

V-变换和 Contourlet 变换相结合的图像融合算法

宋瑞霞¹, 王 孟¹, 王小春²

(1. 北方工业大学 理学院, 北京 100144; 2. 北京林业大学 理学院, 北京 100083)

摘 要: V-变换在表达图像时可以通过增加 V-系统基函数的数量得到图像由粗到细的多尺度特征描述,但是 V-系统不适宜描述图像的方向特性。为此,根据 Contourlet 变换的多方向性特征,将 V-变换和 Contourlet 变换结合起来,提出一种图像融合算法,得到图像的多尺度和多方向特征描述,并将之应用到多聚焦图像的融合中。改进数学工具,设计加权局域统计特征的频域系数融合方案,并选用能刻画系数相关性特点的高斯分布作为权值。实验结果表明,与基于小波变换、Contourlet 变换以及小波-Contourlet 变换的多分辨分析的融合算法相比,该算法融合后的图像在边缘细节处更加清晰,视觉效果更好,信息量、清晰度以及有待融合图像的相关程度等客观评价指标也得到改进。

关键词: 图像融合; V-系统; V-变换; Contourlet 变换; 多聚焦图像; 高斯分布

中文引用格式: 宋瑞霞,王 孟,王小春. V-变换和 Contourlet 变换相结合的图像融合算法[J]. 计算机工程,2017,43(4):263-268,276.

英文引用格式: Song Ruixia, Wang Meng, Wang Xiaochun. Image Fusion Algorithm Combining V-transform with Contourlet Transform[J]. Computer Engineering, 2017, 43(4):263-268,276.

Image Fusion Algorithm Combining V-transform with Contourlet Transform

SONG Ruixia¹, WANG Meng¹, WANG Xiaochun²

(1. College of Science, North China University of Technology, Beijing 100144, China;

2. College of Science, Beijing Forestry University, Beijing, 100083, China)

[Abstract] When the V-transform is used to express an image, a coarse to fine multi-scale feature description can be obtained by increasing the number of basis functions of the V-system. But the V-system is not suitable for describing the direction feature of images. As the Contourlet transform has multidirectional characteristics, this paper proposes an image fusion algorithm by combining the V-transform with the Contourlet transform to obtain multi-scale and multi-direction feature description, and applies it to the multi-focus image fusion. In addition to the improved mathematical tools, a fusion scheme of frequency domain coefficients with weighted local statistical characteristics is designed. The weights are chosen from a Gaussian distribution which can effectively depict the correlation of the coefficients. Experimental results show that the fused image obtained from the proposed algorithm has clearer edge details and better visual effect, and the proposed algorithm improves some objective evaluation indexes, such as amount of information, clarity and correlation degree with the original images, compared with multi-resolution fusion algorithms based on wavelet transform, Contourlet transform and Contourlet-wavelet transform.

[Key words] image fusion; V-system; V-transform; Contourlet transform; multi-focus image; Gaussian distribution

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2017.04.045

0 概述

图像融合是指通过一定的计算机图像处理技术把来自于不同传感器的同一场景的多幅图像合成一幅图像,以便进行人眼视觉感知和进一步的图像

分析。由于现代光学设备的局限性,对同一场景的多个目标不可能同时聚焦,需要把聚焦在不同物体的多幅图片融合成一幅全聚焦图片,这就是多聚焦的图像融合;在医学上,不同的医学成像模式(如 X 光片、CT 和 MRI 等)对同一器官组织的成像,也需

基金项目: 国家自然科学基金(61272026, 61571046); 澳门科技发展基金(097/2013/A3)。

作者简介: 宋瑞霞(1963—),女,教授,主研方向为图像处理、模式识别;王 孟,硕士研究生;王小春,教授。

收稿日期: 2016-03-28 **修回日期:** 2016-04-29 **E-mail:** songrx@ncut.edu.cn

要通过图像融合技术得到骨骼和软组织都清晰的图像,以便医生做出更准确的诊断;在军事及安全领域,经常要对红外扫描图像与可见光图像进行融合,以得到更全面更准确的信息^[1-3]。所以,图像融合技术已经广泛应用于军事、医学、遥感等各个领域^[4-5]。

