

基于局部方向能量的鲁棒图像融合算法

杨志 毛士艺 陈炜

(北京航空航天大学电子信息工程学院 北京 100083)

摘要 针对现有小波类图像融合算法在特征表达上的不足,将对偶树复数小波变换引入图像融合中。Robins等的研究表明,局部能量对各类图像特征的表达和定位具有稳健性。基于对偶树复数小波变换,定义了局部方向能量和局部能量,结合人类视觉系统对图像特征的响应特性,定义了局部带限对比度,表达特征的显著性。实时图像融合系统中,输入可能被随机噪声污染。根据图像特征和噪声局部方向能量分布不同的特点,定义了局部方向能量熵,用以自适应改善带限对比度,提高融合过程对噪声的鲁棒性。对融合算法仿真结果的主客观性能分析,充分验证了本文提出的鲁棒的图像融合算法的卓越性能。

关键词 图像处理, 小波变换, 对偶树复数小波变换, 局部能量, 人类视觉系统, Shannon 熵

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)09-1537-05

Local Orientation Energy Based Robust Image Fusion Algorithm

Yang Zhi Mao Shi-yi Chen Wei

(School of Electronic Information Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract The dual-tree complex wavelet transform is employed in image fusion, to round the deficiencies of existing wavelet based algorithms in characteristics representation. The study of Robins *et al.* shows that the local energy is robust in the representing and locating of all kinds of image features. Based on dual-tree complex wavelet transform, the local orientation energy and local energy are defined, which in conjunction with the response characteristic of human visual system to image features, the local banded contrast is finally formulated. In the real time image fusion system, inputs may be corrupted with random noises. The local orientation energy entropy is formulated, according to the different orientation energy distribution of features and noises, to modulate the local banded contrast adaptively. As a result, the robustness to noise is improved. The performance evaluations of the proposed algorithm both subjectively and objectively manifest the excellent efficacy of the new scheme.

Keywords Image processing, Wavelet transform, Dual-tree complex wavelet transform, Local energy, Human visual system, Shannon entropy

1 引言

传感器技术、计算机技术、以及微电子技术等的迅速发展,为图像融合的应用提供了广阔舞台。特别是小波变换技术,由于模拟人类视觉系统(HVS)在多个通道上处理图像特征的特点,在图像融合应用中得到了广泛研究。这类典型的小波变换有, Mallat 的离散小波变换(DWT)、小波包(DWP), à trous 无抽取小波变换或称为多孔算法(UDWT), Selesnick 等提出的双密度小波变换(DDWT)等。这些小波变换均为实数小波变换。图像融合的关键在于对图像特征的精确定位和表达。尽管这些实数小波变换在图像融合应用中取得了较好效果,它们在图像特征表达上仍然存在两个本质缺陷: (1)对于斜方向的特征不具有方向选择性,对于 DWT 和 UDWT 不能区分 $\pm 45^\circ$,对于 DDWT 还包括 $\pm 15^\circ$, $\pm 75^\circ$; (2) Gibbs 效应,即由于分解和重构滤波器的震荡,在图像边缘产生了伪轮廓,这使得图像特征的定位和表达不够稳健。

自然图像中,除了边缘、纹理外,还包含线条、强度渐

变的表面区域等各类丰富的特征。Ronse^[1], Robins^[2]等的研究表明,梯度算子以及各类传统的边缘检测算子,不能给出所有这些特征的一致性描述。Venkatesh 和Owens定义的局部能量^[3,4]给出了描述图像特征的一个一般化模型。它利用偶对称和奇对称的Hilbert变换对对信号卷积滤波,响应的包络定义为局部能量,局部能量仅在特征点处具有局部极值,因此消除了Gibbs效应。由于二维函数不存在Hilbert变换对,图像信号的局部能量可定义为,几个等间隔方向上的局部方向能量之和^[2]。局部方向能量由方向滤波器对的输出包络决定,方向滤波器对在其主轴向上相互正交。

