

基于多分辨率局部结构化信息熵的鲁棒多模图像融合算法

杨志 毛士艺 陈炜

(北航大学电子信息工程学院 北京 100083)

摘要 目前的图像融合算法不能区分噪声和视觉上有意义的图像特征,往往将噪声当作有意义的信息传输到融合结果中。针对这一问题,该文基于复数小波变换(CWT),将图像的结构化特征表现在不同尺度和方向上,定义了两种结构化信息熵,表达局部图像结构化程度:带内结构化信息熵,以及考虑带间特征相关性的结构化信息熵。利用定义的两种测度,在图像融合之前对输入加权处理,使视觉上有意义的信息在融合结果中自适应地增强,而噪声自适应地抑制。通过对融合算法仿真结果的主观比较和客观性能分析,展示了本文提出的图像融合算法的优越性。

关键词 图像融合, 结构化信息熵, 自适应加权, 复数小波变换

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)05-0883-07

Multiresolution Based Local Structured Information Entropy for Robust Multimodal Image Fusion

Yang Zhi Mao Shi-yi Chen Wei

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

Abstract The updated image fusion schemes could not identify meaningful image features from noises, the input noise is treated as valid information and transferred into the fused output. After complex wavelet transformation (CWT), structured information is decomposed into varying scales and directions. Based on CWT, two structured information entropies, intra-band structured information entropy and inter-band structured information entropy, are formulated to express the structurization level of image features. Preceding the image fusion process, the metrics are employed to weight all inputs. As a result, the perceptual salient inputs are enhanced while the noise inputs are de-emphasized adaptively. Comparing the visual aesthetics of fusion results and analyzing the performance objectively, show the good performance of the proposed image fusion algorithm.

Key words Image fusion, Structured information entropy, Adaptive weighting, Complex Wavelet Transform (CWT)

1 引言

可靠的图像融合系统,除了选择信息互补性大的传感器外,还应该在各种复杂环境下表现出稳健的工作能力。实际的图像融合系统中,受工作环境或者传感器成像特点的影响,某种输入可能含有大量噪声,出现噪声与有意义的信息混杂并存的状况。现有的融合算法不能有效区分噪声和图像特征,噪声会被认为显著特征传输到融合结果中。Petrović等对含噪声静态图像的融合算法进行了初步研究^[1],其方法是,对于已知含有噪声的图像,在各小波子带上进行自适应阈值去噪,然后再进行融合计算。由于实际工作环境的复杂性,我们并不能总是及时了解到图像中噪声的情况,如果对纹理特征丰富的图像进行去噪很可能会损失有意义的信息。我们直觉地观察到:噪声总是杂乱无章的;而视觉上有意义的图像特征如纹理、边缘等一般包含较强的几何结构信息。复数小波变换是人类视觉系统多通道模型的良好近似^[2],它

将图像的结构化特征精细地表现在不同尺度和方向上。本文中,基于复数小波分解,定义了两种图像的局部结构化信息熵,带内结构化信息熵和考虑子带间特征相关性的结构化信息熵,表达局部图像信息的结构化程度。利用这两个测度,在融合之前对图像进行预加权,使得噪声自适应地抑制,有意义的特征自适应增强,从而提高图像融合系统的鲁棒性。

2 图像的局部结构化信息熵

2.1 图像的多分辨率表示结构

多分辨率图像融合技术,代表了当今像素级图像融合技术的发展前沿之一。Hill等比较了各种多分辨率图像融合算法的性能^[3],在他们的研究中,基于对偶树复数小波变换(DT-CWT)^[4-6]的算法性能最好。DT-CWT变换后,图像特征很好表现在不同尺度和方向上。图像做DT-CWT变换,每一尺度分解为 $\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$, $\pm 75^\circ$ 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 个方向子带, $m = 1, \dots, L$, 表示子带所在分解级, 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(a) 所示。图 1(b) 为圆盘图像两级分解后系数幅值图, 进一步演示了 DT-CWT 在不同尺度和方向上对图像特征的表达情况。

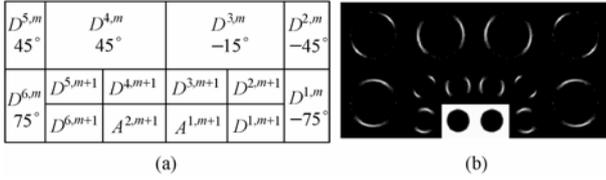


图 1 DT-CWT 两级分解示意图

(a) 两级 DT-CWT 变换示意图 (b) 圆盘两级 DT-CWT 变换(幅值)

