

文章编号: 0253-2239(2003)06-0671-6

基于小波分解和进化策略的图像融合方法*

吴 艳 杨万海

(西安电子科技大学工程学院, 西安 710071)

李 明

(西安电子科技大学电子工程研究所, 西安 710071)

摘要: 提出了一种基于小波分解和进化策略相结合的多聚焦图像融合方法。该方法首先对不同聚焦点图像进行无下采小波分解,并分别将其各方向、各尺度的高频信息进行叠加,然后依据它们在高频信息叠加层上对应的局部区域能量的差异,采用进化策略进行区域划分,进而实现分区域融合。实验结果表明所提出的方法比小波变换法具有更好的融合效果。

关键词: 信息光学;小波分解;图像融合;进化策略

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A

1 引 言

多传感器图像融合是指多个传感器采集的关于同一目标或场景的图像数据根据某个算法进行适当的综合处理,产生一幅满足某种需求的新图像^[1,2],而这一图像是单传感器无法得到的。一般认为图像融合分为 3 个层次,即像素级融合、特征级融合和决策级融合。像素级融合是作用于图像像素点最底层的融合。本文所指的图像融合是像素级图像融合。

本文主要研究多聚焦图像融合问题,即对同一景物,在成像条件相同情况下,而镜头聚焦目标不同的多个图像通过图像融合技术得到一个目标都聚焦清晰的融合图像。

最早人们提出了像素算术平均的方法,这种方法的缺点是融合图像的对比度很差,为了克服这一问题,人们又提出了基于金字塔的图像融合方法,其中包括拉普拉斯金字塔、梯度金字塔、比率低通金字塔等^[3~5]。20 世纪 80 年代中期发展起来的小波变换技术为图像融合提供了新的工具,小波分解的紧致性、对称性和正交性赋与它优于金字塔分解的图像融合性能^[6~8]。尽管小波变换法的融合效果相对比较理想,但其分解重构实际是一个高通和低通滤波的过程,仍在一定程度上丢失了原始图像中的一

些边缘信息,融合图像出现振铃效应。

为此本文提出了一种新的图像融合方法,该方法首先对不同聚焦点图像进行小波分解,为了与原始图像保持同样大小,此分解没有进行 2:1 下采样,然后分别将其各方向、各尺度的高频信息取绝对值进行叠加,并再依据它们在高频信息叠加层上对应的局部区域能量的差异进行分区域融合。对于能量差异较大的区域,采用能量选大融合规则,反之,对于能量差异不大的区域,采用加权融合规则,将两幅原始图像进行合并,其中区域的划分采用进化策略实现。该方法的优越之处在于有效的利用了小波分解的多方向、多尺度特性,但没有小波反变换的过程,融合后的图像比小波变换法的融合结果具有更好的效果。

2 图像的小波分解

令两个平方可积的二维信号 $f(x, y) \in L^2(R)$ 和 $g(x, y) \in L^2(R)$ 的内积为

$$(f \times g)(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(u, v) g(x-u, y-v) du dv. \quad (1)$$

任意一个平方可积的二维信号在分辨率为 2^j 时的近似可表示为 $A_{2^j} f$, 信号 2^j 在分辨率下的近似 $A_{2^j} f$ 和 2^{j-1} 分辨率下的近似 $A_{2^{j-1}} f$ 之间的差值可用 $D_{2^{j-1}} f, D_{2^j} f, D_{2^{j+1}} f$ 表示:

* 陕西省自然科学基金(2000X01)资助课题。

E-mail: ywu@mail.xidian.edu.cn

收稿日期: 2002-04-26; 收到修改稿日期: 2002-07-08

$$A_{2^j} f = [f(x, y) \times \phi_{2^j}(-x)\phi_{2^j}(-y)](2^{-j}n, 2^{-j}m), \quad (2)$$

$$D_{2^{j-1}}^1 f = [f(x, y)\phi_{2^{j-1}}(-x)\psi_{2^{j-1}}(-y)][2^{-(j-1)}n, 2^{-(j-1)}m], \quad (3)$$

$$D_{2^{j-1}}^2 f = [f(x, y)\psi_{2^{j-1}}(-x)\phi_{2^{j-1}}(-y)][2^{-(j-1)}n, 2^{-(j-1)}m], \quad (4)$$

$$D_{2^{j-1}}^3 f = [f(x, y)\psi_{2^{j-1}}(-x)\psi_{2^{j-1}}(-y)][2^{-(j-1)}n, 2^{-(j-1)}m], \quad (5)$$

