

# 图像融合算法性能分析与评价效果研究

张勇<sup>1,2</sup> 金伟其<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>北京理工大学信息与科学技术学院, 北京 100081; <sup>2</sup>军械工程学院军械技术研究所, 河北 石家庄 050000)

**摘要** 不同融合算法从不同角度对融合图像产生解释,从而产生不同亮度、不同对比度的融合图像。对融合算法进行性能分析可减少图像信息的不确定性,提高图像解析度。在总结现有图像融合算法基础上,对不同融合算法获得的融合图像,采用主观评价方法进行打分排序。实验结果表明,相比加权融合算法,塔型融合算法和小波变换融合算法具有更好的场景适应性,有利于提高场景中的重要特征和图像细节。加权融合算法虽然对特定场景会获得较高分值,但在场景适应性上存在一定局限性。因此,对于实际应用的图像融合系统应根据不同的任务要求和应用环境,选择采用不同的融合算法,以期达到最佳的场景解释效果。

**关键词** 图像处理;融合;评价;主观

中图分类号 O436

OCIS 100.0118 100.1160 100.3008

文献标识码 A

## Study of Assessment Effects and Image Fusion Algorithms Performance Analysis

Zhang Yong<sup>1,2</sup> Jin Weiqi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology University, Beijing, 100081, China  
<sup>2</sup> Mechanical Engineering Institute, Shijiazhuang Mechanical Engineering College, Shijiazhuang, Hebei 050000, China

**Abstract** Different fusion algorithms interpret fusion images from different aspects, which generate fusion images of different brightnesses and different contrasts. Image fusion algorithms performance analysis can reduce the uncertainty of image information and improve the image resolution. Based on the generalization of these existing fusion algorithms, these fusion images obtained by different fusion algorithms are collated by means of subjective assessment score. The experimental result indicates the pyramidal fusion algorithms and wavelet transform algorithms can improve the important characteristics and image detail, which have better adaptability than those of weighted fusion algorithms in different scene. Though weighted fusion algorithms can get higher score in special scene, it has limitation of scene adaptability. Therefore, the practical image fusion system should choose different fusion algorithms to adjust different task requirements and applied circumstances in order to acquire the optimum scene interpreting effect.

**Key words** image processing; fusion; assessment; subjective

## 1 引言

图像融合是将两个或两个以上的传感器在同一时间(或不同时间、不同条件)获取的关于某个场景的图像或图像序列信息加以综合,生成一个新的有关此场景的解释,而这个解释是从单一传感器获取的信息中无法得到的。图像融合的目的是减少图像信息的不确定性,提高图像解析度。为解决多光谱、多时相、多分辨率、多传感器平台等多源图像的融合问题,目前常用的融合算法有加权平均法、主成份分析(PCA)变换法、基于塔型结构的多分辨率方法、小波变换法和基于上述传统算法的多种改进算法<sup>[1]</sup>。不同的融合算法从不同角

收稿日期: 2010-03-31; 收到修改稿日期: 2010-06-09

作者简介: 张勇(1974—),男,博士研究生,工程师,主要从事融合图像质量评价方面的研究。

E-mail: bit10701159@163.com

导师简介: 金伟其(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事光电信息处理方面的研究。E-mail: jinwq@bit.edu.cn

度对融合图像产生解释,从而产生不同亮度、不同对比度的融合图像。全面、客观的融合图像质量评价不仅可以比较各个融合算法的优劣,还可根据融合效果对融合算法进行改进和完善,具有重要的指导意义和参考价值。本文在总结现有图像融合算法基础上,对不同融合算法获得的融合图像,采用主观评价方法进行排序,并根据实验结果对各种融合算法进行了性能比较。

## 2 图像融合方法

图像融合的层次可分为信号级、像素级、特征级和决策级(或符号级)。由于像素级融合处理的图像原始信息量最多,是后续处理的基础,因此在多源图像融合的研究中是最重要、最根本的多源图像融合方法。目前常用的像素级图像融合的算法主要有加权平均方法和多分辨率方法。其中多分辨率方法又包括金字塔分解和小波变换。

