

基于 EI 优化权值的多聚焦图像融合方法

李 婷, 谭 勇, 夏东坤, 陈学俊

LI Ting, TAN Yong, XIA Dong-kun, CHEN Xue-quan

中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 合肥 230027

Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China
E-mail: liting84@mail.ustc.edu.cn

LI Ting, TAN Yong, XIA Dong-kun, et al. Multi-focus image fusion method based on weights optimized by EI. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(15): 192-194.

Abstract: To solve the problem of determining the weights in the spatial domain method of image fusion, a method based on weights optimized by EI (Edge Information) of objective image fusion measure is proposed, which searches the optimized weights to make the biggest EI of the fusion image, then obtains the best fusion results. The method employs genetic algorithm and uses the EI as fitness function of genetic algorithm. For the multi-focus images, the optimized fusion image can be obtained by block-weighted fusion method. Experimental results show that the proposed method is better than the traditional methods.

Key words: EI (Edge Information); weights; multi-focus image fusion; genetic algorithm; block-weighted fusion

摘 要: 针对图像融合空间域方法中权值确定的问题, 提出了一种基于图像融合客观评价准则中的边缘信息 EI (Edge Information) 的优化权值方法, 通过寻找最优权值使得融合图像的 EI 最大, 从而获得最好的融合效果。该方法采用适应度函数为 EI 的遗传算法实现, 并且结合分块加权融合方法融合多聚焦图像, 得到最优融合结果。实验结果表明, 该方法有良好的融合效果且优于传统的融合方法。

关键词: 边缘信息; 权值; 多聚焦图像融合; 遗传算法; 分块加权融合

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.15.060 **文章编号:** 1002-8331(2008)15-0192-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

图像融合是图像处理的研究热点和重点, 它分为三个层次: 像素层、特征层和决策层^[1]。本文研究像素层的融合, 即将已配准的同一场景的多传感器图像合并互补信息生成一幅图像, 以利于人工解译、机器感知和后续处理^[1]。作为图像融合研究内容之一的多聚焦图像融合, 是指在相同条件下, 镜头聚焦目标不同的多个图像, 通过图像融合得到一个聚焦度清晰的图像, 更便于人眼观察或计算机后续处理^[2]。这种多聚焦图像融合技术现在已被广泛应用。

图像融合方法大体可以分为变换域和空间域两类。虽然变换域融合可以获得比较理想的融合效果, 但在融合过程中存在融合规则如何选择的问题^[3]。空间域融合就是用合适的权值组合源图像, 权值是由源图中像素贡献的多少来确定。空间域方法实现简单、计算复杂度低, 而且可以更好地保留源图的视觉信息, 因此受到很多研究学者的关注^[4]。

空间域方法中, 融合的难点在于如何确定融合的权值, 使融合结果有效的表示源图中的有用信息。加权融合是空间域方法中最简单的融合方法, 容易实现、运行快且能抑制源图中的噪声^[5]。但是传统的加权融合是直接根据方差、对比度等确定权值, 融合的图像并不能很好地表达源图中的显著特征^[4]。本文提

出一种新的优化权值的方法, 该方法基于图像融合客观评价准则中的边缘信息 EI (Edge Information) 优化权值, 通过寻找最优权值使得融合图像的 EI 最大, 从而获得最好的融合效果。同时采用遗传算法实现该方法, 即将 EI 作为遗传算法中的适应度函数。针对多聚焦图像融合, 运用分块加权融合方法, 融合过程是将已配准的源图分割成若干个块, 对每块进行加权融合, 加权权值采用适应度函数为 EI 的遗传算法优化, 得到各块融合的最优权值, 融合后的结果为最优融合图像。实验结果表明本文方法有良好的融合效果且优于传统融合的方法。

2 基于 EI 优化权值的图像融合方法

2.1 图像融合客观评价准则 EI

图像融合客观评价准则有熵、交叉熵、方差、RMSE 等, 但这些统计量只是从某一方面对图像融合质量进行评价, 其中熵、交叉熵反映图像的信息量, 方差反映图像的对比度, RMSE 等需要有标准图像。因此很多学者从视觉信息的角度提出了一些不同于传统客观评价准则的方法^[6,7], 其中文献^[6]提出了一种基于边缘信息 EI (Edge Information) 的评价准则。该准则衡量融合图像中保留源图像边缘信息的多少, 保留的边缘信息越多, 则融合效果越好; 反之, 则效果越差。因此 EI 相对于传统评

