



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 视频流的实时景深延拓算法

来腾飞, 周海洋, 余飞鸿

### 引用本文

来腾飞, 周海洋, 余飞鸿. 视频流的实时景深延拓算法[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 314-318.

LAI Teng-fei, ZHOU Hai-yang, YU Fei-hong. Real-time Extend Depth of Field Algorithm for Video Processing[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 314-318.

---

### 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

#### [指静脉识别技术研究综述](#)

Survey on Finger Vein Recognition Research

计算机科学, 2022, 49(6A): 1-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400056>

#### [基于虚拟曝光方法的单幅逆光图像增强](#)

Single Backlit Image Enhancement Based on Virtual Exposure Method

计算机科学, 2022, 49(6A): 384-389. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400243>

#### [基于离散小波变换的双域特征融合深度卷积神经网络](#)

Dual-field Feature Fusion Deep Convolutional Neural Network Based on Discrete Wavelet Transformation

计算机科学, 2022, 49(6A): 434-440. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900199>

#### [基于特征分离的红外与可见光图像融合算法](#)

Infrared and Visible Image Fusion Based on Feature Separation

计算机科学, 2022, 49(5): 58-63. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200148>

#### [基于光传输模型学习的红外和可见光图像融合网络设计](#)

Infrared and Visible Image Fusion Network Based on Optical Transmission Model Learning

计算机科学, 2022, 49(4): 215-220. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200174>

# 视频流的实时景深延拓算法

来腾飞<sup>1</sup> 周海洋<sup>2</sup> 余飞鸿<sup>1</sup>

1 浙江大学光电科学与工程学院 杭州 310027

2 杭州图谱光电科技有限公司 杭州 310030

(21860117@zju.edu.cn)

**摘要** 基于图像处理的景深延拓算法(Extend Depth of Field, EDF)指提取聚焦于样本不同区域的图像中的清晰部分,将其融合到一张图像中,使融合图像中样本的各个区域都清晰。文中提出了一种针对视频流的景深延拓算法,首先通过差值图像筛选出被认为是焦面深度发生变化的图像;然后进行配准,减小融合误差;最后使用基于拉普拉斯金字塔的图像融合算法,与前一次的融合图像融合,通过重复这个过程来实现视频流的实时动态景深延拓。以基于空间域的图像融合算法和基于小波变换的图像融合算法为参照,从主观和客观角度比较了视频流场景下的运行效率和融合质量,实验结果表明基于拉普拉斯金字塔的图像融合算法具有较好的运算效率,而且对输入图像中存在离焦模糊的情况具有鲁棒性。

**关键词**: 图像处理; 景深延拓; 图像融合; 拉普拉斯金字塔; 离散小波变换

**中图分类号** TP751.1

## Real-time Extend Depth of Field Algorithm for Video Processing

LAI Teng-fei<sup>1</sup>, ZHOU Hai-yang<sup>2</sup> and YU Fei-hong<sup>1</sup>

1 College of Optical Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

2 Hangzhou ToupTek Photonics Co., Ltd, Hangzhou 310030, China

**Abstract** The extend depth of field algorithm(EDF) refers to extracting the clear parts of the image focusing on different areas of the sample and fusing them into an image to make each area of the sample in the fused image clear. The article proposes a EDF algorithm for video. First, the difference image is used to filter out the images that are considered to be the key frame whose focal depth changes. Then image registration is used to reduce the fusion error. Finally, the Laplacian pyramid based fusion algorithm is used to fuse the frame and previous fusion result and generate new EDF result. By repeating this process, the real-time dynamic EDF of the video is realized. The article designs experiments, using the spatial domain-based and the wavelet transform-based image fusion algorithm as a reference, comparing the operating efficiency and fusion quality in the scene of video from subjective and objective perspectives, and proves that the algorithm based on the Laplacian pyramid has good real-time performance, and is robust to out-of-focus blurred image.