Fig.1 Two levels DT-CWT decomposition diagram

(a) Two levels DT-CWT decomposition diagram

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

2.2 子带内结构化信息熵

边缘是形成图像特征的基本要素, 梯度对边缘信息进行了充分描述: 梯度大小反映了特征边缘化的程度, 方向反映了边缘方向。因此视觉上有意义的特征如边缘、纹理在一定尺度和方向上, 其梯度的幅值大小分布比较集中, 梯度的方向也指向少数几个方向。对于结构化程度低的噪声, 其梯度幅值和方向都表现混乱。熵可以表达随机变量的混乱程度。将 DT-CWT 各子带系数局部邻域内的梯度熵, 作为带内局部特征结构化程度的测度, 计算过程如下:

(1) 计算所有高频子带的模值。

(2) 对子带 $D^{n,m}$ 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)), 计算模值的梯度, 并进一步表示为

$$G^{n,m}(\mathbf{n}) = A^{n,m}(\mathbf{n}) \cdot e^{j\theta^{n,m}(\mathbf{n})} \quad (1)$$

(3) 对各子带位置 \mathbf{n} 处像素, 考虑 $w \times w$ 邻域。邻域内的各梯度幅值按照式(2)进行能量归一化产生幅值能量概率分布, 各梯度相位按照式(3)进行能量归一化产生相位能量概率分布:

$$pA_i = \frac{(A^{n,m}(\mathbf{n}_i))^2}{\sum_{j=1, \dots, w^2} (A^{n,m}(\mathbf{n}_j))^2} \quad (2)$$

$$p\theta_i = \frac{(\theta^{n,m}(\mathbf{n}_i))^2}{\sum_{j=1, \dots, w^2} (\theta^{n,m}(\mathbf{n}_j))^2} \quad (3)$$

(4) 计算式(2)的 Shannon 熵可以表达邻域内梯度幅值能量的无序性,

$$\text{Entr}A = - \sum_{i=1, \dots, w^2} pA_i \cdot \log_{w^2}(pA_i) \quad (4)$$

计算式(3)的 Shannon 熵可以表达邻域内梯度相角能量的无序

性,

$$\text{Entr}\theta = - \sum_{i=1, \dots, w^2} p\theta_i \cdot \log_{w^2}(p\theta_i) \quad (5)$$

(5) 子带 $D^{n,m}$ 位置 \mathbf{n} 处的局部梯度熵定义如下:

$$\text{Entr}^{n,m}(\mathbf{n}) = \text{Entr}A^{n,m}(\mathbf{n}) \times \text{Entr}\theta^{n,m}(\mathbf{n}) \quad (6)$$

由式(4), 式(5)定义知, 式(6)定义的局部梯度熵取值在 0~1 之间。这个梯度熵表明了多分辨率分解的各子带内局部图像特征混乱的程度, 值越大, 表明局部图像越趋于噪声; 越小, 结构化特征越强。对此我们进一步做以下解释: 对于纯噪声, 其梯度的能量散布在所有像素上, 因此归一化能量概率分布相对平坦, Shannon 熵比较大; 对于结构化边缘特征, 梯度能量分布是稀疏的, 只沿着边缘的方向呈现规律性的系数, 并且能量大小分布比较集中, 因此其归一化能量概率分布在少量系数上取得较大值, 概率分布比较集中, Shannon 熵较小。

2.3 跨子带的结构化信息熵

结构化特征往往在系数邻域内(包括空间邻域、方向邻域、尺度邻域)有一致性的结构化表现, 因此, 考虑子带间特征相关性的带间结构化信息熵可能对图像特征有更完整的描述。在 DT-CWT 表示下, 结构化特征的系数有以下规律性:

(1) 各子带内空间邻域上系数的幅值不是杂乱无章的, 它反映了该邻域内纹理和边缘等视觉信息强度的变化规律。

(2) 局部邻域内的边缘、纹理等显著性特征, 总有一定的方向性, 它的分解系数只在少数方向子带上表现突出。

(3) 局部邻域内显著性特征在连续的尺度上有相似的表现, 系数的幅值变化规律一致, 系数的相位由于分解过程中小波树存在二抽取, 小尺度比大尺度变化快一倍。

对于噪声, 在 DT-CWT 表示下, 其变换系数在空间邻域上的幅值大小分布混乱; 局部邻域内的系数随机分布在所有方向上; 局部邻域内的系数在相邻尺度上的变化缺少一致性。

仍然用熵表示图像特征变换系数的规律性和噪声变换系数的混乱度。图像是典型的 Markov 系统, 相邻像素之间存在复杂的相关性, 传统信息论中的 Shannon 熵并不容易计算。这里将图像的局部 DT-CWT 变换系数比做一个量子信息源, 量子信息论中, 信息的度量——Von Neumann 熵具有可计算的形式。因此我们可以用 Von Neumann 熵表达局部图像跨子带的结构化程度测度。

