

基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器图像融合

贾 建^{1,2}, 焦李成¹, 孙 强¹

(1. 西安电子科技大学智能信息处理研究所, 陕西西安 710071; 2. 西北大学数学系, 陕西西安 710069)

摘 要: 根据非下采样 Contourlet 变换同时具有多尺度多分辨分析和平移不变性质的特点, 提出一种基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器图像融合方法, 将其应用于多传感器图像融合的两个重要领域——多聚焦图像融合和高分辨、多光谱图像融合, 从视觉效果和信息量指标方面对融合图像进行主观评判和数值评价。实验中将本文方法与 Contourlet 变换、小波变换、主成分分析等方法进行了比较, 结果表明本文方法得到的融合结果具有更优的视觉质量和量化指标, 能很好地将源图像的细节信息融合在一起, 拓宽了 NSCT 的应用范围。

关键词: 图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 小波变换

中图分类号: TP391. 41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 10-1934-05

The Nonsubsampled Contourlet Transform in Multisensor Images Fusion

JIA Jian^{1,2}, JIAO Li cheng¹, SUN Qiang¹

(1. Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. Department of Mathematics, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710069, China)

Abstract: Based on the properties of NonSubsampled Contourlet Transform, shift invariance, multiscale and multidirectional expansion, a novel multisensor images fusion method was proposed. The proposed method was applied to the multifocus and the multispectral images fusion in the experiments respectively. We gave the subjective judgment and numeric measurement of the fusion image based on visual effect and information indexes. To evaluate the performance of the proposed algorithms, we compared our results with those of the algorithms, such as contourlet transform, wavelet transform and principal component analysis. The simulation results indicate that the proposed method outperforms the others in terms of both visual quality and objective evaluation criteria, and maintains much more detail information as well. At the same time, the proposed algorithm widens the applications of the NSCT.

Key words: image fusion; nonsubsampled contourlet transform; wavelet transform

1 引言

近些年来, 图像融合已成为图像理解和计算机视觉领域中一项重要而有用的新技术。图像融合是数据融合的一个分支, 它将同一目标或场景用不同传感器获得的多幅配准好的图像, 或用同一传感器不同成像方式获得的多幅配准好的图像融合成一幅图像, 从而为不同的影像提供互补信息, 增加图像信息量, 有效地把不同图像传感器的优点结合起来, 以获得更可靠、更准确的有用信息供观察或进一步处理, 提高对图像信息分析和提取的能力。因此, 图像融合在各种领域如遥感图像、医学图像、机器视觉上都得到了广泛的应用^[1]。

根据融合处理所处的不同阶段, 图像融合通常可在以下三个不同层次进行: 像素层融合、特征层融合和决策层融合。目前对像素层图像融合的问题研究比较多, 具有代表性的方法有三类: 一类是简单的融合方法, 如加权平均法; 另一类是基于塔形分解和重构算法的融合方法, 主要有基于 Laplacian 塔形分解的融合、基于对比度塔形分解的融合^[2, 3]和基于梯度塔形分解的融合方

法等。该类方法应用多尺度分解思想取得了良好的融合效果, 但也有很多不尽如人意的地方^[4]; 第三类是基于小波变换的图像融合方法, 随着 90 年代小波变换在图像处理中的广泛应用, 小波同样也被成功地应用于图像融合。小波变换是一种多尺度、多分辨率分解, 相比于塔形分解, 其具有紧凑性、正交性和方向性, 这使得小波变换可以提取不同尺度上的显著特征, 利用人眼对不同方向的高频分量具有不同分辨率这一视觉特性, 获得视觉效果更佳的融合图像。而塔形分解未将空间方向选择性引入分解过程, 所以融合效果要比基于小波分解的融合法差些。

