

基于点扩散函数的多聚焦图像融合方法

梅益君, 王元庆

(南京大学电子科学与工程系, 南京 210093)

摘要: 提出了一种新的基于点扩散函数的多聚焦图像融合算法, 采用高斯函数对多聚焦图像进行多次卷积, 通过与原近似误差图像的比较, 得到聚焦清晰和模糊区域, 采用形态学方法将其分割出来, 并根据最大值融合规则对其进行了融合。试验结果表明, 该算法可将图像分割成多个聚焦区域, 边缘清晰、融合效果良好。

关键词: 点扩散函数; 误差图像; 图像融合; 形态学分割

Multi-focus Image Fusion Method Based on Point Spread Functions

MEI Yi-jun, WANG Yuan-qing

(Department of Electronic Science & Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093)

【Abstract】 This paper proposes a novel multi-focus image fusion method based on point spread functions (PSF). It uses Gaussian functions to convolve with multi-focused images repeatedly. Compared with approximation error images, it gets the focus and defocus regions, and segments the regions through morphological method. It uses choose-max fusion rules to get the all-in-focus image. Experimental results show that the image is distinctly segmented into multi-regions, the image edge is legible, and the fusion results are satisfactory.

【Key words】 point spread functions(PSF); error image; image fusion; morphological segment

1 概述

“图像融合”将成像传感器得到的图像信息, 通过图像处理技术获得对场景更为全面、准确的图像描述。它已成为一种重要的图像分析与计算机视觉技术^[1], 在自动目标识别、计算机视觉、遥感、机器人、医学图像处理、军事应用等领域中有着广泛的应用前景。

作为图像融合研究重要内容之一的多聚焦图像融合, 在相同的成像条件下, 由于拍摄装置的景深有限, 无法得到一副完全聚焦的图像^[2], 因此可以通过改变镜头的焦距得到聚焦面不同的多个图像, 然后通过对这些图像的融合就可以得到一个完全聚焦的清晰图像。图像融合的方法大体可以分为像素级、特征级、决策级 3 种^[3], 其中, 像素级的融合精度较高, 能够提供其他融合方法所不具备的细节信息^[1], 多聚焦图像融合采用了像素级融合方法, 它主要分为空域和频域两大块, 即:

(1) 在空域中, 主要是基于图像清晰部分的提取, 有梯度差分法^[2]、分块法等, 其优点是速度快、方法简单, 不过融合精确度相对较低, 边缘处理粗糙;

(2) 在频域中, 具有代表性的是多分辨方法, 其中有拉普拉斯金字塔算法、小波变换法^[4]、复杂小波变化法等, 多分辨率融合的优点是融合精度比较高, 对位置信息的把握较好, 不过算法比较复杂, 处理速度比较慢。当然还有一些基于神经网络和支持向量机的方法, 但其还处于理论分析阶段。

就多聚焦图像而言, 为了满足系统实时性的要求, 多采用空域算法对其进行融合。空域算法又存在着对清晰部分的提取不完全的问题, 对图像边缘部分无法准确地提取缺陷, 很难得到实时、准确的效果。为此, 笔者提出了一种新的基于点扩散函数的融合方法, 实现了对图像的准实时处理。实验表明, 与其他融合方法相比, 该方法可有效地改善系统的

性能。

2 点扩散函数(PSF)

点扩散函数是评价光学系统成像质量的基本工具, 在数字图像复原及识别中是一个关键的参数。光学系统的理想状态是物空间一点发出的光能量在像空间也集中在一点上, 但实际的光学系统成像时, 物空间一点发出的光在像空间总是分散在一定的区域内, 其分布的情况称为点扩散函数(PSF)。在多聚焦图像中, 由于点扩散函数的存在, 使得一次光学系统所成的像不可能与物完全相同, 从而产生所谓的图像清晰和模糊部分。如何将模糊部分图像恢复为清晰部分图像是图像融合中的重要问题, 对于点扩展函数已知的模糊问题, 现已有许多种方法进行恢复, 如反滤波、维纳滤波、带最优窗的维纳滤波等方法; 而对于点扩展函数未知的模糊问题, 估计点扩展函数就成为图像融合过程中的重要步骤。文献[5]提出了一种对多聚焦成像系统的点扩散函数测量的方法。但是笔者认为本方法对光学测量的要求较高, 对于多变的实际情况基本没有可操作性, 工程中应用较少。