在图像融合方法中,基于空间域的方法和基于变换域的方法是国内外学者常用的两大类方法。空间域方法是直接针对图像灰度值进行处理,计算简单、速度快但效果往往不理想;变换域方法是把图像经过数学变换,通过处理频域的变换系数,再反变换得到融合图像。变换域方法因其高效的多尺度多分辨特性而成为当今的主流算法,主要包括塔形分解^[6]和小波变换^[7]等方法。塔形分解算法各尺度系数之间的相关性太强,不利于融合^[8]。而小波变换由于具有良好的时频局域性,能极大减小各子带系数间的相关性,成为图像融合领域最常用的变换域方法^[9-10]。但是小波变换只具有水平、垂直、对角 3 个方向,而自然图像大都具有线或面的奇异性,因此小波变换在这方面存在一定的局限性^[11]。文献[12]提出了 Contourlet 变换,它具有类似于小波变换的多分辨率和时频局域性等特性,更有多方向性的优点。之后国内外学者对 Contourlet 变换进行了大量研究和改进,包括小波-Contourlet 变换、非下采样的 Contourlet 变换等^[13-15],特别是非下采样的 Contourlet 变换,因其不需要重采样而具有平移不变性,得到广泛应用。文献[15]提出的小波-Contourlet 变换,结合了小波变换和 Contourlet 变换的优势,在图像编码中获得应用,文献[11]把小波-Contourlet 变换应用于图像融合,取得了很好的效果。

由于小波变换和小波-Contourlet 变换在表达图像时,在图像的奇异点周围会出现 pseudo-Gibbs 现象。鉴于此,本文引入一类能够消除 pseudo-Gibbs 现象的正交多小波——V-系统^[16]。相对经典小波而言,V-系统的特色在于它有详细的数学表达式,可以非常方便地表达信号,特别是它的基函数中不仅有光滑函数,还有各种类型的间断函数,因此,V-系统可以表达各种类型的信号,并消除 pseudo-Gibbs 现象。V-系统相应的数学变换称之为 V-变换,对图像进行不同级别的 V-变换,可得到图像由粗到细的多层次特征。由于 V-系统中含有间断函数,V-变换在图像灰度值变化比较大的边缘地带能有较好的表达,能够更精细地重构图像。但是 V-变换与经典小波变换一样,只能刻画水平竖直的方向信息,而不能刻画更多的方向信息。为此,本文将 V-变换与 Contourlet 变换结合起来,充分利用 V-变换的多尺度、多分辨率特性和 Contourlet 变换的多方向特性,

并将之应用到图像融合中,得到一种新的图像融合算法(称为 VCT 算法)。

1 V-系统与 V-矩阵

k 次 V-系统是由分段 k 次多项式组成的正交函数系,其详细构造过程可查阅文献[16-17]。这里仅给出本文用到的 1 次 V-系统的数学表达。下文所说的 V-系统均指 1 次 V-系统。

V-系统的前 2 个函数是 $[0,1]$ 区间上 Legendre 多项式的前 2 个,记作 $V_1^1(x) = 1, V_2^1(x) = \sqrt{3}(1-2x)$,这 2 个函数称为 V-系统的第 1 组函数;第 2 组也由 2 个函数构成,数学表达式为:

$$V_2^1(x) = \begin{cases} \sqrt{3}(1-4x), & 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ \sqrt{3}(4x-3), & \frac{1}{2} < x \leq 1 \end{cases}$$

$$V_2^2(x) = \begin{cases} 1-6x, & 0 \leq x < \frac{1}{2} \\ 5-6x, & \frac{1}{2} < x \leq 1 \end{cases}$$

第 $n(n \geq 3)$ 组为:

$$V_n^{i,j}(x) = \begin{cases} \sqrt{2^{n-2}} V_2^i[2^{n-2}(x - \frac{j-1}{2^{n-2}})], & x \in (\frac{j-1}{2^{n-2}}, \frac{j}{2^{n-2}}) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$i = 1, 2, j = 1, 2, \dots, 2^{n-2}, n = 3, 4, \dots$$

上述函数在分段点处的值定义为这点左右极限的算术平均值。从第 3 组开始,每个函数都是第 2 组中的函数作不同程度的压缩,并平移复制到 $[0,1]$ 的不同子区间。 $\{V_1^1(x), V_2^1(x), V_2^2(x), V_2^3(x), V_n^{i,j}(x), n = 3, 4, \dots; i = 1, 2, \dots, 2^{n-1}\}$ 称作 V-系统,它是一个由无穷多个分段线性函数构成的 $L^2[0,1]$ 空间上的正交函数系。在文献[20]中证明了 V-系统具有多分辨特性,是一类正交多小波。

将 V-系统离散化后对应的正交矩阵称作 V-矩阵。构造一个 2^n 阶 V-矩阵的过程是:将 V-系统的第 i 个基函数,在 $[0,1]$ 区间均匀取 2^n 个值,构成矩阵的第 i 行, $i = 1, 2, \dots, 2^n$,得到一个 2^n 阶方阵,对这个方阵正交化即得到 2^n 阶 V-矩阵。