其中 $(n, m) \in Z^2$, $\phi(x)$ 是尺度函数, 具有低通性质, $\phi_{2^j}(x) = 2^j\phi(2^jx)$, $\psi(x)$ 是小波函数, 具有带通性质, $\psi_{2^j}(x) = 2^j\psi(2^jx)$ 。使用 Mallat 快速算法可将 $A_{2^j}f$ 分解为 $A_{2^{j-1}}f$ 、 $D_{2^{j-1}}^1f$ 、 $D_{2^{j-1}}^2f$ 和 $D_{2^{j-1}}^3f$, 具体参见文献[9]。

假设原始图像为 A_1f , 则 A_1f 可分解到分辨率 2^{-j} 下, 也就是说, A_1f 可以用分辨率 2^{-j} 下的 1 个近似和 $3J$ 个差值来表示:

$$[A_{2^{-j}}f, (D_{2^j}^1f)_{-J \leq j \leq -1}, (D_{2^j}^2f)_{-J \leq j \leq -1}, (D_{2^j}^3f)_{-J \leq j \leq -1}], \quad (6)$$

在图像的小波分解中, $A_{2^j}f$ 是图像的低频部分, $D_{2^j}^1f$ 是图像在垂直方向上的高频部分, $D_{2^j}^2f$ 是图像在水平方向上的高频部分, $D_{2^j}^3f$ 是图像在对角方向上的高频部分。

3 基于小波分解和进化策略的图像融合方法

3.1 特征提取

在多聚焦图像融合中, 首先将不同焦点的图像进行 3 层小波分解, 实验表明图像经 3 层小波分解后生成一组多方向、不同分辨率的子图, 这些子图已反映出图像的绝大多数高频信息的变化。为了使一系列小波分解子图像与原始图像大小相同, 我们在小波分解时没有进行下采样这一步, 这样产生的小波系数将是冗余的, 而这一点对于图像融合是有帮助的。

假设两幅焦点不同的原始图像分别为 f_A 、 f_B , 经过 3 层无下采的小波分解之后, 各图像的高频信息叠加 Df_A 、 Df_B , 可定义为

$$Df(n, m) = \sum_{-3 \leq j \leq -1} [|D_{2^j}^1f(n, m)| + |D_{2^j}^2f(n, m)| + |D_{2^j}^3f(n, m)|], \quad (7)$$

在高频信息叠加层上, 分别计算出两幅图像对应的局部区域能量 E_A 、 E_B , 即

$$E(n, m) = \sum_{n' \in l, m' \in k} [Df(n+n', m+m')]^2, \quad (8)$$

式中 $E(n, m)$ 表示以 (n, m) 为中心位置的局部区域能量; l, k 定义了局部区域的大小(如 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ 等); n', m' 的变化范围在内 l, k , 则两幅图像

对应的局部区域能量差异 E_{A-B} 可表示为

$$E_{A-B}(n, m) = E_A(n, m) - E_B(n, m), \quad (9)$$

$E_{A-B}(n, m)$ 表示以 (n, m) 为中心位置的图像 f_A 、 f_B 局部区域能量的差异, 在此值得注意的是, E_{A-B} 与原始图像有着相同的大小, 很容易找到 E_{A-B} 与原始图像 f_A 、 f_B 在空间和频率上的对应关系。

3.2 融合规则

图像 f_A 、 f_B 经 3 层小波分解在高频信息叠加层上对应的局部区域能量差异 E_{A-B} 的归一化统计直方图如图 1 所示, 其纵坐标为具有某一区域能量差异的像素个数 n , 横坐标为归一化后的区域能量差异 $E_{(A-B)g}$ 。对不同的图像, 其归一化统计直方图的分布也有所不同, 但可以确定直方图的两边区间 $[0, t_{eg1}]$ 、 $(t_{eg2}, 1]$, 对应于图像 f_A 、 f_B 的区域能量差异较大的区域, 而直方图的中间区间 $[t_{eg1}, t_{eg2}]$ 对应于区域能量差异较小的区域。

