

Матричные вычисления

По лекциям Максима Рахубы

Содержание

1	О курсе	3
2	Основы матричного анализа	3
2.1	Векторные нормы	3
2.1.1	Разреженность в L1-норме	3
2.1.2	Скалярное произведение	4
2.1.3	Унитарная инвариантность L2-нормы	4
2.2	Матричные нормы	4
2.3	Разложение Шура	5
2.4	Нормальные матрицы	6
3	Малоранговое приближение матриц	6
3.1	Разделение переменных и скелетное разложение	6
3.2	SVD	7
3.3	Ортопроектор	8
3.4	Простейший рандомизированный алгоритм	9
4	Малоранговое приближение матриц — 2	9
4.1	Скелетная аппроксимация матриц	9
4.2	ALS алгоритм	10
5	Малоранговая аппроксимация многомерных массивов (тензоров)	11
5.1	Кронекерово произведение	11
5.2	Внешнее (тензорное) произведение	13
5.3	Разложение Таккера	14
6	QR-разложение и метод наименьших квадратов	15
6.1	QR-разложение	15
6.1.1	Ортогонализация Грамма-Шмидта	15
6.1.2	Отражения Хаусхолдера	15
6.1.3	Вращения Гивенса	17
6.2	Метод наименьших квадратов	17
6.2.1	Полноранговый случай	17
6.2.2	$\text{rank } A \leq n$	18

7	Быстро умножаем векторы на матрицы	18
7.1	Быстрое преобразование Фурье	18
7.2	Циркулянты	19
7.3	Двухуровневый циркулянт	20
7.4	Матрицы Тёплица	20

1 О курсе

Большую часть сказанного можно найти в [ВИКИ](#).

Правда, кроме указанных на вики источников, было упомянуто ещё два:

1. Gilbert (неразборчиво) — Matrix Methods in Data Science (скорее всего, Gilbert Strang — Matrix Methods in Data Analysis, Signal Processing, and Machine Learning)
2. [Ivan Oseledets @ github](#). Скорее всего, имеются в виду репозитории с названиями pla20XX.

2 Основы матричного анализа

2.1 Векторные нормы

Определение 2.1. Векторная норма — функция $f : \mathbb{F}^n \rightarrow \mathbb{R}$ такая, что:

- $f(x) \geq 0$; $f(x) = 0 \Leftrightarrow x = 0$;
- $f(\alpha x) = |\alpha| f(x)$;
- $f(x + y) \leq f(x) + f(y)$.

Обозначается $\|x\|$.

Примеры:

- L_1 -норма (Единичная окружность — ромб, TODO: нарисовать):

$$\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

- L_2 -норма (Единичная окружность — окружность):

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} = \sqrt{x^* x}$$

- A -норма:

$$\|x\|_A = \sqrt{x^* A x}, \quad A = A^*, \quad \forall x \neq 0 : x^* A x > 0$$

- L_∞ -норма (Единичная окружность — квадрат):

$$\|x\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$$

- L_p -норма:

$$\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}, \quad p \geq 1.$$

2.1.1 Разреженность в L_1 -норме

$$Ax = b, \quad A \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad m < n$$

Минимизируем x по L_2 - и L_1 -норме, в случае L_1 получим **разреженное** решение (с большим кол-вом нулей) (TODO: нарисовать).

2.1.2 Скалярное произведение

Определение 2.2. Скалярное произведение $(x, y) = x^*y$.

Теорема 2.1. (Неравенство Коши-Буняковского-Шварца).

$$|(x, y)| \leq \|x\| \cdot \|y\|.$$

Теорема 2.2. (Неравенство Гёльдера).

$$|(x, y)| \leq \|x\|_p \cdot \|y\|_q \Leftrightarrow \begin{cases} p, q \geq 1; \\ \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1. \end{cases}$$

2.1.3 Унитарная инвариантность L2-нормы

Определение 2.3. Унитарная матрица U — $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$:

$$U^{-1} = U^* \quad (\Leftrightarrow I = U^*U = UU^*)$$

Утверждение 2.1. Если U — унитарная матрица, то $\|Ux\|_2 = \|x\|_2$.

Доказательство.

$$\|Ux\|_2 = \sqrt{(Ux)^*Ux} = \sqrt{x^*U^*Ux} = \sqrt{x^*x} = \|x\|_2.$$

□

2.2 Матричные нормы

Определение 2.4. Норма $\|\cdot\|$ называется матричной, если

1. $\|\cdot\|$ — векторная норма на пространстве матриц;
2. $\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$ (субмультипликативность).

Примеры:

- Норма Фробениуса:

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2} = \sqrt{\text{trace}(A^*A)}.$$

- Операторные нормы. Если $\|\cdot\|_*$, $\|\cdot\|_{**}$ — векторные нормы, то соответствующей им операторной нормой будет

$$\|A\|_{*,**} = \sup_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_*}{\|x\|_{**}} = \sup_{\|y\|_{**}=1} \|Ay\|_*.$$

- Например, операторной нормой, соответствующей L_2 -норме, является

$$\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^*A)} = \sigma_1(A).$$

Утверждение 2.2. Для любой матрицы A и для любых унитарных матриц U, V верно

$$\begin{aligned} \|UAV\|_F &= \|A\|_F \\ \|UAV\|_2 &= \|A\|_2 \end{aligned}$$

Доказательство. Для $\|\cdot\|_2$:

$$\|UAV\|_2 = \sup_{x \neq 0} \frac{\|UAVx\|_2}{\|x\|_2} = \sup_{x \neq 0} \frac{\|U^*(UAVx)\|_2}{\|Vx\|_2}$$

Заменим Vx на y . В силу обратимости V это будет равно

$$\sup_{y \neq 0} \frac{\|Ay\|_2}{\|y\|_2} = \|A\|_2.$$

□

2.3 Разложение Шура

Собственное разложение (существует не всегда):

$$A = S\Lambda S^{-1}, \quad \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

Жорданова форма (всегда существует, но неустойчива при вычислениях):

$$A = PJP^{-1}$$

Для вычислений используют разложение Шура.