2.3.1 Von Neumann 熵 一个量子系统可以用集合 $\{|\psi_i\rangle, p_i\}$ 表示, 其中 $|\psi_i\rangle$ 为希尔伯特空间中 d 维归一化单位列向量, 称为系统的状态(state), $i = 1, \dots, K$. p_i 为状态 $|\psi_i\rangle$ 的概率, 满足 $\sum_i p_i = 1$ 。由量子信息论知^[7,8], 集合 $\{|\psi_i\rangle, p_i\}$ 表示的量子系统的特征可以由密度矩阵完全描述, 密度矩阵定义为

$$\rho = \sum_i p_i |\psi_i\rangle \langle \psi_i| \quad (7)$$

给定一个密度矩阵 ρ , 有多种不同的 $\{|\psi_i\rangle, p_i\}$ 分解方式,

一般来说其对应的Shannon熵并不相同。Von Neumann熵定义了 ρ 的所有分解中, Shannon熵的最小值, 因此, 根据最小化熵原理^[9], Von Neumann熵是衡量系统复杂度的有效测度。Von Neumann熵定义为

$$S(\rho) = -\text{Tr}\{\rho \log_d \rho\} \quad (8)$$

这里对数底数取 d 是为了得到 0 到 1 之间的值。由式(7)可知, 量子系统的密度阵 ρ 是一个正定的, 迹为 1 的 Hermit 阵, 因此可以经过特征值求解以及 Schmidt 正交化过程得到一组标准正交向量 $|\phi_j\rangle$, 对应的特征值 λ_j 非负且 $\sum_j \lambda_j = 1$ 。由特征值求解的过程容易得到, 密度阵有如下分解形式:

$$\rho = \sum_{j=1}^d \lambda_j |\phi_j\rangle\langle\phi_j| \quad (9)$$

此时, 我们可以推导出 Von Neumann 熵具有如下求解形式:

$$S(\rho) = -\sum_{j=1}^d \lambda_j \log_d \lambda_j \quad (10)$$

下面, 在图像 DT-CWT 分解的基础上, 利用 Von Neumann 熵定义 4 个熵: 空间邻域上的结构化信息熵、方向上的结构化信息熵、跨尺度的幅度结构化信息熵和相位结构化信息熵, 表达图像在 DT-CWT 变换下局部系数的 4 种结构化程度。图像的 DT-CWT 变换系数是复数, 前 3 种熵的计算利用变换系数的幅值, 相位信息熵利用系数的相位信息。

2.3.2 空间邻域上的结构化信息熵 考虑子带 $D^{n,m}$ 上以系数 $D^{n,m}(\mathbf{n})$ 为中心的 $w \times w$ 邻域, 邻域内每个系数看做一个随机变量, 它们的幅值变化反映了图像特征在空间上的结构化程度。将同一尺度 m 上 6 个方向子带对应位置 \mathbf{n}_i 处的系数看作位置 \mathbf{n}_i 上随机矢量的 6 个分量, 形成该点上一个 6 维观测矢量, 如此形成邻域内 w^2 个 6 维观测矢量 \mathbf{N}_i , $i = 1, \dots, w^2$ 。我们所关心的是各独立观测矢量之间变化趋势的一致性, 因此, 对每一观测矢量按下式归一化为 0 均值单位向量,

$$\mathbf{V}_i = \frac{\mathbf{N}_i - E(\mathbf{N}_i)}{\|\mathbf{N}_i - E(\mathbf{N}_i)\|_2} \quad (11)$$

构造集合 $\{|\mathbf{V}_i\rangle, p_i\}$, $i = 1, \dots, w^2$, 形成一个量子信源。由于 $|\mathbf{V}_i\rangle$ 具有等能量, 并且计算中我们平等地对待邻域内每一个像素的重要性, 可以认为系统内各状态 $|\mathbf{V}_i\rangle$ 等概率出现, 即各边缘概率 $p_i = 1/w^2$ 。此时可以利用式(7)计算量子信源的密度阵。得到密度阵后, 利用式(9), 式(10)计算 Von Neumann 熵, 记为 $\text{SN}^m(\mathbf{n})$, 作为图像在尺度 m 位置 \mathbf{n} 处, 局部空间邻域上结构化程度的度量。

