

# 图像视频大作业一 Part II

2014011355 辛杭高

2017 年 5 月 3 日

本部分的主要工作是对 lena.bmp 进行 DCT 变换，并对变化后的 DCT 矩阵进行量化，考虑不同量化矩阵对量化效果的影响。

## 1 Usage

本部分实验全部由 matlab 代码编写完成，直接运行 src 文件夹下的 exp2.m 文件即可，运行时必须保证 lena.bmp 也在 src 文件夹下，运行完毕后会输出一系列参数，并保存一系列图片。

会输出 6 个参数，这 6 个参数为分别为使用 Q 矩阵，Cannon 矩阵和 Nikon 矩阵对 DCT 结果进行量化后的总体图片 PSNR 度量值以及各块平均度量值。并且会保存三张图片 Qrecover.png, Cannonrecover.png 和 Nikonrecover.png，这三张图片为 Q 矩阵，Cannon 矩阵和 Nikon 矩阵量化后的参数恢复后的图片。

除此之外，还会 plot 一张图，该图显示了恢复后图片的总体 PSNR 度量值随参数 a 的变化结果。

## 2 Q 矩阵量化

量化用的 Q 矩阵为

$$\begin{bmatrix} 16 & 11 & 10 & 16 & 24 & 40 & 51 & 61 \\ 12 & 12 & 14 & 19 & 26 & 58 & 60 & 55 \\ 14 & 13 & 16 & 24 & 40 & 57 & 69 & 56 \\ 14 & 17 & 22 & 29 & 51 & 87 & 80 & 62 \\ 18 & 22 & 37 & 56 & 68 & 109 & 103 & 77 \\ 24 & 35 & 55 & 64 & 81 & 104 & 113 & 92 \\ 49 & 64 & 78 & 87 & 103 & 121 & 120 & 101 \\ 72 & 92 & 95 & 98 & 112 & 100 & 103 & 99 \end{bmatrix} \quad (1)$$

若我们预备进行处理的 DCT 参数矩阵为

$$\begin{bmatrix} -415 & -33 & -58 & 35 & 58 & -51 & -15 & -12 \\ 5 & -34 & 49 & 18 & 27 & 1 & -5 & 3 \\ -46 & 14 & 80 & -35 & -50 & 19 & 7 & -18 \\ -53 & 21 & 34 & -20 & 2 & 34 & 36 & 12 \\ 9 & -2 & 9 & -5 & -32 & -15 & 45 & 37 \\ -8 & 15 & -16 & 7 & -8 & 11 & 4 & 7 \\ 19 & -28 & -2 & -26 & -2 & 7 & -44 & -21 \\ 18 & 25 & -12 & -44 & 35 & 48 & -37 & -3 \end{bmatrix} \quad (2)$$

则对 DCT 矩阵进行量化处理后可得

$$\begin{bmatrix} -26 & -3 & -6 & 2 & 2 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -3 & 4 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -3 & 1 & 5 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ -4 & 1 & 2 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

从上述量化过程可知，Q 矩阵主要会保留 DCT 矩阵的左上角，对于 DCT 矩阵的其余区域则有清零操作。Q 矩阵进行量化操作的合理性在于，DCT



图 1: 经 Q 矩阵量化后 DCT 恢复所得图.

矩阵的左上角对应于图象的低频区域，由于人眼对于图象的低频区域更为敏感，对于高频区域不够敏感，因此经过这种量化后的 DCT 矩阵依然能够还原出一张质量较高的图片。

利用 Q 矩阵量化 DCT 参数后进行还原，可得上述图象，经过与原图的对比，可以测量得恢复后的图象 PSNR 度量值为

$$PSNR_Q = 36.0996 \quad (4)$$

若对图象每一个划分小块的 PSNR 值进行测量并对各结果进行平均，得到的结果为

$$PSNR_{Q_{average}} = 74.4811 \quad (5)$$

采取 Q 矩阵进行量化，高频部分不会完全消除，一些重要的高频信号会被保留，相对于实验 part I 中直接丢弃高频分量，Q 矩阵量化从理论上和 PSNR 上都更优一些。

