

高动态范围成像

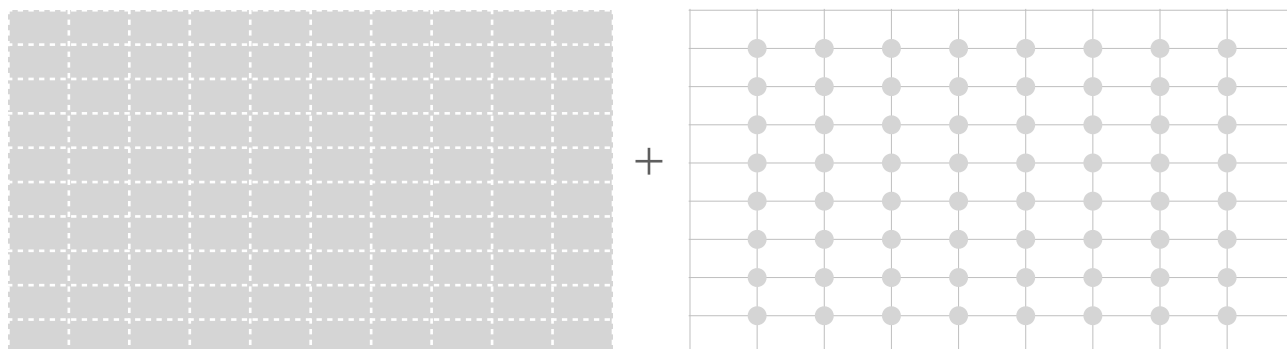
任务1

一、思路

大体按照参考文献¹中的思路进行具体实现

1.利用最小二乘法解相机响应函数

首先是sample的选择，采用了100个区域平均值+64个典型值的方式。其中100个区域平均值即将图片平均分为10*10的矩形区域，对其求取平均，典型值考虑到摄影中构图常将主题置于左1/3或右1/3处，故将图片分为9*9的矩形区域，取各分割线交点（不含边缘）处值。如下图：



其次是响应函数的求解，根据参考文献转化为以下最小二乘问题：

¹ P. E. Debevec and J. Malik. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In Proc. of 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH), 369-378, 1997.

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & w(z_{ij}) & \cdots & 0 & -w(z_{ij}) & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & & & & & & & & & & \\ 0 & 0 & \cdots & w(z_{ij}) & \cdots & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & -w(z_{ij}) \\ & & & 1 & & & & & & & \\ \lambda w(2) & -2\lambda w(2) & \lambda w(2) & & & & 0 & & & & \\ & \lambda w(3) & -2\lambda w(3) & \lambda w(3) & & & & \ddots & & & \\ & & \ddots & & & & & \ddots & & & \\ & & & & & & & & \ddots & & \\ & & & & & & & & & 0 & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} g(0) \\ \vdots \\ g(255) \\ \ln E_1 \\ \vdots \\ \ln E_{164} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} w(z_{ij}) \ln t_{ij} \\ \vdots \\ w(z_{ij}) \ln t_{ij} \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

其中权值w的选取，采用了分段线性的处理，即（未归一化）：

$$w = \begin{cases} x & 0 \leq x \leq 127 \\ 255 - x & 128 \leq x \leq 255 \end{cases}$$

