

文章编号:1007-2780(2014)06-1032-10

高动态范围视频的多曝光图像序列快速融合

朴永杰*,徐 伟,王绍举,陶淑苹

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 小卫星技术国家地方
联合工程研究中心,吉林 长春 130033)

摘要:使用多次曝光法进行高动态范围视频获取时,需要将多幅低动态范围(LDR)图像进行快速融合,并满足视频融合系统的实时性要求。本文提出了一种改进的快速多分辨率塔形分解融合算法,在不降低原有算法融合质量的前提下极大减少计算量。算法分别从金字塔分解卷积核、高斯系数扩展插值方法、拉普拉斯系数融合规则、高斯系数融合规则等方面进行改进,简化了塔形分解、融合和重构过程。该方法应用在某运载火箭视频采集系统中,实验结果表明,该改进算法稳定性强,融合质量高,并极大地减少了计算量,运算速度提高了 10 倍以上,在 TMS320DM642 DSP 上一帧 512×512 图像的融合时间约为 8.9 ms,满足 25 fps 高动态范围视频融合的实时性要求。

关键词:高动态范围视频;HDR;多曝光;图像融合;塔形分解

中图分类号:TH703; TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20142906.1032

Fast multi-exposure image fusion for HDR video

PIAO Yong-jie*, XU Wei, WANG Shao-ju, TAO Shu-ping

(National & Local United Engineering Research Center of Small Satellite Technology,
Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: Fast fusion of multiple low dynamic range (LDR) images is essential for the real-time performance of a high dynamic range (HDR) video acquisition system using multi-exposure method. This paper proposed an improved fusion algorithm based on multi-resolution pyramid decompose. The algorithm dramatically reduces computing complexity while preserving the fusion quality of the original method. The proposed method improves the real-time performance in the following aspects: pyramid decompose convolution core, Gaussian coefficients expansion method, Laplacian coefficients fusion rule, Gaussian coefficients fusion rule. The computing complexity of pyramid decomposes, fusion, and reconstruction is reduced. Experiment results shows that the proposed method is stable and got good fusion results. The method is applied to a launch vehicle observation system. The computing speed is boosted 10 times and it takes 8.9 ms to fuse one 512×512 frame on TM320MD642 DSP, fulfilling the real-time requirement of 25 fps HDR video acquisition system.

Key words: high dynamic range video; HDR; multi-exposure; image fusion; pyramid decompose

收稿日期:2014-04-08;修订日期:2014-05-08.

基金项目:国家 863 计划项目(No. 2012AA121502)

* 通信联系人,E-mail:pyj0314@163.com

1 引言

普通相机在拍摄大动态范围场景时很难在一次曝光图像中展现所有的细节。因此人们开发了各种基于曝光时间控制的自动曝光方法^[1-3],以捕获更多的场景细节。然而这些方法只能兼顾图像的一个方面:画面亮度高的部分可以正常曝光而亮度低的部分不能正常曝光,或者亮度低的部分正常曝光而亮度高的部分曝光过度。为此,文献[4]首次从多幅 LDR 图像(8~10 幅)推算出系统的辐照图,进而将多幅 LDR 图像合成为一幅高动态范围(HDR)图像。

此后出现了众多多次曝光法合成 HDR 图像的研究^[5-8],但大多针对单幅图像的 HDR 合成,没有考虑 HDR 视频获取的实时性问题。文献[9]对多曝光图像的曝光时间快速选择方法进行了研究,本文将针对多曝光图像的快速融合进行研究。

基于多分辨率分析的像素级融合已经成为图像融合领域中发展较快的一种方法^[10]。多分辨率分析将图像分解为能保持局部信息的不同尺度或不同方向的子图像系列,它们分别代表不同的特征,如边缘、零交叉、梯度、对比度等,这更能满足融合的需要。基于多分辨率分析的融合算法的优点主要表现在:能提供对人眼的视觉比较敏感的强对比度信息,以及它在空间和频域的局部化能力。

基于多分辨率分析的图像融合方法主要包括两大类融合方法,即基于塔型变换的融合方法和基于小波变换的融合方法。而其在图像融合领域中的应用多在多源和多聚焦图像的融合研究上,对多曝光图像的快速融合研究较少。多曝光的高动态范围视频系统需要解决以下问题:多曝光图像的曝光时间快速选择、快速配准、快速融合,以及伪影去除。

本文着重讨论将多曝光应用于 HDR 视频快速融合的实时性问题。实时生成的 HDR 图像序列可用于直接实时显示,或作为下一级系统(如视频压缩、存储、或传输系统)的输入。但这些问题不在本文的讨论范围之内。视频采集成系统对于计算的实时性有严格的要求,如对于常用的 25 fps 系统来说,要求每帧处理时间不大于

40 ms。

塔形变换分解和合成的计算复杂度比小波变换要小得多。出于对速度的考虑,本文采用金字塔分解的方法对曝光图像进行融合,并对塔形分解中的重构算法、拉普拉斯系数融合规则、高斯系数融合规则进行了改进,在不降低融合质量的前提下大大减少了计算量,适应了实时视频采集。

