

一种遗传搜索块寻优的不同聚焦点图像融合算法

张新曼 韩九强 王勇

(西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049)

摘要 该文提出一种将遗传搜索策略应用于多聚焦图像融合子块寻优的算法,对同一场景两幅严格配准的多聚焦图像的清晰恢复进行了深入研究。该方法把图像子块大小作为遗传染色体,经过杂交、变异等操作,以便得到全局意义上的最优解。利用3种评价参量,即均方根误差、熵和互信息进行不同图像融合方法的分析及效果评价,文中讨论了两种情形,并通过大量的图像实验表明:当聚焦目标无交叉模糊区域时,该方法能实现多聚焦图像对参考源图像的重构或优化融合效果;当聚焦目标有交叉模糊区域时,该方法也取得了很好的效果,超过Laplacian算法和小波变换法。

关键词 图像重构,遗传搜索,多聚焦图像,图像融合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)11-2054-04

A Multifocus Image Fusion Algorithm for Adaptive Genetic Search

Zhang Xin-man Han Jiu-qiang Wang Yong

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract An adaptive genetic search algorithm is developed for fusion of two spatially registered images of the same scene. In this method, the size of block is defined as chromosome, after crossover and mutation, the global optimal image will be got. Three evaluation criteria such as root mean square error, entropy and mutual information are used on the analysis and effect evaluation of different fused images. Two cases are discussed and extensive experiments demonstrate that in one case the method achieves reconstruction or optimized fusion result to the reference image when the focus objectives are not overlapping blurred, and in another case this method performs better outperforming Laplacian and wavelet methods when the focus objectives are overlapping blurred.

Key words Image reconstruction, Genetic search, Multifocus images, Image fusion

1 引言

图像融合作为信息融合的一种有力工具,已广泛应用于军事、遥感、机器视觉和医学图像等领域中。该技术能从多源图像中融合信息,减少信号的不确定度并再现出一个全面的信源。对于来自同一景物的不同聚焦目标的图像,其成像条件相同,而镜头聚焦目标不同,常常无法同时清晰地使两个目标聚焦。这就产生了如何从两幅图像中恢复出原始清晰图像的问题,从而提高图像置信度,降低模糊度,满足观察者的需要或计算机的后续处理。图像融合技术在实现这一问题中得到了广泛重视。

图像融合传统的算法有Burt等人提出的图像金字塔融合技术,其中包括:Laplacian金字塔、梯度金字塔、比率低通金字塔等^[1]。但它们的缺点是层间分解量之间具有相关性,导致融合效果不够理想。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^[2-4]也被不断推出。小波变换法具有良好的空域和频域的局域性,可以较好地保留融合图像的高频信息,其融合效果优于金字塔

塔型方法。尽管小波变换法的融合效果相对比较理想,但仍一定程度上会丢失原始图像中的一些边缘信息。最新的有关图像融合文献^[5]中提出的将图像分块和神经网络相结合的算法给作者提供了新的思路。但这些算法目前对比参考源图像均有不同程度的误差。

针对多聚焦图像融合问题,本文提出了一种新的图像融合方法。该方法将图像子块大小作为遗传染色体,经过杂交、变异等处理,来寻求由最优组合分块形成的融合图像^[6]。分别采用均方根误差、熵和互信息作为评价参量,3种参数共同评价不同方法融合图像的效果,并与视觉上的感受相对照。仿真结果讨论了两种情形,当聚焦目标无交叉模糊区域时,该方法能实现绝大多数多聚焦图像对参考源图像的重构或优化融合效果;当聚焦目标有交叉模糊区域时,该方法性能也较优化,其融合结果优于传统的Laplacian算法和小波变换法。

