

# 适合于生物图像的图像融合算法研究\*

李 勤

(清华大学物理系, 北京 100084)

俞 信

(北京理工大学光电工程系, 北京 100081)

**摘 要** 图像融合作为一种有效的信息融合的技术, 已广泛用于军事、遥感、机器视觉和医学图像等领域。本文讨论了三种基于像素级的图像融合算法: 加权平均, Toet 算法和基于小波变换的算法; 采用四种评价融合效果的量化判据: 标准偏差, 平均误差, 峰值信噪比  $(S/N)_P$  和熵差。将三种图像融合算法用于生物图像中细胞荧光图像和透射图像的融合, 量化评价结果和视觉判断均说明, 对于以细胞荧光图像和透射图像为研究对象, 需突出荧光图像的特征时, 基于小波变换的图像融合算法较为适合。

**关键词** 图像融合, 小波变换, 生物图像, 量化判据。

## 1 引 言

图像融合作为信息融合的一种有力工具, 已广泛地应用于军事、遥感、机器视觉和医学图像等领域中。所谓图像融合是把对同一目标或场景用不同传感器所获得的图像或用同一传感器用不同方式所获得的多重图像合成一幅图像, 在这幅图像中能反映多重原始图像中的信息, 以达到对目标和场景更精确、更全面的分析和判断。由于图像融合是数据融合的子集, 必然具有数据融合的优点, 能够提高传感器系统的有效性和信息的使用效率。

由于生物细胞的荧光图像具有信号弱、信噪比低、信息量小的特点, 而且许多重要信息反映在图像的一些细微变化上, 因此对图像处理有较高要求。采用图像融合技术, 将荧光图像和对应的透射图像融合在一幅图像上, 准确判断细胞内部的发光位置, 提高图像置信度, 降低模糊度, 改善检测性能和空间分辨能力, 最大限度发掘细胞图像的信息资源, 满足观察者的需要, 更有利于分析和判断其生物机理和含义。

自 80 年代初到现在, 对图像融合的算法研究一直在进行, 研究者针对不同的研究对象不断提出新的算法<sup>[1-7]</sup>, 其中有代表性的是基于高斯金字塔的算法<sup>[1]</sup>, 基于拉普拉斯金字塔的算法<sup>[2]</sup>, 低通比金字塔算法<sup>[3]</sup>, 以及梯度金字塔算法<sup>[4]</sup>等; 随着 90 年代小波变换在图像处理中的广泛应用, 基于小波变换的图像融合算法也被不断推出<sup>[5, 6]</sup>。但是, 无论哪些算法都有其

\* 国家科委 863 高科技项目和国家自然科学基金资助项目(批准号: 69848001)。

收稿日期: 1998-10-22

应用的局限性, 只适合某一领域的图像, 因此针对生物细胞图像需要寻找一种或几种切实可行的算法进行处理, 以满足实际工作的需要。以往的工作评价图像融合的效果一般是依照人眼的感觉, 即主观判断, 而以量化方式进行客观评价的工作还很少, Li 提出以标准偏差作为量化判据<sup>[5]</sup>, 获得了与视觉判断一致的结论。有关这方面的研究仍在进行中。

本文采用基于像素级融合的三种算法: 加权平均、Toet 算法和基于小波变换的算法, 对细胞的荧光图像和透射图像进行融合。除采用标准偏差外, 引入平均误差和熵差以及图像压缩处理中的峰值信噪比  $(S/N)_p$  作为量化判据, 四种方法共同评价图像融合算法的融合效果, 并与视觉上的感受相对照。讨论结果说明对于本文中以荧光图像为主要观察对象的生物细胞图像的融合, 基于小波变换的融合算法较为适合。

## 2 算法介绍

由于生物细胞的荧光图像和透射图像是通过 8 bit CCD 采集的数字信号, 可以采用像素级的图像融合算法, 在微机上输出融合后的图像。为了使融合图像获得良好的视觉效果, 需要从图像采集光路(硬件)和软件上保证两幅图像的完全配准, 配准后的图像在进行去噪声, 图像增强等预处理之后, 即可进行融合处理。