2 基于拉普拉斯金字塔的快速多曝光融合

2.1 基于拉普拉斯金字塔分解的多曝光融合

拉普拉斯金字塔是 Burt 提出的一种类似于带通滤波的空间域技术^[12]。算法首先通过一个对称的低通滤波器 w (如 5×5)对原始 $M \times N$ 的图像 g_0 卷积,将得到的图像进行 $1/2$ 下采样,得到一幅 $(M/2) \times (N/2)$ 的图像 g_1 ,这个过程重复 L 次,得到一系列尺寸逐级减半的图像 $g_1, g_2, \dots, g_L$ 。由于滤波器 w 的形状通常类似高斯分布曲线,因此这些分解得到的图像被称为高斯金字塔或高斯分解系数。其计算过程被称为 REDUCE 操作,如式(1)所示。

$$g_i(x, y) = \text{REDUCE}(g_{i-1}) =$$

$$\sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) g_{i-1}(2x + m, 2y + n). \quad (1)$$

高斯分解系数可理解为图像的低频分量,是图像能量主要的集中部分。Burt 希望通过尺寸较小、但能量很高的低频分量(最高一级的高斯分量)和一系列能量很低的高频分量来表示原图像,从而实现图像的压缩编码。因此他设计了一种计算第 $i-1$ 级的高频分量的方法:将第 i 级高斯分解 g_i 通过扩展插值操作(EXPAND)预测其 $1/2$ 下采样前的第 $i-1$ 级高斯分解 g_{i-1} ,得到 $g_{\text{pred}, i-1}$,并计算其预测误差,即为第 $i-1$ 级的拉普拉斯分量 lp_{i-1} :

$$lp_i = g_i - \text{EXPAND}(g_{i+1}) = g_i - g_{\text{pred}, i}. \quad (2)$$

其中的扩展插值操作 EXPAND 定义为:

$$g_{\text{pred}, i}(x, y) = \text{EXPAND}(g_{i+1}) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) \cdot g_{i+1} \left(\left\lceil \frac{x-m}{2} \right\rceil, \left\lceil \frac{y-n}{2} \right\rceil \right). \quad (3)$$

拉普拉斯分量可以理解为图像的高频分量,包含了图像的边缘纹理细节信息。

而原始图像的重建过程只是分解的反向操作。

文献[13]描述了一种基于拉普拉斯金字塔分解的多曝光融合算法(称之为 Mertens 算法)。设有两个已配准的不同曝光时间的 $M \times N$ 大小的图像 I_1, I_2 , 并计算两幅图像的权重分布图 W_1, W_2 。将两幅图像进行 L 级拉普拉斯金字塔分解, 分别得到 L 个拉普拉斯分量 $lpI_1(0) \sim lpI_1(L-1), lpI_2(0) \sim lpI_2(L-1)$, 和 1 个最高级的高斯分量 $gsI_1(L), gsI_2(L)$ 。再将权重分布图 W_1, W_2 也进行 L 级拉普拉斯分解, 但只计算其 L 个高斯分量 $gsW_1(1) \sim gsW_1(L), gsW_2(1) \sim gsW_2(L)$, 特殊地, 第 0 级高斯分量就是 $W_1, W_2: gsW_1(0) = W_1, gsW_2(0) = W_2$ 。

其权重函数采用高斯函数:

$$\begin{aligned} w(z) &= e^{-\frac{(z-z_{\text{mid}})^2}{2\sigma^2}}, \quad z \in [z_{\text{min}}, z_{\text{max}}], \\ z_{\text{mid}} &= \frac{z_{\text{max}} + z_{\text{min}}}{2}, \\ \sigma &= \frac{z_{\text{max}} - z_{\text{min}}}{5}. \end{aligned} \quad (4)$$

用 $gsW_1(0) \sim gsW_1(L), gsW_2(0) \sim gsW_2(L)$ 对 $lpI_1(0) \sim lpI_1(L-1), gsI_1(L)$ 和 $lpI_2(0) \sim lpI_2(L-1), gsI_2(L)$ 的对应等级进行加权融合, 如式(5)所示。

其中 $lpF(i)(x, y)$ 代表融合后的第 i 级拉普拉斯分解在坐标 (x, y) 处的系数; $gsF(L)(x, y)$ 代表融合后的最高级高斯分解在坐标 (x, y) 处的系数; P 为待融合的数量, 本例中 $P=2$ 。

$$\begin{aligned} lpF(i)(x, y) &= \frac{\sum_{p=1}^P lpI_p(i)(x, y) \cdot gsW_p(i)(x, y)}{\sum_{p=1}^P gsW_p(i)(x, y)} \\ (i \in [0, L-1]), \\ gsF(L)(x, y) &= \frac{\sum_{p=1}^P gsI_p(L)(x, y) \cdot gsW_p(L)(x, y)}{\sum_{p=1}^P gsW_p(L)(x, y)}. \end{aligned} \quad (5)$$

