

文章编号: 1001-0920(2012)03-0355-07

## 基于多尺度积视觉特性的多聚焦图像融合算法

李华锋, 柴毅, 张晓阳

(重庆大学自动化学院, 重庆 400044)

**摘要:** 针对传统多尺度图像融合算法不能有效抑制噪声的缺陷, 提出一种基于提升静态小波变换(LSWT)多尺度积的多聚焦图像融合算法, 并在LSWT域中引入了局部可见度以及局部视觉特性对比度的概念. 在融合低频子带系数和各高频子带系数时, 分别提出了基于局部可见度和基于多尺度积的局部视觉特性对比度的系数选择方案. 实验表明, 该算法不仅能有效抑制噪声对融合算法的影响, 而且能够得到比传统方法视觉效果更好和更优量化指标的融合图像.

**关键词:** 图像融合; 提升静态小波变换; 局部可见度; 视觉特性对比度

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

## Multifocus image fusion algorithm based on multiscale products and property of human visual system

LI Hua-feng, CHAI Yi, ZHANG Xiao-yang

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China. Correspondent: LI Hua-feng, E-mail: lhfaiew@126.com)

**Abstract:** In order to overcome the drawbacks of the traditional multiscale transform based image fusion algorithm which cannot restrain the noise influence, a multifocus image fusion method is proposed based on the multiscale products of lifting stationary wavelet transform(LSWT). At the same time, the local visibility and the local visual properties contrast of the multiscale products are proposed for the fusion of the low frequency subband coefficients and the high frequency subbands coefficients, respectively. Experimental results show that the proposed algorithm not only can restrain the noise influence, but also can provide a better performance in terms of both visual quality and objective evaluation, compared with the traditional fusion methods.

**Key words:** image fusion; lifting stationary wavelet transform; local visibility; visual properties contrast

### 1 引言

对可见光成像系统而言, 成像系统的聚焦范围有限, 很难将场景中的所有目标都成像清晰. 多聚焦图像融合是指在相同条件下, 将镜头聚焦目标不同的多幅图像, 通过融合得到多个目标均清晰的图像, 以便人眼观察或计算机后续处理. 该技术能有效提高图像信息的利用率和系统对目标探测识别的可靠性. 近年来, 多分辨(MR)分析理论在图像融合中得到了广泛应用<sup>[1-5]</sup>. 在这些方法中, 小波变换是图像融合中最典型和最具代表性的多尺度变换. 然而, 传统基于卷积的离散小波变换(DWT)具有运算速度慢、占用内存大等缺陷. 相对于传统离散小波变换, 提升小波变换

虽能有效克服其不足, 但与DWT一样不具有平移不变性, 容易在融合图像的奇异处产生伪吉布斯现象, 使融合图像失真. 为了克服提升小波变换缺乏平移不变性的不足, 文献[6]给出了详细的解决方案, 得到了具有平移不变性的提升静态小波变换(LSWT).

在多尺度图像融合过程中, 融合准则的设计是决定融合图像质量的另一重要因素. 通常, 基于多尺度变换的图像融合算法只注重高频子带的融合, 对低频子带直接采用平均法. 平均法虽然简单, 但在一定程度上降低了图像的对比度, 从而使源图像中的部分有用信息丢失. 对于高频子带, 传统融合方案大都直接作用于高频子带系数. 然而, 在实际采集图像的过程

收稿日期: 2010-09-26; 修回日期: 2011-01-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60974090); 教育部博士点基金项目(102063720090013); 中央高校基本科研业务费基金项目(CDJXS10172205).

作者简介: 李华锋(1983-), 男, 博士生, 从事图像处理、信息融合的研究; 柴毅(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事信息融合与控制、图像处理等研究.

中, 往往因环境或传感器因素使采集到的图像含有噪声. 图像经多尺度分解后的高频细节信息与噪声混叠在一起, 这为恰当地选择出融合图像的多分辨率系数带来了困难. 为了得到质量优越的融合图像, 设计出受噪声影响且具有较高性能的融合算法是非常必要的, 也更有实际意义.

为了实现上述要求, 本文将多尺度积引入 LSWT 域, 根据多尺度积能充分利用小波系数的层间相关性、强化图像的边缘、弱化噪声、人眼视觉系统对图像局部对比度变化比较敏感等特性, 提出了一种基于多尺度积视觉特性的多聚焦图像融合算法. 该算法不再将设计的高频子带融合方案作用于小波系数, 而是多尺度积. 实验结果显示, 该方法对于无噪图像能充分提取其信息并注入到融合图像中, 对带噪图像能有效抑制噪声的影响, 恰当地选择出融合图像的 LSWT 系数.

