МАГОЛЕГО Линейная алгебра в приложениях Семинар 14

Д. И. Пионтковский, И. К. Козлов $(B \mathcal{W} \mathcal{I})$

30 апреля 2021

Литература



Шевцов Г.С.,

Линейная алгебра: теория и прикладные аспекты,

Глава 11. О приближённых методах вычисления собственных значений и собственных векторов,

Метод Якоби

- 🕕 Метод Якоби
- Степенной метод (метод итераций)Пример
- QR алгоритм
- 4 Добавление. QR разложение

Метод вращений:



Линейная алгебра: теория и прикладные аспекты, Глава 11.1 Метод вращений (метод Якоби)

◆ロ → ◆回 → ◆ 車 → 車 り へ ○

Метод Якоби. Для самосопряжённых матриц

$$\bar{A}^T = A$$
.

Меняем матрицу на

$$A \rightarrow \bar{R}^T A R$$
.

Находим в матрице A наибольший по модулю недиагональный элемент a_{ij} . На этот раз матрица

ullet Для arphi формулы те же, но a_{ij} меняется на $|a_{ij}|$:

$$\tan 2\varphi = \frac{2|a_{ij}|}{a_{ii} - a_{jj}}.$$

ullet Угол heta берётся как у a_{ij} :

$$\theta = \arg a_{ii}$$
.

Напомним, что

$$e^{i\theta} = \cos\theta + i\sin\theta.$$

Заметим, что

$$e^{i\theta} = \frac{a_{ij}}{|a_{ii}|}.$$

Задача. Найти собственные векторы и собственные значения методом Якоби.

$$\begin{pmatrix} 3 & 2-i & 0 \\ 2+i & 7 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}.$$

Наибольший по модулю недиагональный элемент

$$a_{12} = 2 - i$$
.

Тогда

$$|a_{12}| = \sqrt{5},$$
 $e^{i\theta} = \frac{2-i}{\sqrt{5}}.$ $a_{11} = 3,$ $a_{33} = 7.$

Находим угол поворота:

$$\tan 2\varphi = \frac{2|a_{ij}|}{a_{ii} - a_{jj}} = \frac{2\sqrt{5}}{3-7} = -\frac{\sqrt{5}}{2}.$$

Поэтому:

$$\cos 2\varphi = \frac{1}{\sqrt{1 + \tan^2 2\varphi}} = \frac{2}{3}.$$

Косинус и синус:

$$\cos\varphi = \sqrt{\frac{1+\cos 2\varphi}{2}} = \sqrt{\frac{5}{6}}, \qquad \sin\varphi = -\sqrt{\frac{1-\cos 2\varphi}{2}} = -\frac{1}{\sqrt{6}}$$

Знак у синуса как у

$$\tan 2\varphi < 0.$$

Итак,

$$\cos \varphi = \sqrt{\frac{5}{6}}, \qquad \sin \varphi = -\frac{1}{\sqrt{6}}, \qquad e^{i\theta} = \frac{2-i}{\sqrt{5}}$$

Матрица поворота:

$$R = \left(\begin{array}{ccc} \sqrt{\frac{5}{6}} & -\frac{2-i}{\sqrt{5}} \left(-\frac{1}{\sqrt{6}} \right) & 0 \\ \frac{2+i}{\sqrt{5}} \left(-\frac{1}{\sqrt{6}} \right) & \sqrt{\frac{5}{6}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{array} \right).$$

Матрица

$$A_1 = \bar{R}^T A R = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}.$$

Ответ:

$$\lambda_1 = 2,$$
 $\lambda_2 = 8,$ $\lambda_3 = 3.$

Собственные векторы

$$v_1 = \begin{pmatrix} \sqrt{\frac{5}{6}} \\ \frac{2+i}{\sqrt{5}} \left(-\frac{1}{\sqrt{6}}\right) \\ 0 \end{pmatrix}, \qquad v_2 = \begin{pmatrix} -\frac{2-i}{\sqrt{5}} \left(-\frac{1}{\sqrt{6}}\right) \\ \sqrt{\frac{5}{6}} \\ 0 \end{pmatrix} \qquad v_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Степенной метод

- 🕕 Метод Якоби
- Степенной метод (метод итераций)Пример
- QR алгоритм
- 4 Добавление. QR разложение

Пусть $A = A^T$.

Методом итераций можно находить собственные значения A.

