

基于二代 Curvelet 变换和区域匹配度的图像融合算法

邓艾 吴谨 杨莘 李娟

(武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)

摘要 提出了一种新的基于二代 Curvelet 变换的多传感器图像融合算法,分别讨论了粗尺度系数和细尺度系数的融合规则。首先采用二代 Curvelet 变换对源图像进行多尺度的分解,将粗尺度系数值进行变换使其强度分布一致,再采用加权平均的方法确定粗尺度融合系数。采用显著性测度和区域匹配度联合分析的方法确定细尺度系数,并进行一致性验证,最后进行二代 Curvelet 逆变换获取融合图像。将传统融合规则和该方法从独立因素、联合因素以及综合评价 3 方面进行了比较,结果表明,该方法较好地保持了边缘信息,减少了细节信息的损失,具有较优的性能参数和良好的视觉效果。

关键词 图像融合,曲波变换,区域匹配度

中图分类号 TN91 文献标识码 A

Image Fusion Algorithm Based on Second Generation Curvelet Transform and Regional Matching Degree

DENG Ai WU Jin YANG Shen LI Juan

(College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract This text puts forwards a new multi-sensor image fusion algorithm based on the second-generation Curvelet transform and respectively discusses the fusion rules of coarse scale coefficients and fine scale coefficients. First make original images multi-scale decomposed using Curvelet transform, and then transform coarse scale coefficients to equalize their strength distribution. Whereafter use the weighted average method to determine coarse scale fused coefficients and significant measure and regional matching degree joint analysis method to determine fine scale fused coefficients. Finally, carry out consistency verification and inverse transform to acquire the fused image. The comparison between the traditional method and this new method is made from the three aspects; independent factors, united factors and comprehensive evaluation. The experiment proved the usefulness of the method, which is able to keep the edges, obtain performance parameter and better visual effect.

Keywords Image fusion, Curvelet transform, Regional matching degree

图像融合是数据融合的一个重要分支。多传感器图像融合是指对来自多个传感器获得的多源图像信息进行多层次、多方面的处理与综合^[1],以最大限度地获取更有用、更丰富、更可靠的信息。随着传感器技术的发展,多传感器图像融合已经广泛应用于遥感技术、模式识别、计算机视觉、医学图像处理以及军事应用等各个领域。每一类传感器都是为适应不同的环境和特定的范围而设计的,如 CT(电子计算机 X 射线断层扫描技术)可以拍摄到人体骨骼断面或立体图像, MRI(核磁共振成像)可以清晰显示人体软组织,数码相机聚焦较好且成像清晰,红外摄像机夜视距离远,能拍摄到黑暗环境下肉眼看不到的图像。来自多个传感器的图像数据之间既存在互补性也存在冗余性,将它们按一定规则进行融合便可以获取信息量大可靠性高的图像信息。

Curvelet(曲波)是一种新的多尺度分析工具,它不但继承了 Wavelet 的多分辨率特性和优良的时频局部化特性,而且是各向异性的^[2],具有任意角度的方向性,能够更加稀疏地表示奇异曲线。Wavelet 基是各向同性的,需要更多的系数来

表示曲线,也不能较精确地表示图像的边缘、纹理等奇异曲线。Curvelet 基的支撑区间满足 $width \approx length^2$, 可以用更少的系数来表示曲线^[3]。Curvelet 变换采用楔形基来逼近奇异曲线,包括尺度、位置和方向 3 个参数,能够更好地跟踪图像的主要特征。

本文主要讨论基于二代 Curvelet 变换的像素级图像融合。传统的图像融合规则有低频系数加权平均和高频系数绝对值取大、基于边缘的准则等。本文根据多传感器图像的特点,采取将粗尺度系数值进行变换后再加权平均的方法确定粗尺度融合系数,采用基于显著性测度和区域匹配度的方法确定细尺度系数,并进行一致性验证。

1 基于 Curvelet 变换图像多尺度分解

第一代 Curvelet 变换就是多层次多尺度的 Ridgelet(脊波)变换,其变换的步骤如图 1 所示。

它的实现比较复杂,而且数据冗余度高达 $16j+1$ (j 为分解层数)^[4]。为解决这一问题, Candès 等人提出了易于实现

本文受大学生科技创新基金项目(10ZRP076)资助。

邓艾(1988-),女,硕士生,主要研究领域为数字图像处理和模式识别, E-mail: dengai131@126.com.