## 2 提升静态小波变换与多尺度积

### 2.1 提升静态小波变换

提升方案是 Sweldens 等人提出的一种不依赖于傅立叶变换的小波构造方法. 基于提升方案的小波变换 (也称提升小波变换或第二代小波变换) 既保留了原有小波变换的特性, 又克服了平移伸缩不变性所带来的局限, 可以实现快速运算<sup>[7-8]</sup>, 因而在图像融合中得到了广泛的应用. 然而, 在提升方案中, 奇偶分裂和对奇偶采样的不同处理使得提升小波变换不具有平移不变性, 在融合图像时容易产生伪吉布斯现象, 使融合图像失真<sup>[9]</sup>. 若取消奇偶分裂环节, 并在相应滤波器系数间插入一定个数的零来实现滤波器的延拓, 则能得到具有平移不变性的提升静态小波变换, 其分解与重构结构示意图如图 1 所示. 图 1 中:  $P^{l+1}$  和  $U^{l+1}$  分别代表进行第  $l+1$  层变换时的“预测”与“更新”算子;  $a_l$  为相应的输入信号 (原始信号或近似信号),  $d_{l+1}$  和  $a_{l+1}$  分别为输入信号  $a_l$  经提升静态小波分解后的高频细节信号和低频近似信号;  $p_i^{l+1}$  和  $u_j^{l+1}$  为提升静态小波变换的预测和更新滤波器系数, 具体可表示为

$$p_i^{l+1} = p_0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{l+1}-1}, p_1, \dots, p_{m-2}, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{l+1}-1}, p_{m-1}, \quad (1)$$

$$u_j^{l+1} = u_0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{l+1}-1}, u_1, \dots, u_{n-2}, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{l+1}-1}, u_{n-1}, \quad (2)$$

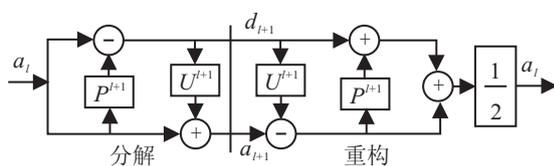


图 1 提升静态小波分解与重构示意图

$p_i (i = 0, 1, \dots, m-1)$  和  $u_j (j = 0, 1, \dots, n-1)$  分别为原提升小波变换的预测与更新滤波器系数,  $m$  和  $n$  分别为原预测算子  $P$  和更新算子  $U$  的系数个数.

### 2.2 多尺度积

由于信号和噪声在小波域中具有不同的特征<sup>[10]</sup>, 有效信号的小波系数随着尺度的增加其幅度增加或保持不变, 而噪声的小波系数随尺度的增加其幅度将逐渐减小. 并且, 信号经小波变换后各尺度相应位置上的小波系数之间以及同一尺度的小波系数之间往往具有较强的相关性, 尤其是在信号的边缘附近相关性更为明显<sup>[11]</sup>, 而高斯噪声经小波分解后能量则均匀分布在各子带上, 无明显的相关性. 因此, 图像在相邻尺度上的小波系数的乘积能够有效放大图像的边缘细节特征, 削弱噪声<sup>[12-13]</sup>. 受此思想的启发, 本文将多尺度积引入到 LSWT 域内, 定义 LSWT 域内的多尺度积为

$$F_j f(x) = \prod_{j=1}^K W_j f(x). \quad (3)$$

其中:  $K$  为非负整数, 在实际应用中取 2 已足够<sup>[13]</sup>;  $W_j f(x)$  代表信号  $f(x)$  的第  $j$  层、位置  $x$  处的 LSWT 系数. 从而, LSWT 的多尺度积可以表示为

$$F_j f(x) = W_j f(x) \times W_{j+1} f(x). \quad (4)$$

对于二维图像  $f(x, y)$ , 多尺度积的两个分量为

$$F_j^x f(x, y) = W_j^x f(x, y) \times W_{j+1}^x f(x, y), \quad (5)$$

$$F_j^y f(x, y) = W_j^y f(x, y) \times W_{j+1}^y f(x, y). \quad (6)$$

为了说明 LSWT 多尺度积的特性, 图 2 给出了一幅  $512 \times 512$  携带高斯噪声的“Peppers”图像, 以及无噪图像及其高频子带与相应的多尺度积. 由图 2 可见, 无噪图像经两层 LSWT 分解得到的 HL 子带的边缘细节十分清晰 (如图 2(c) 和图 2(d) 所示). 在加入方差为  $\sigma = 0.01$  的高斯噪声后, 其 HL 子带图像的边缘几乎被噪声所淹没 (如图 2(e) 和图 2(f) 所示). 在多尺度积中, 子带图像的边缘细节虽得到了增强, 但噪声被极大地削弱了 (如图 2(g) 和图 2(h) 所示). 因而将 LSWT 的多尺度积引入图像融合领域可以有效地将图像的边缘从噪声中区分出来.

