

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)11-2054-06

论文索引信息: 封子军, 张晓玲, 张靖波. 各向异性扩散与高斯差分模型的多聚焦图像融合方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(11): 2054-2059

各向异性扩散与高斯差分模型的多聚焦图像融合方法

封子军^{1),2)}, 张晓玲¹⁾, 张靖波²⁾

¹⁾(电子科技大学电子工程学院, 成都 611731) ²⁾(东北师范大学计算机科学与信息技术学院, 长春 130117)

摘要: 利用各向异性扩散模型具有良好的边缘保持特性, 提出一种基于各向异性扩散滤波与高斯滤波差分规则的图像融合算法。各向异性扩散方程对图像进行滤波操作, 在图像的同质区域实施正向扩散以平滑图像, 而在图像边缘实行较弱平滑以保护边缘细节信息。将通过各向异性扩散模型处理的图像与经过高斯函数滤波的结果图像进行差分操作, 可以得到图像的高频系数信息。为提高健壮性, 对高频系数进行小窗口累加, 其作为像素选择准则, 再分别从原始图像中直接获取对应的像素值组成融合结果图像。实验结果表明, 所提出的方法可以有效地融合源图像信息, 非常适合多聚焦图像融合。

关键词: 图像融合; 多聚焦图像; 各向异性扩散; 高斯函数

Multifocus image fusion based on difference between anisotropic diffusion and Gaussian filter

Feng Zijun^{1),2)}, Zhang Xiaoling¹⁾, Zhang Jingbo²⁾

¹⁾(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731 China)

²⁾(School of Computer Science and Information Technology, Northeast Normal University, Changchun 130117 China)

Abstract: Regarding the characteristics of the anisotropic diffusion model, an efficient multi focus image fusion method is proposed using a rule of difference coefficients between anisotropic diffusion model and Gaussian filter. Anisotropic diffusion equation is used to filter an image depending on local properties of the image. The image is smoothed in the homogenous areas while image features are preserved effectively on edges. The resulting fused image is composed of adaptive pixels which are chosen directly from the corresponding original images according to a selection rule of high pass coefficients. Those high pass coefficients are provided by accumulated values over a square sliding window using difference images between anisotropic diffusion model and Gaussian filter. Experimental results demonstrate that the proposed fusion algorithm is very suitable for image fusion of multi focus images.

Keywords: image fusion; multifocus image; anisotropic diffusion; Gaussian function

0 引言

图像融合是对同一场景中通过不同传感器或同

一传感器因成像目标不同获得的信息进行有效组合, 使融合后的单幅图像包含更全面、丰富和准确的信息, 更加适合人眼的视觉特征与计算机的后续处理, 是信息融合领域的一个重要分支^[1-2]。图像融

收稿日期: 2010-09-10; 修回日期: 2011-01-17

基金项目: 东北师范大学自然科学基金项目(20090302)。

第一作者简介: 封子军(1976—), 男, 讲师。现为电子科技大学电子工程学院在读博士研究生, 主要研究方向为图像配准与融合、模式识别。E-mail: fengzj957@nenu.edu.cn。

合广泛应用于遥感、计算机视觉、机器人、医学成像以及军事侦察等领域。

图像融合过程分为像素级、特征级与决策级 3 个层次^[3]。像素级融合是低层次水平的融合,一般直接对图像的像素进行操作;特征级与决策级融合对图像的特征(如边、纹理等)和符号表示进行处理,属于高水平的融合过程。目前,大部分的研究工作都集中在像素级融合过程。最简单的融合算法是像素加权平均法,还包括基于多尺度方法^[4]、基于统计的方法^[5]和基于智能的方法^[6]等。其中,像素加权平均法最简单,执行速度快,但效果不够理想;多尺度图像融合方法源于计算机视觉研究中对人类视觉特性的探究;基于统计与智能的方法计算量大,耗时长是应用的最大障碍。本文针对多聚焦图像进行融合算法的研究,属于像素级融合过程。

多聚焦图像是采用同一传感器,对同一场景,在外部成像条件相同,但聚焦目标不同的情况下获得的多幅图像。对两幅多聚焦图像,采用各向异性扩散方程处理得到的图像与各向同性高斯处理后的图像做差分,产生一组高频数据,再以小窗口累加的高频信息为参考规则,直接从原始图像中选取对应的像素值得到最终的融合图像。本文提出的算法可以有效地实现多聚焦图像融合,与其他几种传统的融合方法相比,无论从视觉角度还是从客观评价标准都得到了较好的实验结果。