### 2.1 加权融合算法

加权法采用某种加权算法将不同融合图像的变换系数综合为一组新的性能指标,综合结果使其性能指标达到最优。加权融合算法是一种最简单的图像融合方法,直接在空域内对多幅源图像的对应像素点进行加权处理。设  $A(i,j)$  是融合前图像  $A$  在  $(i,j)$  的像素值,  $B(i,j)$  是融合前图像  $B$  在  $(i,j)$  的像素值,  $F(i,j)$  是融合前图像  $F$  在  $(i,j)$  的像素值。则融合后图像为

$$F(i,j) = \omega_A A(i,j) + \omega_B B(i,j), \quad (1)$$

式中  $\omega_A, \omega_B$  分别为加权系数。可用的加权方法主要包括平均加权法,取大加权法和取小加权法,分别表示为

$$F(i,j) = \omega[A(i,j) + B(i,j)], \quad \omega = 0.5, \quad (2)$$

$$F(i,j) = \max[A(i,j), B(i,j)], \quad (3)$$

$$F(i,j) = \min[A(i,j), B(i,j)]. \quad (4)$$

加权融合算法简单直观,适于在线实时处理,但选择算子对噪声的敏感性很强,平均算子往往导致图像的对比度降低,甚至可能出现明显的拼接痕迹,在很多应用场合无法获得满意的融合效果。

### 2.2 PCA 算法

考虑到人眼视觉对图像对比度敏感这一特性,可采用基于局部区域对比度的权值选择方案,即采用 PCA 方法<sup>[2]</sup>。PCA 方法就是寻找使融合图像强度方差最大的权值  $\omega_A, \omega_B$  的方法。针对实际应用中的目标特性,一种自适应确定权值的方法是通过源图像的自相关矩阵或自协方差矩阵进行主成分分析,然后由矩阵的最大特征值对应的特征向量来获得权值。首先计算两幅图像矩阵的协方差,即

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} v_A & c_{AB} \\ c_{AB} & v_B \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中有

$$v_A = \frac{1}{mn} \sum_{x,y} [A(x,y) - \mu_A]^2, \quad (6)$$

$$v_B = \frac{1}{mn} \sum_{x,y} [B(x,y) - \mu_B]^2, \quad (7)$$

$$c_{AB} = \frac{1}{mn} \sum_{x,y} [A(x,y) - \mu_A][B(x,y) - \mu_B], \quad (8)$$

$$\mu_A = \frac{1}{mn} \sum_{x,y} A(x,y), \quad \mu_B = \frac{1}{mn} \sum_{x,y} B(x,y). \quad (9)$$

然后计算该协方差矩阵的特征值  $\lambda_1, \lambda_2$ 。

令  $\det(\mathbf{C} - \lambda I) = 0$ , 即

$$\begin{bmatrix} v_A - \lambda & c_{AB} \\ c_{AB} & v_B - \lambda \end{bmatrix} = 0. \quad (10)$$

$\omega_A, \omega_B$  即为对应最大特征值的特征向量中的两个元素,结合  $\omega_A + \omega_B = 1$ , 即可求得该权值。PCA 方法进行图像加权融合时,增大了灰度梯度大的图像成分,所以在处理两幅灰度梯度相差很大的图像时效果显著,

但是该方法也会受到盲元、噪声等灰度突变点的影响,使效果变差。

### 2.3 塔型变换融合算法

基于塔型变换的融合算法在不同分辨率上提取每幅源图像的显著性特征,并有效地结合这些特征得到融合图像。塔型变换融合算法比加权融合算法在一定程度上能产生更高对比度的图像,并承载更多的信息量。按照塔型结构形成方法的不同,可分为高斯-拉普拉斯金字塔、梯度金字塔、比率低通金字塔、形态学金字塔等。其中最基本的是高斯金字塔<sup>[3]</sup>,它通过高斯核对源图像  $G_0$  进行卷积获得。经过滤波的图像再进行选择隔行隔列的降采样,产生新的图像  $G_1$ ,卷积和降采样过程可表示为

$$G_1(x, y) = \sum_{u=-p}^p \sum_{v=-p}^p K(u, v) G_0(2x + u, 2y + v). \quad (11)$$

