Potts 模型 实验报告

郑滕飞 2401110060

目录

1	基本定义	2
2	相变温度	2
	2.1 问题描述	2
	2.2 状态转移	2
	2.3 q=3 结果展示	4
	2.4 q = 10 结果展示	
3		8
	3.1 问题描述	
	3.2 磁化强度的改变	8
	3.3 q = 3 结果展示	
	3.4 $q=10$ 结果展示	10
4	相干长度	11
	4.1 问题描述	11
	4.2 平均协方差的估算	11
	4.3 基本效果与改进	12
	4.4 q = 3 结果展示	17
	4.5 q = 10 结果展示	19
5	极限性质	21
0	5.1 问题描述	21
	5.2 小网格分析	21
	5.3 <i>q</i> = 3 结果展示	
	5.4 q = 10 结果展示	23
	-	
6	三维情况	2 5
	6.1 相变温度	25
	6.2 磁化强度	26
	6.3 相干长度	27
	6.4 极限性质	28
Α		30

1 基本定义 2

1 基本定义

对于某 $N \times N$ 的二维网格,其中的一个状态 σ 对应每个格点处给定整数 $\sigma_i = \{1, \ldots, q\}$,称为此格点处的自旋。

定义一个状态的能量为

$$H(\sigma) = -\sum_{\langle i,j \rangle} \delta_{\sigma_i \sigma_j} - h \sum_i \sigma_i$$

这里 $\langle i,j \rangle$ 指在网格的意义下相邻,且采用循环边界条件 (即首末行、首末列相邻)。

给定温度 T, 状态的概率分布为

$$P(\sigma) = \frac{1}{Z} \exp(-\beta H(\sigma)), \quad Z = \sum_{\sigma} \exp(-\beta H(\sigma)), \quad \beta = T^{-1}$$

下方的期望、方差均指在 σ 按 $P(\sigma)$ 分布时的期望与方差。用 $\langle \cdot \rangle$ 表示期望。为了方便构造,取定 q 为 3 或 10 分别讨论。

2 相变温度

2.1 问题描述

假设 h=0,将平均内能

$$u = \frac{U}{N^2}, \quad U = \langle T \rangle$$

与比热

$$u = \frac{c}{N^2}, \quad C = \beta^2 \text{Var}(T) = \beta^2 (\langle T^2 \rangle - \langle T \rangle^2)$$

绘制为 T 的函数,并在 N 充分大时从图像观察发生相变的临界温度 T^* 。

2.2 状态转移

采用 MCMC 方法进行模拟。定义只进行单次翻转的提议概率 $Q(\sigma \to \sigma')$: 当 σ 与 σ' 只有一个分量不同时为 $\frac{1}{N^2(q-1)}$,否则为 0。这里分母上的 q-1 代表该分量的 q 种可能去掉与 σ 相同的情况。

对应的接受概率为

$$A(\sigma \to \sigma') = \min(1, \exp(-\beta(H(\sigma') - H\sigma)))$$

由此可利用向量化构造计算哈密顿量的函数:

H = 0;
H = H - sum(sum(state(:, 1:end-1) == state(:, 2:end)));
H = H - sum(state(:, end) == state(:, 1));
H = H - sum(sum(state(1:end-1, :) == state(2:end, :)));
H = H - sum(state(end, :) == state(1, :));
if h ~= 0
 H = H - h * sum(sum(state));
end

并进行实际计算,在随机决定改变位置 (a,b) 与新的值 next 后,进行转移判定:

```
ori = state(a, b);
Hori = count_H(state, h);
state(a, b) = next;
```

```
H = count_H(state, h);
prob = exp(-(H - Hori) * beta);
u = rand();
if u > prob
    state(a, b) = ori;
    H = Hori;
end
```

由于 $\beta > 0$, 当 $\Delta H < 0$ 时转移不可能发生,由此可直接合并两种情况,无需再比较大小。

然而,测试状态转移的时间可以得到 (这里的函数中只保留了状态转移部分,四个参数为 $N \setminus q \setminus T$ 与模拟次数):

```
>> tic;simulate_u_c(1000, 3, 10, 100);toc;
历时 1.296997 秒。
>> tic;simulate_u_c(10000, 3, 10, 10);toc;
历时 13.381002 秒。
```

这个时间成本是无法接受的,必须选取更好的模拟方法。注意到,每一次改变一个位置时, ΔH 只会受局部影响,因此 ΔH 无需计算完整的 H,由此可得到基本的迭代。

此外,由于本题的过程中仍然需要计算 H,我们在第一次生成时进行完整计算,之后每次将 H 传入,同时迭代后若改变,传出原来的 H 增添 ΔH ,即可实现迭代过程中对 H 的更新。之后对其他量的更新一般也遵循此过程。