1 各向异性扩散方程

图像处理的偏微分方程方法(PDE)自 20 世纪 90 年代提出后,在图像处理领域迅速发展,广泛应用于图像去噪、增强、分割和复原等领域^[7]。常用的去噪方法是使用高斯滤波器,但高斯滤波去除噪声的同时也模糊了边缘信息。为了达到去噪并同时保护边缘,开始研究使用依赖图像局部特性的各向异性滤波器。由 Perona 和 Malik 提出的非线性各向异性扩散滤波器^[8]代替热传导方程,开辟了图像处理中偏微分方程应用的很多领域,已经广泛地应用于图像去噪和增强等方面^[9-10]。Perona-Malik (PM) 模型为

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I(x,y,t)|) \nabla I(x,y,t)) \\ I(x,y,0) = I_0(x,y) \end{cases}$$

式中, $g(|\nabla I|)$ 为非增光滑函数,根据 $|\nabla I|$ 的值判断某一局部是均匀区域还是边缘。如果在同质均匀区域, $|\nabla I|$ 较小,对应的 $g(|\nabla I|)$ 较大,扩散近似为热方程,达到去噪的效果;反之, $g(|\nabla I|)$ 较小时,其扩散较弱以保护边缘。 $g(|\nabla I|)$ 函数表达式通常设为

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2} \quad (2)$$

式中, K 是一个梯度阈值。

展开散度项,将扩散分解成沿图像等照度线(图 1)的切线方向(t)与法线方向(n)的和,即

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = (g'(|\nabla I|) |\nabla I| + g(|\nabla I|)) I_{nn} + g(|\nabla I|) I_{tt} \\ I_{nn} = \frac{1}{|\nabla I|^2} (I_x^2 I_{xx} + I_y^2 I_{yy} + 2I_x I_y I_{xy}) \\ I_{tt} = \frac{1}{|\nabla I|^2} (I_x^2 I_{yy} + I_y^2 I_{xx} - 2I_x I_y I_{xy}) \end{cases} \quad (3)$$

I_x 与 I_y 表示一阶导数; I_{xx} , I_{yy} 与 I_{xy} 为二阶导数。

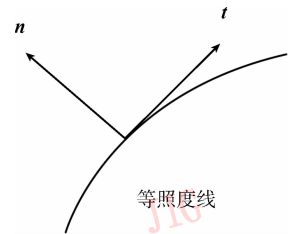


图 1 等照度线的法线与切线图示
Fig. 1 Normal and tangent of isophote

经 PM 模型处理后的图像,既可以有效地保持图像的边缘信息,也可以去除图像噪声,达到图像增强的目的。

2 图像融合算法

图像的不同尺度空间可以通过不同尺度的高斯卷积核实现尺度变换,描述图像的多尺度特征。一幅图像与高斯卷积定义为

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \quad (4)$$

式中, σ 为尺度空间因子, $*$ 表示在点 (x,y) 处的卷积操作, $G(x,y,\sigma)$ 为 2 维高斯函数可表示为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (5)$$

在图像 2 维空间,定义两个不同尺度的高斯核的差分(DoG),可以检测局部极值^[11-12]。采用 DoG 方法得到的极值点对图像的旋转、尺度缩放、仿射变换和光照等具有良好的稳定性,常用于图像特征点的检测。

基于高斯差分的思想,利用各向异性扩散的 PM 模型获得的图像与高斯卷积的图像做差分

$$D(x, y) = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} - G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (6)$$

与 DoG 各向同性差分得到的极值点相比,产生的高频数据可以有效地保留图像的边缘细节信息。

得到的两幅差分图像,为提高健壮性,采用小窗

口累加的数值来判断

$$h(x, y) = \sum_{i=x-\lfloor n/2 \rfloor}^{x+\lfloor n/2 \rfloor} \sum_{j=y-\lfloor n/2 \rfloor}^{y+\lfloor n/2 \rfloor} D(x, y) \quad (7)$$

式中, $D(x, y)$ 表示差分图像在 (x, y) 点的差分值; n 为奇数; $\lfloor n/2 \rfloor$ 表示不大于 $n/2$ 的最大整数; i 与 j 的步长为 1,遍历 $n \times n$ 窗口累加求和。

最后,融合规则根据两个差分图像各自对应的 $h(x, y)$ 值进行判断

$$f(x, y) = \begin{cases} I_A(x, y) & h_A(x, y) \geq h_B(x, y) \\ I_B(x, y) & h_A(x, y) < h_B(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