本文采用三种图像融合算法: 加权平均、Toet 算法和基于小波变换的图像融合算法。

### 2.1 加权平均

设输入图像  $A(i, j)$  表示二维荧光图像的照度函数(对应于数字图像的灰度值), 输入图像  $B(i, j)$  表示二维透射图像的照度函数, 输出图像  $C(i, j)$  表示融合图像, 其中  $i, j$  为图像中某一像素的坐标; 图像大小为  $256 \times 256$  像素, 所以  $\{i, j\} \in [1, 256]$ ,  $\{A, B\} \in [0, 255]$ , 加权平均图像融合算法表示为

$$C(i, j) = aA(i, j) + (1 - a)B(i, j),$$

其中  $a$  为权重因子, 且  $0 \leq a \leq 1$ , 可根据需要调节  $a$  的大小。

### 2.2 Toet 算法<sup>[7]</sup>

1) 确定荧光图像  $A$  和透射图像  $B$  的共同成份,  $A, B, i, j$  的含义与加权平均法相同。共同成份可以通过求两幅图像各相应像元灰度较小值实现, 即

$$A \cap B = \min\{A(i, j), B(i, j)\},$$

其中符号 “ $\cap$ ” 表示交集。

2) 从荧光图像上扣除共同成份得到荧光图像的特征成份  $A^*$ ,  $A^* = A - A \cap B$ ; 从透射图像上扣除共同成份得到透射图像的特征成份  $B^*$ ,  $B^* = B - A \cap B$ 。

3) 从荧光图像中扣除透射图像的特征成份  $B^*$ , 得到  $A - B^* = (A - B) + A \cap B$ ; 从透射图像中扣除荧光图像的特征成份  $A^*$ , 得到  $B - A^* = (B - A) + A \cap B$ 。这项操作是为了改善融合图像的效果。

4) 确定透射图像和荧光图像的不同部分,  $B^* - A^* = B - A$ , 当  $|B^*| < |A^*|$  时, 定义  $B^* - A^* = 0$ 。此操作的目的是将两幅图像的不同部分作为背景, 突出透射图像的特征, 以便准确判断荧光的位置; 该成份在融合图像中的比重由权重系数决定。

5) 将步骤 3) 和 4) 中得到的结果按不同权重计算融合图像的灰度值。

$$\text{灰度: } G = a(A - B^*) + b(B - A^*) + c(B^* - A^*),$$

$a, b, c$  为权重系数; 权重系数的选取可根据观察需要确定,  $a + b + c = 1$ ; 本文是以生物图像

为研究对象, 并且以荧光图像为主要观察目标, 所以  $a$ 、 $b$ 、 $c$  三个系数的选择是以突出荧光图像为主, 通常  $a$  的值均大于 0.5。为使融合图像视觉效果更佳, 还可对其进行对比度增强。

### 2.3 基于小波变换的融合算法

#### 2.3.1 小波变换

小波变换是一种正交变换, 其基本原理是: 对原始图像进行分解, 即对原始图像分别进行低、高通滤波, 使原始图像分解为含有不同频率成分的 4 个子图像。然后根据需要可对低频子图像重复上述过程。图 1 为小波变换的分解过程, 其中  $LL$  子图像集中了原始图像的低频成分;  $HL$  子图像包含了原始图像的行高频、列低频成分;  $LH$  子图像集中了原始图像的行低频、列高频成分;  $HH$  子图像包含了原始图像对角线方向的高频成分。继续用小波变换对原始图像进行分解, 可以得到用  $LL_2$ 、 $LH_2$ 、 $HL_2$ 、 $HH_2$ 、 $LH_1$ 、 $HL_1$ 、 $HH_1$  子图像的编码取代原始图像的编码。有关小波变换的理论可参见文献[8]。

