

# 使用统计模型的动态红外和可见光图像融合

张秀琼

ZHANG Xiu-qiong

乐山师范学院 计算机科学与信息工程系,四川 乐山 614004

Department of Computer Science and Information Engineering, Leshan Teacher's College, Leshan, Sichuan 614004, China

E-mail: zxq\_03@tom.com

ZHANG Xiu-qiong Statistical model-based dynamic infrared and visible image fusion. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(33): 165-167.

**Abstract:** A novel fusion method is proposed for dynamic image which is based on the non-Gaussian statistical modeling of wavelet coefficients. Firstly, the source images are decomposed by Dual Tree Complex Wavelet Transform (DT-CWT) respectively. Then, the wavelet coefficients are modeled using the Generalized Gaussian Distribution (GGD). Saliency measure, the weighted coefficient, is calculated by estimating distribution parameters. The pair of coefficients is fused through weighted average. Finally, the fused coefficients are reconstructed into a single fused image. The quality of the fused image is evaluated by three metric: Entropy, mutual information and  $Q^{ABF}$ . The experimental results demonstrate that performance of the proposed method is prior to other two fusion approaches for infrared and visible dynamic image sequence.

**Key words:** image fusion; statistical model; dual tree complex wavelet transform; the generalized gaussian distribution; dynamic image

**摘要:** 针对动态红外和可见光图像融合,提出了一种新的基于统计模型的融合方法,即将图像的小波分解系数用广义高斯分布来建模。首先,源图像分别用双树复小波进行分解;然后,采用加权平均融合规则来进行小波系数的融合,其中加权系数由估计的广义高斯分布参数来计算;最后,将融合后的系数重构为一幅图像。融合图像采用熵、互信息和边缘保持度  $Q^{ABF}$  来进行质量评价,实验结果表明方法的性能优于其他两种动态图像融合方法。

**关键词:** 图像融合;统计模型;双树复小波变换;广义高斯分布;动态图像

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.33.054 文章编号: 1002-8331(2009)33-0165-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

## 1 引言

红外传感器是对成像场景内的温差敏感,因此,红外图像的精度低且人眼难于识别。相反,可见光图像是对目标的反射敏感,可见光图像比红外图像的精度高并能提供场景内的细节信息。将此两类图像进行融合则可将其各自的优点都集中于融合图像中。

现已有的红外和可见光序列图像的融合算法中,国内敬忠良<sup>[1-3]</sup>等提出了基于超分辨率复原和运动目标检测的融合方法,这个方法是针对图像序列中的动目标的,在充分利用时间性方面有一定的优势。但红外图像很多时候所捕获的是与背景存在温度差异的静态目标图像。所以此方法存在局限性。国外 Oliver<sup>[4-5]</sup>提出了基于小波变换框架的融合算法,其后在文献[6]中,提出使用移不变离散小波变换(SIDWT),但SIDWT不能够解决输出方向的限制性问题。而好的方向选择性则是双树复小波变换(DT-CWT)的一个重要属性。因此,提出在融合过程中对源图像采用双树复小波变换,融合规则采用文献[7]中提出的原型方法,因为这个方法是最有效的方法之一,并且简单,也容易实现。最近,在文献[8]中也提出了图像融合中采用非高斯模

型的方法。在方法中用绝对矩来估计所有非高斯模型的统计参数。

## 2 DT-CWT 概述

DT-CWT 是在 1999 年由 Nick Kingsbury<sup>[9-10]</sup>提出的,它是离散小波变换的一种形式,通过双树小波滤波器来获得复系数的实部和虚部。它具有如下特征:移不变性,方向选择性,冗余限制,低计算量和完美的重构。

DT-CWT 变换可以通过两棵离散小波树并行实现实部和虚部运算,两棵树分别作用于图像的行上和列上,产生双树结构。每一级分解时得到两个低频近似子带,和 6 个不同方向( $\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$ )的高频细节子带,比 DWT 变换多 3 个方向,可提高图像分解与重构的精度并能保留图像的细节信息。无论二维 DT-CWT 分解树有多深,其总体数据冗余都为 4:1。