这样就得到了融合后的 L 级拉普拉斯分量 $lpF(0) \sim lpF(L-1)$ 和 1 个最高级高斯分量 $gsF(L)$ 。再通过重构, 得到融合后的图像。

通过实验得, 一般分解等级 $L=3$ 就可以得到较好的融合效果。

2.2 改进的快速塔形分解多曝光融合

上述方法虽然应用了拉普拉斯塔形变换, 避免了小波变换带来的复杂度提高, 但其计算量仍然巨大, 难以将计算时间减少到 40 ms 内, 无法适应实时的视频采集融合。

本节通过 4 个方面的改进, 在保证融合质量的前提下, 大幅降低运算复杂度, 提高计算速度, 满足实时性要求。

2.2.1 金字塔分解卷积核的改进

Mertens 应用的拉普拉斯金字塔分解使用的卷积核为 5×5 的矩阵:

$$\begin{aligned} \hat{w} &= (1 \quad 4 \quad 6 \quad 4 \quad 1)/16 \\ w &= \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 16 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix} / 256 \end{aligned} \quad (6)$$

但由于这样的卷积核在分解塔形结构时将在每个像素上计算 25 次乘法和 24 次加法, 以及最后除以 256 的 25 次移位操作。以 512×512 的灰度图进行 3 级分解为例, 将计算的次乘法、加法和移位次数约为:

$$\begin{aligned} 512 \times 512 \times \left(\frac{1}{2} \times \frac{1}{2} + \frac{1}{4} \times \frac{1}{4} + \frac{1}{8} \times \frac{1}{8} \right) \times 25 &= \\ 2.15 \times 10^6. \end{aligned} \quad (7)$$

若只对两幅图像分解, 对于 4 800 MIPS 的 TMS320DM642, 不考虑存储器延时及流水线破坏等因素, 仅高斯分解就将耗时 2~3 ms。

因此考虑降低卷积计算复杂度, 提高卷积速度。将卷积核修改为以下 3×3 的矩阵:

$$\begin{aligned} \hat{w} &= (1 \quad 2 \quad 1)/4 \\ w &= \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} / 16 \end{aligned} \quad (8)$$

这样每个像素的卷积将变为 9 次乘法、8 次加法以及最后除以 16 的 9 次移位, 其中乘法都可由算术移位来实现, 且 4 个角上的元素不需要计算。这样共计 14 次移位和 8 次加法。对两幅图像进行高斯分解将仅耗时 0.4 ms, 速度提升 5~7 倍。

过小的卷积核将使图像高频和低频分解不彻底, 导致高层次的高斯分量仍有大量细节, 使融合不理想, 这可以通过提高分解级数来解决。但实

验表明,这种卷积核在 3 级分解下并没有对图像融合产生太大影响。

2.2.2 简化高斯系数扩展插值方法(EXPAND)

高斯系数的扩展插值预测是影响计算速度的重要因素,因为这个过程在金字塔分解和重构的过程中都会存在。原有的预测方法如式(3)所示。这是个类似卷积的操作,使用与分解过程相同的卷积核。以一维、5 抽头滤波器为例,其插值关系如图 1 所示,由第 i 级高斯系数插值得到第 $i-1$ 级预测。

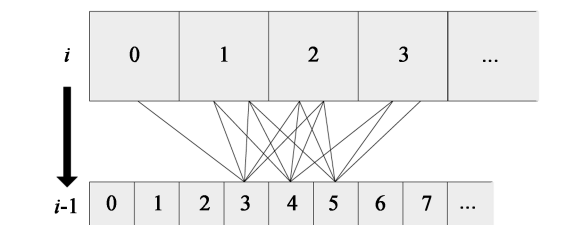


图 1 拉普拉斯金字塔插值操作示意图
Fig. 1 Sketch map of interpolating method for Laplacian Pyramid

可以看到每插值一个像素,需要计算 $5 \times 5 = 25$ 次乘法、24 次加法和最后除以 256 的 25 次移位。以 3 级分解 512×512 图像为例,分解过程中的插值操作需要的乘法、加法和移位操作次数约为:

$$512 \times 512 \times \left(1 + \frac{1}{2} \times \frac{1}{2} + \frac{1}{4} \times \frac{1}{4}\right) \times 25 =$$
$$8.6 \times 10^6. \tag{9}$$

而重构需要同样的计算量。对于 4 800 MIPS 的 TMS320DM642 来说不考虑存储器延时及流水线破坏等因素,仅分解和重构的插值操作就将耗时 10 ms。

因此需要改进插值算法,降低差值算法的复



图 2 简单直接插值预测产生的方块效应
Fig. 2 Square distortion caused by direct interpolate prediction

杂度,提高运算速度。最简单的插值方法就是用当前层次的高斯系数直接给上一层的对应位置的 2×2 像素赋值,但这样做会在纹理边缘产生严重的预测误差,使融合图像出现方块效应,且随着分解级数的提高而越来越严重。如图 2 所示。