可以有多种形式的正交滤波器组提取局部能量。实时图像融合系统要求特征表达满足两个条件:为了不引入新的失真,要求分解过程可精确重构;计算过程应当简单迅速。最近, Kingsbury提出的对偶树复数小波变换(DT-CWT)^[5-7],很好综合了这些特点。本文基于DT-CWT,定义了信号局部能量,并且结合HVS对图像信号响应的特点,定义了局部带限对比度。又根据图像特征和噪声局部方向能量分布不同的特点,定义了局部方向能量熵,用以自适应改善带限对比度,

进一步提高融合过程对随机噪声的鲁棒性。

2 基于 DT-CWT 的图像特征显著性表达

本文研究基于文献[7]的DT-CWT，它用两支离散小波树实现实部和虚部运算。滤波器的实部和虚部分别具有偶对称和奇对称的形状，如图1(a)所示，其设计过程表明，他们近似为Hilbert变换。图1(a)还表明，滤波器响应的模值在特征中心取得极大值，在特征两边逐渐衰减，这从根本上消除了由于滤波器震荡而产生的Gibbs效应。图像做DT-CWT变换，每一尺度分解为±15°，±45°，±75° 6个复数的高频方向子带，和两个复数的低频近似子带，高频子带系数用 $D^{n,m}$ 表示，其中， $n = 1, \dots, 6$ 表示6个方向带， $m = 1, \dots, L$ ，表示系数所在分解级，低频子带系数用 $A^{1,m}$ ， $A^{2,m}$ 表示。低频子带用于产生下一尺度上的方向子带和低频子带。分解过程如图1(c)所示。图1(d)为圆盘图像两级分解后系数幅值图，演示了在不同尺度上对方向特征的提取能力，可以看出，各方向特征的边缘消除了Gibbs效应。图1(b)为6个方向子带的滤波器脉冲响应函数。

复数小波函数的正交性表明，方向子带变换系数的幅值可以作为局部方向能量；二维 DT-CWT 变换的结果，在每一尺度上产生了 6 个等间隔的方向滤波器，如图 1(b)，1(c)。因此，尺度 m 位置 \mathbf{n} (2 维图像中像素点位置用 (x,y) 表示，为了简化表达，用黑体字母 \mathbf{n} 代表 (x,y))，局部能量可以定义为，所有方向子带上系数幅值之和，如下式所示，

$$E^m(\mathbf{n}) = \sum_{n=1, \dots, 6} \text{ABS}(D^{n,m}(\mathbf{n})) \quad (1)$$

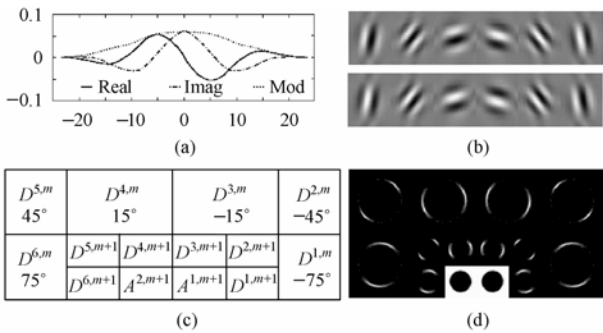


图 1 DT-CWT 的第 4 级脉冲响应函数以及分解示意图

(a)一维 DT-CWT 小波滤波器脉冲响应

(b)二维 DT-CWT 的小波滤波器脉冲响应，
上为实数部分，下为虚数部分

(c)两级 DT-CWT 变换示意图

(d)圆盘两级 DT-CWT 变换(幅值)

Fig.1 Impulse response functions of DT-CWT at level 4 and two levels DT-CWT decomposition diagram

(a)Impulse response of one dimensional DT-CWT wavelet filter

(b)Impulse response of two dimensional DT-CWT wavelet filter, the upper is the real, the lower is the imaginary part