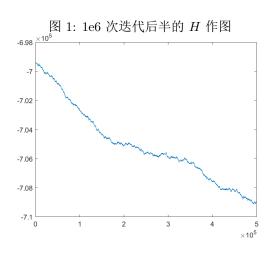
具体来说,我们假设改变的位置是 (a,b),改变前为 o,改变后为 n,则

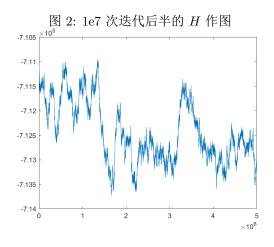
 $\Delta H = \delta_{o\sigma(a-1,b)} + \delta_{o\sigma(a+1,b)} + \delta_{o\sigma(a,b-1)} + \delta_{o\sigma(a,b+1)} - \delta_{n\sigma(a-1,b)} - \delta_{n\sigma(a+1,b)} - \delta_{n\sigma(a,b-1)} - \delta_{n\sigma(a,b+1)} + ho - hn$ 此时时间测试结果为:

```
>> tic;simulate_u_c(1000, 3, 10, 100);toc;
历时 0.035547 秒。
>> tic;simulate_u_c(10000, 3, 10, 10);toc;
历时 1.572770 秒。
```

可以发现大大改进了运行时间,且由于初次需要计算全部,随着转移次数增多,平均时间将更少。

我们进行随机初始化,为了避免初始能量过高的问题,可以将模拟次数的后一半作为抽样结果进行估计。绘制发现,取定 N=1000、q=3、T=10,当抽样次数 1e6 时,后一半的哈密顿量 H 作图如图 1 。



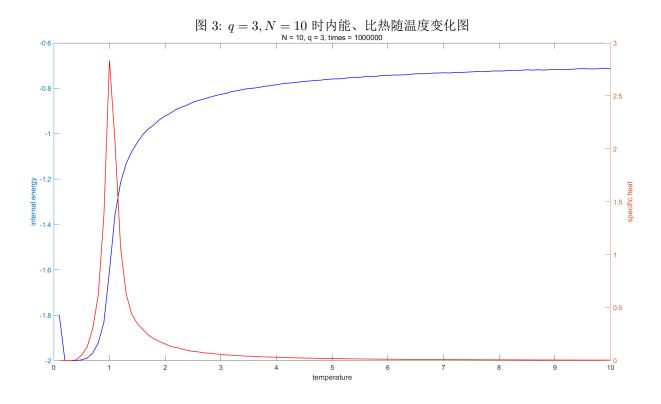


而当抽样次数 1e7 时,后一半的哈密顿量 H 作图如图 2 。

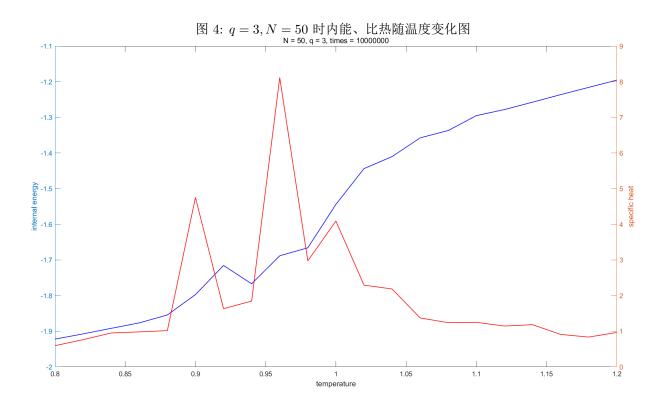
可以发现,1e7 次模拟时,对 N=1000、T=10,H 可以基本稳定。不过,由于温度越低时总能量倾向于越低,下降次数即需要更久,在温度较低时,事实上可以通过从**全部相等**开始进行模拟,以减少稳定需要的模拟次数。此外,网格越小,越容易收敛,因此可从小网格开始估算相变温度,再扩大网格以确认。

2.3 q = 3 结果展示

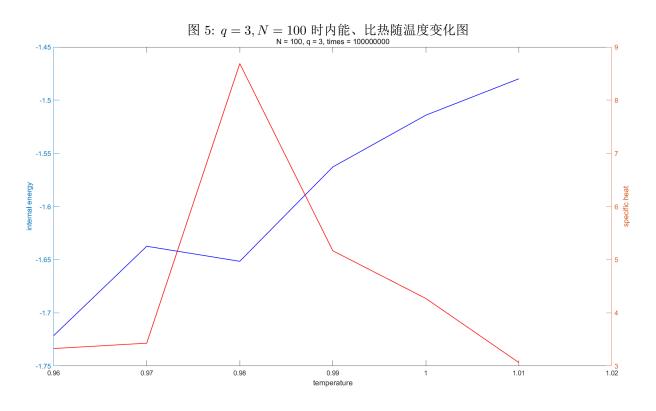
我们将后半程的 H 存储下来,即可在状态转移完成后得到 u 与 c 的估算。在 N=10 时以 0.1 为温度步长在 0.1 到 10 间模拟 1e6 次,结果如图 3 。