在  $G_1$  上重复以上过程可以得到  $G_2$ ,直到获得金字塔图像  $G_0, G_1, G_2, \dots, G_n$ 。每幅图像和源图像相比降低了分辨率和采样密度,从而导致了高频信息的损失。为了比较高斯金字塔不同层次上的不同信息,可复制图像  $G_{k+1}$  并在每行每列用高斯核  $K$  进行卷积,得到和图像  $G_k$  同样大小的新图像  $E_k$  即

$$E(x, y) = \sum_{u=-p}^p \sum_{v=-p}^p K(u, v) G_{k+1} \{ \text{floor}[(x + u)/2], \text{floor}[(y + v)/2] \}. \quad (12)$$

式中  $\text{floor}()$  表示取不大于()中数字的最大整数。然后计算高斯金字塔  $G_k$  和所得的  $E_k$  相对应的低一级的图像相减,产生的新图像  $L_k$ ,

$$L_k(x, y) = G_k(x, y) - E_k(x, y), \quad (13)$$

式中  $L_k(x, y)$  代表第  $k$  层上高斯金字塔的高频信息。这样就构建了一个新的图像序列,即  $L_0, L_1, \dots, L_{N-1}$ ,它们代表源图像在不同分辨率上的显著性信息。这种结构称为拉普拉斯金字塔(LP),随着 LP 金字塔融合方法的逐步应用,出现了一些改进方案,如进行多尺度对比度增强以提高融合图像亮度和梯度水平的对比度金字塔<sup>[4]</sup>、对局部亮度对比度变化敏感的低通比率金字塔<sup>[5]</sup>、结构简单易于在硬件平台实现的 FSD 金字塔<sup>[6]</sup>、具有一定方向分辨能力的梯度金字塔(GP)<sup>[7]</sup>和用非线性形态学滤波器代替线性滤波器的形态学金字塔<sup>[8]</sup>等。

### 2.4 小波变换融合算法

和塔型结构融合算法相比,小波变换融合算法在分解过程中引入了空间方向,在抑制噪声的同时可提取显著的纹理和边缘等特征,同时小波分解的不同尺度具有高度的独立性,从而保证了融合效果的显著提高<sup>[9]</sup>。基于小波变换的融合算法首先对两幅源图像进行  $n$  次小波变换( $n$  通常取 2 或 3),以得到各自相应的低频近似图像和高频细节图像,然后采用加权平均的方法融合两幅源图像的低频近似图像,从高到低,根据两幅高频子带图像中对应像素一定区域内的灰度对比累计值,来确定取哪个融合前图像子带图像中的像素作为融合图像中的像素;获得融合后的各频带子图像后,对其进行小波逆变换,得到最终的融合图像。采用 Mallat 小波变换算法的基本过程如下:设二维图像  $\{I_0(m, n)\}$ ,对于给定的尺度和小波函数,可利用

$$\{I_k(i, j)\} = \sum_m \sum_n I_{k-1}(m, n) \cdot h(2m - i)h(2n - j), \quad (14)$$

$$d_k^H(i, j) = \sum_m \sum_n I_{k-1}(m, n) \cdot h(2m - i)g(2n - j), \quad (15)$$

$$d_k^V(i, j) = \sum_m \sum_n I_{k-1}(m, n) \cdot g(2m - i)h(2n - j), \quad (16)$$

$$d_k^D(i, j) = \sum_m \sum_n I_{k-1}(m, n) \cdot g(2m - i)g(2n - j), \quad (17)$$

进行分解。式中  $h$  和  $g$  分别表示理想低通滤波器和高通滤波器响应函数,在对图像分解之后,分别对水平、垂直和对角三个方向的高频部分进行融合,然后再进行重建。分解后图像的重建过程为

$$I_{k-1}(m, n) = I_k + d_k^H + d_k^V + d_k^D. \quad (18)$$

对于许多图像,低频成分蕴含着图像的基本特征,反映了源图像的近似和平均性,集中了源图像的大部分信息,高频成分给出了图像的细节或差别,所以在进行数据融合时,低频图像一般对低频部分采用能量加权方法,高频部分常采用基于区域特性因子的选择策略。离散小波变换通常能够获得比较好的融合效果,且计算速度快,但在计算过程中进行了降采样,因而不具有平移不变性,这会影响到融合规则中小波系数的比较。Rockinger<sup>[10]</sup>通过不采用降采样过程得到了具有平移不变性的小波变换(SIDWT),这一方法比较复杂,