3 基于点扩散函数的图像融合

既然直接测量估计点扩散函数来恢复图像比较复杂, 笔者提出了一种利用点扩散函数产生模糊这一性质, 对原图像进行反复模糊, 通过与原图对比来实现清晰部分提取, 最后实现两幅多聚焦图像的融合。

3.1 清晰度近似

使用高斯函数来模拟点扩散函数, 从而对原图像组进行

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60472026)

作者简介: 梅益君(1983 -), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像融合, 人脸识别, 立体显示器; 王元庆, 教授

收稿日期: 2006-11-28 **E-mail:** yqwang@nju.edu.cn

多次高斯模糊预处理，选用点扩散函数模板 h 为

$$h = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

如图 1 所示， A_0 和 B_0 分别代表对同一场景聚焦在不同面上的 2 幅图像，原图像 A_0 和 B_0 有着各自的清晰模糊部分(其中黑色代表清晰部分，白色代表模糊部分)。

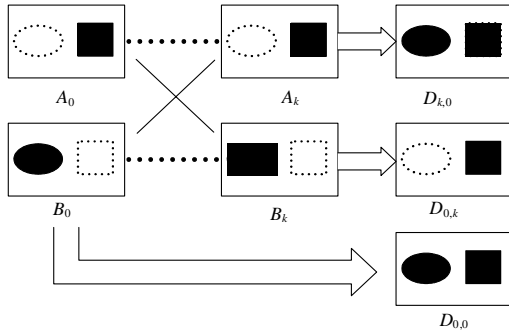


图 1 对图像的模糊处理及近似误差的产生

首先，将原图经过 k 次高斯模糊得到 A_k 和 B_k ：

$$\begin{cases} A_k(x, y) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 h(i, j) A_{k-1}(x+i, y+j) \\ B_k(x, y) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 h(i, j) B_{k-1}(x+i, y+j) \end{cases} \quad (2)$$

通过点扩散函数性质和图 1 可以知道， A_k 和 B_k 中原来清晰的部分都变得模糊了，而原来模糊的部分变得更加模糊。

然后，求得 3 个近似误差函数：

$$\begin{cases} D_{0,0}(x, y) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 [A_0(x+i, y+j) - B_0(x+i, y+j)]^2 \\ D_{k,0}(x, y) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 [A_k(x+i, y+j) - B_0(x+i, y+j)]^2 \\ D_{0,k}(x, y) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 [A_0(x+i, y+j) - B_k(x+i, y+j)]^2 \end{cases} \quad (3)$$

由式(3)和图 1 可以知道， $D_{0,0}$ 表示了两原图的近似误差即 A_0 和 B_0 的聚焦部分之和； $D_{k,0}$ 和 $D_{0,k}$ 分别表示了 A_k 与 B_0 、 B_k 与 A_0 的近似误差。通过图 1 可以发现 $D_{k,0}$ 、 $D_{0,k}$ 与 $D_{0,0}$ 相比，原来清晰的部分所在的区域都被“模糊”了，而原来模糊部分所在区域与变化前基本保持不变。利用这一特性，可以很好地提取清晰部分来实现图像的融合。

近似的 PSF 因子见图 2。

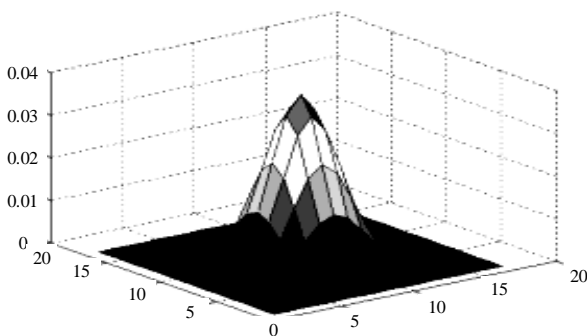


图 2 近似的 PSF 因子

上述处理中对于 k 的取值问题，实际上就是对 PSF 因子的选择问题，由于不同的 k 值可以产生不同的 PSF 模糊因子，因此可以通过选择合适的模糊因子产生融合所需的更好的近似

误差。根据不同场景通过实验发现 k 的取值在 3~7 次之间产生的误差效果就比较好， k 太小或者太大都不能产生很好的效果。可以取 $k=4$ ，为了满足速度的要求，把原来多次模糊替换为固定的 PSF 因子直接模糊，取固定模糊因子 H 等于 h 的 4 次卷积，然后直接与原图卷积求得 A_0 和 B_0 的近似模糊 A_4 和 B_4 。