关于 V-系统的某些应用可参考文献[17-21]。

2 V-变换与 Contourlet 变换

2.1 图像的 V-变换

假设一幅图像的亮度矩阵为 $F = (f_{ij}), i, j = 0, 1, \dots, 2^n - 1$,令 $A = U F U^T$,这个变换就是图像的 V-变换,其中 U 是第 1 节所述的 m 阶 V-正交矩阵。由于 V-系统是按组一致收敛的,而每组函数的个数是

2 的方幂数,因此 m 应取成 2^n ,即在图像预处理时,要将图像大小规范到 $2^n \times 2^n$ 。由于 V-变换是正交变换,因此矩阵 A 中数值较大的系数集中在左上角,即低频部分。

通过上述变换的逆变换可以精确重构原图像,重构算法为 $F = U^T A U$ 。低频集中了图像的主要信息,只需要 A 中的低频数据就可以近似重构图像。比如在矩阵 A 中保留左上角 $2^{n-1} \times 2^{n-1}$ 个数据,其余数据设为 0,按重构算法就可以得到近似图像。这相当于在重构过程中,只用了 V-系统的前 2^{n-1} 个函数。若矩阵 A 中保留数据更少,可以得到精度更低的重构图像。图 1(b)~图 1(e)给出了用 V-系统的不同基函数对图像的重构结果,符号 V 后面的数字表示所用基函数的个数。对图像进行多尺度小波变换,只保留基带的小波系数,其余数据设为 0,也可以近似重构图像。图 1(f)~图 1(i)给出了 Db2 小波变换的重构效果,符号 W 后面的数字表示 Db2 小波变换后基带的小波系数矩阵的尺度。显然 V-变换较 Db2 小波变换有更好的视觉效果。



图 1 V-变换和小波变换对 Lena 图像的重构比较

2.2 Contourlet 变换

Contourlet 变换分为 2 个部分^[12],第 1 部分是拉普拉斯金字塔 (Laplacian Pyramid, LP) 变换,第 2 部分是方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 变换。LP 分解首先对一幅图像进行高斯平滑滤波,得到平滑后的图像,用原图像与平滑后的图像相减得到一个带通图像,再把平滑后的图像进行下采样得到低尺度图像,重复上述高斯平滑、相减、下采样的

过程,这样原图像不断被分解,得到一个塔形结构,称为拉普拉斯金字塔。方向变换 DFB 分解是由双通道梅花形滤波器组和象限滤波器组 2 层滤波结构组成,DFB 的前 2 级分解通过这 2 层滤波器组把图像的二维频谱分解成 4 个方向子带,从第 3 级分解开始,需要先进行重采样,然后进行 2 层滤波器组的滤波,这样有利于得到更好的频率划分。Contourlet 变换用 LP 分解对图像进行多尺度分解,捕获图像中点的奇异,用 DFB 将分布在同方向上的奇异点合成为一个线性结构。LP 的多尺度与 DFB 的多方向相结合恰好能优势互补。

Contourlet 变换和一般的小波变换的本质区别在于,小波变换在每一个尺度上只能分解出 4 个分形子带,而 Contourlet 变换在每一个尺度上能分解的分形子带是可以自由选择的,分解更具灵活性。Contourlet 基的支撑区间是一种长方形的结构,这种长方形的长宽比能随着尺度的变化而自由改变。Contourlet 变换能用不同尺度和频率的子带系数更精准地描述图像中奇异的线和面,因而图像的轮廓和边缘细节能被更多地检测出来。Contourlet 变换由于其良好的空间域和频率域局部特性,多分辨率、多方向性、各向异性特征,被称为一种真正的图像表示方法^[11]。此外,在实际应用中,多尺度 LP 分解和多方向 DFB 分解是分别进行的,可以单独使用,而且都具有完全重构性,能由逆变换得到完整图像。

2.3 V-变换与 Contourlet 变换相结合的 VCT 变换

因为 V-系统具有多分辨特性,对图像进行 V-变换后的频谱可由粗到细多层次地表达图像。但是 V-变换不能刻画图像的方向信息,借助 Contourlet 变换中的 DFB 分解得到方向信息。

