

МОСКОВСКИЙ АВИАЦИОННЫЙ ИНСТИТУТ (Научно-исследовательский университет)

Институт №8 "Информационные технологии и прикладная математика"

КУРСОВОЙ ПРОЕКТ

по дисциплине:

Численные методы на тему: Сингулярное разложение матриц

> Студент: Рябыкин Алексей Сергеевич Преподаватель: Сластушенский Юрий Викторович Оценка: _

Оглавление

| Постановка задачи | 2 |
|--|----|
| Описание использованных технологий и алгоритма | 3 |
| Листинг | 5 |
| Применение | 7 |
| Выводы | 9 |
| Литература | 10 |
| Приложение | 11 |

Постановка задачи

Cоставить и отладить программу, обеспечивающую сингулярное разложение (SVD - singular value decomposition) матриц. Исходные данные готовятся самостоятельно и вводятся из файла или прямиком из программы.

SVD применяется как для вещественных, так и для комплексных матриц, однако, здесь рассмотрен вариант для вещественных.

Утверждение: \forall вещественной матрицы А $(n \times n)$ \exists матрицы U и V такие, что

$$U^{\mathsf{T}}AV = \Sigma$$
,

где Σ - диагональная матрица с сингулярными значениями на главной диагонали. Исходя из утверждения можем получить формулу сингулярного разложения:

$$A = U \Sigma V^{\mathsf{T}}$$

 V^{\intercal} в случае комплексной природы является эрмитово-сопряженной.

<u>Теорема:</u>(обощенная). Пусть A - произвольная матрица. Существуют такие ортонормированные базисы $\{e^k\}_{k=1}^n \subset \mathbb{C}^n, \{q^k\}_{k=1}^m \subset \mathbb{C}^m$ и положительные числа $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_r, 0 \leq r \leq \min\{m,n\}$, что

$$Ae^k = \begin{cases} \sigma_k q^k, & k \le r \\ 0, & k > r \end{cases}$$

□ Доказательство:

Матрица A*A самосопряжена и неотрицательно определена $\Rightarrow \exists$ орнормированный базис собственных векторов $\{e^k\}_{k=1}^n$ матрицы A*A. Все ее собственные числа неотрицательны.

$$A^*Ae^k = \sigma_k^2 e^k, \qquad k = 1, 2, \dots, n.$$

 $\sigma_k^2 \ge 0, \ \sigma_1 \ge \sigma_2 \ge \ldots \ge \sigma_r > 0, \ \sigma_{r+1} = \ldots = \sigma_n = 0.$ Положим $z^k = Ae^k, \ k = 1, 2, \ldots, r$

$$(z^p, z^q) = (Ae^p, Ae^q) = (A^*Ae^p, e^q) = \delta_p^2(e^p, e^q).$$

Тогда

$$(z^p, z^q) = \begin{cases} 0, & p \neq q, \\ \delta_p^2, & p = q, \Longrightarrow \end{cases}$$

 \Rightarrow

$$q^k = \delta_k^{-1} A e^k, \quad k = 1, 2, r,$$

векторы, образующие ортонормированную систему в \mathbb{C}^m .

Вектора $\{q^k\}_{k=1}^m$ - столбцы матрицы U, $\{e^k\}_{k=1}^n$ - матрицы V

Описание использованных технологий и алгоритма

Среда разработки: Visual Studio

Тип проекта: Консольное приложение (.NetCore)

Модель программирования: .Net Framework 4.7.1

Язык программирования: С#

Алгоритм

Есть два подхода для решения данной задачи: аналитический и численный. Первый базируется на приведении потенциально прямоугольной матрице к квадратной путем умножения на транспонированную к ней и нахождение собственных значений и векторов для найденной квадратной матрицы:

$$A^{\mathsf{T}} \cdot A = (U \cdot \Sigma \cdot V^{\mathsf{T}})^{\mathsf{T}} \cdot (U \cdot \Sigma \cdot V^{\mathsf{T}}) = V \cdot \Sigma V^{\mathsf{T}}$$
$$A \cdot A^{\mathsf{T}} = (U \cdot \Sigma \cdot V^{\mathsf{T}}) \cdot (U \cdot \Sigma^2 \cdot V^{\mathsf{T}})^{\mathsf{T}} = U \cdot \Sigma^2 U^{\mathsf{T}}$$

Из этого следует, что U является матрицей, состоящей из собственных векторов для квадратной матрицы $A\cdot A^\intercal$, V - матрица собственных векторов $A^\intercal\cdot A$. Сингулярные значения исходной матрицы и собственные значения квадратной матрицы соотносятся друг другу $\sigma=\sqrt{\lambda}$

Второй метод:

- 1. Цикл [1, ..., rank(A)]:
- 2. Генерируем Гауссовский вектор $x_i \sim \mathcal{N}(0,1)$;

