每个 T 进行奇异值分解: $T = USV^T$, 其中 U 是大小为 $(p \times q) \times (p \times q)$ 的正交矩阵, V 是大小为 $(mn/(p \times q))^2$ 的正交矩阵.

Step4 对 T 左乘正交矩阵 U^T , 即可得到 $(p \times q) \times (mn/(p \times q))$ 的矩阵 A , 即

$$A = U^T T = S V^T$$

Step5 进行 Step2 的逆操作, 将 A 的列向量重新变成 $p \times q$ 的块 $X_1^{(k,l)}$, 再将这 $mn/(p \times q)$ 个块重新组合成一个 $m \times n$ 的矩阵 X_2 .

通过上述分解过程后可得到图像的 1 个低频子图像和 $(p \times q - 1)$ 个高频子图像. 矩阵 A 的每一行所包含的信息与正交矩阵 U 的列向量有密切关系, 根据奇异值分解, U 的列向量与奇异值一一对应的, U 的第一列反映了最大的奇异值, 代表了大部分的原图像信息, 那么左乘矩阵 T 而得到的 A 的第一行就包含了原图像的主要信息, 它相当于原图像的近似部分. 同理 A 中其他行对应的是小的奇异值, 其包含的信息很少, 相当于图像的细节部分. 因此, 图像可以根据奇异值的大小分解成低频和高频信息, 从而能实现图像的多尺度分析. 这样, 通过 Step4 得到矩阵 A 后, 将 A 的每一行提取出来按先列后行的顺序重新排列成一个 $(m/p) \times (n/q)$ 的矩阵, 分别记为 $A_1, A_2, \dots, A_{(p \times q)}$, 根据上一节所讲, A_1 就是低频子图像, 其他都是高频子图像.

本文中当 $p \times q = 8$ 时就得到 8 通道的图像分解, 由于 $2 \times 4 = 8$ 且 $4 \times 2 = 8$, 因此, 可采用 2×4 或 4×2 的方块方式, 分解后可得到八幅图像: 1 个低频子图像和 7 个高频子图像, 分别记作 $A_1, D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, D_6, D_7$.

重构过程是上述分解的逆过程, 将分解得到的 $p \times q$ 个 $(m/p) \times (n/q)$ 矩阵分别按行、列展开, 再组合成 $(p \times q) \times (mn/(p \times q))$ 的矩阵 A^* , 计算 $T^* = U A^*$, 然后将 T^* 的列向量还原成 $p \times q$ 的块, 再将这些块重新组合, 得到一个 $m \times n$ 的重构矩阵 X^* .

上述过程只是对图像作一层 SVD 分解, 对低频子图像 A_1 按上述方式类似地进行多层分解, 即得到图像的 MSVD 构造.

3 图像融合算法

基于八通道 MSVD 的图像融合流程如图 1 所示, 分为如下五个主要步骤.

Step1 对参加融合的多聚焦图像进行配准.

Step2 按第 2 节的方式分别对参加融合的原图像进行多级八通道 MSVD 分解, 得最高层一个低频子图像和各层七个高频子图像.

Step3 对分解后的最高层低频子图像和各层高频子图像按不同融合规则进行融合.

对图像分解后的最高层(空间分辨率最低)的低频图像采用数学形态学增强边缘的方法进行融合. 传统的多聚焦图像融合方法对图像的低频主要采用加权平均的方法进行融合, 这种方法对低频度图像有较好的融合效果, 但它忽略了低频图像中还仍然含有高频信息的特点, 实际上, 如果对低频图像进一步分解, 必然可以分解出相对频率高的信息, 但对图像进行多层分解会耗费更多的运算量; 另外, 我们对本文所提出的八通道多尺度分析所产生低频图像系数进行分析后发现, 其低频图像系数的变化量相对于其它的图像多尺度分析的低频系数的变化量要大, 据此, 我们提出利用形态学的边缘增强方法对低频边缘信息进行融合, 设 A 、 B 分别为参加融合的两幅多聚焦源图像, 记 A 分解后的低频图像为 $A_{j,l}$ (J 表示最高层尺度指标, l 表示低频), B 分解后的低频图像为 $B_{j,l}$, 具体融合步骤如下:

第一步, 利用形态学梯度算子分别提取 $A_{j,l}$ 和 $B_{j,l}$ 的形态学梯度. 利用形态学结构元素分别对 $A_{j,l}$ 和 $B_{j,l}$ 进行形态学开、闭运算, 并把闭运算的结果与开运算的结果相减, 分别得两梯度图 $G(A_{j,l})$ 和 $G(B_{j,l})$.