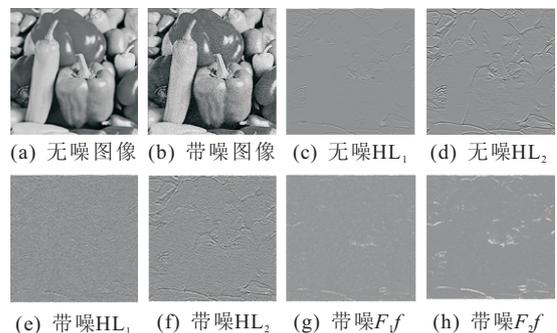


图 2 无噪与带噪 Peppers 图像及其 HL 子带与多尺度积

### 3 基于LSWT多尺度积的图像融合算法

LSWT变换不仅具有良好的空域和频域局部特性,还具有传统提升小波的优点,且由于取消了其分解过程中的奇偶分裂环节,具有平移不变性,能克服传统提升小波变换缺乏平移不变性所导致的融合图像失真现象.图像经LSWT变换后得到的各子带图像与源图像具有大小相同的特点,在融合过程中能有效减小配准误差对于融合结果的影响,且容易找到各个子带图像的对应关系,从而有利于融合运算的实现<sup>[14]</sup>.由于多尺度积能充分利用小波系数的层间相关性,强化图像边缘,弱化噪声,本文将多尺度积引入到LSWT域,提出了一种基于LSWT多尺度积的图像融合算法.

以两幅图像为例,该算法可分为以下几步:

1) 将配准好的图像  $A$  与  $B$  分别进行LSWT分解,得到不同尺度下的低频子带系数和各高频子带系数.

2) 对低频子带系数和各高频子带系数分别设计出不同的融合方案.将低频子带的融合方案直接作用于低频系数,而各高频子带的融合方案直接作用于相应的多尺度积,据此来获得融合图像的LSWT系数.

3) 进行LSWT逆变换得到最终的融合图像.

#### 3.1 低频子带系数的融合方案

图像经LSWT分解后得到的低频成份包含了图像的主要能量,决定了图像的轮廓,因此正确选择低频子带系数能提高融合图像的视觉效果.传统上对低频子带系数的融合一般采用平均法.该方法虽然简单,也能有效抑制噪声,但在一定程度上降低了对比度,使得源图像中的部分有用信息丢失.根据生理学研究结果,人类视觉实际上对图像局部对比度的变化十分敏感.对比度反映了图像内各个对象的差异,同时包含了图像的高频信息以及相对于背景的程度.鉴于此,融合方法可有选择地突出被融合图像的对比度信息,以求达到良好的视觉效果.为此,引入一种能反映图像对比度局部视觉可见度的概念,定义为

$$RL_L(x, y) = \frac{SML(x, y)}{\bar{I}_L(x, y)^{\alpha+1}}. \quad (7)$$

其中:  $SML(x, y)$  为  $L$  层低频子带系数位置  $(x, y)$  处的改进拉普拉斯能量和,且有

$$SML(x, y) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N ML^2(x+m, y+n), \quad (8)$$

$$ML(x, y) = \left| \frac{\partial^2 I_L(x, y)}{\partial x^2} \right| + \left| \frac{\partial^2 I_L(x, y)}{\partial y^2} \right| = |2I_L(x, y) - I_L(x-1, y) - I_L(x+1, y)| + |2I_L(x, y) - I_L(x, y-1) - I_L(x, y+1)|; \quad (9)$$

$\bar{I}_L(x, y)$  为  $L$  层低频子带系数以  $(x, y)$  为中心的某一局部区域均值,且有

$$\bar{I}_L(x, y) = \frac{1}{(2M+1) \times (2N+1)} \times \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N I_L(x+m, y+n), \quad (10)$$

$(2M+1) \times (2N+1)$  为局部区域大小,一般取  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$  或  $7 \times 7$ , 具体大小可以根据实验效果判定,本文算法取  $3 \times 3$ ;  $I_L(x, y)$  为尺度  $L$  位置  $(x, y)$  处的低频子带系数;  $\alpha$  为视觉常数<sup>[15]</sup>, 通常取  $0.6 \sim 0.7$  间的值,目的是根据总体亮度进行适当调整以消除对比度敏感门限与背景亮度的非线性关系的影响,本文  $\alpha$  值由实验结果确定.

由式(7)可知,局部视觉可见度不仅考虑了视觉系统对图像边缘信息的敏感性,还考虑了边缘与背景信息的关系,这里采用对比度来测量图像局部区域内的可见度.此外,式(7)采用SML而不采用其他的衡量指标是因为改进拉普拉斯能量和反映了图像的边缘特征信息,在一定程度上能恰当地表征图像的聚焦特性和清晰度.相对于图像的空间频率、方差以及图像的梯度能量等,SML在融合图像时表现出明显的优越性<sup>[16-17]</sup>,因而采用SML作为图像的清晰度度量指标来恒量图像的局部可见度.

设  $A, B$  为两幅源图像,对于低频子带系数的具体融合过程如下:

$$I_L^F(x, y) = \begin{cases} I_L^A(x, y), & RL_L^A(x, y) \geq RL_L^B(x, y); \\ I_L^B(x, y), & RL_L^A(x, y) < RL_L^B(x, y). \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $I_L^F(x, y)$ ,  $I_L^A(x, y)$  和  $I_L^B(x, y)$  分别为融合图像  $F$  以及源图像  $A$  和  $B$  的第  $L$  层位置  $(x, y)$  处的低频子带系数.