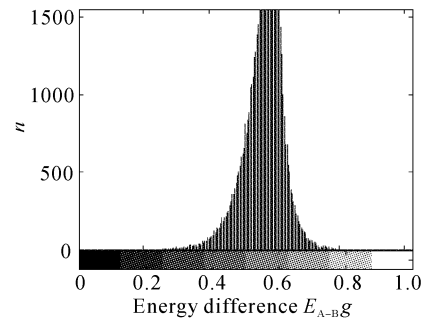


Fig. 1 The normalized histogram of E_{A-B}

令 f_M 为融合后的图像, 融合后的 f_M 为

$$f_M = \begin{cases} f_A & E_{A-B}g \in (t_{eg2}, 1] \\ (1-\alpha)f_B + \alpha f_A & E_{A-B}g \in [t_{eg1}, t_{eg2}] \\ f_B & E_{A-B}g \in [0, t_{eg1}] \end{cases} \quad (10)$$

也就是说, $[0, t_{eg1}]$ 对应于局部区域能量差异产生的负差异较大的区间, 融合图像主要由与 E_{A-B} 对应的原始图像 f_B 来决定; $(t_{eg2}, 1]$ 对应于局部区域能量差异产生的正差异较大的区间, 融合图像主要由与 E_{A-B} 对应的原始图像 f_A 来决定; 而在 $[t_{eg1}, t_{eg2}]$ 区间, 则采用加权融合规则, 即在 t_{eg2} 的左侧由于 f_A 区域能量占的成份较多, 而 f_B 占的成份较少, 故对应的加权系数 $\alpha \geq 0.5$; 而在 t_{eg1} 的右侧由于 f_B 区域能

量占的成份较多,而 f_A 占的成份较少,故对应的加权系数 $\alpha < 0.5$, 加权系数 α 为

$$\alpha = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi}{t_{eg2} - t_{eg1}} \left(E_{A-BG} - \frac{t_{eg1} + t_{eg2}}{2} \right), \quad (11)$$

其中 $E_{A-BG} \in [t_{eg1}, t_{eg2}]$, α 随 E_{A-BG} 的变化趋势见图 2。

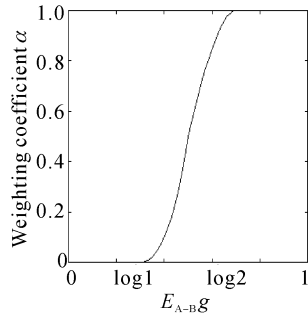


Fig. 2 α changes with E_{A-BG}

从以上过程可看出,整个融合过程有效地利用了图像小波分解的多方向、多尺度特性,但并没有小波反变换的过程,融合后的效果为最大程度地保留了两幅不同聚焦点图像中的边缘信息。

3.3 双阈值确定

3.3.1 适应度函数

下面讨论双阈值 t_{eg1} 、 t_{eg2} 的取法。怎样在 E_{A-BG} 的区间 $[0, 1]$ 上设置双阈值 t_{eg1} 、 t_{eg2} 来确定区域划分进而实现分区域融合,使融合图像的效果最佳?我们采用进化策略来实现。进化策略采用实数编码,适用于实值函数的优化问题。

进化策略的搜索过程依赖于适应度函数。对于不同聚焦点图像的融合问题,适应度函数应体现出融合图像的同时最大限度地保持两幅不同聚焦点图像的高频信息的特点。本文采用了交叉熵测度进行评价,图像 X 与 Y 的交叉熵为

$$CE_{X,Y} = \sum_{i=0}^{L-1} p_{xi} \log \frac{p_{xi}(X)}{p_{yi}(Y)}, \quad (12)$$

其中, L 表示图像的总的灰度级数。

p_i 表示灰度值为 i 的像素数与图像总像素数之比。由于本文中每对双阈值选取对应一幅融合图像,因此可将融合图像的适应度函数作为每对双阈值的适应度函数。定义融合图像 F_M 的适应度函数为

$$\left. \begin{aligned} F(f_M) &= \sqrt{(CE_{f_A, f_M}^2 + CE_{f_B, f_M}^2)/2} \\ s. t. \quad |E(f_M) - E(f)| &\leq \epsilon \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中 $E(\cdot)$ 表示取均值,且 $E(f) = E(f_A) = E(f_B)$; ϵ 为允许的均值误差范围。