第二步, 对上述得到的两梯度图相加或进行取或运算, 得融合后的共同边缘图 E . 它同时吸收了 A 和 B 的低频边缘信息.

第三步, 对 $A_{j,l}$ 和 $B_{j,l}$ 进行加权平均, 得低频图像 $F_{j,l}$.

第四步, 把边信息图像 E 以适当比例加入到低频图像 $F_{j,l}$ 中, 得新的具有更丰富边缘的低频图像 $F_{j,l}$.

为了使融合结果图像充分体现原图像的清晰度, 融合的基本原则就是提取参加融合图像作 MSVD 分解后的系数图像中能体现清晰成份的系数. 图像作 MSVD 分解后的高频系数与图像的清晰度有直接的关系, 高频系数体现的是图像的细节信息, 高频系数越大, 图像在相应位置的变化量越大, 从而前景的值和背景的值相差较大, 相应区域的对比度越大, 图像越清晰, 因此, 在对高频图像进行融合时, 要尽可能选择绝对值较大的系数作为融合高频子图像的系数. 另外, 由于图像中

的目标是以区域的形式存在的, 单个像素不能形成目标, 必须考虑一个像素和它周围的窗口内的像素一起参与运算, 因此, 本文对图像 MSVD 分解的各层高频系数采用基于区域能量取大的融合规则, 这样既能很好地考虑图像的清晰度和亮度, 又能较好地表现图像中的目标. 即图像 MSVD 分解后的高频系数的融合规则如下:

若 $A_{j,h}^k$ 为图像 A 分解后的高频系数图像 (h 表示高频, j 表示尺度指标, $k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ 表示高频子图顺序), $B_{j,h}^k$ 为图像 B 分解后产生的高频系数图像, $F_{j,h}^k$ 为 $A_{j,h}^k$ 和 $B_{j,h}^k$ 融合后产生的高频图像, 则对 $A_{j,h}^k$ 的每一个像素点 (m, n) , 取其对应的像素的高频系数为中心的 3×3 窗口如下

$$CA_{j,h}^k(m, n) = \begin{pmatrix} A_{j,h}^k(m-1, n-1) & A_{j,h}^k(m-1, n) & A_{j,h}^k(m-1, n+1) \\ A_{j,h}^k(m, n-1) & A_{j,h}^k(m, n) & A_{j,h}^k(m, n+1) \\ A_{j,h}^k(m+1, n-1) & A_{j,h}^k(m+1, n) & A_{j,h}^k(m+1, n+1) \end{pmatrix}$$

定义这个窗口的能量为

$$ECA_{j,h}^k(m, n) = \sum_{-1 \leq m', n' \leq 1} [A_{j,h}^k(m+m', n+n')]^2$$

同理, 可以定义 $ECB_{j,h}^k(m, n)$.

若 $F_{j,h}^k$ 表示融合图像的高频子图像, 则其融合规则为:

$$F_{j,h}^k(m, n) = \begin{cases} A_{j,h}^k(m, n), & \text{if } ECA_{j,h}^k(m, n) \geq ECB_{j,h}^k(m, n) \\ B_{j,h}^k(m, n), & \text{if } ECA_{j,h}^k(m, n) < ECB_{j,h}^k(m, n) \end{cases}$$

(对所有的 j, h 及 $k = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$)

Step4 对图像分解后的不同层的正交矩阵 U 进行融合.

这里的 U 类似于图像作小波分解和重构过程的基, 为了使基的作用在参加融合的图像中尽可能平衡, 选择参加融合图像分解后的各层的两个 U 的平均值作为融合结果 U 的值, 具体融合方式如下:

对参加融合的图像 A 、 B , 记 $U_{A,j}$ 为 A 的第 j 层分解后的正交矩阵, $U_{B,j}$ 为 B 的第 j 层分解后的正交矩阵, 则第 j 层重构的正交矩阵为

