

高动态范围下多曝光图像清晰化处理方法研究

张梦涵¹, 靳豪¹, 宋敬伟¹, 李仕华^{1,2*}

1. 燕山大学 河北省并联机器人与机电系统实验室, 河北 秦皇岛 066004

2. 燕山大学 机械工程学院, 河北 秦皇岛 066004

DOI: 10.61369/TACS.2026060039

摘 要 : 针对传统基于 RGB 色彩空间下的多曝光融合算法, 普遍存在效率低、色彩偏移等问题, 针对这一现状, 本文构建了一种 HSV 色彩空间下多曝光融合的方案。该方案在 V 通道上结合基于拉普拉斯金字塔的多曝光融合, 并通过实验对融合算法进行了客观评价。与传统 RGB 色彩空间中基于拉普拉斯金字塔的多曝光融合相比, 该方法获得的色彩更加丰富, 融合效率相较传统方法也有所提高。

关 键 词 : 高动态范围; 色彩空间; 多曝光融合

Research on Clear Processing Method of Multi-exposure Images under High Dynamic Range

Zhang Menghan¹, Jin Hao¹, Song Jingwei¹, Li Shihua^{1,2*}

1. Hebei Parallel Robot and Mechatronic System Laboratory, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004

2. School of Mechanical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004

Abstract : Traditional multi-exposure fusion algorithms based on RGB color space generally suffer from low efficiency and color deviation. In view of this situation, this paper proposes a multi-exposure fusion scheme in HSV color space. On the V channel, the scheme adopts multi-exposure fusion combined with Laplacian pyramid, and conducts objective evaluation on the fusion algorithm through experiments. Compared with the traditional Laplacian pyramid-based multi-exposure fusion in RGB color space, the proposed method achieves richer color presentation and higher fusion efficiency.

Keywords : high dynamic range; color space; multi-exposure fusion

引言

相比传统图像处理方法, 高动态范围成像 (HDR) 技术能够拓宽图像亮度动态范围, 同时保留高光与暗部的细节, 因此被广泛应用于数码相机、移动设备和电视等领域。然而, 受限于普通相机的动态范围, 在高对比度场景下往往难以同时获取全部细节, 容易出现过曝光或曝光不足的问题。

国内外许多学者专家在多曝光图像融合领域开展了深入研究。在基于多尺度分解方面, Xu 等^[1]提出了基于改进联合权重函数的多尺度分解图像融合方法。Hao 等^[2]提出了基于信息论的像素级多曝光图像融合方法。Jiang 等^[3]提出基于信息随机游走模型的融合方法。Wang 等^[4]提出了自适应因子曝光权重评估方法, 通过快速局部拉普拉斯滤波增强细节。Kojima 等^[5]提出了结合非线性亮度分布与区域占比信息的改进场景分割方法。其中, 以拉普拉斯金字塔为代表的多尺度分解方法被广泛应用, Xu 等^[6]采用改进拉普拉斯金字塔算法实现动态场景下的多曝光图像融合。CQYA 等^[7]提出一种基于拉普拉斯金字塔的多曝光融合图像增强方法。Hao 等^[8]基于信息论构建像素级权重图, 并采用拉普拉斯多尺度金字塔融合实现多曝光图像合成。Chen 等^[9]以拉普拉斯金字塔为多尺度分解基础, 实现高动态范围下的多曝光图像融合。Gao 等^[10]基于拉普拉斯金字塔改进多尺度融合, 实现高动态红外图像获取。Jia 等^[11]基于拉普拉斯金字塔提出结构化块分解算法, 实现高动态范围图像融合。Li 等^[12]基于拉普拉斯金字塔, 采用多通道梯度张量与保边滤波优化权重图, 实现多曝光图像融合。