从适应度函数定义可看出,适应度函数综合考

虑了 CE_{f_A, f_M}^2 和 CE_{f_B, f_M}^2 , 也就是说适应度函数取决于融合图像与两幅原始图像间的综合差异,即总体交叉熵,同时又考虑了融合图像的均值与原始图像均值在允许的范围内接近相等。另外,多聚焦图像融合是在相同成像条件下的两幅图像进行融合,也就是说,两幅原始图像应具有相同的亮度和对比度。以上迭代过程向适应度函数减少方向进行,适应度函数越小,个体的适应度越高。

3.3.2 进化策略

进化策略的操作对象为问题的可行解组成的一个群体。定义群体中的个体为实数向量 $T = (t_{eg1}, t_{eg2})$, 每个个体的适应度高低可以用适应度函数来衡量,问题求解的目标是找到一个适应度最高的个体 $T^* = (t_{eg1}^*, t_{eg2}^*)$, 使该个体对应的融合图像 f_M^* 的适应度函数最小;进化策略的基本运行过程如下:

1) 产生初始父代群体 $\{T_i, i = 1, 2, \dots, \mu\}$, 共 μ 条个体, 每个个体的取值在 $[0, 1]$ 范围内随机分布;

2) 变异: 产生子代个体 $T_i^j = T_i + N(0, \delta_j^2)$, $i = 1, 2, \dots, \mu, j = 1, 2, \dots, \lambda$, 其中 $N(0, \delta^2)$ 表示均值为 0, 方差为 δ^2 的高斯噪声, 噪声的方差可以固定不变或也可自适应变化^[10]。父代中的每个个体经过变异产生 λ 条子代个体;

3) 选择: 采用确定选择方式, 从以上共 $\mu + \mu\lambda$ 条个体中选出适应度最高的 μ 条个体, 组成新的父代群体;

4) 重复 2)、3) 两步操作, 直到适应度函数满足要求或算法运行代数达到最大允许运行代数。将最后一代群体中的适应度最高的个体作为求解结果。

4 实验结果与性能分析

本文对两组不同聚焦点图像分别进行了融合实验, 图像融合结果的性能评价除了采用总体交叉熵测度外, 还采用了熵的测度, 定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log p_i. \quad (14)$$

图 3(a) 和 3(b) 分别为聚焦在前面的钟表 Lab 1 和聚焦在后面的学生 Lab 2 的两幅不同聚焦点的图像。图 4(a) 和 4(b) 分别为聚焦在前面的钟表 Disk 1 和聚焦在后面的磁盘和书架 Disk 2 的两幅不同聚焦点的图像, 通过图像融合技术可得到一个目标都聚焦清晰的图像, 分别采用小波变换法和本文提出的方法进行融合(采用 Daubechies 双正交样条小波 bior2.2), 结果如图 3(c)~图 3(d) 和图 4(c)~图 4

