

文章编号 1004-924X(2011)12-2977-08

含噪声图像的多聚焦融合算法

王 昕*

(长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 由于常用的多聚焦融合算法不能很好地区分噪声和视觉上有意义的特征信息, 本文提出了一种有效抑制图像噪声干扰的多聚焦图像融合算法。采用改进的基于自适应分块的图像融合算法并结合一种新的抗噪性好的清晰度评价算子有效解决了含噪图像的融合问题, 取得了理想的图像融合效果。对融合图像的均方根误差和互信息进行了定量比较, 结果表明, 在不同强度的噪声干扰下, 与对比度金字塔、小波变换和 Contourlet 变换方法相比, 所提方法的平均均方根误差分别降低了 4.288 9, 4.479 1 和 4.187 1; 平均互信息分别提高了 2.366 4, 3.282 5 和 2.063 9。本算法在噪声干扰下仍能准确地保持图像的有用信息, 有效抑制噪声的影响, 得到了比传统融合方法更优的视觉效果。

关键词: 图像融合; 抗噪性能; 自适应分块; 清晰度评价函数; 遗传算法

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111912.2977

Multi-focus fusion algorithm for noisy images

WANG Xin*

(College of Computer Science and Engineering,
Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)
* Corresponding author, E-mail: wangxin315@mail.ccut.edu.cn

Abstract: This paper attempts to improve the commonly used image multi-focus fusion methods, for they could not identify meaningful image features from noises. An antinoise multi-focus image fusion algorithm is presented. The improved adaptive block-based image fusion algorithm combined with a new focus measure with noise immunity is used to focus the noisy image effectively and to achieve good fusion results. Root Mean Square Error (RMSE) and Mutual Information (MI) are selected to evaluate the fused noisy image with different intensities and comparison experiments are performed. As compared with those of contrast pyramid, wavelet transform and Contourlet transform, the average RMSE of the fused image by the proposed method has been decreased by 4.288 9, 4.479 1 and 4.187 1 respectively, while the average MI increased by 2.366 4, 3.282 5 and 2.063 9, respectively. With the noise interference, the proposed method can maintain the useful information of the source images accurately, suppress noise effects effectively and obtain better image fusion quality.

收稿日期: 2011-07-29; 修订日期: 2011-09-14.

基金项目: 吉林省科技发展计划资助项目 (No. 20100368); 吉林省教育厅“十二五”科学技术研究项目 (吉教科合字 [2011] 第 108 号)

Key words: image fusion; anti-noise property; adaptive block segment; clarity evaluation function; genetic algorithm

1 引言

多聚焦图像融合技术能够有效地提高图像信息的利用率及对目标探测识别的可靠性,已广泛应用于目标识别、资源探测、机器视觉、数码相机成像等领域^[1]。目前,国内外学者对多聚焦图像融合技术开展了广泛的研究,也提出了多种图像融合的算法,但对含噪声图像的融合研究得还较少。实际上,在许多应用场合,CCD 成像传感器在工作过程中会产生噪声(如高斯白噪声),在图像的采集和图像传输过程中也可能会引入噪声。噪声一般集中在图像的高频部分,它的存在影响了图像的细节特征提取。现有的图像融合算法很容易错误地把噪声信号当成表征图像的有用信号,使图像融合效果与没有噪声相比显著下降。

目前,针对噪声污染图像的融合方法国内外研究较少。文献[2]提出了一种基于提升平稳小波变换(Lift Stationary Wavelet Transform, LSWT)和改进脉冲耦合神经网络(Pulse Coupling Neural Network, PCNN)的新算法,取得了较好的效果,但其计算复杂度较高,而且只和离散小波变换和 PCNN 两种融合方法做了对比。文献[3]研究了以非高斯小波系数的统计模型为基础的含噪声多模态图像融合方法,探讨了利用广义的高斯和 α -稳定分布对图像小波系数进行建模的方法,对含噪声的多模态图像融合取得了比较好的图像融合效果。文献[4]和[5]都是通过研究有效的图像去噪方法来进行含噪图像的融合。文献[4]提出了一种基于方向可调滤波器的图像消噪及融合算法;文献[5]提出了一种基于模极大值和相关性的图像噪声抑制融合算法。不难看出,去噪过程很容易损失图像中的大量边缘细节信息,导致图像边缘模糊,在抑制噪声的同时也丢失了图像有意义的特征信息。本文针对低信噪比图像的融合方法开展研究,通过对现有融合算法的讨论,提出了一种适用于含噪图像的多聚焦融合算法。首先建立一种新的抗噪性能好的清晰度评价函数,然后应用改进的自适应分块图像融合方案进行融合,取得了比较理想的图像融合效果。