对于尺度为 $2^n \times 2^n$ 的图像,如 1.1 节所述,通过构造 2^n 阶 V-变换矩阵,进行图像的 V-变换得到频谱矩阵 A ,将 A 均匀分成 4 个子块,左上角子块称为低频矩阵 A_1 ,右下角子块称作高频矩阵,右上角和左下角的 2 个子块称作中频矩阵,把其中的低频系数矩阵 A_1 进行 V-逆变换: $F_1 = U_1^T A_1 U_1$,其中 U_1 是 2^{n-1} 阶 V-变换矩阵,则 F_1 就是变换所得的低尺度、低分辨率的图像;再对 F_1 进行 V-变换,则可得到更低尺度的图像,由此完成了图像的多尺度 V-变换,得到了包含一个低频系数矩阵和多个中高频系数矩阵的图像频谱序列。图 2 给出了 Lenna 图像及其 3 层 V-变换的结果。这个过程和经典小波变换的分解类似,不同的是,由于 V-系统有详细的数学表达,因此全部分解过程都是通过 V-变换矩阵得到,整个过程简洁方便。

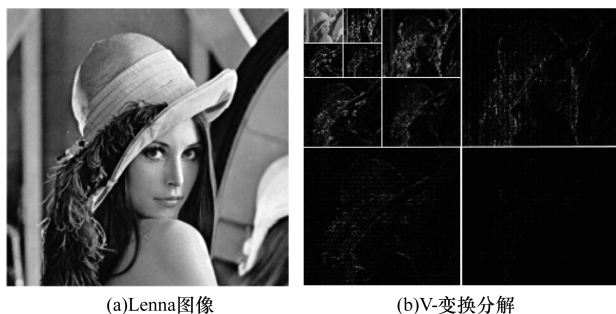


图 2 Lenna 图像及其 3 层 V-变换分解

当完成了最后一层的 V-变换后,保留频谱序列中的低频系数矩阵,运用方向滤波器组依次对每个中频和高频系数矩阵进行分解,把在一个方向上捕获的奇异点组成一个线性结构。这样就完成了 V-变换与 Contourlet 变换结合的图像变换,称之为 VCT 变换。图 3 是 VCT 变换的示意图。

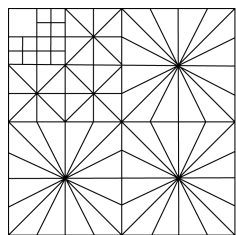


图 3 三层 VCT 变换示意图

3 融合规则

待融合图像经过 VCT 分解得到频谱,接下来就是对频谱进行融合。经典的融合规则有“低频系数取平均,高频系数取大”等以单个像素为考察对象的选取方法,但因没有考虑到像素邻域之间的相关性,融合效果不理想。而计算一个局域窗口内的图像特征更能反映图像的有用信息,本文采用局域窗口的图像特征进行融合,选择 3×3 的局域窗口。

由于局域内不同空间位置的频谱系数,对局域中心的统计特性的贡献不同,距离中心位置越远,其相关性越小,对局域中心的统计特征的贡献就应该越小,因此应该对局域内的系数作加权处理更为科学,而权值的选取也是融合图像质量的关键所在。注意到高斯分布其值中间大、垂直方向小、四角方向最小的分布特点,比较符合系数相关性特点,也与人眼关注物体中心的感知习惯一致,所以采用高斯分布作为权值对局域内的统计信息进行加权。这种加权阈值匹配规则充分考虑了图像频谱的统计特性,能够把图像的边缘和细节信息保留得更多,从而得到更好的融合图像。

3.1 低频融合规则

由于 V-变换后的频率谱中低频承载了图像的大部分能量和信息,因此对低频系数采取局域能量阈

值匹配的融合规则。

假设 $C(X)$ 表示图像 X 的 V-变换后的低频系数矩阵, $p = (m, n)$, $C(X, p)$ 表示低频系数矩阵中下标为 (m, n) 的元素。定义以点 p 为中心的 3×3 邻域 Q 的能量显著性 $E(X, p)$ 为:

$$E(X, p) = \sum_{q \in Q} w(q) C(X, q)^2$$

其中, $w(q)$ 表示局域 Q 内的高斯分布。

图像 A 和 B 的低频系数矩阵在 p 点的局域能量匹配度定义为:

$$T_1(p) = \frac{2 \times \sum_{q \in Q} w(q) |C(A, q)| |C(B, q)|}{E(A, p) + E(B, p)}$$

显然 $T_1(p)$ 的取值在 $0 \sim 1$ 之间,其取值越大说明 2 幅图像的低频系数矩阵相关程度越高。

设 α_1 为匹配度阈值,一般取 $0.5 \sim 1$ 之间的数。

如果 $T_1(p) < \alpha_1$, 采用选项融合策略:

$$C(F, p) = \begin{cases} C(A, p), & E(A, p) \geq E(B, p) \\ C(B, p), & E(A, p) < E(B, p) \end{cases}$$

