



矩阵计算

李宇峰

liyf@nju.edu.cn

人工智能学院



4.3 SVD的应用-图像压缩 (1)

1. 问题的背景

随着科学技术的高速发展和网络应用的普及，有大量的数字信息需要存储、处理和传送。图像信息作为重要的多媒体资源，其数据量很大。

例如，一幅 1024×768 的24位BMP图像，其数据量约为2.25MB。大数据量的图像信息会给存储器的存储容量、通信干线信道的带宽以及计算机的处理速度增加极大的压力。单纯靠增加存储器容量、提高计算机处理速度等方法来解决这个问题是不现实的，因此图像压缩就显得十分必要。

图像压缩之所以可行是因为图像数据是高度相关的,表现在:

1. 大多数图像内相邻像素之间有较强的相关性, 存在很大的冗余度, 这是空间冗余度;
2. 序列图像前后帧之间有较强的相关性, 这是时间冗余度;
3. 用相同的码长表示不同出现概率的符号也会造成比特数的浪费, 这是符号冗余度;
4. 允许图像编码有一定的失真也是图像可压缩的一个重要原因。

图像压缩编码的方法很多：

根据编码过程中**是否存在信息的损耗**将编码分成有损压缩编码和无损压缩编码两大类。

有损压缩编码就是有些信息丢失，不能完全恢复原始图像，存在一定程度失真；

无损压缩编码就是无信息损失，解压时可以从压缩数据精确恢复到原始图像。

根据编码原理，又可以将图像编码分为熵编码、预测编码、变换编码和混合编码等。

变换编码是常用的一种有损编码方法，这个方法不是直接对空域图像信号进行编码，而是首先将空域图像信号映射变换到变换域（比如频域），使得数据的冗余度在变换域中大幅减少，然后对这些变换系数进行编码处理，获得较大的压缩比。

↓
耗 矩阵计算 → 低秩分解.

2. 问题的提出

奇异值分解是一种基于特征向量的矩阵变换方法，在信号处理、模式识别、数字水印技术等方面得到了广泛的应用。由于图像具有矩阵结构，因此可以将奇异值分解应用于图像压缩。

3. 问题的分析与处理

奇异值分解的一个重要作用是可以降维。

如果 A 表示 n 个 m 维向量, 即 $A \in R^{m \times n}$, 则可以用 $(m+n+1)$ 个 r 维的向量来表示, 即 $U_r \in R^{m \times r}$, $\Sigma_r = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, $V_r \in R^{n \times r}$ 。如果 A 的秩 r 远远小于 m 和 n , 则通过奇异值分解可以大大降低 A 的维数。

用奇异值分解来压缩图像的基本思想是对图像矩阵进行奇异值分解, 选取部分奇异值和对应的左、右奇异向量来重构图像矩阵。

-
1. 对于 $n \times n$ 图像矩阵 A , 如果 $\text{rank}(A) = r$, 将其中奇异值按照从大到小的次序排列。
 2. 按奇异值从大到小取 k 个奇异值和这些奇异值对应的左奇异向量和右奇异向量来重构原图像矩阵 A .
 3. 如果选择 $k \geq r$, 这是无损的压缩, 实际上这就是没有压缩;

基于奇异值分解的图像压缩对应的总是 $k < r$, 也就是有损压缩的情况。

这种情况, 可以只使用 $k(2n+1)$ 个数据来代替 n^2 个图像数据。

这 $k(2n+1)$ 个数据分别是矩阵 A 的前 k 个奇异值, $n \times n$ 左奇异向量矩阵 U 的前 k 列向量 $U_k = [u_1, u_2, \dots, u_k]$, 和 $n \times n$ 右奇异向量矩阵 V 的前 k 列向量 $V_k = [v_1, v_2, \dots, v_k]$. 因此图像的压缩比

应该是

若对称 $k < \frac{n}{2}$ 时即有压缩.