2 含噪声图像融合算法

2.1 融合方案的确定

目前常用的多聚焦图像融合方法主要有两大类:空域法和变换域法。基于变换域的图像融合方法首先对各源图像进行多分辨率分解,然后分别对分解得到的各源图像高、低频子带系数制定相应的融合准则进行融合,最后,将融合后的各子带图像进行逆变换,得到融合图像。常用的变换域融合算法包括金字塔变换、小波变换及多尺度几何分析方法等。高频子带表征的是图像的细节信息,图像细节包含了大部分图像处理中所需的图像特征^[6],是图像融合中的关键环节。噪声一般集中在图像的高频子带中,在进行高频系数融合时,噪声系数也会被传递到最终的融合图像中,使融合图像的噪声强度比源图像更大,本文的实验更有力地证明了这个结论。因此直接采用变换域的图像融合方法对噪声不具备鲁棒性。空间域多聚焦图像融合算法根据像素点或子块的灰度值特征因子进行融合。由于仅仅使用单个像素的融合会对噪声很敏感,而且在图像边缘处容易产生模糊效果,因此采用基于分块的图像融合方案进行含噪声图像的融合。分块融合的基本思想是将源图像分割成若干个子块,比较源图像中对应子块的清晰度,选取清晰度大的图像块进行重构,得到最终的融合图像。分块融合方法能更准确地保持各源图像的有用信息,计算简单、实时性好,但融合效果依赖于图像块区域清晰度的准确判断及分割子块尺寸的正确选择。基于以上分析,本文采用基于分块的图像融合方案进行含噪声图像的融合。分块融合算法中块区域清晰度的准确判断是决定图像融合质量的关键环节,因此文中对清晰度评价函数进行了研究。

2.2 清晰度评价函数

目前已有的清晰度评价函数主要有 3 大类,即时域的梯度评价函数,频域的频谱评价函数和熵评价函数。常用的梯度函数有灰度差分函数(the Sum of the absolute value of Gray Difference, SMD)、能量梯度函数(Energy of Gradient,

EOG)、拉普拉斯(Laplace)函数、Roberts 函数等。频谱评价函数首先将图像变换到频域,然后只提取高频分量作为聚焦评价标准,具有代表性的是功率谱评价函数。根据香农信息理论,熵最大时信息量最多,图像越清晰,熵值越大,因此熵函数也可以作为一种评价标准。以上这些传统的清晰度评价函数对噪声均比较敏感,在没有噪声的情况下,这些评价函数能比较正确地评价图像的清晰度,可一旦受到噪声的干扰,评价函数就会失效。因此在进行噪声图像融合前,必须找到一种新的、抗噪性能好的清晰度评价函数。近年来对于提高清晰度评价函数抗噪性能的研究多集中于用图像梯度函数加阈值的方法来抑制噪声对图像清晰度的影响^[7-8],这种方法虽然去除了一部分噪声的干扰,但阈值的选取往往要通过实验进行人工选择,而且都针对某一特定内容的图像,不具有普遍性。

小波变换是空间(时间)和频率的局部变换,具有多分辨率特性,可聚焦到信号的任意细节。由于正交小波变换具有能量不变的特性,图像高频分量的能量在最清晰时达到最大,随着图像变模糊,图像高频分量的能量减小,图像能量逐渐向低频段分布。根据高、低频小波系数能量的变化特点,可构造如下清晰度评价函数:

$$F = \frac{E_{LH_j} + E_{HL_j} + E_{HH_j}}{E_{LL_j}}, \quad (1)$$

上式中 j 为分解层数。分子部分表示第 j 层小波分解后得到的 3 个高频子带 LH_j, HL_j, HH_j 的能量和,分母部分为相应的低频子带 LL_j 的能量。由于图像的高频分量对清晰度的变化敏感,所以该函数利用高频系数的能量作函数的分子部分;而低频分量的能量对清晰度变化不敏感,用作函数的分母部分以抵偿噪声对清晰度评价函数的影响。小波变换一般进行的是卷积运算,计算复杂度高。小波提升方案可显著提高小波变换的速度,这里采用图像处理中常用的 Daubechies 小波系中的 DB4 小波构造清晰度评价函数。小波提升方案通过分裂、预测和更新 3 个步骤实现。DB4 双正交小波基提升的具体算法如下^[9]:

$$s_i^0 = x_{2i}, \quad d_i^0 = x_{2i+1}, \quad (2)$$

$$d_i^{(1)} = x_{2i+1} - \sqrt{3}x_{2i}, \quad (3)$$

$$s_i^{(1)} = x_{2i} + \sqrt{3}/4d_i^{(1)} + (\sqrt{3}-2)/4d_{i+1}^{(1)}, \quad (4)$$

$$d_i^{(2)} = d_i^{(1)} + s_{i-1}^{(1)}, \quad (5)$$

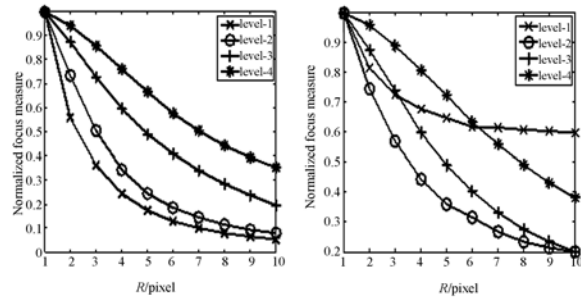
$$s_i = (\sqrt{3}+1)/\sqrt{2}s_i^{(1)}, \quad (6)$$

$$d_i = (\sqrt{3}-1)/\sqrt{2}d_i^{(2)}. \quad (7)$$

式中 s 代表低频信息, d 代表高频信息, x_{2i} 与 x_{2i+1} 分别代表图像偶数列和奇数列。采用提升 DB4 小波,分解层数 j 分别选择 1、2、3 和 4 进行了如下仿真实验。



(a) 无噪声图像 (a) Noiseless image (b) 加噪图像 (b) Noisy image



(c) 无噪声清晰度评价曲线 (c) Focus measure curves for noiseless image (d) 有噪声清晰度评价曲线 (d) Focus measure curves for noisy image

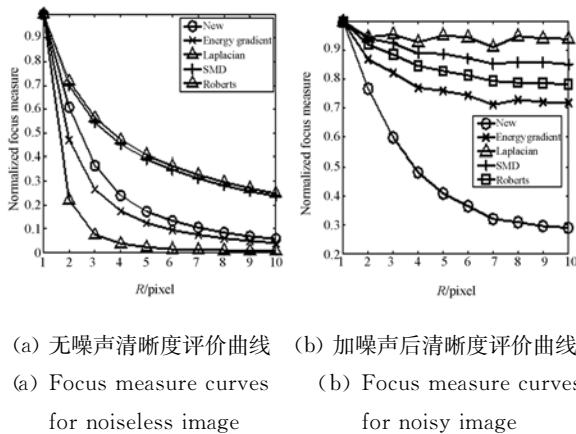
图 1 不同分解层数的清晰度评价性能对比

Fig. 1 Comparison of definition evaluation performance for different decomposition levels

图 1 中横坐标为模糊半径 $R(R=1 \sim 10, R$ 增加的步长为 1),清晰图像与不同 R 表示的高斯点扩散函数做卷积就可得到不同模糊程度的图像。纵坐标为归一化清晰度评价函数值。分无噪声和有噪声两种情况对多幅不同图像做了仿真实验,均得到相同的结论。图 1 只给出一幅图像的实验结果。由图 1 可以看出在无噪声时,利用第一层(level-1)小波分解构造的清晰度评价函数具有最高的灵敏度。在图像加噪声以后,该评价函数已经不能正确反映图像的清晰度,这是由于噪声信号多包含在具有最高频率的细节中,即存在于第一层分解得到的高频系数中^[10]。而第二

层(level-2)的清晰度评价曲线即使在噪声存在的情况下仍然保持着单调性,而且具备最高的灵敏度,抗噪声干扰能力最强。因此分解层数确定为二层。图 1.(b)为(a)图加入均值为 0,方差为 0.01 的高斯白噪声图像。

为了验证新清晰度评价函数的抗噪性能,本文建立了实验图像库,对新提出的清晰度评价算子与几种常用的清晰度评价算子进行了对比实验。由于噪声集中于图像的高频子带,所以前面提到的基于高频分量的频谱评价函数显然不具备抗噪性能。噪声的存在还会使图像的熵增大,熵函数在噪声干扰下也无法正确评价图像的清晰度。因此,只与几种常用的梯度评价函数进行了抗噪对比实验,实验结果如下图所示。



(a) 无噪声清晰度评价曲线 (b) 加噪声后清晰度评价曲线
 (a) Focus measure curves for noiseless image (b) Focus measure curves for noisy image