2 不同聚焦点图像融合方法

2.1 对比度视觉模型

视觉是人眼对图像的感知结果,模拟人眼视觉系统特性

中的对比度视觉模型，即对比度敏感门限与背景亮度成正比这一关系，提出一种有效衡量图像子块均匀度的测度，作为判定目标清晰的依据，以有助于分析目标聚焦模糊与目标聚焦清晰之间的成像差异^[7]。对于图像 $G(i, j)$ 中大小为 $m' \times n'$ 的子块 B_k ，其均匀度参数定义为

$$d_k = \frac{1}{m' \times n'} \sum_{(i,j) \in B_k} \frac{|G(i, j) - \mu_k|}{\mu_k} \quad (1)$$

其中 μ_k 为 B_k 的均值。此均匀度参数采用对比度来测量图像子块内信号变化的可见度，提高了分割过程与视觉系统的匹配程度。

2.2 判定清晰目标和模糊目标

根据上述模型中定义的均匀度参数，结合下述算法步骤，就可以比较准确地判定多聚焦图像中的清晰目标和模糊目标。

(1) 将两幅严格配准的多聚焦图像分别分解成若干个小大小为 $m' \times n'$ 的像素子块。设 BA_i 和 BB_i 分别表示图像 A 和 B 的第 i 个子块。

(2) 按照式(1)计算出两幅图像中每个子块的均匀度参数。设 dA_i 和 dB_i 分别为子块 BA_i 和 BB_i 的均匀度参数。

(3) 比较两幅图像中对应子块的均匀度参数，得出融合图像的第 i 个子块

$$BF_i = \begin{cases} BA_i, & dA_i > dB_i \\ BB_i, & dA_i \leq dB_i \end{cases} \quad (2)$$

(4) 依次对所有的图像子块进行上述操作，即得到了一幅融合图像。

2.3 优化融合图像的选择

对于搜索 $m' \times n'$ 的不同子块优化组合，进而选出最优融合图像，最直接的方法是使用穷尽法，由于该算法是对搜索窗内的所有子块都进行计算，所以可找到全局最优解，但该方法存在计算量大和速度慢的问题，而应用遗传算法则可以很好地达到全局寻优和快速高效的目的。

遗传算法是对生物界自然选择和自然遗传机制进化过程的模拟，由于它能利用简单的编码技术和繁殖机制来表现复杂的现象，从而可以解决非常困难的问题，且不受搜索空间限制性假设的约束，不必要求诸如单调、连续等假设，因此能以很大的概率快速找到全局最优解。采用遗传算法寻求最优融合图像，具有很高的运行效率和较好的鲁棒性。具体实现步骤如下：

(1) 在搜索窗内随机产生 N 个初始种群，把图像子块大小的可能解表示为染色体二进制编码，编码长度 l 由搜索窗的大小决定。为简便起见，设图像大小为 $M \times M$ 的方形图像，若搜索范围为 $(0, M)$ ，则 $l = 2 \log_2 M$ 。故每个染色体由两部分组成，设第 i 个染色体为 C_i ，则

$C_i = [n'_{i,l-1} n'_{i,l-2} \cdots n'_{i,l/2+1} n'_{i,l/2} m'_{i,l/2-1} m'_{i,l/2-2} \cdots m'_{i,1} m'_{i,0}]$
 低位表示子块长度的二进制编码，高位表示其宽度的二进制编码。

(2) 计算各个体的适应值，这里指相应种群形成的融合图像的空间频率 SF (如式(3))。采用 SF 值作为寻优度量，其值越大，相应的个体越优良，被选中去繁殖后代的机会也越大。

空间频率反映了一幅图像空间域的总体活跃程度和清晰程度，同时还反映出图像中微小细节反差和纹理变换特征，空间频率越大图像越活跃、越清晰。空间频率的定义如下

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (3)$$

其中 RF 和 CF 分别为行频率和列频率

$$RF = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=2}^n (F(i, j) - F(i, j-1))^2}$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{j=1}^n \sum_{i=2}^m (F(i, j) - F(i-1, j))^2}$$

(3) 本文采用一种称为排序选择法的策略来选择繁殖后代的个体，在排序法中，种群按适应值排序，个体所分配到的后代是它们级别的函数。选择种群中最大的适应值，若满足终止条件，则跳出迭代运算。否则选择 N 个个体形成下一代群体，按其 SF 值从大到小依次排列，并放入交配池。