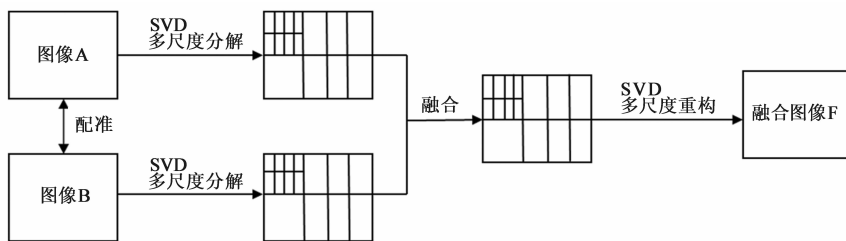


图1 基于八通道MSVD的图像融合流程

$$U_j = (U_{A,j} + U_{B,j})/2$$

Step5 按第2节的重构方式对融合后的 MSVD 塔形结构进行重构,得融合结果图像 F .

4 实验及结果评价

4.1 实验结果

我们进行了大量的实验研究,得到了一致的结论,这里展示两组实验结果,第一组为实际多聚焦图像的融合实验,第二组为模拟多聚焦图像及其融合实验. 第一组的源图像如图2(a)、图2(b)所示,是 Pepsi 图像,图像大小均为 512×512 ,图2(a)是聚焦左边可乐瓶的图像,图2(b)是聚焦右边文字的图像. 第二组为模拟多聚焦融合实验,选定的清晰的标准图像如图3(a)所示,是大小为 512×512 的清晰的 Baboon 图像,利用文献[21]方法分别对它们进行左右或上下分别聚焦产生模拟多聚焦图像,模拟多聚焦图像的生成过程为:选择一个中心点和模糊半径,用高斯径向模糊函数对图像进

行模糊,中心点最清晰,离中心点越远的像素越模糊. 图3(b)和图3(c)分别为通过上述方法对图3(a)的 Baboon 图像分别进行聚焦于下部和聚焦于上部的图像. 图2(g)、图3(h)分别是利用本文方法对图2(a)和图2(b)、图3(b)和图3(c)进行融合的结果图像.

为了体现本文方法的特点,我们把它与基于离散小波变换(DWT)的融合方法(文献[8])、基于提升小波变换(LWT)的融合方法(文献[14])、基于 Curvelet 的融合方法(文献[11])、基于 Contourlet 的融合方法(文献[12])分别作对比研究,这四种方法对低频采用的是加权平均、对高频采用局部窗口能量取大的融合规则. 图2(c)~图2(f)分别是 Pepsi 图像分别使用这四种方法得到的融合结果图像,图3(d)~图3(g)分别是 Baboon 图像分别使用这四种方法得到的融合结果图像. DWT 方法和 Contourlet 方法所采用的张量积小波均为 Daubechies 系列小波中的 db2 小波. LWT 方法使用 db2 小波的提升小波,基于 Contourlet 融合方法所使用