**Keywords** Image processing, Extend depth of field, Image fusion, Laplacian pyramid, Discrete wavelet transform

## 1 引言

景深延拓技术是一种获取大景深图像的技术,该技术在消费领域和计算机视觉领域都具有很大的应用价值。首先,该技术能够在一张图片中清晰显示样本不同深度的区域,减少了处理多张图片的工作量;其次,一些计算机视觉技术能够从景深延拓的图片中获取更多的信息,而不必受到离焦模糊区域的影响,从而提升了计算机视觉技术的效率和准确性;最后在使用景深延拓技术时,通过标记像素的来源和物距,能够获得物体的深度信息,这些信息可以用于物体的三维重建工作。

常用的景深延拓方法之一是通过图像融合的方式,拍摄多张聚焦于样本不同部分的图像,提取出各自清晰的部分,并将其融合在一张图像中。当前的图像融合已经有了许多相关的研究,其中最热门的方向是多尺度的图像融合算法。多尺度的图像融合算法指将图像分解到多尺度域,然后在多尺度

域进行融合,最后重构为融合图像。这些多尺度的处理方式包括拉普拉斯金字塔<sup>[1]</sup>、离散小波<sup>[2]</sup>、非采样轮廓波<sup>[3-4]</sup>等。多尺度融合方法能够在不同分辨率下获取图像的细节,因此最终的融合结果清晰锐利,也不会产生块状现象。非多尺度的图像融合算法则一般是通过对比图像的细节信息,构建一张决策图,决策图的像素代表了融合图像中的像素来源。这类方法研究的重点是决策图的构建方法,在细节信息不足以判断融合结果中的像素来源时,需要根据周围的细节信息来估计像素来源,平滑决策图,增强融合结果的连续性。Li等<sup>[5]</sup>使用以自身作为引导的引导滤波来平滑化决策图,利用了引导滤波平滑化并保留边缘的特点。他们的另一个创新之处是将图像分为基频和细节层两层,分别使用平滑程度不同的决策图,使基频连续性更强,而细节层保留更多边缘信息,获得了很好的效果。另一种增强融合结果连续性的算法则将两幅图像按照细节强弱加权分配,但这容易降低融合结果的对比度,因此需要设计权重分配函数,使融合结果保持锐利。

Pertuz 等<sup>[6]</sup>设计了一种类 Sigmoid 的权重计算公式,使在整体细节强度较低/较高时,分别倾向于使用平均和选择最大法。

视频流的实时景深延拓指在进行实时观测或者处理预先拍摄的观测过程时,随着视频中物距的变化实时输出景深延拓的图像。这种情况下,我们应当尤其关注算法的速度、效果和鲁棒性。本文提出了一种适用于视频流处理的实时景深延拓算法,能够随着焦面深度变化快速准确地生成锐利无误的景深延拓融合图像,同时不会因为输入图像中有离焦的模糊区域而降低对比度。该算法首先筛选输入图像,选择出焦面深度变化的图像,然后与前一次的融合结果配准,并以基于拉普拉斯金字塔的算法融合,从而得到新的 EDF 结果。通过不断重复这个过程,来实现随焦面深度变化而实时更新 EDF 结果。

本文第 2 节详述了算法的筛选、预处理和融合过程;第 3 节比较了拉普拉斯金字塔和一些常用图像融合算法视频流实时融合的质量、效率和鲁棒性;最后总结全文。

## 2 流程介绍

图 1 给出了视频流 EDF 的一次执行过程。从视频流中读取的图像,依次经过筛选、配准、融合步骤,最后更新景深延拓结果。这个过程会随视频播放,重复执行。

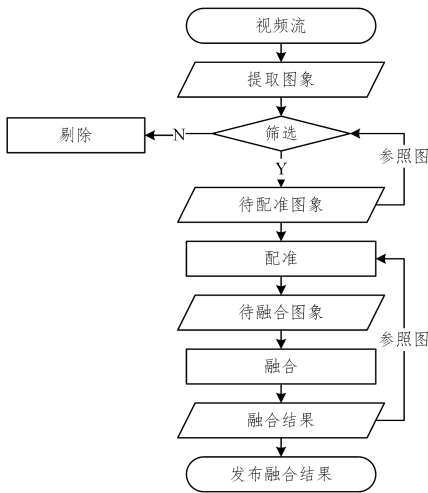


图 1 算法流程

Fig. 1 Process of algorithm

筛选过程将输入图像和参照图像进行对比,以评估差值图像,只有被认为是焦面深度发生变化的图像,才会被送入耗时较长的配准和融合环节,通过筛选的图像会被用于下一次筛选过程的参照图像。

配准过程将前一次的 EDF 结果和通过筛选的新一帧图像重叠,计算使均方误差 (MSE) 最小的配准关系,为了降低计算复杂度,这一过程使用由粗到细的思想,通过高斯金字塔从不同尺度计算配准关系,最终得到原尺寸下的配准关系。