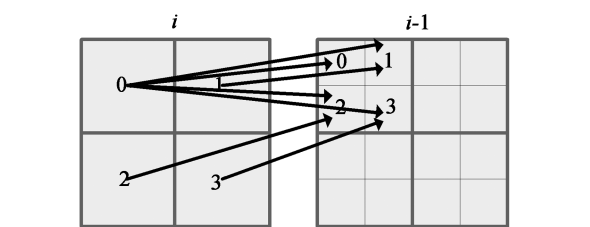


图 3 简化的插值操作示意图
Fig. 3 Sketch map of simplified interpolating

我们将插值操作修改为如图 3 的形式,第 i 级高斯分量系数 $gs_i(0)$ 对应的 4 个第 $i-1$ 级高斯分量系数 $gs_{i-1}(0)$, $gs_{i-1}(1)$, $gs_{i-1}(2)$, $gs_{i-1}(3)$,按如下方式计算:

$$\begin{cases} gs_{i-1}(0) = gs_i(0) \\ gs_{i-1}(1) = [gs_i(0) + gs_i(1)]/2 \\ gs_{i-1}(2) = [gs_i(0) + gs_i(2)]/2 \\ gs_{i-1}(3) = [gs_i(0) + gs_i(3)]/2 \end{cases} \tag{10}$$

这在一定程度上减小了预测误差,缓解了方块的产生,如图 4 所示,可以看到,融合图像中已不存在方块效应。



图 4 简单平均值预测融合结果
Fig. 4 Results of simplified average prediction merge

经过这样的改进,一个像素的插值预测过程将只有 3 次加法和 3 次移位,分解过程中的插值操作共需 1.0×10^6 次加法和移位,重构同理。这样对于 4 800 MIPS 的 TMS320DM642 来说不考虑存储器延时及流水线破坏等因素,分解和重构中的插值操作将仅耗时约 0.8 ms,提高了 12 倍。

实验表明,简化的预测方法与原有的方法相比,图像质量没有太大的改变。

2.2.3 简化各级拉普拉斯高频系数融合方法

为了将各级拉普拉斯系数相融合, Mertens 将两幅图像的权重图也进行了塔形分解, 以得到的各级高斯分量作为待融合图像的各级拉普拉斯分量和最后一级高斯分量的权重图, 其基本思想是认为像素值在中间位置的像素所产生的纹理信息更为可信, 从而赋予其更高的权重。如图 5 (a) 所示。

但这样融合 2 幅多曝光图像除了需要对 2 幅原图像进行塔形分解, 还要对其 2 幅权重图进行塔形分解, 共需 4 次塔形分解和 1 次塔形重构。因此我们尝试简化各级权重图的获取方法: 根据待融合原图像的各级高斯分量直接按照权重函数查表获得各自的权重图, 如图 5 (b) 所示。由于在塔形分解过程中会产生各级高斯分量, 因此可以充分利用分解过程中所产生的计算结果, 避免对权重图的塔形分解。

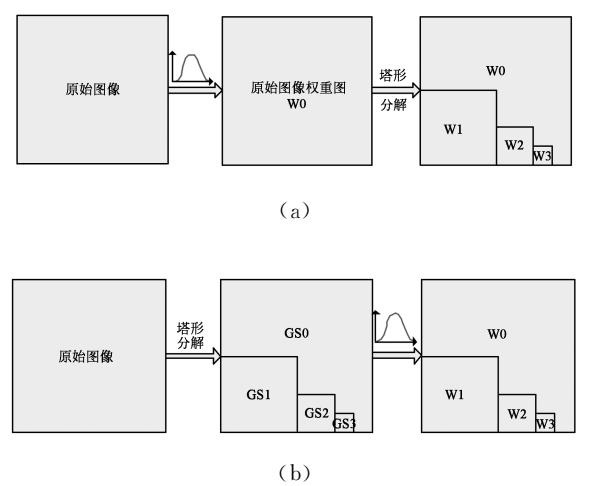


图 5 (a) Mertens 计算塔形分解各级权重的方法; (b) 权重不进行塔形分解。
Fig. 5 (a) Mertens' method of weight map computing for each pyramid level; (b) The weight map is not pyramid decomposed.