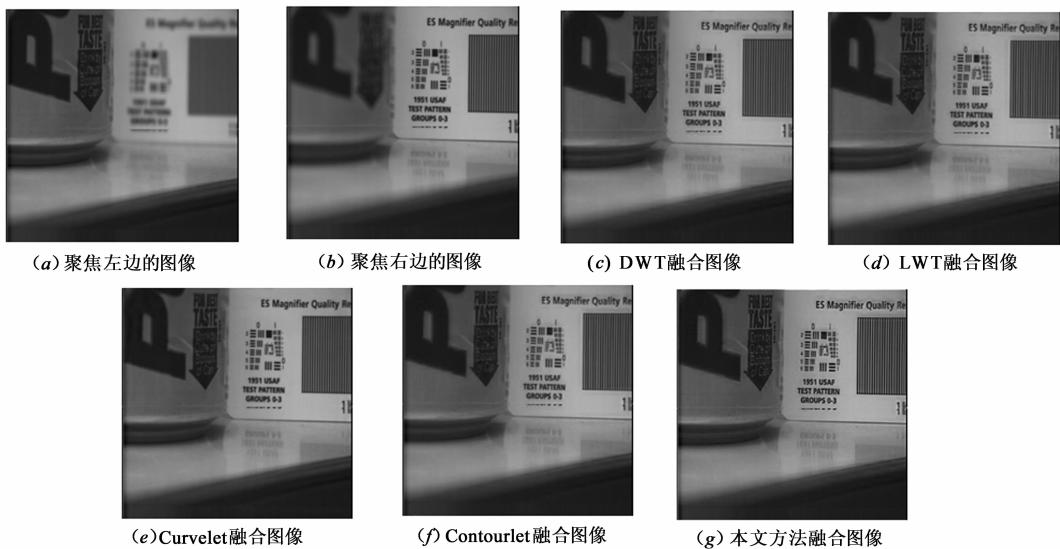


图2 Pepsi实际多聚焦图像融合

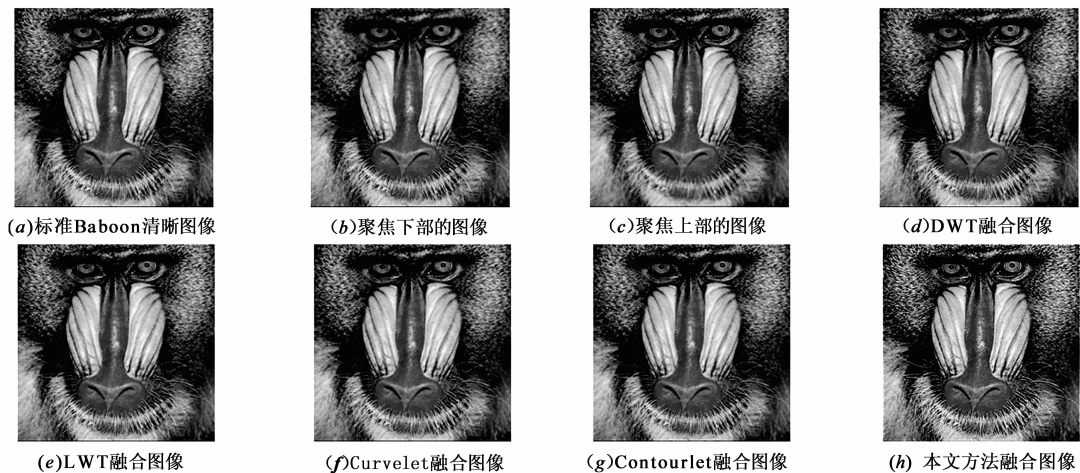


图3 Baboon模拟多聚焦图像融合

的方向滤波器为 5-3 方向滤波器,所有参与比较的五种方法对源图像的分解层数均为 3,使用 Matlab7.5 编程.

从融合结果图像可以看出,图 2(g) 的 Pepsi 左右都清晰,图 3(h) 的 Baboon 图像的上下都很清晰. 分别比较图 2(g) 与图 2(c) ~ 图 2(f)、图 3(h) 与图 3(d) ~ 图 3(g) 的融合视觉效果可以看出,图 2(g) 左边可乐瓶上及右边的数字和英文字符比其它方法的都清晰;图 3(h) 上面的 Baboon 的眼睛、下面的胡须比其它方法的都清晰. 说明本文方法所得结果图像有较好的对比度和清晰度. 为了更看清融合效果,我们取图像中的部分局部进行比较,众所周知,基于 Contourlet 的融合方法相对其它方法有较好的融合效果,因此,我们选用本文方法的局部与基于 Contourlet 的融合方法的对应局部进行比较,分别取出图 2(g) 和图 2(f)、图 3(h) 和图 3(g) 的对应局部图像,对比效果列于图 4 中,图 4(a)、图 4(c) 为本文方法局部结果图像、图 4(b) 和图 4(d) 分别为基于 Contourlet 融合方法的局部图像,可以明显看出,左边比右边清晰,从而说明本文建议方法融合结果更清晰.

4.2 客观性能比较

为了看出各种方法的融合客观效果,我们选用数值法和图形法两种方式对融合图像质量进行评价. 多聚焦图像融合的主要目的就是获得有较高清晰度的融合结果图像,因此本文采用的数值指标为图像的清晰度^[22],数值法一般是通过图像的统计信息,把图像质量用一个函数值表示,它是对图像信息的概括和抽象,简单易于计算,然而它只用一个数值去评价图像的质量,丢掉了图像中的很多有用的信息,如像素的位置等信息. 近年来,为了适应人们对评价结果直观性和多功能的要求,在一个图形或图像中描述多个数值结果的图像质量评价法得到应用,主要有直方图法^[23]、Hosaka 曲线法^[24]、Eskicioglu 图表法^[25]及基于 SVD 的灰度图像评价方法^[26]等. 除直方图法外,这些方法大多数需要标准参考图像,而且目前主要应用于图像压缩的质量评价. 基于此,本文选用直方图法去评价图像融合的质量,对于有标准图像的情形(第二组实验),我们选用基于 SVD 的灰度图像评价方法对融合结果质量进行评价.