(d)所示,融合结果的熵值和总体交叉熵如表1所示。可以看出与小波变换法的结果相比,本文方法的融合结果熵值较大,总体交叉熵较小,即表明这种

方法的融合结果携带的信息量较大,与两幅源图像的差异较小,仔细观察可以发现,本文方法融合后的图像细节更为清晰。

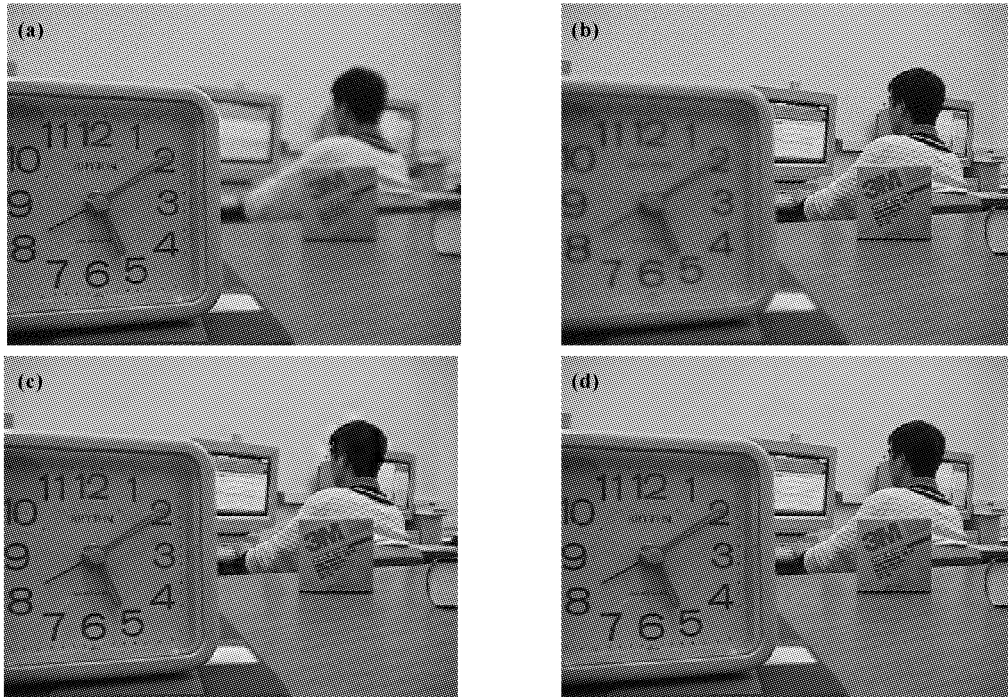


Fig. 3 Fusion results of Lab images. (a) Lab 1 (focus on the clock); (b) Lab 2 (focus on the student); (c) Fused image by wavelet transform method; (d) Fused image by the proposed method

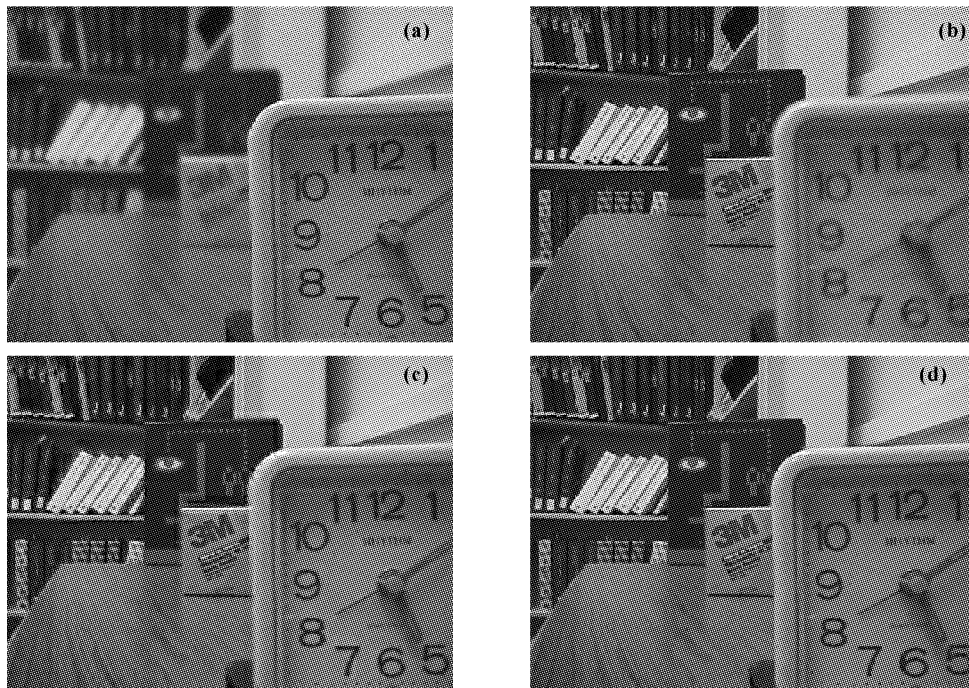


Fig. 4 Fusion results of Disk images. (a) Disk 1 (focus on right part); (b) Disk 2 (focus on left part); (c) Fused image by wavelet transform method; (d) Fused image by the proposed method

Table 1 Entropy and total cross entropy of fusion results obtained by wavelet transform method and the proposed method

	Lab images		Disk images		Plane images	
	Wavelet transform method	Proposed method	Wavelet transform method	Proposed method	Wavelet transform method	Proposed method
Entropy	4.8610	4.9409	5.0545	5.1192	4.5435	4.6830
Total cross entropy	0.1429	0.0358	0.0699	0.0387	0.0531	0.0340