(c)Two levels DT-CWT decomposition diagram

(d)Two levels DT-CWT decomposition of disc image (absolute magnitude)

ABS为对复分解系数取幅值运算。小波分解的实质为带通滤波，子带上信号变化越剧烈，求得的局部能量就越大。因此局部能量反映了信号变化的绝对强度。根据文献[8]，人类视觉只对信号强度的相对变化敏感。由于定义的局部能量为直流成分，类似Peli的局部带限对比度定义^[9]，本文定义尺度 m 位置 \mathbf{n} 处新的局部带限对比度如下：

$$C^m(\mathbf{n}) = \frac{E^m(\mathbf{n})}{\frac{1}{w} \sum_{i \in \Phi} E^m(\mathbf{n}_i)} \quad (2)$$

其中 Φ 为 $E^m(\mathbf{n})$ 的局部邻域， w 为邻域窗口大小。基于局部能量，式(2)定义了视觉域上的信号显著性表达。定义的局部对比度，采用局部能量定位图像特征，完全消除了目前小波类融合算法在特征表达上存在的 Gibbs 效应，在融合过程中，对图像特征可以进行精确选择。

3 方向能量熵及鲁棒的融合算法

可靠的图像融合系统，应该在各种环境下表现出稳健工作能力。实际工作环境的复杂性，噪声可能随机出现在时间和空间上，我们不能总是及时了解到噪声分布的情况。传统的图像融合算法选择图像特征时仅仅考虑像素强度的变化，不能区分噪声和视觉上有意义的特征，噪声往往被认为有用信息传输到融合结果中，使融合质量变差。而对噪声图像预处理再融合的算法，要预先了解噪声分布情况，这在实时融合系统中往往不能满足。

局部区域上有意义的图像特征往往由一些基本的几何结构，如纹理、边缘、线条等组成。这些基本特征表现出多尺度性和较强的方向性，其在 DT-CWT 下计算的局部方向能量只分布在少数方向上。对于噪声的情况，不管是加性的、乘性的或者其它的哪种噪声，噪声点处虽然也有局部能量极大值，但缺少方向性，局部能量平坦散布在所有方向上。因此我们概略地认为：如果局部方向能量分布比较集中，意味着该点有较强的图像特征；如果局部方向能量分布相对平坦，可能对应着噪声点。我们用 Shannon 熵表达方向能量这种分布的规则程度，过程如下：

(1) 尺度 m 位置 \mathbf{n} 处，局部方向能量形成一有序六维矢量，记为，

$$\mathbf{V}^m(\mathbf{n}) = (\text{ABS}(D^{1,m}(\mathbf{n})), \dots, \text{ABS}(D^{6,m}(\mathbf{n})))^T \quad (3)$$

(2) 将 $\mathbf{V}^m(\mathbf{n})$ 用局部能量归一化，得到局部方向能量密度分布，

$$\mathbf{p}^m(\mathbf{n}) = \mathbf{V}^m(\mathbf{n}) / E^m(\mathbf{n}) \quad (4)$$

$\mathbf{p}^m(\mathbf{n})$ 是六维矢量，并且满足 $p_i^m(\mathbf{n}) \geq 0$ ， $\sum_{i=1}^6 p_i^m(\mathbf{n}) = 1$ 。

(3) 用 $\mathbf{p}^m(\mathbf{n})$ 的 Shannon 熵表达局部能量在方向上分布的规则程度，

$$\text{Entropy}^m(\mathbf{n}) = - \sum_{i=1, \dots, 6} p_i^m(\mathbf{n}) \times \log_6 p_i^m(\mathbf{n}) \quad (5)$$