计算量大,但效果较好。P. Bull 等<sup>[11]</sup>应用双小波变换(DT-CWT)发展了该方法,获得了比 SIDWT 和 DWT 更好的融合效果。

小波变换作为一种多尺度分析工具,具有良好的空域和频域局部特性,但是二维可分小波是一维小波的简单张成,各向同性的性质导致方向选择性差,不能有效捕捉轮廓信息,并且绝大多数基于小波变换的图像融合算法中,高频小波系数的选择采用的是一种近似的“模值取大”的融合规则,这使得基于小波变换的图像融合算法容易引入“人为”效应或高频噪声,从而降低融合图像的质量。针对小波变换这一缺陷,Contourlet 变换被应用于图像融合算法中<sup>[12]</sup>,除了具有多尺度、时频局部特性外,还具有方向特性,允许每个尺度上有不同数目的方向,其基支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“各向异性”特性,能够用更少的系数来表达光滑的曲线,更好地捕捉图像的边缘信息。另外也有将经验模态分解(EMD)<sup>[13]</sup>运用到医学图像融合中。EMD 常用于非线性和非稳态数据分析,具有比小波分析更好的空间和频率特性,将其良好的描述信号物理特性的能力拓展到对二维图像信号的分析上,可利用二维经验模态分解(BEMD)进行图像融合。

### 3 融合图像评价方法

图像质量评价方法可分为主观判别方法和客观判别方法。主观判别方法以人的视觉效果作为评判准则,由观察者对图像质量给出判断。客观判别方法用可定量分析的数学模型表达出人对图像的主观感受,再经过各种数学计算得到图像质量的科学指标<sup>[14]</sup>。

归纳近年来的客观评价方法大致可分为 4 类。第一类型是基于全像素统计理论的评测方法。通过计算源图像(或参考图像)和融合图像在像素层面的绝对差值,并将累计的差值作为图像的质量度量,常用的统计指标包括均方差、峰值信噪比、均值、标准差、梯度、空间频率等。该评测方法完全忽略人眼视觉特性对图像质量评测结果的影响,算法实现虽然简单,但其评测结果常与人的主观感受相偏离。第二类型是基于信息理论的评测方法。根据 Shannon 信息论原理,通过计算源图像(或参考图像)和融合图像之间的熵、总体交叉熵、交互信息量(又称互信息,MI)、联合熵、偏差熵、偏差  $D$ (又称为偏差指数)等指标来判断融合图像的质量,该方法借助信息工程学中熵的概念,克服了全像素统计理论中主观赋权的局限性,根据各评价指标的差异程度来修正权重,但和主观评价结果仍有较大的差异。第三类型是基于人眼视觉特性仿生理理论的评测方法<sup>[15]</sup>。该方法通过模仿人眼对像素层绝对差值的认知机制,通过掩盖低于人眼感知能力的差异,修正评测结果。其方法从原理上较好地体现了人眼对图像质量的感知机制,但由于目前对人眼视觉感知机制的认识还很有限,仿生模型的实现又非常复杂,且模型性能和上述两种方法相比不具有明显的优越性。第四类型即以结构相似法<sup>[16]</sup>为代表的基于特征参数的评测方法。该方法利用人眼视觉机制的特点,通过设计和检测能典型代表图像特性的单个或多个特征参数来体现图像质量。其算法实现简便,同时也充分利用了人眼视觉特性,具有较好的应用前景。

采用任何一种客观评价算法都有可能与人的主观视觉效果不一致,而主观判别方法虽然采用一些描述性的语言和参照物,但最终判别的结果一般与视觉效果符合较好,考虑到融合图像的最终目的是为了观察者能够获得更好的信息理解,因此,采用主观评价方法对不同融合算法获得的融合图像进行质量评价。

#### 3.1 实验方法

评价内容。对不同融合算法获得的融合图像进行效果评价。

实验图像。来源于美国麻省理工学院林肯实验室、荷兰 TNO 人力资源研究所、美国海军研究生院在网络上提供的可见光(微光)和红外图像。11 个不同场景下包括车辆、人员、道路、房屋、舰船、营地、树林等不同类型目标。

融合算法。取大平均法(MAX),PCA,LP,GP,DWT 和 CWT 融合算法。两种金字塔融合算法均采用 4 层结构、低通取平均、高通取大策略。图 1 是采用上述融合算法获得的融合图像。