可以发现,红线表示的比热在 1 附近存在一个明显的导数不连续,由此相变温度 T_c 在此附近。进一步放大网格并进行测试,考虑 N=50 时,以 0.02 为温度步长在 0.8 到 1.2 间模拟 1e7 次,得到的结果如图 4 。



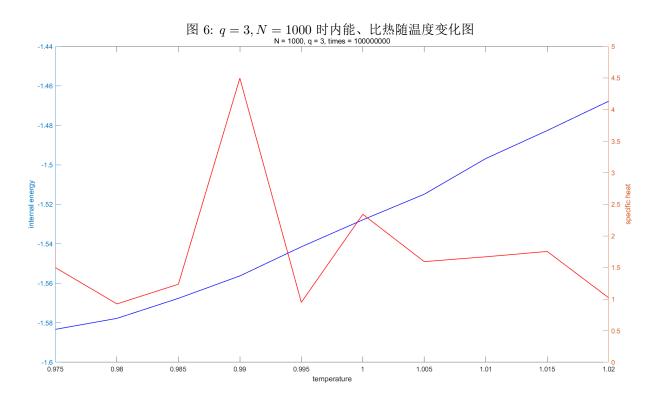
虽然此时收敛并不充分,但已经足以看出所求的临界温度在 0.95 与 1 之间 (取到最大值为 0.96),考虑 N=100 时,以 0.01 为温度步长在 0.96 到 1.01 间模拟 1e8 次,得到的结果如图 5 。



这时可以发现,比热的峰值已经收敛到了0.98附近。结合N=50时在0.96附近的峰值,可以发现

随着网格增大,临界温度是不断增大的。在网格变得更大时,由于个人电脑算力有限,利用现有算法已经 无法 1e8 次内有效收敛。不过,为了进行更精确的测定,我们考虑如下过程:

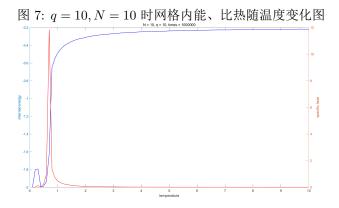
在 T 变化很小时,H 的变化理应相对小,因此状态变化不大。可以对第一个点进行较多迭代,之后的状态转移**以前一次的结果作为初始情况**,用较小的次数迭代得到结果。由此,取 N=1000,首次迭代 5e8 次,之后迭代 1e8 次,以 0.005 为温度步长在 0.97 到 1.02 间模拟,舍弃首次迭代不稳定的 0.97 处数据,得到结果如图 6 。



这时可以发现峰值出现在了 0.99 附近,与理论结果 $\frac{1}{\ln(1+\sqrt{3})} \approx 0.995$ 非常接近。

2.4 q = 10 结果展示

与 q=3 时完全类似,采用 N=10、单点 1e6 次迭代,N=50、单点 1e7 次迭代,N=100、单点 1e8 次迭代三次细分区间估算临界温度,效果如图 7、图 8 与图 9。三张图片的温度区间分别为 0.1 到 10、步长 0.1,0.6 到 0.8、步长 0.01,0.65 到 0.71、步长 0.01。可以发现,随着网格的增大,临界温度从 0.6 附近、0.66 附近推移至了 0.69 附近。



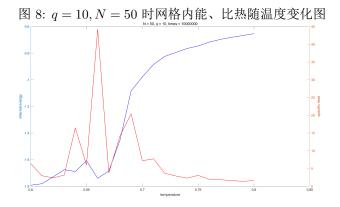
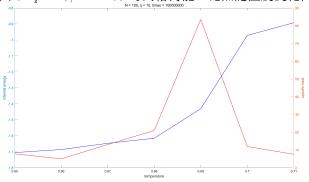


图 9: q = 10, N = 100 时网格内能、比热随温度变化图



最后,试着进行更精确的估计时,若以随机初始化,初始 5e8、此后 1e8 迭代次数的效果如图 10 左侧,说明 q=10,N=1000 时,这与温度越低时随机初始化想收敛所需的次数更多一致,但重新采用全相等初始化后,收敛效果如图 10 右侧,仍然可以发现未收敛。

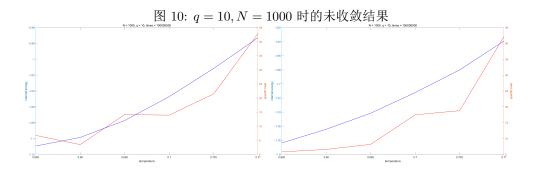
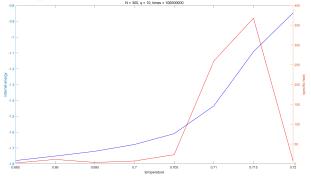


图 11: q = 10, N = 300 时网格内能、比热随温度变化图



3 磁化强度 8

进一步研究可发现,收敛不够充分时,以前一次结果作初始情况的迭代估算的临界温度会向右偏移,符合图 10 ,而考虑到算力因素,最终在 N=300 时进行了数值估算,初始 5e8、此后 1e8 迭代次数时效果如图 11 ,临界温度在 0.71 到 0.715 之间,考虑到向右偏移,结合之前 N=100 时得到的下界 0.69,符合理论结果 $\frac{1}{\ln(1+\sqrt{10})}\approx 0.701$ 。

