

基于 SOM 网络矢量量化方法的图像数据压缩

一、SOM (Self-Organizing Feature Map Neural Networks)

SOM 是一种无监督的人工神经网络。不同于一般神经网络基于损失函数的反向传递来训练，它运用竞争学习(competitive learning)策略,依靠神经元之间互相竞争逐步优化网络。

SOM 网络整体上仅有两层，输入层和输出层。其中输出层满足如下竞争法则：

$$y_j = \begin{cases} 1, & \text{if } \|W_j - X(k)\|^2 \rightarrow \min \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其学习算法简要概述如下：

- 1) 初始化权重 $W_j(0)$ ；
- 2) 更新权重 $W_j(0)$ ，具体包括：

- ① 根据竞争法则，选出获胜单元 d_q ：

$$\min_j \{ \|W_j - X(k)\| = \|W_q - X(k)\| = d_q \} \quad (2)$$

- ② 更新邻域 $N_q(t_k)$ 内的 W_q ：

$$W_j(t_k + 1) = W_j(t_k) + \alpha(t_k) [X(k) - W_j(t_k)], \quad j \in N_q(t_k) \quad (3)$$

- ③ 其中邻域 $N_q(t_k)$ 定义为所有满足下式的结点 j ：

$$\|W_j - W_q\| \leq N_q(t_k) \quad (4)$$

- 3) $k \leftarrow k+1$ ，重复 (2) ~ (3) 直至收敛。

二、基于 SOM 网络矢量量化方法的图像数据压缩实现

首先，将输入图片转换为 3×3 子块。对于 256×256 维的图片，需要首先将其 pad 填充至 258×258 ，然后转换为 7396×9 的二维数组。

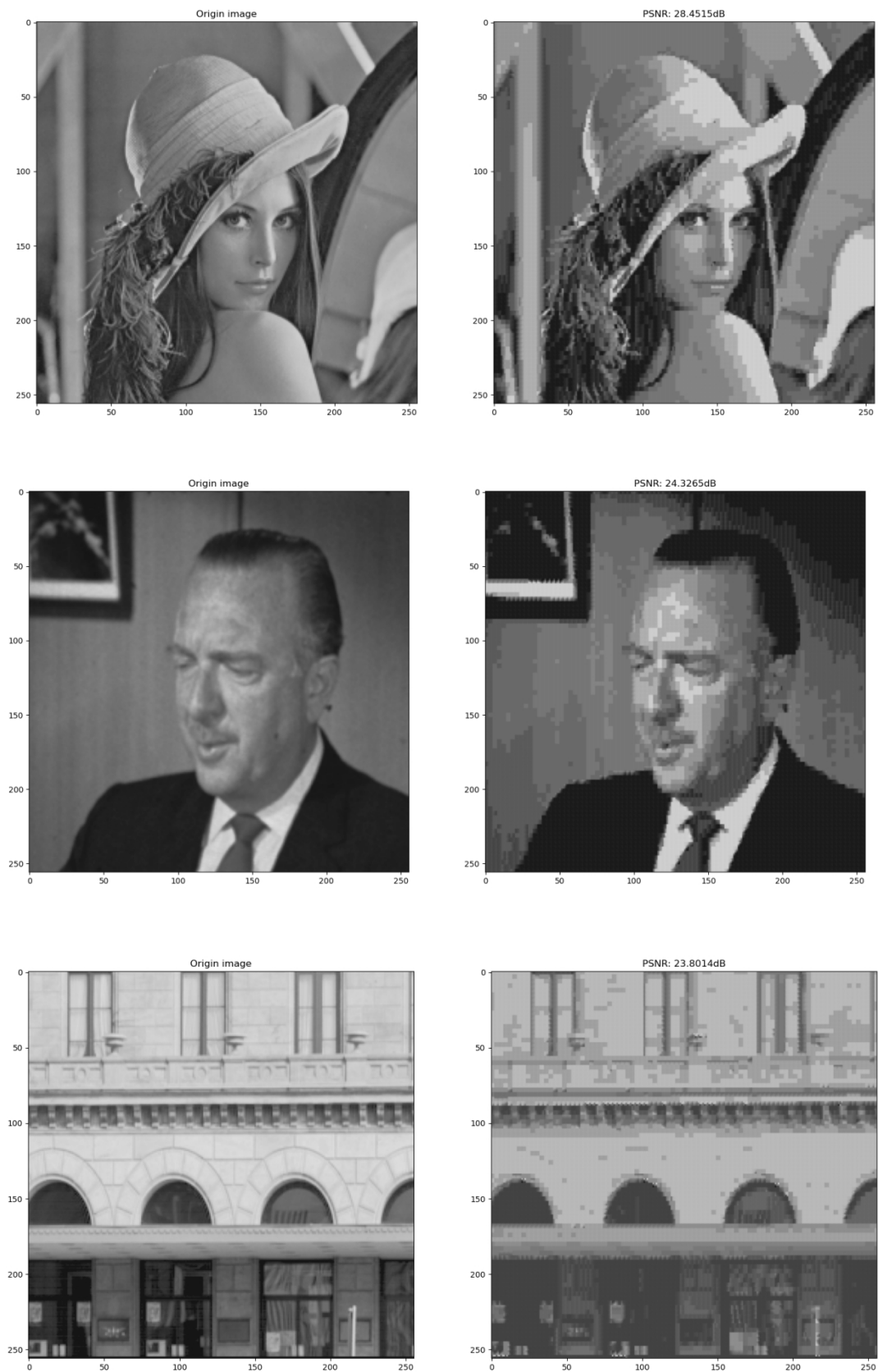
接着，建立 Code Book。码本规模设置为 $N_c = 512$ ；权重矩阵 W 为 512×9 的二维数组。

SOM 网络训练部分同上文所述。其中算法收敛条件定义为本次权重矩阵与上一次迭代的权重矩阵的距离 (L2 范数) 等于 0。

此外，训练图像选取“LENA.BMP”，校验图像选取“LENA.BMP”“CR.BMP”以及“HS4.BMP”。

三、实验结果

(1) “LENA.BMP” “CR.BMP” 以及 “HS4.BMP” 的图像结果如下所示。



(2) 图像压缩比(CR)

根据图像压缩比的公式，如下式所示：

$$CR = \frac{S * B_0}{B_c} \quad (5)$$

其中， S 是图像子块矢量的维度，即 9； B_0 是原始图像每个像素的比特位数，即 8； B_c 是所建立的码本的比特位数，即 9。

因此，本文实现的图像压缩比为：

$$CR = \frac{9 * 8}{9} = 8$$

(3) 图像恢复峰值信噪比(PSNR)

峰值信噪比定义为：

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (6)$$

其中：

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_j \sum_i [\hat{f}(i, j) - f(i, j)]^2 \quad (7)$$

通过上式的计算，“LENA.BMP” “CR.BMP” 以及 “HS4.BMP” 的峰值信噪比分别为：28.4515dB、24.3265dB、23.8014dB。