

线性代数课程

# 应用：奇异值分解

2019年5月1日

■ 暨南大学数学系    ■ 吕荐瑞

# 照片文件的大小

**例子** 小明手机的摄像头是 1300 万像素的，则一张照片的大小是多少？

# 照片文件的大小

**例子** 小明手机的摄像头是 1300 万像素的，则一张照片的大小是多少？

- 每种颜色可用红、绿、蓝按不同比例混合得到。

# 照片文件的大小

**例子** 小明手机的摄像头是 1300 万像素的，则一张照片的大小是多少？

- 每种颜色可用红、绿、蓝按不同比例混合得到。
- 每个像素的颜色需要用 3 个字节来表示。

# 照片文件的大小

**例子** 小明手机的摄像头是 1300 万像素的，则一张照片的大小是多少？

- 每种颜色可用红、绿、蓝按不同比例混合得到。
- 每个像素的颜色需要用 3 个字节来表示。
- 每张 1300 万像素的照片大约为 37 兆大小。

# 照片文件的大小

**例子** 小明手机的摄像头是 1300 万像素的，则一张照片的大小是多少？

- 每种颜色可用红、绿、蓝按不同比例混合得到。
- 每个像素的颜色需要用 3 个字节来表示。
- 每张 1300 万像素的照片大约为 37 兆大小。

但是，小明手机里每张照片的实际大小均在 5 兆左右！

# 照片文件的大小

**例子** 小明手机的摄像头是 1300 万像素的，则一张照片的大小是多少？

- 每种颜色可用红、绿、蓝按不同比例混合得到。
- 每个像素的颜色需要用 3 个字节来表示。
- 每张 1300 万像素的照片大约为 37 兆大小。

但是，小明手机里每张照片的实际大小均在 5 兆左右！

**问题** 如何减少照片文件的大小，且尽量保持不失真？

## 对称阵的特征值分解

若  $A$  为  $n$  阶实对称阵，则存在正交矩阵  $Q$ ，使得

$$Q^T A Q = \Lambda, \quad \text{其中} \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$



## 对称阵的特征值分解

若  $A$  为  $n$  阶实对称阵，则存在正交矩阵  $Q$ ，使得

$$Q^T A Q = \Lambda, \quad \text{其中} \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

---

不妨设  $Q = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ ,  $r(A) = r$ ,

## 对称阵的特征值分解

若  $A$  为  $n$  阶实对称阵, 则存在正交矩阵  $Q$ , 使得

$$Q^T A Q = \Lambda, \quad \text{其中} \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

---

不妨设  $Q = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ ,  $r(A) = r$ , 而  $\lambda_1, \dots, \lambda_r$  为全部非零特征值.

## 对称阵的特征值分解

若  $A$  为  $n$  阶实对称阵, 则存在正交矩阵  $Q$ , 使得

$$Q^T A Q = \Lambda, \quad \text{其中} \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

不妨设  $Q = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ ,  $r(A) = r$ , 而  $\lambda_1, \dots, \lambda_r$  为全部非零特征值. 则有

$$A = Q \Lambda Q^T = \lambda_1 \alpha_1 \alpha_1^T + \dots + \lambda_r \alpha_r \alpha_r^T$$

# 矩阵的奇异值分解

若  $A$  为  $m \times n$  的实矩阵, 则  $A^T A$  为对称阵.

# 矩阵的奇异值分解

若  $A$  为  $m \times n$  的实矩阵, 则  $A^T A$  为对称阵. 因此存在正交矩阵  $V$ , 使得

$$V^T A^T A V = \Lambda, \quad \text{其中} \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

# 矩阵的奇异值分解

若  $A$  为  $m \times n$  的实矩阵, 则  $A^T A$  为对称阵. 因此存在正交矩阵  $V$ , 使得

$$V^T A^T A V = \Lambda, \quad \text{其中} \quad \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \cdots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

其中  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$  为对称阵  $A^T A$  的全部特征值.