$$\rho = \frac{n^2}{k(2n+1)}$$

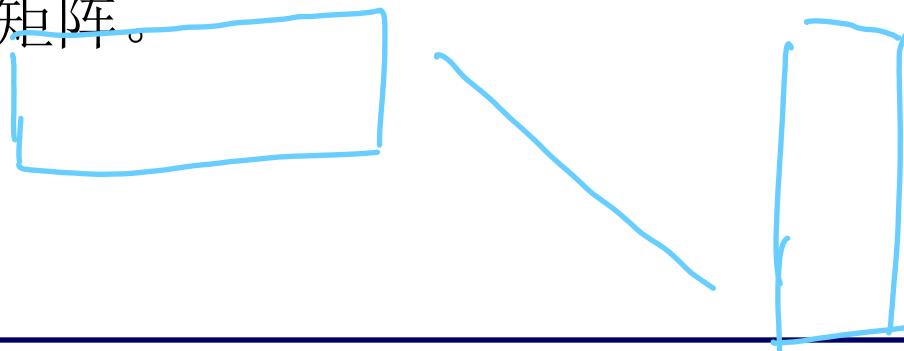
一般情况下，被选择的奇异值的个数 k 应该满足条件

$$k(2n + 1) \ll n^2$$

只有在这样的条件下，在传输图像的过程中，只需要传
 $k(2n+1)$ 个有关奇异值和奇异向量的数据即可。在接收端，
接收到奇异值 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k$ ，就可以通过

$$A_k = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \dots + \sigma_k u_k v_k^T$$

重构出原图像矩阵。



重构图像 A_k 与原图像 A 的误差为

$$\|A - A_k\|_F^2 = \sigma_{k+1}^2 + \sigma_{k+2}^2 + \cdots + \sigma_r^2$$

事实上第 i 个奇异值 σ_i 对整个图像的贡献率
可以定义为

$$\varepsilon_i = \frac{\sigma_i^2}{\sum_{j=1}^r \sigma_j^2}$$

对一幅图像来说，较大的奇异值对图像信息的贡献率比较大，较小的奇异值对图像信息的贡献率比较小。如果

$$\sum_{i=1}^k \varepsilon_i = \frac{\sum_{i=1}^{\textcolor{red}{k}} \sigma_i^2}{\sum_{j=1}^{\textcolor{red}{r}} \sigma_j^2}$$

接近于1，该图像的主要信息就包含在 A_k 中。

在满足视觉要求的基础上，按奇异值大小选择合适的奇异值个数 k ($k < r$), 就可以通过 A_k 将图像 A 恢复出来。 k 越小, 用于表示 A 的数据量越小，压缩比就越大；而 k 越接近于 $r = \text{rank}(A)$, 则 A_k 和 A 就越相似。

按照上面的流程得到了下面的*Lena*图像压缩结果：

原始图像是 200×200 ，即原始奇异值 $r = 200$ ；

这里显示200个奇异值的前50个，最大的 $\sigma_1 = 50462.6522$ ， $\sigma_{50} = 648.1628$ ；

根据压缩比控制在 $\rho \approx 3$ 左右，所以我们选取前面的32个奇异值，即 $k = 32$ 。

最后根据

$$A_{32} = \sum_{i=1}^{32} \sigma_i u_i v_i^T$$

重构恢复出图像。





原始图像(200*200)

50462.8521826896
9176.02573884747
7642.84117424014
5954.19612710037
5484.86853444239
5031.69779938507
1997.65186852793
3424.83893829435
3002.20166299247
2726.46813429693
2385.89266225488
2253.65743364478
2158.14719111218
2033.54864220670
1848.86374992962
1774.0604057125
1601.96180340144
1554.80464529388
1481.05095479582
1403.68356803269
1344.76332691783
1283.33294950829
1257.78854211109
1218.15836526981
1132.07135355294
1067.55159411430
1055.33187375901
1034.64356997997
1002.00780758102
972.957577555754
964.688207278529
925.861660713547
899.799087480854
871.860526017830
860.580420712541
839.934591584277
831.216197118515
808.137098557598
796.7361648935346
776.162742531658
772.302071979607
749.171065548302
744.822199854591
730.905857152818
714.404345963128
707.046627065399
692.449111174225
679.533705599161
664.850956450924
648.162793252340