式中, $I_A(x, y)$ 和 $I_B(x, y)$ 分别表示原始两幅图像对应点 (x, y) 的灰度值,因为根据差分值的窗口累加值进行判决,直接从原始图像进行像素的取舍,减少了两幅源图像之间的相互污染,得到的融合图像也非常理想。图像融合过程如图 2 所示。

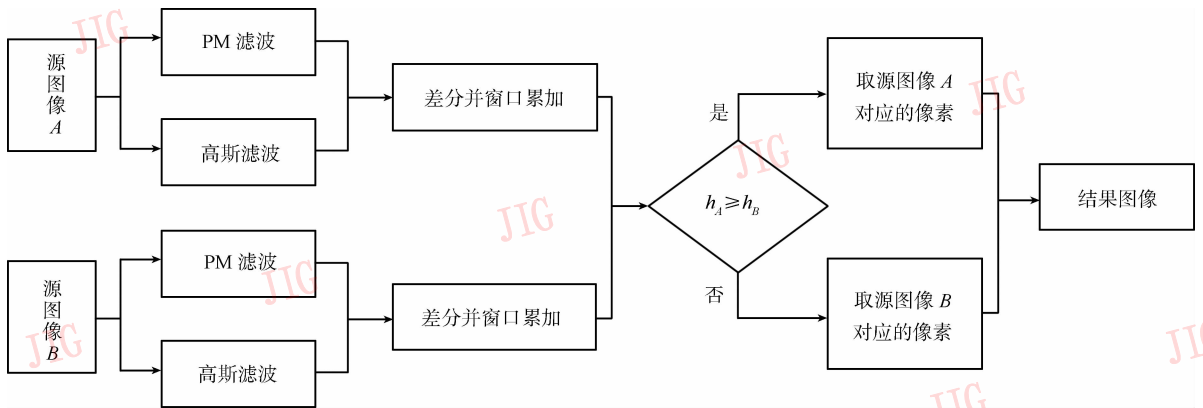


图 2 图像融合方案

Fig. 2 Image fusion scheme

3 融合实验与性能评价

实验采用两组图像,一组是 Barbara 图像经过人工处理后得到的两幅源图(如图 3(a)(b)),另一组是 Clock 多聚焦图像(如图 4(a)(b)),所有源图像都是 256 级灰度,图像大小为 512×512 。

本文算法适用于多聚焦图像融合,为验证算法的有效性,与其他几种典型的融合算法做了比较。包括加权平均(WAV)融合方法;主成分分析方法(PCA)^[13]确定两幅图像融合的系数;一层 2 维离散小波变换(2D DWT)^[14]分解得到的

高频子带取大值,低频子带采用加权平均融合方法。本文采用的扩散模型源自文献[15]。其中,时间步长 $t = 5$,停止的时间由实验确定,如果时间过长,仍会造成图像的明显模糊;梯度阈值 K 控制扩散强弱,取 $K = 10$;2 维高斯函数的参数 σ 设为 5,实验结果对 σ 不十分敏感,取值在 3 ~ 9 之间均可以得到满意的效果;累加窗口的尺寸为 3×3 ,窗口太大容易带来判决上的误差。

实验对 Barbara 和 Clock 原始图像分别采用 WAV 算法、PCA 算法、2D DWT 算法和本文采用的算法进行融合操作,图 3 和图 4 给出了对应的结果图。从视觉角度来看,本文的融合方法得到的融合图像清晰度有较大提高。