清晰度是衡量图像的清晰程度的重要指标,若 F

为融合结果图像,则其清晰度的表达式如下:

$$\text{Definition} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\Delta F_x^2(i,j) + \Delta F_y^2(i,j)}$$

这里 ΔF_x 和 ΔF_y 分别表示图像 F 在 x 方向和 y 方向的差分. 清晰度的值越大,图像越清晰.

图像直方图是图像中各灰度级所对应的像素数或所占比例的统计,通过直方图的变化趋势可以看出图像各灰度级的像素的分布,直方图有差值直方图和绝对值直方图两种,前者主要用于有标准图像的情况,而后者不受此条件的限制,本文选用绝对值直方图评价融合图像的清晰度,图像直方图分布越分散,图像的标准差越大,更多像素的前景和背景的差值越大,从而图像的对对比度越大,图像越清晰.

基于 SVD 的灰度图像评价方法是对融合结果图像和标准参考图像分别分块,并求对应块的奇异值的均方差,得到一个灰度图像,图像中的每个像素的值对应结果图像和标准图像在对应块上的差异,由于奇异值是块图像的本质特征,这种差异是两图像的本质差异,差值越小,表明融合结果图像越接近标准图像,损失越小.

本文研究的融合方法的第一组实验的清晰度性能指标列于表 1 中. 比较表 1 数据可以看出,本文建议的融合方法比基于 DWT 融合方法、基于 LWT 融合方法、基于 Curvelet 融合方法、基于 Contourlet 融合方法有较高的清晰度.

图 5 列出了 Pepsi 图像使用本文上述五种方法得到的融合结果图像的直方图,比较各方法的直方图可以看出,本文建议方法直方图的分散程度比其它四种方法的分散程度都高,图 5(e) 中灰度级接近 0 和灰度级接近 200 的像素数明显比其它方法多,这也说明中间灰度级的像素数相对少了,从而灰度级分散了,即融合图像有较高的对比度.

表 1 多聚焦图像融合清晰度

Method	Pepsi	Baboon
DWT	6.7475	22.9394
LWT	6.7370	22.9203
Curvelet	6.7967	22.8428
Contourlet	6.8614	22.9276
本文方法	7.2563	24.2365