目前关于图像融合, 主流的方法仍然是基于小波变换的融合方法。本文结合目前多尺度、多分辨分析的发展, 给出一种新的融合方法——基于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)的图像融合方法, 并将其应用于多聚焦图像融合和高分辨、多光谱图像融合中。由于该变换具有平移不变性、且具有足够的冗余信息, 因此可以有效提取待融合图像中的方向信息, 使得融合后的图像更好的满足人眼的视觉要求。在实验中与 Contourlet 变换、小

收稿日期: 2006-05-30; 修回日期: 2007-07-01

基金项目: 国家 973 重点基础研究发展规划 (No. 2001CB309403); 国家自然科学基金 (No. 60472084/F010204)

波变换、主成分分析等方法进行了比较,结果表明本文方法的性能优于其他方法。

2 多传感器图像融合

多聚焦图像融合是图像融合的研究内容之一。多聚焦图像是指成像条件相同,而镜头聚焦目标不同的多个图像。当光学传感器(如数码相机)对某一场景进行成像时,由于场景中不同目标与传感器的距离不同甚至有很大差异,无法同时聚焦到这些目标使其清晰,常常分别聚焦到各个目标多次拍摄而得到多幅对这些目标分别聚焦的图像,聚焦点的不同导致各幅图像中的清晰区域和模糊区域也各不相同,通过融合选取各图像中的所有清晰区域,可得到一幅景物均被“聚焦”的图像,便于人眼的观察或计算机的后续处理。

高分辨全色图像与低分辨多光谱图像融合是图像融合的另一研究内容。它通过不同传感器获得对同一目标的不同信息描述,将不同的信息特征融合在一起,提供特定目标更完备的描述。同样,利用互补信息可使融合图像包含更丰富的细节及更全面的信息,更符合人和机器的视觉特性,有利于诸如目标识别、特性提取等进一步的图像处理。

早先简单的图像融合方法,其基本原理是对参加融合的源图像不进行任何图像变换或分解,直接对源图像中各对应像素分别进行选择、平均或加权平均等简单处理,融合成一幅新的图像。其优点在于它尽可能多地保留了场景的原始信息,获取的信息量最多、检测性能最好。在某些特定的场合,简单的图像融合方法可获得较好的融合效果,但在多数应用场合,这些方法无法获得满意的融合结果。

随后发展起来的小波变换是一种变换域处理方法,它将图像分解成一个低频逼近和不同尺度不同方向的细节分量,融合在每一尺度的小波系数上进行,最后通过小波逆变换由每一级的融合系数生成最终的融合结果,处理效果相比以前有很大提高。

2.1 非下采样 Contourlet 变换

小波变换以其时频局域化和多尺度、多分辨思想,成功地渗透在很多科学和技术领域里,其在分析点状瞬态特征的奇异性时是最优的,但对表示图像结构的直线、曲线奇异性时却不是最优的。为解决小波这一局限性,新的理论不断发展,Contourlet 变换正是为分析二维或更高维奇异而产生的一种新工具。

Contourlet 变换^[5]是 2002 年 Minh N Do 和 Martin Vetterli 提出的一种二维图像表示方法。该变换继承了 Curvelet 变换^[6]的各向异性尺度关系,利用 Laplacian 塔形分解(LP)和方向滤波器组(DFB)实现了一种多分辨、多尺度、多方向的图像表示方法,由于具有很好的方向

性和各向异性,该方法抓住了图像的几何结构,能准确地将图像中的边缘捕获到不同尺度、不同频率的子带中。但 Contourlet 变换中的塔型滤波带结构具有非常有限的冗余性,而且为该变换设计一个好的滤波器是比较困难的事情,同时在 Laplacian 塔形分解和方向滤波带分解中都有上下采样,所以该变换不是平移不变的。

Arthur L Cunha, Jianping Zhou 和 Minh N Do 于 2005 年提出非下采样的 Contourlet 变换^[7]并研究了相关应用。提出的变换结构基于一个非下采样的塔型结构和非下采样的方向滤波带分解,利用 à trous algorithm 实现并生成一种灵活的多尺度、多方向且平移不变的图像分解方法。NSCT 对应的滤波带具有更好的频域选择性和规则性,相比早期提出的