2. 拼合

依据表达式（简写）

$$I = e^{\frac{\sum w(g - \ln t)}{\sum w}}$$

进行加权拼合，对于可能产生的w全为0的情形，定义其值为

$$I = e^{\frac{\sum (g - \ln t)}{n}}$$

其中n为拼合的图片数。

3. tone mapping

利用Reinhard tone mapping方法，选取适当的参数并加以调整，得到最终的结果。

二、方法

使用Python实现²，具体代码见code.zip。

1. 利用最小二乘法解相机响应函数

这里构建好矩阵后使用了numpy中的np.linalg.lstsq函数，λ取66。

2. 拼合

逐点计算。

3. tone mapping

利用了OpenCV中的cv2.createTonemapReinhard函数，参数为(1.8,0,0.5,0)。并加以调整。

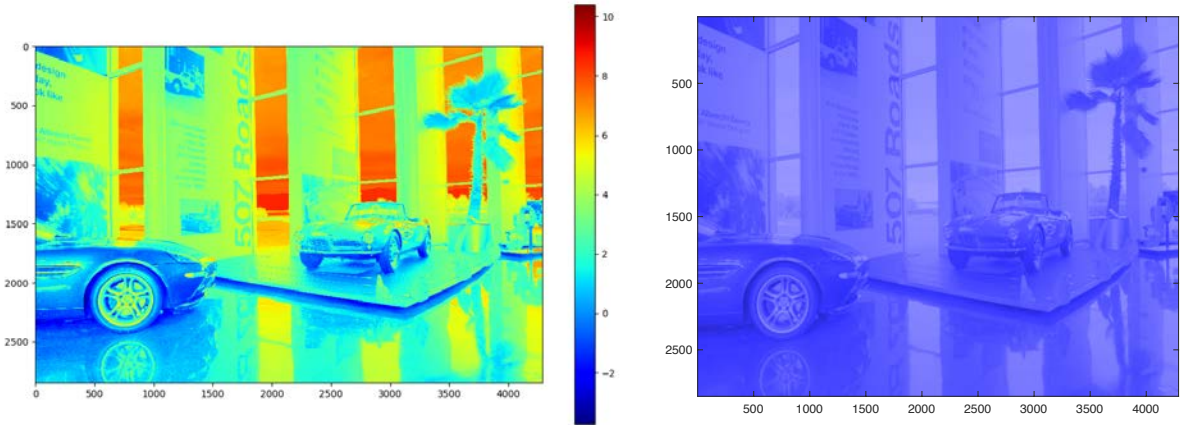
三、结果

以下给出作业中5组数据的处理结果，均依次为最终结果、HDR图像、概率图、Q值。

² 代码参考了<https://github.com/SSARCandy/HDR-imaging>和<https://gist.github.com/edouardp/3089602>