Теорема 2.3. (О разложении Шура)

Для всякой $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ существуют такие унитарная U и верхнетреугольная T , что $A = UTU^*$.

Доказательство. Индукцией по размерности A .

База. $n = 1$: $U = I$, $T = A$.

Переход. $(n - 1) \rightarrow n$.

Т.к. \mathbb{C} алгебраически замкнуто, у характеристического многочлена A есть хотя бы один корень, т.е. у A есть хотя бы одно собственное значение λ_1 , т.е. всегда найдётся хотя бы один ненулевой собственный вектор v_1 единичной длины.

Дополним v_1 до ортонормированного базиса v_1, \dots, v_n и положим $U_1 = (v_1 | \dots | v_n)$.

v_1 — собственный вектор, так что $Av_1 = \lambda_1 v_1$. Тогда, в силу ортогональности v_i и v_j ,

$$v_i^* A v_1 = \begin{cases} \lambda, & i = 1; \\ 0, & i \neq 1. \end{cases}$$

Поумножаем пару матриц:

$$U_1^* A U_1 = \begin{pmatrix} v_1^* \\ \vdots \\ v_n^* \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} A v_1 & \dots & A v_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda & v_1^* A v_2 & \dots \\ 0 & & \\ \vdots & A_1 & \\ 0 & & \end{pmatrix}$$

По индукции разложим A_1 как $V_1 T_1 V_1^*$. Запишем $U_1^* A U_1$ с помощью блочного умножения:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & V_1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \lambda & \dots \\ 0 & T_1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & V_1^* \end{pmatrix}$$

В силу обратимости V_1^* мы можем так сделать (иначе вектора-строки для \dots над T_1 могло бы и не существовать).

Получаем, что

$$T = \begin{pmatrix} \lambda & \cdots \\ 0 & T_1 \end{pmatrix};$$

$$U = U_1 \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & V_1 \end{pmatrix}.$$

Действительно, T верхнетреугольная по построению, а U унитарна как произведение двух унитарных матриц. \square

2.4 Нормальные матрицы

Определение 2.5. Матрица A называется нормальной, если $A^*A = AA^*$.

Утверждение 2.3. Матрица диагонализуема в унитарном базисе тогда и только тогда, когда она является нормальной.

Доказательство. .

- (\Rightarrow) :

$$A^*A = U\Lambda^*U^*U\Lambda U^* = U\Lambda^*\Lambda U^* = U\Lambda\Lambda^*U^* = AA^*.$$

- (\Leftarrow) : Разложение Шура для A : UTU^* .

$$A^*A = AA^* \Rightarrow T^*T = TT^*.$$

Оставшаяся часть доказательства (\Leftarrow) будет в качестве упражнения в ДЗ.

\square

3 Малоранговое приближение матриц

3.1 Разделение переменных и скелетное разложение

Определение 3.1. Функция с разделенными переменными — такая функция $f : X \times Y \rightarrow Z$, что существуют u, v такие, что $f(x, y) = u(x)v(y)$.

Для приближения функций используют сумму функций с разделенными переменными:

$$f(x, y) \approx \sum_{i=1}^r u_i(x)v_i(y)$$

Например, разложения в ряд Тейлора и в ряд Фурье:

$$f(x, y) \approx \sum_{i,j=0}^p c_{ij}x^i y^j$$

$$f(x, y) \approx \sum_{i,j=1}^r c_{ij} \sin \pi i x \sin \pi j y \quad ((x, y) \in (0, 1)^2)$$

Как это относится к матричным вычислениям? Возьмём матрицу $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$. a_{ij} — функция дискретных переменных i, j .

Если $a_{ij} = u_i v_j$, то $A = uv^T$ (обратное тоже верно).

Раз все строки (столбцы) матрицы коллинеарны, $rk A \leq 1$.

Примеры: $a_{ij} = \sin i \cos j$, $a_{ij} = i$.

Определение 3.2. Скелетное разложение, rank decomposition — разложение $A = UV^T$ такое, что новая размерность U, V минимальна.

Замечания:

1. Storage: mn Vs. $(m+n)r$
2. Разложение единственно с точностью до умножения на обратимую матрицу:

$$UV^T = (US)(S^{-1}V^T)$$

Утверждения:

1. $A = UV^T \Rightarrow rk(A) \leq r$;
2. $rk(A) = r \Rightarrow \exists U \in \mathbb{R}^{m \times r}, V \in \mathbb{R}^{r \times n} : A = UV^T$.

Доказательство. .

1. очев
2. очев

□

3.2 SVD

Теорема 3.1. Пусть $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $rk(A) = r$, тогда найдутся унитарные $U \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$ и $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ — сингулярные числа, что

$$A = U\Sigma V^*,$$

где Σ — диагональная матрица с $\sigma_1, \dots, \sigma_r$ на диагонали.