## 3 基于统计模型的图像融合

源图像经过 DT-CWT 分解后,采用由 Burt 和 Kolczynski<sup>[7]</sup>提出的加权平均方法进行各系数的融合,其中权重系数值由估

基金项目:四川省教育厅资助项目(No.08zb053);乐山市科技重点研究计划(No.09CZ026)。

作者简介:张秀琼(1972-),女,博士研究生,讲师,主要研究领域为数字图像处理和图像融合。

收稿日期:2008-06-30 修回日期:2008-08-04

计出的 GGD 模型的参数来计算, 最后再将融合后的系数进行重构。融合过程步骤如下:

- (1)用 DT-CWT 对每个输入图像进行分解;
- (2)对每组对应的高频系数对  $X, Y$ :
  - ①计算其显著特征度量  $\sigma_x$  和  $\sigma_y$ ;

②计算匹配系数  $M=2\sigma_{xy}/(\sigma_x^2+\sigma_y^2)$ , 其中  $\sigma_{xy}$  表示  $X$  和  $Y$  间的协方差;

- ③用公式  $Z=W_x X+W_y Y$  按如下规则来计算融合系数:

if  $M>T(T=0.8)$  then  $W_{\min}=0.5(1-\frac{1-M}{1-T})$  and  $W_{\max}=1-W_{\min}$

else  $W_{\min}=0$  &  $W_{\max}=1$

if  $\sigma_x>\sigma_y$  then  $W_x=W_{\max}$  and  $W_y=W_{\min}$

else  $W_x=W_{\min}$  and  $W_y=W_{\max}$

- (3)对低频系数采用平均方法;

- (4)将融合后的高频系数和低频系数重构成一幅融合图像。

由上可知, 整个融合规则由两个计算量决定: 匹配系数决定利用哪个模式, 即最大还是最小; 显著特征度量决定将小波系数对中的哪个系数值提取到融合系数中, 或者是为该系数赋予更大的权重。此方法中用对 GGD 的适应性估计作为显著特征度量。

### 3.1 显著特征度量

GGD 的概率密度函数为:

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} e^{-(|x|/\beta)^\alpha}, -\infty < x < +\infty \quad (1)$$

其中  $\Gamma(\cdot)$  是 Gamma 函数:  $\Gamma(z) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{z-1} dt, z > 0$

式(1)中  $\beta$  是尺度参数, 建模概率密度函数峰值的宽度(标准差), 而  $\alpha$  是形状参数, 决定 GGD 密度函数的衰减速度, 因此又称为衰减率。若  $\alpha=1$ , 则 GGD 退化为 Laplacian 分布; 若  $\alpha=2$ , 则退化为 Gaussian 分布。GGD 是对称分布, 其奇数阶原点矩为零。因此, 采用绝对矩来进行估计。

假设  $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$  是 GGD 总体  $X$  的一个样本, 从式

- (1)能够计算  $k$  阶绝对矩  $m_k$ :

$$m_k \triangleq E(|X|^k) = \beta^k \frac{\Gamma((k+1)/\alpha)}{\Gamma(1/\alpha)}, (k=1, 2, \dots) \quad (2)$$

为了估计  $\alpha$ , 构建:

$$T = \frac{[E(|X|^k)]^l [E(|X|^m)]^n}{[E(|X|^p)]^q [E(|X|^r)]^s} \quad (3)$$

其中  $k, m, p, r$  是正整数,  $l, n, q, s$  是非负正整数。当  $kl+mn=pq+rs$  时,  $T$  中就只含有参数  $\alpha$ , 则

$$T = \frac{(m_k)^l (m_m)^n}{(m_p)^q (m_r)^s} = \frac{\Gamma^l\left(\frac{k+1}{\alpha}\right) \Gamma^n\left(\frac{m+1}{\alpha}\right)}{\Gamma^q\left(\frac{p+1}{\alpha}\right) \Gamma^s\left(\frac{r+1}{\alpha}\right)} \Gamma^{q+s-l-n}\left(\frac{1}{\alpha}\right) \triangleq F(\alpha) \quad (4)$$

令  $k=l=m=n=1, p=2, q=1, r=1, s=0$ , 则式(4)的特殊情形写为:

$$F(\alpha) = \frac{m_1^2}{m_2} = \frac{\Gamma^2(2/\alpha)}{\Gamma(1/\alpha)\Gamma(3/\alpha)}$$