配准之后的两幅图像会在最后的融合过程中,通过基于拉普拉斯金字塔的图像融合算法,来融合图像中清晰的区域,实现景深延拓。

经过以上流程生成的 EDF 图像,会被继续用于下一次的 EDF 过程,通过不断重复与输入图像的融合,就能实时获得视频流的 EDF。

### 2.1 筛选过程

本文提出的算法以两两融合的方式对视频进行处理,需要

在一帧视频融合完成后才会执行下一帧的融合。为了提升融合的效率,本文引入筛选过程,只有在焦面深度发生变化时,才将图像送入后续融合过程。

通过筛选过程的图像会被用于下一次筛选的参考图像,随后下一帧的图像会与参考图像求差。如式(1)所示,物距变化  $d$  时的差值图像  $D_d$  的像素可表示为噪声  $N$  和物距变化引起的亮度变化和清晰度变化之和  $F(d)$ ,物距为 0 时  $F(0)=0$ 。

$$D_d = N + F(d) \quad (1)$$

如图 2 所示,图 2(a)和图 2(e)分别是物距变化量  $d > 0$  和  $d = 0$  的输入图像,图 2(b)和图 2(f)分别是图 2(a)和图 2(e)与参考图像的差值图像(文中为了便于显示,经过了直方图均衡)。可以看到,图 2(f)中噪声均匀分布在物面上,密度和幅值都较低;图 2(b)中受清晰度变化影响的像素呈现集中分布,集中于物体边缘等因物距变化使得清晰度变化的区域,而且幅值大于噪声。

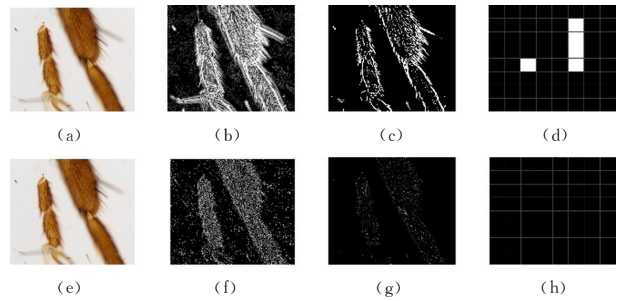


图 2 差值图像处理流程

Fig. 2 Encode difference image

图 2(c)和图 2(d)为阈值化处理后的图像,阈值选择为图 2(b)、图 2(f)中非零像素的均值。结果如图 2(c)、图 2(g)所示,由于噪声的幅值集中在  $[0, 1]$  上,阈值化后非零像素密度显著降低,剩余噪声零星分布在物面上;图 2(c)中滤去了大部分的噪声,剩余受物距变化显著影响的区域集中在边缘。

统计图 2(c)、图 2(g)的区域非零像素密度,区域大小取为图像的  $1/64$ ,如图 2(d)、图 2(h)所示,亮点区域是非零像素密度大于 20% 的区域。经过上述处理后,本文将非零像素大于 20% 区域的数量作为判断图像清晰度发生变化的依据。

这一算法综合考虑了焦面深度变化时,差值图像中非零像素的幅值和分布特性,通过改变阈值和区域尺寸可以调节算法对物距变化的敏感度。

### 2.2 配准过程

图像的放大率和位置会随物距变化而改变,这种位置变化可以用相似变换来近似地描述。相似变换的模型下,物体的形状保持不变,图像中的直线仍为直线,平行线仍保持平行关系。但由于放大率的改变,物体上任意两点的距离和物体的大小会发生改变,对于图像上的任意一点,相似变换可以由放大系数  $S$ 、旋转角度  $\theta$  和位移  $t_x$  和  $t_y$  描述,如式(2)所示。记图像  $B$  经过相似变化得到图像  $\tilde{B}$  的过程为式(3), $T$  是相似变换矩阵。

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S \cos \theta & -S \sin \theta & t_x \\ S \sin \theta & S \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\tilde{B} = T \cdot B \quad (3)$$

获取图像的配准系数最常用的是基于图像特征的方法和基于像素强度的方法。基于图像特征的过程是通常寻找输入

图像和参考图像中的特征,然后描述特征,在两幅图像中寻找匹配的特征点对,通过特征点对的位置关系得到配准系数。但在本文的应用场景下,图像并不总是清晰的,基于特征点的方法在模糊的图像中不能确保足够数量的可靠的特征点对。因此本文使用了基于像素强度的方法。