图 2 不同清晰度评价函数的抗噪性能对比

Fig. 2 Comparison of anti-noise performance for different measures

从图 2 可以看出,实验中采用的几种传统评价函数和本文新建立的评价函数(用 New 表示)在没有噪声存在时均能准确评价图像的清晰度,但有噪声干扰时,只有本文提出的算法能正确评价图像的清晰度。

2.3 基于分块的含噪声图像多聚焦融合

固定分块的融合方法对图像的清晰与模糊区域的划分不够明确,在源图像的清晰区域与模糊区域的交界处容易出现块效应。文献[11]研究了一种自适应分块的方法,其基本思想是先对源图像进行大尺寸的均匀分块,然后用下式表示的融合规则进行图像融合:

$$F_i = \begin{cases} A_i f_i^A > f_i^B + T_H \\ B_i f_i^A < f_i^B - T_H \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中 A_i 和 B_i 分别为源图像 A 和 B 的第 i 个图像块, F_i 为融合结果第 i 个图像块。 f_i^A, f_i^B 分别表示源图像 A 和 B 中第 i 块的清晰度评价函数值; T_H 表示的是阈值。如果不满足上述条件则继续进行细分,对继续细分后的图像块重复执行上述步骤,直到当所分块小于 4×4 大小时停止这种循环。该算法有效地抑制了固定分块带来的块效应问题,但这里的阈值 T_H 是通过多次人工实验选定的,比较繁琐。本文对该算法进行改进,用遗传算法自动选择并优化阈值。式(8)中的清晰度评价采用本文 2.2 节提出的抗噪性能好的清晰度评价函数来完成。

遗传算法是一种自适应参数决策的数学工具,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,能快速地找到全局最优解,具有较好的鲁棒性和很高的运行效率。

采用遗传算法优化阈值 T_H 的具体实现步骤如下:

(1)初始化:在搜索区间随机产生 50 个初始阈值种群作为待进化的初代,将阈值 T_H 以染色体二进制编码的形式表示。

(2)计算个体的适应度:多聚焦图像融合是以获取清晰图像为目的,因此采用本文提出的清晰度评价函数作为适应度函数,即使在噪声干扰下也能正确评价融合图像质量。选择初始种群中的每个阈值并按照上述自适应分块的融合步骤进行图像融合,对融合后的每个图像计算其适应度。

(3)选择:本文采用与适应度成比例的概率方法进行选择,即首先计算群体中所有个体的适应度的总和 $\sum f_i$,再计算每个个体的适应度所占的比例 $f_i / \sum f_i$,并作为相应的选择概率。

(4)交叉:群体中的每个个体之间都以一定的概率 P_m 交叉,在本算法中 P_m 取值为 0.7。

(5)变异:变异是指父代中的每个个体的每一位都以变异概率 P_c 进行取反操作,本算法取 $P_c = 0.3$ 。

(6)遗传迭代运算:判断是否满足终止条件,这里的迭代终止条件是完成指定的迭代次数。不满足条件时,则转到步骤(2),否则到下一步。

(7)得到最优阈值,并利用最优阈值进行图像融合得到最终图像融合结果。

3 含噪声图像融合实验

为了验证所提出算法的有效性和优越性,将其与对比度金字塔法、小波变换法及 Contourlet 变换法这 3 种常见的多聚焦图像融合算法做了对比实验。对比度金字塔变换融合采用文献[12]中描述的方法。首先对源图像进行对比度金字塔三层分解,然后对各个分解层采用融合规则进行融合处理。由于对比度大的像素是图像中相对突出和比较重要的像素,所以融合规则的选取采用像

素取大的原则。小波变换和 Contourlet 变换法采用一样的融合规则进行融合。由于两幅源图像的低频子带系数非常接近,低频子带的融合规则一般均采用低频系数取平均的规则^[13];高频系数采用文献[14]中的融合规则,即求取源图像对应分辨率、对应方向上,以待融合系数为中心的窗口区域的加权平均能量值作为该系数的重要性测度。上述两种方法的分解层数均为 3 层。建立了图像库,对图像库里的人工模糊图像和自然模糊图像进行了大量的融合实验,均取得了较好的图像融合效果。图 3 给出了加入方差为 0.01 的高斯白噪声,模糊半径为 4 的融合结果。