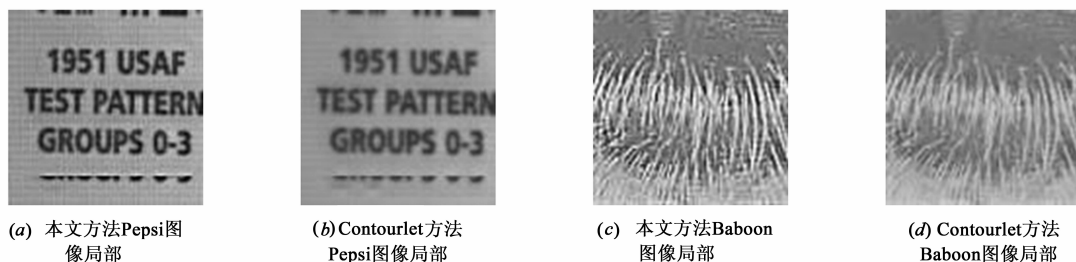


图 4 基于 Contourlet 的融合方法与本文融合方法的局部比较

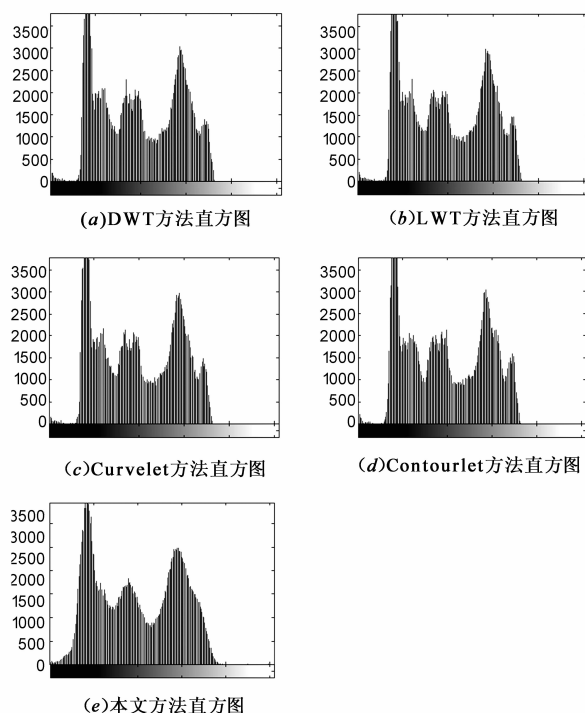


图5 Pepsii图像融合结果直方图比较

图6列出了 Baboon 图像使用基于 SVD 灰度图像评价方法的奇异值差异图,从图中明显可以发现,本文建议方法的差异图像(图6(e))偏暗,说明其灰度值较小,从而对应块的奇异值的差较小,即融合图像较接近标准参考图像.

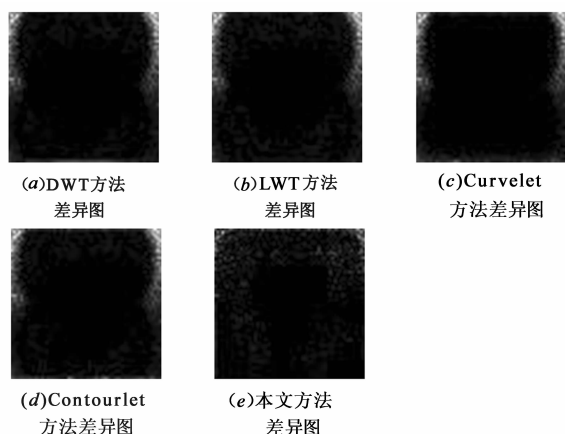


图6 Baboon图像使用基于SVD灰度图的融合质量评价

5 结论

提出了一种八通道多尺度奇异值分解(MSVD)的构造方法,并把它应用于多聚焦图像融合中.这种多尺度构造方法能把图像分解到不同的尺度上,从而对图像的低频和低频可以在不同频率上的轮廓和细节进行融合处理,使融合效果更符合人的视觉特性,同时,图

像在不同层分解的七个高频使融合结果图像有更多更好的方向性.另外,这种多尺度分析还保留了SVD的正交性,使得图像分解无冗余;再者,对图像的分解与重构只在空域内完成,不依赖于Fourier变换,从而使图像融合有较快的速度.实验结果表明,该图像融合方法有较好的视觉效果,结果图像有较高的清晰度,边缘细节信息丰富,没有方块效应.从客观性能指标看,该方法有较高的清晰度,其清晰度比基于DWT的融合方法、基于LWT的融合方法、基于Curvelet的融合方法、基于Contourlet的融合方法都高.

参考文献

- [1] Bahador Khaleghi, Alaa Khamis, Fakhreddine O Karray, et al. Multisensor data fusion; A review of the state-of-the-art [J]. Information Fusion, 2013, 14(1): 28 - 44.
- [2] A A Goshtasby, S Nikolov. Image fusion: Advances in the state of the art [J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 114 - 118.
- [3] Burt P T, Adelson E H. The laplacian pyramid as a compact image code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532 - 540.
- [4] Yun Se-Hwan, Kim Jin Heon, Kim Suki. Image enhancement using a fusion framework of histogram equalization and laplacian pyramid [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(4): 2763 - 2771.
- [5] 刘贵喜, 杨万海. 基于多尺度对比度塔的图像融合方法及性能评价 [J]. 光学学报, 2001, 21(11): 1336 - 1342. Liu Gui-xi, Yang Wan-hai. A multiscale contrast-pyramid-based image fusion scheme and its performance evaluation [J]. Acta Optica Sinica, 2001, 21(11): 1336 - 1342. (in Chinese)
- [6] A Toet. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion [J]. Optical Engineering, 1992, 31(5): 1026 - 1031.
- [7] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multi-sensor image fusion using the wavelet transform [J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235 - 245.
- [8] Pajares G, Cruz J. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855 - 1872.
- [9] Jiang Yong, Wang Minghui. Image fusion with morphological component analysis [J]. Information Fusion, 2014, 18(7): 107 - 118.
- [10] Li Shutao, Yang Bing, Hu Jianwen. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion [J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74 - 84.
- [11] 王刚, 马美仲, 赵英路, 等. Curvelet 变换域的图像融合算法 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(9): 1841 - 1845. Wang Gang, Ma Mei-zhong, Zhao Ying-lu, et al. Algo-