基金项目: 中国科学技术大学青年基金 (the Youth Foundation of the University of Science and Technology of China under Grant No.0610100001)。

作者简介: 李婷 (1984-), 女, 硕士生, 主要研究方向: 图像融合; 谭勇 (1969-), 男, 讲师, 主要研究方向: 图像处理。

收稿日期: 2007-09-05 **修回日期:** 2007-11-26

价方法更适用于图像融合评价, 并且它得到了广泛应用。下面简单介绍客观评价准则 EI:

A 、 B 图像融合得到融合图像 F , 则 F 中保留 A 和 B 的边缘信息量 $Q_p^{AB/F}$ 定义为:

$$Q_p^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M Q^{AF}(n, m) \cdot g_A(n, m) + Q^{BF}(n, m) \cdot g_B(n, m)}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (g_A(n, m) + g_B(n, m))} \quad (1)$$

其中 Q^{AF} 、 Q^{BF} 分别为 F 中保留 A 、 B 的边缘信息, g_A 、 g_B 分别为 A 、 B 图像的梯度的幅度。 $0 \leq Q_p^{AB/F} \leq 1$, 当等于 0 时, 表示 F 完全损失了源图的边缘信息; 当等于 1 时, 表示 F 完全保留源图的边缘信息。

F 中保留 A 的边缘信息量 Q^{AF} 定义为:

$$Q^{AF}(n, m) = \frac{\Gamma_g}{1 + e^{K_g(G^{AF}(n, m) - \sigma_g)}} \cdot \frac{\Gamma_\alpha}{1 + e^{K_\alpha(A^{AF}(n, m) - \sigma_\alpha)}} \quad (2)$$

其中 G^{AF} 、 A^{AF} 分别为 F 相对 A 的梯度幅度、方向的变化量, 梯度的幅度和方向是用 sobel 算子得到的。同理可得 F 中保留 B 的边缘信息 Q^{BF} , 将 Q^{BF} 和 Q^{AF} 代入式(1)即可求得 $Q_p^{AB/F}$ 。

2.2 基于 EI 优化权值的图像融合原理

在空间域中, 两幅已配准的图像 A 和 B 加权融合如下:

$$\begin{cases} F(x, y) = w_A \cdot A(x, y) + w_B \cdot B(x, y) \\ w_A + w_B = 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中 w_A 、 w_B 为权值, F 为融合结果图像。传统的加权融合方法中权值 w_A 、 w_B 取平均值或直接通过计算方差、对比度等来确定, 融合效果并不是十分理想。由于图像融合客观评价准则可以衡量融合结果 F 的优劣, 所以根据计算客观评价准则来优化权值, 使其达到最优, 融合得到最优图像。又由于 EI 相对传统评价方法更适用于图像融合的评价, 所以用 EI 来优化权值, 通过寻找最优权值, 使融合结果 F 的 EI 达到最大值, 从而获得最优融合图像 F_{opt} 。原理框图如图 1 所示。

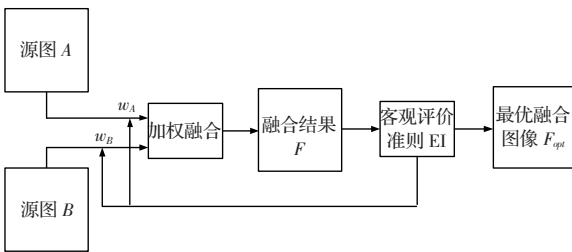


图 1 基于 EI 优化权值的图像融合框图

2.3 优化权值的遗传算法实现

遗传算法^[8]是对生物界自然选择和进化过程的模拟, 可以解决优化难题, 能快速的找到全局最优解。因此采用遗传算法实现基于 EI 优化权值方法, 可以快速的寻找到最优权值, 具有较好的鲁棒性和很高的运行效率。通过将 EI 作为遗传算法的适应度函数来实现该方法。遗传算法实现基于 EI 优化权值的图像融合方法的步骤如下:

(1) 对图像加权融合权值 w_A 进行二进制编码, 编码长度 l 根据 w_A 需要的精度来决定, 如本文实验中 l 为 8, w_A 精度可达到 $1/2^8$;

(2) 随机产生 N 个 w_A 个体组成初始群体;

(3) 将每个 w_A 代入式(3)得到 F , 再将 F 、 A 和 B 代入式(1)