图 3 不同算法的融合实验结果

Fig. 3 Fusion results of different algorithms

3.1 人工模糊图像融合实验结果

目视结果可以看出无论是对比度金字塔变换、小波变换还是 Contourlet 变换融合,在融合图像的边缘部分均出现了模糊和虚影,而且这 3 种方法得到融合图像的噪声强度比两幅源图像

(b)和(c)的噪声强度更大。这是因为在进行高频系数融合时,高频子带的部分噪声被当成图像的边缘信息传递到了融合图像中。而本文提出的方法产生的融合图像很清晰,能够将两幅源图像中的清晰部分都集成在一幅图像中。

为了客观地评价以上图像的融合效果,计算了利用不同融合算法得到的融合图像的均方根误差(RMSE)值。融合图像 F 和标准参考图像 R 间的均方根误差定义为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [R(i, j) - F(i, j)]^2}. \quad (9)$$

均方根误差 RMSE 越小,说明融合图像与理想图像越接近,融合效果和质量就越好。表 1 列出了对图像加入不同方差的高斯噪声(噪声方差分别为 0.25%, 0.5%, 0.75% 和 1%)时,各算法得到的融合图像 RMSE 值。从表 1 中可以看出,新算子融合图像的 RMSE 的值都远小于其他融合算法 RMSE 值,表明新算法具有最好的抗噪声干扰能力。

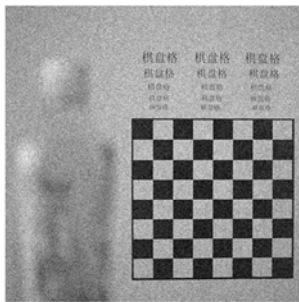
表 1 不同融合算法的 RMSE 值

Tab. 1 RMSE values of different fusion algorithms

融合方法	噪声方差			
	0.25%	0.5%	0.75%	1%
对比度金字塔	5.759 2	6.563 8	7.496 4	7.836 8
小波变换	5.897 2	6.761 5	7.733 2	8.019 3
Contourlet 变换	5.696 6	6.495 8	7.339 4	7.717 2
本文算法	2.215 7	2.507 5	2.853 2	2.924 3

3.2 实际多聚焦源图像融合实验

第二个实验是采用数码相机拍摄的真实多聚焦源图像。图 4(a)是远景聚焦,图 4(b)是近景聚焦。图 4 给出了在源图像中加入方差为 0.01 的高斯白噪声后各算法得到的融合实验结果。对实验结果进行主观评价,本文算法融合图像的视觉效果最佳。



(a) 远景聚焦源图像

(a) Vision focus source image



(b) 近景聚焦源图像

(b) Close-focus source image



(c) 本文算法融合图像

(c) Fused image by proposed method



(d) 对比度金字塔融合图像

(d) Fused image by contrast pyramid



(e) 小波变换融合图像

(e) Fused image by wavelet transform



(f) Contourlet 变换融合图像

(f) Fused image by Contourlet transform

图 4 不同算法的融合实验结果

Fig. 4 Fusion results of different algorithms

由于该组实验图像没有参考图像,所以不能采用 RMSE 对融合图像的质量做客观评价。互信息量是无需参考图像的融合图像质量评价指

标,反映的是融合图像从原始图像中获得信息量的多少。从源图像中获得的信息越多,则融合图像互信息量就越大,融合的效果也就越好。源图

像 A 和 B 及融合图像 F 间的互信息量定义如下:

$$MI((A, B), F) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} P_{abf}(i, j, k) \log_2 \frac{P_{abf}(i, j, k)}{P_{ab}(i, j) P_f(k)}, \quad (10)$$

式中 $P_{ab}(i, j)$ 表示图像 A 和 B 灰度的联合概率, $P_{abf}(i, j, k)$ 表示图像 A, B 和 F 的归一化联合灰度直方图。

表 2 不同融合算法的互信息量

Tab. 2 Mutual information of different fusion algorithms

融合方法	噪声方差			
	0.25%	0.5%	0.75%	1%
对比度金字塔	2.096 3	2.027 8	1.987 5	1.952 7
小波变换	1.203 7	1.120 5	1.061 9	1.013 7
Contourlet 变换	2.413 2	2.354 0	2.312 6	2.194 3
本文算法	4.481 5	4.408 2	4.365 9	4.274 2