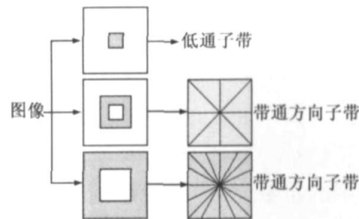


图 1 非下采样滤波带结构实现 NSCT

Contourlet 变换,滤波带的设计也不再有很多限制,这使得我们能够得到具有更好频域选择性的滤波带,进而得到更好的子带分解。图 1 显示了 NSCT 的流程图。

3 融合的评价规则

目前,对于融合图像质量的评价主要是依靠观察者的主观感觉以及下面普遍采用的几种定量度量标准。

3.1 交互信息量

交互信息量(Mutual Information, MI)用来评价源图像与融合图像之间的相似度^[8],其值越大,表示融合图像从源图像中获取的信息越丰富,融合效果越好。设源图像分别为 A 、 B , 融合图像为 F , 灰度值范围分别对应 $[0, a]$ 、 $[0, b]$ 和 $[0, f]$ 。 F 与 A 、 B 的交互信息量分别表示为 I_{FA} 和 I_{FB} :

$$I_{FA} = \sum_{i=0}^a \sum_{j=0}^f p_{FA} \log_2 \frac{p_{FA}}{p_F p_A}$$

$$I_{FB} = \sum_{i=0}^b \sum_{j=0}^f p_{FB} \log_2 \frac{p_{FB}}{p_F p_B}$$

式中, p_A 、 p_B 和 p_F 分别是 A 、 B 和 F 的概率密度; p_{FA} 和 p_{FB} 分别代表两组图像的联合概率密度。综合考虑这两个数值量,取 $MI_F^{AB} = I_{FA} + I_{FB}$ 表示融合图像 F 与源图像 A 和 B 的交互信息量总和。

3.2 熵

熵反映图像携带信息量的多少,熵越大说明图像的融合效果越好,图像的细节表现力越强。熵定义为:

$$E = - \sum p_i \log_2(p_i)$$

其中 $p = \{p_0, p_1, \dots, p_i, \dots, p_{L-1}\}$ 为图像灰度的概率分

布, p_i 为图像第 i 级灰度值的概率, L 为图像总的灰度级。

3.3 交叉熵

设源图像为 A 和 B , 与融合图像 F 的交叉熵(Cross Entropy, CE)分别为:

$$CE_{A, F} = \sum_{i=0}^{L-1} p_A \log_2 \frac{p_A}{p_F}$$

$$CE_{B, F} = \sum_{i=0}^{L-1} p_B \log_2 \frac{p_B}{p_F}$$

交叉熵越小, 表示融合图像与源图像差异越小, 融合效果也越好。用均方根交叉熵(Rooted Cross Entropy)

$RCE = \sqrt{(CE_{A, F}^2 + CE_{B, F}^2)/2}$ 表示源图像与融合图像间的综合差异。

除了上述指标的定量考察, 定性的分析即视觉分析仍是必不可少的。本文利用 MI、熵和 RCE 给出融合结果的定量分析, 同时给出融合图像与标准参考图像之间的峰值信噪比 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio) 及残差^[9]作为参考, 来判断融合图像从源图像中提取细节信息的能力。

4 基于 NSCT 的多传感器图像融合

基于小波变换的融合方法本质上是基于像素层特征的图像融合。小波变换系数的稀疏性和聚零性使得不同的小波域特征选择方法基本上选择了相同的像素, 使得融合结果基本相同。相比小波分解, NSCT 同样是多尺度多分辨分析, 但 NSCT 同时还是多方向分析, 方向分解的灵活性提供了更多的细节信息和方向信息, 这就为我们分析问题提供了更广的空间。