测试人员。由实验室研究生总共 6 人组成,其中 3 名男性,3 名女性,年龄在 23~35 周岁之间,他们有正常或经过校正有正常的视力并了解有关图像专业知识和夜视成像的相关内容。

评价分数。对通过采用不同融合算法获取的 11 幅图像根据个人感受进行打分。打分采用相对评价方法,即由观察者将一批图像由好到坏进行分类,也就是对图像进行相互比较得出质量好坏并给出分数。在视

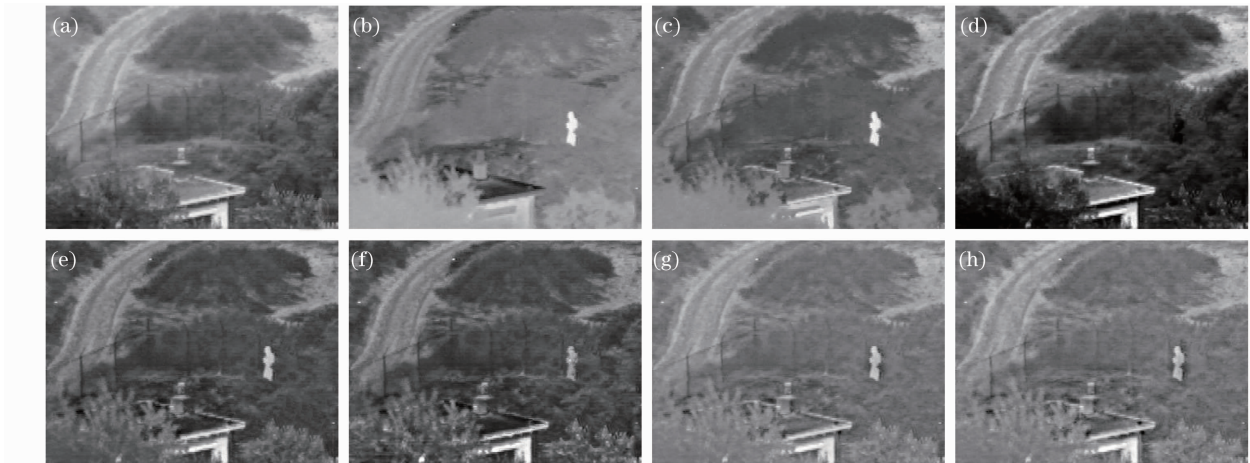


图 1 不同融合算法获得的融合图像。(a) CCD 图像, (b) 红外图像, (c) 取大平均融合图像, (d) 主成分融合图像, (e) 拉普拉斯融合图像, (f) 梯度融合图像, (g) 连续小波融合图像, (h) 离散小波融合图像

Fig. 1 Fusion images by different fusion algorithms. (a) CCD image, (b) infrared image, (c) MAX method, (d) PCA method, (e) LP method, (f) GP method, (g) DWT method, (h) CWT method

觉无法确定两幅图像质量优劣时,尽可能地采用相同的分数来避免分数的不确定性。打分依据如表 1 所示。

表 1 相对评价尺度与分值

Table 1 Relative assessment metric and score value

7	6	5	4	3	2	1
Good		Fair			Poor	

实验条件。实验图像显示在 Samsung P2250W 型 22 英寸显示器上,实验在照度为 0.6 lx 的暗房中进行,实验者到屏幕的距离为 60 cm,显示器分辨率为 1024 pixel×768 pixel,图像视角为 8°。

实验过程。实验开始前对测试者进行初步训练,帮助测试者理解视觉测试的目的和评价分数的确定标准,也包括对各场景中目标的确定。实验过程中采用不同融合算法获得的 7 幅融合图像同时显示在显示器上,要求测试者在不受判断时间限制的条件下尽可能准确的给出测量分数值。

### 3.2 实验结果

对 11 幅源图像分别采用 MAX, PCA, LP, GP, DWT 和 CWT 算法进行融合处理,每幅源图像可获得 6 幅经过不同算法处理后的融合图像,将 6 名观察者对每幅源图像的打分进行加权平均,获得的主观综合打分、均值和标准差列于表 2。

表 2 不同算法获得的融合图像的主观综合打分

Table 2 Integrated subjective score value to fusion image obtained by different algorithms