(4) 交配 根据预设的杂交率 P_c ，对进入交配池中的染色体进行随机配对，并随机确定交换位置，从而允许对搜索空间中的新点进行测试。交换体现了自然界中信息交换的思想。

(5) 变异 根据变异概率 P_m ，对某些个体的若干位进行取反操作，最后得到新一代种群。通过变异操作，可确保群体中遗传基因类型的多样性，以使搜索在尽可能大的空间中进行，避免丢失在搜索中有用的遗传信息而陷入局部解，获得质量较高的优化个体。

(6) 进行遗传迭代运算，判断是否满足终止条件，不满足条件时，则转到步骤(2)，否则到下一步。这里的迭代终止条件是当迭代次数等于 $\log_2(M/2)$ 时终止。

(7) 得到最优匹配点，选取优化子块组合以使融合图像达到最优效果。

图 1 给出多聚焦图像融合优化过程结构图。

3 图像融合效果的评价参量

采用以下参量来评价融合图像的效果，并与视觉判断的结果相对照。

3.1 均方根误差

采用融合图像与参考源图像的均方根误差 $RMSE$ 作为

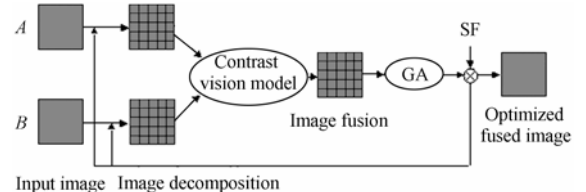


图 1 融合结构图

Fig.1 Block diagram of the proposed multifocus image fusion scheme

融合结果的评价标准, 如式(4)所示:

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

其中 m , n 分别为图像像素的行数和列数。 $R(i, j)$, $F(i, j)$ 为参考源图像和融合图像在坐标 (i, j) 处的像素灰度值。评价度量 RMSE 衡量融合图像相对于参考源图像的均方根误差, 其值越小, 说明融合图像与理想图像的差异越小, 融合效果越好。若为 0, 则表明和参考源图像完全一致, 达到了重构目的。

3.2 熵

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:

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2 p_i \quad (5)$$

其中 L 为图像的灰度级总数(以下同), p_i 表示灰度值为 i 的像素的概率分布。

3.3 互信息

参考源图像与融合图像的互信息定义如下:

$$MI(R, F) = \sum_{i_1=0}^{L-1} \sum_{i_2=0}^{L-1} p_{R,F}(i_1, i_2) \log_2 \frac{p_{R,F}(i_1, i_2)}{p_R(i_1) p_F(i_2)} \quad (6)$$

其中 $p_{R,F}(i_1, i_2)$ 为参考源图像与融合图像的联合概率密度, $p_R(i_1)$ 、 $p_F(i_2)$ 分别为两幅图像的边缘概率密度。

由于互信息衡量的是融合图像对参考源图像不确定性的减少量, 故其值越大越好。互信息还具有以下性质^[8]:

$$MI(A, A) = H(A) \quad (7)$$

4 图像的融合实验及性能评价

为了对多聚焦图像的融合结果进行量化测量, 这里选取一幅清晰的图像作为参考源图像, 如图 2(a)所示, 大小为 128×128 , 灰度级别为 $0 \sim 255$ 。在该图像中选取两个不同的聚焦点, 分别进行高斯函数模糊化处理(或其它模糊因子均可), 模拟摄像时的离焦现象, 生成两幅待处理图像。图 2(b), 2(c)所示为无目标交叉模糊的多聚焦图像。图 3(a), 3(b)所示为目标交叉模糊的多聚焦图像。根据参考源图像和评价度量, 可以对融合的结果图像进行评价, 以确定其融合结果是否最优。