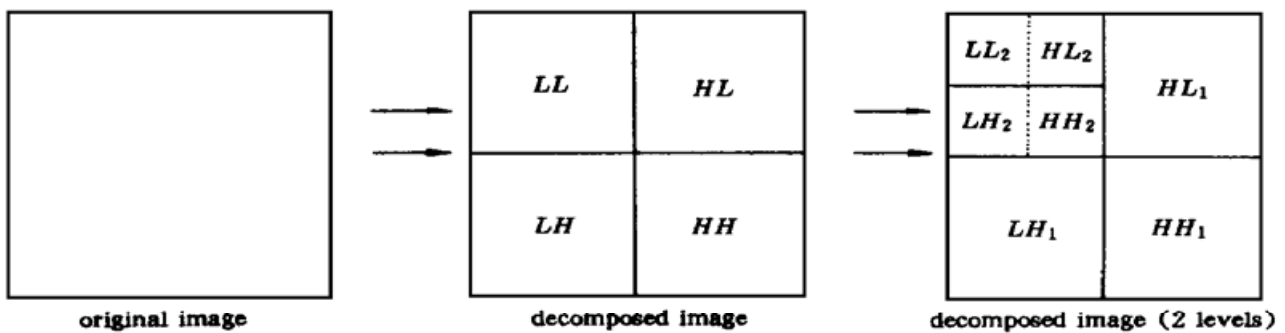


Fig. 1 The wavelet transform decomposition

#### 2.3.2 图像融合算法

设经小波变换后两幅输入图像的系数分别为  $M(i, j)$  和  $N(i, j)$ ,  $i, j$  为图像变换后各像素的坐标; 融合图像系数  $F(i, j)$  的选取遵从以下原则

$$F(i, j) = \begin{cases} M(i, j) & \text{如果 } |M(i, j)| > |N(i, j)|, \\ N(i, j) & \text{else,} \end{cases} \quad (1)$$

对  $F(i, j)$  进行小波逆变换即可得到融合图像。

## 3 实验验证

为了检验上述三种融合算法的效果, 将其应用于生物图像的处理, 本文采用一组研究细胞凋亡的实验图像。目前研究表明, 细胞凋亡 (Apoptosis) 与肿瘤的发生与发展及多种疾病有密切关系, 细胞凋亡的研究已成为生命科学的热点之一<sup>[9]</sup>, 诱导肿瘤细胞凋亡对肿瘤防治具有重要的生物学意义。确定细胞凋亡的方法主要有: 形态学观察, DNA 电泳, 流式细胞仪检测等。利用荧光指示剂和它们在凋亡细胞与活、坏死细胞分布的差异的方法判断细胞凋亡, 具有直观、快速、方便的特点。如果将同一细胞的荧光图像与透射图像进行融合处理, 实现荧光在细胞内的定位, 更有利于判断其生物机理和含义。本实验采用在细胞培养液中加入适量的  $As_2O_3$  (砒霜) 诱导细胞凋亡, 加入荧光标记物罗丹明 123, 其激发波长为 505 nm, 产生的荧光波长为 534 nm, 由于罗丹明 123 能特异地进入细胞的线粒体, 且毒性在同类荧光标记物中较小, 可获得良好的实验结果。通过观察细胞内线粒体的荧光变化可进一步说明细胞凋亡的分布特征, 并对其机理进行探讨。本文图像采用自行研制的新型高灵敏度荧光显微镜 (II 型) 得到<sup>[10]</sup>。

实验中样品采用 MGC-803 细胞(胃癌细胞)为研究对象, 加入  $\text{As}_2\text{O}_3$  ( $10^{-7}$  mol/L) 诱导其凋亡, 罗丹明 123 的终浓度为  $10 \mu\text{g}/\text{ml}$ , 在荧光显微镜下观察, 获得了罗丹明 123 在细胞内分布情况的荧光图像[图 2(a)]和对应的透射图像[图 2(b)]; 由荧光图像清晰地看出经  $\text{As}_2\text{O}_3$  处理诱导细胞凋亡后罗丹明 123 的分布。