## 矩阵的奇异值分解

若  $A$  为  $m \times n$  的实矩阵，则存在  $m$  阶正交矩阵  $U$  和  $n$  阶正交矩阵  $V$ ，以及  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ ，使得

$$A = U\Sigma V^T, \text{ 其中 } \Sigma = \begin{pmatrix} D & \\ & O \end{pmatrix}, D = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{pmatrix}.$$

## 矩阵的奇异值分解

若  $A$  为  $m \times n$  的实矩阵，则存在  $m$  阶正交矩阵  $U$  和  $n$  阶正交矩阵  $V$ ，以及  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ ，使得

$$A = U\Sigma V^T, \text{ 其中 } \Sigma = \begin{pmatrix} D & \\ & O \end{pmatrix}, D = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{pmatrix}.$$

称  $\sigma_i$  为矩阵的奇异值，称上式为矩阵的奇异值分解。



## 矩阵的奇异值分解

若  $A$  为  $m \times n$  的实矩阵，则存在  $m$  阶正交矩阵  $U$  和  $n$  阶正交矩阵  $V$ ，以及  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_r > 0$ ，使得

$$A = U\Sigma V^T, \text{ 其中 } \Sigma = \begin{pmatrix} D & \\ & O \end{pmatrix}, D = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \cdots & \\ & & \sigma_r \end{pmatrix}.$$

称  $\sigma_i$  为矩阵的奇异值，称上式为矩阵的奇异值分解。

令  $U = (u_1, \cdots, u_m)$ ,  $V = (v_1, \cdots, v_n)$ . 则有

$$A = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \cdots + \sigma_r u_r v_r^T$$

# 莱娜图



Lena  
Söderberg  
1972 年

## 原图



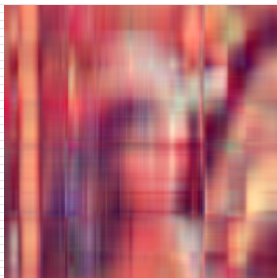
$$\begin{aligned} A &= A_1 + A_2 + \cdots + A_r \\ &= \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T \\ &\quad + \cdots + \sigma_r u_r v_r^T \end{aligned}$$

原图



$$\begin{aligned} A &= A_1 + A_2 + \cdots + A_r \\ &= \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T \\ &\quad + \cdots + \sigma_r u_r v_r^T \end{aligned}$$

前 2%

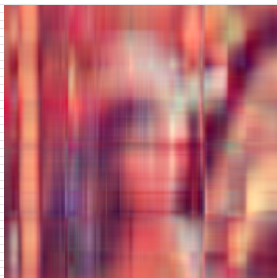


原图

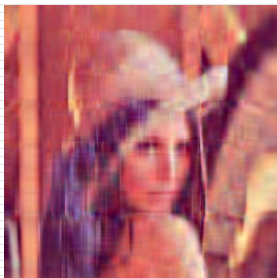


$$\begin{aligned} A &= A_1 + A_2 + \cdots + A_r \\ &= \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T \\ &\quad + \cdots + \sigma_r u_r v_r^T \end{aligned}$$

前 2%



前 5%

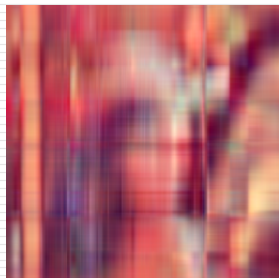


# 原图

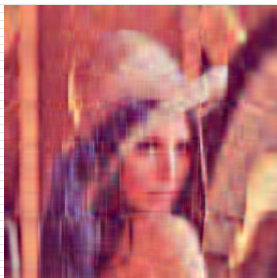


$$\begin{aligned} A &= A_1 + A_2 + \cdots + A_r \\ &= \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T \\ &\quad + \cdots + \sigma_r u_r v_r^T \end{aligned}$$

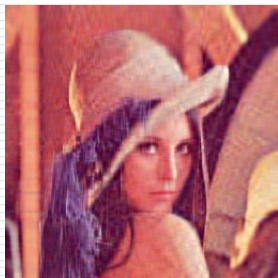
前 2%



前 5%



前 10%



例子 设  $a_{ij} = 1$ , 对所有  $i, j$ . 即

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}_{m \times n}$$

则  $A^T A$  仅有一个非零特征值  $\lambda_1 = mn$ . 因此  $\sigma_1 = \sqrt{mn}$ , 且有奇异值分解

$$A = \sqrt{mn} \cdot \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{m}} \\ \vdots \\ \frac{1}{\sqrt{m}} \end{pmatrix} \cdot \left( \frac{1}{\sqrt{n}} \quad \cdots \quad \frac{1}{\sqrt{n}} \right)$$