01-507

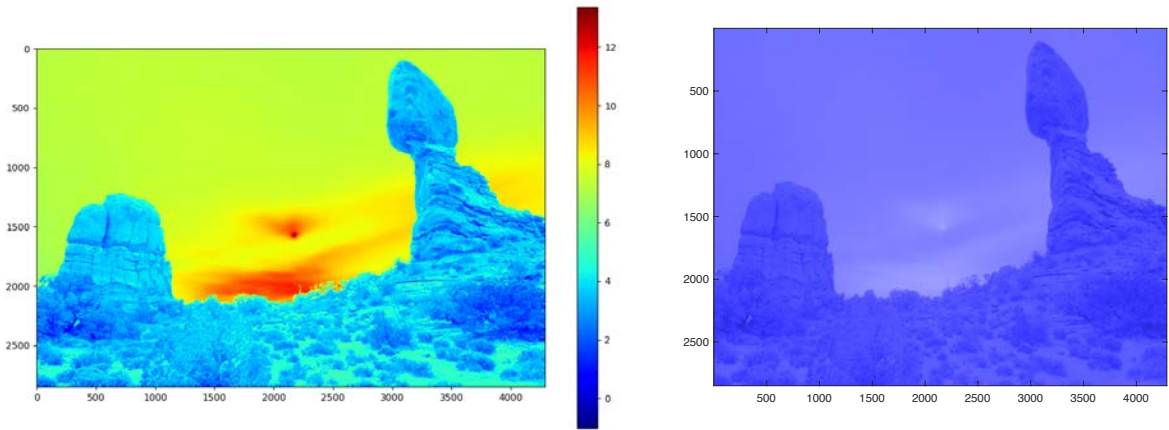
最终结果	
HDR图像 radiance map	概率图
Q值	



Q

50.4828

02-BalancedRock

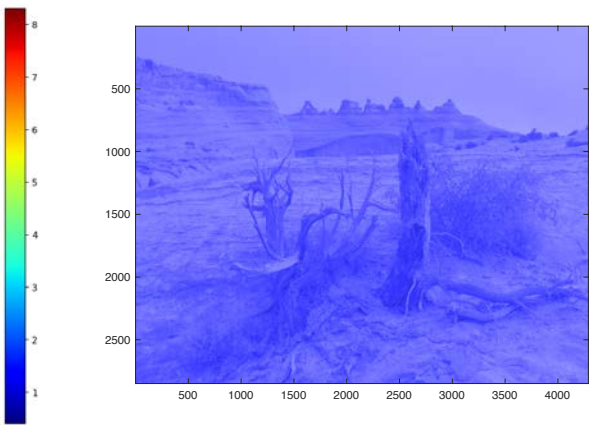
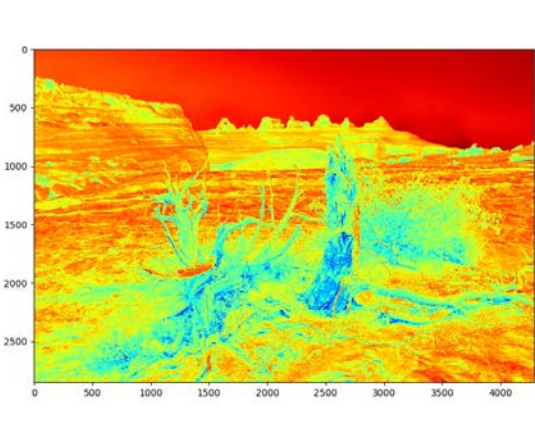