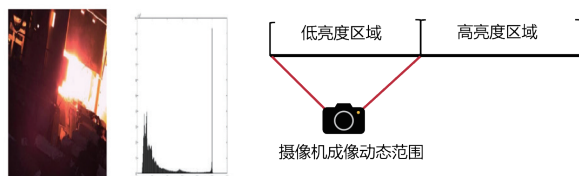
目前, 拉普拉斯金字塔的多尺度分解技术已广泛应用于多曝光图像融合研究, 但其主要在 RGB 色彩空间直接进行多通道处理, 不仅计算开销大、还容易产生色彩偏移的问题。为此, 本文提出一种 HSV 色彩空间下的多曝光融合算法, 该方法通过在亮度 V 通道进行拉普拉斯金字塔融合, 实现了多曝光图像的高效融合, 兼顾了多曝光图像的融合效率与质量。

一、铁合金出炉场景成像动态范围分析

在真实铁合金出炉场景中，现场光照复杂、亮度差异大，易出现图像强曝光与弱曝光的问题。

(1) 强曝光条件下

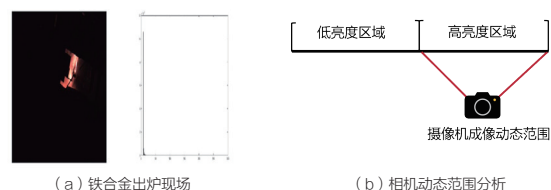
如图1(a)所示，在铁合金出炉的强光工况下，出炉锅口周边大范围区域亮度饱和，造成画面细节丢失；而场景中亮度偏低的周边区域成像较暗，却能保留丰富纹理细节。由此可见，相机成像的动态范围主要集中在铁合金出炉场景亮度较低的区域，如图1(b)所示。



(a) 铁合金出炉现场 (b) 相机动态范围分析
图1 强曝光条件下铁合金出炉现场及相机动态范围分析图

(2) 弱曝光条件

如图2(a)所示，弱曝情况下，可以看出出炉的锅口附近，高亮熔融铁合金的细节成像较为清晰。但同时周围区域大片区域亮度较低未达到相机成像的阈值，全部呈现黑色，细节全部丢失。因此，相机的成像动态范围分布在铁合金出炉场景亮度较高的区域，如图2(b)所示。



(a) 铁合金出炉现场 (b) 相机动态范围分析
图2 弱曝光条件下铁合金出炉现场及相机动态范围分析图

铁合金出炉现场明暗差异极大，场景动态范围远超相机的成像动态范围。仅依靠调整相机的曝光参数，难以同时兼顾熔融铁合金和周围较暗的背景成像。为此，需要引入多曝光融合技术，将多张不同曝光度的图像融合到一张图像上。

二、基于 HSV 色彩空间的多曝光融合算法

拉普拉斯金字塔融合方法广泛应用于多曝光图像融合领域。但该方法大多在 RGB 色彩空间直接进行三通道 (R 红色、G 绿色、B 蓝色) 融合，会导致色彩偏移，图像融合计算效率。因此，本文提出一种基于 HSV 色彩空间的多曝光融合方法。

1. RGB 与 HSV 的色彩空间的转换

在多曝光图像融合过程中，如果直接在 RGB 色彩空间进行处理，不同曝光图像之间的亮度变化会同时影响三个颜色 (R 红色，G 绿色，B 蓝色) 通道，容易出现融合后图像色彩偏移的问题。采取 RGB 色彩空间转换为 HSV 色彩空间，来解耦图像的亮度与色彩信息。

转换公式^[13]为：

$$H = \begin{cases} 0^\circ & \Delta = 0 \\ 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right) & C_{\max} = R' \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right) & C_{\max} = G' \\ 60^\circ \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right) & C_{\max} = B' \end{cases} \quad (2)$$

$$S = \begin{cases} 0 & C_{\max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{\max}} & C_{\max} \neq 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$V = C_{\max} \quad (4)$$

$$R' = R / 255 \quad C_{\max} = \max(R', G', B')$$

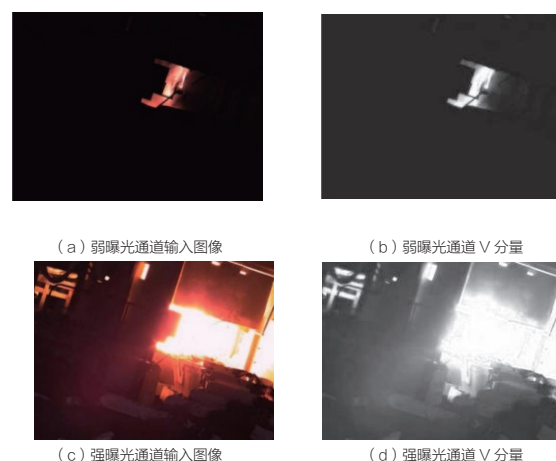
其中： $G' = G / 255$, $C_{\min} = \min(R', G', B')$ 。