- rithm for image fusion in the curvelet transform domain [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29 (9):1841 – 1845. (in Chinese)
- [12] 刘坤,郭雷,常威威. 基于 Contourlet 变换的区域特征自适应图像融合算法[J]. 光学学报, 2008, 28(4):681 – 686.
Liu Kun, Guo Lei, Chang Wei-wei. Regional feature self-adaptive image fusion algorithm based on contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4):681 – 686. (in Chinese)
- [13] Zhang Q, Guo B L. Multifocus image fusion using the nonsubsampling contourlet transform[J]. Signal Processing, 2009, 89(7):1334 – 1346.
- [14] Xiao Xiaohong, Wu Zhihong. Image fusion based on lifting wavelet transform [A]. Proceedings of IEEE International Symposium on Intelligence Information Processing and Trusted Computing[C]. Huanggang: IEEE, 2010. 659 – 662.
- [15] Geng Guozhang, Chen Hao, Liu Yanying, Wang Yanjie. Image fusion method of 9/7 wavelet transform based on lifting scheme [A]. Proceedings of IEEE International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling Workshop[C]. Piscataway: IEEE, 2008. 522 – 524.
- [16] Chai Y, Li H F, Guo M Y. Multifocus image fusion scheme based on features of multiscale products and PCNN in lifting stationary wavelet domain [J]. Optics and Communications, 2011, 284(5):1146 – 1158.
- [17] 刘瑞祯,谭铁牛. 基于奇异值分解的数字图像水印方法[J]. 电子学报, 2001, 29(2):168 – 171.
Liu Rui-zhen, Tan Tie-niu. SVD based digital watermarking method[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(2):168 – 171. (in Chinese)
- [18] 赵学智,叶邦彦. SVD 和小波变换的信号处理效果相似性及其机理分析[J]. 电子学报, 2008, 36(8):1582 – 1589.
Zhao Xue-zhi, Ye Bang-yan. The similarity of signal processing effect between SVD and wavelet transform and its mechanism analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(8):1582 – 1589. (in Chinese)
- [19] 赵学智,叶邦彦. 多分辨 SVD 包理论及其在信号处理中的应用[J]. 电子学报, 2012, 40(10):2039 – 2046.
Zhao Xue-zhi, Ye Bang-yan. Multi-resolution SVD packet theory and its application to signal processing [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(10):2039 – 2046. (in Chinese)
- [20] Kakarala R, Ogunbona P O. Signal analysis using a multi-resolution form of the singular value decomposition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(5):724 – 735.
- [21] Zhang Z, 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):1315 – 1326.
- [22] 马苗,万仁远,尹义龙. 基于相似性灰关联的 Curvelet 域多聚焦融合[J]. 电子学报, 2012, 40(10):1984 – 1988.
Ma Miao, Wan Ren-yuan, Yin Yi-long. Multi-focus image fusion based on grey relation of similarity in curvelet domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(10):1984 – 1988. (in Chinese)
- [23] Eskicioglu A M. Quality measurement for monochrome compressed images in the past years [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]. Istanbul: IEEE, 2000. Vol. 4, 1907 – 1910.
- [24] Eskicioglu A M, Fisher P S. Image quality measure and their performance [J]. IEEE Transactions on Communication, 1995, 43(12):2959 – 2965.
- [25] Eskicioglu A M. Multi-dimensional measure for image quality [A]. Proceedings of Data Compression Conference [C]. Snowbird: IEEE, 1995. 469.
- [26] Aleksandr Shnayderman, Alexander Gusev, Ahmet M Eskicioglu. An SVD-based grayscale image quality measure for local and global assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(2):422 – 429.

作者简介



刘 斌 男, 1963 年生于湖北红安, 教授、博士生导师。2006 年在华中科技大学图像所获模式识别与智能系统专业博士学位。主要从事图像融合、小波理论与应用、模式识别等的教学和研究工作。

E-mail: liubin3318@163.com



刘维杰 男, 1991 年生于湖北武汉, 现博士就读于武汉大学计算机学院。主要研究方向为信息安全、图像处理。