Q

55.2243

03-DelicateFlowers

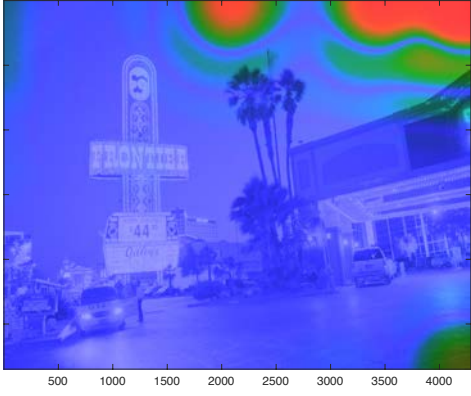
最终结果	
HDR图像 radiance map	概率图
Q值	



Q	58.2154
---	---------

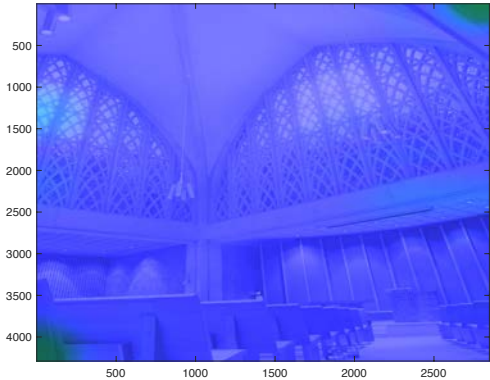
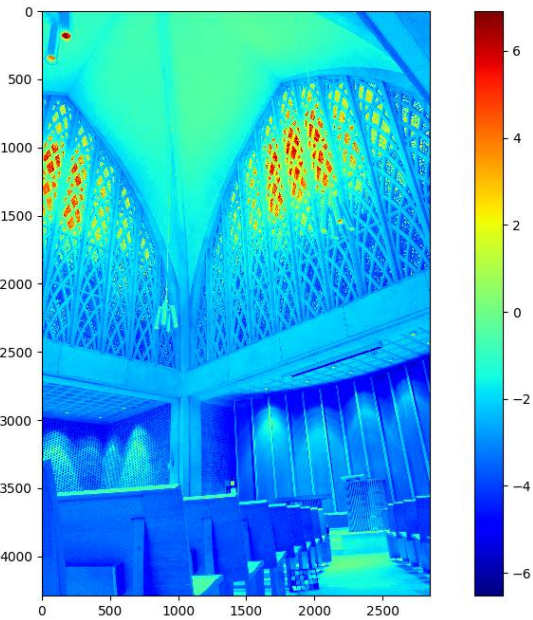
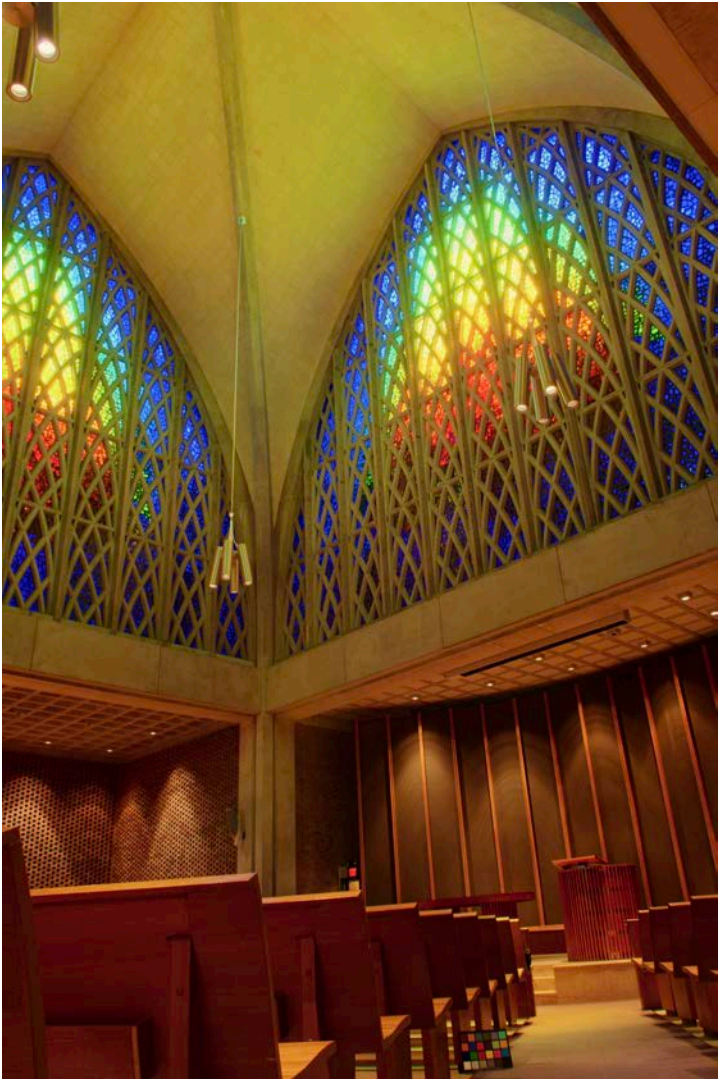
04-Frontier