此外,可以观察到,在 q=3 时,内能在临界温度附近的导数接近连续,而 q=10 时则呈现出导数间断的性态,这与理论结果中 q=3 时为二级相变、q=10 时为一级相变相符合。

3 磁化强度

3.1 问题描述

记磁化强度

$$m = \frac{M}{N^2}, \quad M = \left\langle \sum_i \sigma_i \right\rangle$$

对不同的 h, 估算 M 并将其绘制成 T 的函数。

3.2 磁化强度的改变

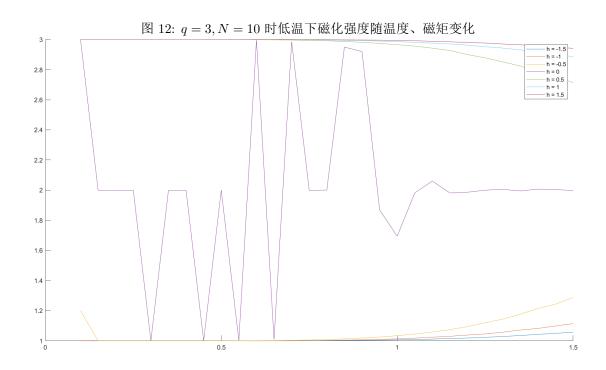
由于 ΔH 的估算同样不依赖前一次的 H, 在估算 m 时,进行状态转移无需再将哈密顿量传入传出,沿用 2.2 的记号,设改变前后 M 的差为 ΔM ,则

$$\Delta M = n - o$$

由此,同样只需计算开始的M,即在迭代中以O(1)更新M。

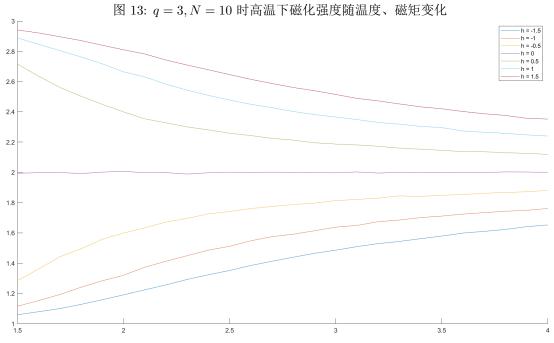
3.3 q = 3 结果展示

为了研究其性质,需要保证充分收敛,因此先考虑 N=10 的情形,每个点迭代 1e6 次,对 h 取定 -1.5 到 1.5、T 取定 0.1 到 1.5 模拟的效果如图 12 。



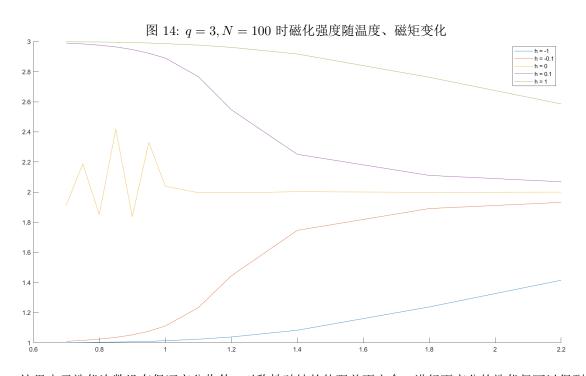
3 磁化强度 9

从中可以发现,在临界温度 (N = 10 时根据之前结果为 0.9 附近) 以下时,当外磁场强度为负时几乎收敛到全部最低磁化态,而外磁场强度为正时几乎全部收敛到最高磁化态。外磁场强度为 0 时,其表现出了对称性自发破缺,既可能趋于全相同的稳定低能态 (事实上也可能在三种自旋数量接近时获得低能态——此时事实上形成了若干个磁畴,每个磁畴中具有同一类的自旋)。随着温度的升高,磁场对能量的贡献减弱,分子热运动对能量的贡献增强,最终趋于平均磁矩为 2 的无序状态。进一步对高温时进行观察,得到的结果如图 13。



