$\begin{array}{c} \textbf{Computational Physics(A)} \\ \textbf{Assignment 1} \end{array}$

Chon Hei Lo*(罗俊熙)

School of Physics, Peking University

November 5, 2023

注 1: 此作业的解答如无说明,统一使用爱因斯坦求和约定。

1 Problems & Solutions

1.1 数值误差的避免 (15pt)

对 x 从 0 到 100, 以 10 为步长,编写程序,比较、讨论下列三种计算 e^{-x} 的方法:

(a) (5pt) 直接展开法

$$e^{-x} = \sum_{0}^{\infty} \frac{(-1)^n x^n}{n!}.$$
 (1)

(b) (5pt) 递归法

$$e^{-x} = \sum_{n=0}^{\infty} s_n = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(-1)^n x^n}{n!},$$
 (2)

其中 $s_n = -s_{n-1} \frac{x}{n}$ 。

(c) (5pt) 先计算 e^x ,然后求倒数。

Solution: 参考程序 1-1.py,由于 x 十分巨大,因此求和部份只取至第 10 项。其结果如??。由于展开只限于 x=0 附近时成立,对 x 取过大,由于阶乘项和指数项所带来的修正极为巨大,而且需要在 n 取至比 x 大很多才够收敛,因此无论是直接展开还是递归法,都不是个计算 e^x 的好方法。最好还是在对数域进行运算,这样能够保证相对误差是一致的。

^{*}Email: see.looooo@stu.pku.edu.cn; StudentID: 2000012508

x	真实值	直接展开法	递归法	倒数展开法	倒数递归法							
0	1.00e+0	1.00e+0	1.00e+0	1.00e+0	1.00e+0							
10	4.54e-5	-2.77e+1	-2.77e+1	4.56e-5	4.56e-5							
20	2.06e-9	-2.18e+7	-2.18e+7	4.38e-9	4.38e-9							
30	9.36e-14	-5.80e+10	-5.80e+10	4.28e-12	4.28e-12							
40	4.25e-18	-1.52e+13	-1.52e+13	2.41e-14	2.41e-14							
50	1.93e-22	-1.13e+15	-1.13e+15	4.03e-16	4.03e-16							
60	8.76e-27	-3.79e+16	-3.79e+16	1.38e-17	1.38e-17							
70	3.98e-31	-7.35e+17	-7.35e+17	7.83e-19	7.83e-19							
80	1.80e-35	-9.55e+18	-9.55e+18	6.47e-20	6.47e-20							
90	8.19e-40	-9.15e+19	-9.15e+19	7.13e-21	7.13e-21							

Table 1: 不同方法计算 e^{-x} 的结果

1.2 矩阵的模与条件数 (25pt)

考虑一个具体的上三角矩阵 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$,其所有对角元都为 1,而所有的上三角部分矩阵元都是 -1。

- (a) (5pt) 计算矩阵 A 的行列式,说明 A 的确不是奇异矩阵。
- (b) (5pt) 给出矩阵的逆矩阵 A^{-1} 的形式。
- (c) (5pt) 如果我们采用矩阵 p 模的定义,

$$||A||_p = \sup_{x \neq 0} \frac{||Ax||_p}{||x||_p} \tag{3}$$

其中等式右边的模函数 $\|\cdot\|_p$ 是标准定义的矢量 p 模,说明如果取 $p\to\infty$,得到的所谓 ∞ 模为:

$$||A||_{\infty} = \max_{i=1,\dots,n} \sum_{j=1}^{N} |a_{ij}|$$
 (4)