表 2 列出了对图像加入不同方差的高斯噪声(噪声方差分别为 0.25%, 0.5%, 0.75% 和 1%) 时, 各算法得到的融合图像互信息量。从图 4 可

以看出, 本文算法的融合图像效果要优于其他 3 种方法。而表 2 的评价参数也表明, 新算法取得了最好的融合结果。

4 结 论

本文针对低信噪比图像的融合开展研究, 为受到噪声污染的图像找到了一种客观有效的融合策略。采用基于分块融合的方案, 通过建立一种新的抗噪性能好的清晰度评价函数, 并将其应用到改进的自适应分块的图像融合方法中, 有效解决了含噪声图像的融合问题。与对比度金字塔、小波变换和 Contourlet 变换方法相比, 所提方法的平均 RMSE 分别降低了 4.288 9, 4.479 1, 4.187 1; 平均 MI 分别提高了 2.366 4, 3.282 5, 2.063 9。实验结果表明该算法具有很好的抗噪声干扰能力。

参考文献:

- [1] 楚恒, 朱维乐. 基于 DCT 变换的图像融合方法研究[J]. 光学精密工程, 2006, 14(2):266-273.
CHU H, ZHU W L. Image fusion algorithms using discrete cosine transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(2):266-273. (in Chinese)
- [2] CHAI Y, LI H F, GUO M Y. Multifocus image fusion scheme based on features of multiscale products and PCNN in lifting stationary wavelet domain[J]. *Optics Communications*, 2011, 284(5):1146-1158.
- [3] ARTUR L, DAVID B, NISHAN C, et al.. Non-Gaussian model-based fusion of noisy images in the wavelet domain[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(1):54-65.
- [4] 郑林, 韩崇昭, 左东广, 等. 基于方向可调滤波器的含噪图像融合算法[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(12):1236-1239.
ZHENG L, HAN CH ZH, ZUO D G, et al.. Fusion algorithm of noised images based on steerable filters [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2002, 36(12):1236-1239. (in Chinese)

- [5] 吴连喜, 梁波, 刘平辉. 消除噪声的 RNF 图像融合算法[J]. 东华理工学院学报, 2004, 27(3):281-284.
WU L X, LIANG B, LIU P H. Restrain speckle fusion method for remotely sensed imagery [J]. *Journal of East China Institute of Technology*, 2004, 27(3):281-284. (in Chinese)
- [6] 段瑞玲, 段惠波, 李庆祥, 等. 基于图像处理的微装配自动调焦系统[J]. 光学精密工程, 2006, 14(3):468-472.
DUAN R L, DUAN H B, LI Q X, et al.. Micro-assembly auto-focusing system based on image processing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3):468-472. (in Chinese)
- [7] 高赞, 姜威, 朱孔凤, 等. 基于 Roberts 梯度的自动聚焦算法[J]. 红外与激光工程, 2006, 35(1):117-121.
GAO Z, JIANG W, ZHU K F, et al.. Auto-focusing algorithm based on Roberts gradient [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, 35(1):117-121. (in Chinese)
- [8] 周贤, 姜威. 基于图像边缘能量的自动聚焦算法

- [J]. 光学技术, 2006, 32(2): 213-215.
- ZHOU X, JIANG W. Auto-focus algorithm based on image edge energy [J]. *Optical Technique*, 2006, 32(2): 213-215. (in Chinese)
- [9] DAUBECHIES I, SWELDENS W. Factoring wavelet transforms into lifting steps [J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 1998, 4(3): 247-269.
- [10] 郭炳华, 廖启亮, 余志. 基于小波变换的快速自动聚焦算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2007, 46(2): 12-15.
- GUO B H, LIAO Q L, YU Z. An algorithm of fast auto-focusing based on Wavelet transform [J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2007, 46(2): 12-15. (in Chinese)
- [11] 李娟. 多聚焦图像融合方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2006.
- LI J. *The research on methods of multi-focus image fusion* [D]. Changsha: Hunan University, 2006. (in Chinese)
- [12] TOETA, VAN RUYEN L, VELATON J. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid [J]. *Optical Engineering*, 1989, 28(7): 789-792.
- [13] 屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法[J]. 光学精密工程, 2009, 17(5): 1203-1212.
- QU X B, YAN J W, YANG G D. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized Contourlet transform domain based on sum-modified-Laplacian [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(5): 1203-1212. (in Chinese)
- [14] CHIBANI Y, HOUACINE A. Redundant versus orthogonal wavelet decomposition for multisensor image fusion [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(4): 879-887.

作者简介:



王 昕(1972—),女,吉林长春人,博士,2003年于长春理工大学获得硕士学位,2007年于中科院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事数字图像处理和机器视觉及模式识别方面的研究。E-mail: wangxin315@mail.ccit.edu.cn