可以看到,结果的确符合趋于混乱的预期,与之前理论分析的结果相同。当 N 增大时,结果在形式

上并无区别,取 N=100,每个点迭代 2e7 次,并考虑 h 为 $0、\pm0.1、\pm1$ 的情况,结果如图 14 。



这里由于迭代次数没有保证充分收敛,对称性破缺的体现并不完全,进行更充分的迭代仍可以得到和

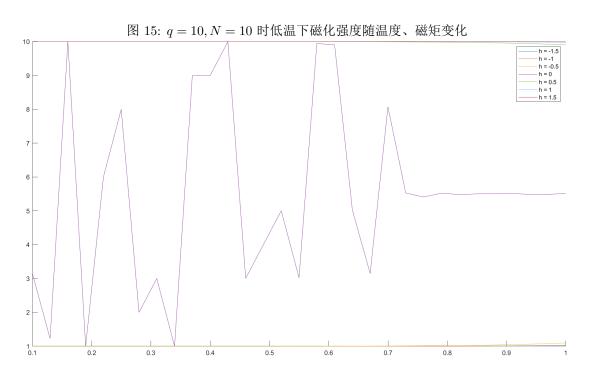
3 磁化强度 10

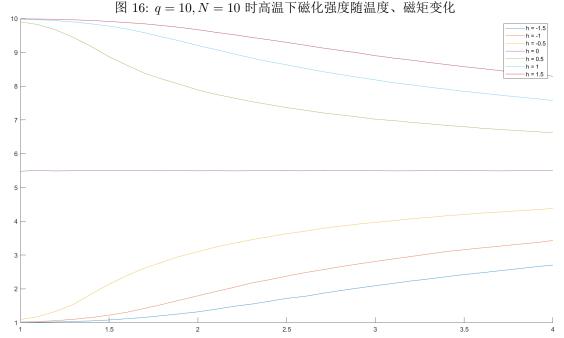
之前相似的结果,与下方 q=10, N=100 的情况类似。

3.4 q = 10 结果展示

17 .

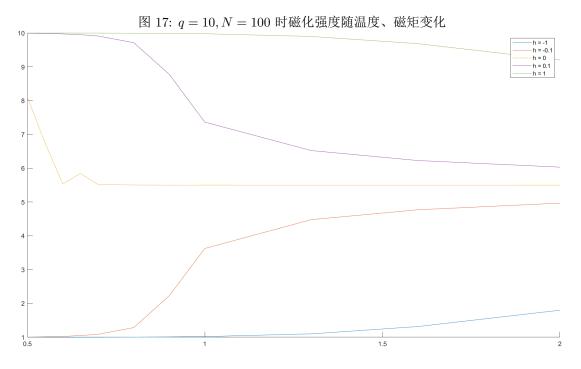
同样先考虑 N=10 的情形,每个点迭代 3e6 次,对 h 取定 -1.5 到 1.5,低温、高温时的模拟效果 如图 15 与图 16 。





考虑 N=100 的情形,每个点迭代 $1\mathrm{e}8$ 次以保证充分,仍考虑 h 为 0、 ±0.1 、 ±1 的情况,效果如图

从图中可以看出,比临界温度低越多时,对称性自发破缺会变得越明显,也越有可能长期平均偏离期



望 5.5。而极限情况,当温度趋于 0 时,只有高能到低能的状态转移,理论上必然趋于全部同为某自旋的最低能态。

4 相干长度

4.1 问题描述

定义协方差 $C(i,j) = \langle \sigma_i \sigma_j \rangle - \langle \sigma_i \rangle \langle \sigma_j \rangle$,则相干长度为距离为 k 的两点的 C(i,j) 衰减至 0 的长度。 具体来说,可估算

$$\Gamma(k) \approx \frac{1}{4N^2} \sum_{i} \sum_{j \in S_i} C(i, j), \quad S_i = \{i \pm (k, 0), i \pm (0, k)\}$$

则 $k \gg 1$ 时应有

$$\Gamma(k) \approx \Gamma_0 \exp(-k/\xi)$$

设 h = 0, 估算 ξ 并将其绘制为 T 的函数。

4.2 平均协方差的估算

首先,注意到 $\ln \Gamma(k) \approx \ln \Gamma_0 - \frac{1}{\xi} k$,只需要对 $\ln \Gamma(k)$ 在 k 较大时进行线性拟合即可从斜率得到 ξ ,因此问题转为对 $\Gamma(k)$ 的估算。

将估算重新写为

$$\Gamma(k) = \frac{1}{4N^2} \sum_{i} \sum_{j \in S_i} \langle \sigma_i \sigma_j \rangle - \frac{1}{4N^2} \sum_{i} \sum_{j \in S_i} \langle \sigma_i \rangle \langle \sigma_j \rangle$$

第一项可以改写为 $(\langle i,j\rangle_k$ 即为 $i \in S_i)$

$$\frac{1}{2N^2} \left\langle \sum_{\langle i,j \rangle_k} \sigma_i \sigma_j \right\rangle$$

设平均中为 P_k , 其有与 H 完全类似的更新过程

$$\Delta P_k = (n - o)(\sigma(a - k, b) + \sigma(a + k, b) + \sigma(a, b - k) + \sigma(a, b + k))$$

然而,第二项并没有好的处理手段,只能在迭代中估计每个 σ_i ——这意味着每次迭代的时间复杂度从 O(1) 回到了 $O(N^2)$,并在迭代结束后计算均值以得到第二项。

此外,由于第二项也可改写为

$$\frac{1}{2N^2} \sum_{\langle i,j \rangle_k} \langle \sigma_i \rangle \langle \sigma_j \rangle$$