4.1 基于 NSCT 的多聚焦图像融合

根据图像处理的一般理论, 图像的细节信息包含在图像的高频分量中, 故对于低频图像, 可根据情况将其加权平均值作为融合图像的对应值, 而对高频部分则通过特征提取算子来选择相应的系数作为融合图像的对应系数。目前普遍采用的是基于区域特性量测的融合规则, 但此类算法运算量大, 时间耗费较多。为此本文提出一种基于 NSCT 的多聚焦图像融合方法。在下面的实验中, 给定 NSCT 分解层数为 5 层, 各层的分解方向分别为 $1, 2^2, 2^3, 2^4$ 个, 计算局部方差时区域窗口大小为 3×3 。

这里以两幅图像的融合为例, 对于多幅图像的融合方法可由此类推。设 A, B 为源图像, F 为融合后的图像, 其融合的基本步骤(NSCT1)如下:

(1) 对两幅配准的源图像分别作多尺度多方向 NSCT 分解, 得到图像分解后的低频子图和每层的多个方向的细节分子图;

(2) 对各分解层分别进行融合处理, 各分解层上的

不同频率分量采用不同的融合规则及算子进行处理, 最终得到融合后的 NSCT 系数。本文对 NSCT 分解层的低频系数采用取平均融合规则, 对各个方向的高频系数采用基于区域方差大小的融合规则作为活动测度进行融合;

(3) 对融合后所得系数进行 NSCT 重构, 得到的重构图即为融合图像结果。

其中基于区域方差大小的融合规则的基本思想是: 在对某一分解层系数进行融合处理时, 为了确定融合后的系数不仅要考虑参加融合图像对应的系数, 而且要考虑该系数的局部邻域内情况, 计算局部区域内的方差大小, 并按如下规则对各方向高频系数进行融合:

(1) 分别计算两幅源图像各对应方向、对应分辨率上局部区域的方差大小 $V_{j, A}^{\varepsilon}$ 及 $V_{j, B}^{\varepsilon}$:

$$V_j^{\varepsilon}(m, n) = \sum_{m' \in K, n' \in L} [D_j^{\varepsilon}(m + m', n + n') - E_j^{\varepsilon}(\cdot)]^2$$

$$E_j^{\varepsilon}(\cdot) = \frac{1}{K \times L} \sum_{m' \in K, n' \in L} D_j^{\varepsilon}(m + m', n + n')$$

其中, $V_j^{\varepsilon}(m, n)$ 和 $E_j^{\varepsilon}(\cdot)$ 分别表示 2^{-j} 分辨率下、 ε 方向上, 以 (m, n) 为中心的局部区域方差和均值; D_j^{ε} 表示 2^{-j} 分辨率下、 ε 方向上的高频分量; ε 为方向上标, 随着 NSCT 分解方向的多少会发生变化; K, L 定义局部区域的大小; m', n' 在 K, L 范围内变化。

(2) 确定融合规则:

$$D_{j, F}^{\varepsilon}(m, n) = D_{j, A}^{\varepsilon}(m, n), \quad \text{当 } V_{i, A}^{\varepsilon} \geq V_{j, B}^{\varepsilon} \text{ 时}$$

$$D_{j, F}^{\varepsilon}(m, n) = D_{j, B}^{\varepsilon}(m, n), \quad \text{当 } V_{i, A}^{\varepsilon} < V_{j, B}^{\varepsilon} \text{ 时}$$

其中, $D_{j, A}^{\varepsilon}(m, n)$ 、 $D_{j, B}^{\varepsilon}(m, n)$ 和 $D_{j, F}^{\varepsilon}(m, n)$ 分别表示图像 A, B 和 F 在 2^{-j} 分辨率下、 ε 方向上的高频分量在 (m, n) 处系数的大小。

(3) 为保持融合后各个子带数据具有一致性, 应对其进行一致性检测与调整。调整原理是取“多数”原则, 即对融合后图像系数 $D_{j, F}^{\varepsilon}(m, n)$ 进行处理: 如果该数据的 8 个邻域中至少有 6 个数据来自图像 A , 则该像素融合后的数据也调整为由图像 A 确定, 即取图像 A 对应点在该子带上对应位置处的系数, 反之亦然。