如果 $T_1(p) \geq \alpha_1$, 采用加权融合策略:

$$C(F, p) = \begin{cases} W_{\max} C(A, p) + W_{\min} C(B, p), & E(A, p) \geq E(B, p) \\ W_{\min} C(A, p) + W_{\max} C(B, p), & E(A, p) < E(B, p) \end{cases}$$

其中, $W_{\min} = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - T_1(p)}{1 - \alpha_1} \right)$; $W_{\max} = 1 - W_{\min}$ 。

如果 α_1 的值越小,选择加权融合策略的像素就越多,图像越平滑,融合整体效果越好,但是融合图像中保留原图像的信息就会越少^[22],本文取 $\alpha_1 = 0.6$ 。

3.2 中高频融合规则

如果 $D(X, p)$ 表示图像 X 中的中频和高频系数矩阵中以点 p 为中心的 3×3 邻域 Q 的距离显著性,即定义:

$$D(X, p) = \sum_{q \in Q} w(q) [C(X, q) - C(X, p)]^2$$

此外用 $T_2(p)$ 定义图像 A 和 B 的中频和高频系数矩阵在 p 点的局域距离匹配度:

$$T_2(p) = \frac{2 \times \sum_{q \in Q} w(q) |C(A, q) - C(A, p)| |C(B, q) - C(B, p)|}{D(A, p) + D(B, p)}$$

其中, $w(q)$ 是局域 Q 内的高斯分布。

中高频系数的融合策略与 2.1 节中的低频系数的融合策略相同。

4 图像融合算法

首先对待融合的 2 幅图像分别进行 1.3 节所述的 VCT 变换(由多尺度 V-变换和 Contourlet 的方向变换 2 个部分组成),得到各自的多尺度的频谱矩阵,分别采用第 2 节中的低频和中高频的融合规则,对 2 幅多聚焦图像进行融合。算法流程如图 4 所示。

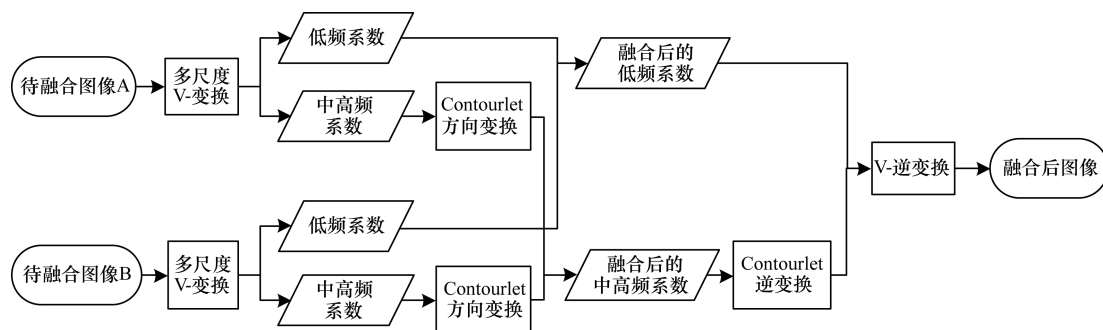


图 4 融合算法流程

5 实验结果及分析

为了验证本文算法的普适性和有效性,选取3组大小为 512 像素 $\times$ 512 像素的多聚焦融合图像进行融合实验,如图 5 所示,并与经典的小波变换(DWT)、Contourlet 变换(CT)、小波-Contourlet 变换(WBCT)^[11]进行比较。其中,DWT 变换分解层数是 3 层,使用 Db2 小波基函数;CT 的分解层数和各层的方向数是 [1, 4, 8, 16],金字塔滤波器组为“9-7”,方向滤波器组为“pkva”,融合规则都采用最常用的低频加权平均,高频取大原则。WBCT 中小波分解层数为 3 层,方向滤波器部分与 CT 相同。本文算法 V-变换层数为 3 层,方向滤波器部分与 CT 相同。实验环境为 Intel(R) Pentium(R) CPU P6100 @ 2.00 GHz,内存 2 GB,32 位 Win7 操作系统,Matlab R2014a 编程。