本文通过两幅图像的均方误差(MSE)来描述图像差异,如式(4)所示, $A$ 代表配准目标图像, $\tilde{B}$ 是经过仿射变换的图像 $B$ ,如式(3)所示,这个过程被称为是 $B$ 向 $A$ 配准,当MSE最小时,此时的仿射矩阵 $T$ 即是所求的变换系数。

$$MSE = \sum_x \sum_y (A(x, y) - \tilde{B}(x, y))^2 \quad (4)$$

对于较高分辨率的图像来说,式(4)的求解过程仍然是比较复杂。本文使用一种由粗到细的思想来简化这个问题,如图3所示。首先建立多分辨率金字塔,然后在尺度最小的第0层求得使MSE较小的一组相似变换系数 $T_0$ ,然后通过 $T_0$ 得到 $T_1$ 的初值,通过递归的方式最终得到原始分辨率下的变换系数 $T_n$ 。由 $n$ 层变换系数获得 $n+1$ 层变换系数初值的方式如式(5)所示,通过将 $T_n$ 的位移放大一倍得到。

$$T_{n+1}^{\text{init}} = \{S_n, \theta_n, 2 \times t_x^n, 2 \times t_y^n\} \quad (5)$$

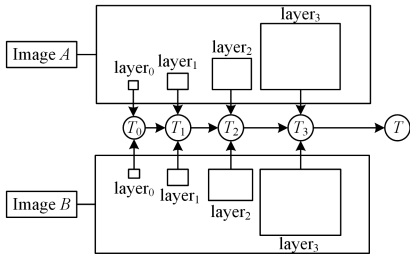


图3 配准过程

Fig. 3 Registration procession

采用相似变换来描述物距变化时图像的变化并不精确,只有在物体所有区域的放大率都相同时才成立,在物距变化很小时,相似变化是足够精确的。每一次都将输入图像向第一次融合结果配准,等效于向初始位置的图像进行融合,而此时物距可能已经有了很大的移动。为了减小误差,使用向后配准,即前一次融合结果向输入图像配准,等效于在连续的两帧之间配准,可以减小相似变换的误差。

### 2.3 融合过程

拉普拉斯金字塔是由Burt等<sup>[1]</sup>提出的图像分解方法,该算法通过多尺度分析和滤波相减法,将图像分解为代表不同空间频率的子带图像和基频图像,最底层代表细节等级最高的子带图像、尺度与原图像相同,随后每一层尺度都是前一层的 $1/2$ ( $1/4$ 像素),形成金字塔结构。所有子带图像和基频图像的像素之和是原图像的 $4/3$ 倍,具有很高的内存效率。

图4给出了拉普拉斯金字塔分解的过程。输入图像的 $k$ 级近似 $V^k$ ,通过下采样过程,使尺度变为 $1/2$ ,然后经过一个平滑滤波器 $\omega$ ,通常是一个高斯滤波器,得到 $V^k$ 的近似图像 $V^{k+1}$ ,也是输入图像的 $k+1$ 级近似,如式(6)所示。将 $V^{k+1}$ 通过插值方式上采样,使尺度放大一倍,与 $V^k$ 相同,再次经过 $\omega$ 平滑化,随后与 $V^k$ 求差,差值图像就是 $k+1$ 层子带图像 $W^{k+1}$ ,如式(7)所示。

$$V^{k+1} = \omega \cdot (V^k) \downarrow \quad (6)$$

$$W^{k+1} = V^k - \omega \cdot (V^{k+1}) \uparrow \quad (7)$$

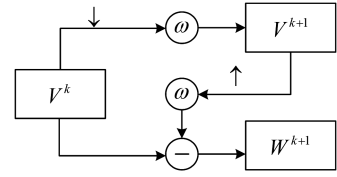


图4 拉普拉斯金字塔的分解过程

Fig. 4 Laplacian pyramid decomposition

将输入图像作为0级近似,递归执行上述操作,可以将图像分解为 $n$ 级近似 $V^n$ 和 $n$ 个子带图像 $\{W^n, W^{n-1}, \dots, W^1\}$ 。