	MAX	PCA	LP	GP	DWT	CWT
Image 1	5.5	4.2	3.3	4.0	4.5	4.5
Image 2	2.7	2.2	3.8	5.6	3.7	4.2
Image 3	3.3	3.7	4.0	4.6	4.3	3.5
Image 4	3.8	3.7	3.3	3.7	5.5	4.5
Image 5	2.0	2.7	4.3	5.0	5.0	3.7
Image 6	2.0	4.3	3.5	5.5	4.2	3.6
Image 7	3.3	2.8	3.7	5.3	4.0	4.3
Image 8	3.6	2.0	3.3	5.0	4.5	4.1
Image 9	1.8	2.8	3.8	5.2	4.0	4.8
Image 10	2.5	2.3	3.8	5.2	5.8	5.2
Image 11	3.5	2.0	3.7	5.0	4.8	4.7
Mean value	3.1	3.0	3.7	4.9	4.6	4.3
Standard deviation	1.07	0.86	0.32	0.60	0.65	0.53

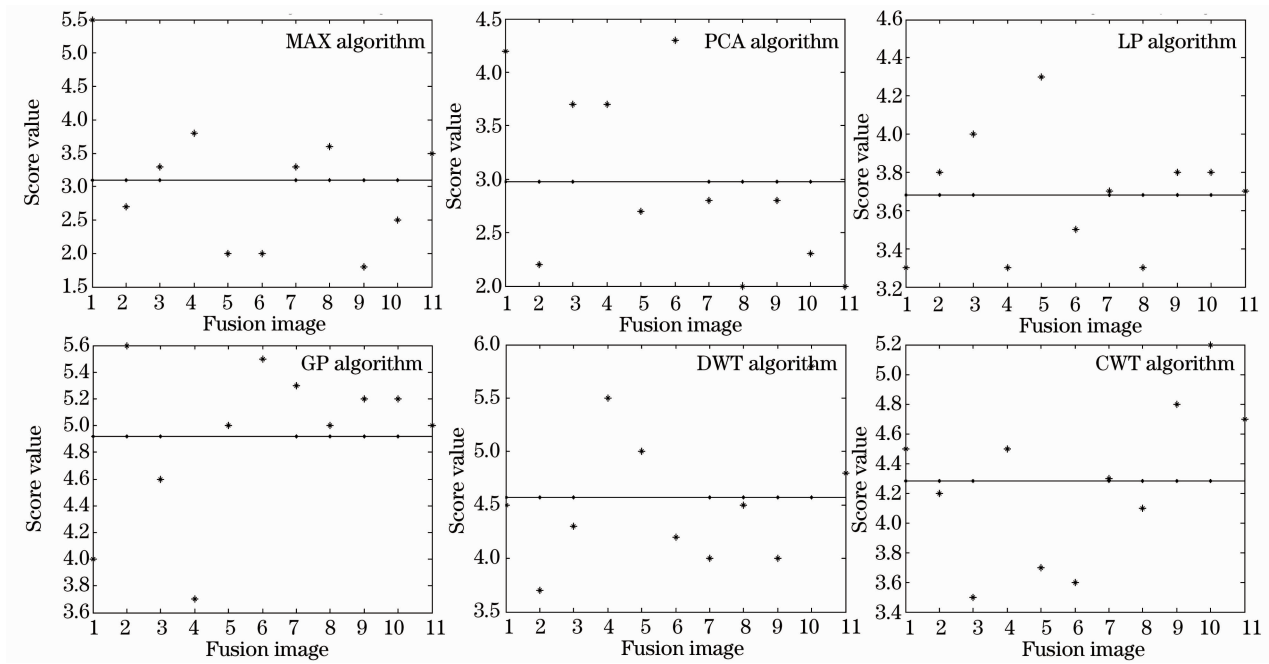


图2 不同融合算法对不同融合图像的分值分布

Fig. 2 Score distributions to different fusion images with different fusion algorithms

### 3.3 实验分析

根据表2和图2可以得出,基于塔型结构的融合算法和基于小波变换的融合算法主观综合得分较高,验证了这两种融合算法针对不同场景的适应性较强,可在不同尺度、不同空间分辨率上有针对性地突出各种图像的重要特征和细节信息,同时也能综合源图像的显著特性,提供给观察者更多的场景理解,而基于塔型结构的融合算法和基于小波变换的融合算法性能优劣很难依据平均得分做出准确客观的判断。