$$B' = B / 255 \quad \Delta = C_{\max} - C_{\min}$$

根据式 (1)，将图像从 RGB 色彩空间转换为 HSV 色彩空间。

2. V 通道图像提取

将强弱曝光图像从 RGB 色彩空间转换至 HSV 色彩空间后，分别对其三通道 (H 色调、S 饱和度、V 亮度) 进行解耦。由于多曝光图像之间差异主要体现在 V 通道上，因此本文对 H 与 S 通道不进行处理，只在 V 通道上进行融合。输入图像的 V 分量图像提取结果如图3所示。



(a) 弱曝光通道输入图像 (b) 弱曝光通道 V 分量
(c) 强曝光通道输入图像 (d) 强曝光通道 V 分量

图3 输入图像及其对应 V 分量图像

对强弱曝光输入图像的 V 通道分量图提取完成后，分别对其构建高斯金字塔，并进一步得到对应的拉普拉斯金字塔，从而实现图像在不同尺度上的分解。

3. 基于多特征度量的权值图的构建

在多曝光图像融合过程中，权值图是用于不同图像各区域融合时保留权重的灰度图，直接决定了不同曝光图像中细节与信息的保留程度。本文选取能够有效反映图像细节丰富程度与色彩表现能力的特征来构建权值图。为此，引入两类能够直观描述图像质量的权值计算因子：对比度因子与色彩度因子。权值图的建立过程如下：

(1) 对比度因子 $C_d(i, j)$

根据输入的图像序列中各个部分的对比度来分配权重。对比度因子用于突出图像中的边缘、纹理等高频细节，确保关键结构不丢失。

在处理多曝光图像时，运用了拉普拉斯卷积滤波器来处理图像，这里选择使用拉普拉斯滤波器的响应值的绝对值来设定图像各区域的对比度权重。如图4所示为强弱曝光的输入图像及其生成

的对比度权值图。

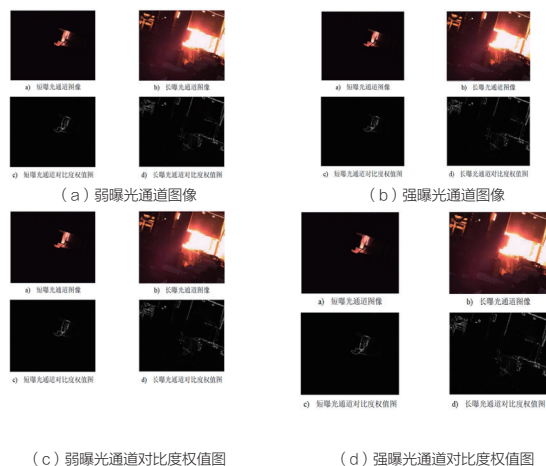


图4 强弱曝光通道图像及其对比度权值图

设 $f(x, y)$ 为二维平面上的函数, 拉普拉斯滤波响应可定义为:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} &= f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \end{aligned} \quad (6)$$

第 k 幅输入图像像素点 (i, j) 处拉普拉斯滤波响应的绝对值表达如下:

$$C(i, j)_k = |4Y_k(i, j) - Y_k(i+1, j) - Y_k(i-1, j) - Y_k(i, j+1) - Y_k(i, j-1)| \quad (7)$$

其中: $Y_k(i, j)$ 表示第 k 幅图像像素点 (i, j) 的灰度值。

(2) 饱和度因子 $S_k(i, j)$

构建权值图的建立过程仅依靠对比度因子并不充分, 还需引入饱和度因子进行联合约束。在 HSV 色彩模型中, 饱和度 S 用于表征色彩与标准纯色光谱的相近程度。可将色彩理解为特定的光谱色与白色光线的混合叠加, 光谱色占的比例越高, 饱和度数值就越大, 颜色看起来更接近纯净的光谱色, 显得更加鲜明。饱和度的常规取值通常在 0~1 之间, 数值越高则颜色越趋于饱和。其中 $S_k(i, j)$ 表示第 k 幅图像像素点 (i, j) 的饱和度因子。