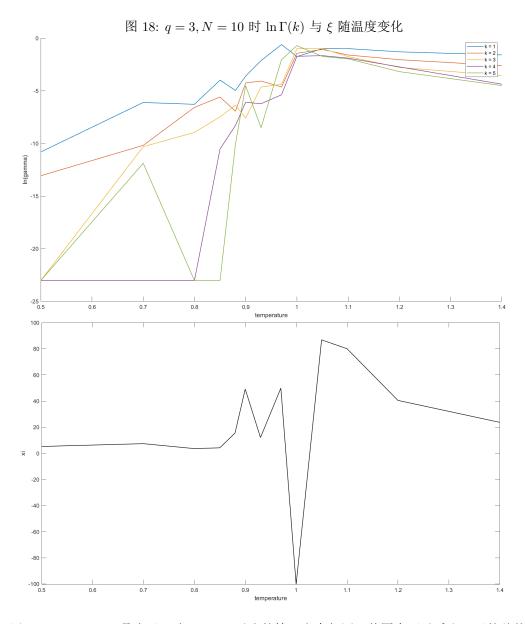
计算所有 $\langle i,j \rangle_k$ 求和的函数可以重复使用。

由于实际计算中的随机性, $\Gamma(k)$ 可能会出现负数,出于数值观察,正数的量级基本不会低于 10^{-7} ,我们将负数视为 10^{-10} 以方便拟合。

4.3 基本效果与改进

先假设 q=3。

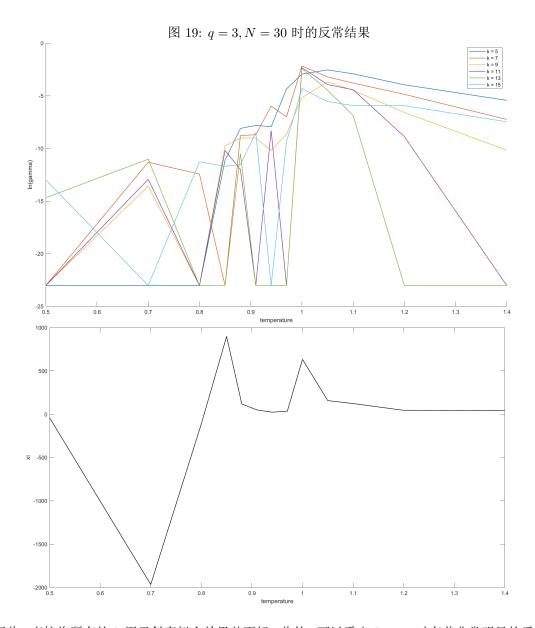
虽然要求 $k \gg 1$,但考虑到算力因素,我们仍然先从简单情况进行分析。对 N=10 的情况在每个点进行 1e6 次模拟,考虑 k=1,2,3,4,5,绘制出 $\Gamma(k)$ 随 T 的变化与拟合的 ξ 随 T 的变化图,如图 18 。



这里取 k = 1, 2, 3, 4, 5 是由于 k = N - k 对应的情况完全相同。从图中可以看出,虽然总体上同一

温度下 $\Gamma(k)$ 随 k 增大而衰减,但会出现一些反常情况,尤其在**临界温度附近**,最终甚至可能出现估算出的 ξ 为负的情况。这是由于临界温度附近 ξ 接近 0,因此一旦反号就会导致巨大的负值出现。

再对 N=30 的情况在每个点进行 1e7 次模拟进一步观察,考虑 k=5,7,9,11,13,15,绘制出 $\Gamma(k)$ 随 T 的变化与拟合的 ξ 随 T 的变化图,如图 19 。



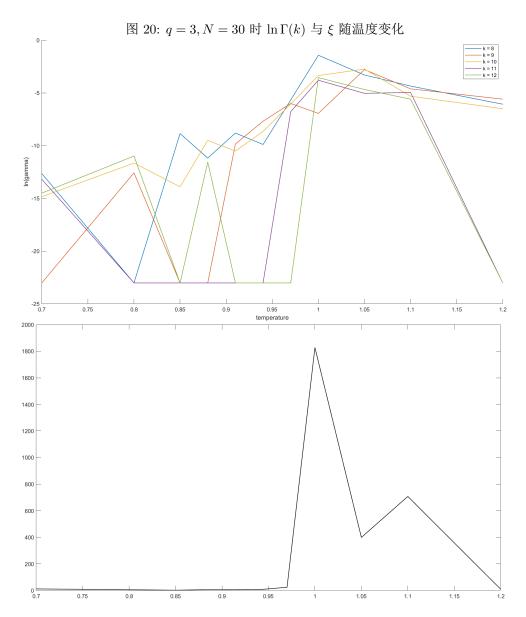
因此,直接将所有的 k 用于斜率拟合效果并不好,此外,可以看出 k=15 时有着非常明显的反常,而 k=5 在低温时也存在一定的反常。

为了分析对于较小的 N 得到的结果,我们记网格大小为 N 时的结果为 $\Gamma_N(k)$ 。一个重要的观察是,由于循环边界条件,考虑将其无限重复放大后,原网格中距离为 k 的点实际也会对应真实网格距离 N-k 的点,因此存在估算