Fig. 2 Original images of cells. (a) Fluorescence image, (b) Transmission image

通过观察可以发现, 图 2 中荧光图像中信号的特点是: 光强较弱, 轮廓较为模糊, 对比度不高; 透射图像显示了细胞内部的基本结构。采用上述三种融合算法对图 2 中的荧光图像和透射图像进行融合处理, 并用同样方法进行图像增强得到图 3(a)~图 3(c) 三幅图像, 可结合透射图像显示的细胞结构来判断荧光图像中的发光位置, 有助于准确判断细胞凋亡的状态。从视觉观察上明显地看出融合效果较好的是小波变换算法, 不仅将荧光图像的主要特征以透射图像为背景显示出来, 而且透射图像的结构亦可分辨。加权平均法中系数  $a = 0.7$ , 图 3(a) 虽可显示荧光图像的主要特征, 但其对比度没有明显改善, 细胞的结构形态较为模糊。Toet 算法的系数为:  $a = 0.7$ ,  $b = 0.2$ ,  $c = 0.1$ , 虽可显示两幅源图像的特点, 且对比度有所提高, 但对于荧光图像中信号较弱的部分没有得到明显突出。上述算法中权重系数的选择是建立在优化基础上的, 同种方法中所使用的系数已为最佳值。



Fig. 3 Fused images of different algorithms. (a) Weighted mean fusion algorithm, (b) Toet algorithm, (c) Wavelet algorithm

#### 4 评价图像融合算法的量化判据

如何判断某一种图像融合算法是否适合于生物图像需要具有说服力的评价判据, 这些判据可分为两类, 一类是主观判据, 观察者根据事先规定的评价尺度、自己的经验或参照一组标准图像对被评价的图像作出质量判断。这种判断方式会由于个人视觉上的差异, 以及心理因素的影响而得到不同的结果, 并且观察者是否具有专业经验也会影响最后的结论, 因此只有建立在大量统计基础上的主观判据结果才具有说服力。另一类是客观判据, 建立量化评价公式, 可以大大提高判断的准确性和速度, 同时采用多种量化判据可以弥补各自方法上的缺陷, 得到更正确的结论。但由于没有考虑人眼的视觉特性, 有时判断结果可能与视觉上的感



受略有差异。

前面已经对三种融合算法的融合效果从视觉上做出了判断,下面主要从客观判据出发,依据标准偏差、平均误差、峰值信噪比和熵差四种量化判据评价上述三种图像融合算法,与视觉判断的结果相对照。

#### 4.1 标准偏差 $\sigma$

融合图像与理想图像间的标准偏差定义为

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [A_i(i, j) - A_r(i, j)]^2 / N^2}, \quad (2)$$

$A_i(i, j)$  为理想图像坐标  $(i, j)$  点像素的灰度值,  $A_r(i, j)$  为融合图像对应点  $(i, j)$  像素的灰度值,  $N^2$  为图像大小, 本文图像大小为  $256 \times 256$ 。 $\sigma$  越小说明融合效果越好。

#### 4.2 平均误差 $\bar{\Delta}$

定义:

$$\Delta = A_i(i, j) - A_r(i, j)$$

为图像中某一点理想图像与融合图像的误差, 其中  $A_i(i, j)$  和  $A_r(i, j)$  的含义同(2)式, 则平均误差为

$$\bar{\Delta} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |\Delta| = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |A_i(i, j) - A_r(i, j)|. \quad (3)$$

#### 4.3 峰值信噪比 $(S/N)_P$

$$(S/N)_P = 10 \log_{10} \left( \frac{G_{\max}^2}{\sigma^2} \right) = 20 \log_{10} \left( \frac{G_{\max}}{\sigma} \right), \quad (4)$$

其中  $G_{\max}$  为图像中的最大灰度值(对于 8 bit CCD 为 255),  $\sigma$  为理想图像与融合图像的标准偏差。

#### 4.4 熵差 $\Delta H$

由 Shannon 的信息论可知, 信号的熵定义为

$$H = - \sum_{j=0}^n p_j \log_2 p_j, \quad (5)$$

其中  $p_j$  为第  $j$  级灰度(共 256 级灰度) 出现概率的大小, 且  $\sum_{j=0}^n p_j = 1$ ,  $n = 255$ 。所以理想图像与融合图像之间的熵差可表示为:  $\Delta H = H_i - H_r$ ,  $H_i$  为理想图像的熵,  $H_r$  为融合图像的熵; 熵差体现了图像信息量上的偏差。