(3) 总融合权值图 $W_k(i, j)$

针对单个像素, 将各权重因子以相乘方式融合, 构建整体权重映射。第 k 幅图像的权值图 $W_k(i, j)$ 表达式为:

$$W_k(i, j) = C_k(i, j)^{w_c} \times S_k(i, j)^{w_s} \quad (8)$$

式中 C 、 S 、依次表示对比度和饱和度权值函数; w_c 、 w_s 分别表示权值的加权指数, 常规取值设为 1。

在得到各输入图像对应的整体融合权值图后, 对权值图进行高斯金字塔分解。在金字塔各对应层级中, 利用权值图高斯金字塔对过曝与欠曝图像的 V 通道拉普拉斯金字塔进行分层加权融合, 生成融合后的拉普拉斯金字塔; 最后对融合后的拉普拉斯金字塔进行重建, 获得融合后的 V 通道图像。

将获得 V 通道图像与原始 H 、 S 通道合并后转换回 RGB 色彩空间。HSV 色彩空间转换为 RGB 色彩空间的公式^[13]为:

$$(R', G', B') = \begin{cases} (C, X, 0) & 0^\circ \leq H < 60^\circ \\ (X, C, 0) & 60^\circ \leq H < 120^\circ \\ (0, C, X) & 120^\circ \leq H < 180^\circ \\ (0, X, C) & 180^\circ \leq H < 240^\circ \\ (X, 0, C) & 240^\circ \leq H < 300^\circ \\ (C, 0, X) & 300^\circ \leq H < 360^\circ \end{cases} \quad (9)$$

$$(R, G, B) = ((R' + m) \times 255, (G' + m) \times 255, (B' + m) \times 255)$$

其中, 当 $0 \leq H < 360, 0 \leq S < 1, 0 \leq V < 1$

$$C = V \times S$$

时, $X = C \times (1 - \lfloor (H / 60^\circ) \bmod 2 - 1 \rfloor)$ 。

$$m = V - C$$

根据式子 (8), 得到最终融合图像, 如图 5 所示。

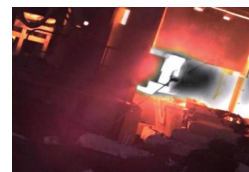


图5 最终融合图像

4. 融合结果的评价

为了验证本文算法融合效果, 将本算法与 Mertens 算法进行比较。本文采用平均梯度来评价图像融合效果的好坏。平均梯度的计算公式为:

$$\Lambda = \frac{1}{(R-1)(C-1)} \times \sum_{r=1}^{R-1} \sum_{c=1}^{C-1} \sqrt{\frac{(z_{r,c} - z_{r+1,c})^2 + (z_{r,c} - z_{r,c+1})^2}{2}} \quad (10)$$

其中, $z_{r,c}$ 为位于第 R 行和第 C 列的像素值, R 和 C 分别表示输入图像的行数和列数。平均梯度越大, 表示图像越清晰, 反差越好, 融合质量越好。本文所提算法与 Mertens 算法的融合结果

表1 融合结果平均梯度对比

图像序列	图像尺寸	Mertens 平均梯度	本文算法平均梯度
car	480 × 640 × 3	3.9664	5.9230
office	600 × 930 × 3	5.9636	7.4527
出炉图像	487 × 654 × 3	3.1440	6.3717

由表1可知, 在三组图像序列 (car、office、出炉图像) 中, 本文算法的平均梯度均高于 Mertens 算法。具体来看, car 图像由 3.9664 提升至 5.9230, office 图像由 5.9636 提升至 7.4527, 出炉图像由 3.1440 提高到 6.3717。平均梯度反映图像细节与清晰度水平, 数值越大说明细节信息越丰富、边缘越清晰。因此可以说本文算法在细节保持和对比度增强方面优于 Mertens 算法, 融合效果更佳, 在灰度差异较大的场景中应用较好。