最终结果	
HDR图像 radiance map	概率图
Q值	



Q	41.5027
---	---------

05-URChapel

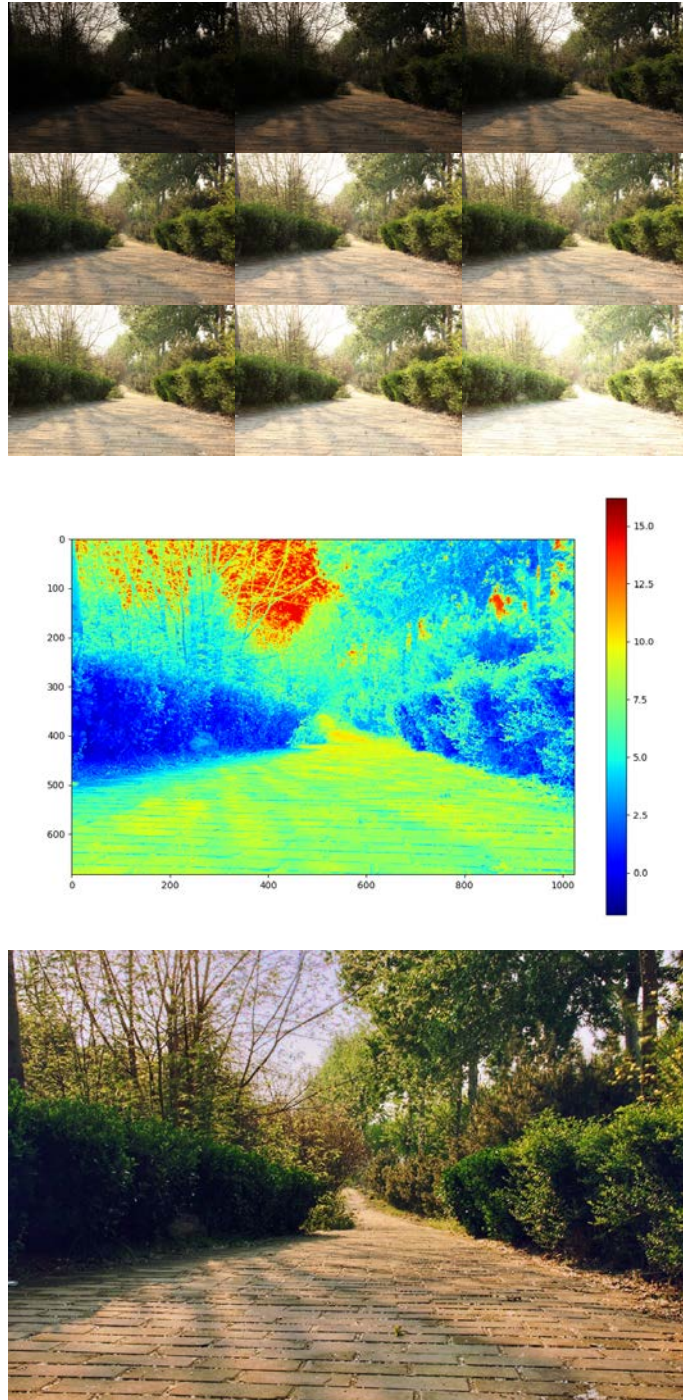


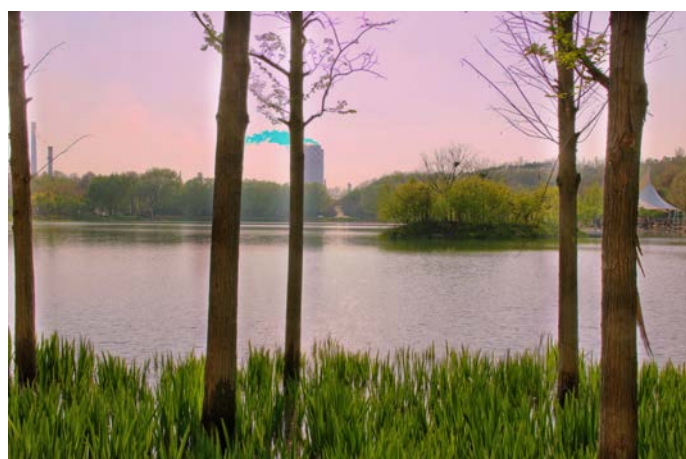
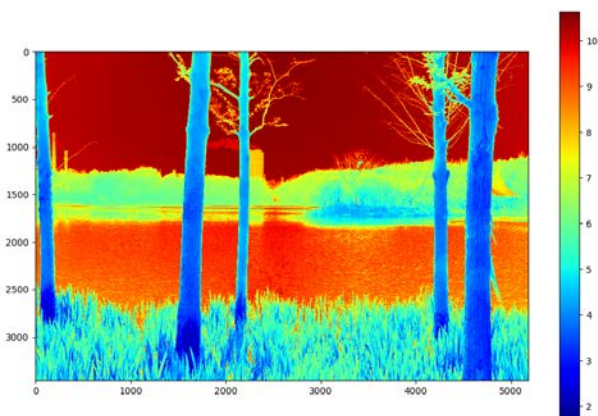
Q	38.7213
---	---------

任务2

一、结果

选取了两组较为典型的结果，均上为原图，下为HDR图像和tone mapping处理后结果。





二、对比

1.不同场景间

对于一般不太复杂的场景，如第一组，实测结果观感较好；但对于较复杂的，如第二组光线上明暗反差强烈，场景上有暗处复杂纹理（如树干、水波）、半透明遮罩（如烟囱冒出的烟雾）、多明暗交叉（多处树干与天空交接）等复杂情况，观感有明显的人工感，尤其是烟雾和树干边缘。可见该算法具有一定的实用价值，但仍有很大提升空间。