(d) (5pt) 矩阵的模有多种定义方法。一种常用的是 p=2 的欧氏模 $\|\cdot\|_2$ 。我们有一个幺正矩阵 $U\in\mathbb{C}^{n\times n}$,证明:

$$||U||_2 = ||U^{\dagger}||_2 = 1. \tag{5}$$

和证明对于任意的 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 有:

$$||UA||_2 = ||A||_2. (6)$$

因此,如果利用欧氏模来定义条件数, $K_2(A) = K_2(UA)$ 。

- (e) (5pt) 利用这个定义计算上面给出的具体的矩阵的条件数 $K_{\infty}(A) = \|A\|_{\infty} \|A^{-1}\|_{\infty}$ 。 Solution:
- (a) 由于 A 是上三角矩阵, 其行列式可以表示为其对角元之积:

$$|A| = \prod_{i=1}^{n} A_{ii} = 1$$

(b) 用行变换的形式求解,若增广矩阵 [I|A],可以通过行变换成为 [B|I],则 $B = A^{-1}$ 。 具体过程如下:

$$= \dots$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & \dots & 2^{n-4} & 2^{n-3} & 2^{n-2} & 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ & \ddots & & \vdots & & & \ddots & \vdots & \\ & & 1 & 2 & 4 & & 0 & 0 & 0 \\ & & 1 & 1 & 2 & & 1 & 0 & 0 \\ & & & 1 & 1 & & & 1 & 0 \\ & & & & 1 & & & 1 \end{pmatrix}.$$

故可知, A 的逆为:

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 4 & & 2^{n-3} & 2^{n-2} \\ & 1 & 1 & 2 & \dots & 2^{n-4} & 2^{n-3} \\ & & 1 & 1 & & \vdots & & \\ & & & \ddots & 1 & 2 & 4 \\ & & & 1 & 1 & 2 \\ & & & & 1 & 1 \\ & & & & & 1 \end{pmatrix}$$

$$(7)$$

(c) 参考教材的证明方法,在 $||x||_{\infty} = 1$ 的空间上进行证明:

$$\|A\|_{\infty} = \max_{\|x\|_{\infty}=1} \|Ax\|_{\infty}$$

$$= \max_{\|x\|_{\infty}=1} \|\begin{pmatrix} \alpha_1^T \\ \alpha_2^T \\ \alpha_3^T \\ \vdots \\ \alpha_n^T \end{pmatrix}\|_{\infty}$$

$$= \max_{\|x\|_{\infty}=1} \|\begin{pmatrix} \alpha_1^T x \\ \alpha_2^T x \\ \alpha_3^T x \\ \vdots \\ \alpha_n^T x \end{pmatrix}\|_{\infty}$$

$$= \max_{\|x\|_{\infty}=1} \max_{i} (|a_i^T x|)$$

$$= \max_{\|x\|_{\infty}=1} \max_{i} (|\sum_{j}^n a_{ij} x_j|)$$

$$\leq \max_{\|x\|_{\infty}=1} \max_{i} \left(\sum_{j=1}^{n} |a_{ij}x_{j}| \right)$$

$$= \max_{\|x\|_{\infty}=1} \max_{i} \left(\sum_{j=1}^{n} |a_{ij}| |x_{j}| \right)$$

$$\leq \max_{\|x\|_{\infty}=1} \max_{i} \left(\sum_{j=1}^{n} |a_{ij}| \max_{k} |x_{k}| \right)$$

$$= \max_{\|x\|_{\infty}=1} \max_{i} \left(\sum_{j=1}^{n} |a_{ij}| \right) \|x\|_{\infty}$$

$$= \max_{i} \left(\sum_{j=1}^{n} |a_{ij}| \right)$$

$$= \max_{i} \left(\|a_{i}\|_{1} \right)$$

(d) 幺正矩阵的定义为 $UU^{\dagger} = I$, 那么:

$$\begin{split} \left\|U\right\|_2 &= \sup_{x \neq 0} \frac{\left\|Ux\right\|_2}{\left\|x\right\|_2} \\ &= \sup_{x \neq 0} \frac{(Ux)^\dagger Ux}{x^\dagger x} \\ &= \sup_{x \neq 0} \frac{x^\dagger U^\dagger Ux}{x^\dagger x} \\ &= \sup_{x \neq 0} \frac{x^\dagger (U^\dagger U)x}{x^\dagger x} \end{split}$$

