# 基于拉普拉斯金字塔改进的图像融合方法

彭延军1,2,王瑾瑾1,2,王元红1,2

(1. 山东省智慧矿山信息技术省级重点实验室; 2. 山东科技大学 信息科学与工程学院,山东 青岛 266590)

摘 要:改进传统的拉普拉斯金字塔融合图像方法,对源图像进行一系列层层递进的处理,而非传统算法直接对源图像进行拉普拉斯变换,与经过处理后的特征更明显的图像作变换。先提取图像的轮廓特征,然后对比得到的两幅梯度图像间对应的像素值,找出每幅图像比另一幅图像清楚的区域,保留各自的优势部分,据此建立两幅梯度图像的二值图像,进行拉普拉斯金字塔变换的源图像就是上述处理获得的二值图像。接着融合变换后的两个图像金字塔,最后,需要与最初源图像的高斯金字塔重新构建图像,将前一步获得的拥有更多高频细节的拉普拉斯金字塔从塔顶开始逆变换,直至变换出塔底图像为止,即可得到最终结果。实验数据显示,改进的融合方法起到了持有更多细节的作用。

关键词:图像融合;拉普拉斯金字塔;融合方法

DOI: 10. 11907/rjdk. 1511247

中图分类号:TP317.4

文献标识码:A

文章编号:1672-7800(2016)001-0167-04

# 0 引言

图像融合是指利用各种成像传感器获得不同图像,综合各图像的互补信息和冗余信息,产生一幅新的图像,以获得更为精确、可靠、全面的图像描述[1]。采用传统的拉普拉斯金字塔进行图像融合,最终融合图像有变得模糊的现象,原因是图像的细节丢失,为了能获得更好的融合效果,保留更多的图像细节,对传统的拉普拉斯金字塔图像

融合算法进行了改进。先对源图像经过一系列处理,对处理后的图像进行拉普拉斯变换,而不是像传统的拉普拉斯金字塔融合方法直接对源图像进行变换,然后再进行金字塔之间的融合,获取比传统方法拥有更多细节的拉普拉斯金字塔,最后将源图像的高斯金字塔和经过上述步骤融合后的拉普拉斯金字塔一起逆向重新构建最终结果图像。对改进的算法进行实验,结果表明,采用本文改进的算法进行图像融合的效果比传统的算法能够保留更多的图像细节。

相比,该方法获得的锯齿边缘图形较完善,且方法简单、容易实现、通用性强。锯齿角度测量结果绝对误差控制在0.5°范围之内,具有较好的实际应用价值。测量精度的提高可以从采用更高精度的亚像素定位算法着手。由于时间仓促,一些锯齿的测量结果误差比较大,并没有及时解决,后续将能进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] 何东健, 数字图像处理[M], 第2版, 西安: 西安电子科技大学出版 社,2008,
- [2] 史晓敏,苏东. 锯片齿形参数优化[J]. 浙江海洋学院学报,2002,21 (3):254-258.
- [3] 孟庆午. 硬质合金锯片前后角刃磨机理再探[J]. 木工机床,1999, 11.4-7
- [4] 唐崇淹. 全方位测量与优化选择刀具角度[J]. 木工机床,2005(1):

25-26.

- [5] CARSTEN STEGER. 机器视觉算法与应用[M]. 杨少荣等,译. 北京:清华大学出版社,2008.
- [6] RAFAE C, GONZALEZ RICHARD E, WOODS. 数字图像处理(第 二版)[M]. 阮秋琦、阮宇智等,译. 北京: 电子工业出版社,2007.
- [7] 付鵬,高晓蓉.基于矩的亚像素边缘检测算法的对比研究[J]. 微计算机信息,2007,23(6),264-266.
- [8] 賀忠海,王宝光,廖怡白. 利用曲线拟合方法的亚像素提取算法 [J]. 仪器仪表学报,2003,24(2):195-197.
- [9] KJENSEN D. Anastassiou subpixel edge localization and the interpolation of still images[J]. IEEE Trans image Processing, 1995, 4 (3):285-295.
- [10] AJ TABATABAI, MITCHELL. Edge location to subpixel values in digital imagery[J]. IEEE Trans. On PAM, 1984, 6(2): 188-201.