Доказательство. Заметим, что $A^*A \geq 0$ и $(A^*A)^* = A^*A$. Из этого следует, что

$$\exists V : V^*A^*AV = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2), \quad \sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_n \geq 0. \quad (1)$$

Рассмотрим $V_r = [v_1, \dots, v_r]$ и $\Sigma_r = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$, где $\sigma_{r+1} = 0$ (r пока неизвестно).

$$\begin{aligned} V_r^*A^*AV_r &= \Sigma_r^2; \\ (\Sigma_r^{-1}V_r^*A^*) (AV_r\Sigma_r^{-1}) &= I \end{aligned}$$

Получается, что $Av_i = \sigma_i u_i$ при $i \in [1, r]$.

А при $i \in [r+1, n]$ — $Av_i = 0$.

Достраиваем U_r до унитарной U :

$$AV = U \begin{pmatrix} \Sigma_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \Rightarrow U^*AV = \begin{pmatrix} \Sigma_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

Из этого, в частности, следует, что $r = rk(A)$.

□

Замечание:

1. u_i — левые сингулярные векторы;
 v_i — правые сингулярные векторы;
 $\sigma_{r+1} = \dots = \sigma_{\min(m,n)} = 0$ — нулевые сингулярные числа.
2. Сингулярные числа определены однозначно.
3. Сингулярные векторы определяются однозначно с точностью до множителя $C : |C| = 1$ при $\sigma_1 > \dots > \sigma_r > 0$.
- 4.

$$\begin{aligned} \text{Im}(A) &= \langle u_1, \dots, u_r \rangle; \\ \text{Ker}(A) &= \langle v_{r+1}, \dots, v_n \rangle. \end{aligned}$$

5. SVD \rightarrow скелетное разложение:

$$A = U\Sigma V^* = \hat{U}V^*.$$

Переход в другую сторону будет на семинаре.

Теорема 3.2. (Эккорта-Янга-Мирского).

Пусть $k < \text{rk}(A)$ и $A_k = U_k \Sigma_k V_k^*$, тогда

$$\min_{\text{rk}(B) \leq k} \|A - B\| = \|A - A_k\|$$

для любой унитарно инвариантной нормы $\|\cdot\|$, причем $\|A - A_k\|_2 = \sigma_{k+1}$, $\|A - A_k\|_F = \sqrt{\sum_{i=k+1}^r \sigma_i^2}$.

Определение 3.3. Нормы Шаттена:

$$\|A\|_{p, \text{Shatten}} = \left(\sum_{i=1}^r \sigma_i^p \right)^{1/p}, \quad 1 \leq p \leq \infty$$

Нормы Шаттена унитарно инвариантны!

Примеры:

1. $\|\cdot\|_{2, \text{Shatten}} = \|\cdot\|_F$;
2. $\|\cdot\|_{\infty, \text{Shatten}} = \|\cdot\|_2$;
3. $\|\cdot\|_{1, \text{Shatten}} = \|\cdot\|_*$ — ядерная (nuclear) норма.

3.3 Ортопроектор

Определение 3.4. P — ортопроектор на L , если

1. $\text{Im}(P) = L$
2. $P^2 = P$
3. $P^* = P$

Утверждение 3.1.

$$\forall x \in \mathbb{C}^n : Px \perp (I - P)x$$

Доказательство.

$$(Px, (I - P)x) = (x, P^*(I - P)x) = (x, P(I - P)x) = (x, 0) = 0.$$

□

Утверждение 3.2. Если $U \in \mathbb{C}^{n \times k}$, $U^*U = I_k$, то UU^* — ортопроектор на $\langle u_1, \dots, u_k \rangle$.

Ортопроекторы, связанные с SVD.

$$A = U\Sigma V^*, U = [U_r | \hat{U}_r], V = [V_r | \hat{V}_r]$$

$U_r U_r^*$ — ортопроектор на $Im(A)$.

$\hat{V}_r \hat{V}_r^*$ — ортопроектор на $Ker(A)$.

3.4 Простейший рандомизированный алгоритм

Хотим найти $Q \in \mathbb{R}^{m \times r}$ с ортогональными столбцами такую, что для $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$

$$A \approx QQ^T A \quad (\text{если } r = rk(A), Q = U_r, \text{ то точное равенство}).$$

Если мы нашли Q , то

$$Q(Q^T A) = Q(W\Sigma V^T) = U\Sigma V^T \quad \text{— SVD.}$$

Как выбрать Q ?

1. $\Omega = [\omega_1, \dots, \omega_r]$ — случайная матрица;
2. $Y = A \cdot \Omega$;
3. Ортогонализация столбцов Y . Например, с помощью Грамма-Шмидта. (= QR-разложение)

4 Малоранговое приближение матриц — 2

4.1 Скелетная аппроксимация матриц

Посмотрим, какие алгоритмы мы уже рассмотрели.

- `pr.linalg.svd` — $O(mn \min(n, m))$, при $m = n$ — $O(n^3)$. НО! Гарантированная точность для любой матрицы.
- Рандомизированные алгоритмы — $O(mnr)$ из-за умножения на матрицу. Для разреженных матриц сложность ещё меньше. НО! Выигрыш для $r \ll \min(m, n)$; не всегда точно.