图像的局部可见度不仅考虑了图像的局部对比度信息,而且考虑了对比度敏感门限与背景亮度的非线性关系.具有较大度量值的像素点可认为来自于图像的清晰部分,因而以此来设计低频子带系数的融合方案是合理的.

#### 3.2 高频子带系数的融合方案

图像经LSWT变换后得到的高频子带反映的是图像的边缘细节信息.若源图像混有噪声,则图像经LSWT分解后噪声与图像的边缘细节信息混叠在一起.如果将融合规则直接作用于高频子带系数则会造成融合系数的误选,因为噪声的存在可能导致按照融合规则计算出的度量值是错误的.将相邻两个小波系数相乘形成的多尺度积强化了图像的重要结构信息,弱化了噪声,因此在多尺度积的基础上设计融合方案,能有效抑制噪声的影响,恰当地选择出融合图像的小波系数.

根据式(9)可知,拉普拉斯算子和ML在一定程

度上反映了图像的梯度信息,能恰当地反映像素之间的变化.图像经LSWT分解后形成的多尺度积强化了图像的边缘特征,弱化了噪声,因此在LSWT多尺度积的基础上引入拉普拉斯算子和作为图像的一种边缘信息特征,能有效降低噪声的干扰,提高融合算法性能,其计算公式为

$$\begin{aligned} \text{PML}_l^k(x, y) = & |2F_l^k I(x, y) - F_l^k I(x-1, y) - \\ & F_l^k I(x+1, y)| + |2F_l^k I(x, y) - \\ & F_l^k I(x, y-1) - F_l^k I(x, y+1)|. \end{aligned} \quad (12)$$

其中:  $F_l^k I(x, y)$  为第  $l$  层第  $k$  个方向 ( $k$  代表图像经LSWT分解得到的水平、垂直和对角3个方向) 位置  $(x, y)$  处LSWT的多尺度积;  $\text{PML}_l^k(x, y)$  为对应的作用于LSWT多尺度积上的拉普拉斯算子和.

考虑到视觉系统对于图像局部对比度变化较为敏感的特性,引入视觉特性对比度的概念,其定义为

$$\text{HC}_{l,k}(x, y) = \omega(\bar{I}_l(x, y)) \frac{\text{PML}_l^k(x, y)}{\bar{I}_l(x, y)}, \quad (13)$$

其中  $\bar{I}_l(x, y)$  为第  $l$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) 层低频子带系数的局部区域均值,其表达式为

$$\begin{aligned} \bar{I}_l(x, y) = & \frac{1}{(2M+1) \times (2N+1)} \times \\ & \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N I_l(x+m, y+n), \end{aligned} \quad (14)$$

$\omega(\bar{I}_l(x, y))$  为权系数.考虑到对比度敏感门限与背景亮度的非线性关系,引入根据局部区域平均亮度调整的权系数,定义为

$$\omega(\bar{I}_l(x, y)) = \left( \frac{1}{\bar{I}_l(x, y)} \right)^\alpha, \quad (15)$$

其中  $\alpha$  为视觉常数,与式(7)中的  $\alpha$  作用相同.

图像的特征信息不是由单一的像素所表征的,而是由某一局部区域内的多个像素来表征和体现,并且这一局部区域内各个像素往往具有较强的相关性<sup>[18]</sup>.同时,为了进一步满足人眼视觉对图像局部对比度比较敏感的特性,引入式(16)所示的局部视觉特性对比度的概念,定义为

$$\text{SR}_{l,k}(x, y) = \sum_{p=-P}^P \sum_{q=-Q}^Q \text{HC}_{l,k}(x+p, y+q), \quad (16)$$

其中  $(2P+1) \times (2Q+1)$  表示局部区域大小,一般可取为  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$  或  $7 \times 7$ , 本文取  $3 \times 3$ . 此时,高频系数的选择方案为

$$I_{l,k}^F(x, y) = \begin{cases} I_{l,k}^A(x, y), & \text{SR}_{l,k}^A(x, y) \geq \text{SR}_{l,k}^B(x, y); \\ I_{l,k}^B(x, y), & \text{SR}_{l,k}^A(x, y) < \text{SR}_{l,k}^B(x, y). \end{cases} \quad (17)$$

其中  $I_{l,k}^A(x, y)$ ,  $I_{l,k}^B(x, y)$ ,  $I_{l,k}^F(x, y)$  分别为源图像  $A$  和  $B$  以及融合图像  $F$  的第  $l$  层第  $k$  个方向位置  $(x, y)$  处的高频子带系数.