同理可证 $\|U^{\dagger}\|_2 = 1$ 。类似地:

$$||UA||_2 = \sup_{x \neq 0} \frac{||UAx||_2}{||x||_2}$$

$$= \sup_{x \neq 0} \frac{(UAx)^{\dagger} UAx}{x^{\dagger} x}$$

$$= \sup_{x \neq 0} \frac{x^{\dagger} A^{\dagger} U^{\dagger} UAx}{x^{\dagger} x}$$

$$= \sup_{x \neq 0} \frac{x^{\dagger} A^{\dagger} (U^{\dagger} U) Ax}{x^{\dagger} x}$$

$$= \sup_{x \neq 0} \frac{x^{\dagger} A^{\dagger} Ax}{x^{\dagger} x}$$

$$= ||A||_2$$

(e) 由于我们已经知道 A 和 A^{-1} 的表达式,因此易知:

$$K(A) = ||A||_{\infty} ||A^{-1}||_{\infty} = 2^{n-1}.$$
 (8)

1.3 Hilbert 矩阵 (30pt)

本题中我们将考虑一个着名的、接近奇异的矩阵, 称为 Hilbert 矩阵。

(a) (5pt) 考虑区间 [0,1] 上的任意函数 f(x),我们试图用一个 (n-1) 次的多项式 $P_n(x) = \sum_{i=1}^n c_i x^{i-1}$ (从而有 n 个待定的系数 c_i) 来近似 f(x)。构建两者之间的差的平方的积:

$$D = \int_0^1 \left[\left(\sum_{i=1}^n c_i x^{i-1} \right) - f(x) \right]^2 dx \tag{9}$$

如果我们要求 D 取极小值,说明各个系数 c_i 所满足的方程为

$$\sum_{i=1}^{n} (H_n)_{ij} c_j = b_i \tag{10}$$

其中 i, j = 1, ..., n。或者简写为矩阵形式: $H_n \mathbf{c} = \mathbf{b}$,其中 $\mathbf{c}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$,而 $H_n \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 就称为 n 阶的 Hilbert 矩阵。给出矩阵 H_n 的矩阵元的表达式和矢量 \mathbf{b} 的表达式 (用包含函数 f(x) 的积分表达)。

- (b) (10pt) 请证明矩阵 H_n 是对称正定的矩阵,即对于任意的 $c \in \mathbb{R}^n$,说明 $c^T \cdot H_n c \ge 0$ 其中等号只有当 c = 0 时会取得。进而运用线性代数的知识论证 Hilbert 矩阵 H_n 是非奇异的。
- (c) (5pt) 虽然矩阵 H_n 是非奇异的,但是它的行列式随着 n 的增加会迅速地减小。事实上,它的行列式竟然有严格的表达式:

$$\begin{cases}
\det(H_n) = \frac{c_n^4}{c_{2n}} \\
c_n = 1! \times 2! \times ... \times (n-1)!
\end{cases}$$
(11)

因此 $\det(H_n)$ 会随着 n 的增加而迅速指数减小。结合上述 $\det(H_n)$ 的表达式,估计出 $\det(H_n), n \leq 10$ 的数值。(提示: 取对数)

(d) (10pt) 由于 Hilbert 矩阵的近奇异性,它具有非常巨大的条件数。因此在求解它的 线性方程时,误差会被放大。为了有所体会,请写两个程序,分别利用 GEM 和 Cholesky 分解来求解线性方程 $H_n x = b$,其中 $b = (1,1,...,1)^T \in \mathbb{R}^n$ 。从小的 n 开始并逐步增加 n (比如说一直到 n = 10),两种方法给出的解有差别吗?如果有,你认为哪一个更为精确呢?简单说明理由。

Solution:

(a) 若要求 D(c) 取最小值,那么则有:

$$\frac{\partial D(\mathbf{c})}{\partial c_i} = 0. \tag{12}$$

代入积分式后, 可以得到

$$\frac{\partial D(\mathbf{c})}{\partial c_i} = \frac{\partial}{\partial c_i} \int_0^1 \left(\sum_{j=1}^n c_j x^{j-1} - f(x) \right)^2 dx$$
$$= \int_0^1 \left(\sum_{j=1}^n c_j x^{j-1} - f(x) \right) x^{i-1} dx = 0$$

整理后可得:

$$\int_0^1 \sum_{j=1}^n c_j x^{i+j-2} dx = \int_0^1 f(x) x^{i-1} dx$$
$$\sum_{j=1}^n \frac{c_j}{i+j-1} = \int_0^1 f(x) x^{i-1} dx$$

定义 $(H_n)_{ij} = \frac{1}{i+j-1}$ 和 $\mathbf{b} = \int_0^1 f(x) x^i dx$,则上式化简为:

$$(H_n)_{ij}c_j = b_i (13)$$

(b) 即证 $\mathbf{c}^T H_n \mathbf{c} > 0$, 其中左式为:

$$\sum_{i,j}^{n} \frac{c_i c_j}{i+j-1} = \sum_{i,j}^{n} \int_0^1 c_i c_j t^{i+j-2} dt$$
$$= \int_0^1 \left(\sum_{i=1}^{n} c_i t^{i-1}\right)^2 dt \ge 0$$

当且仅当 $c_i = 0$ 时,等号成立。

(c) 先对 $\det(H_n)$ 取对数,直接计算不进行进一步近似是因为斯特林公式的误差项会在 c_n 中累积。

$$\ln \det(H_n) = \ln \left(\frac{c_n^4}{c_{2n}}\right)$$
$$= 4\ln(c_n) - \ln(c_{2n})$$

使用 numpy 来进行求解,程式码如下:

import numpy as np

def c(n):

```
def factorial(n):
    return np.prod(np.arange(1, n+1, dtype=np.float64))
out = 1
for i in range(1,n):
    out *= factorial(i)
    return out
for n in range(1, 11):
    print(f"ln det(H_{n})={4*np.log(c(n))-np.log(c(2*n))}")
```

如??, 可见到 H_n 的行列式值下降得十分快。

Table 2: H_n

$\ln H_1 $	$\ln H_2 $	$\ln H_3 $	$\ln H_4 $	$\ln H_5 $	$\ln H_6 $	$\ln H_7 $	$\ln H_8 $	$\ln H_9 $	$\ln H_{10} $
0.00	-2.48	-7.68	-15.62	-26.31	-39.77	-55.99	-74.98	-96.74	-121.26

(d) 程序如 1-4.py,由于输出的内容太多,这里就不列出,1-4.py 文件的最后已经附上其输出。对于 $n \le 10$ 两个方法的输出几乎是一样的,但对于 n = 13,时,两个方法的输出存在一定精度差异,其中 GEM 更为准确(通过计算 $H_n\mathbf{x} - 1$ 得到),原因我认为是因为进行 Cholesky 分解时,多解了次方程组,因此误差的累积更为严重,而对 GEM 分解,是直接进行变换解得的,因此误差更小。

1.4 矩阵与二次型 (15pt)

(a) (5pt) 已知矩阵 B 的形式为:

$$B = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

求解矩阵的特征值和特征向量

(b) (10pt) 将矩阵 B 进行对角化, $B=Q\Sigma Q^T$,其中 $Q^{-1}=Q^T$,写出矩阵 Q,Σ 。对二 次型 $\frac{1}{2}u^TBu=1$,进行作图,画出矩阵 B 的三个特征向量的方向。

Solution:

(a) 使用 λ 多项式求解:

$$\det(B - \lambda I) = \begin{vmatrix} 1 - \lambda & -1 & 0 \\ -1 & 2 - \lambda & -1 \\ 0 & -1 & 1 - \lambda \end{vmatrix}$$
$$= (1 - \lambda) \begin{vmatrix} 2 - \lambda & -1 \\ -1 & 1 - \lambda \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} -1 & 0 \\ -1 & 1 - \lambda \end{vmatrix}$$
$$= (1 - \lambda)(\lambda^2 - 3\lambda)$$
$$= \lambda(1 - \lambda)(\lambda - 3)$$

对 $\lambda = 0$,解 Bx = 0,得到:

$$x_{\lambda=0} = \left(1, 1, 1\right)^T$$

同理可以得到:

$$x_{\lambda=1} = (1, 0, -1)^T, \quad x_{\lambda=3} = (1, -2, 1)^T$$

因此,B 的特征值为 $\lambda_1=0, \lambda_2=1, \lambda_3=3$,对应的特征向量为:

$$x_{\lambda=0} = (1, 1, 1)^T, \quad x_{\lambda=1} = (1, 0, -1)^T, \quad x_{\lambda=3} = (1, -2, 1)^T$$
 (14)

(b) 由于 *B* 是非简并的,因此三个特征向量自然就是正交的,因此可以直接进行归一化:

$$Q^{T} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & -\frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}$$

因此, B 可以表示为:

$$B = Q\Sigma Q^T$$

求出二次型:

$$\frac{1}{2}u^{T}Bu = 1$$

$$\frac{1}{2}u^{T}Q\Sigma Q^{T}u = 1$$

$$\frac{1}{2}(Qu)^{T}\Sigma(Qu) = 1$$

$$1 = \frac{1}{2}(\frac{1}{\sqrt{3}}x - \frac{2}{\sqrt{6}}z)^{2} + \frac{3}{2}(\frac{1}{\sqrt{3}}x - \frac{1}{\sqrt{2}}y + \frac{1}{\sqrt{6}}z)^{2}$$

进行作图, 画出矩阵 B 的三个特征向量的方向, 程式码如 1-4.py, 其结果如??。

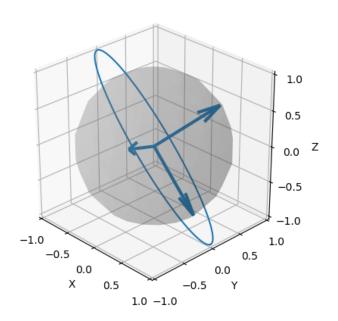


Figure 1: 矩阵 B 的三个特征向量的方向及其二次型

1.5 正定矩阵 (15pt)

对称矩阵 K 如果满足对于任意非零向量 u 都有 $u^T K u > 0$,就被称为"正定"矩阵。

(a) (7pt) 我们根据矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -1 & 1 & & & \\ & -1 & 1 & & \\ & & -1 & 1 & \\ & & & -1 \end{pmatrix}$$

构造

$$K_4 = A^T A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

请证明对于每一个非零向量 u, 都有 $u^T K_4 u = u^T A^T A u > 0$ 。请先说明为什么 $u^T A^T A u \geq 0$,然后说明只能取大于号。

(b) (8pt) 对于哪些 b 的取值,这个矩阵 S 是正定的?对于哪些 b,它是半正定的?它 的主元是什么?

Solution:

(a) $u^T K_4 u$ 满足:

$$u^{T} K_{4} u = u^{T} A^{T} A u$$
$$= (Au)^{T} A u \ge 0$$

当且仅当 Au=0 时,等号成立,即 $u \neq \mathbf{0}$,因此 $u^T K_4 u > 0$ 。

(b) 由正定和半正定的定义,显然 S 的一阶主子式为正,考虑二阶主子式:

$$\det(S) = 8 - b^2$$

当 $-2\sqrt{2} \ge b \ge 2\sqrt{2}$ 时,S 是半正定的;当 $-2\sqrt{2} < b < 2\sqrt{2}$ 时,S 是正定的。

11