

任务要求（共 20 分）

一、高动态范围成像算法的基本实现（共 18 分）

使用传统高动态范围成像算法（多次曝光融合的经典 HDR 重建方法 [1]）生成 HDR 重建图像。该任务包含以下 3 个部分：

1. 熟悉相机内部处理流程，参考论文 [1] 实现经典的拼接多张不同曝光图像的 HDR 重建方法，对附件中的 5 组数据进行测试。简要步骤如下：
 - 对每组附件中的不同曝光的 JPEG 格式的图像用最小二乘法解出相机映射函数，将像素值反映射变换到线性空间；（2 分）
 - 将几张变换到线性空间的 LDR 图像乘以不同的权重参数进行拼接，合成 HDR 图像；（2 分）
 - 对 HDR 图像进行色调映射。建议使用 Reinhard tone mapping 方法（matlab 里没有自带，OpenCV 里有函数可以直接调用），可以自行挑选最合适的参数，让色调映射之后的图像看起来最舒服；（2 分）
 - 利用附件 HDRVDP-2.2-CP_Class.zip（压缩包中包含使用方法）中的 Matlab 代码评价重建的 HDR 图像的质量，与真值图像（.exr 文件和.hdr 文件）相比，计算出概率图和 Q 值。（2 分）
2. 选择一个动态范围较高的场景，自己使用相机（或手机）拍摄一组不同曝光的 LDR 图像（提醒：需设置全手动拍摄模式，除曝光时间外，其他参数均需保持不变），应用上述算法合成 HDR 图像。可以和手机自带的 HDR 模式的拍摄的照片对比一下效果。（4 分）
3. 基于上述两部分的实验效果，讨论对比融合不同张数的曝光图像的重建效果。如针对第一组数据，分别用 2 张和 9 张曝光图融合 HDR 图像。对比不同情况下的 HDR 重建效果，分析产生差别的原因，并讨论如果选取 2 张图像融合时，如何选择这 2 张图片会得到较好的结果。（6 分）



图 1: HDR 重建任务示例 [3]

二、基于深度学习的高动态范围成像算法实现（共 2 分）

从以下两篇论文任选其一：

1. HDR-ExpandNet [4]¹
2. DrTMO [2]²

完成如下任务：

阅读论文，在附件中的 5 组数据上进行测试，计算概率图和 Q 值，提交测试结果。与任务 1 中传统的 HDR 重建方法的结果进行对比，找出差异，并分析传统方法和该方法的结果哪个更合理，如果后者结果比较差，阐述可能的改进方案。

四、附件说明

请从链接³中下载附件，详见 README 文件。请使用附件中的几组数据，按照以上任务要求，得到 HDR 重建图像，如图1所示。

作业提交

1. PDF 格式的实验报告，应包含以下内容：

(a) 任务一中得到的 HDR 图像、概率图与 Q 值；

¹官方实现：<https://github.com/dmarnerides/hdr-expandnet>

²官方实现：<http://www.npal.cs.tsukuba.ac.jp/~endo/projects/DrTMO/>

³附件：https://github.com/PKU-CameraLab/TextBook/releases/download/assignment-8/CP_assignment_8.zip

- (b) 任务一中自行拍摄的 LDR 图像与合成的 HDR 图像；
- (c) 任务一中的讨论与对比；
- (d) 任务二中得到的 HDR 图像、概率图与 Q 值；
- (e) 任务二中的讨论与对比。

2. 完整的实验代码和实验结果数据，应包含以下内容：

- (a) 每个任务最终对应的代码实现，可以直接在参考代码的基础上修改，编程语言不限；
- (b) 每个任务对应的文档说明，包括如何运行测试代码、是否需要引入额外的环境配置等，请在说明文件中列出所有外部依赖库。

参考文献

- [1] Paul E Debevec and Jitendra Malik. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In *Proc. of ACM SIGGRAPH*, pages 1–10, New York, NY, USA, 2008. ACM.
- [2] Yuki Endo, Yoshihiro Kanamori, and Jun Mitani. Deep reverse tone mapping. *Proc. of ACM SIGGRAPH Asia*, 36(6), 2017.
- [3] Funt et al. HDR dataset. https://www2.cs.sfu.ca/~colour/data/funt_hdr/#DESCRIPTION.
- [4] Demetris Marnerides, Thomas Bashford-Rogers, Jonathan Hatchett, and Kurt Debattista. ExpandNet: A deep convolutional neural network for high dynamic range expansion from low dynamic range content. 37(2):37–49, 2018.