实验表明这种权重图的生成方法与图 5 (a) 的方法相比, 融合结果没有产生重大差异。然而实验中也发现这两种方法融合得到的图像边缘纹理出现模糊, 这是对高频系数加权时产生的必然结果。因此考虑在保证边缘细节的同时进一步大幅减少计算量。本文对下一种方法进行了实验: 高频系数融合时只选择绝对值最大的系数, 以充分保留图像的细节部分, 并减少计算量。实验结果表明效果明显, 得到的图像边缘纹

理清晰, 相比 Mertens 算法, 图像质量有了较大提高。但这种方法也有缺点, 就是对噪声比较敏感, 要求输入图像源噪声比较低。

2.2.4 简化高斯低频系数融合方法

Mertens 在对最低分辨率的低频系数融合时使用了分解得到的权重图。与 2.3.3 所叙述的一样, 这种方法存在多次塔形分解, 耗费计算量的问题。应用 2.3.3 中所提到的第一种方法, 计算量得到了明显降低, 但实验过程中也发现低频的融合对权重函数非常依赖, 且容易引起亮度分布的不均, 出现斑块。

我们直接将低频系数取平均值, 使亮度分布均匀, 避免出现斑块, 同时也大大降低了计算量。实验表明亮度分布不均的问题得到了解决, 但高辐照度区域的对比度降低了, 这有待进一步改进。

2.2.5 改进后的算法计算量分析

通过以上一系列的改进, 多曝光的融合速度得到了很大的提高, 而融合质量并没有因为算法的简化而发生降低, 反而在图像细节融合质量上有些提高。但高辐照度区域的对比度有些下降。

以 512×512 大小的图像在 TMS320 DM642 上实现快速融合为例, 我们对本文快速塔形分解算法和 Mertens 算法的计算量做了粗略统计, 如表 1 所示。这个统计没有考虑流水线的阻塞、存储器延时及辅助指令等因素, 只统计了主要的运算指令, 但这足以说明计算量的大致关系。

从表 1 中可以看到, Mertens 算法中较为耗时的操作为 Reduce、Expand 和加权平均操作。

本文重点改进了以上 3 种操作, 使其计算量大为降低, 总计算量削减了 90%, 计算速度提高了 10 倍。

最后等效计算时间按照未进行并行优化的代码比较, Mertens 算法主要运算指令时间为 192 ms, 即使按照 100% 并行 (每个指令周期执行 8 条指令, 通常无法实现) 折算, 实际硬件计算时间也要达到 24 ms, 若考虑流水线的阻塞、存储器延时及辅助指令等因素, 无法实现 40 ms 的实时视频合成计算要求。而这些估算还仅仅是对于 512×512 的灰度视频图像序列, 对于更大尺寸视频序列, Mertens 算法更不能满足其融合的实时性要求。

表 1 Mertens 算法与本文快速塔形分解算法计算量比较(单位 512×512 cycle)

Tab. 1 Calculation amount comparison between Mertens and proposed LDR image fusion method (unit: 512×512 cycle)

计算项	操作	指令	Mertens	快速塔形分解
原图像塔形分解 (2 幅)	Reduce	乘法	2×8.20	——
		加法	2×8.20	2×2.63
		移位	2×8.20	2×4.60
	Expand	乘法	2×32.80	——
		加法	2×32.80	2×3.94
		移位	2×32.80	2×3.94
	拉普拉斯系数	减法	2×1.31	2×1.31
权重图像塔形分解 (2 幅)	Reduce	乘法	2×8.20	——
		加法	2×8.20	——
		移位	2×8.20	——
高频融合	加权平均	乘法	2.62	——
		加法	1.31	——
		除法	39.30	——
	绝对值最大	取绝对值	——	2.62
		比较	——	1.31
低频融合	加权平均	乘法	0.03	——
		加法	0.02	——
		除法	0.48	——
	平均值	平均值指令	——	0.02
重构	Expand	乘法	32.80	——
		加法	32.80	3.94
		移位	32.80	3.94
	拉普拉斯系数	加法	1.31	1.31
总计指令周期			441.29	45.98
等效时间(未进行并行计算优化)			193 ms	20 ms

3 实验结果与分析

3.1 系统硬件结构

本文算法被应用于某运载火箭视频采集系统,其系统框图和实物图 6 所示。

视频捕捉部分为 BASLAR CCD 数字相机,输出 LVDS 信号,通过串并转换器转换为并行数据输入给 DM642 的视频接口 VP0。同时 DM642 通过 RS232 实现 CCD 数字相机的快速曝光时间调节,获得多曝光视频序列。得到多曝光图像数据后由 DM642 执行本文快速融合算法,并通过视

频口 VP1 将融合后的数据发送给视频压缩及传输系统,将高动态范围视频传输至地面测控系统。

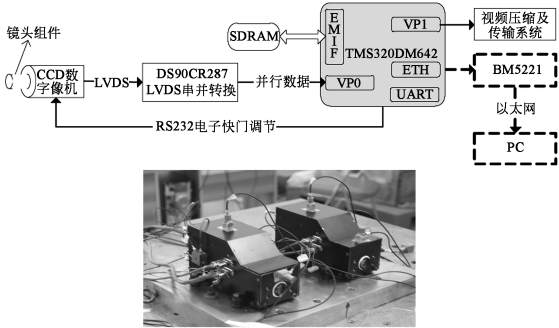


图 6 某运载火箭高动态范围视频采集融合系统框图及实物

Fig. 6 System diagram and picture of a launch vehicle HDR video observation system