由此得  $\alpha$  的矩估计为:

$$\hat{\alpha} = F^{-1}\left(\frac{\hat{m}_1^2}{\hat{m}_2}\right) \quad (5)$$

令  $k=1$ , 则由式(2)可得:  $\beta = m_1 \frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(2/\alpha)}$ 。因此,  $\beta$  的估计式为:

$$\hat{\beta} = \hat{m}_1 \frac{\Gamma(1/\hat{\alpha})}{\Gamma(2/\hat{\alpha})} \quad (6)$$

此即为方法中的显著特征度量。

在式(5)和式(6)中,  $\hat{m}_1$  和  $\hat{m}_2$  由下式计算。

$$\hat{m}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|, \hat{m}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|^2$$

在算法实现中, 显著特征度量是进行局部计算的, 采用的是一个  $3 \times 3$  的邻域。

### 4 实验结果和质量评价

实验中采用的动态图像是由 TNO 人类因素研究所的 Alexander Toet 所提供的, 下载地址: [www.imagefusion.org](http://www.imagefusion.org)。从所有的动态融合图像的结果中选择了其中的 4 帧表示于图 1~3 中。图 1 和图 2 中分别是源红外和可见光图像序列, 图 3 是各对应帧的融合图像序列。

融合图像的质量评价采用如下三种质量评价指标: (1)熵: 计算的是融合图像中所包含的信息量; (2)互信息(MI): 见文献[11]中的描述, 其主要是计算从源图像中转移了多少信息到融合图像中; (3)由 Xydeas 和 Petrovic 在文献[12]中提出的边

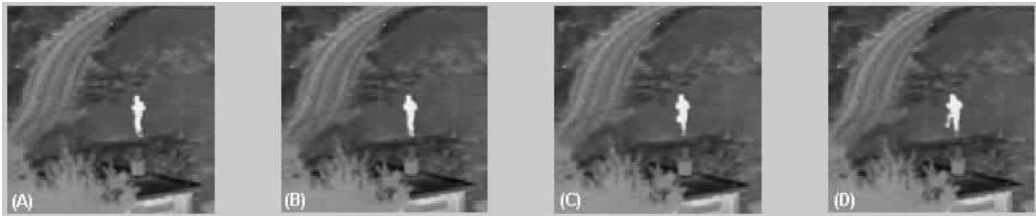


图1 红外序列图像(4帧)



图2 可见光序列图像(与图1对应的4帧)

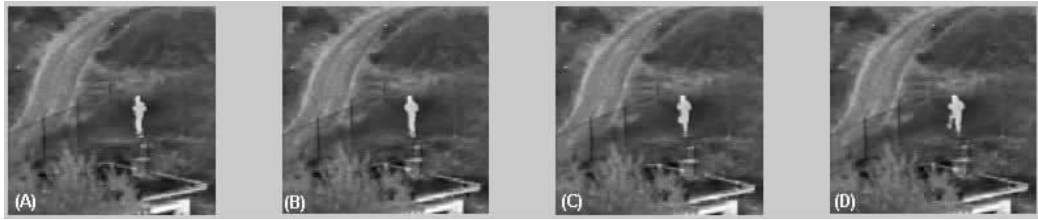


图3 由图1和图2对应帧融合后的序列图像

缘保持度( $Q^{ABF}$ )的评价指标。表1中列出了该方法与由Oliver R和敬忠良等提出的方法的融合图像质量比较结果。由表中的结果可知,用该方法所获得的融合图像的三个质量指标都优于其他两种方法,具有最大值,表明方法具有更好的性能。

表1 不同融合方法的融合图像质量比较

		Entropy	MI	$Q^{ABF}$
(A)	Oliver R's method	6.379 2	1.464 0	0.431 7
	Jing's method	6.429 1	1.472 7	0.438 2
	Proposed method	6.850 3	1.696 2	0.463 3
(B)	Oliver R's method	6.428 5	1.476 3	0.425 9
	Jing's method	6.471 8	1.482 5	0.432 6
	Proposed method	6.872 9	1.662 6	0.460 8
(C)	Oliver R's method	6.418 3	1.466 8	0.426 9
	Jing's method	6.464 1	1.474 9	0.432 7
	Proposed method	6.870 2	1.656 3	0.456 5
(D)	Oliver R's method	6.414 9	1.470 7	0.423 7
	Jing's method	6.457 6	1.475 9	0.429 3
	Proposed method	6.860 5	1.658 2	0.457 7

## 5 结论

针对动态红外和可见光图像序列提出了一种新的融合方法,即基于DT-CWT并用GGD建模的小波域统计方法,用小波系数的尺度参数作为显著特征度量。实验结果表明:与其他两种图像序列融合方法相比,该方法具有更好的性能。

## 参考文献:

- [1] Liu Cong-yi, Jing Zhong-liang, Xiao Gang, et al. Feature-based fusion of infrared and visible dynamic image using target detection[J]. Chinese Optics Letters, 2007, 5(5): 274-277.