对于图像特征, 例如只在某方向上局部能量显著, 式(5)计算的 Shannon 熵比较小; 在噪声点, 方向能量密度分布比较平坦, Shannon 熵较大, 接近 1。以下实验直观地显示了局部方向能量熵对图像特征与噪声的区分情况: 图 2(a)为“Goldhill”图像, 2(b)在“Goldhill”图像中加入了 Gauss 噪声。根据式(3)~式(5)分别计算图 2 (a), 2(b)两图在第 2 级上的局部方向能量熵, 形成两个 2 维熵图。沿着 2 维熵图的列取平均, 得到以列数为横坐标的一维平均熵曲线如图 2(c)。可以看出, 加噪声图像的局部方向能量熵要明显高于原图像。

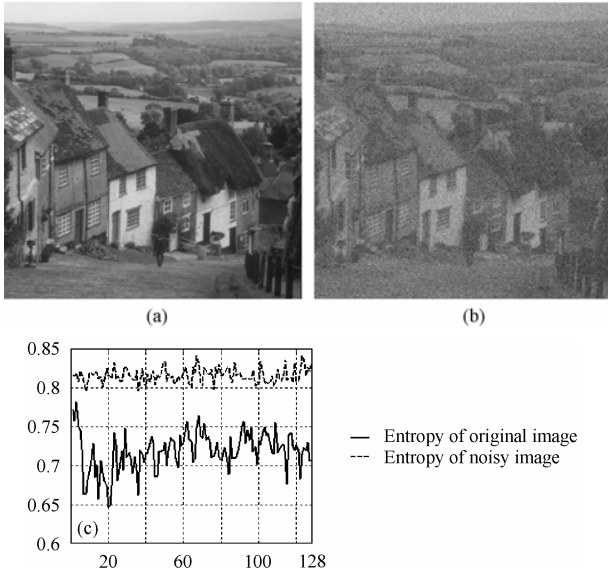


图 2 噪声图像与干净图像局部方向能量熵的比较
(a) “Goldhill” 图像 (b) 加 Gauss 噪声的 “Goldhill” 图像
(c) (a), (b) 两图的平均熵曲线

Fig.2 Comparison of local oriented energy entropy between noisy image and original image
(a) Original Goldhill image
(b) Gauss noise corrupted Goldhill image
(c) The average entropy curves of (a) and (b)

图 2 进一步表明, 定义的局部方向能量熵可以有效区分有意义的基本图像特征和噪声: 如果局部信号趋于基本图像特征, 熵较小; 如果局部信号趋于噪声, 熵较大。因此融合过程中, 可以用方向能量熵加权式(2)的局部对比度, 以自适应抑制噪声对图像特征的干扰。这一加权修正过程如下:

$$S^m(n) = C^m(n) \times (1 - \text{Entropy}^m(n)) \quad (6)$$

本文建议如下融合过程: 对 k 个融合输入 $D_i^{n,m}(n)$, $i = 1, \dots, k$, 首先由式(1)~式(6)计算它们各自的显著性 $S_i^m(n)$, 然后, 如式(7)比较它们的显著性, 如式(8)选择显著性最大的输入形成融合系数, 最后将融合系数通过 DT-CWT 逆变换得到融合图像。

$$i_max^m(n) = \arg \max_{i=1, \dots, n} \{S_i^m(n)\} \quad (7)$$

$$\text{ImF}_{D_{i_max}^m}(n) = D_{i_max}^{n,m}(n) \quad (8)$$

4 融合算法性能分析

文献[10]的研究表明, \grave{a} trous 小波变换由于改进了标准小波变换的移不变性, 在图像融合应用中获得了很好效果。这里设计了 3 组实验, 对 \grave{a} trous 小波算法(采用最大绝对值选择融合规则^[8]), 和本文算法融合性能进行比较。其中, 两种多分辨率表示均分解到 4 级, 计算局部带限对比度的窗口大小为 9×9 。本文中用到的图像均为 8bit 灰度图像。