计算每个 w_A 个体的适应度即 EI;

(4) 对 w_A 群体进行 P_r 概率的复制、 P_m 概率的交叉和 P_c 概率的变异处理, 得到新一代群体;

(5) 进行遗传算法迭代运算, 判断是否满足迭代终止条件, 若不满足则转到步骤(3), 否则到下一步。这里的迭代终止条件为迭代次数等于 M 时终止;

(6) 得到最优加权融合权值 w_{opt} , 代入式(3)得最优融合图像 F_{opt} 。

3 多聚焦图像融合算法

图 2 给出了基于 EI 优化权值的多聚焦图像融合的全过程。

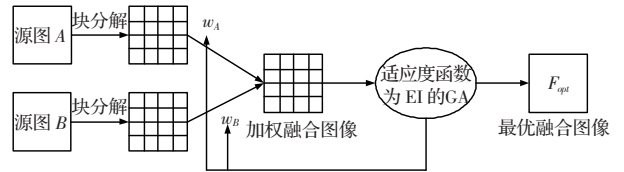


图 2 基于 EI 优化权值的多聚焦图像融合框图

具体融合过程如下:

(1) 将两幅配准的多聚焦图像分解成若干大小为 $n \times m$ 的块, 设 A_i 和 B_i 分别表示 A 和 B 的第 i 块;

(2) 按照式(3)加权融合, 融合图像 $F_i = w_A \cdot A_i + (1 - w_A) \cdot B_i$;

(3) 采用为适应度函数的遗传算法优化权值, 找到全局最优权值 $w_{A, opt}$, 将 $w_{A, opt}$ 代入式(3)得到最优融合图像 $F_{i, opt}$;

(4) 依次对所有的图像块进行上述操作, 得到每块的最优融合图像, 即得到最优融合图像 F_{opt} 。

4 图像融合效果的评价

图像融合效果评价对于图像融合是很重要的。本文主要采用以下一些客观准则评价融合图像的效果。下面 F 表示融合图像, G 表示标准图像。

4.1 均方根误差

F 相对于 G 的均方根误差 RMSE 作为融合结果的评价标准, 如式(4)所示:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [G(i, j) - F(i, j)]^2}{m \times n}} \quad (4)$$

其中 m 、 n 表示图像的行、列, $G(i, j)$ 、 $F(i, j)$ 分别表示 G 和 F 在坐标 (i, j) 处的像素值。RMSE 越小, 表示 F 与 G 的误差越小, 融合效果越好。

4.2 熵差

熵值的大小表示图像携带平均信息量的多少, 图像熵定义如下:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \cdot \log p_i \quad (5)$$

熵差为 F 和 G 的熵的差, 如式(6), 熵差越小则融合效果越好:

$$\Delta H = H_F - H_G \quad (6)$$

其中 p_i 为灰度级概率。

4.3 互信息^[9]

F 与源图 A 、 B 的互信息 MI 分别定义为:

$$MI_{FA}(i,j) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{F,A}(i,j) \log \frac{p_{F,A}(i,j)}{p_F(i)p_A(j)} \quad (7)$$

$$MI_{FB}(i,j) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{F,B}(i,j) \log \frac{p_{F,B}(i,j)}{p_F(i)p_B(j)} \quad (8)$$

则 F 中包含 A 和 B 的信息总和为:

$$MI_F^{AB} = MI_{FA}(i,j) + MI_{FB}(i,j) \quad (9)$$

其中 $p_{F,A}(i,j)$ 、 $p_{F,B}(i,j)$ 分别为 F 与 A 、 B 的联合概率密度, $p_F(i)$ 、 $p_A(j)$ 和 $p_B(j)$ 分别为 F 、 A 和 B 的边缘概率密度。MI 值越大表示融合图像从源图像中获取的信息量越大,效果越好。

5 实验及结果分析

本文选取两组图像进行实验,一组是前景聚焦的源图 3(a)和远景聚焦的源图 3(b),图 3(a)、3(b)已经配准,大小为 480×640,通过裁剪得到它们的标准图像图 3(c);另一组是高斯模糊处理标准图像 Lena(图 4(c)),产生左、右聚焦的源图 4(a)、4(b),它们的大小为 512×512。



图3 聚焦源图和标准图像(clock)