Есть ли алгоритм со сложностью $O(\# \text{ эл-в разложения}) = O((m + n)r)$?

Значит, мы не должны использовать все элементы раскладываемой матрицы A .

Скелетное разложение:

$$A = CV^T, \quad C \text{ — базисные столбцы } A;$$

Или:

$A = UR$, R — базисные строки A .

Теорема 4.1. Любая $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ранга r представляется в виде

$$A = C \hat{A}^{-1} R$$

(\hat{A} — любая невырожденная подматрица $r \times r$)

Доказательство. $A = [a_1 \dots a_n]$. Тогда $a_i = C \cdot x_i$. В свою очередь, $\hat{a}_i = \hat{A} x_i$.

$$R = [\hat{a}_1 \dots \hat{a}_n] = \hat{A}[x_1 \dots x_n] \Rightarrow [x_1 \dots x_n] = \hat{A}^{-1} R;$$

$$A = [Cx_1 \dots Cx_n] = C[x_1 \dots x_n] = C \hat{A}^{-1} R.$$

□

Теорема 4.2. Пусть для A существует B ранга r : $\|A - B\|_2 \leq \varepsilon$. Пусть $\hat{A} \in \mathbb{C}^{r \times r}$ — подматрица максимального по модулю определителя. Тогда

$$\left\| A - C \hat{A}^{-1} R \right\|_c \leq (r + 1) \varepsilon$$

Также называют CGR-разложением, CUR-разложением или псевдоскелетной аппроксимацией.

(Дальше по мотивам презы)

Пример — разложение матрицы Гильберта $a_{ij} = 1/(i + j - 1)$.

При $r \approx 15$ ошибка внезапно подскакивает. В чём дело? Матрица \hat{A} оказывается близка к вырожденной, а мы её обращаем.

Для устойчивости необходимо регуляризовать вычисление \hat{A}^{-1} , например, с помощью SVD. Для этого в numpy есть функция `np.linalg.pinv`.

Метод неполной крестовой аппроксимации...

(Преза закончилась)

4.2 ALS алгоритм

(Alternating least squares / Alternating linear scheme)

Рассмотрим $f : \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$. Хотим $f(X) \rightarrow \min_{\text{rank}(X) \leq r}$.

Например, задача о наилучшем приближении ранга r :

$$f(X) = \|A - X\|_F^2;$$

Или задача matrix completion (пример использования — рекомендательная система):

$$f(X) = \|P_\Omega \circ (A - X)\|_F^2, \quad (P_\Omega)_{ij} = (i, j) \in \Omega$$

Можно также $f(X) = \|X\|_*$.

Вернёмся к алгоритму.

$$\min_{\text{rank } X \leq r} f(X) = \min_{U, V} f(UV^T)$$

Алгоритм 1: ALS vanilla

$$U_{k+1} = \arg \min_U f(UV_k^T);$$

$$V_{k+1} = \arg \min_V f(U_{k+1} V^T).$$

У этого алгоритма есть существенные недостатки: вектора одной матрицы начнут расти, а другой — уменьшаться; вектора внутри одной матрицы могут становиться почти линейно зависимыми.

Алгоритм 2: ALS с ортогонализацией

$$\begin{aligned} U &:= \arg \min_U f(U V_k^T); \\ U &= Q_1 R_1 \\ V &:= \arg \min_V f(Q_1 V^T); \\ V &= Q_2 R_2 \\ U_{k+1} &= Q_1 R_2^T; \quad V_{k+1} = Q_2 \end{aligned}$$

Как решать $f(UV^T) \rightarrow \min$, где $U^T V = I$ и $f(X) = \|A - UV^T\|_F^2$:

1. $(A, B)_F = \text{trace}(A^T B)$
2. $\frac{\partial}{\partial X} \text{trace}(XA) = A^T$

Доказательство.

$$\left[\frac{\partial f}{\partial x_{ij}} \right]_{i,j=1}^{m,n} = \frac{\partial f}{\partial X}$$

□

3. $f(UV^T) = \|A - UV^T\|_F^2 = (A - UV^T, A - UV^T)_F = (A, A) - 2(A, UV^T) + (UV^T, UV^T) = (A, A) + \dots$
4. Получаем, что оптимум $V_* = A^T U$, и аналогично $U_* = AV$.

5 Малоранговая аппроксимация многомерных массивов (тензоров)

5.1 Кронекерово произведение

Определение 5.1.

$$A \otimes B = \begin{pmatrix} a_{11}B & \dots & a_{1n}B \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1}B & \dots & a_{mn}B \end{pmatrix}$$

— называется Кронекеровым произведением.

(Если $A \in \mathbb{F}^{m \times n}$, $B \in \mathbb{F}^{p \times q}$, то $A \otimes B \in \mathbb{F}^{mp \times nq}$.)

Утверждение 5.1. .

1. $(A + B) \otimes C = A \otimes C + B \otimes C; \quad A \otimes (B + C) = A \otimes B + A \otimes C;$

2.

$$(A \otimes B)^* = A^* \otimes B^*;$$

3.

$$A \otimes B = (A \otimes I)(I \otimes B) = (I \otimes B)(A \otimes I)$$

4.

$$(AB) \otimes (CD) = (A \otimes C)(B \otimes D)$$

5.

$$(A \otimes B)^{-1} = A^{-1} \otimes B^{-1}$$

Доказательство. .