(责任编辑:陈福时)

基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2015FM013);泰山学者攀登计划(2015TSSCP01);山东科技大学领军人才计划(2015SDKDSCP01) 作者简介:彭廷军(1971—),男,山东滕州人,博士,山东科技大学信息科学与工程学院教授、博士生导师,研究方向为图像处理、科学 计算可视化、虚拟现实;王瑾瑾(1991—),女,山东威海人,山东科技大学信息科学与工程学院硕士研究生,研究方向为 CAD与图像处理;王元红(1971—),女,江苏徐州人,山东科技大学信息科学与工程学院实验师,研究方向为图像处理、科 学计算可视化。

# 1 经典拉普拉斯金字塔图像融合

图像拉普拉斯金字塔变换是以高斯金字塔变换为基础的,由以下3个步骤构成[2]。

#### 1.1 高斯金字塔变换

高斯金字塔由图像  $G_0$ ,  $G_1$ , …,  $G_N$  组成。将  $G_0$  (即高斯金字塔的塔底)作为源图像,其它层图像  $G_l$  是对第 l-1 层图像  $G_{l-1}$  做卷积运算  $G_l$  ,将结果去掉偶数行和偶数列后构建而成。从构建过程可以得出,图像  $G_{l-1}$  是图像  $G_l$  放大了 4 倍,再对  $G_{l+1}$  采取与上述过程一样的高斯平滑和下采样操作,不断重复进行金字塔层构建,直到分解出最顶层图像  $G_N$ , 即:

$$Gl = \sum_{m=-2}^{2} \sum_{n=-2}^{2} w(m,n)Gl - 1(2i+m,2j+n)$$

$$1 \leq l \leq N, 0 < i < C_{l}, 0 < j < R_{l}$$
(1)

其中, $C_i$ 是 $G_i$ 的列数, $R_i$ 是 $G_i$ 的行数,高斯核 w(m, n)如下式:

$$w(m,n) = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

### 1.2 构建拉普拉斯金字塔

高斯金字塔构建流程中的两种操作(高斯模糊和下采样)会丢掉图像的部分高频细节。定义拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid)来描述这些丢失的高频信息。构建LP的过程需要上采样操作,上采样与下采样相反,是在高斯金字塔的第l 层 $G_i$  偶数行和偶数列插入0,将 $G_i$  放大4 倍,使之恢复与 $G_{i-1}$ 大小相同,然后使用与下采样中相同的高斯核w(m,n)对 $G_i$  进行卷积运算,获得 $G_i^*$ ,

$$Gl^* = 4 \sum_{m=-2}^{2} \sum_{n=-2}^{2} w(m,n) Gl' \left( \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right)$$

$$(1 \le l \le N, 0 \le i \le C_l, 0 \le j \le R_l)$$
(2)

然后用高斯金字塔的每一层图像  $G_i$  与上一层图像  $G_{i+1}$  经过上采样和高斯卷积后的图像  $G_{i+1}$  "作差运算,计算规则如式(3)所示:

$$\begin{cases}
LP_{l} = G_{l} - G_{l+1}^{\star}, & 0 \leq l < N \\
LP_{N} = G_{N}, & l = N
\end{cases}$$
(3)

其中,N 是 LP 塔顶层号,过程中获取的差值图像  $LP_0, LP_1, \dots, LP_N$  构成了拉普拉斯金字塔。

#### 1.3 由拉普拉斯金字塔得到融合后图像

从 LP 的塔顶(即第 N 层)开始根据式(4)重新构建高斯金字塔,得到的塔底图像就是最终的融合结果。由式(3)逆变所得。

$$\begin{cases}
G_N = LP_N, & l = N \\
G_l = LP_l + G_{l+1}^*, & 0 \leq l < N
\end{cases}$$
(4)

# 2 改进的图像融合方法

对具有不同局部区域优势的两幅待融合图像 A、B 进行图像融合时,希望能够将各幅图像有优势的局部清晰部分取到融合后的图像中,最终达到优势互补,减少失真,体现更多原有的细节。算法主要流程如图 1 所示。

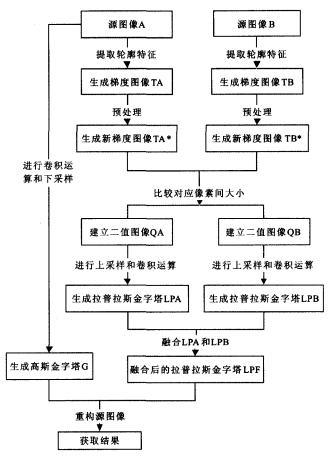


图 1 改进的算法流程

基于上述基本原则,本文针对提取各自清晰部分作出改进,对于待融合的两幅图像 A、B,先求两幅图像的梯度图像 TA、TB,提取出 TA 和 TB 中物体的轮廓,即采用如下梯度求解方法。由于图像有水平和垂直两个方向的梯度,将当前像素的后一个像素减去前一个像素的差值,作为当前像素当前方向的梯度值,求得两个方向的梯度后,再将水平和垂直梯度的绝对值相加求出当前像素的梯度值,最终生成梯度图像 TA、TB。