## 4 实验仿真及其分析

为了验证本文算法的融合性能,除本文算法外,另外采用6种算法对2组无噪多聚焦图像和一组带噪多聚焦图像分别进行融合实验.在6种融合算法中,方法1与方法2分别采用基于DWT的融合算法和基于LSWT的融合算法,均采用简单的低频子带系数取平均、高频子带系数取模值最大的融合方案来验证LSWT相对于DWT的优越性;方法3采用LSWT作为图像的多尺度分解工具,低频子带系数取本文所设计的融合规则,各高频子带系数按模值取大的融合规则来说明本文所设计的低频系数融合方案相对于传统平均法的优越性;方法4对于图像经LSWT分解得到的低频子带系数和各高频子带系数,分别采用本文设计的融合方案和基于传统区域对比度的高频系数融合方案<sup>[14]</sup>;方法5对于LSWT分解得到的低频和各高频子带系数,分别采用文献[14]设计的低频和高频系数融合方案,以验证本文提出的融合方案相对于传统融合方案的性能;方法6采用本文提出的子带系数的融合方案,与本文算法所不同的是,方法6的高频系数融合方案直接将融合规则作用于小波系数而不是多尺度积,以验证本文算法的融合性能(上述方法中小波的分解层数均为3).

### 4.1 无噪多聚焦图像融合实验

图3和图4是对于已配准好的无噪多聚焦图像Pepsi和Flower的融合实验结果,其中图3(c)~图3(i)和图4(c)~图4(i)分别为不同融合方法得到的融合图像.为了更好地从视觉效果上来评价不同方法所获得的融合图像效果,图3(j)~图3(p)分别为相应的融合图像标记部分与源图像(图3(b))标记部分之间的差异;图4(j)~图4(p)分别为不同融合方法得到的融合图像与源图像(图4(b))之间的差异.对于清晰区域,融合图像与源图像之间的差异越少说明该方法将源图像的特征信息转移到融合图像中的越多,融合方法越成功.图3(j)~图3(p)反映了图3(c)~图3(i)的局部视觉效果,图4(j)~图4(p)反映了图4(c)~图4(i)的视觉效果.由图3(j)和图3(k)以及图4(j)和图4(k)可以看出,基于传统小波变换的图像融合方法在融合图像的边缘部分出现了“波纹”和虚假信息,而基于LSWT的简单融合得到的图像则不存在这种现象,其主要原因是采用传统小波变换对图像进行分解和重构时需要进行下采样和上采样操作,使得传统的小波变换不具有平移不变性,导致了融合图像失真,使融合图像的视觉效果较差.而LSWT对图像进行分解与重构时因取消了奇偶分裂环节而不需要对图像进行采样操作,具有平移不变性,从而避免了图像分解和重构过程中引入的频率混叠效应.

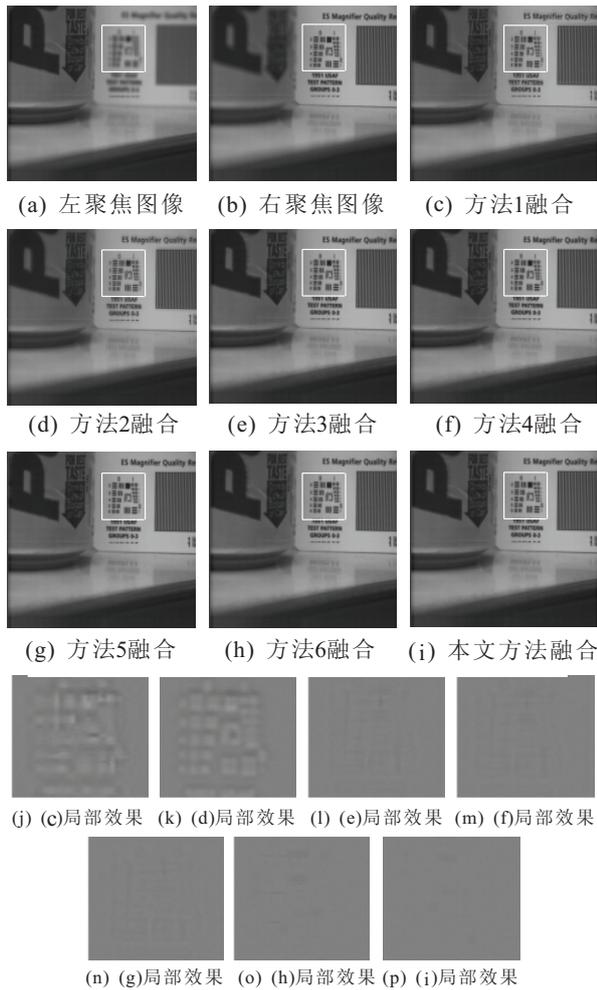


图3 多聚焦图像Pepsi融合效果比较

由图3(l), 图3(k), 图4(l)和图4(k)可以看出, 方法2并不能有效提取源图像信息并注入到融合图像中, 而方法3能有效提取源图像信息并将其转移到融合图像中, 这主要是由低频子带系数采用不同的融合规则造成的, 同时也表明了本文所提出的低频子带系数融合规则的有效性和优越性. 由图3(l)~图3(n)以及图4(l)~图4(n)所残留的信息中可以看出, 方法3, 方法4和方法5均未能充分提取源图像信息并注入到融合图像中. 而图3(o)和图3(p)以及图4(o)和图4(p)则表明, 本文所提出的方法能更有效地将源图像信息提取并转移到融合图像中, 使得源图像中有用信息能得到很好地保留. 这不仅是因为本文所设计的低频子带系数选择方案的优越性和合理性, 还在于本文所提出的局部视觉特性对比度的合理性, 表明在多尺度积的基础上设计融合规则是合理的, 同时表明了本文所设计的融合方案相对于传统方法的有效性和优越性.