图 3 为第一组实验结果, 图 3(a)为光学图像, 图 3(b)为合成孔径雷达(SAR)图像。可以看出, 对于椭圆圈中桥梁信息的描述, 光学图像与雷达图像有明显的互补信息, 光学图像对桥梁形状如道路信息描述清晰, 雷达图像中高亮的线可能是桥梁的钢铁结构。图 3(c)可以看出, 采用 \grave{a} trous 小波融合算法, 光学图像中桥梁的道路细节被雷达图像的噪声污染, 融合结果不理想; 图 3(d)表明, 本文融合算法将桥梁的道路细节信息与雷达成像的钢铁结构特征完美结合在一起。对比图 3(c), 3(d)其它部分的纹理细节也表明, 本文算法对特征提取比 \grave{a} trous 小波算法性能更好。

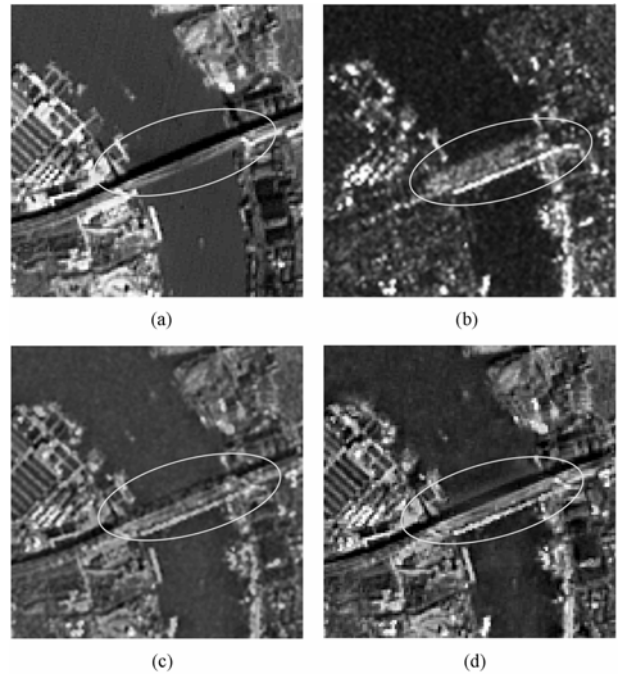


图 3 实验 1

(a) 光学图像; (b) SAR 图像; (c) \grave{a} trous 小波算法; (d) 本文算法
Fig.3 Experiment 1; (a) Optical image; (b) SAR image
(c) \grave{a} trous wavelet algorithm; (d) The proposed algorithm

图 4 为第二组实验结果。采用了两个通道的遥感图像, 在两图像的不同部分加了不同的 Gauss 噪声, 模拟通道被随机噪声污染的情况, 如图 4 (a), 4(b)所示。图 4(c)显示, \grave{a} trous 融合算法在输入存在噪声时, 对图像特征的提取能力不好, 不能有效抑制噪声对图像特征的干扰; 图 4(d)则表明, 本文算法具有很好的自适应抑制噪声的能力, 当两幅图的噪声加在不同位置时, 融合结果得到了几乎无噪声污染的图像。