本文的图像融合方法同样也适用于其它场合的图像融合,例如,图 5(a)中飞机的尾部淹没在云雾中(Plane 1),图 5(b)中飞机的前部被云雾遮挡

(Plane 2),这给该目标的识别带来困难,分别采用小波变换法和本文方法进行融合,结果如图 5(c)~图 5(d)同样可以得到与上面相同的结论。

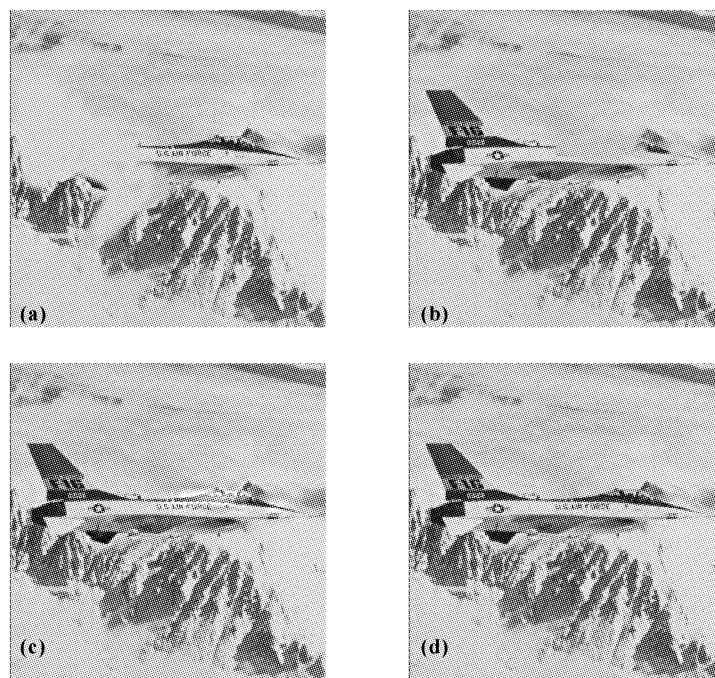


Fig. 5 Fusion results of plane images. (a) Plane 1 (clouds block the tail); (b) Plane 2 (clouds block the head); (c) Fused image by wavelet transform method; (d) Fused image by the proposed method

结论 本文提出了一种基于小波分解和进化策略相结合的多聚焦图像融合方法。它有效地利用了小波分解多方向、多尺度所提供的高频信息变化,并藉此进行基于区域的能量特征提取,然后依据不同聚焦图像对应的局部区域能量的差异,采用进化策略进行区域划分,进而实现分区域融合。实验结果表明,该方法最大限度地保留了两幅原始图像中的边缘信息,它比小波变换法具有更好的融合效果。

参 考 文 献

- Genderen J L, van Pohl C. Image fusion: Issues, techniques and applications. *Intelligent Image Fusion. Proc. EARSel Workshop*, Strasbourg, France, 1994. 18~26
- Hall D L. *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*. Boston: Artech House, 1992. 20~59
- Burt P J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Trans.*, 1983, **COM-31**(1): 532~540
- Burt P T, Lolczynski P J. Enhanced image capture through fusion. In: *Proc. 4th Internat. Conf. on Computer Vision*, Berlin, Germany, 1993. 173~182
- Toet A. Hierarchical image fusion. *Machine Vision and Application*, 1990, **3**(2):1~11
- Li Qing, Dai Caihong, Yu Xing *et al.*. Application of imaging fusion in cell images processing. *Acta Optica Sinica* (光学学报), 1998, **18**(12): 1658~1662 (in Chinese)
- David A Y. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform. *J. Opt. Soc. Am. (A)*, 1995, **12**(9):1834~1841

- 8 Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application. *Proc. IEEE*, 1999, **87**(8):1315~1326
- 9 Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machina Intelligence*, 1989, **11**(7): 674~693
- 10 Fogel D B, Fogel L J. An introduction to simulated evolutionary optimization. *IEEE Trans. on NN*, 1994, **5**(1):3~14

Image Fusion Based on Wavelet Decomposition and Evolutionary Strategy

Wu Yan Yang Wanhai

(School of Electronics Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

Li Ming

(Institute of Electronics Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

(Received 26 April 2002; revised 8 July 2002)

Abstract: A new method is developed to merge two spatially registered images with differing focus points based on multi-resolution wavelet decomposition and evolutionary strategy. At first, the wavelet decomposition without down-sampling is used to perform an adding of wavelet decomposition components of each image. Then, in terms of differences of area-based energy feature in two original images, evolutionary strategy is adopted to divide the region and perform the fusion. The experimental results show that the proposed method can achieve better fusion performance than wavelet transform method.

Key words: information optics; wavelet decomposition; image fusion; evolutionary strategy