3.
$$s_i = \frac{\log(\frac{4\log\frac{2n}{\delta}}{\delta})}{2\lambda};$$

4. Цикл [1,...,s]:

$$5. x_i = A^{\mathsf{T}} A x_{i-1};$$

$$6. v_i = \frac{x_i}{||x_i||};$$

7.
$$\sigma_i = ||Av_1||;$$

8.
$$u_i = \frac{Av_1}{\sigma_1};$$

- $A_{j+1} = A_j u_j \sigma_j v_j^{\mathsf{T}}$
- 10. $U.Add(u_i)$
- 11. $V.Add(v_i)$

Листинг

```
public List<Object> SVD()
    List < Object > answer = new List < Object > ();
    int rank A = Rank();
    Tensor A = new Tensor(Rows, Columns);
   A = A + this;
    Tensor U = new Tensor (Rows, rank A);
    Tensor V = new Tensor (Columns, rank A);
    List < double > Sigma = new List < double > ();
    Tensor sigma_t = new Tensor(rank_A, rank_A);
    double varepsilon = 0.01, delta = 0.001, lambda = 2;
    double iter = (int)(Math.Log(4*Math.Log(2*Columns / delta) / (varepsilo
    for (int i = 0; i < rank_A; i++)
        Tensor x0 = new Tensor(random normal(this), Columns, 1);
        Tensor xi_vec = new Tensor();
        Tensor AtA = A. Tranpose();
        AtA = A;
        for (int j = 0; j < iter; j++)
            xi_vec = AtA * x0;
            for (int k = 0; k < x0.Rows; k++)
                x0[k, 0] = xi vec[k, 0];
        Tensor v_i = new Tensor(Columns, 1);
        for (int k = 0; k < Columns; k++)
            V[k, i] = xi_vec[k, 0] / xi_vec.norm_2();
            v i[k, 0] = V[k, i];
        }
        Sigma.Add((A * v i).norm 2());
        Tensor u i = (A * v i) * (1 / Sigma[i]);
        for (int k = 0; k < U.Rows; k++)
            U[k, i] = u_i[k, 0];
        Tensor U i = new Tensor(U.Rows, 1);
```

```
Tensor V_i = new Tensor(V.Rows, 1);
        for (int h = 0; h < U.Rows; h++)
            U_i[h, 0] = U[h, i];
        for (int h = 0; h < V.Rows; h++)
            V i[h, 0] = V[h, i];
        Tensor tmp_tra = new Tensor(V_i.Columns, V_i.Rows);
        tmp_tra = V_i.Tranpose();
        A = A - (U_i * tmp_tra) * Sigma[i];
    answer.Add(U);
    answer. Add(V);
    for (int i = 0; i < rank_A; i++)
        sigma_t[i, i] = Sigma[i];
    answer.Add(sigma t);
    return answer;
}
public List < double > random normal (Tensor A)
    List < double > x = new List < double > ();
    int M = 0; int sigma = 1;
   Random tmp = new Random();
    for (int i = 0; i < A.Columns; i++)
        x.Add(f_normal(tmp.Next(5)));
    return x;
}
public double f normal(double x) =>
    1 / Math.Sqrt(2 * Math.PI) * Math.Exp(-(x * x) / 2);
```

Применение

1. **Полярные разложения.** Пусть A - произвольная квадратная матрица. Сингулярное разложение можно переписать в виде:

$$A = WS, \quad A = TW,$$

где $W=UV^*$ - унитарная матрица, $S=V\Sigma V^*,\ T=U\Sigma U^*$ - самосопряженные неотрицательные матрицы. Формулы для A определяют *полярные разложения* матрицы (левое и правое). Находят применение, например, в механике деформируемого твердого тела.

- 2. **Решение СЛАУ.** Представим вектор b в виде $b = \sum_{k=1}^{m} (b, q^k) q^k$, вектор x будем искать из разложения $x = \sum_{k=1}^{n} \xi_k e^k$. Для определения ξ_k воспользуемся $\xi_k = (b, q^k)/\sigma_k$, $k = 1, 2, \ldots, r$. Следует различать два случая:
 - (a) все числа $\eta_k = (b, q^k), \ k = r+1, r+2, \ldots, m$ нули, тогда

$$x = \sum_{k=1}^{r} \frac{b, q^k}{\delta_k e^k} + \sum_{k=r+1}^{n} \xi_k e^k,$$

где $\xi_k, \ k=r+1,r+2,\ldots,n$ - произвольные числа, есть общее решение системы уравнений.

- (b) если хотя бы одно из чисел η_k отлично от нуля, то система не имеет решений, вектор, определяемый из пункта (a) называют псевдорешением.
- 3. Нахождение псевдообратной матрицы. Псевдообратная матрица A с разложением по сингулярным значениям $A = U\Sigma V^*$ имеет вид

$$M^+ = V\Sigma^+ U^*,$$

где Σ^+ представляет собой псевдообратную матрицу Σ , которая образуется заменой каждого ненулевого диагонального элемента на его обратный элемент и транспонированием получившейся матрицы.