2.3.3 方向上的结构化信息熵 考虑图像特征在尺度 m 各方向子带上的系数, 如果对应位置各子带系数只在少数带内幅值比较大, 这表明该点上的图像特征具有方向性, 可能对应着显著的图像特征; 如果系数的幅值在各方向带上分布混乱, 表明特征在方向上的结构化程度低, 趋向于噪声。我们将尺度 m 方向 i 上以 \mathbf{n} 为中心的 $w \times w$ 邻域内系数作为位置

\mathbf{n} 处该方向上随机矢量的 w^2 个分量, 6 个方向子带形成 6 个 w^2 维观测矢量 \mathbf{O}_i , $i = 1, \dots, 6$ 。类似于式(11), 对 \mathbf{O}_i 做归一化处理, 然后按照与 2.3.2 节相同的方法求得一个 Von Neumann 熵, 记为 $\text{SO}^m(\mathbf{n})$, 作为图像在尺度 m 位置 \mathbf{n} 处方向上结构化程度的度量。

2.3.4 跨尺度的幅度结构化信息熵和相位结构化信息熵 考虑相邻尺度 $m-1$, m , $m+1$, 尺度 l 上以 $D^{n,l}(\mathbf{n})$ 为中心的小邻域内系数, $l = m-1, m, m+1$ 。对于最粗和最精细两个尺度, 只考虑最近的两个相邻尺度。由于 DT-CWT 存在 2 抽取, 相邻尺度的系数呈现四叉树的结构, 并且细尺度上的相位变化要比相邻粗尺度上的相位变化快一倍。在进一步处理前, 首先分别对尺度 $m-1$, $m+1$ 上的系数通过双线性内插, 调整到与尺度 m 相同的分辨率上, 然后再对粗一级尺度的相位进行 2 倍扩充, 对低一级尺度的相位进行 1/2 压缩。经过这种处理后, 相邻尺度同一位置 \mathbf{n} 处的系数幅度和相位, 对于视觉上有意义的结构化特征具有相同的变化规律, 对于噪声缺少一致性。对处理后的系数, 每一尺度以 \mathbf{n} 为中心的 $w \times w$ 空间邻域内系数作为位置 \mathbf{n} 处在该尺度上随机矢量的 w^2 个分量, 如此形成两组 3 个 w^2 维观测矢量 SoA_i (幅度矢量), 和 SoP_i (相位矢量), $i = 1, 2, 3$ 。按照 2.3.2 节相同的方法, 对观测矢量 SoA_i 和 SoP_i 进行归一化、求密度矩阵、对密度阵特征分解, 最后求得两个 Von Neumann 熵 $\text{SSoA}^m(\mathbf{n})$, $\text{SSoP}^m(\mathbf{n})$, 这两个熵分别表达了尺度 m 位置 \mathbf{n} 处, 局部系数与其相邻尺度上系数幅度和相位的一致性程度或者结构化信息。由于 DT-CWT 变换后每个尺度具有 6 个方向子带, 为了简化计算, 我们利用能量最大的方向子带上计算的熵作为跨尺度结构化信息的度量。

3 鲁棒的图像融合算法

3.1 基于带内结构化信息熵的算法

式(6)定义的梯度熵, 表达了子带内局部图像特征“混乱”的程度。我们定义如下测度, 做为子带 $D^{n,m}$ 位置 \mathbf{n} 处结构化程度的度量:

$$M^{n,m}(\mathbf{n}) = 1/(\varepsilon + \text{Entr}^{n,m}(\mathbf{n})) \quad (12)$$

ε 为一个小的正数, 目的是为了防止分母为 0。根据以上讨论, $M^{n,m}(\mathbf{n})$ 大于 0, 值越大说明局部图像的结构化程度越强, 越小说明局部图像的结构越趋向于噪声, 因此 $M^{n,m}(\mathbf{n})$ 的大小反映了局部图像包含视觉上有意义特征的相对强度。基于 $M^{n,m}(\mathbf{n})$, 在图像融合之前对输入进行加权, 使得图像中的噪声自适应抑制, 图像特征得到自适应增强, 提高融合算法对噪声的鲁棒性。加权处理在 DT-CWT 的各子带上进行, 对第 i 个输入图像的加权过程为

$$D_W_i^{n,m}(\mathbf{n}) = D_i^{n,m}(\mathbf{n}) \times W_i^{n,m}(\mathbf{n}), \quad i = 1, \dots, I \quad (13)$$

其中

$$W_i^{n,m} = \frac{[M_i^{n,m}(n)]^k}{\sum_i [M_i^{n,m}(n)]^k}, \quad k \text{ 为大于 } 1 \text{ 的实数} \quad (14)$$