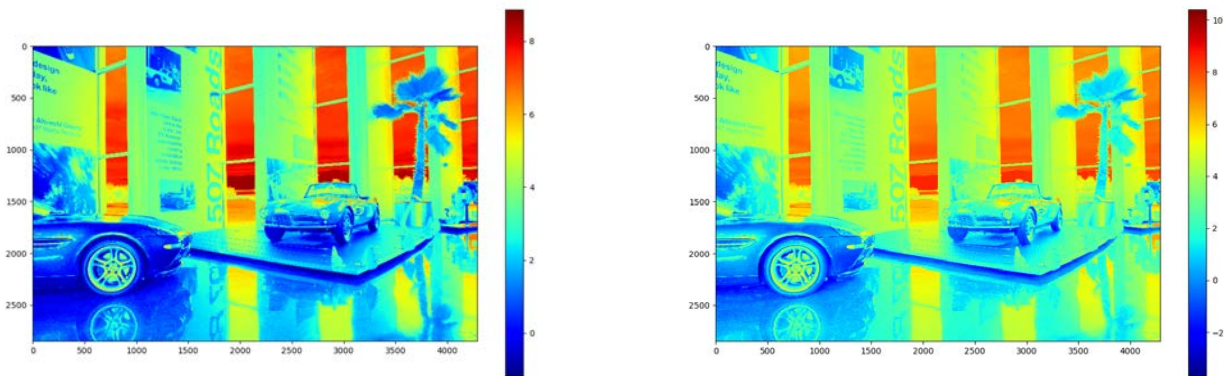
2.与手机对比

用手机在同一场景拍摄HDR照片，其效果更为自然，尤其在类似第二组的复杂情形下依旧有很好的表现；更重要的是，手机算法可以几乎“即时”呈现出结果，其速度具有明显优势。

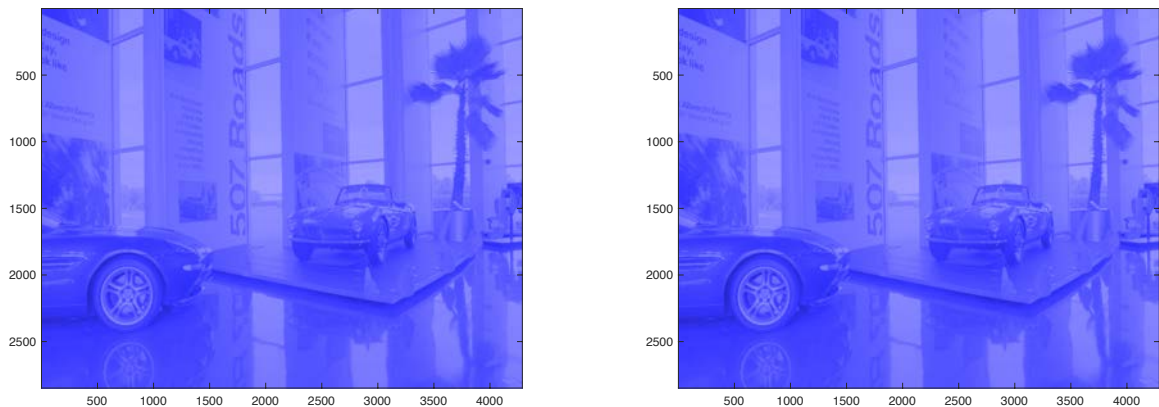
任务2

一、结果

以所给第一组数据为例，选择其中两张图片在同一算法下融合HDR图像，结果对比如下（左图为2张图片融合结果，右图为9张结果）：



概率图对比如下（左图为2张图片融合结果，右图为9张结果）：



Q值对比如下：

2张结果	43.5939
9张结果	50.4828

可以看到2张图片的结果Q值低于9张结果，由于其可以“参考”的值变少，这样的结果在预料之中。但二者差距在可接受的范围内，考虑到其对于拍摄和计算的要求大大降低，2张图融合HDR图像具有很大的应用价值。

二、选择“两张图片”

在以上的例子当中，我选择了第4张、第7张图片，原因是第4张图片包含较多阴影部分的细节信息，而第7张图片包含了较多高光部分的信息。相比之下，第1~3张明显欠曝、第8~9张明显过曝，第5~6张与第4、第7张所反映的信息重合较多，考虑到只选择2张，第4、第7张较为合理。