为了进行比较, 对上述多聚焦图像分别使用Laplacian塔型方法^[1]、小波变换方法^[3]和本文提出的方法进行融合。本文中的遗传算法采用的参数为: 初始种群数 $N=10$, 杂交率 $P_c=0.8$, 变异率 $P_m=0.1$, 最大迭代次数为 6。对于同一组融合实验, 若某融合图像的均方根误差相对较小、熵值和互信息相对较大(后两种参数针对多聚焦图像并非绝对), 则说明该图像相对参考源图像的误差较小。仿真结果讨论了两种情形, 当聚焦目标无重叠模糊区域时, 不同方法的融合图像分别见图 2(d), 2(e)和 2(f)所示。从目视角度看, 图 2(e)和 2(f)明显优于图 2(d), 因为图 2(d)上带有较多噪声。图 2(e)

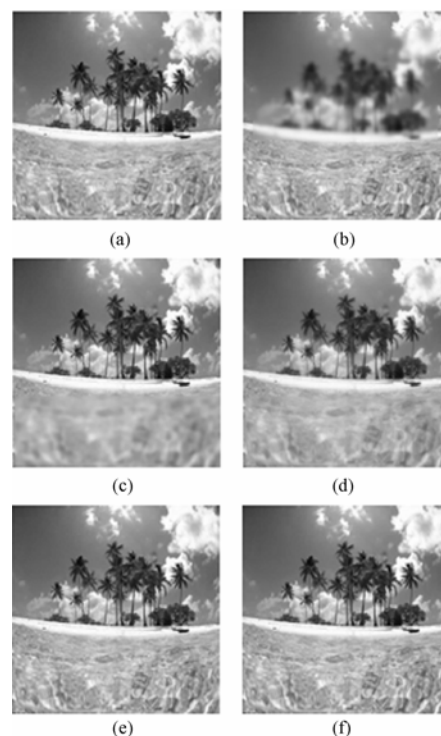


图 2 无交叉模糊聚焦图像、不同方法图像融合结果
(a)参考源图像 (b)前聚焦图像 (c)后聚焦图像 (d)Laplacian 算法
(e)小波变换 (f)本文算法

Fig.2 Example of image fusion (without overlapped blurred regions)
(a) Reference image (b) Focus on forward (c) Focus on backward
(d) Laplacian algorithm (e) Dwt method (f) The proposed method

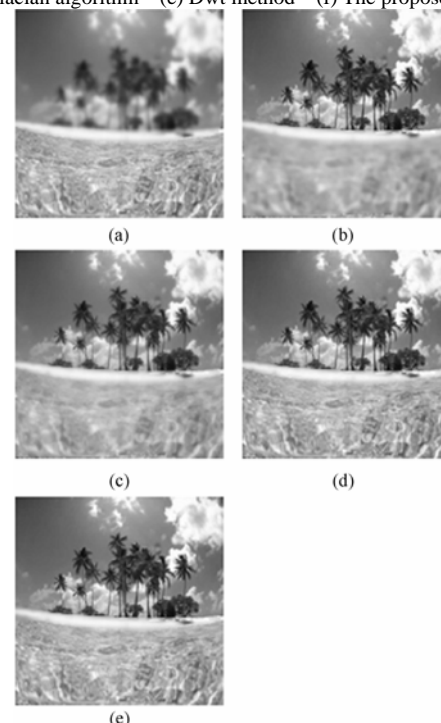


图 3 两交叉模糊聚焦图像、不同方法图像融合结果
(a)前聚焦图像 (b)后聚焦图像 (c) Laplacian 算法
(d)小波变换 (e)本文算法

Fig.3 Example of image fusion (with overlapped blurred regions)
(a) Focus on forward (b) Focus on backward (c) Laplacian
algorithm (d) Dwt method (e) The proposed method