除了对融合图像进行主观评价外, 还采用互信息(MI)<sup>[19]</sup>和 $Q^{AB/F}$ <sup>[20]</sup>作为客观评价指标. 采用这两个指标是因为图像融合的目的是融合信息, 且不需知道理想的融合图像, 在评价图像质量时得到了广泛采纳<sup>[9,17,21]</sup>, 具有一定的代表性. 其中: MI用来度量源图

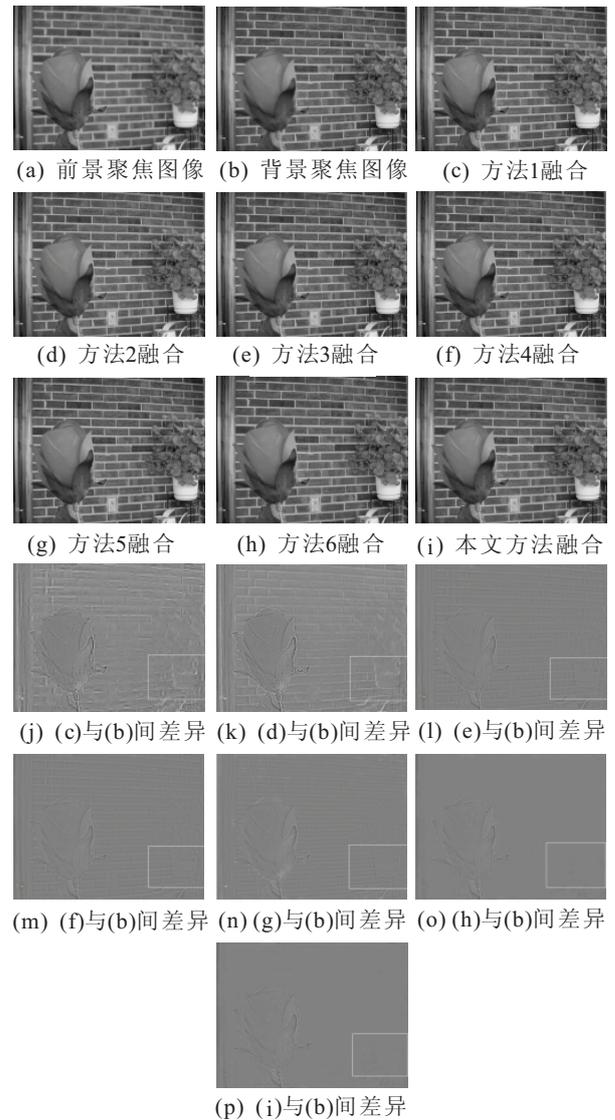


图4 多聚焦图像Flower融合效果比较

像有多少信息转移到了融合结果中,  $Q^{AB/F}$ 是利用Sobel边缘检测来衡量有多少边缘细节信息从源图像转移到了融合图像, 二者的值越大说明融合的效果越好.

表1给出了7种融合算法客观评价数据. 由表1可以看出LSWT相对于DWT在融合图像时所表现出的优越性, 同时, 方法3~方法5以及本文算法的客观评价数据反映了本文设计的低频与高频系数选择方案对融合图像性能的影响. 虽然本文算法的客观评价

表1 不同融合算法性能比较

融合方法	Pepsi		Flower	
	MI	$Q^{AB/F}$	MI	$Q^{AB/F}$
方法1	6.471 1	0.728 2	5.093 8	0.664 3
方法2	6.760 8	0.754 4	5.422 3	0.691 9
方法3	7.158 4	0.763 6	5.475 0	0.692 1
方法4	7.171 5	0.764 2	5.520 1	0.692 7
方法5	7.155 7	0.764 0	5.515 5	0.692 5
方法6	7.305 7	0.770 4	7.255 5	0.718 5
本文算法	7.437 6	0.774 5	7.218 4	0.718 2

数据在 Flower 图像上略低于方法6的数据(这是由图像本身的属性所造成的),但本文方法(方法6和本文算法)优于以上5种算法的结论是不变的,这表明了本文所设计的融合方案的优越性以及本文算法的合理性,同时表明本文提出的方法(方法6和本文算法)在融合无噪图像时,能从源图像中提取更多的有用信息并注入到融合图像中,具有更好的融合性能,与从视觉效果上所得出的结论是一致的。

## 4.2 带噪多聚焦图像融合实验

本文算法最大的特点是在图像含有噪声时仍能恰当地选择出融合图像的小波系数.为了验证此特性,对携带高斯噪声的多聚焦图像(方差为0.01)进行融合实验,实验结果如图5所示.

