

Сингулярное разложение и решение линейных систем

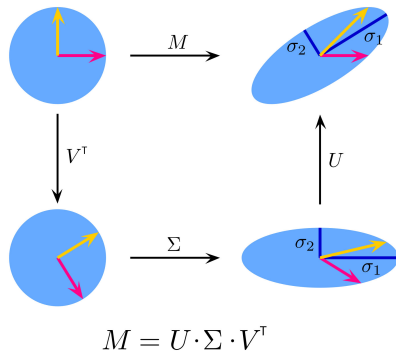
Сергей Кривохатский

СПбГУ, Современное программирование

7 октября 2022 г.

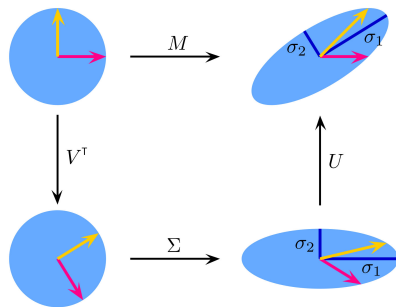
Сингулярное разложение I

- ▶ пусть M — вещественнозначная матрица $m \times n$
- ▶ тогда $M = U \Sigma V^T$ — *сингулярное разложение (SVD)*
- ▶ U — ортогональная матрица $m \times m$
- ▶ Σ — диагональная матрица $m \times n$ с неотрицательными элементами
- ▶ V — ортогональная матрица $n \times n$



Сингулярное разложение II

- ▶ диагональные элементы называются *сингулярными числами*
- ▶ будем считать, что сингулярные числа расположены в порядке невозрастания



$$M = U \cdot \Sigma \cdot V^T$$

Про матрицы вида $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ |

Рассмотрим сингулярное разложение

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T = \begin{pmatrix} u_1 & \cdots & u_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_m \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_1^T \\ \vdots \\ v_m^T \end{pmatrix}$$

где

- ▶ u_i — вектора-столбцы размерности n
- ▶ v_i — вектора-столбцы размерности m
- ▶ σ_i — сингулярные числа

Про матрицы вида $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ ||

Подставим сингулярное разложение матрицы \mathbf{A} в $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$

$$\begin{aligned}\mathbf{A}^T \mathbf{A} &= (\mathbf{V} \Sigma^T \mathbf{U}^T)(\mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^T) = \\ &= \mathbf{V} \Sigma^T \Sigma \mathbf{V}^T = \\ &= \mathbf{V} \operatorname{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_m^2) \mathbf{V}^T \\ &= \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T\end{aligned}$$

\mathbf{V} — ортогональная матрица, значит

- ▶ \mathbf{v}_i — собственные вектора матрицы $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$,
- ▶ $\sigma_i^2 \geq 0$ — собственные числа

Линейные наименьшие квадраты I

Задача линейных наименьших квадратов

$$(\mathbf{Ax} - \mathbf{b})^T(\mathbf{Ax} - \mathbf{b}) \rightarrow \min$$

Из лекции про оптический поток мы помним: чтобы найти минимум, нужно решить систему

$$\mathbf{A}^T \mathbf{Ax} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$$

Если матрица $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ обратима, то

$$\mathbf{x} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}$$

Линейные наименьшие квадраты II

Подставим в $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}$ сингулярное разложение \mathbf{A}

$$\begin{aligned} x &= (\mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^T)^{-1} (\mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T)^T \mathbf{b} = (\mathbf{V} \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{V}^T) (\mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^T \mathbf{U}^T) \mathbf{b} = \\ &= \mathbf{V} \begin{pmatrix} 1/\sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1/\sigma_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^T \mathbf{b} = \mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^+ \mathbf{U}^T \mathbf{b} \end{aligned}$$

Получили псевдообратную к \mathbf{A} матрицу \mathbf{A}^+

$$\mathbf{A}^+ \mathbf{A} = (\mathbf{V} \mathbf{\Sigma}^+ \mathbf{U}^T) (\mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T) = \mathbf{1}$$

Линейные наименьшие квадраты III

Если у \mathbf{A} сингулярные числа $\sigma_i = 0$ для $i > r$, матрица $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ вырождена, задача имеет множество решений, а Σ^+ имеет вид

$$\begin{pmatrix} 1/\sigma_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & 1/\sigma_r & \\ & & & \end{pmatrix}$$

Можно показать, что и в таком случае $\mathbf{x} = \mathbf{A}^+ \mathbf{b}$ будет решением, причем минимальным в смысле $\|\mathbf{x}\|$

Линейные наименьшие квадраты IV

Рассмотрим систему $\mathbf{S}y = c$

$$\begin{pmatrix} s_1 & & \\ & \ddots & \\ & & s_r \\ & & & & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_r \\ \vdots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \\ \vdots \end{pmatrix}$$

$\mathbf{S}^+c = (c_1/s_1 \ \cdots \ c_r/s_r \ 0 \ \cdots)^T$
будет ее точным решением, если
 $c_i = 0$ для $i > r$, иначе решением в
смысле наименьших квадратов

$$\begin{aligned} \mathbf{A}x &= b \\ \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T x &= b \\ \Sigma(\mathbf{V}^T x) &= \mathbf{U}^T b \\ \Rightarrow \Sigma^+ \mathbf{U}^T b &\text{— решение для } \mathbf{V}^T x, \text{ значит} \\ x &= \mathbf{V}\Sigma^+ \mathbf{U}^T b = \mathbf{A}^+ b \\ &\text{будет решением } \mathbf{A}x = b \end{aligned}$$

Решение СЛАУ с помощью SVD

СЛАУ можно решить с помощью сингулярного разложения

- ▶ решить переопределенную систему $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ в смысле $\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2 \rightarrow \min$ можно вычислив \mathbf{A}^+ : $\mathbf{x} = \mathbf{A}^+ \mathbf{b}$
- ▶ недоопределенная система решается аналогично
- ▶ легко заметить, что так же можно решить и определенную систему (вычислив \mathbf{A}^{-1})
- ▶ такое решение подходит как метод по умолчанию
- ▶ для частных случаев бывают более эффективные методы

Спасибо за внимание!