当我们仅选择两张图片做HDR融合时，我认为至少应考虑以下三点：

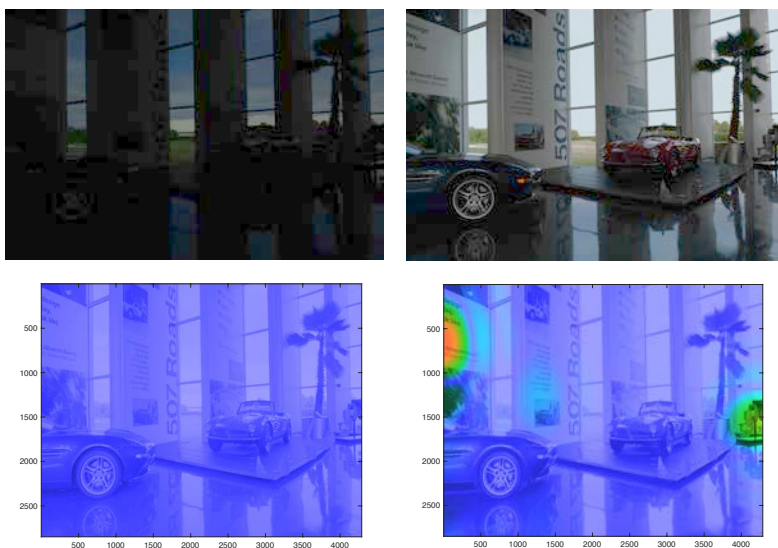
- 具有较多信息。过于欠曝、过曝的图像，其包含的信息量会有明显下降，只能选择两张的情况下，不应选择这样的图像，而应尽可能选择倾向正确曝光的图像。
- 具有较大分别。应尽可能使两张图像分别反映阴影区、高光区的信息，而非在很大程度上“信息重合”，即在倾向正确曝光的前提下选择曝光有较大分别的图像。
- 具有可操作性。应充分考虑应用场景，例如手持拍摄时不应选取过长的曝光时间，这不符合手持的稳定性，很可能带来无效数据，应尽可能在HDR融合所需和应用场景特点间取得平衡。

BONUS

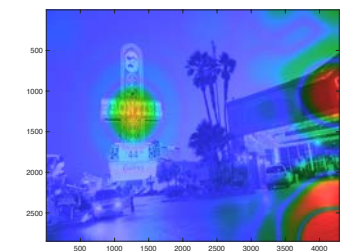
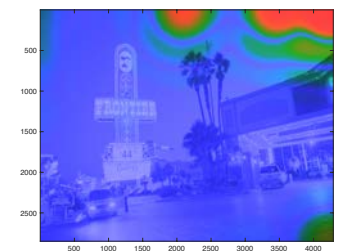
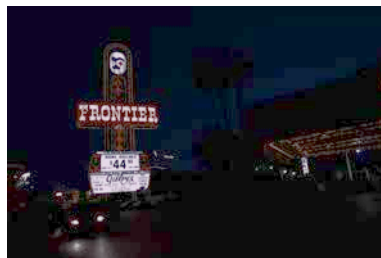
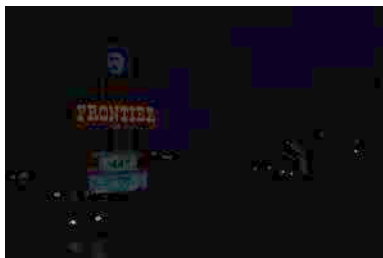
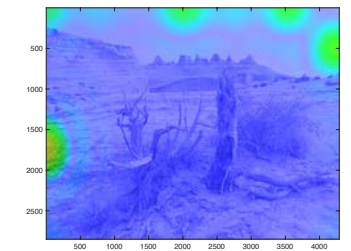
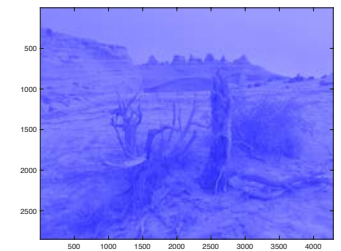
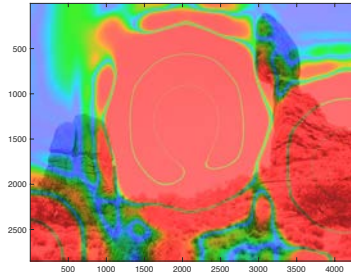
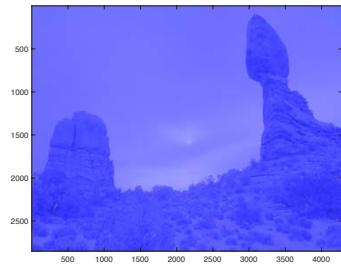
该部分是基于HDR-ExpandNet³的实验结果。