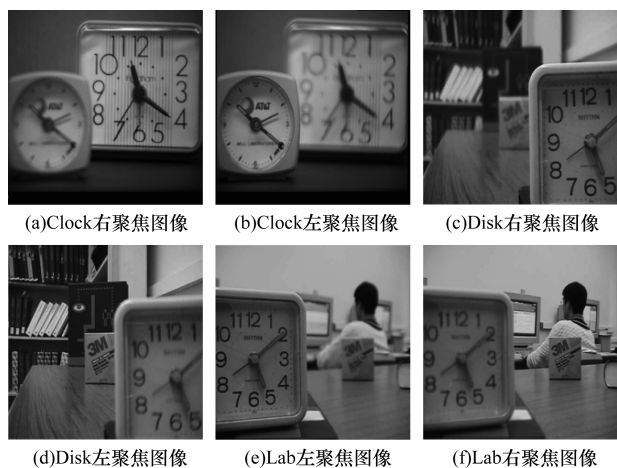


图 5 3 组待融合图像

将实验结果按主观和客观 2 种评价方式来比较。主观的比较是视觉上的感性比较,图 6 列出了 3 组图像经不同算法融合后的图像,从视觉效果来看,小波变换 DWT 算法融合效果明显不好,有较强的锯齿效应,其他算法得到的结果没有明显差别。图 7 列出了各种不同算法融合图像中的局部放大效果,可以明显看出,DWT 算法得到的图像在

白色的书与黑色背景交接处有明显的锯齿效应,CT 算法在所有白色书的边缘都有光晕存在,使得书的边缘不清晰,BWCT 算法在同样的地方存在 pseudo-Gibbs 现象,影响视觉效果。而本文算法由于结合了 V-系统的不连续性,克服了 pseudo-Gibbs 现象,在灰度值跳跃性较强的边缘处具有比较清晰的表达,而算法中的 Contourlet 方向变换由于从不同方向分解图像,使得图像被更精细地表达,两者的结合更好地捕捉到了图像的边缘和细节,获得了比较满意的结果。