3.2 融合规则

常用的融合规则有很多，如极值法、平均值法，还有比较复杂的匹配/差异性方法、一致性检验法，神经网络及支持向量机等方法。先对近似误差图像进行了形态学分割处理，然后采用最大值法对图像进行融合，这种方法、编程简单、效果良好，最重要的是运算时间短，满足对准实时的要求。

3.2.1 形态学分割处理

近年来，数学形态学已发展为一种新型的数字图像处理方法和理论，更多的系统采用形态学算子对图像进行预处理或后处理。基本思想是：用具有一定形态的结构元素去度量

和提取图像中的对应形状，以达到对图像分析和识别的目的。形态学理论在灰度图像分割中的应用中，代表性的有水线区域分割算法，基本过程是连续腐蚀二值图像。另一种形态学分割方法是聚类快速分割，其基本过程是连续膨胀二值图像。笔者针对“对比误差图像”的特点，采用腐蚀和膨胀相结合的方法，它具有计算量小、速度快、边界分离稳定等特点，并能够很好地强化图像亮度和边缘特征，避免出现平均化效应。

具体方法如下：

定义 $D_{k,0}$ 和 $D_{0,k}$ 与 $D_{0,0}$ 的对比误差函数，即

$$t_{k,0} = \frac{D_{k,0}}{D_{0,0}} \quad t_{0,k} = \frac{D_{0,k}}{D_{0,0}} \quad (4)$$

(1) 先对得到的对比误差图像 $t_{k,0}$ 和 $t_{0,k}$ 进行二值化得到 T_1 和 T_2 。二值化阈值由经验获得，笔者采用 $T=0.6$ 。

(2) 对二值化图像 T_1 和 T_2 进行形态学分割处理，采用腐蚀、膨胀、闭操作、再腐蚀、再膨胀、填充 6 个过程得到清晰与模糊部分的分割图，Matlab 程序与说明如下：

```
h1= strel('square',3);
//选择 3x3 的小范围结构元素防止对边界破坏
h2= strel('disk',3); //生成闭操作结构元素
f1 = imerode(T,h1,3); //一次腐蚀主要目的是消除图像噪声
f2 = dilate(f1,h1,3); //膨胀
f3 = imclose(f2,h2); //闭操作
f4 = imerode(f3,h1,3); //腐蚀
f5 = dilate(f4,h1,3); //膨胀
T = imfill(f5, 'holes'); //填充
```

分割结果详见图 3 中的 T_1 、 T_2 ，其中，白色表示分割出的清晰部分。

可以发现，理想的分割应该是把清晰和模糊部分完全分割开来，而采用本方法只能将清晰部分大部分的边缘特征提取出来，对于清晰部分的平滑部分却无法提取。但是人眼对清晰模糊图像的分辨主要是对清晰图像边缘的辨析，而对于清晰图像平滑的部分分辨能力很低。该分割方法正好符合了人眼对清晰模糊的分辨能力，满足了绝大多数的融合分割需求。

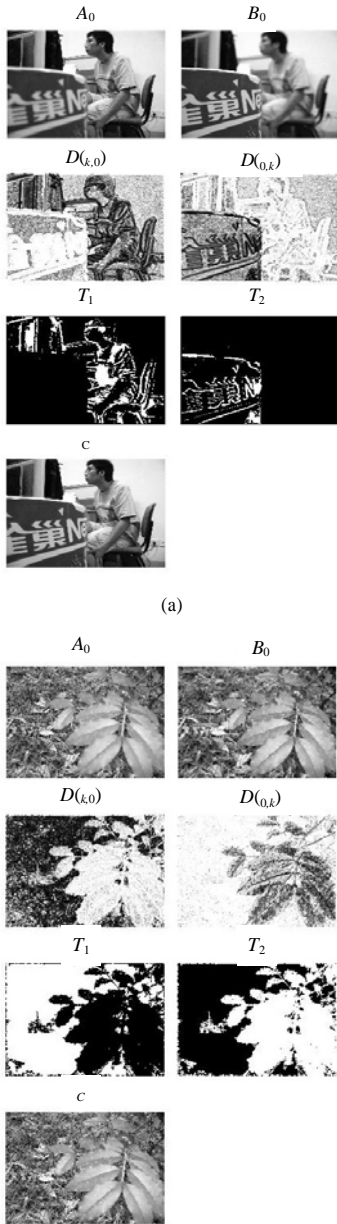


图3 实验结果

3.2.2 最大值融合

由于已经对图像进行了很好的分割，因此采用最简单的基于最大像素值选择的融合规则对图像进行融合，即

$$C(x, y) = \begin{cases} A_0(x, y) & T_1(x, y) = 1 \text{ and } T_2(x, y) \neq 1 \\ B_0(x, y) & T_1(x, y) \neq 1 \text{ and } T_2(x, y) = 1 \\ (A_0(x, y) + B_0(x, y)) / 2 & \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