的快速 Curvelet 变换,即第二代 Curvelet 变换。第二代 Curvelet 变换没有引入 Ridgelet 变换,而是在频域中直接给出了 Curvelet 基的具体表示形式。

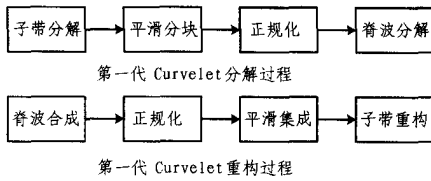


图1 第一代 Curvelet 变换的过程

二代 Curvelet 变换采用基函数和图像的内积形式实现图像的稀疏表示, Curvelet 变换可以表示为^[5]:

$$C(j, l, k) = \langle I, \varphi_{j, l, k} \rangle = \int I \cdot \overline{\varphi_{j, l, k}(x)} dx \quad (1)$$

令 $x = (x_1, x_2) \rightarrow [t_1, t_2]$, $0 \leq t_1, t_2 < n$, 则得到 Curvelet 变换的离散形式^[6]:

$$C^D(j, l, k) = \sum_{0 \leq t_1, t_2 < n} I[t_1, t_2] \overline{\varphi_{j, l, k}^D[t_1, t_2]} \quad (2)$$

式中, $\varphi_{j, l, k}(x)$ 与 I 中的奇异性特征重叠, 即只有 $\varphi_{j, l, k}(x)$ 的方向与奇异性的集合形状匹配时, 才有较大的图像的 Curvelet 系数。图像中目标物体的边缘纹理, 如直线、曲线处, 用较大的 Curvelet 系数有利于跟踪图像的特征。当边缘方向与 Curvelet 方向一致时, 将有较大的 Curvelet 系数, 反之则 Curvelet 系数接近于 0。图像的重构公式^[7]为:

$$I = \sum_{j, l, k} \langle I, \varphi_{j, l, k} \rangle \varphi_{j, l, k} \quad (3)$$

第二代 Curvelet 变换的方法有 USFFT 和 Wrapping, 这两种方法的基本思想一致, 都是先将图像运用 2D FFT 变换到频域, 然后在频域中进行局部化, 之后运用 2D 逆 FFT 得到 Curvelet 系数^[8]。不同的是 Wrapping 算法在每个尺度和角度下, 空间格网转变为 Curvelet 更为简单, 计算量比 USFFT 算法的要小。本文采用 Wrapping 方法。图像融合的流程如图 2 所示, SGCT 表示第二代曲波变换, ISGCT 表示第二代曲波逆变换。

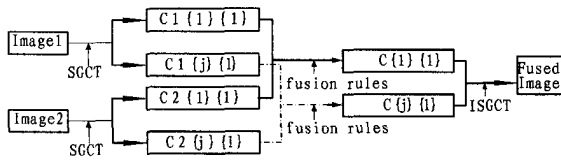


图2 图像分解和重构过程

2 多传感器图像融合新规则

本文选取多传感器中的可见光 CCD 和红外热像仪这两类传感器进行分析和研究。可见光图像的场景清晰且细节丰富, 其像素几乎比较均匀地分布于整个灰度级空间; 红外图像体现目标的热辐射, 可突出人、机动车等目标, 其像素灰度值的动态范围不大, 且绝大部分像素集中在某些相邻的灰度级。经过 Curvelet 变换得到的粗尺度系数是源图像的近似信息, 可见光图像和红外图像的粗尺度系数在强度分布和能量分布上很不一致, 对它们采取如下的变换函数进行强度一致性变换, 使其具有相同的均值和方差:

$$f_1(x) = \frac{\sqrt{v_2}}{\sqrt{v_1}} (f_1(x) - m_1) + m_2 \quad (4)$$

式中, m_1, m_2 是 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 的均值, v_1, v_2 是 $f_1(x)$ 和

$f_2(x)$ 的方差。将上式推广到图像, 用它们分别表示源图像 I_1 和 I_2 粗尺度系数的均值和方差, 采取强度一致性原则和加权平均方法对粗尺度系数进行融合, 具体融合算法如下:

$$C_1'\{1\}\{1\}(x, y) = \frac{\sqrt{v_2}}{\sqrt{v_1}} (C_1\{1\}\{1\}(x, y) - m_1) + m_2, \quad m_1 < m_2 \ \& \ v_1 < v_2$$

$$C_2'\{1\}\{1\}(x, y) = \frac{\sqrt{v_1}}{\sqrt{v_2}} (C_2\{1\}\{1\}(x, y) - m_2) + m_1, \quad m_1 > m_2 \ \& \ v_1 > v_2$$

$$C_1'\{1\}\{1\}(x, y) = C_1\{1\}\{1\}(x, y), \text{ else}$$

$$C_2'\{1\}\{1\}(x, y) = C_2\{1\}\{1\}(x, y), \text{ else} \quad (5)$$

对调整后强度一致的粗尺度系数进行加权平均, 有:

$$\begin{cases} C\{1\}\{1\}(x, y) = w_1 C_1'\{1\}\{1\}(x, y) + w_2 C_2'\{1\}\{1\}(x, y) \\ w_1 + w_2 = 1 \end{cases} \quad (6)$$