### 3 参数 a 对矩阵量化的影响

使用矩阵  $aQ$  对 DCT 结果进行量化，其中  $a$  的取值从 0.1 开始以 0.1 为单位递增直到 2.0，对于 DCT 矩阵量化后的结果进行 `idct2` 恢复，计算恢复后图象相对于原图的 PSNR 值，可以得到 PSNR 量化图表如图 2 所示。

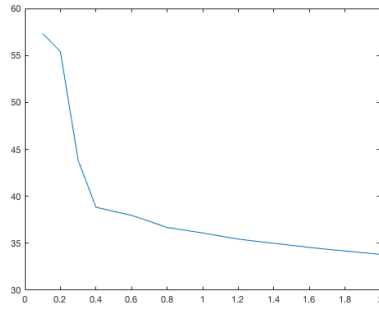


图 2: Q 矩阵量化后恢复结果的 PSNR 图表.

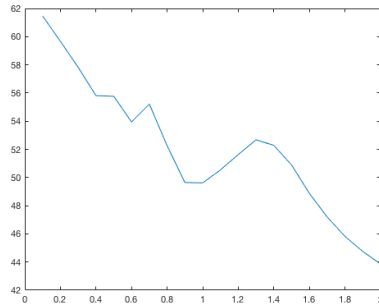


图 3: Cannon 矩阵量化后恢复结果的 PSNR 图表.

从图 2 中可见, 随着  $a$  的增加, PSNR 会逐步下降。当  $a$  很小的时候, DCT 量化的结果不一定能有滤去高频分量的作用, 如此结果不能起到压缩的作用。当  $a$  很大的时候, 不仅仅会滤去 DCT 的高频分量, 还会滤去 DCT 的低频分量, 从而导致 PSNR 下降, 但是压缩比会大大增加。因此, 在选取参数  $a$  的时候, 需要考虑压缩比和 PSNR 的共同影响。

另外, 可以看出从 0.2 到 0.4 的信噪比会有显著下降, 可以认为 0.2 足以能够保证画面的质量, 0.4 可以作为图象压缩的参数, 从  $[0.2, 0.4]$  的参数可以用于调整拍摄后照片的质量和空间。

除了 Q 矩阵之外, 还应考虑 Cannon 矩阵和 Nikon 矩阵随参数  $a$  的变化, 如图 3, 图 4 所示。

从图 3 和图 4 可以看出, 不同于 Q 矩阵, Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵的图表随着  $a$  的变化会存在拐点, 并不会如同 Q 矩阵一样随着  $a$  的增加直

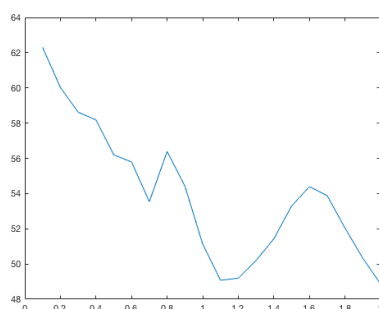


图 4: Nikon 矩阵量化后恢复结果的 PSNR 图表.

线下降, 出现这个现象一方面是因为 Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵在数值上都比较小, 另一方面是 Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵在高频和低频分量上的数值差异更大。因此当  $a$  比较小的时候, Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵不足以磨去高频分量, 只能削弱高频分量, 此时 PSNR 值较低, 当  $a$  稍微大一些时, Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵可以磨去高频分量但不会过度损伤低频分量, 因此 PSNR 反而会上手, 当  $a$  更大的时候, 高频和低频分量会一起被磨去, 所以 PSNR 会再次下降。

另外, 从 PSNR 的角度来说, Nikon 矩阵优于 Cannon 矩阵优于 Q 矩阵。

从照相机的角度来说 Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵都有两个极小值, 在不能将  $a$  值调低获得高 PSNR 的情况下, 可以使  $a$  值在两个极小值之间调节, 从而获得不错的图片质量 (从 PSNR 角度来说), 也能获得不错的压缩比。