1. очевидно

2. очевидно

3. доказывается пристальным взглядом:

$$(A \otimes I)(I \otimes B) = \begin{pmatrix} a_{11}I & \dots & a_{1n}I \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1}I & \dots & a_{mn}I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B & & \\ & B & \\ & & \ddots \\ & & & B \end{pmatrix}$$

4. Проверим, что

$$I \otimes CD = (I \otimes C)(I \otimes D); \quad AB \otimes I = (A \otimes I)(B \otimes I).$$

Тогда по 3)

$$AB \otimes CD = (AB \otimes I)(I \otimes CD) = (A \otimes I)(B \otimes I)(I \otimes C)(I \otimes D) = OOF.$$

Снова по 3)

$$OOF = (A \otimes I)(I \otimes C)(B \otimes I)(I \otimes D) = (A \otimes C)(B \otimes D).$$

5. следует из 4).

□

Определение 5.2. $\text{vec}(\cdot) : \mathbb{C}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{C}^{mn}$ действует следующим образом:

$$\text{vec} \left(\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & & \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \right) = \begin{pmatrix} a_{11} \\ \vdots \\ a_{m1} \\ a_{12} \\ \vdots \\ a_{m2} \\ \vdots \\ a_{1n} \\ \vdots \\ a_{mn} \end{pmatrix}$$

В Python — `np.reshape(A, [m + n, 1], order='f')` либо `np.flatten(A, order='f')`.
Пример: $\text{vec}(uv^T) = v \otimes u$.

Утверждение 5.2.

$$\text{vec}(AXB) = B^T \otimes A \cdot \text{vec}(X)$$

Доказательство. Пусть $X = uv^T$.

$$\text{vec}(Auv^T B) = \text{vec}((Au)(B^T v)^T) = (B^T v) \otimes (Au) = (B^T \otimes A)(v \otimes u).$$

Но vec и матричное умножение линейны, а любую матрицу можно представить как сумму матриц ранга 1. \square

Утверждение 5.3.

$$\langle A, B \rangle_F = \text{trace}(A^T B) = \text{vec}(A)^T \text{vec}(B).$$

5.2 Внешнее (тензорное) произведение

Определение 5.3. Для $A \in \mathbb{R}^{n_1 \times \dots \times n_d}$, $B \in \mathbb{R}^{m_1 \times \dots \times m_D}$ тензор $(A \otimes_o B) \in \mathbb{R}^{n_1 \times \dots \times n_d \times m_1 \times \dots \times m_D}$ называется внешним (тензорным) произведением:

$$(A \otimes_o B)_{ij} = A_i B_j \quad (i \in \mathbb{N}^d, j \in \mathbb{N}^D)$$

Пример. $a_{ij} = u_i v_j$; $A = uv^T = u \otimes_o v$; $\text{vec}(u \otimes_o v) = v \otimes_K u$.

Замечание. Мы будем писать \otimes вместо \otimes_o , если из контекста понятно, о чем идёт речь. Иначе будем писать \otimes_o и \otimes_K .

Скелетное разложение:

$$A = UV^T = u_1 \otimes v_1 + \dots + u_r \otimes v_r$$

SVD:

$$A = \sum_{\alpha=1}^r \sigma_{\alpha} u_{\alpha} \otimes v_{\alpha};$$

$$\text{vec } A = V \otimes_K U \text{vec } \Sigma.$$

Обобщим скелетное разложение на большее количество размерностей:

$$a_{ijk} = \sum_{\alpha=1}^R u_{i\alpha} v_{j\alpha} w_{k\alpha};$$

$$A = \sum_{\alpha=1}^R u_{\alpha} \otimes v_{\alpha} \otimes w_{\alpha};$$

$$A = \sum_{\alpha=1}^R \bigotimes_{k=1}^d u_{\alpha}^{(k)} \quad \text{для } A \in \mathbb{R}^{n_1 \times \dots \times n_d}.$$

- Единственность (при некоторых условиях) в отличие от 2D;
- Проблемы при вычислениях.

5.3 Разложение Таккера

$$A = \sum_{\alpha=1}^{R_1} \sum_{\beta=1}^{R_2} \sum_{\gamma=1}^{R_3} g_{\alpha\beta\gamma} u_{\alpha} \otimes v_{\beta} \otimes v_{\gamma}.$$

$G = \{g_{\alpha\beta\gamma}\}_{\alpha,\beta,\gamma=1}^{R_1,R_2,R_3}$ — ядро Таккера;

$$\left. \begin{aligned} U &= [u_1 \dots u_{R_1}] \in \mathbb{C}^{m \times R_1} \\ V &= [v_1 \dots v_{R_2}] \in \mathbb{C}^{n \times R_2} \\ W &= [w_1 \dots w_{R_3}] \in \mathbb{C}^{l \times R_3} \end{aligned} \right\} \text{факторы}$$

Минимальные (R_1, R_2, R_3) — Таккеровский (мультилинейный) ранг.

Также пишут $A = [G; U, V, W]$.

Storage: $n^3 \gg R^3 + 3nR$ при $R \ll n$.