加权系数的选择方法基于有邻域方差、区域能量等, 这里选取传统的平均法。

细尺度系数即高频系数反映了源图像的细节信息, 采用显著性测度和基于窗口匹配度联合分析的方法可以较好地保持细节信息。基于窗口的匹配度 $M\{j\}\{l\}$ 定义如下:

$$M\{j\}\{l\}(x, y) = \frac{2 \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 |C_1\{j\}\{l\}(x+m, y+n) \cdot C_2\{j\}\{l\}(x+m, y+n)|}{S_1\{j\}\{l\}(x, y) + S_2\{j\}\{l\}(x, y)} \quad (7)$$

式中, $m \times n$ 表示窗口的大小, 可以是 $3 \times 3, 5 \times 5$ 或者 7×7 , 这里选择 3×3 ; S_1, S_2 表示显著性测度, 显著性测度可以用梯度、方向对比度或能量定义^[9], 这里选择区域能量来表征:

$$S_1\{j\}\{l\}(x, y) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 [C_1\{j\}\{l\}(x+m, y+n)]^2 \quad (8)$$

$$S_2\{j\}\{l\}(x, y) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 [C_2\{j\}\{l\}(x+m, y+n)]^2 \quad (9)$$

设置一个窗口匹配度阈值 $T, 0 < T \leq 1$, 如果 $M\{j\}\{l\}(x, y) \geq T$, 则融合规则如下:

$$\begin{cases} w_1 C_1\{j\}\{l\}(x, y) + w_2 C_2\{j\}\{l\}(x, y), \\ S_1\{j\}\{l\}(x, y) \geq S_2\{j\}\{l\}(x, y) \\ w_2 C_1\{j\}\{l\}(x, y) + w_1 C_2\{j\}\{l\}(x, y), \\ S_1\{j\}\{l\}(x, y) < S_2\{j\}\{l\}(x, y) \end{cases} \quad (10)$$

$$w_1 = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{1 - M\{j\}\{l\}(x, y)}{1 - T} \right) \quad (11)$$

$$w_2 = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{1 - M\{j\}\{l\}(x, y)}{1 - T} \right) \quad (12)$$

如果 $M\{j\}\{l\}(x, y) < T$, 则

$$\begin{cases} C_1\{j\}\{l\}(x, y), S_1\{j\}\{l\}(x, y) \geq S_2\{j\}\{l\}(x, y) \\ C_2\{j\}\{l\}(x, y), S_1\{j\}\{l\}(x, y) < S_2\{j\}\{l\}(x, y) \end{cases} \quad (13)$$

为了保证区域选择的一致性, 避免出现某一点与其邻域的大部分点来自不同源图像的情况, 对于融合后的图像进行一致性验证^[10]。这是一个重要步骤, 采用一个 3 模板, 具体原则是如果某区域中心位置的融合系数选自源图像 I_1 , 而其周围邻域内的融合系数中有 5 个或 5 个以上选自源图像 I_2 , 那么此区域中心位置的值将改为源图像 I_2 所对应的值, 边界值的选取则采取先补零后比较的方式。最后, 对各融合后的

(下转第 548 页)

[5] 王慧锋, 战桂礼, 罗晓明. 基于数学形态学的边缘检测算法研究及应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(9): 223-226
 [6] 朱红高. 图像边缘检测技术研究现状[J]. 制造业自动化, 2010, 32(1): 45-47
 [7] 魏强强. 数学形态学及其在图像边缘检测中的应用[J]. 科技信息, 2010(9): 42-43

[8] 范立南, 韩晓薇, 王忠石, 等. 基于多结构元的噪声污染灰度图像边缘检测研究[J]. 武汉大学学报, 2003, 36(3): 86-90
 [9] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing (2nd Edition)[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004
 [10] 姚敏, 等. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006: 55-65

(上接第 514 页)

系数采用逆曲波变换, 便可生成融合图像。

3 实验结果和数据分析

本文在 MATLAB7. 0. 1 平台上实现该图像融合算法。图像多尺度分解采用第二代 Curvelet 变换, 用于实验的源图像 I_1 是可见光图像, I_2 是红外图像, 如图 3 所示。