图 3 Barbara 部分模糊图像与融合结果图像

Fig. 3 Partial blurred images and fusion results of Barbara set

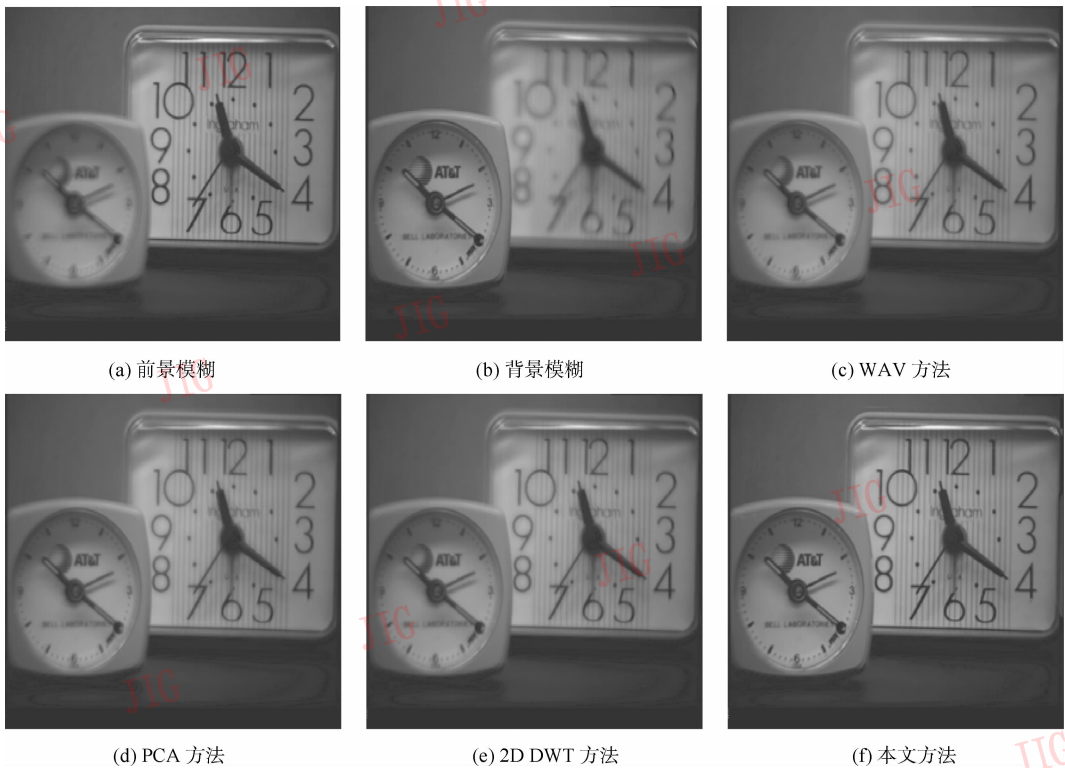


图 4 Clock 原始图像与融合结果图像

Fig. 4 Source images and resultant images of Clock set

客观上的评价函数选用信噪比(SNR)、融合均方根误差(FRMSE)、相关系数(CC)、均方根误差(RMSE)和空间频率(SF)方法对实验结果的性能进行评价。其中前3种评价函数需要以标准的理想图像为参考。

评价函数中的 $I_f(i, j)$ 和 $I_i(i, j)$ 分别表示融合图像与理想图像在点 (i, j) 处的灰度值, \bar{I} 表示图像的均值。

1) 信噪比反映信号与噪声的功率比值, 信噪比越高, 说明融合效果和质量越好。可表示为

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_f^2(i, j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_i(i, j) - I_f(i, j)]^2} \quad (9)$$

2) 融合均方根误差是融合图像间与理想图像的均方根误差, 值越小, 与理想图像越接近, 融合效果和质量越好。可表示为

$$FRMSE = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_i(i, j) - I_f(i, j))^2} \quad (10)$$

3) 相关系数指两幅图像的相关程度, 两幅图像的相关系数越接近 1, 表示图像的相似性越高。可表示为

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(I_i(i, j) - \bar{I}_i) \times (I_f(i, j) - \bar{I}_f)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(I_i(i, j) - \bar{I}_i)^2] \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(I_f(i, j) - \bar{I}_f)^2]}} \quad (11)$$

4) 均方根误差反映图像灰度相对于灰度平均值的离散情况, 值越大, 则图像反差越大, 可表示为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_f(i, j) - \bar{I})^2} \quad (12)$$

5) 空间频率反映一幅图像空间的总体活跃程度, 行频率和列频率分别定义为

$$F_R = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} [I_f(i, j) - I_f(i, j-1)]^2} \quad (13)$$

$$F_C = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=1}^{M-1} [I_f(i, j) - I_f(i-1, j)]^2} \quad (14)$$

总体的空间频率值为

$$SF = \sqrt{(F_R)^2 + (F_C)^2} \quad (15)$$

表 1 给出了 4 种融合算法对 Barbara 图像组融合的比较数据。可以看出, 本文提出的算法各项性能指标均优于其他 3 种融合算法。尤其是 SNR、FRMSE 和 CC 得到的结果更能体现本文得到的融合图像与理想图像的相似性。