Утверждение 5.4.

$$\text{vec } A = W \otimes_K V \otimes_K U \cdot \text{vec } G.$$

Доказательство. Аналогично похожему док-ву через rank-1 члены. □

Определение 5.4.

$$A_{(1)} = [A[:, :, 0], A[:, :, 1], \dots, A[:, :, -1]]$$

$$A_{(2)} = \text{permute}(A, [1, 0, 2])_{(1)}$$

(В Питоне `permute` — `np.transpose`)

$$A_{(3)} = \text{permute}(A, [2, 0, 1])_{(1)}$$

— $A_{(p)}$ — матрицизация по моде p .

Заметим, что $\text{vec}(A) = \text{vec}(A_{(1)})$. Тогда

$$\text{vec}(A) = \text{vec}(A_{(1)}) = W \otimes V \otimes U \cdot \text{vec}(G) = (W \otimes V) \otimes U \cdot \text{vec}(G_{(1)}) = \text{vec}(UG_{(1)}(W \otimes V))$$

Получаем, что

$$\begin{aligned} A_{(1)} &= \dots \\ A_{(2)} &= \dots \\ A_{(3)} &= WG_{(3)}(V \otimes U)^T \end{aligned}$$

Теорема 5.1. $(R_1, R_2, R_3) = (\text{rank } A_{(1)}, \text{rank } A_{(2)}, \text{rank } A_{(3)})$.

Доказательство. .

1.

$$A_{(1)}$$

2. Пусть $A_{(1)} = U_1 \Sigma_1 V_1^T$ — compact SVD. $U_1 U_1^T A_{(1)} = A_{(1)}$;

$$\text{vec}(A_{(1)}) = \text{vec}(U_1 U_1^T U G_{(1)} (W^T \otimes V^T))$$

Чё так быстро-то (((

□

HOSVD алгоритм.

U_k — r_k левых сингулярных векторов $A_{(k)}$, где $r_k : \|A_{(k)} - U_k U_k^T A_{(k)}\|_F \leq \varepsilon$.

$G = [A, U_1^T, U_2^T, U_3^T]$.

Тогда $A_{HOSVD} = [G, U_1, U_2, U_3]$ и $\|A - A_{HOSVD}\|_F \leq \sqrt{3}\varepsilon$.

6 QR-разложение и метод наименьших квадратов

6.1 QR-разложение

6.1.1 Ортогонализация Грамма-Шмидта

$a_1, \dots, a_n \in \mathbb{C}^m$ — линейно независимы. $A := [a_1, \dots, a_n]$.

Рассмотрим процесс ортогонализации Грамма-Шмидта.

$$\begin{aligned} \tilde{q}_1 &= a_1, & q_1 &= \frac{\tilde{q}_1}{\|\tilde{q}_1\|_2}; \\ \tilde{q}_2 &= a_2 - q_1 q_1^* a_2, & q_2 &= \frac{\tilde{q}_2}{\|\tilde{q}_2\|_2}; \\ \tilde{q}_3 &= a_3 - [q_1 q_2] [q_1 q_2]^* a_3, \dots \\ &\vdots \\ [a_1 a_2 \dots a_n] &= [q_1 q_2 \dots q_n] \begin{bmatrix} \|a_1\|_2 & q_1^* a_2 & \dots & \dots \\ 0 & \|\tilde{q}_2\|_2 & \dots & \dots \\ \vdots & 0 & \dots & \dots \\ \vdots & \vdots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \dots \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Т.е. $A = QR$, где Q — унитарная, а R — верхнетреугольная.

ГШ неустойчив (будет в дз).

6.1.2 Отражения Хаусхолдера

Хотим для любого x найти унитарную U такую, что

$$Ux = \begin{bmatrix} * \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Рассмотрим матрицу $H(v) = I - 2vv^*$, где $\|v\|_2 = 1$. Эта матрица называется матрицей Хаусхолдера. Она унитарна (было в ДЗ 1) и эрмитова (очев).

TODO: график

Утверждение 6.1. $\forall a, b \in \mathbb{C}^n : \|a\|_2 = \|b\|_2 \quad \exists \gamma \in \mathbb{C} : |\gamma| = 1 \quad \wedge \quad \exists v \in \mathbb{C}^n : H(v) \cdot a = \gamma b$.

Доказательство.

$$H(v) \cdot a = \gamma b \Rightarrow a - 2v^*av = \gamma b.$$

Если a коллинеарен b , то $v = \frac{a}{\|a\|_2}$.

Иначе положим

$$v = \frac{a - \gamma b}{\|a - \gamma b\|_2} \quad \text{и} \quad 2v^*av = a - \gamma b.$$

Подставим:

$$\begin{aligned} 2 \frac{(a^* - \bar{\gamma}b^*)a}{\|a - \gamma b\|_2} \cdot \frac{a - \gamma b}{\|a - \gamma b\|_2} &= a - \gamma b; \\ 2(a^*a - \bar{\gamma}b^*a) &= \|a - \gamma b\|_2^2 \quad \left(= \|a\|_2^2 + \|b\|_2^2 - 2\Re(\bar{\gamma}b^*a) \right) \\ -2\bar{\gamma}b^*a &= -2\Re(\bar{\gamma}b^*a); \\ \bar{\gamma}b^*a &\in \mathbb{R}. \end{aligned}$$

Если $b \perp a$, то подойдёт любое $\gamma : |\gamma| = 1$.

