计算物理学作业3

朱寅杰 1600017721

3.1 Householder 与 Givens 在 QR 分解中的比较

首先我使用代码实现了这两个算法,源文件分别是Householder.py和Givens.py。

如果使用 Householder 反射法来对一个 $N \times N$ 方阵进行 QR 分解,总共需要乘 (N-1) 次反射矩阵。在第 k+1 次反射时,需要算两次一个长度为 N-k 的矢量的模长(每次计算量为 2N-2k),并作一次归一化 (N-k 次除法)。之后的反射,需要对 $(N-k-1)^2$ 个元素进行操作,每个元素算一次点乘和一次旋转,同时把计算 Q 和 R 的工作都算上,要 10 次计算(可以从我的代码里数出来)。所以总共需要的领头阶计算次数就是 $10N^2-20Nk+10k^2$ 。对 k 求和,得到总的计算次数的领头阶数是 $5/3N^3$ 。

如果使用 Givens 转动的话,总共有 N(N-1)/2 个下三角元要被归零,每个元 a_{ij} 要被归零,就需要对原来矩阵的两列作 Givens 转动。每次转动,需要对 N 个矩阵元进行操作,每个矩阵元是三次计算(两次乘法、一次加减法)。同时计算 Q 和 R,那归零一个 a_{ij} 就需要 12N 次基本计算,于是总的计算次数(领头阶)约为 $6N^3$ 。(另外,在我的代码中,归零 a_{ij} 的顺序是一列一列从左往右来的。如果不按照这个顺序,而按照其他的归零顺序(比如沿着一条条对角线跑),在对 Q 作转动的时候可能可以遇到更多的零元从而减少计算量。但是花费的时间大概也就和原来的算法差一个常数倍数吧。刘川老师有云:为了一个常数倍数的复杂度差别去搞优化是不太值得的,优化的精力要花在算法卡脖子的关键环节上。输出 Q 的操作本不应是算法中很重要的一环,在实际的 QR 迭代中往往都不需要这个过程而是直接乘到矩阵上,所以我也就不去挖空心思搞了。)

对代码进行实际测验,Householder 跑 N=6,12,18 跑 10000 次分别用时 1.36s、6.38s、18.5s,Givens 跑 N=6,12,18 跑 10000 次分别用时约 1.02s、7.59s、24.6s。分别约摸是 $N^{2.4}$ 和 $N^{2.9}$ 。后者的增长率基本符合预期,而前者的增长率(以及两者运算时间绝对大小的比较)和预期的差距还是蛮大的,一方面和机器的优化等因素有关,另一方面不同的运算的时间也是不一样的,其他如内存存取的时间也没有细细考虑在内。还是请教一个信科的同学让他帮忙估计一下比较靠谱啊。

3.2 幂次法求矩阵最大模的本征值和本征矢

对于带有周期性边界条件的微分方程组

$$\ddot{x}_i(t) = x_{i-1}(t) + x_{i+1}(t) - 2x_i(t), x_{i+N}(t) = x_i(t), i = 1, 2, ..., N$$

我们求出其(作为解的基底的)简正模式 $x_i(t) = x_i \exp(-i\omega t)$,其中 $x_i \in \mathbb{C}$,则有

$$-x_{i-1} + 2x_i - x_{i+1} = \omega^2 x_i, i = 1, 2, ..., N$$

于是对 x_i 与 ω 的求解就化为了对一个三对角矩阵 (A_{ij}) 的特征值与特征向量的求解,其中 A_{ij} 的具体形式为

$$A_{ij} = 2\delta_{ij} - \delta_{(i+1) \mod N, j} - \delta_{(i-1) \mod N, j}, \ i, j = 1, 2, ..., N$$

我们接下来使用 Power iteration 的办法求解其最大的特征值与特征向量。Power iteration 具体是说,对于任意一个可对角化且本征值(的模)非简并的系统 A,设其本征值(按模长排列)为 $\lambda_1 > \lambda_2 > ...$,对应的本

征矢量构成一组正交归一的基矢 v_1, v_2, \dots 。现在在空间中任取一个单位矢量 $a_0 = \sum q_i v_i$,其中 $q_i \in \mathbb{C}$,则有 $Aa_0 = \sum \lambda_i q_i v_i$ 。现在我们构造一个迭代:

$$a_0 = \sum q_i v_i, a_{i+1} = \frac{Aa_i}{|Aa_i|}, i = 0, 1, 2, \dots$$

容易知道

$$a_{n} = \frac{\sum \lambda_{i}^{n} q_{i} v_{i}}{\left|\sum \lambda_{i}^{n} q_{i} v_{i}\right|} = \left(\frac{\lambda_{1}}{|\lambda_{1}|}\right)^{n} \frac{q_{1} v_{1} + \sum_{i=2} (\lambda_{i} / \lambda_{1})^{n} q_{i} v_{i}}{\left|q_{1} v_{1} + \sum_{i=2} (\lambda_{i} / \lambda_{1})^{n} q_{i} v_{i}\right|}$$

由于 $|\lambda_1|>|\lambda_2|>\dots$,因此当 $n\to\infty$ 时, a_n 中除了 v_1 上分量外,其他 v_2,v_3,\dots 上的分量均以指数速度趋于零。故而有

$$\lim_{n \to \infty} a_n = \lim_{n \to \infty} \left[\left(\frac{\lambda_1}{|\lambda_1|} \right)^n \frac{q_1}{|q_1|} v_1 \right) \right]$$