提取轮廓后的图像中还有一些噪声会对结果产生干扰,设置一个阈值 e 来作为排除不重要像素在外的界定值,排除干扰像素。当梯度图像 TA 和 TB 里的像素值 p(i,j)大于 e 时,说明该像素需要保留,将新的梯度图像 TA\*或 TB\*相应点的像素值设为 p(i,j); 否则不保留,将其值设为 0。即图像 TA\*和 TB\*里的各像素的值按下式设置:

$$p * (i,j) = \begin{cases} p(i,j), & p(i,j) \ge e \\ 0, & p(i,j) < e \end{cases}$$
 (5)

新的梯度图像保持了各自的轮廓信息,而且减少了噪声的干扰,然后进一步获得各自占优势的细节信息,对两幅新梯度图像 TA\*和 TB\*相应点的像素值大小进行比较,根据比较结果分别建立 TA\*和 TB\*的二值图像 QA和 QB,即找出 TA\*和 TB\*中对应点的像素值大的图像,将其二值图像对应点像素值置 1,另一幅图像的二值图像同一点的像素值置 0,QA和 QB还会保留并增强各自的清晰部分,去除不清晰部分,这样通过二值图像可以清晰地分辨出各自的优势区域,对获得的有各自局部优势的图像按照公式(1)分别构建 QA和 QB的拉普拉斯金字塔LPA和 LPB,然后融合 LPA和 LPB的相应层,将各自的优势通过融合集中到最终的 LP,具体融合步骤如下:

M×N区域的平均梯度[5]计算公式如下:

$$\overline{G} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2)/2}$$
 (6)

其中,M、N 是大于或等于 3 的奇数, $\Delta I_x$  与  $\Delta I_y$  分别 是像素 f(x,y)在 x 与 y 方向上的一阶差分[3],定义如下:

$$\Delta I_x = f(x,y) - f(x-1,y)$$
  
$$\Delta I_y = f(x,y) - f(x,y-1)$$

平均梯度值与图像清晰度正相关,取较大值作为融合后 LP 的顶层图像:

$$LPF_{t}(i,j) = \begin{cases} LPA_{t}(i,j), \overline{GA(i,j)} \geqslant \overline{GB(i,j)} \\ LPB_{t}(i,j), \overline{GA(i,j)} \leqslant \overline{GB(i,j)} \end{cases}$$

对于分解的非顶层其它图像(即  $0 \le l \le N$ ),采用基于灰度加权和 $^{[7]}$ 的融合方法:

$$LPF_{l}(i,j) = w_a * LPA_{l}(i,j) + w_b * LPB_{l}(i,j)$$

其中,权值与平均梯度相关,平均梯度越大,权值比重就越大,权值计算如下:

$$w_{a} = \frac{\overline{GA(i,j)}}{\overline{GA(i,j)} + \overline{GB(i,j)}} w_{b} = \frac{\overline{GB(i,j)}}{\overline{GA(i,j)} + \overline{GB(i,j)}}$$

对比原来图像的 LP,经过上述处理后的金字塔 LPF 集合了各幅图像的优势区域,图像细节得到加强,然后,要 获得最终图像,需要再从塔顶开始将 LPF 的第  $l \in LPF_l$ 与源图像 A 的高斯金字塔的第 l+1 层图像  $G_{l+1}$  经过上采 样和高斯卷积,得到图像  $G_{l+1}$  ,按照式(7)进行逆变换重 新构建高斯金字塔,直至构建出塔底,获得最终融合结果 图像。

$$\begin{cases} G_l = LPF_l + G_{l+1}^*, & 0 \leq l < N \\ G_N = LPF_N, & l = N \end{cases}$$
 (7)

# 3 实验结果及分析

# 3.1 图像融合效果评价指标

- (1)平均梯度。平均梯度能够反映图像区域的相对清晰程度<sup>[5]</sup>。其定义见前文式(6)。
- (2)信息熵。信息熵是图像包含的平均信息量的度量<sup>[6]</sup>。其定义为:

$$H = -\sum_{i=1}^{l-1} p(i) \log_2 p(i)$$
 (8)

其中,p(i)是灰度级为 i 的概率[7]。

(3)峰值信噪比 PSNR。峰值信噪比高,说明融合后的图像效果和质量优势凸显[8]。定义为:

$$PSNR = 101g \frac{(L-1)^2}{RMSF^2}$$
 (9)