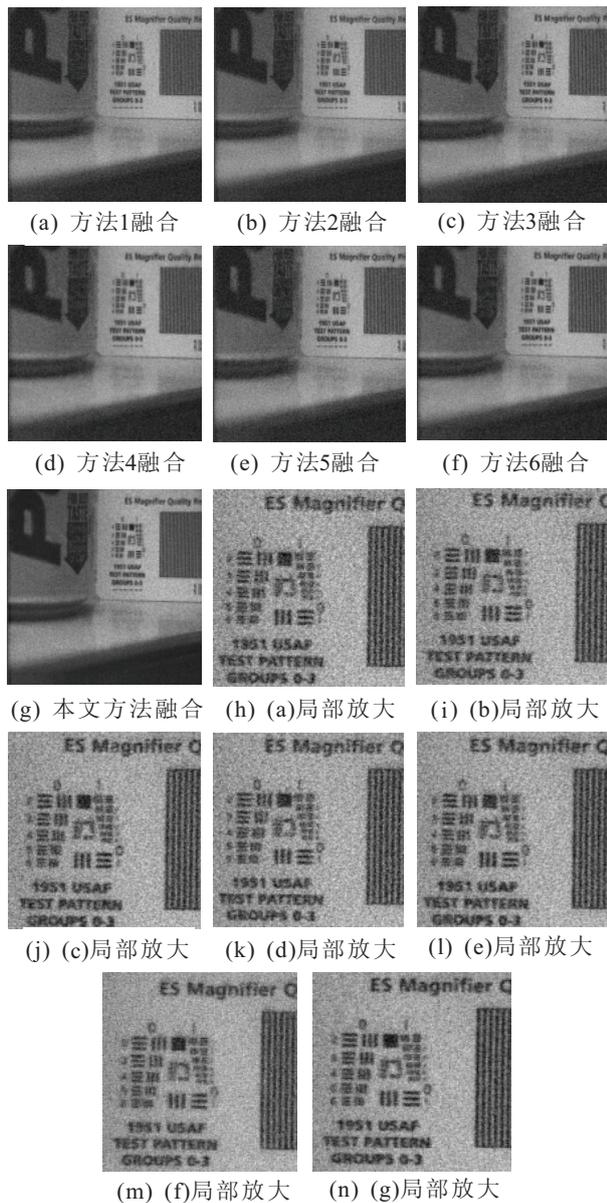


图5 带噪多聚焦Pepsi图像融合结果比较

除了主观视觉上对带噪融合图像进行评价外,仍采用互信息MI和 $Q^{AB/F}$ 作为客观评价指标对融合

图像进行评价.所不同的是这里将无噪的图像看成源图像,用MI和 $Q^{AB/F}$ 来衡量融合图像中包含多少无噪源图像信息.然而,MI和 $Q^{AB/F}$ 仅能反映不同算法在提取源图像信息方面的能力,不能表达融合图像与带噪源图像之间噪声含量的变化.为此,本文引入改进的峰值信噪比概念,即

$$\Delta\text{PSNR} = 10 \left( \log \frac{255}{\sigma_{n,f}^2} - \log \frac{255}{\sigma_n^2} \right), \quad (18)$$

其中 $\sigma_{n,f}^2$ 和 $\sigma_n^2$ 分别为融合图像和带噪源图像的方差.由式(18)可以看出,融合图像中所含噪声越少, $\Delta\text{PSNR}$ 值越大.当 $\Delta\text{PSNR}$ 趋于零时,表明融合图像的噪声含量与源图像的噪声含量相接近; $\Delta\text{PSNR}$ 值越小于零,表明融合图像的噪声含量较源图像越大.

为了便于比较,图5(h)~图5(n)对带噪的各融合图像分别进行了局部放大.通过放大结果可以看出,方法1~方法3得到的融合图像噪声含量较大.这是由于在进行图像融合时将高频子带的部分噪声当成了图像的边缘信息而注入到了融合图像中,模糊了图像的边缘,增大了噪声含量.通过比较可以发现,本文方法获得的图像融合效果最好,图像字母也较前6种方法更清晰.表明本文算法在融合带噪图像时能够表现出比其他6种算法更高的融合性能,表2中MI和 $Q^{AB/F}$ 数值的变化也证实了这一点. $\Delta\text{PSNR}$ 的变化表明本文算法所获得的融合图像的噪声含量与源图像相接近,并没有在融合过程中引入较多的噪声,相对于前6种算法其融合性能最佳.