原始图像奇异值(显示200个中前50个)

50462.8521826896
9176.02573884747
7642.84117424014
5954.19612710037
5484.86853444239
5031.69779938507
1997.65186852793
3424.83893829435
3002.20166299247
2726.46813429693
2385.89266225488
2253.65743364478
2158.14719111218
2033.54864220670
1848.86374992962
1774.0604057125
1601.96180340144
1554.80464529388
1481.05095479582
1403.68356803269
1344.76332691783
1283.33294950829
1257.78854211109
1218.15836526981
1132.07135355266
1067.55359411430
1059.33387375901
1034.64356997997
1002.00780758102
972.957577555754
964.688207278529
925.861660713547

根据压缩比(8)选取的32个奇异值



恢复出的图像

从上面的介绍可以看出，奇异值分解中所取的奇异值个数，对于图像的压缩以及质量有着至关重要的影响：

如果所取奇异值个数过小，压缩比会很大，比如上面的图形，我们取 $k = 32$ ，压缩比达到 $\rho = 9.97$ ，但是图像质量会下降较多。

如果奇异值的个数取得过大，则压缩比明显接近1，图像质量损失较小，但时间、空间花费增加。所以选取合适的奇异值个数对于图像压缩的综合效果很重要。

4. 压缩结果与质量评价

图2给出了不同压缩比的情况下得到的Lena图片的压缩结果。

对压缩图像的质量评价主要有：均方差 (MSE) 和信噪比

(SNR)。假设一幅压缩前的图像表示为一向量

$$a = (a_0, a_1, \dots, a_{m-1})^T,$$

经过压缩后的图像为向量

$$b = (b_0, b_1, \dots, b_{m-1})^T.$$

signal - noise -
ratio

而 $d(a, b)$ 表示向量 a 与 **b** 之间的差距。通常 $d(a, b)$ 定义为

$$d(a, b) = \|a - b\|_2^2 = \sum_{i=0}^{m-1} (a_i - b_i)^2$$

而 a 和 b 的均方差 D 为

$$D = \frac{1}{m} \|a - b\|_2^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} (a_i - b_i)^2$$

在图像压缩中，信噪比 (SNR) 通常采用峰值对峰值信噪比 ($PSNR$)

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{x_p^2}{D} = 20 \cdot \log_{10} \frac{x_p}{\sqrt{D}}$$

| 压缩比 | 压缩结果 | 标准均方差 | PSNR(db) |
|-----|---|---------|----------|
| 1.2 |  | 1.9736 | 45.1782 |
| 1.4 |  | 2.5136 | 44.1278 |
| 2 |  | 3.9643 | 42.1491 |
| 4 |  | 7.2143 | 39.5489 |
| 8 |  | 10.5480 | 37.8991 |
| 16 |  | 14.2434 | 36.5947 |

由于采用上述两种评定方法所取得的结果与人眼评定结果并不总是一致的，因此主观评定也是成为不可缺少的方法。图像呈现给评定者，并让他们在1~5基础上打分。

诊断精确性评价主要应用于医疗等图像的压缩中，尤其应用于医院外科仿真中（如屏幕诊断）。

5. 结果分析

通过观测上述压缩结果和评价指标，随着压缩比的增大、信噪比的减小、压缩前与压缩后图像像素的标准均方差的增加，压缩后的图像清晰度越来越低，这与图像压缩的基本规律是一致的。

这说明，*SVD*分解应用于图像压缩可以得到比较理想的结果。