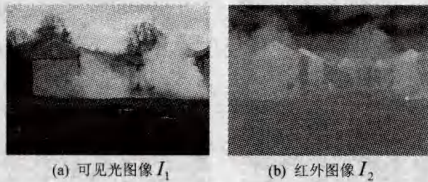


图 3 源图像

对比以下几种方法: 基于小波变换融合方法和传统的低频取平均高频取绝对值大者的融合方法, 以及本文融合方法。融合后的结果如图 4 所示。

性能评价从独立因素(IF)、联合因素(UF)以及综合评价(CA) 3 个角度进行分析, 具体评价指标包括均值(MV)、平

均梯度(MG)、信息熵(IE)、均方根误差(RMSE)、偏差指数(DD)、边缘保持度(EP)和相关系数(Corr)^[11], 实验数据如表 1 所列。从表中可以看出, 本文提出的方法在独立因素中的均值、平均梯度有一定的提高, 信息熵有稍微的降低; 联合因素和综合评价中, 均方根误差、偏差指数、边缘保持度和相关系数上相对于传统方法都有相应的改进, 较基于小波框架变换的融合方法各项指标都有所改善。

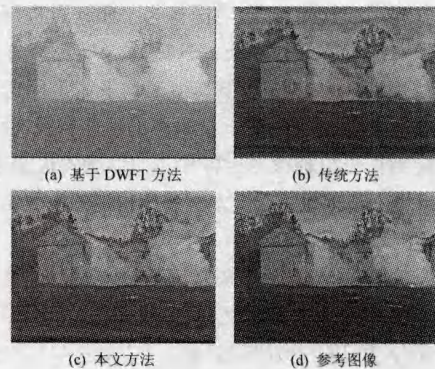


图 4 采用不同方法融合后的图像对比

表 1 各种图像融合方法性能指标对比

	独立因素		联合因素			综合评价	
	均值	平均梯度	信息熵	均方根误差	偏差指数	边缘保持度	相关系数
可见光图像	114.2854	23.7326	7.1832	35.5489	11.8623	/	0.8971
红外图像	112.1173	9.3217	6.3753	37.2577	2.2881	/	0.0261
基于小波框架变换的方法	111.6341	15.6375	6.3029	16.2798	1.2065	0.1247	0.8532
传统方法	113.2013	24.8050	6.7062	8.5159	0.6317	0.5541	0.9639
本文提出的方法	113.2013	24.2267	6.5761	7.7336	0.0148	0.5619	0.9649

结束语 综上所述, 用第二代 Curvelet 变换对图像进行多尺度分解, 并采用显著性测度和基于窗口匹配度联合分析的方法可以较好地保持图像的边缘、纹理等高频信息, 而且对近似系数进行强度一致性变换后再加权平均可以有效地增加图像的动态范围, 减少细节损失。文章讨论的融合规则提高了融合图像的各项性能指标, 特别是针对可见光和红外图像, 要获得各目标和场景均清晰的图像可以采用本文方法, 分辨率和清晰度将有较好的提高, 视觉效果可以达到较高的水平。

参考文献

[1] Linas J, Edward W. Multi-sensor data fusion[M]. Boston: Artech House, 1990
 [2] Candes E J, Donoho D L, Ying L. Fast discrete curvelet transforms[R]. Applied and Computational Mathematics, California Institute of Technology, 2005
 [3] 安红岩, 张正肖, 杨武年. Curvelet 变换在多聚焦图像融合中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(8): 170-172
 [4] Flesia A G, Hel-Or H, Averbuch A, et al. Digital implementation

of ridgelet packets[M]//Wavelets B, Stoeckler J, Welland G V, eds. Academic Press, San Diego, CA, 2003
 [5] 付梦印, 赵诚. 基于二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合[J]. 红外与毫米波学报, 2009, 28(5): 254-258
 [6] Zhang Guang-ming, Cui Zhi-ming, Li Fang-zhang, et al. DSA Image Based on Dynamic Fuzzy Logic and Curvelet Entropy[J]. Journal of Multimedia, 2009, 4(3): 129-133
 [7] 李晖晖, 郭雷, 刘航. 基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究[J]. 光学学报, 2006, 26(5)
 [8] Nencini F, Garzelli A, Baronti S, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform[J]. Science Direct, Information Fusion, 2007(8): 143-150
 [9] 闫莉萍, 刘宝生, 周东华. 一种新的图像融合及性能评价方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007: 509-513
 [10] 敬忠良, 肖刚, 李振华. 图像融合——理论与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 109-110
 [11] 何贵青, 陈世浩, 田沅, 等. 多传感器图像融合效果综合评价研究[J]. 计算机学报, 2008, 31(3): 486-491