图像融合过程由关键信息测量和融合策略两部份组成。关键信息指代表图像中易于被人眼识别的信息。拉普拉斯金字塔的子带图像像素可以作为关键信息,因为子带图像中包含了图像中不同尺度的细节,而人眼系统也通过多尺度的方式来识别细节。本文中的拉普拉斯金字塔融合算法,将子带图像取绝对值最大的像素融合,基带图像取像素均值融合,如式(8)、式(9)所示。

$$V_F^n = \frac{V_A^n + V_B^n}{2} \quad (8)$$

$$W_F^n(i, j) = \begin{cases} W_A^n(i, j) & |W_A^n(i, j)| > |W_B^n(i, j)| \\ W_B^n(i, j) & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

本文使用的基于拉普拉斯金字塔的图像融合算法,首先将图像 $A, B$ 分解为拉普拉斯金字塔,然后采用上文所述的选择绝对值最大法和均值融合法,将拉普拉斯金字塔的子带图像和基频图像分别融合,最后对融合金字塔进行拉普拉斯金字塔的重建过程,得到融合图像 $F$ 。

### 3 实验

本节将通过实验验证提出的基于最大值拉普拉斯金字塔的融合算法(LP)在视频流实时景深延拓中能取得锐利的融合结果且对离焦模糊的情况具有鲁棒性,并同基于离散哈尔小波<sup>[2]</sup>(DWT)和基于引导滤波<sup>[5]</sup>(GF)的图像融合算法进行了对比。离散小波和拉普拉斯金字塔的分解层数都为3,在基频层采用均值融合方法进行融合,其他层则选择绝对值最大的像素融合。GF类方法使用一个 $11 \times 11$ 的均值滤波器,以滤波相减分解法将输入分解为基频层和细节层,然后以 $7 \times 7$ 的拉普拉斯滤波器提取关键信息,并通过比较关键信息得到二值化的决策图,随后决策图以原图作为引导图像,分别在基频层和细节层采用 $45 \times 45$ 和 $11 \times 11$ 的区域大小使用引导滤波平滑,之后基频层和细节层以平滑后的决策图融合,最后重建为融合结果。

实验首先以人为模糊处理的图像为融合样本,通过融合结果与未经模糊的参考图像的均方误差(MSE)来评价融合效果。为了进一步评价融合图像与融合结果之间的相关性,本文还使用了互信息<sup>[8]</sup>的评价指标( $Q_{MI}$ )和基于结构相似性的评价指标( $Q_{sim}$ )。

$Q_{MI}$ 表达式如式(10)一式(13)所示, $H(U)$ 代表图像 $U$ 的信息熵, $H(U|V)$ 代表图像 $U$ 和 $V$ 的交叉熵。式(12)代表了图像 $U$ 和 $V$ 的互信息, $Q_{MI}$ 由输入图像 $A, B$ 和融合结果 $F$ 的归一化的互信息表示。

$$H(U) = - \sum_{u=0}^{255} p(u) \log_2 p(u) \quad (10)$$

$$H(U|V) = - \sum_{u=0}^{255} \sum_{v=0}^{255} p(u, v) \log_2 p(u, v) \quad (11)$$

$$MI(U, V) = H(U) + H(V) - H(U|V) \quad (12)$$

$$Q_{MI} = 2 \left[ \frac{MI(A, F)}{H(A) + H(F)} + \frac{MI(B, F)}{H(B) + H(F)} \right] \quad (13)$$

$Q_{ssim}$ 的表达式如式(14)一(17)所示, $S(\omega)$ 代表图像的区域关键信息强度,关键信息通过一个 $3 \times 3$ 的拉普拉斯滤波器,区域关键信息强度是 $11 \times 11$ 大小区域内所有关键信息的平方和。 $\lambda(\omega)$ 和 $c(\omega)$ 分别是两幅输入图像的归一化系数和每一个窗口的归一化系数。

$$ssim(A|B, \omega) = \frac{\sigma_{AB}(\omega)}{\sigma_A(\omega)\sigma_B(\omega)} \cdot \frac{2\bar{A}(\omega)\bar{B}(\omega)}{\bar{A}(\omega)^2 + \bar{B}(\omega)^2} \cdot \frac{2\sigma_A(\omega)\sigma_B(\omega)}{\sigma_A(\omega)^2 + \sigma_B(\omega)^2} \quad (14)$$

$$\lambda(\omega) = \frac{S_A(\omega)}{S_A(\omega) + S_B(\omega)} \quad (15)$$

$$c(\omega) = \frac{S_A(\omega) + S_B(\omega)}{\sum_{\omega} S_A(\omega) + S_B(\omega)} \quad (16)$$

$$Q_{ssim} = \sum_{\omega} c(\omega) \cdot [ssim(A|F, \omega) \cdot \lambda(\omega) + ssim(B|F, \omega) \cdot (1 - \lambda(\omega))] \quad (17)$$