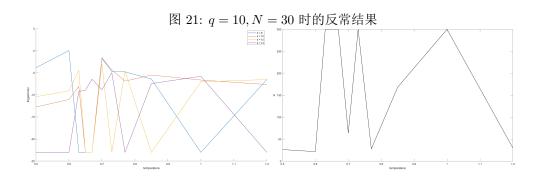
$$\Gamma_N(k) \propto \Gamma(k) + \Gamma(N-k)$$

当 k 与 N-k 相差较大时,最终结果几乎只有 $\Gamma(k)$ 是重要的,由此可以作为估算,但相差较小时,后一项则可能会影响,尤其是 k=N/2 时,由于二者的累计,对应的偏差可能相当大,由此,我们希望 $\Gamma_N(k)$ 能较好估计 $\Gamma(k)$,且拟合出正确的斜率,实际上需要

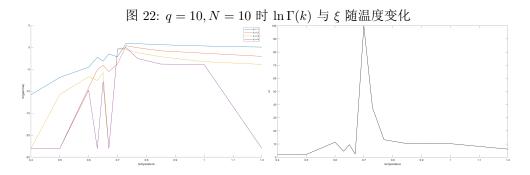
在此估算下,当 N=30 时只能取出更少的 k 进行估算,我们尝试用 k=8,9,10,11,12 估算斜率,此外,尝试直接去除 γ 为负的点 (若去除后过少则保留 k 最大的两个),且之后的绘制中,若 ξ 出现正值,可令其斜率至多为 -1/(10N),从而使 ξ 最大为 10N、最小为 0。进行上述处理后,实际效果如图 20。



可以发现,这时已有较明显的在临界温度附近趋于无穷的效果。可是,这样的算法仍然无法从本质上避免奇异的出现,例如取 N=30、q=10,即使迭代次数充分多,仍然可能出现图 21 这样的奇异情况。

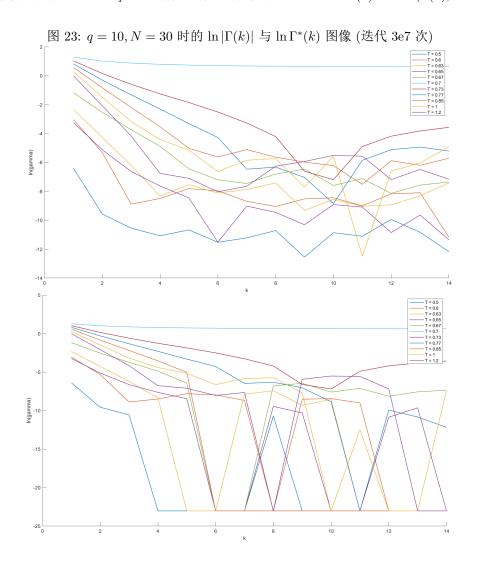


由于几乎每个点处都有变为负数的 $\Gamma(k)$,最终的结果也很难有效。不过,在网络取更小的 N=10 时,算法却能得到较漂亮的收敛结果,如图 22,

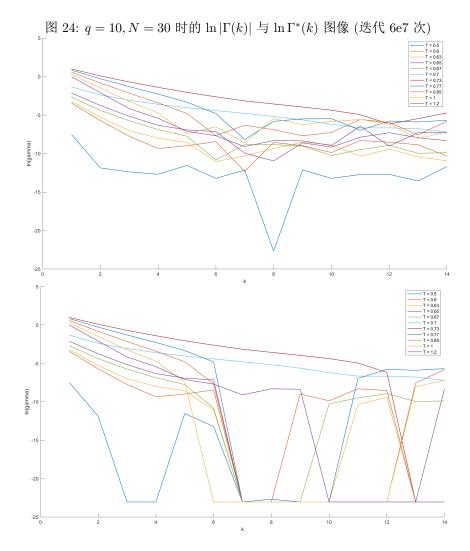


分析其原因,在网格变大时,会存在更多相对低能量的稳定态 (互相之间到达概率较低,且每个态回到自己的概率相对高),但这些稳定态附近的方差数值可能不同。由此,我们尝试在一次迭代中同时估计所有需要的 $\Gamma(k)$ 以获得更好的效果。

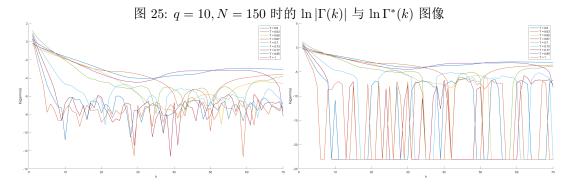
然而,实际实验可以发现,采用上述方法确实大大加快了迭代速度,但并未对结果的收敛性造成改进。为了研究为何会出现如此多负值,尝试以 k 为横坐标、 $\ln \Gamma$ 为纵坐标在不同 T 下绘图,观察趋势。对一直无法得到好结果的 N=30、q=10 情况,作出的图如图 23 ,这里 $\Gamma^*(k)=\max(\Gamma(k),10^{-10})$ 。