其中，C图像即为原图A₀和B₀融合后图像。

4 实验结果及评价

如图3所示，源图像为室外的实地拍摄的图像，背景比较复杂，用前述的各种方法融合效果都不是很好。而采用本文提出的方法融合后，目标更清楚、对比度增强，为后续的工作做好准备。

对算法的评价可以采用均方根误差(RESM)、偏差度D、峰值信噪比(PSNR)、相似性度量(SM)、熵等方法进行度量。但由于不同人对图像的主观认识不同，使得上述的方法不全面，最好的评价方法还是由读者自行评判，见图4。

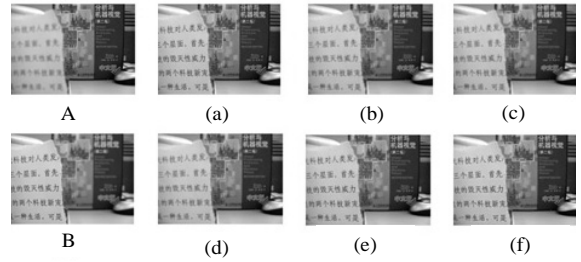


图4 各种融合方法对比

如表1所示，本算法不管从主观评价或者速度上都优于其他算法。另外，融合后的边界效果要明显好于其他方法。

表1 各种融合方法的速度对比 (s)

本方法	直接平均法	简单小波法	复杂小波法	拉普拉斯梯度	分块法, 块大小
(图4(a))	(图4(b))	(图4(c))	(图4(d))	算子(图4(e))	20×20(图4(f))
1.984 0	0.203 0	2.641 0	3.422 0	2.515 0	4.937 0

像素级的融合精度较高，能够提供其他层次的融合所不具备的细节信息，其主要问题为：需要对多传感器所观测到的结果进行处理，即对融合的预处理配准的精度要求很高。本文处理的图片A、B都是严格“配准”的，对于非严格配准的图片需要先进行“配准”，详见文献[5]，对此不进行讨论。

本实验系统在 Matlab 6.5 平台下开发，PC 机主频 Celeron(R)CPU 2.4GHz，内存 512MB，采用的图像大小为 1 024×768。

5 结论

对于图像融合提出的方法很多，但是没有一个是统一的、完善的理论、方法。本方法基于假设的点扩散函数，采用恒定的空域方程，避免了频域上的处理，又因为采用了形态学的分割处理，对聚焦和非聚焦图像进行了很好的分离，在融合因子选择上可以采用比较简单的最大值法，避免了在融合因子选择上的繁琐，如分块、分类等。笔者提出的基于点扩散函数以及形态学分割的图像融合方法，其计算量小、实时性好，可以更准确地保持图像的有效信息，提高融合针对性，克服了传统像素级融合方法中融合图像模糊，对噪声敏感等不足，评价结果与目视效果吻合良好。实验结果表明，本方法适用范围广，无论在视觉质量还是客观评价准则上，均明显优于其他图像融合方法。本方法可以被很容易地扩展为对多幅聚焦图像的融合处理，适用于机器视觉、遥感、目标跟踪和战场监视等诸多领域。

参考文献

- Zhang Z, Blum R S. A Categorization of Multiscale-decomposition-based Image Fusion Schemes with A Performance Study for a Digital Camera Application[EB/OL]. (1999-01). <http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/login.jsp?url=/iel5/5/16849/00775414.pdf>.
- Eltoukhy H. A Computationally Efficient Algorithm for Multi-focus Image Reconstruction[EB/OL]. (2003-02). http://isl.stanford.edu/~abbas/group/papers_and_pub/spie03.pdf.
- Varshney P K. Multisensor Data Fusion[J]. Electronics and Com-munication Engineering Journal, 1997, 9(6): 245-253.
- Pajares G. A Wavelet-based Image Fusion Tutorial[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872.
- Aizawa K, Kodama K, Kubota A. Producing Object-based Special Effects by Fusing Multiple Differently Focused Images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2000, 10(2): 323-30.