为方便地面实验及算法验证,融合后的数据还通过以太网将数据发送给 PC 机进行实时显示(虚线部分)。

3.2 多曝光融合的质量评价实验

为了验证本文融合方法的有效及快速性,分别对本文中提到的两种方法进行对比,所采用的

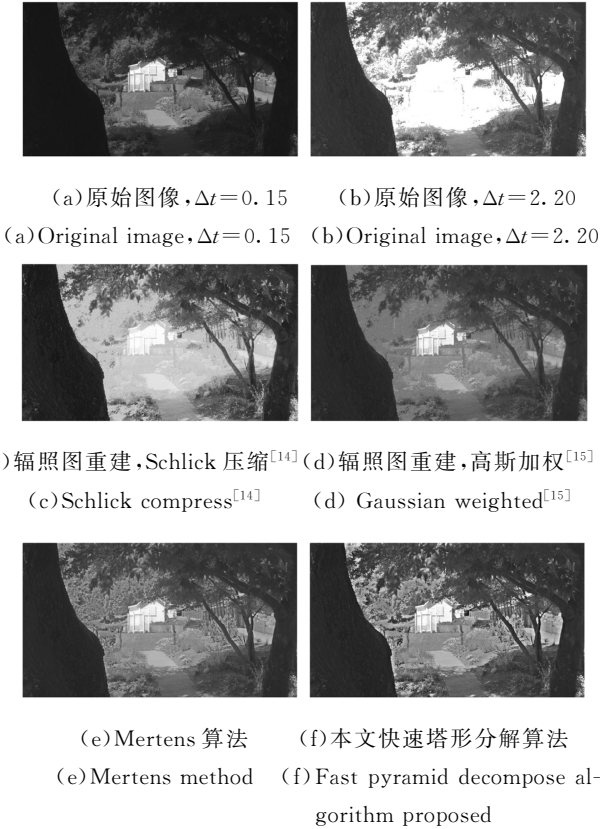


图 7 各种融合方法对 Garden 的融合结果

Fig. 7 Fusion results of Garden using different methods

视频序列使用曝光时间 $\Delta t=0.15$ 和 $\Delta t=2.20$ 的 Garden(493×874)、曝光时间 $\Delta t=1/2\ 090\ \text{s}$ 和 $\Delta t=1/159\ \text{s}$ 的真实拍摄场景 EsteeLauder(550×680)、 $\Delta t=1/60\ \text{s}$ 和 $\Delta t=1/6\ 000\ \text{s}$ 的真实拍摄场景

DongPei(550×680)。图 7 是 Garden 的融合结果。
可以看到,辐照图重建法不能达到较好的融合效果。而加权融合丢失了很多细节。
图 8 是 EsteeLauder 的融合结果。



图 8 各种融合方法对 EsteeLauder 的融合结果
Fig. 8 Fusion results of EsteeLauder using different methods

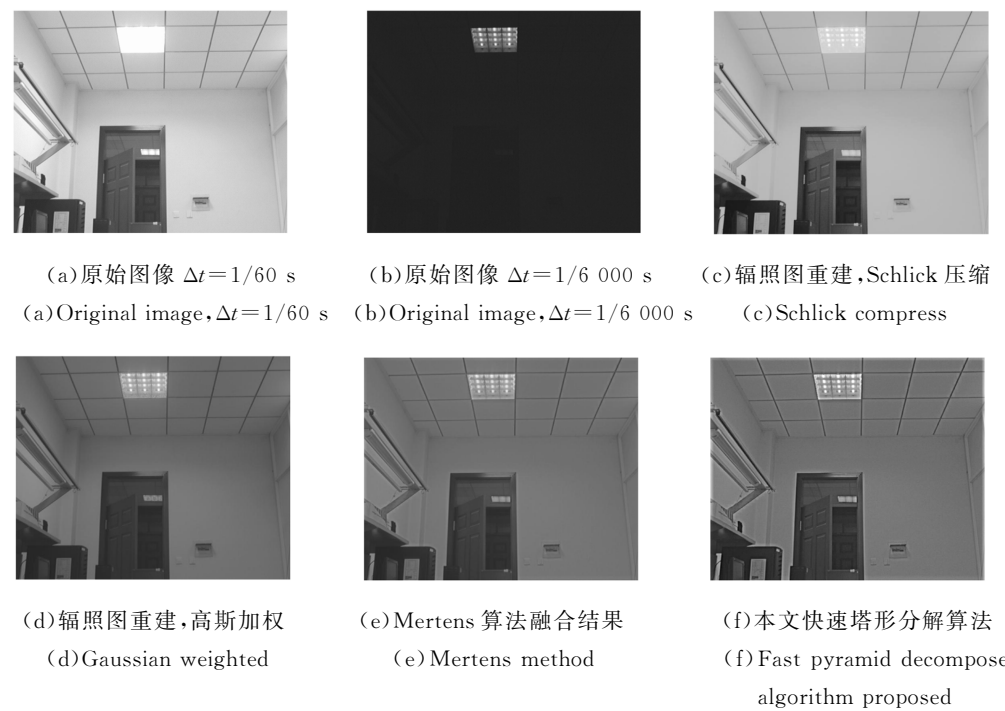


图 9 各种融合方法对 Dongpei 的融合结果
Fig. 9 Fusion results of Dongpei using different methods