表2 带噪图像融合结果的客观评价

融合方法	Pepsi		
	MI	$Q^{AB/F}$	$\Delta\text{PSNR}$
方法1	1.5445	0.1546	-4.1897
方法2	1.6240	0.1576	-2.2556
方法3	1.7174	0.1608	-2.2480
方法4	1.7281	0.1652	-1.8996
方法5	1.7190	0.1610	-2.0064
方法6	1.7290	0.1605	-1.8573
本文算法	1.8555	0.1831	-0.4232

## 5 结论

LSWT作为一种多尺度分析工具,不仅具有传统小波变换的良好空域和频域局部特性,还具有提升小波变换的快速运算特性以及平移不变性.在融合过程中能消除伪吉布斯现象,有效减小配准误差对融合图像的影响.鉴于此,本文提出了一种基于LSWT多尺度积的图像融合方法,对于图像经LSWT分解得到的低频子带设计了一种基于局部视觉可见度的系数选择方案;对于高频子带提出了一种基于LSWT多尺度积的局部视觉特性对比度的系数选择方案.该方案能有效抑制噪声对融合图像质量的影响,恰当选择出融

合图像的小波系数. 对无噪多聚焦图像以及带噪的多聚焦图像分别进行了融合实验, 结果显示本文所提出的融合方法在融合无噪图像和带噪图像时均表现出了优越的融合性能, 具有更广的应用范围.

### 参考文献(References)

- [1] 吴艳, 杨万海. 基于小波分解和进化策略的图像融合方法[J]. 光学学报, 2003, 23(6): 671-676.  
(Wu Y, Yang W H. Image fusion based on wavelet decomposition and evolutionary strategy[J]. Acta Optica Sinica, 2003, 23(6): 671-676.)
- [2] 刘坤, 郭雷, 常威威. 基于Contourlet变换的区域特征自适应图像融合算法[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 681-686.  
(Liu K, Guo L, Chang W W. Regional feature self-adaptive image fusion algorithm based on Contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 681-686.)
- [3] 刘刚, 许林峰. 基于非采样Contourlet变换的红外与可见光图像融合及稳健性分析[J]. 控制与决策, 2010, 25(4): 623-626.  
(Liu G, Xu L F. Infrared and visible light images fusion method based on NSCT and its robustness analysis[J]. Control and Decision, 2010, 25(4): 623-626.)
- [4] 王蓉, 高立群, 柴玉华, 等. 一种多聚焦图像融合方法[J]. 控制与决策, 2005, 20(11): 1256-1260.  
(Wang R, Gao L Q, Chai Y H, et al. Approach to multifocus image fusion[J]. Control and Decision, 2005, 20(11): 1256-1260.)
- [5] Yang S, Wang M, Jiao L C. Image fusion based on a new contourlet packet[J]. Signal Processing, 2010, 11(2): 78-84.
- [6] Lee C S, Lee C K, Yoo Y. New lifting based structure for undecimated wavelet transform[J]. Electronics Letters, 2000, 36(2): 1894-1895.
- [7] Sweldens W. The lifting scheme: A custom-design construction of biorthogonal wavelets[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 1996, 3(2): 186 - 200.
- [8] Sweldens W. The lifting scheme: A construction of second generation wavelets[J]. SIAM J on Mathematical Analysis, 1998, 29(2): 511 - 546.
- [9] Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling contourlet transform domain[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.
- [10] Mallat S, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1992, 38(2): 617-643.
- [11] Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4): 341 - 347.
- [12] Xu Y S, Weaver J B, Healy D M, et al. Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1994, 3(6): 747-758.
- [13] Bao P, Zhang H. Noise reduction for magnetic resonance images via adaptive multiscale products thresholding[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2003, 22(9): 1089-1099.
- [14] 张强, 郭宝龙. 基于非采样Contourlet变换多传感器图像融合算法[J]. 自动化学报, 2008, 34(2): 135-141.  
(Zhang Q, Guo B L. Fusion of multi-sensor image based on the nonasubsampling Contourlet transform[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(2): 135-141.)
- [15] 黄继武, 戴宪华. 基于视觉系统特性的图像分割编码算法[J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(5): 400-404.  
(Huang J W, Dai X H. Feature of human vision system based division coding algorithm[J]. J of Image and Graphics, 1999, 4(5): 400-404.)
- [16] Wei H, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 932-500.
- [17] 屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化Contourlet域多聚焦图像融合方法[J]. 光学精密工程, 2009, 17(5): 1203-1212.  
(Qu X B, Yan J W, Yang G D. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized Contourlet transform domain based on sum-modified-laplacian[J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(5): 1203-1212.)
- [18] 刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合算法及性能评价[J]. 自动化学报, 2002, 28(6): 927-934.  
(Liu G X, Yang W H. A wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(6): 927-934.)
- [19] Qu G H, Zhang D L, Yan P F. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronics Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [20] Petrovic V, Xydeas C. On the effects of sensor noise in pixel level image fusion performance[C]. Proc of the 3rd Int Conf on Image Fusion Paris. Paris: IEEE Press, 2000, 2: 14-19.
- [21] Loza A, Bull D, Canagarajah N, et al. Non-gaussian model based fusion of noisy images in the wavelet domain[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(1): 54-65.