3.2 基于带间结构化信息熵的算法

由式(10)知, 我们定义的4个跨子带结构化信息熵具有0~1之间的值。根据式(7), 式(9), 当量子信源的所有状态完全相等时, 可以认为密度阵具有唯一的特征向量, 对应的特征值为1, 此时式(10)求得的 Von Neumann 熵为0, 取得最小值, 说明量子信源表达的是一个确定的结构; 当量子信源的所有状态完全不相干, 例如正交时, 可以认为密度阵具有 d 个相等的特征值, 为 $1/d$, 计算的 Von Neumann 熵为1, 达到最大值, 说明量子信源具有最大的“混乱”程度。我们定义如下的测度, 做为图像在尺度 m 位置 n 处, 跨子带结构化程度的度量:

$$M^m(n) = (1 - SN^m(n)) \times (1 - SO^m(n)) \times (1 - SSoA^m(n)) \times (1 - SSoP^m(n)) \quad (15)$$

根据以上讨论, $M^m(n)$ 大于0小于1, 值越大说明局部图像的结构化程度越强, 越小说明局部图像的结构越趋向于噪声, 因此 $M^m(n)$ 的大小反映了局部图像包含视觉上有意义特征的相对强度。基于 $M^m(n)$, 在图像融合之前对输入源进行自适应加权, 以提高融合算法对噪声的鲁棒性。加权处理在 DT-CWT 的各子带上进行, 对第 i 个输入图像的加权过程为

$$D_W_i^{n,m}(n) = D_i^{n,m}(n) \times W_i^m(n), \quad i = 1, \dots, I \quad (16)$$

其中

$$W_i^m = \frac{[M_i^m(n)]^k}{\sum_i [M_i^m(n)]^k}, \quad k \text{ 为大于 } 1 \text{ 的实数} \quad (17)$$

以上定义的两种局部结构化信息测度基于 DT-CWT 分解, 因此基于 DT-CWT 的融合算法可以利用下式方便地扩充为鲁棒的融合算法,

$$\text{Im_F} = \text{Inverse DT-CWT}(\text{Fusion Rule}(D_W_1, \dots, D_W_I)) \quad (18)$$

对于其它融合算法, 也可以将式(13)或式(16)的加权系数经过逆 DT-CWT 变换, 首先还原图像, 再进行融合。

4 融合算法对噪声的鲁棒性分析

本文基于3种基本融合准则: 最大值选择(MS)^[11]、匹配加权平均(WA)^[12]、基于窗口校验(WBV)^[10], 图像经过 DT-CWT 变换后, 对基于原始系数的融合算法、Petrović 对含噪声图像进行自适应阈值去噪, 然后再融合的算法、以及本文提出的两种局部结构化信息测度的融合算法进行分析比较。WA 准则与 WBV 准则均为基于窗口特征显著性的方法, 由于我们定义的局部信息熵已经考虑了窗口内特征的相

关性, 因此新的算法仅采用 MS 准则。本文采用的8种融合算法如表1所示。其中, DT-CWT 进行4级分解, 计算结构化信息熵的窗口大小为 15×15 。本文中用到的图像均为8bit 灰度图像。下面利用3组实验对各算法的性能进行了广泛比较。

表1 本文采用的8种融合算法
Table 1 The eight fusion algorithms adopted

	MS	WA	WBV
原始 DT-CWT 系数	算法1	算法2	算法3
Petrović 算法	算法4	算法5	算法6
带内结构化信息熵	算法7 (MS)		
带间结构化信息熵	算法8 (MS)		

图2为第1组实验结果: 图2(a)为光学图像, 图2(b)为合成孔径雷达(SAR)图像, 图2(c)~图2(j)为表1中各种算法的实验结果。从实验结果可以看出: 在算法1~算法3中, SAR 图像中目标(图像左下角)进入融合图像的同时, 算法中的斑点噪声也进入了融合图像, 这使得光学图像中的细节特征被噪声污染, 因此整体的融合结果并不理想; 算法4~算法6对 SAR 图像中斑点噪声的抑制效果并不明显; 算法7、算法8的结果表明, 利用本文提出的两种测度对输入图像进行自适应加权后, 融合图像的视觉效果最好, SAR 图像中目标得到保留的同时(图像左下角), 光学图像中的细节特征也得到很好体现(图像右上部)。对图2(i), 2(j)的仔细对比发现, 基于带间结构化信息熵的算法比基于带内结构化信息熵的算法结果更好。

在下面的第2组实验中, 我们利用了3个多光谱通道和一个噪声图像进行融合, 研究多通道情况下不同的融合算法对噪声的鲁棒性。噪声图像为均值128, 标准差30的高斯噪声。