前面已经提到对图像融合量化判据所做的研究很少, 这主要是因为进行量化评价的困难在于很难确定多传感器的理想图像, 并且所选用的判断标准应该与实际应用对象相关。尽管如此还是希望设计出与实际应用相接近的理想图像来达到评价不同算法的目的。文献[5]提出了一种构造理想图像的方法, 有一组含有两个物体, 从不同距离拍摄的图像, 一幅图像中前面的物体聚焦, 后面的物体离焦; 另一幅图像后面的物体聚焦, 前面的物体离焦; 理想的融合图像应该是前面和后面的物体都是聚焦清楚的, 这可以通过剪切和粘贴人为拼接来实现。利用拼接的理想图像对融合图像进行评价得到了与视觉评价一致的结论。

对于生物图像来说, 特别是荧光图像和透射图像, 在实际的图像采集系统中, 不可能获得它们融合后的理想图像, 但作为评价融合算法效果好坏的标准图像又必须能够反映荧光图

像和透射图像的特点。为此本文同样采用人工拼接的方法,将荧光图像[图 4(a)]与透射图像[图 4(b)]所需部分剪贴为一幅图像[图 4(c)],将图 4(c)作为评价融合算法的理想图像。由于在对荧光图像和透射图像进行融合时,需对各像素的灰度值或小波变换系数进行选择,依照一定的规则确定输出图像。因此为了与实际情况更接近,在图 4(a)中与图 4(b)中观察目标对应的位置人为地增加一类似的模糊成份,使之与图 4(b)中的细胞透射图像进行选择竞争。同样,在图 4(b)中与图 4(a)中观察目标对应的位置增加一类似的模糊成分,使之与图 4(a)中的细胞荧光图像进行选择竞争,然后利用上述三种不同的融合算法,融合图 4(a)与图 4(b),根据四种量化评价公式判断融合算法的效果得到表 1。

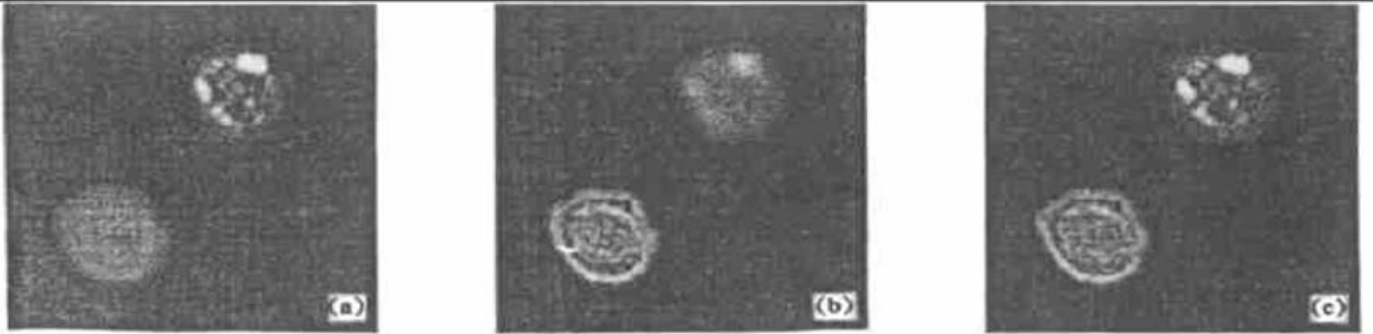


Fig. 4 The construction of ideal image. (a) Fluorescence image, (b) Transmission image, (c) Ideal image