为方便数据对比, 本文还用小波融合方法对源图像做了融合实验, 采用双正交 bior4.4 小波变换, 分解层数为 5 层, 对得到的低频图像采用取平均融合规则, 各个方向的高频系数采用基于区域特性量测的融合规则进行融合, 特征量取为局部能量大小, 局部窗口大小为 3×3 ; 对基于 Contourlet 分解的融合方法同小波融合方法, 只是高频分解方向可以取得更多, 分解层数为 5 层, 各层的方向分别为 $1, 3, 2^2, 2^3, 2^4$ 个。对 Pepsi 图的融合结果如图 2 所示, 图 2(a) 为标准参考图像, 图 2(b) 为左聚焦图像, 图 2(c) 为右聚焦图像, 图 2(d)~(f) 分别

对应小波融合结果、Contourlet 变换融合结果及 NSCT1 融合结果, 图 2(g)~(i) 分别对应三种方法的融合结果与标准参考图像之间的残差。

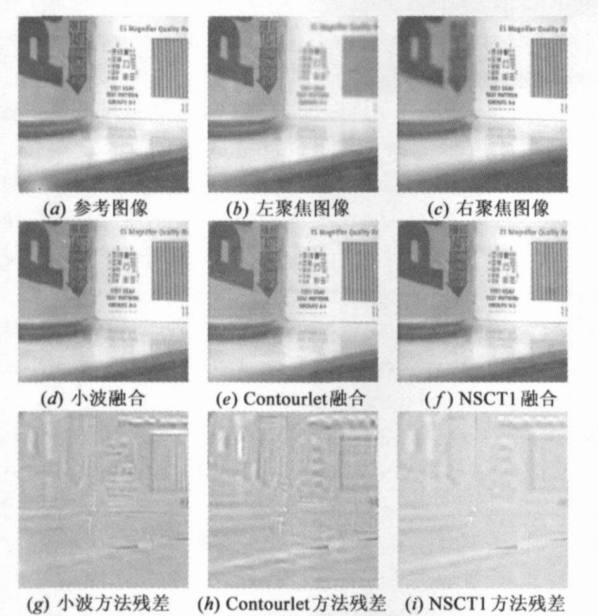


图 2 各种方法的处理结果

表 1 给出图 2 所对应的 Pepsi 图用各种方法融合后的数值度量结果。

表 1 图 2 综合数据分析

	MI	熵	RCE	PSNR	残差
小波方法	6.7595	7.1015	0.0279	39.4554	7.3719
Contourlet 方法	6.4987	7.1064	0.0288	39.4931	7.3080
NSCT1 方法	6.8609	7.1064	0.0273	41.2378	4.8904

从表 1 中可以看出, NSCT1 融合在各个数值度量上都明显比小波和 Contourlet 融合方法占优势, 但仅仅是从定量的方面来考虑图像的质量并不全面, 所以定性分析即视觉分析仍是必不可少的。

由于小波融合处理在高频域中考虑了图像分解系数之间的连续性, 重构图像看起来更光滑, 只是由于小波分解自身的限制, 使得每层只分解出三个细节方向, 这使得对于图像中方向信息的感受力不足于 NSCT 分解, 出现了大量的阴影区域; Contourlet 融合处理相比小波方法在高频部分给出了更多的方向分解, 能够更好的处理方向细节信息, 但处理效果并不比小波方法好多少; 而经过 NSCT1 融合规则的改进, NSCT1 融合图像质量相比前两种方法有了明显的提高。这是因为 NSCT1 在高频域中更多地考虑了图像中的方向信息, 而 NSCT1 方法的冗余性相比 Contourlet 方法能够提供更多的信息量, 经过系数的融合, 使得重构图像看起来更满足人眼对图像的视觉感受, 因此可以看到在图 2(i) 中残留的信息量最少, 而且多数是低频信息, 方向细节大多都保留在了融合图像当中, 同时看到在小波变换对应的残