第二组实验使用一组图片模拟本文所述的视频流处理过程,其中包含部分离焦和完全离焦的模糊图像。所有图片预先经过配准以避免融合错误的影响,然后记录两两融合过程中每一次融合结果的信息熵和梯度强度,从图像包含信息量的多少以及锐利程度来评价融合算法。信息熵的计算方式如式(10)所示。梯度信息通过 Tenengrad 算法来计算,如式(18)所示。 $G_x(n)$ 和 $G_y(n)$ 分别代表图像水平方向和竖直方向的梯度强度,通过 Sobel 算子来获得。

$$T = \sum_n \sqrt{G_x(n)^2 + G_y(n)^2} \quad (18)$$

所有测试算法都以 C++ 语言和 OpenCV 算法库在 Visual Studio 上编写,运行平台是一台搭载了 Intel Core i5-8300H @2.3GHz CPU 的个人电脑。

### 3.1 实验 1

如图 5 所示,融合样本图 5(a)是将对参考图像的左右区域分别模糊化得到的,图 5(b)一(图 5(e)是未经模糊化的原图 and 不同融合方法得到的融合结果。主观上基于拉普拉斯金字塔的算法和基于引导滤波的算法得到的结果都与参考图像十分接近,而基于离散小波的算法在边缘可以看到一些不连续现象。这样的感受与表 1 中得到的融合质量结论一致。从信息熵的角度看,采用了加权融合的基于引导滤波的方案保留了更多来自原图的信息。



图 5 以 Lena 为参考的图像融合结果

Fig. 5 Fusion result of Lena

表 1 融合质量

Table 1 Fusion quality

	MSE	$Q_{MI}$	$Q_{SSIM}$
LP	3	1.698	0.903
DWT	26	1.602	0.883
GF	7	1.703	0.902

图 6 给出了不同融合算法在处理不同尺寸图像时的耗时。可以看到,基于离散小波和拉普拉斯金字塔的融合算法的耗时远低于基于引导滤波的算法。这是因为离散小波和拉普拉斯金字塔的算法更简单,只需要比较像素大小,而引导滤波的过程会复杂许多。在图像尺寸较大时,小波变换的耗时比拉普拉斯金字塔更短,因为小波变换的子带图像像素数量与原图相同,而拉普拉斯金字塔变换的子带图像像素数量小于 4/3 倍原图。

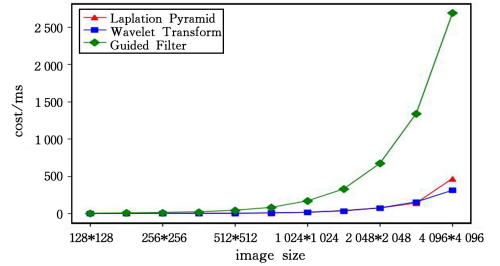


图 6 算法耗时

Fig. 6 Cost of fusion scheme

### 3.2 实验 2

实验 2 选择了一组焦面深度连续变化的图像,模拟前文所述的两两融合的视频流景深延拓过程。所有融合图像都先经过了配准处理,减小了未配准对融合结果的影响。

融合结果如图 7(b)一(图 7(d)所示。可以看到,图 7(b)所示的引导滤波的融合结果中,背景中的碎屑明显少于图 7(c)和图 7(d),部分区域的对比度也明显降低,尤其是顶部区域,这些区域最早被融合到结果中。同时注意到图 7(b)中黑色的斑点区域被过度地强调了,这是因为基频和细节层没有完美还原图像,斑点区域发生了数值截断,即这些像素的像素值小于 0,这个误差在连续的融合过程中被放大,最终产生了图 7(b)中的效果。图 7(d)所示的离散小波的融合结果中,在边缘有非常明显的马赛克化现象。