图3(a)~3(c)表明, 建筑物、河流、道路以及其它大地上的纹理特征分别表现在不同通道上。为了比较4类算法的性能, 图3(e)给出了无噪声情况下的融合结果。下面的第3组实验将表明, 算法1到算法3性能接近, 算法4到算法6性能接近, 这里只给出了算法1, 算法4, 和算法7, 算法8的实验结果。融合结果表明: 当某输入通道中存在噪声时, 采用传统的融合算法, 融合结果中来自其它通道的显著特征模糊不清; Petrović 算法对噪声有一定的抑制作用, 但效果不理想; 比较图3(e), 3(h), 3(i)说明, 新的融合方案在完美保留原图像中细节特征的同时, 对噪声输入具有很强的自适应抑制能力, 其融合性能几乎等于无噪声存在时的融合性能。例如, 尽管噪声通道的存在, 图像右下角的纹理细节在

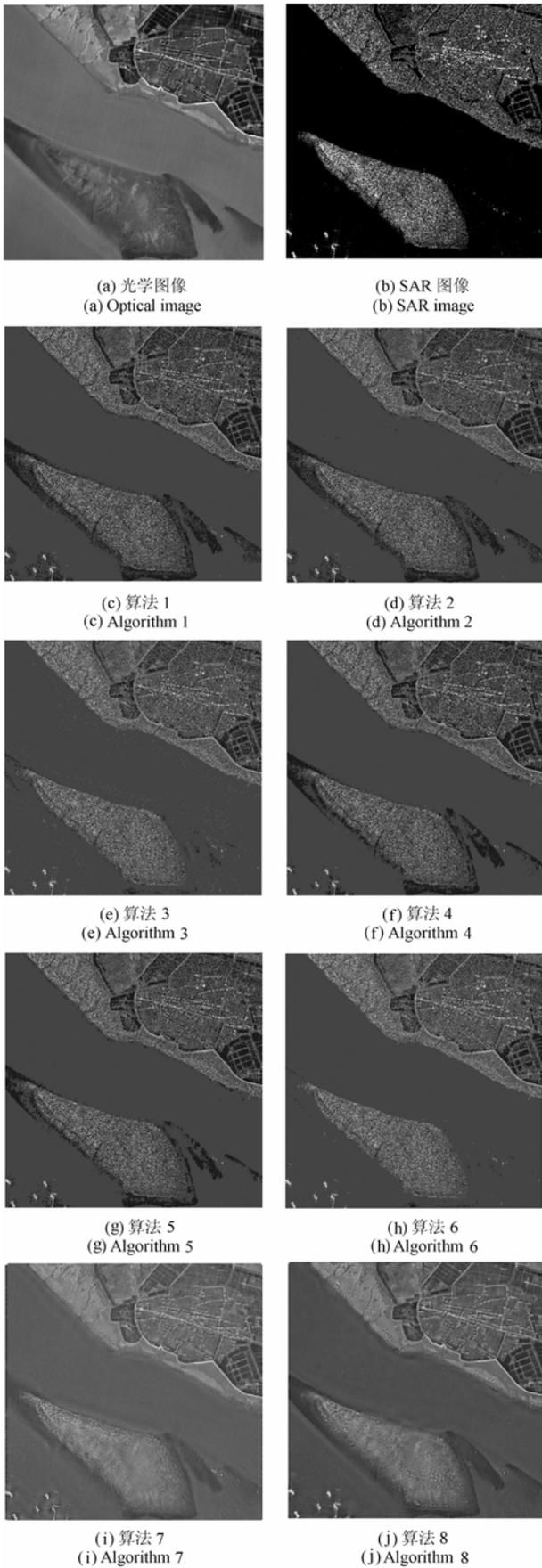


图 2 实验 1
Fig.2 Experiment 1

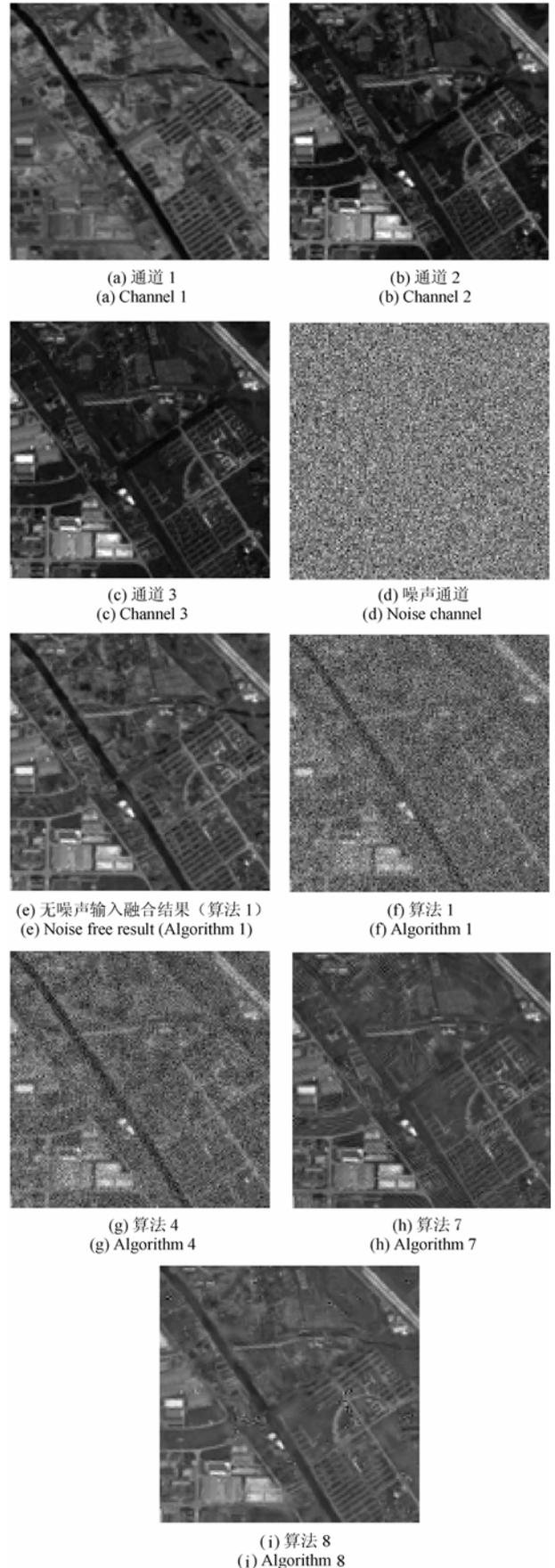


图 3 实验 2
Fig.3 Experiment 2

两种新的融合方案中得到了精确保留。本组实验仍然表明，基于带间结构化信息熵的算法比基于带内结构化信息熵的算法结果更好。

通过以上两组实验对新方案的鲁棒性进行了主观比较。在下面的第3组实验中，我们对各融合方案对噪声的鲁棒性进行定量分析。过程如下：选择“Goldhill”图像做为理想的融合图像比较各算法融合结果，首先产生一系列具有不同标准差的高斯噪声图像，用各种算法融合“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，衡量各算法对输入噪声变化时的性能。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4所示。