差信息中还残留着大量的细节信息。因此 NSCT1 融合方法是一个有效、可行的多聚焦图像融合方法。

4.2 基于 NSCT 的高分辨、多光谱图像融合

采用同样的分解方法, 我们可以融合全色高分辨图像与多光谱图像, 提高多光谱图像的分辨率。目前常用的方法主要有 IHS 方法^[10], 小波方法与主成分分析法^[9]。在文献^[9]中, 钟伟才等提出了基于 tophat 算子的融合方法, 取得了非常好的融合效果。

为了尽可能保持多光谱图像中的光谱信息不会丢失, 同时保留高分辨图像中的细节信息, 在此采用 NSCT 方法只对高分辨图像进行分解。由于是非下采样过程, 因此可直接将多光谱图像添加到高分辨图像分解后的低频信息中并进行重构, 这样高分辨图像的边缘细节等信息保存在了解后的空间域中, 而多光谱图像的光谱信息完全保存在分解后的低频信息中, 这也符合其各自的分辨率特性, 使得重构后图像可尽可能多的保留各自的图像特征。设已配准的待融合高分辨率图像为 A , 多光谱图像为 B , 算法 (NSCT2) 如下:

(1) 对图像 A 做 NSCT 分解, 分解层数为 3 层, 各层的分解方向分别为 $1, 2^2, 2^3$ 个, 分解得到的低频图像为 A^D ;

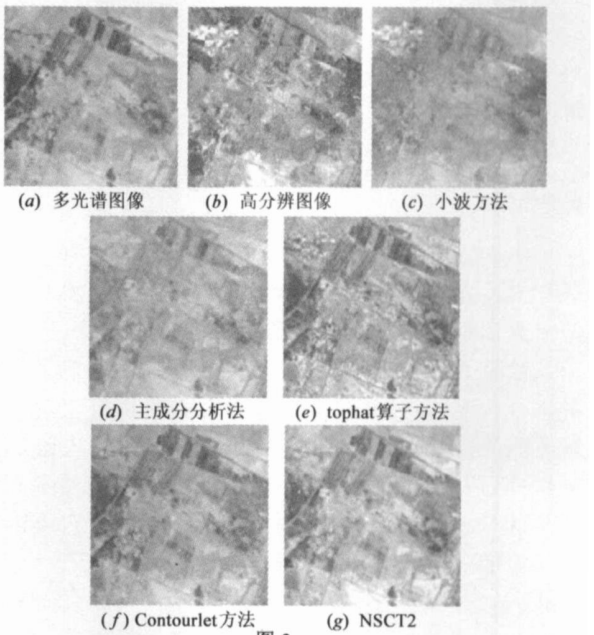


图 3

(2) 将图像 B 与 A^D 按 R, G, B 通道加权融合 $\omega * B + (1 - \omega) * A^D$, 得到新的低频图像信息, 实验中 $\omega = 0.8$;

(3) 对融合后系数做 NSCT 重构, 得到融合图像。

图 3(a)、(b) 分别是 Landsat 遥感卫星与 SPOT 遥感卫星对某地区拍摄的多光谱图像与高分辨图像^[11], (c)~(f) 分别是小波方法、主成分分析法、tophat 算子和 Contourlet 方法的融合结果, (g) 是 NSCT2 的融合结果。

可以看出, 小波方法与主成分分析法在空间分辨

率上保留信息不足,且光谱信息存在走样现象;Contourlet 方法相比小波方法有了明显改进,光谱信息保留完整,但是细节信息还是略显不足;tophat 算子法在这两方面都有明显的改进.NSCT2 方法相比 tophat 算子法在红色分量上也有光谱信息的损失,但空间分辨率有了明显提高,尤其在蓝色区域突现出大量细节信息,光谱信息不足的红色区域在融合中也保留着大量的细节信息,从后面的数值度量结果来看优于 tophat 算子法。