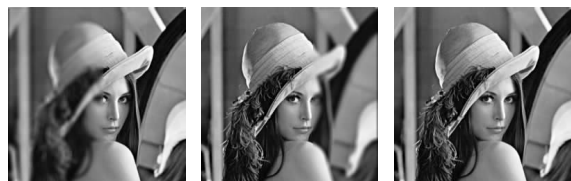


图4 聚焦源图和标准图像(Lena)

根据源图中聚焦区域的大小,对源图 3、图 4 分别采用 16×16 和 32×32 的分块大小。融合过程中遗传算法采用的参数为:初始种群 $N=20$,复制概率 $P_r=0.1$,交叉概率 $P_m=0.6$,变异概率 $P_c=0.008$,迭代次数 $M=20$ 。本文方法得到的结果为图 5(d)、6(d)。为了了解本文方法的优点,将本文方法与传统融合方法进行实验比较,融合结果如图 5 和图 6 所示。图 5(a)、图 6(a)为加权平均融合结果,图 5(b)、图 6(b)是小波变换融合方法的结果,其中小波分解采用 Daubechies 的 'db8' 小波,分解层数为 3 层,小波系数采用低频系数取平均值,高频系数取最大值的融合规则。文献[10]中基于局部方差的融合方法是融合权值根据局部方差来确定的方法,是传统确定融合权值的方法,首先将源图像进行分块,分块大小与本文融合方法分块大小相同,再计算每块的方差,方差大的块加权权值取 1,反之取 0,融合结果如图 5(c)、图 6(c)。

从目视角度来看,本文方法融合的图像 5(d)效果明显优于图 5(a)、(b)和图 5(c)、图 6(d)效果明显优于图 6(a)、(c),因为图 5(a)、图 6(a)相对要模糊些,图 5(b)中存在噪声,图 5(c)除了在聚焦图像的模糊与清晰区域的边界存在块效应外,左边不是边界的区域也有两块明显的块效应,这说明根据局部方差并不能很好的确定权值。图 6(c)中下方存在块效应,而对于图 6(d)、(b)之间通过目视不能明显的判断哪幅效果好,因此下面从客观准则的角度来评价。

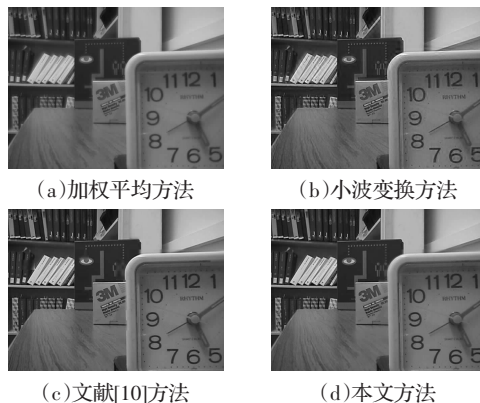


图5 多聚焦图像各种融合方法结果(clock)



图6 多聚焦图像各种融合方法结果(Lena)

表 1 和表 2 分别为各种融合方法的客观评价准则的比较,从表中可以看出,在均方根误差、熵差和互信息这几个方面,本文的融合方法明显优于加权平均融合、小波变换融合以及文献[10]中的融合方法。

表1 图3(a)、3(b)各种融合方法结果的客观评价

客观评价	加权平均方法	小波变换方法	文献[10]方法	本文方法
RMSE	4.200 8	3.253 1	1.697 4	1.491 1
熵差	0.547 8	0.354 2	0.152 6	0.122 5
互信息	1.421 4	1.221 7	2.236 3	3.191 2

表2 图4(a)、4(b)各种融合方法结果的客观评价

客观评价	加权平均方法	小波变换方法	文献[10]方法	本文方法
RMSE	4.972 9	1.981 7	1.352 0	1.266 4
熵差	0.399 8	0.410 4	0.242 2	0.221 4
互信息	1.801 3	1.664 8	2.376 7	2.472 2

6 结论

本文针对空间域融合方法中如何确定权值这个难题,提出一种基于 EI 优化权值的方法,通过寻找最优权值使得融合图像的 EI 最大,从而获得最好的融合效果。该方法采用适应度函数为 EI 的遗传算法实现,并且结合分块加权融合方法融合多聚焦图像,实验结果基于主观和客观评价表明,本文方法与传统的方法相比有以下优点:(1)计算简单,实时性好;(2)相对传统确定权值的方法,能更好的优化权值;(3)能够更准确地保持原有图像信息,融合效果更好。

(下转 201 页)