Наблюдение. Возьмём базис e_i из собственных векторов

$$Ae_i = \lambda_i e_i, \qquad |\lambda_1| \ge |\lambda_2| \ge \dots.$$

Тогда

$$A^{k}(e_{1},\ldots,e_{n})=\left(\lambda_{1}^{k}e_{1},\ldots,\lambda_{n}^{k}e_{n}\right)=\lambda_{1}^{k}\cdot\left(e_{1},\left(\frac{\lambda_{2}}{\lambda_{1}}\right)^{k}e_{2},\ldots,\left(\frac{\lambda_{n}}{\lambda_{1}}\right)^{k}e_{n}\right).$$

$$\left(rac{\lambda_j}{\lambda_1}
ight)^k o 0$$
, если $\left|rac{\lambda_j}{\lambda_1}
ight|<1$.

Пусть $A = A^T$.

Методом итераций можно находить собственные значения A.

Берём произвольный вектор $v^{(0)}$ и находим

$$v^{(k)} = A^k v^{(0)}.$$

• Собственный вектор

$$v^{(k)} = A^{(k)} v^{(0)}$$

при достаточно больших k.

• Собственное значение

$$\lambda = \lim \frac{v_i^{(k)}}{v_i^{(k-1)}}$$

для любого индекса i, где этот предел имеет смысл.

- ullet Если процесс не сходится, поменять стартовый вектор $v^{(0)}$.
- ullet Если векторы $v^{(k)}$ слишком большие домножить их на константу

$$v^{(k)} \rightarrow \alpha_k v^{(k)}$$

(например, нормировать). Константу α_k при вычислении λ учесть (!).



У какой матрицы ранга 1 ненулевое собственное значение λ и собственный вектор ν ? Ответ:

$$X = \lambda \frac{vv^T}{(v,v)}.$$

Действительно,

$$Xu=\lambda v\frac{(v,u)}{(v,v)}.$$

Поэтому

$$\begin{cases} Xv = \lambda v, \\ Xu = 0, \quad (u, v) = 0 \end{cases}$$

Алгоритм нахождения собственных значений:

- lacktriangle Находим наибольшее собственное значение λ и соотв. собств. вектор v.
- Переходим к матрице

$$A - \lambda \frac{vv^T}{(v,v)}$$
.

Замечание. Другой способ — перейти к ортогональному дополнению к ν .

Пример

- 🕕 Метод Якоби
- Степенной метод (метод итераций)Пример
- QR алгоритм
- 4 Добавление. QR разложение

Задача. Методом итераций найти собственные значения

$$A = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 \\ -2 & 5 & 0 \\ 2 & 0 & 7 \end{pmatrix}.$$

Решение-1. См. Jupyter Notebook.

Решение-2 (как на лекции).

Поскольку A- симметричная матрица, ортонормированный базис из собственных векторов

$$Ae_i = \lambda_i e_i, \qquad (e_i, e_j) = \delta_{ij}.$$

Это теорема о приведении квадратичной формы к главным осям.

🚺 Шаг 1. Будем искать собственный вектор вида

$$v_1 = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 1 \end{pmatrix}$$
.

 \forall равнение $Av_1 = \lambda v_1$ принимает вид

$$\begin{cases} 6x_1 - 2x_2 + 2 = \lambda x_1 \\ -2x_1 + 5x_2 = \lambda x_2 \\ 2x_1 + 7 = \lambda. \end{cases}$$

Чтобы решить его методом итераций перепишем его в виде

$$\begin{cases} \lambda^{(k+1)} = 2x_1^{(k)} + 7 \\ x_1^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}} \left(6x_1^{(k)} - 2x_2^{(k)} + 2 \right) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}} \left(-2x_1^{(k)} + 5x_2^{(k)} \right). \end{cases}$$

Методом итераций находим решение

$$\begin{cases} \lambda^{(k+1)} = 2x_1^{(k)} + 7 \\ x_1^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}} \left(6x_1^{(k)} - 2x_2^{(k)} + 2 \right) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}} \left(-2x_1^{(k)} + 5x_2^{(k)} \right). \end{cases}$$

Получаем

$$\lambda_1 = 9, \qquad v_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -\frac{1}{2} \\ 1 \end{pmatrix}.$$

🚺 Шаг 2. Ищем второй базисный вектор

$$v_2 = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}, \qquad Av_2 = \lambda v_2.$$