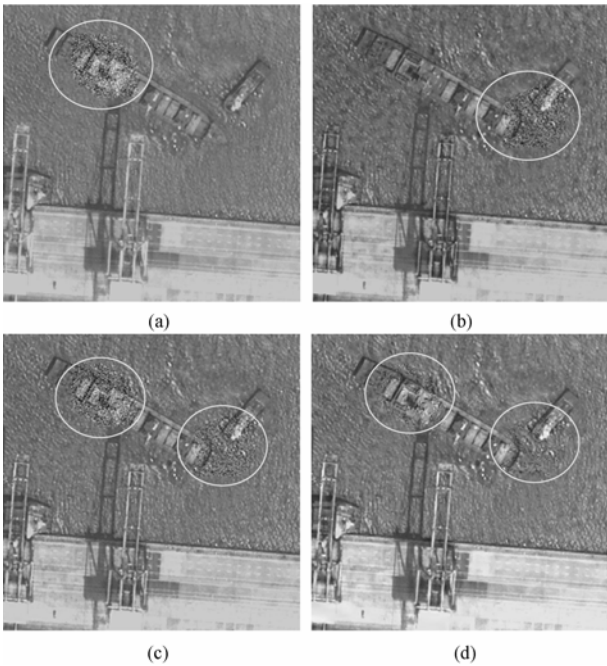


图 4 实验 2

(a)通道 1 (b)通道 2 (c)à trous 小波算法 (d)本文算法
 Figure 4 Experiment 2 (a)Channel 1 (b)Channel 2
 (c) à trous wavelet algorithm (d)The proposed algorithm

通过以上两组实验将新方案对噪声的鲁棒性进行了主观比较。下面第 3 组实验中，将算法对噪声的鲁棒性进行定量分析。过程如下：选择“Goldhill”图像做为理想图像比较各算法融合结果，首先产生一系列不同标准差的高斯噪声图像，分别用 à trous 小波算法和本文算法融合“Goldhill”图像和各噪声图像。得到融合结果后，分别以峰值信噪比(PSNR)和互信息量(MI)为准则，与“Goldhill”原图像进行比较，衡量算法对输入噪声变化时的鲁棒性。这里，峰值信噪比表明了融合算法对噪声的抑制能力，而互信息量则给出了融合结果中保留原图像中信息量的多少。计算结果如图 5 所示。图 5 中数据表明：在各种噪声强度下，本文融合算法，性能一致好于 à trous 小波的算法，新算法在输入噪声能量变化很大的范围内，对噪声的抑制以及对信息的保留能力都比较强。为了进一步观察本组实验的主观效果，图 6 给出了“Goldhill”图像和标准差为 35 的噪声图像的融合结果。比较图 6(b), 6(c)

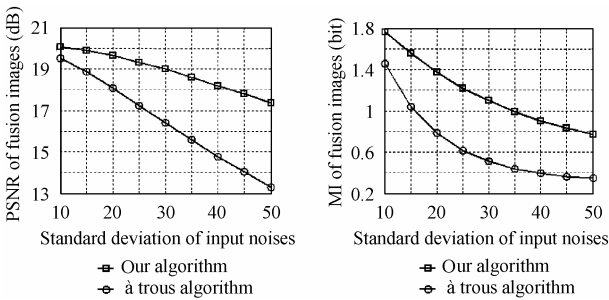


图 5 算法对噪声鲁棒性的定量分析

Fig.5 Quantitative analysis of the robustness of algorithms to noises

可以看出，由于噪声的存在，采用 à trous 小波算法时，“Goldhill”图像的各种边缘特征和纹理细节几乎被噪声淹没；本文算法由于选择图像特征时，对噪声进行了自适应抑制，使得噪声对图像特征的干扰显著降低，这表明了融合系统对各种复杂环境的鲁棒性，这对于复杂工作环境下，目标特征的进一步检测和识别是非常有用的。