本文所提算法与 Mertens 算法对多曝光图像融合时间进行对比如表2所示。

表2 融合效率对比结果

图像序列	图像尺寸	Mertens 消耗时间 (s)	本文算法消耗时间
car	480 × 640 × 3	0.667187	0.212319
office	600 × 930 × 3	0.806403	0.253580
出炉图像	487 × 654 × 3	0.500001	0.209043

由表2可知，在三组图像序列（car、office、出炉图像）的多曝光融合时间对比中，本文算法的耗时均低于 Mertens 算法。具体来看，car 图像由0.667187s 降至0.212319s，office 图像由0.806403s 降至0.253580s，出炉图像由0.500001s 降至0.209043s。本文算法的运行时间约为 Mertens 算法的三分之一。这表明本文算法在保证融合质量的同时，提高了运算效率。

三、结论

本文针对传统 RGB 色彩空间多曝光融合方法存在的效率低、

易产生色彩偏移的问题，提出了一种基于 HSV 色彩空间的多曝光融合方法，在 V 通道上进行拉普拉斯金字塔多曝光融合。结果表明，在融合质量方面，本文算法在 car、office 及出炉图像三组数据上的平均梯度均高于传统 Mertens 算法，图像细节与清晰度得到明显提升。在融合效率方面，本文算法耗时低于 Mertens 算法，整体运行时间约降低至原方法的三分之一。因此，所提出的方法在提升融合图像质量的同时有效提高了计算效率。

参考文献

[1]Xu K, Wang Q, Xiao H, et al. Multi-exposure image fusion algorithm based on improved weight function[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2022, 16: 846580.

[2]Hao Q, Zhao Q, Sbert M, et al. Information-Theoretic Channel for Multi-exposure Image Fusion[J]. The Computer Journal, 2023, 66(1): 114-127.

[3]Jiang Z, Yang B, Pan D, et al. IRW-MEF: Informative random walk for multi-exposure image fusion[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 276: 127147.

[4]Wang D, Xu C, Feng B, et al. Multi-Exposure Image Fusion Based on Weighted Average Adaptive Factor and Local Detail Enhancement[J]. Applied Sciences, 2022, 12(12): 5868.

[5]Kojima S, Suetake N. Fast and Effective Scene Segmentation Method for Luminance Adjustment of Multi-Exposure Image[J]. IEEE Access, 2022, 11: 1128-1140.

[6]Xu Z, Chen J, Cheng M, et al. Multi-exposure image fusion for dynamic scenes with ghosting removal[J]. Journal of Electronic Imaging, 2022, 31(2):16.DOI:10.1117/1.JEI.31.2.023036.

[7]CQYA, AYZ, AYZ, et al. Enhancing image visibility by multi-exposure fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 127:66-75.DOI:10.1016/j.patrec.2018.10.008.

[8]Qiaohong H, Qi Z, Mateu S, et al. Information-Theoretic Channel for Multiexposure Image Fusion[J]. The Computer Journal, 2021. DOI:10.1093/comjnl/bxab148.

[9]Chen H, Ren Y, Cao J, et al. Multi-exposure fusion for welding region based on multi-scale transform and hybrid weight[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019.DOI:10.1007/s00170-018-2723-1.

[10]Gao C G G. High dynamic range infrared image acquisition based on an improved multi-exposure fusion algorithm[J]. Infrared physics and technology, 2021, 115(1). DOI:10.1016/j.infrared.2021.103698.

[11]Jia J, Sun J, Zhu Z. A multi-scale patch-wise algorithm for multi-exposure image fusion[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2021, 248(000):168120.DOI:10.1016/j.ijleo.2021.168120.

[12]Li J, Wang Y, Chen F, et al. Multi exposure fusion for high dynamic range imaging via multi-channel gradient tensor[J]. Digital Signal Processing, 2025, 156(PartB). DOI:10.1016/j.dsp.2024.104821.

[13]Smith A R. Color gamut transform pairs[J]. ACM Siggraph Computer Graphics, 1978, 12(3): 12-19.