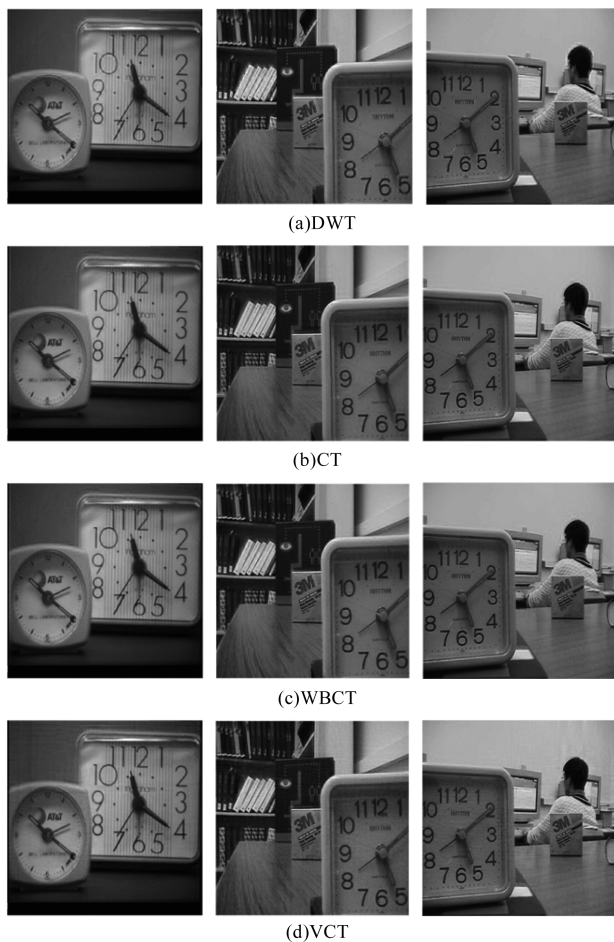


图 6 3 组图像的融合结果比较

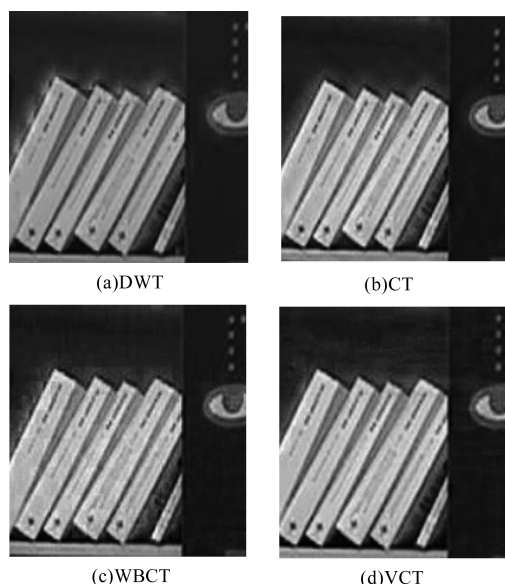


图 7 Disk 图像融合的局部效果比较

人眼视觉效果对融合后的图像评价简单有效,但是带有很强的主观色彩。为了更加客观地评价融合后的图像,采用信息熵(Entropy)、平均梯度(Average Gradient)和相关系数(Correlation)进行客观定量的分析。其中,信息熵代表了一幅图像中携带信息量的大小;信息熵越大反映了图像中携带了越多的信息量;平均梯度衡量的是图像层次丰富程度和清晰度,反映了图像的细节信息和纹理变化。相关系数反映了2幅图像之间的相关程度,其值越大说明融合图像与待融合图像相关程度越高,融合质量越好。

表1列出了3组图像采用不同方法融合后的信息熵、平均梯度、相关系数和耗时的实验结果比较。其中,加粗表示的为最佳效果值。

表 1 不同算法的融合效果

图像	评价指标	DWT	CT	BWCT	VCT
Clock	信息熵	7.348 2	7.415 5	7.399 6	7.436 9
	平均梯度	4.209 5	4.026 6	4.179 9	4.470 9
	相关系数	0.978 6	0.977 0	0.980 9	0.981 2
	耗时/s	1.085 4	21.998 5	23.923 3	23.146 4
Disk	信息熵	7.332 6	7.316 8	7.324 4	7.353 9
	平均梯度	6.227 1	5.814 1	6.143 7	6.445 9
	相关系数	0.963 2	0.952 1	0.964 0	0.965 2
	耗时/s	0.426 6	22.255 7	23.784 1	22.104 6
Lab	信息熵	7.059 7	7.054 7	7.081 1	7.142 8
	平均梯度	4.689 8	4.401 3	4.626 2	4.987 9
	相关系数	0.977 6	0.973 6	0.978 2	0.979 7
	耗时/s	0.421 1	22.948 4	23.295 4	22.425 2

由表1可以看出,本文算法得到的融合图像的信息熵值、平均梯度和相关系数都取得最高值,说明本文算法能够有效地提高融合图像的质量,保留了原图像更多的信息和边缘细节。从时效性来看,

DWT用时最短,但效果不理想,CT、BWCT和本文算法VCT的耗时在同一数量级之内,但本文算法的融合效果最好,说明本文算法有最好的时效性。

6 结束语

本文充分利用V-系统的正交多小波特性和Contourlet变换的捕捉方向信息的特性,将两者有机结合,使之优势互补,得到图像的多分辨、多方向特征表示,进而提出了多聚焦图像融合新算法。在融合方案上,低频设计了加权局域能量阈值匹配,中高频设计加权局域距离阈值匹配,并引入既能刻画系数相关性特点,又符合人眼视觉习惯的高斯分布作为权因子,得到的融合图像比小波变换、Contourlet变换、小波-Contourlet变换有更好的视觉效果,更高的信息熵和平均梯度值,与待融合图像的相关程度较高。融合图像的边缘和细节信息比较丰富,有利于对图像的进一步分析研究。本文算法也可应用到医学图像融合、遥感图像融合、可见光和红外光融合等领域。

参考文献

- [1] Agrawal D, Singhai J. Multi-focus Image Fusion Using Modified Pulse Coupled Neural Network for Improved Image Quality[J]. IET Image Processing, 2010, 4(6): 443-451.
- [2] Hu Jianwen, Li Shutao. The Multiscale Directional Bilateral Filter and Its Application to Multisensor Image Fusion[J]. Information Fusion, 2012, 13(3): 196-206.
- [3] Li Huafeng, Cha Yi, Li Zhaofei. A New Fusion Scheme for Multifocus Images Based on Focused Pixels Detection[J]. Machine Vision and Applications, 2013, 24(6): 1167-1181.
- [4] Li Shutao, Yang Bin, Hu Jianwen. Performance Comparison of Different Multi-resolution Transforms for Image Fusion[J]. Information Fusion, 2011, 12(2): 74-84.
- [5] Yang Yong, Tong Song, Huang Shuying. Multifocus Image Fusion Based on NSCT and Focused Area Detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(5): 2824-2838.
- [6] Toet A. Image Fusion by a Ratio of Low-pass Pyramid[J]. Pattern Recognition, 1989, 9(4): 245-253.
- [7] Mahbubur R S M, Omair A M, Swamy M N S. Contrast-based Fusion of Noisy Images Using Discrete Wavelet Transform[J]. IET Image Processing, 2010, 4(5): 374-384.
- [8] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code[J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 532-540.
- [9] Liu Meijie, Dai Yongshou, Zhang Jie, et al. PCA-based Sea-ice Image Fusion of Optical Data by HIS Transform and SAR Data by Wavelet Transform[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2015, 34(3): 59-67.