Иначе подойдёт $\gamma = \pm \frac{b^*a}{|b^*a|}$. □

Следствие. $\forall a \in \mathbb{C}^n \exists v \in \mathbb{C}^n :$

$$\begin{aligned} H(v)a &= \gamma \begin{bmatrix} \|a\|_2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}, |\gamma| = 1; \\ v &= \frac{a - \gamma \|a\|_2 e_1}{\|a - \gamma \|a\|_2 e_1\|_2}. \end{aligned}$$

Замечание. Т.к. $a - \gamma \|a\|_2 e_1 = (a_1 - \gamma \|a\|_2, a_2, \dots, a_n)^T$, лучше выбрать $\gamma < 0$, т.к. возможно $a_1 \approx \|a\|_2$ и будет вычитание двух близких чисел.

Теорема 6.1. Для любой $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ существуют $Q \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $R \in \mathbb{C}^{m \times n}$ (Q — унитарная, R — верхнетреугольная), что $A = QR$.

Доказательство.

$$A = \begin{bmatrix} * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \\ * & * & * \end{bmatrix} \xrightarrow{H_1} \begin{bmatrix} * & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & * & * \end{bmatrix} \xrightarrow{H_2 = \begin{bmatrix} 1 & \cdot \\ \cdot & \tilde{H}_2 \end{bmatrix}} \begin{bmatrix} * & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & * \end{bmatrix} \xrightarrow{H_3 = \dots} \begin{bmatrix} * & * & * \\ 0 & * & * \\ 0 & 0 & * \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Получаем $H_3 H_2 H_1 A = R$. Но H_i — унитарная и эрмитова, так что $A = (H_1 H_2 H_3) R$. $H_1 H_2 H_3$ — унитарная, что и требовалось. □

Замечания:

1. Доказательство даёт алгоритм построения QR .
2. Если $m \geq n$:

$$A = [Q_1 Q_2] \begin{bmatrix} R_1 \\ 0 \end{bmatrix} = Q_1 R_1 \text{ — thin QR (будет по умолчанию)}$$

Для вычисления thin QR не надо явно считать $H_1 H_2 \dots H_n$. Можно

$$Q_1 = \left(H_1 \left(H_2 \dots \left(H_n \begin{bmatrix} I_n \\ 0 \end{bmatrix} \right) \right) \right)$$

Сложность алгоритма — $2mn^2 - \frac{2}{3}n^3$ (у Грамма-Шмидта — $2mn^2$).

6.1.3 Вращения Гивенса

$G_{ij} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ — матрица вращения. Единичная кроме подматрицы $(i, j)^2$, где имеет вид

$$J(\varphi) = \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}.$$

Заметим, что $J(\varphi)[a_1, a_2]^T = [\alpha, 0]^T$ при правильном подборе $\varphi(a_1, a_2)$.

Тогда алгоритм на основе вращений работает так: в каждом столбце, снизу вверх вращаем значения.

Сложность $3mn - n^3$. Больше, чем у Хаусхолдера, но параллелизуется.

6.2 Метод наименьших квадратов

6.2.1 Полноранговый случай

Пусть $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $m \geq n$, $\text{rank}(A) = n$.

$$\|Ax - b\|_2^2 \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}.$$

Решение: $\nabla J(x) = 2A^T Ax - 2A^T b = 0$; $A^T Ax = A^T b$. Получаем $x = (A^T A)^{-1} A^T b$. Как считать? Не хочется напрямую считать $A^T A$.

Способ вычисления:

1. Через QR.

$$A = QR, A^T A = R^T Q^T QR = R^T R.$$

Получаем $R^T Rx = R^T Q^T b$, сокращаем на R^T .

$$Rx = Q^T b \equiv f.$$

R — верхнетреугольная! Можно решать Гауссом снизу.

Сложность $O(n^2)$.

Итог: $2mn^2 - \frac{2}{3}n^3 + O(n^2)$ flops.

2. Через compact SVD. Сложность будет $2mn^2 + 11n^3$ flops.

$$A = U \Sigma V^T$$

$$A^T A = V \Sigma^2 V^T$$

$$V \Sigma^2 V^T x = V \Sigma U^T b$$

$$x = V \Sigma^{-1} U^T b$$

Сложность через SVD > сложность через QR.

Но SVD может быть полезна, если сингулярные числа маленькие.

6.2.2 $\text{rank } A \leq n$

Теорема 6.2. Пусть $A = U\Sigma V^T$ — полное SVD от A . Тогда

$$x_* = V\Sigma^+ U^T b, \quad \text{где } \Sigma^+ = \begin{bmatrix} \Sigma_r^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Решает поставленную задачу минимизации и x_* имеет минимальную вторую норму среди всех решений.

Доказательство.

$$\|Ax - b\|_2^2 = \|U\Sigma V^T x - b\|_2^2 = \|U^T U \Sigma V^T x - U^T b\|_2^2 = \|\Sigma \alpha - U^T b\|_2^2 = \left\| \begin{bmatrix} \Sigma_r \alpha_r \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} U_r^T b \\ U_\perp^T b \end{bmatrix} \right\|_2^2 = \|\Sigma_r \alpha_r - U_r^T b\|_2^2$$

$\alpha_r = \Sigma_r^{-1} U_r^T b$, α_\perp — любое.

$\|\alpha\|_2^2 = \|x\|_2^2 \Rightarrow \min \text{ норма } x$, если $\alpha_\perp = 0$;

$\Rightarrow x^* = V_r \Sigma_r^{-1} U_r^T b = V \Sigma^+ U^T b$. □

Определение 6.1. $A^+ = V\Sigma^+ U^T$ — псевдообратная матрица.