忽视掉那个相位因子,我们可以说 $a_\infty=\lim_{n\to\infty}a_n=v_1$,因此我们从任意的矢量开始迭代,最终都能收敛到本征 矢 v_1 (最多相差一个 U(1))。再计算 $a_\infty^\dagger A a_\infty=v_1^\dagger A v_1=\lambda_1$,我们获得了系统最大的本征值。

具体到题中这个一维环形原子链的例子,用上面的迭代算法进行计算(源代码在power_iteration.py),得到的最大本征值为4(双精度范围内为整数),对应的单位本征矢量为 [0.3162277660168382, -0.3162277660168381, 0.316227766016838, -0.3162277660168379, 0.3162277660168378, -0.3162277660168377, 0.3162277660168377, -0.3162277660168378, 0.3162277660168378, 0.3162277660168378],即近似为 $[1,-1,1,-1,1,-1,1,-1,1,-1]/\sqrt{10}$ 。

3.3 关联函数的拟合与数据分析

这道题的所有源代码见cor.py。首先要对数据进行预处理(题目中叫做"对称化")。预处理之后我们获得了函数 C(t), t=0,1,...,32 在 200 次测量下的行为 $C_i(t), i=0,...,199$ 。我们首先通过样本平均估计 C(t) 的中心值,并通过样本方差的平方根来估计每个时间片上 C(t) 的误差。从 t=0 到 t=32 各点的百分误差分别为:

\overline{t}	0	1	2	3	4	5	6	7	8
百分误差	1.58	2.36	5.64	8.30	10.37	11.91	13.12	14.07	14.85
t	9	10	11	12	13	14	15	16	17
百分误差	15.20	15.39	16.01	16.56	17.15	17.79	18.29	18.88	19.43
t	18	19	20	21	22	23	24	25	26
百分误差	19.87	20.10	20.30	20.57	21.04	21.56	22.09	22.42	22.67
t	27	28	29	30	31	32			
百分误差	22.90	23.17	23.48	23.71	24.17	24.48			

然后是分别通过两种方法算有效质量。通过直接做比值的办法,取 $m_{eff} = \log \frac{C(t)}{C(t+1)}$,按每自由度卡方最优拟合出来的平台位置在 [24,27] 处,自由度为 3, $\chi^2/d.o.f = 0.1093$,查表得相应的 p 值为 0.0453。拟合出的粒子质量为1.157 $124\pm0.000\,105$ (误差按 1σ 计,是从输出结果里面截取数据然后拿计算器解的二次方程)。

通过更加精确的 $m_eff=\cosh^{-1}(\frac{C(t+1)+C(t-1)}{2C(t)})$ 的办法,按每自由度卡方最优拟合出来的平台位置在 [25,29] 处,自由度数为 4, $\chi^2/d.o.f=0.08979$,查表得相应的 p 值为 0.0143。拟合出的粒子质量为 $1.157\,100\pm0.000\,109$ (误差也是敲计算器解的方程)

然后算的是两个相关系数咯。 $\rho_{3.4} = 0.95706\pm0.00631$, $\rho_{3.5} = 0.90101\pm0.01621$,

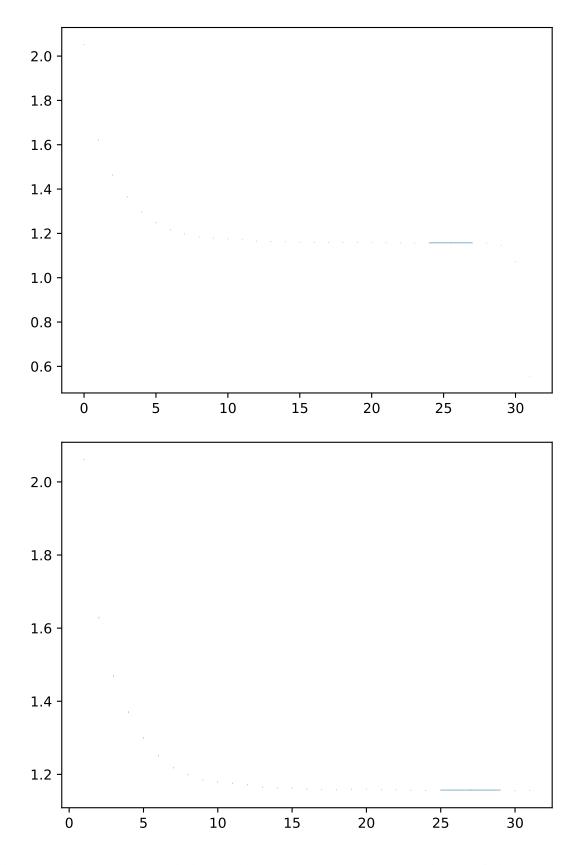


图 1: 横轴是 t,纵轴是 m_{eff} 。如果你发现什么都看不见的话,那就对了,因为 error 实在是太小了,以至于我都不能把数据点画大,不然就都盖住什么都看不见了。上图是用比值法算的 m_{eff} 及其误差,下图是用 arccosh 法算的。卡方拟合的区间和 error bar 也画在图里了(不对,似乎 error bar 也被盖住了。不管它,反正我数字算出来了)。如果你看不见的话,zoom in,zoom in,再 zoom in(我是矢量图我无所畏惧.eps)。如果还是嫌 error bar 看不清的话,就跑一下程序cor.py,看一看输出结果吧。各个点的位置和误差都在上面了。