(下转第276页)

- [7] Yu Hancheng, Zhao Li, Wang Haixian. An Efficient Edge-based Bilateral Filter for Restoring Real Noisy Image[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(2): 682-686.
- [8] 杨学志,徐 勇,方 静,等. 结合区域分割和双边滤波的图像去噪新算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(1): 40-48.
- [9] 肖秀春,彭群生,卢晓敏,等. 基于次序统计量像素灰度相似度的图像双边滤波[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(7): 1232-1237.
- [10] Venkatesh M, Seelamantula C S. Directional Bilateral Filters [C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 1578-1582.
- [11] Zhang Buyue, Allebach J P. Adaptive Bilateral Filter for Sharpness Enhancement and Noise Removal[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(5): 664-678.
- [12] Shi F, Yang J. Multiscale Vesselness Based Bilateral Filter for Blood Vessel Enhancement [J]. Electronics Letters, 2009, 45(23): 1152-1154.
- [13] Toh K K V, Isa N A M. Locally Adaptive Bilateral Clustering for Image Deblurring and Sharpness Enhancement [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(3): 1227-1235.
- [14] Oh B M, Chen M, Dorsey J, et al. Image-based Modeling and Photo Editing [C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 2001: 433-442.
- [15] Durand F, Dorsey J. Fast Bilateral Filtering for the Display of High-dynamic-range Images [C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press, 2002: 257-266.
- [16] Fan Hanqi, Yu Yizhou, Peng Qunsheng. Robust Feature-preserving Mesh Denoising Based on Consistent Sub-neighborhoods [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2010, 16(2): 312-324.
- [17] Feng Xiaoguang, Peyman M. Multiscale Principal Components Analysis for Image Local Orientation Estimation [C]//Proceedings of the 36th Asilomar Conference on Signals, System, and Computers. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2002: 478-482.
- [18] Buades A, Coll B, Morel J M. A Review of Image Denoising Algorithm, with a New One [J]. Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [19] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [20] Immerkaer J. Fast Noise Variance Estimation [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 64(2): 300-302.

编辑 金胡考

(上接第 268 页)

- [10] Liu Yipeng, Jin Jing, Wang Qiang. Region Level Based Multi-focus Image Fusion Using Quaternion Wavelet and Normalized Cut [J]. Signal Processing, 2014, 97(4): 9-30.
- [11] 梁 栋,李 瑶,沈 敏,等. 一种基于小波-Contourlet 变换的多聚焦图像融合算法[J]. 电子学报, 2007, 35(2): 320-322.
- [12] Do M N, Vetterli M. Contourlet: A Directional Multi-resolution Image Representation [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2002: 357-360.
- [13] Upla K P, Joshi M V, Gajjar P P. An Edge Preserving Multiresolution Fusion: Use of Contourlet Transform and MRF Prior [J]. Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(6): 3210-3220.
- [14] Cunha A L, Zhou Jianping, Do M N. The Nonsubsampled Contourlet Transform: Theory, Design and Applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [15] Eslami R, Radha H. Wavelet Based Contourlet Transform and Its Application to Image Coding [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2004: 3189-3192.
- [16] Song Ruixia, Ma Hui, Wang Tianjun, et al. The Complete Orthogonal V-system and Its Applications [J]. Communication on Pure and Applied Analysis, 2007, 6(3): 853-871.
- [17] 齐东旭,宋瑞霞,李 坚. 非连续正交函数[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [18] 梁延研,蔡占川,李 坚,等. 尺度不变 V 变换信号消噪[J]. 计算机学报, 2013, 36(9): 1929-1941.
- [19] 宋瑞霞,王 俊,王小春,等. V-系统与 Radon 变换相结合的纹理分类算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(5): 907-914.
- [20] Huang Chao, Yang Lihua, Qi Dongxu. A New Class of Multi-wavelet Bases: V-system [J]. Acta Mathematica Sinica, 2012, 28(1): 105-120.
- [21] Lin Aijing, Shang Pengjian, Ma Hui. The Orthogonal V-system Detrended Fluctuation Analysis [J]. Fluctuation & Noise Letters, 2012, 10(2): 189-206.
- [22] Shapiro J M. Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech Signal Processing, 1988, 36(9): 1445-1453.

编辑 顾逸斐