Собственные векторы ортогональны и мы добавляем условие

$$(v_1, v_2) = 0.$$

Получаем систему

$$\begin{cases} 6x_1 - 2x_2 + 2x_3 = \lambda x_1 \\ -2x_1 + 5x_2 = \lambda x_2 \\ 2x_1 + 7x_3 = \lambda x_3 \\ x_1 - \frac{1}{2}x_2 + x_3 = 0. \end{cases}$$

Из последнего выражения удобно выразить x_2 . Далее решаем методом итераций

$$\begin{cases} x_2 = 2x_1 + 2x_3 \\ \lambda^{(k+1)} = \frac{8x_1^{(k)} + 10x_3^{(k)}}{2x_1^{(k)} + 2x_3^{(k)}} \\ x_1^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}} \left(2x_1^{(k)} - 2x_3^{(k)}\right) \\ x_3^{(k+1)} = \frac{1}{\lambda^{(k)}} \left(2x_1^{(k)} + 7x_3^{(k)}\right). \end{cases}$$

Берём вектор, ортогональный v_1 , скажем

$$v_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix}$$
.

Метод итераций сойдётся к

$$\lambda_2 = 6, \qquad v_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{pmatrix}.$$

Последнее собственное значение находим из условий

$$\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = \operatorname{tr} A$$
.

А собственный вектор из условия

$$(v_1, v_3) = 0,$$
 $(v_2, v_3) = 0.$

Получаем

$$\lambda_3 = 3, \qquad v_3 = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}.$$

QR алгоритм

- 🕕 Метод Якоби
- Степенной метод (метод итераций)Пример
- QR алгоритм
- 4 Добавление. QR разложение

QR-алгоритм нахождения собственных значений матрицы A.

- Полагаем $A_0 = A$.
- На каждом шаге берём *QR* разложение

$$A_k = Q_k R_k$$
.

В качестве следующей матрицы берём

$$A_{k+1} = R_k Q_k.$$

 Собственные числа — диагональные элементы предельной матрицы (если она существует).

Доказатьство сходимости QR-алгоритм в случае, когда выполнены следующие три условия:

- 2 все собственные значения положительны и различны;

можно найти в http://pi.math.cornell.edu/~web6140/TopTenAlgorithms/QRalgorithm.html

Идея доказательства. 1 Пусть

$$A = QR = Q\Lambda Q^T$$
,

где ∧ — диагональная.

💶 Замечаем, что

$$A^k = Q\Lambda^k Q^T = (Q_1 \dots Q_k)(R_k \dots R_1).$$

 \bigcirc Используем LU разложение $Q^T = LU$, получаем:

$$Q\Lambda^k L\Lambda^{-k} = (Q_1 \ldots Q_k)(R_k \ldots R_1) U^{-1} \Lambda^{-k}.$$

- **③** Честно проверяем, что $\Lambda^k L \Lambda^{-k}$ стремится к единичной матрице, поэтому выражение слева стремится к ортогональной матрице Q.
- ① Поскольку QR разложение единственно, $(Q_1 \dots Q_k) \to Q$, в частности, $Q_k \to E$, и $(R_k \dots R_1) U^{-1} \Lambda^{-k} \to E$, откуда и вытекает сходимость

$$A_k = (Q_1 \dots Q_k)^T A(Q_1 \dots Q_k) \to \Lambda.$$

¹Дополнительный материал.

Задача. При помощи QR-алгоритма найти собственные значения матрицы

$$A = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 \\ -2 & 5 & 0 \\ 2 & 0 & 7 \end{pmatrix}.$$

Решение: См. Jupyter Notebook. На шаге 15

$$A_{15} \approx \begin{pmatrix} 8.99999609e + 00 & 3.42548289e - 03 & -6.27225062e - 07 \\ 3.42548289e - 03 & 6.00000390e + 00 & -1.83106304e - 04 \\ -6.27225064e - 07 & -1.83106304e - 04 & 3.00000001e + 00 \end{pmatrix}.$$

Собственные значения

$$\lambda_1 = 9$$
, $\lambda_2 = 6$, $\lambda_3 = 3$.



Добавление. QR разложение

- 🕕 Метод Якоби
- Степенной метод (метод итераций)Пример
- QR алгоритм
- Добавление. QR разложение

Способы нахождения *QR* разложение:

- Метод Грамма-Шмидта.
- Через преобразование Хаусхолдера

$$H_u(x) = x - 2\langle x, u \rangle u.$$

Это отражение относительно гиперплоскости, проходящей через начало координат.

Через повороты Гивенса (вращения в 2-мерном подпространстве).