对于高分辨、多光谱图像融合来说,我们采用 MI、熵及文献[9]中的相关度来度量融合结果.相关度定义为:

$$\text{Corr}(F, A, B) = \frac{1}{4} (\text{Corr}(A, F) + \text{Corr}(B^R, F) + \text{Corr}(B^G, F) + \text{Corr}(B^B, F))$$

其中 A 是高分辨率图像, B 是多光谱图像, F 是融合图像, $\text{Corr}(X, Y)$ 计算 X, Y 之间的相关系数.相关度数值越大,表明融合图像 F 保持细节信息和光谱信息的能力越强.

表 2 给出了图 3 融合结果的数值度量,结果表明 NSCT2 方法所得融合图像与多光谱和高分辨图像的相关度都较高,且图像中包含的信息量相对较优.

表 2 图 3 综合数据分析

	相关度	MI	熵
小波方法	0.7285	1.9173	7.1642
主成分分析法	0.8016	2.8718	7.1259
Tophat 算子法	0.8491	2.5877	7.3299
Contourlet 方法	0.7127	2.0572	7.4088
NSCT2 方法	0.8747	2.7496	7.5184

5 总结

本文提出了一种新的图像融合方法——基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器融合方法,并将其应用于多聚焦图像融合与高分辨、多光谱图像融合.实验结果从数值上进行了分析,表明该融合方法取得了良好的融合效果.通过与其他图像融合方法进行主观与客观方面的评价,证明该方法所得结果更符合人眼的视觉特性,是一种有效可行的图像融合方法.虽然本文方法是针对两幅源图像进行融合而提出的,但它可以很方便地推广到多幅源图像的融合.

参考文献:

- [1] D L Hall, J Llinas. An introduction to multisensor fusion[J]. Proceeding of the IEEE, 1997, 85(1): 6–23.
- [2] 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)
- [3] 蒲恬, 方庆, 倪国强. 基于对比度的多分辨率图像融合[J]. 电子学报, 2000, 28(12): 116–118.

Pu Tian, Fang Qing zhe, Ni Guo qiang. Contrast based multiresolution image fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(12): 116–118. (in Chinese)

- [4] H Li, B S Manjunath, S K Mitra. Multisensor image fusion using the wavelet transform[J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235–245.
- [5] D D Y Po, M N Do. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610–1620.
- [6] J L Starck, E J Candès, D L Donoho. The curvelet transform for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670–684.
- [7] A L Cunha, J Zhou, M N Do. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089–3101.
- [8] QU Gui hong, ZHANG Da li, YAN Ping fan. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313–315.
- [9] 钟伟才, 刘静, 刘芳, 焦李成. 基于形态学 tophat 算子的多传感器图像融合[J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1415–1417.
Zhong Wei cai, Liu Jing, Liu Fang, Jiao Li cheng. Morphological tophat operator for multisensor images fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1415–1417. (in Chinese)
- [10] Carper WJ, Lillesand TM, Kiefer R W. The use of intensity hue saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1990, 56(6): 459–467.
- [11] Li Jun, Zhou Yue qin, Li De ren. PCA and Wavelet Transform for Fusing Panchromatic and Multispectral Images[A]. Proceedings of SPIE[C]. Heidelberg, Germany: Orlando, 1999, 369–377.

作者简介:



贾建男, 1977 年生于陕西西安, 1998 年和 2001 年在西北大学分别获得理学学士和理学硕士学位, 现为西安电子科技大学博士研究生. 主要从事模式识别、图像处理等方面的研究.
E-mail: jiajianbb@126.com



焦李成, 1959 年生于陕西白水, 西安电子科技大学教授, 博士生导师, IEEE 高级会员. 主要研究方向为智能算法、机器学习、非线性科学、智能信号处理、小波理论及应用.
E-mail: lchjiao@mail.xidian.edu.cn