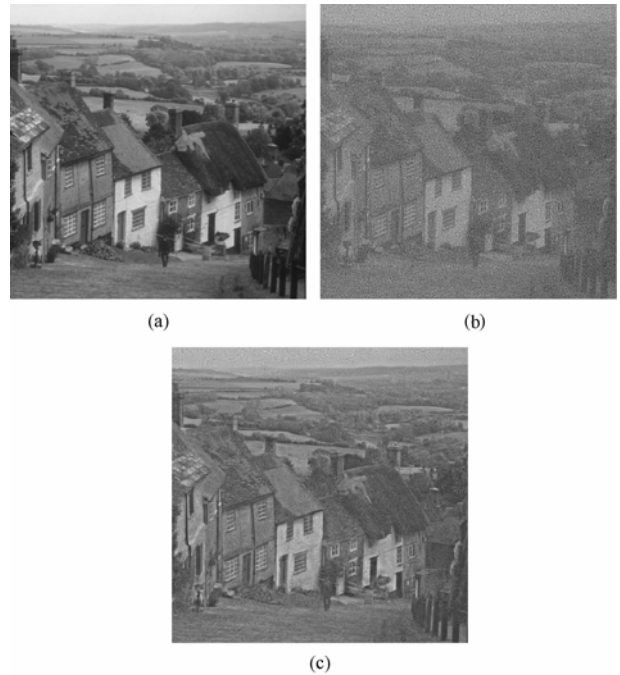


图 6 实验 3

(a) Goldhill 原图像 (b) à trous 小波算法 (c)本文算法
 Fig.6 Experiment 3
 (a) Original Goldhill image (b) à trous wavelet algorithm
 (c) The proposed algorithm

5 结束语

本文将 DT-CWT 变换引入图像融合中，利用 DT-CWT 滤波器的正交特性和方向选择特性，定义了局部能量，结合 HVS 对图像特征的响应特点，定义了新的局部带限对比度。实时图像融合系统中，受各种复杂因素的影响，噪声可能在时间、空间上随机出现。根据噪声和图像特征方向能量不同的分布特点，定义了方向能量的 Shannon 熵，加权局部对比度，以自适应抑制噪声对图像特征的干扰。最终定义的图像特征显著性表达，克服了现有小波类融合算法在特征提取方面的两个本质缺陷：对特征具有良好方向选择性；并且消除了 Gibbs 效应，对特征定位精确。通过 3 组实验，对 à trous 小波融合算法和本文算法的性能进行了主观比较和定量分析，分析结果表明，本文算法，在输入图像中存在各种噪声变化的情况下，能很好抑制了噪声对图像特征的干扰，充分保留了显著的图像特征，显示了算法对复杂环境的适应能力。

参 考 文 献

- [1] Ronse C. The phase congruence model for edge detection in two-dimensional pictures: A mathematical study. <http://dpt-info.u-strasbg.fr:8080/~ronse/>. University Louis Pasteur, Sept 1995.
- [2] Robins M J. Local energy feature tracing in digital images and volumes. <http://citeseer.nj.nec.com.html>. Jun 1999.
- [3] Owens R. Feature detection via phase congruency. Computer Vision IT412 Lecture 7, Dept. of Computer Science, The University of Western Australia, 1996.
- [4] Venkatesh S, Owens R. An energy feature detection scheme. The International Conference on Image Processing, Singapore, 1989: 553-557.
- [5] Kingsbury N G. Shift invariant properties of the dual-tree complex wavelet transform. Proc. ICASSP 99, Phoenix, AZ, Mar 1999: 1221-1224.
- [6] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters. Proc. 8th IEEE DSP Workshop, Bryce Canyon, Utah, USA, 1998: 86-89.
- [7] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform with improved orthogonality and symmetry properties. IEEE International Conference on Image Processing, Vancouver, Canada, Sep 2000: 375-378.
- [8] Toet A, van Ruyven L, Velaton J. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid. Opt. Engineering, 1989, 28(7): 789-792.
- [9] Peli E. Contrast in complex images. Journal of the Optical Society of America A, 1990, 7(10): 2032-2040.
- [10] Chibani Y, Houacine A. On the use of the redundant wavelet transform for multisensor image fusion. Proc. IEEE Int. Conf. Electronics, Circuits and Systems, Jounieh, Lebanon, Dec 2000: 442-445.
- 杨志: 男, 1972年生, 博士生, 研究方向为图像处理、图像融合、多传感器信息处理。
- 毛士艺: 男, 1935年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会(CIE)会士, 主要研究领域为高分辨率雷达成像、信号建模与谱分析、信号检测与分类、多目标跟踪与数据融合等。
- 陈炜: 男, 1963年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为多传感器信息融合、图像处理等。