表 1 Barbara 图像融合结果的比较

Tab. 1 Comparisons of fusion results of Barbara set

	WAV	PCA	2D DWT	本文算法
SNR	21.949 9	22.012 4	20.618 5	32.603 2
FRMSE	10.257 9	10.170 0	11.954 5	3.031 4
CC	0.983 8	0.983 9	0.976 5	0.998 5
RMSE	50.688 7	50.881 0	51.276 8	54.324 3
SF	14.949 8	15.093 0	19.953 0	28.539 0

表 2 给出的是 Clock 图像的比较数据, 因为缺少原始的理想图像, 所以只列出后两种评价函数的数据。

表 2 Clock 融合结果的比较

Tab. 2 Comparisons of fusion results of Clock set

	WAV	PCA	2D DWT	本文方法
RMSE	39.705 6	39.715 0	39.768 9	40.897 0
SF	5.090 9	5.098 5	5.803 5	8.637 7

这 4 种融合算法均可以有效地实现多聚焦图像融合, 得到的融合图像与源图像相比, 清晰度也有较大提高。WAV 采用加权平均方法进行融合; PCA 方法是根据两幅图像的主成分确定两幅源图像融合时各自的加权系数; 2D DWT 方法是变换到频率域保留高频信息。这 3 种方法因融合了源图像中模糊的部分, 所以结果图像也不同程度的受到模糊部分的污染。本文方法利用差分规则作为融合判定条件, 直接从原始图像中提取相应的像素值。由于不受模糊部分的干扰, 所以成像的质量最好, 结果图像也最清晰。

4 结 论

提出的融合算法充分利用偏微分方程各向异性扩散的特点, 对同质区域热扩散平滑处理而对边缘信息可以很好地保护。借鉴高斯差分的思想, 使用 PM 模型处理后的图像与高斯模糊的图像进行差分, 得到高频数据信息。再分别对两组高频数据采用窗口累

加的方法以提高数据的健壮性。最后,根据累加的高频数据判断,分别从两幅原始的图像直接提取相应的像素值构成最终的融合图像。与其他几种典型的融合算法相比,本文的方法得到了更好的融合效果。这种直接从原始图像获取像素的方法,非常适合于多聚焦图像的融合,对多传感器(如红外与可见光)图像融合则不适用。

参考文献 (References)

- [1] Stathaki T. Image Fusion Algorithms and Applications [M]. UK: Elsevier Ltd. ,2008.
- [2] Qin Zheng, Bao Fumin, Li Aiguo, et al. Digital Image Fusion [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2004: 1-2. [覃征, 鲍复民, 李爱国, 等. 数字图像处理 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2004: 1-2.]
- [3] Pohl C, van Genderen J L. Review article multisensor image fusion in remote sensing: concept, methods and application [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854.
- [4] Wan T, Canagarajah N, Achim A. Segmentation-driven image fusion based on alpha-stable modeling of wavelet coefficients [J]. IEEE Trans. Multimedia, 2009, 11(4): 624-633.
- [5] Mitianoudis N, Stathaki T. Pixel-based and region-based image fusion schemes using ICA bases [J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 131-142.
- [6] Hall D L, Llinas J. An introduction to multisensor data fusion [J]. Proceedings of The IEEE, 1997, 85(1): 6-23.
- [7] Weickert J, Romeny B M T H, Viergever M A. Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1998, 7(3): 398-409.
- [8] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [9] Monteil J, Beghdadi A. A new interpretation and improvement of the nonlinear anisotropic diffusion for image enhancement [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(9): 940-946.
- [10] Fu Shujun, Ruan Qiuqi, Wang Wenqia. Feature-oriented coupled bidirectional flow equation for image denoising and edge sharpening [J]. Optics and Precision Engineering, 2006, 14(2): 315-319. [付树军, 阮秋琦, 王文洽. 基于特征驱动的双向耦合扩散方程的图像去噪和边缘锐化 [J]. 光学精密工程, 2006, 14(2): 315-319.]
- [11] Crowley J L, Parker A C. A representation for shape based on peaks and ridges in the difference of low-pass transform [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(2): 156-170.
- [12] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE Press, 1999: 1150-1157.
- [13] Zhang Y J, Ge L L. Efficient fusion scheme for multi-focus images by using blurring measure [J]. Digital Signal Processing, 2009, 19(2): 186-193.
- [14] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(8): 1315-1326.
- [15] Barash D, Schlick T, Israeli M, et al. Multiplicative operator splittings in nonlinear diffusion: from spatial splitting to multiple timesteps [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2003, 19(1): 33-48.