## 4 设计量化矩阵需要考虑的因素

需要考虑待处理图像的类型, 不同类型的图像高频与低频的成分不同, 因此设计量化矩阵时应该注意待处理图像的类型。比如天文类的图像和柔和的自然景观图要分别设计量化矩阵。

还需要考虑应用的场景, 我们之前接触的 Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵是用来给照相机使用的, Q 矩阵则是计算机压缩图像成 jpeg 格式时使用的, 自然会不相同。

此外还需要考虑压缩比, 针对不同的压缩比, 设计的量化矩阵不同, 如

果要求的压缩比小一些，可以多保留一些分量来保障图片质量。

关于量化矩阵的设计，我查到一种基于 Q 矩阵的改进策略。设原本的量化矩阵为 Qbase(即我们之前使用的 Q)，引入质量参数 quality，0 表示质量最差，100 表示质量最好。

计算新矩阵  $Q_{new}$  的方式如下：

1. 定义 S, if ( $Q < 50$ ), then  $S = 5000/Q$ , else  $S = 200 - 2*Q$ .

2.  $Q_{new}$  的规模与 Qbase 相同,  $Q_{new}$  在 (i,j) 处的元素可以确定为

$$Q_{new}[i, j] = floor((S * Qbase[i, j] + 50)/100) \quad (6)$$

如果  $Q = 50$ ，则我们得到的  $Q_{new}$  与原来的 Q 完全相同，因此，我们可以设置不同的 Q 来获取不同质量的图片，当然当 Q 取大一些的时候，恢复图片的 PSNR 更高，但是压缩比更低，如果 Q 小一些，PSNR 会变小，但是压缩比会增大。

还有一种基于机器学习的方法可以用于量化矩阵的求取，可以用于需要压缩的某一类图象，训练 Q 矩阵，根据相同压缩比下的 PSNR 来作为神经网络的 loss，最终可以获得专门适配于训练集的 Q 矩阵。但是用这个方法得到 Q 矩阵消耗时间比较长，而且 Q 矩阵的通用性不高，往往只能用到某一类图象，而且神经网络容易得到极大值而不是最大值，这也是一个隐患。

## 5 Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵的应用

将 Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵应用在 lena.bmp 上，可以得到两者的全局 PSNR 和平均 PSNR 为

$$PSNR_{Cannon} = 49.6190 \quad (7)$$

$$PSNR_{Cannonaverage} = 87.7596 \quad (8)$$

$$PSNR_{Nikon} = 51.1356 \quad (9)$$

$$PSNR_{Nikonaverage} = 88.8013 \quad (10)$$

从 lena.bmp 的实验结果可以看出，Nikon 矩阵的信噪比高于 Cannon 矩阵和 Q 矩阵。



图 5: 经 Cannon 矩阵量化后 DCT 恢复所得图.



图 6: 经 Nikon 矩阵量化后 DCT 恢复所得图.





度量矩阵	A	B	C	D
				
Cannon	51.77	53.34	53.89	59.94
Nikon	52.73	54.17	54.33	59.82

表 1: 不同矩阵度量下各图的 PSNR.

另外，我选取了几个比较有特点的图片进行信噪比的测量，以下所说的信噪比都是指全局的 PSNR 度量，而不是针对块平均 PSNR 度量。选取的图片中，图片 A 和图片 B 都是清晰图像，图片 C 是景深图像，有一部分清晰，有一部分模糊，图片 D 则是模糊图像，各图在 Nikon 矩阵和 Cannon 矩阵量化后的 PSNR 度量值如表 1 所示。

由表 1 结果可以看出，Nikon 矩阵在清晰图像上的效果强于 Cannon 矩阵量化后的效果，但对于带有景深的图像来说两者差距变小，对于像 D 那样的模糊图像，两者几乎没有差距。