4. Аппроксимация матрицы низкого ранга. Пусть $A \in M_{m,n}$. Требуется построить матрицу $X \in M_{m,n}$, являющуюся наилучшим приближением к A среди всех матриц, ранг которых не превосходит заданного числа. Положим

$$X = \sum_{j=1}^{k} \sigma_j q^j \otimes e^J.$$

Имеем rank(X)=k, причем $A-X=\sum\limits_{j=k+1}^k\sigma_jq^j\otimes e^j\Rightarrow$ максимальное сингулярное число матрицы A-X равно σ_{k+1} . Пусть матрица $Y\in M_{m,n}$ имеет ранг, не превосходящий k. Тогда def(Y) не меньше, чем n-k. $\exists z\neq 0,\ z\in span\{e^1,e^2,\ldots,e^{k+1}\}\cap Ker(Y)$. $|z|=1,\ z=\sum\limits_{j=1}^{k+1}\alpha_je^j$. Имеем

$$((A - Y)^*(A - Y)z, z) = (A^*Az, z) = \sum_{j=1}^{k+1} \sigma_j^2 \alpha_j^2 \ge \sigma_{k+1}^2$$

Максимальное сингулярное число матрицы A-Y не меньше, чем σ_{k+1} . Имеем X как наилучшее приближение к матрице A на множестве всех матриц ранга, не превосходящего заданное число.

- 5. **Сжатие информации.** Матрица X из прошлого пункта осуществляет сжатие информации, содержащейся в матрице A. Если A квадратная матрица, то близость матриц X и A можно охарактеризовать неравенством $\max_{1 \le i,j \le n} |a_{ij} x_{ij}| \le \sigma_{k+1}$
- 6. Шумоподавление.
- 7. Рекомендательные системы.
- 8. Сжатие фотографий.

Выводы

Ознакомился и реализовал численный метод сингулярного разложения матриц. Алгоритмическая сложность реализованного метода: $O(mnk^{\frac{\log(\frac{n}{\varepsilon^{\delta}})}{\lambda}})$ Сингулярное разложение матриц имеет широчайший спектр применения - от сжатия изображений (применимо в искусственном интеллекте, например, сжатие изображений и машинном обучении - рекомендательные системы), до математических и механических преобразований разного рода (нахождение обратных матриц, шумоподавление, аппроксимация матрицами низкого ранга, решение СЛАУ, полярные разложения).

Литература

- 1. Edo Liberty Lecture 7: Singular Value Decomposition;
- 2. Сингулярное разложение матриц;
- 3. Карчевский М.М. Сингулярное разложение матриц;
- 4. Бейлина Л., Карчевский М.М. Numerical Linear Algebra: Theory and Application;
- 5. Вычислительные методы алгебры 3. Сингулярное разложение;
- 6. MIT Lecture (Matrix Methods in Data Analysis);
- 7. Singular value Decomposition;

Приложение

TECT 1. | 1 | 10 | 84 | 61 | 19 | 83 | 17 | 25 | 10 | 67 | 13 | 22 | 17 | 38 | 69 | 76 | 8 | 91 | 28 | 89 | 8 | 47 | 41 | 72 | 31 | 88 | 4 | 86 | 22 | 82 | 55 | 60 | 78 | 73 | 56 8 | 0,13133393650676886 | 0,18727790677960746 | -0,01115644341448643 | 0,4386188426546102 | -0,3876857530428834 | 0,03119592864093635 | 0,-0,16828617811975466 | 0,33135591967080176 | 0,19622756870944648 | -0,04502419826234104 | 0,49006347863425853 | 0,2752549943284635 | 0,0752549943284635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,075254994328635 | 0,07525498897878 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,0741263991643925 | 0,07412639916493925 | 0,0741263991649391649 | 0,07412639916493916493925 | 0,0741263991649391649 | 0,074126399164939164 -0,1570763255224062 | -0,39550237710121067 | 0,2546777849437275 | -0,3128169569882829 | 0,065966060510958123 | -0,01449435171967275 | -0,2032897731115922 | 0,1491061255434279 | -0,207866038380067 | 0,0207837423004932 | 0,13067025274648106 | 0,10362273118393153 | -0,4458454726988926 | 0,16090381713228363 | 0,965669390816361694 | -0,15598439283594476 | 0,22652356319521733 | -0,08409080962275914 | 0,246523563194892042688 | -0,1281167854360894 | -0,25883812029934 | -0,226416022942396 | -0,1263387932717754 | -0,28429415923915433 | 0,17750451126011468 | 0,1554445350633795 | 0,311366049445974 | -0,09727833251568732 | -0,40558879768116773 | -0,4852366082215137 | 0,077287325751232 | 0,04436168221226285 | 0,311366049445974 | -0,09727833251568732 | -0,40558879768116773 | -0,160148259582053 | -0,22673416602323308 | -0,22673416602322308 | -0,160148259582053 | -0,22673416023232308 | -0,160148259582053 | -0,160148259582053 | -0,1264167918806585 | 0,030661945132404608 | 0,0783394033655558 | 0,1568364398646222 | -0,14244672437545575 |

TECT 2.