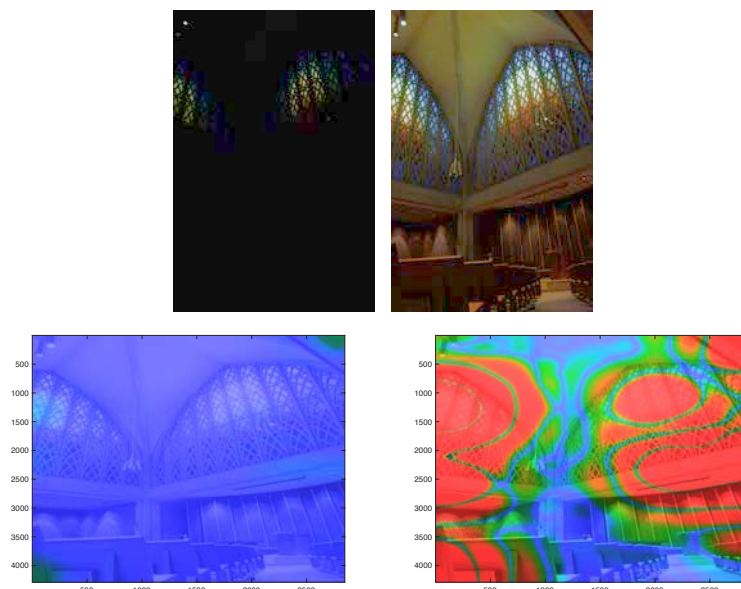
一、结果

以下对于所给的五组数据给出对比实验结果，分别为HDR图、概率图、Q值，均为左侧传统方法，右侧HDR-ExpandNet方法。另外，这里HDR图不是伪色图，而是.hdr图像直接转换为了.jpg图，对比更为直观。



³ 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. In Computer Graphics Forum, volume 37, 2018.





	传统方法	HDR-ExpandNet
第一组	50.4828	30.1039
第二组	55.2243	24.5406
第三组	58.2154	44.2659
第四组	41.5027	31.4163
第五组	38.7213	26.0057
均值	48.8293	31.2665

二、分析与改进

可见HDR-ExpandNet方法利用一张图像进行重建的结果在一些场景具有可用性，但与传统方法仍有差距。以上.hdr直接转换的.jpg中，传统方法普遍昏暗，这是因为.hdr中的整体动态范围更宽广，而HDR-ExpandNet的结果中动态范围明显较窄。而通过对比概率图和Q值，我们也可以注意到HDR-ExpandNet重建的准确性仍待提高。尤其是对输入的“单张图”所缺乏的细节信息，HDR-ExpandNet还原的并不理想，比如第二组中的天空，这是单张图的天然缺陷。当然，HDR-ExpandNet这样利用单张图便可重建HDR图像的方法拓宽了HDR的应用范围，具有一些传统方法所不具备的优势。

其体现出的问题，可以增大训练数据的数量和不同种类场景的覆盖来改善。

另一方面，或许可以将某pic.jpg经HDR-ExpandNet重建的结果经过tone mapping得出pic_1.jpg图片后，用pic_1.jpg经HDR-ExpandNet做重建，并将两次的结果做某种融合，我尝试将Reinhard tone mapping后第一组所得的.jpg图片再次利用HDR-ExpandNet重建，结果其Q值提升至31左右。如果按这样的做法多做几层，或许会有提升？这个方法有待验证。