加权算法针对不同场景获得的主观综合得分较低,而标准差反映了分值分布的离散程度,MAX法和PCA方法标准差较高,反映了这两种算法针对不同场景的解释能力存在较大差异,如针对图像1采用MAX法综合得分较高,针对图像6采用PCA方法综合得分较高,说明两种算法针对不同场景的适应能力较差。值得关注的是,由于加权融合算法针对特定场景能够提供较高的场景解析能力,同时算法实现简单,实时性好,因此在设计融合系统时,不但要考虑不同成像方式和人类视觉因素的多样性,还要考虑融合系统不同的应用范围和任务要求,从而选择不同的融合算法。

## 4 结 论

不同的融合算法从不同角度对融合图像产生解释,从而产生不同亮度、不同对比度的融合图像。全面、客观地融合图像质量评价不仅可以比较各个融合算法的优劣,还可根据融合效果对融合算法进行改进和完善。在分析主要融合算法的基础上,通过主观评价方法对不同融合算法获得融合图像进行了质量评价,实验结果表明多分辨融合算法在融合系统中具有场景适应性强,能显著提高图像对比度,提高图像解释能力。但同时也应该根据融合系统不同的适用场景和应用条件,适当地选择融合算法,达到最佳的融合效果。

### 参 考 文 献

- 1 Maiter H., Bloch I. Image fusion[J]. *Vistas in Astronomy*, 1997, **41**(3): 329~335
- 2 Singh A., Harrison A. Standardized principal components[J]. *Int. Journal of Remote Sensing*, 1985, **6**(5): 883~896
- 3 P. J. Burt, E. H. Adelson. Merging images through pattern decomposition[C]. *SPIE*, 1985, **575**: 173~181
- 4 Toet. A. Multi-scale contrast enhancement with applications to image fusion[J]. *Opt. Eng.*, 1992, **31**(5): 1026~1031
- 5 Toet. A. Image fusion by a ratio of low pass pyramid[J]. *Pattern Rec. Lett.*, 1989, **9**(4): 245~253
- 6 Gonzalo Pajares, Jesús Manuel de la Cruz. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(9):

1855~1872

- 7 Luca Bogoni, Michael Hansen. Pattern-selective color image fusion[J]. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(8): 1515~1526
- 8 Toet, A. . A morphological pyramidal image decomposition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1989, **9**(4): 255~261
- 9 H. Li, B. S. Manjunath, S. K. Mitra. Multisensor image fusion using the wavelet transform [C]. Proc. IEEE International Conference on Image Processing, 1994, **1**: 51~55
- 10 O. Rockinger. Image sequence fusion using a shift invariant wavelet transform[J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1997, **3**: 288~291
- 11 P. Hill, N. Canagarajah, D. Bull. Image fusion using complex wavelets[C]. Complex Proc. 13 th British Machine Vision Conference, 2002. 487~496
- 12 Gao Bin, He Tongdi. Self-adpative multi-sensor image fusion using Curvelet transform [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2010, **47**(5): 051003  
高 斌, 何同弟. 基于 Curvelet 变换的自适应多传感器图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2010, **47**(5): 051003
- 13 Zheng Youzhi, Qin Zheng. Medical image fusion algorithm based on bidimensional empirical mode decomposition[J]. *Journal of Software*, 2009, **20**(5): 1096~1105  
郑有志, 覃 征. 基于二维经验模态分解的医学图像融合算法[J]. 软件学报, 2009, **20**(5): 1096~1105
- 14 Zhao Wenzhe, Qin Shiyin. Image quality assessment and some solving approaches to current issues [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2010, **47**(4): 041002  
赵文哲, 秦世引. 图像质量评价的研究进展和若干问题的解决途径[J]. 激光与光电子学进展, 2010, **47**(4): 041002
- 15 Chris Howell, Richard Moore, Stephen Burks *et al.*. An evaluation of fusion algorithms using image fusion metrics and human identification performance[C]. *SPIE*, 2007, **6543**: 65430V
- 16 Wang Zhou, Bovik A. C. , Evans B. L. . Blind measurement of blocking artifact s in images [C]. IEEE International Conference on Image Processing, 2000, **3**: 981~984