其中,L为灰度级数。

#### 3.2 算法仿真

本文选取了两幅多聚焦图像进行实验,图 2 中的(a) 和(b) 为需进行融合的两幅源图像,可见图(a) 中钟表较清晰,图(b) 中人较清晰,两者聚焦点不同。然后分别提取源图像的特征,得到图 3 中两幅图像各自的梯度图像(a)和(b),两者特征差别较明显,比较两幅梯度图像(a)和(b)的像素值;从图 4 中源图像的二值图像中可以看出,各自优势部分明显,而且各自优势部分明显得到了加强;图 5 为源图像采取不同方法融合的最终成果,其中,图(a)是采取传统小波方法对源图像进行融合后的结果,图(b)是采取传统 LP方法融合的结果,图(c)是采取本文方法融合的结果。



(a) 左聚焦图片



(b) 右聚焦图片

图 2 源图像



(a)A的梯度图像



(b)B的梯度图像

图 3 梯度图像



(a) 图像(c) 的二值图像



(b)图像(d)的二值图像

图 4 二值图像







(b) 传统拉普拉斯金字塔方法



(c)本文方法 图 5 融合效果

表1展示了针对3个方法最终成果分析的客观性能指标数据,可以看出本文方法得到的图像优于经典的小波变换方法和拉普拉斯变换方法。本文融合方法的熵值比其它两种大,证实了图像有更多的信息,质量更高;平均梯度值也比其它两种大,证实了图像像素变化急剧,图像清晰程度较好;峰值信噪比也比其它两种高,证实了融合的效果和质量优于其它两种方法。相比起其它两种方法,本文结果图显现出了更好的质量。经过多项对比发现,本文方法融合后的图像信息细节多、质量高、效果好。

表 1 各种融合算法客观指标

融合算法	熵	平均梯度	PSNR
传统小波融合方法	7.049 5	0.050 5	39.910 6
传统拉普拉斯融合方法	7.174 2	0.055 7	40.110 7
本文融合方法	7.312 6	0.0599	40.256 9

## 4 结语

本文详细说明了基于拉普拉斯金字塔融合图像提出的改进方法,并给出了针对多聚焦图像的融合实验,将融合结果与传统方法进行比较,展示了本文改进的方法能够改善融合效果,减少细节丢失,保留了更多的信息,达到优势互补,使融合后的图像视觉效果较好,证明了本文基于拉普拉斯金字塔改进的图像融合方法的有效性。

#### 参考文献:

- [1] 郭雷,李晖晖,鲍永生,图像融合[M],北京:北京电子工业出版社, 2008.
- [2] 苗启广,王宝树,基于改进的拉普拉斯金字塔变换的图像融合方法 [J], 光学学报,2007,27(9);1605-1610.
- [3] 韩潇,彭力,基于改进拉普拉斯金字塔变换的图像融合方法[J].自 动化与仪器仪表,2014(5);191-194.
- [4] 王春华, 马国超, 马苗等. 基于目标提取的红外与可见光图像融合 算法[J], 计算机工程, 2010, 36(2): 197-200.
- [5] 王智文,刘美珍,蔡启先,等.基于加权改进小波变换的图像融合算法[J]. 计算机工程,2009,35(11);228-230.
- [6] 杨秋芬,桂卫华,胡豁生,基于改进非线性加权的图像融合算法 [J]. 计算机工程与应用,2014,50(14);22-25.
- [7] 杨桄,童涛,孟强强,等,基于梯度加权的红外与可见光图像融合方法[J]. 红外与激光工程,2014,43(8);2772-2779.
- [8] 陈浩,王廷杰,基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合算法研究[J], 激光与红外,2009,39(4),439-442.
- [9] PIELLA G. A general framework for multiresolution image fusion; from pixels to regions [J]. Elsevier Science, Information Fusion, 2003.4(4):259-280.
- [10] QIN BO, PANG TITI, GAO JIAN, et al. Self-adaptive luminanceand chrominance-balance image fusion algorithm based on local features [C]. 2010 Second International Conference on Future Computer and Communication (FCC 2010), 2010; 383-386.

(责任编辑:陈福时)

# Improved Image Fusion Method Based on Laplacian Pyramid Transform

Abstract: An improved image fusion algorithm based on Laplacian pyramid transform is presented in this paper. First, use gradient to get the feature extraction of the source image, which is called gradient image, then compared each pixel value of the two gradient image to confirm the clear part of each image, create the binary image of the gradient image to keep the clear part of each image, this binary image is the source image which use Laplacian pyramid transform to decompose. Decompose the binary image to obtain layers of Laplacian pyramid images. For different layers of decomposition images, different fusion method should be used. Finally, use the fused Laplacian pyramid and the Gaussian pyramid of the source image to reconstruct from the top layer by layer and obtain the fused image.

Key Words: Image Fusion; Laplacian Pyramid; Fusion Rule