7 Быстро умножаем векторы на матрицы

7.1 Быстрое преобразование Фурье

((TODO: пропустил начало)))

1.

$$\omega_{2n}^{2pq} = e^{-\frac{2\pi i}{2n} 2pq} = \omega_n^{pq}$$

2.

$$w_{2n}^{2p(n+q)} = w_n^{pq} w_n^{pq}$$

3. ...

$$P_{2n} F_{2n} = \begin{pmatrix} \dots \end{pmatrix}$$

$$F_{2n} X = P_n^{-1} \begin{pmatrix} F_n & 0 \\ 0 & F_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_n & 0 \\ 0 & W_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_n & I_n \\ I_n & -I_n \end{pmatrix} X$$

— если умножать справа налево по ассоциативности, получится быстро: $O(n)$ на шаг рекурсии, рекурсия от вдвое меньшего n . Сложность $O(n \log n)$.

7.2 Циркулянты

Определение 7.1. Матрица называется циркулянт, если её элементы записываются в следующем виде:

$$C = \begin{pmatrix} c_0 & c_{n-1} & c_{n-2} & \dots & c_1 \\ c_1 & c_0 & c_{n-1} & \dots & c_2 \\ c_2 & . & . & . & . \\ \vdots & . & . & . & . \\ c_{n-1} & c_{n-2} & . & \dots & c_0 \end{pmatrix}$$

$y = Cx$ — циклическая свёртка, т.е.

$$y_p = \sum_{q=0}^{n-1} c_{(p-q) \% n} \cdot x_q.$$

Цель: посчитать Cx за $o(n^2)$.

Пусть P — матрица циклического сдвига на 1 (влево? вправо?). Тогда

$$C = c_0 P^0 + c_1 P + c_2 P^2 + \dots + c_{n-1} P^{n-1}.$$

Теорема 7.1. Пусть $C \in \mathbb{C}^{n \times n}$ — циркулянт, тогда

$$C = F_n^{-1} \text{diag}(F_n C) F_n.$$

Доказательство. Покажем, что P_n диагоналізується преобразованием Фурье. Тогда теорема будет доказана.

$$P_n \begin{pmatrix} 1 \\ \bar{\omega}_n^q \\ \bar{\omega}_n^{2q} \\ \vdots \\ \bar{\omega}_n^{(n-1)q} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{\omega}_n^{(n-1)q} \\ 1 \\ \bar{\omega}_n^q \\ \vdots \end{pmatrix} = \bar{\omega}_n^{-q} \begin{pmatrix} \bar{\omega}_n^{nq} \\ \bar{\omega}_n^q \\ \vdots \end{pmatrix}$$

$$P_n = F_n^* \Lambda (F_n^*)^{-1}, \quad \Lambda = \text{diag}(1, \omega_n, \dots, \omega_n^{n-1}).$$

$$\Lambda = \text{diag}(F_n e_1); \Lambda^k = \text{diag}(F_n e_k);$$

$$C = c_0 I + \dots = F_n \text{diag}(F_n C) F_n.$$

□

Из этого следует

Теорема 7.2. дискретная теорема свёртки:

$$Cx = F_n^{-1}((F_n C) \circ (F_n x)).$$

7.3 Двухуровневый циркулянт

Определение 7.2.

$$C = \begin{pmatrix} C_0 & C_{n-1} & \dots & C_1 \\ C_1 & C_0 & \cdot & \vdots \\ \vdots & C_1 & \cdot & \vdots \\ C_{n-1} & \cdot & \cdot & \cdot \end{pmatrix}, C_k \in \mathbb{C}^{m \times m}$$

(C_k — циркулянты)

Теорема 7.3. Пусть $F_n \otimes F_m = F$, тогда

$$Cx = F^{-1} \text{diag}(FC)F.$$

Доказательство.

$$C = I_n \otimes C_0 + P \otimes C_1 + P^2 \otimes C_2 + \dots$$

Далее пользуемся дискретной теоремой свёртки и свойствами Кронекерова произведения. \square

7.4 Матрицы Тёплица

Определение 7.3. Тёплицева матрица —

$$T = t_{i-j}, i, j=1, \dots, n, \quad t_k \in \mathbb{C}.$$

$y = Tx$ или $y_p = \sum_{q=1}^n t_{p-q} x_q$ — дискретная свёртка.

Любую Тёплицеву матрицу $n \times n$ можно вложить в циркулянт $(2n-1) \times (2n-1)$.

Например, для $n = 3$:

$$T = \begin{pmatrix} t_0 & t_{-1} & t_{-2} \\ t_1 & t_0 & t_{-1} \\ t_2 & t_1 & t_0 \end{pmatrix};$$

$$C = \begin{pmatrix} t_0 & t_{-1} & t_{-2} & | & t_2 & t_1 \\ t_1 & t_0 & t_{-1} & | & t_{-2} & t_2 \\ t_2 & t_1 & t_0 & | & t_{-1} & t_{-2} \\ - & - & - & + & - & - \\ t_{-2} & t_2 & t_1 & | & t_0 & t_{-1} \\ t_{-1} & t_{-2} & t_2 & | & t_1 & t_0 \end{pmatrix}.$$

Если дополнить x нулями до x^* , получим $Tx = Cx^*$.

Итого,

Fast matvec: `ifft(fft(c) * fft([x, 0].T))`