因为小波变换不具有移不变的特性, 图像上出现一些细小的褶皱, 影响了图像的清晰度。而用本节算法获得的融合图像则解决了这个问题, 得到了更加清晰的图像。表 1 给出了 3 种算法的融合图像不同量化参数结果, 可以看出, 本文提出的方法均方根误差值为 0, 而熵值和互信息的值相等, 符合互信息的性质, 见式(7), 完成了融合图像对参考源图像的完全重构, 其它方法均有大小不同程度的误差; 当聚焦目标有重叠模糊区域时, 该方法性能也非常优化, 其融合结果优于传统的 Laplacian 算法和小波变换法, 数据结果如表 2 所示, 融合图像分别见图 3(c), 3(d)和 3(e)所示。通过客观评价得到的结论与视觉判断的结论一致, 证明该方法的结果是满意的。这里重构的组合分块为 7×42 。融合的组合分块大小为 76×52 。

表 1 3 种算法不同量化评价性能比较(聚焦目标无重叠模糊区域)
Tab.1 Different schemes comparison (no overlapped blurred objects)

	RMSE	H	MI
Laplacian 算法	6.1094	7.5254	4.0564
小波变换	1.5911	7.5976	5.2720
本文算法	0	7.6002	7.6002

表 2 3 种算法不同量化评价性能比较(聚焦目标有重叠模糊区域)
Tab.2 Different schemes comparison (overlapped blurred objects)

	RMSE	H	MI
Laplacian 算法	6.9293	7.5246	3.9200
小波变换	3.8021	7.5991	5.1072
本文算法	3.7453	7.6013	7.3244

另外利用该算法对其它二十多幅图像进行了实验, 也取得了很好的、一致的效果。该算法可使多聚焦融合图像(聚焦目标无重叠模糊区域)实现对参考源图像的重构或优化融合效果; 对于聚焦目标有重叠模糊区域的多聚焦图像融合效果也比较优化, 超过 Laplacian 算法和小波变换方法, 至此说明本文算法的优化之处。

5 结束语

本文提出了一种基于遗传搜索策略的多聚焦图像融合算法。利用人工产生的多聚焦图像, 并且基于主观和客观的评价表明, 各种不同量化参数结果与融合图像序列的目视效果均吻合, 证明该方法取得了满意的融合效果。且具如下特点:

(1) 建立对比度视觉模型, 分析了不同聚焦情况的目标差异, 以确定选用两幅图像中的哪个清晰图像子块进行合并, 并采用遗传搜索策略快速选取效果最佳的融合图像。利用 GA 固有的全局寻优的特点, 很好地解决了融合图像子块寻优的问题, 达到了全局寻优和快速高效的目的。

(2) 仿真实验进行了两种情形的比较分析, 当聚焦目标无重叠模糊区域时, 该方法能实现多聚焦图像对参考源图像的重构或优化融合效果; 当聚焦目标有重叠模糊区域时, 该方法性能也非常有效, 其融合结果优于传统的 Laplacian 算法和小波变换法。

(3) 如果在实际图像中需要考虑到更多的因素, 该方法很容易进行扩展的, 且具有自适应性, 能够有效将输入源图像的清晰部位融合在一起, 且不随输入图像的特性(诸如目标模糊程度或模糊因子的不同)而改变。

参考文献

- [1] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion. Proceedings of Fourth International Conference on Computer Vision [C]. Berlin, Genlin, 1993, 4, 173–182.
- [2] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674–693.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] Li S T, Kwok J T, Wang Y N. Multifocus image fusion using artificial neural networks. *Pattern Recognition Letters*, 2002, 23(8): 985–997.
- [6] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., Massachusetts, 1989, XIII: 1–62.
- [7] 黄继武, Yun Q S, 戴宪华. 基于视觉特性的图像分割编码算法. *中国图像图形学报*, 1999, 4A(5): 400–404.
- [8] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, *et al.* Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1997, 16(2): 187–198.

张新曼: 女, 1973 年生, 博士, 讲师, 研究方向为数据融合技术、图像处理。

韩九强: 男, 1951 年生, 教授, 博士生导师, 自动化系副主任, 自动控制研究所所长, 主要研究方向为信息融合技术、图像处理、智能检测技术、网络测控技术等。

王 勇: 男, 1976 年生, 博士生, 研究方向为虹膜识别技术、图像处理。