由表 1 可以看出基于小波变换的融合算法具有最佳的标准偏差、平均误差、峰值信噪比和熵差结果,加权平均算法的量化判据结果较好。通过量化判据得到的结论与视觉判断的结论基本一致,但因为视觉判断是以主要特征的突出程度作为判断的依据,这种依据主观因素较多,对图像融合效果的评价是因人而异,因生物图像而异的,所以将量化判据与视觉判断结合起来所获得的判断结果会更有说服力。

Table 1. The quantization measurement results of the four algorithms

fusion algorithm	standard error /gray level	average error /gray level	peak signal noise rate /dB	entropy error
weighted mean	4.061	1.156	82.766	0.055
Toet algorithm	9.396	2.687	66.020	0.103
wavelet transform	3.225	0.951	87.406	0.044

应该指出,本文中所采用的理想图像是针对生物图像的特点人为制造的,不一定适合于其它类型的图像;而且这种构图思路一般不宜应用于很难定义理想融合结果是何种状态以及不能通过人为拼接获得理想图像的情况。但是大多数情况下,图像融合的目的是为了尽可能突出源图像的明显特征,在可能构造理想图像的前提下采用与本文类似的方法评价融合算法是可行的。

**结 论** 通过以上分析与讨论可以看出,不同的融合算法对于生物图像的处理效果是不一样的。利用视觉判断和量化判据得到基本一致的结论,但因分析问题的角度不同看法可能会有差异。对于本文选用的生物图像,上述三种图像融合算法中基于小波变换的算法较为适合,但另外两种算法也各有其优点,加权平均和 Toet 算法的权重系数可调,使用时可以根据需要进行选择,具有较强的实用性;但是加权平均在体现两幅源图像的信息的同时,对比度有所下降,而 Toet 算法在对弱信号的体现方面还有待进一步改进。

图像融合技术用于生物图像的处理是一种新的探索,寻找更加适合于生物图像特点的融合算法,提出与视觉判断结果一致的综合判据是需要进一步研究的问题。

### 参 考 文 献

- [ 1 ] Burt P J. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Trans. on Comm.*, 1983, **Com-31** (4) : 532~ 540
- [ 2 ] Burt P J, Adelson E H. Merging images through pattern decomposition. *Proc. SPIE*, 1985, **575** : 173~ 181
- [ 3 ] Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion. *Opt. Engng.*, 1992, **31**(5) : 1026~ 1031
- [ 4 ] Sims S R F, Phillips M A. Target signature consistency of image data fusion alternatives. *Opt. Engng.*, 1997, **36**(3) : 743~ 754
- [ 5 ] 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
- [ 6 ] Lejeune C. Wavelet transform for infrared applications. *Proc. SPIE*, 1995, **2552** : 313~ 324
- [ 7 ] Toet A, Walraven J. New false color mapping for image fusion. *Opt. Engng.*, 1996, **35**(3) : 650~ 658
- [ 8 ] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, **11**(7) : 674~ 693
- [ 9 ] Steller H. Mechanisms and genes of cellos suicide. *Science*, 1995, **167**(5203) : 1415~ 1449
- [ 10 ] 李 勤, 代彩虹, 俞 信等. 新型数字化高灵敏度荧光显微镜及其在生物学中的应用. *生物物理学报*, 1998, **14**(3) : 565~ 572

## Study of Image Fusion Methods Appropriated to Biological Images

Li Qin

(Physics Department, Tsinghua University, Beijing 100084)

Yu Xin

(Beijing Institute of Technology, Opto-Electronic Department, Beijing 100081)

(Received 22 October 1998)

**Abstract** Being an available method of information fusion, image fusion has been used in many fields such as military applications, remote sensing, machine vision and medical images. Three image fusion algorithms are presented based on pixel-level including weighted mean of the original images, Toet algorithm, and the algorithm based on wavelet transform. Four kinds of quantitative evaluation criteria for the quality of image fusion algorithms are proposed such as standard deviation, average error, peak signal noise rate and the difference of entropy between the ideal image and the fusion image. Using the four algorithms to merge the fluorescence image and transmission image, the conclusions of the quantitative evaluation and the human vision are similar.

**Key words** image fusion, wavelet transform, biological image, quantitative evaluation criterion.