(上接 148 页)

别在非遮挡区域(nonoc)匹配正确率提高了 9.8%和 8.6%,总体(all)正确率提高 9.5%和 7.9%,视差不连续区域(disc)正确率提高 3.6%和 1.9%。

## 5 结论

提出了一种基于邻域边界差值模板的图像立体匹配新算法,达到了减少非纹理区域错误匹配的目的。算法的主要特点就是通过给每一个相关窗选取一个对应的伴随窗,通过伴随窗内的颜色信息的差异来区分非纹理区域内颜色信息相似的相关窗。算法结构简单,运算速度较快,在匹配精度和匹配效率方面都具有比较高的性能。

## 参考文献:

- [1] Muhlmann K, Maier D, Hesser J, et al. Calculating dense disparity

- [2] Xiao Gang, Yang Bo, Jing Zhong-liang. Infrared and visible dynamic image sequence fusion based on region target detection[C]//10th International Conference on Information Fusion, 2007.
- [3] Jing Zhong-liang, Xiao Gang, Li Zhen-hua. Image fusion: Theory and applications[M]. Beijing: Higher Education Press, 2007.
- [4] Oliver R. Pixel level fusion of image sequences using wavelet frames[C]//Proc 16th Leeds Annual Statistical Research Workshop. Leeds University Press, 1996: 149-154.
- [5] Oliver R, Fechner T. Pixel-level image fusion: The case of image sequences[C]//Proc SPIE, 1998, 3374: 378-388.
- [6] Oliver R. Image sequence fusion using a shift invariant wavelet transform[C]//Proc IEEE Intl Conference on Image Processing, 1997, 3: 288-291.
- [7] Burt P, Kolczynski R. Enhanced image capture through fusion[C]//Proc 4th International Conference on Computer Vision, Berlin, 1993: 173-182.
- [8] Achim A M, Canagarajah C N, Bull D R. Complex wavelet domain image fusion based on fractional lower order moments[C]//Proc of the 8th International Conference on Information Fusion, Philadelphia PA, USA, 2005: 25-29.
- [9] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform: A new technique for shift invariance and directional filters[C]//Proceedings of 8th IEEE Digital Signal Processing Workshop, Bryce Canyon, Utah, USA, 1998: 86-89.
- [10] Kingsbury N G. Shift invariant properties of the dual-tree complex wavelet transform[C]//Proc ICASSP 99, Phoenix, AZ, 1999: 1221-1224.
- [11] Qu G, Zhang D, Yan P. Information measure for performance of image fusion[J]. Electronic Letters, 2002, 38(7): 313-315.
- [12] Petrovic V, Xydeas C. On the effects of sensor noise in pixel-level image fusion performance[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Image Fusion, 2000, 2: 14-19.
- [13] Wang Kun, Zhang Jun, et al. Stereo matching algorithm based on maps from color stereo images, an efficient implementation[C]//IEEE on SMBV'01, 2001: 30-36.
- [2] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. IEEE Trans PAMI, 2006, 28(4): 650-656.
- [3] Klaus A, Sormann M, Karner K. Segment-based stereo matching using belief propagation and a self-adapting dissimilarity measure[J]. ICPR, 2006, 3: 15-18.
- [4] Wang Kun. Adaptive stereo matching algorithm based on edge detection[J]. IEEE, 2004, 2: 1345-1348.
- [5] Ku J S, Nam H, Park C Y. Dense disparity map calculation from color stereo images using edge information[J]. SID, 2007, 28(3): 1160-1163.
- [6] He You-bing, Li Da-hai. Matching algorithms of a pairs of color stereo images[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2007, 22(4): 417-422.
- [7] 马颂德, 张正友. 计算机视觉[M]. 北京: 科学出版社, 1998.