图 9 是对 Dongpei 的融合结果。

在主观质量上,以上实验结果表明本文快速塔形分解算法融合的图像比其他算法都清晰锐利。

为了对融合结果有一个客观的评价,引入了图像的信息熵。图像的信息熵表征了像素值在取值范围内的离散程度。过曝和欠曝的图像都会引起图像直方图的不均匀分布,从而导致信息熵的低下。而纹理、边缘细节丰富的图像趋于信息熵的最大化。但图像的大量噪声也会引起信息熵的提高,不能一概用熵来评价。但可用其作为一个参考,辅以人的主观感受,对图像质量有一个合理的评价。

表 2 是对各拍摄场景不同融合结果的信息熵客观评价。其中列向灰色底纹的单元格表示对这一场景下的熵较高的两种融合方法。

可以看到快速塔形分解算法在多个测试实验中都能够保持较高的信息熵,且都要高出 Mertens 算法,而其他方法测得的熵并不是很稳定,只对某一种场景可以得到较高的熵,因此本文

的方法稳定性更强,且无论在主观感受和客观评价上融合效果都比 Mertens 算法略好。

表 2 不同场景使用不同的融合方法的信息熵评价

Tab. 2 Entropy appraising of different fusion method for different scene

融合方法	Garden	EsteeLauder	Dongpei
线性映射	6.49	7.00	5.50
伽玛校正	7.45	7.17	5.70
对数压缩 ^[16] , $p=1,q=2$	7.21	6.99	5.75
Schlick 压缩	7.31	7.34	5.98
加权融合	7.02	7.01	6.22
Mertens	7.25	7.02	5.78
快速塔形分解算法	7.36	7.34	6.16

3.3 TMS320DM642 实现的计算时间比较

我们将 Mertens 算法和本文快速塔形分解算法在 TMS320DM642 上进行了计算,利用 CCS 的 Profile 功能对程序执行情况作了统计,结果如表 3 所示。

表 3 快速塔形分解算法和 Mertens 算法在 TMS320DM642@600 MHz 的计算时间

Tab. 3 Computing time on TMS320DM642@600 MHz of Mertens' and proposed method

	Mertens 法		快速塔形分解算法	
Core Cycles	22,751,961	40.23%	2,597,256	48.59%
Stall Cycles	33,802,752	59.77%	2,747,993	51.41%
L1D Stall Cycles	28,537,509	50.46%	2,495,162	46.68%
总指令周期	56,554,713	100.00%	5,345,249	100.00%
消耗时间	94.3 ms		8.9 ms	

其中,CPU 总阻塞周期(Stall Cycles)包含 L1D Cache 阻塞周期(L1D Stall Cycles)。

可以看到总计算时间缩短到了 8.9 ms,提高了 10.6 倍,这是由于改进了塔形分解和重构的 REDUCE、EXPAND 算法、去除了权重图的塔形分解等造成的。

其中 Mertens 法由于 L1 Cache 缺失引起的流水阻塞周期(L1D Stall Cycles)比本文快速塔形分解算法多很多,这是由于 5×5 的卷积和使每计算一个高斯系数需要读取更多的像素,产生更多的读存储器指令。

同时也可以看到核心计算时间(除去阻塞周

期的计算周期,Core Cycles)也约为快速塔形分解算法方法的 8.6 倍,与预计结果稍有出入,这是由于在计算中不单有对像素的计算,还包含了存储单元的存取、索引等控制代码,以及单指令多数据(SIMD)指令给统计结果带来的不确定影响。

4 结 论

在使用多曝光法进行高动态范围视频的合成时,计算的实时性是急需解决的问题。Mertens 提出了一种基于拉普拉斯金字塔分解的多曝光融合算法,但其无法满足视频采集融合系统的实时性要求。

本文对塔形分解中的重构算法、拉普拉斯系数融合规则、高斯系数融合规则进行了改进,在不明显降低融合质量的前提下尽量减少计算量,以适应实时多曝光视频融合需求。

通过硬件系统实验,验证了该改进算法的稳

定性及融合质量,同时减少了计算量。对于 512×512 的灰度视频序列,运算时间在 600 MHz 的 C6000 系列 DSP 上由 94 ms 减少到了 8.9 ms,计算速度提高了 10 倍,满足了一般视频采集融合系统 25 fps 的实时性要求。

参 考 文 献:

- [1] 关澈,王延杰. CCD 相机实时自动调光系统[J]. 光学精密工程, 2008, 16(2): 358-366.
Guan C, Wang Y. Real-time auto light control system of CCD camera [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(2): 358-366. (in Chinese)
- [2] 杨海涛,常义林,王静,等. 一种基于亮度直方图的自动曝光控制方法[J]. 光学学报, 2007, 27(5): 841-847.
Zhou H T, Chang Y L, Wang J, *et al.* A new automatic exposure algorithm for video cameras using luminance histogram [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, 27(5): 841-847. (in Chinese)
- [3] 苏宏武,杨小君,李哲,等. 基于平均和峰值灰度加权的自动调光系统[J]. 光子学报, 2006, 35(1): 158-160.
Su H W, Yang X J, Li Z, *et al.* Automatic adjust light systems based on combined average gray with peak gray [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, 35(1): 158-160. (in Chinese)
- [4] Mann S, Picard R W. On being 'undigital' with digital cameras: extending dynamic range by combining differently exposed pictures [C]. *IS&T's 48th Annual Conference*, 1995: 422-428.
- [5] Nayar S K, Mitsunaga T. High dynamic range imaging: spatially varying pixel exposures [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000.
- [6] Robertson M A, Borman S, Stevenson R L. Estimation-theoretic approach to dynamic range enhancement using multiple exposures [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2003, 12(2): 219-228.
- [7] 杨作廷,阮萍,翟波. 基于图像熵的高动态范围场景的自动曝光算法[J]. 光子学报, 2013, 42(6): 742-746.
Yang Z T, Ruan P, Zhai B. Auto-exposure algorithm for scenes with high dynamic range based on image entropy [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 42(6): 742-746. (in Chinese)
- [8] 唐艳秋,张星祥,李新城,等. 基于人眼视觉灰度识别特性的图像动态范围小波变换处理方法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(3): 385-390.
Tang Y Q, Zhang X X, Li X E, *et al.* Image processing method of dynamic range with wavelet transform based on human visual gray recognition characteristics [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(3): 385-390. (in Chinese)
- [9] 朴永杰,徐伟,张贵祥. 高动态范围视频的多曝光时间自适应快速选择[J]. 光学精密工程, 2012, 20(12): 216-223.
Piao Y J, Xu W, Zhang G X. Fast and adaptive decision of exposure time in multi-exposure HDR video [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(12): 216-223. (in Chinese)
- [10] Piella G. A region-based multiresolution image fusion algorithm [C]. *Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion*, 2002: 1557-1564.
- [11] Barakat N, Darcie T E. Minimal capture sets for multi-exposure enhanced-dynamic-range imaging [C]. *Proceedings of International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2006: 524-529.
- [12] Burt P J, Anelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, 31(4): 532-540.
- [13] Mertens T, Kautz J, Reeth F V. Exposure fusion [C]. *Proceedings of 15th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications*, 2007: 382-390.
- [14] Schlick C. Quantization techniques for visualization of high dynamic range pictures [C]. *5th Eurographics Workshop on Rendering*, 1994: 7-18.

[15] Vuong Q K, Yun S H, Kim S. A new auto exposure and auto white-balance algorithm to detect high dynamic range conditions using CMOS technology [C]. *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*, 2008; 210-205.

[16] Blinn J. Dirty pixels [J]. *IEEE Computer Graphics Application*, 1989(9): 100-105.

作者简介:朴永杰(1984—),男,吉林梅河口人,博士,助理研究员,主要从事星上电子学系统及图像输处理方面的研究。
E-mail: pyj0314@163. com

徐伟(1981—),男,黑龙江大庆人,博士,副研究员,主要研究方向为星载一体化卫星综合电子系统及高分辨率空间有效载荷控制器总体设计。E-mail: xwciomp @126. com

王绍举(1983—),男,山东聊城人,博士,副研究员,主要研究方向为星载一体化卫星综合电子系统及高分辨率空间有效载荷控制器设计。E-mail: wangshaoju@163. com

电子薄膜与集成器件国家重点实验室中山分室

电子薄膜与集成器件国家重点实验室中山分室是由电子薄膜与集成器件国家重点实验室与电子科技大学中山学院于 2012 年 3 月 28 日签约共建实验室,旨在推动作为中山市支柱产业之一的半导体照明产业集群的发展,为全市半导体照明产业提供公共科技服务平台,在新技术、新工艺两个方面为企业提供深层次的研发支撑,并为国家重点实验室科研成果的产业化提供有效的对接。

电子薄膜与集成器件国家重点实验室中山分室以广东省特别是中山市半导体照明产业需求为导向,快速推进半导体照明核心科技成果向中山市转化;有效的形成产业共性技术研发支撑平台,为产业发展提供必要的前沿技术储备和强大的技术支撑;同时通过具有国际视野和国际水平研发团队的进驻,为中山市 LED—OLED 产业领域高级技术人才的培养提供直接帮助。目前实验室在薄膜器材照明技术、LED 照明封装核心技术以及 OLED 新型照明显示光源及其产业化技术等方面开展研发工作,在探索性和前瞻性研究领域开展有机薄膜太阳能器件、FED/FEA、PDP 和大电流阴极的研究。



实验楼



实验设备

地址:广东省中山市石岐区学院路 1 号电子科技大学中山学院实验楼 A506
邮编:528402
电话:0760-88365345(邓春健)
邮箱:dengcj80@126. com