图4中数据表明：随着输入噪声强度的增加，传统的融合算法性能迅速恶化，如图4算法1~算法3性能曲线所示；图4算法4~算法6性能曲线说明 Petrović 首先抑制噪声再融合的算法比传统算法性能有所改善，但抑制噪声和保留有用信息的效果仍不理想；图4算法7，算法8的性能曲线说明，本文研究的两种新的融合方案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。比较图4中算法7，算法8的两组性能曲线进一步说明，基于带间结构化信息熵的算法比基于带内结构化信息熵的算法性能更好，这验证了我们在本文2.3节第一段中的推测。

图4中数据还表明，算法1~算法3性能非常接近，算法4~算法6性能非常接近。为了进一步观察本组实验的主观效果，图5给出了“Goldhill”图像和标准差为45的噪声图像的融合结果。图5(a)为“Goldhill”原图像，图5(b)为本文表1中算法1的融合结果，5(c)为算法4的融合结果，5(d)为本文研究的算法7的融合结果，5(e)为本文研究的算法8的融合结果。图5(d)，5(e)可以看出，本文研究的算法，在输入噪声比较严重的情况下，融合结果中 Goldhill 图像的纹理细节几乎被完美保留下来。

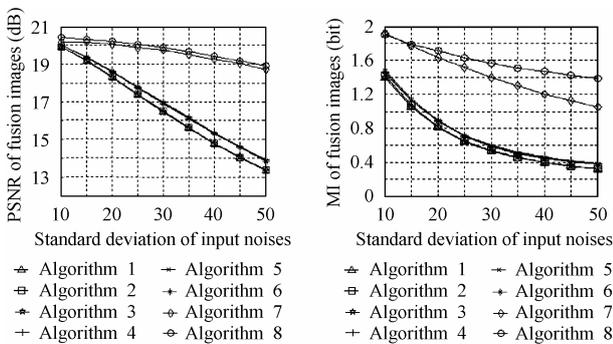


图4 算法对噪声鲁棒性的定量分析
Fig. 4 Quantitative analysis of the robustness of algorithms to noises