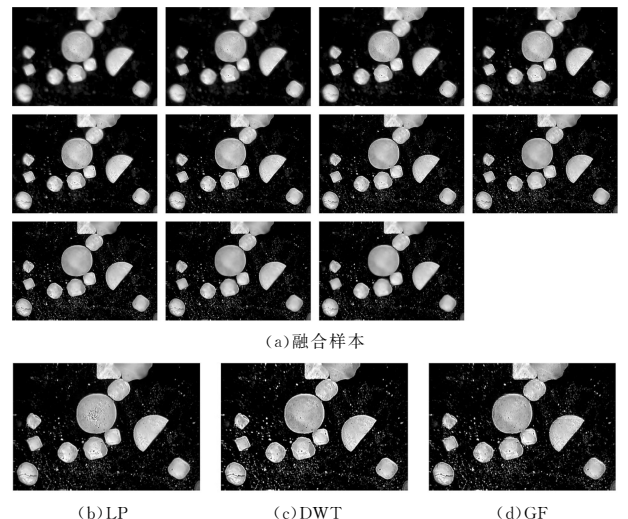


图 7 连续图像的融合结果

Fig. 7 Fusion result of continuous image

图 8 给出了融合过程中梯度和信息熵的变化曲线,可以看到拉普拉斯金字塔和小波算法的融合结果的梯度值增长速度远快于引导滤波,这说明这两种方法能够产生更加锐利的图像。注意到最后一张融合图像,物体已经离开焦面范围,引导滤波的融合结果梯度值发生了下降,说明引导滤波对于模糊图像的鲁棒性不强,而拉普拉斯金字塔和小波算法都基本不受影响。而信息熵整体随融合过程不断下降,呈现与 Tenengrad 相反的趋势,与人眼观测结果也不一致,这可能是由于样本的背景和物面颜色单一,信息熵不能反映清晰度的变化。

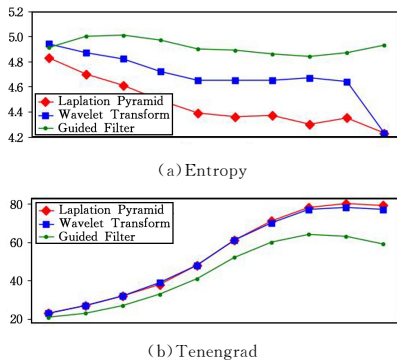


图 8 连续融合过程中的图像质量变化

Fig. 8 Fusion result quality change by fusion procession

**结束语** 本文提出了一种视频流的实时景深延拓算法。该算法通过逐帧与前一次景深延拓结果融合的方法实现了动态的景深延拓效果。该算法可分为 3 个步骤:1)筛选,图像与参考图像求差,通过差值图像中非零像素的区域密度来区分图像的区域清晰度是否发生改变,选择出清晰度发生变化的图像用于图像融合;2)配准,以输入图像为参照图像,将当前融合结果向参照图像配准,配准通过建立金字塔来实现,以递归方式从较低尺度向原尺度求解;3)将两张图像建立拉普拉斯金字塔,然后在基频采用均值融合,在其他层采用最大值优先法则融合,得到融合金字塔,最后从融合金字塔中复原得到融合图像。

实验结果表明,本文提出的采用拉普拉斯金字塔的融合算法始终具有较好的融合结果和执行速度,在本文所述的两两融合的视频流处理过程中,能够不受模糊图像的影响,始终保持图像的锐利度。

## 参考文献

- [1] BURT P J, ADELSON E H. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, 31(4): 671-679.
- [2] LI H, MANJUNATH B S, MITRA S K. Multisensor Image Fusion Using the Wavelet Transform [J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235-245.
- [3] ZHANG Q, GUO B L. Multifocus image fusion using the non-subsampled contourlet transform [J]. Signal Processing, 2009, 89(7): 1334-1346.
- [4] DA CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [5] LI S, KANG X, HU J. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Trans Image Process, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [6] PERTUZ S, PUIG D, GARCIA M A, et al. Generation of all-in-focus images by noise-robust selective fusion of limited depth-of-field images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 1242-1251.
- [7] ZHIGUO J, DONGBING H, JIN C, et al. A wavelet based algorithm for multi-focus micro-image fusion [C]// Proceedings of the International Conference on Image and Graphics, 2004.
- [8] HOSSNY M, NAHAVANDI S, CREIGHTON D. Comments on 'Information measure for performance of image fusion' [J]. Electronics Letters, 2008, 44(18): 1066-1067.



**LAI Teng-fei**, born in 1995, postgraduate. His main research interests include image processing and software developing.



**YU Fei-hong**, born in 1964, Ph.D, professor, Ph. D. His main research interests include optical design and image processing.