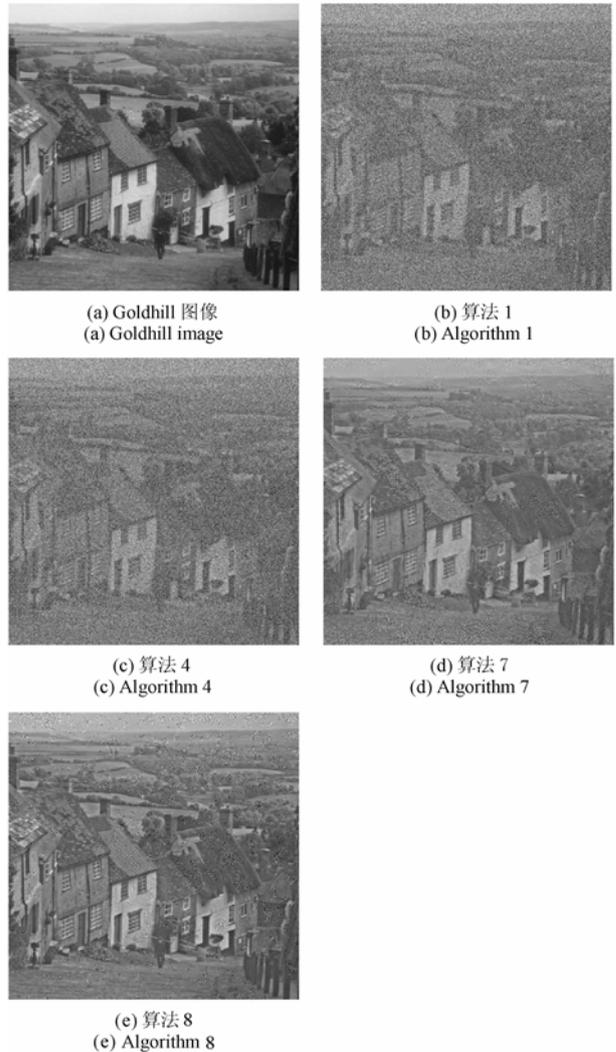


图5 实验3
Fig.5 Experiment 3

5 结束语

本文研究了含噪声图像的融合问题。视觉上有意义的图像信息往往包含一定的空间几何结构，噪声系数结构化程度低。DT-CWT的高频子带将图像的结构化特征精确表现在不同尺度和方向上。基于DT-CWT分解，本文定义了两个反映局部信息结构化程度的测度：带内结构化信息熵和带间结构化信息熵。前者利用子带内局部梯度的Shannon熵表达信息的结构化程度，后者考虑图像特征在空间邻域、相邻方向、相邻尺度上的规律性，利用Von Neumann熵定义了跨尺度的结构化信息测度。利用这两个测度在图像融合之前对图像进行加权处理，使得输入中的噪声自适应抑制，图像特征得到自适应增强，提高融合算法对噪声的鲁棒性。通过3组实验，对现有融合算法和本文研究的融合算法的性能进行了主观比较和定量分析。分析结果表明，本文提出的两种结构化信息测度可以比较有效地区分图像中的噪声和图像特征。基于这两种测度的图像融合系统在输入图像存在很大噪声变化

的情况下, 仍然具有很好的鲁棒性。

参考文献

- [1] Petrović V S, Xydeas C S. Sensor noise effects on signal-level image fusion performance. *Information Fusion*, 2003, 4(3): 167 – 183.
- [2] Loo P, Kingsbury N. Digital watermarking using complex wavelets. *IEEE International Conference on Image Processing*, Vancouver, Canada, Sept 2000, 3: 29 – 32.
- [3] Hill P, Canagarajah N, Bull D. Image fusion using complex wavelets. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2002*, Cardiff, UK, Sept 2002: 487 – 496.
- [4] Lifton J. An Introduction to Quantum Information Theory. <http://www.media.mit.edu/~lifton/acad/info/qit.pdf>.
- [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, Sept 2000: 375 – 378.
- [8] 李承祖. 量子通信和量子计算. 长沙: 国防科技大学出版社, 2000, 8.
- [9] Guiasu S. *Information Theory with Applications*. Printed in Great Britain, 1977.
- [10] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform. *Graphical Models and Image Processing*, 1995, 57(3): 235 – 245.
- [11] Toet A, van Ruyven L, Velaton J. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid. *Opt. Engineering*, 1989, 28(7): 789 – 792.
- [12] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion. *IEEE Computer Society, Fourth Int. Conf. On Computer Vision*, Berlin, Germany, 1993: 173 – 182.
- 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, 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, 研究方向为多传感器信息融合、图像处理等。