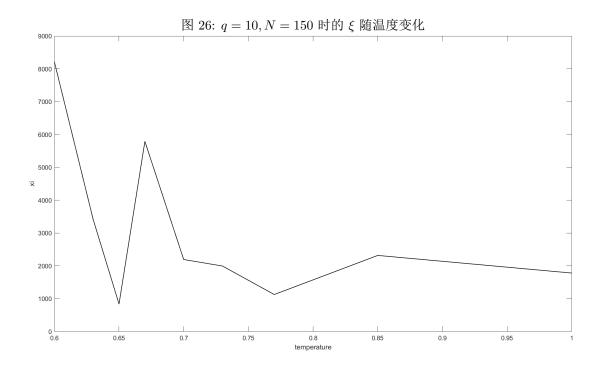
可以发现,取绝对值进行数据处理的效果会明显好于直接进行截断。然而,恰恰是 k 较大时,无法看出下降趋势,只在 k 取 6 时有较清晰的下降。考虑将迭代次数进一步增加,则效果如图 24 。



随着迭代次数的增大,计算结果的确更加符合了线性的性质,且在临界温度附近明显斜率偏低,然而,当 k 接近 14 时,所有的曲线仍然趋于平缓。进一步放大网格并充分迭代后,效果如图 25 。



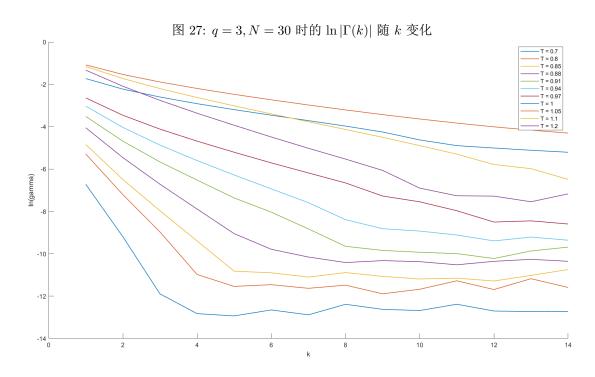
可以发现,在 $1 \ll 2k \ll N$ 满足时,确实展现出了总体下降的性质,但由于振荡过多,这样的下降很难用数值刻画。由此,想到多次模拟进行平均以消除振荡。将上述结果去除负值后进行线性拟合,得到效果如图 26。除了 T=0.6时的反常外,图像的基本性质是得到了保证的。



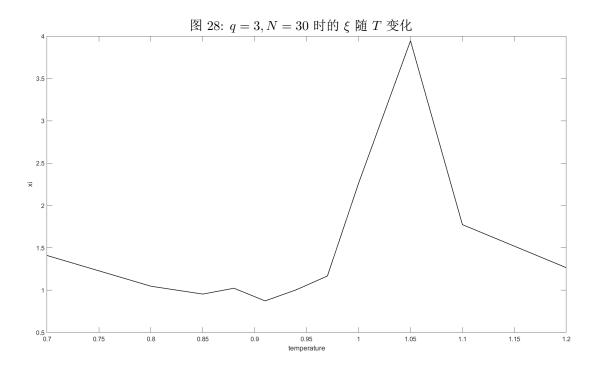
进一步观察,T=0.6时的反常事实上源于这里将 k 从 1 到 70 都进行了拟合,取定合适的范围后,可以进行更好的拟合。出于上述结果,最终在每个点处多次模拟以消除振荡,并对模拟结果的负值进行不同的处理,寻找效果较好的 ξ 的模拟。此外,检查代码发现之前线性拟合处出现了倍数问题,导致 ξ 的量级出现了误差,这在下方的结果展示中已修复。

4.4 q = 3 结果展示

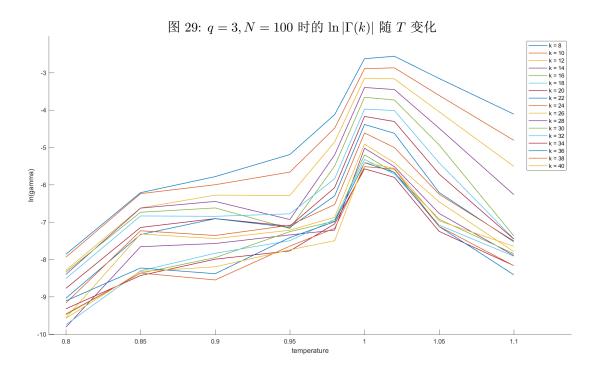
在 N=30 时,对 $k=1,\ldots,14$,在每个温度处进行 20 次模拟。取每个点的 $\ln |\Gamma(k)|$ 并平均后作图,效果如图 27 。



观察不发生反常的部分,对 k=1,4,7,10,13 进行线性拟合 (拟合时利用 $\ln\Gamma*(k)$),得到效果如图 28。

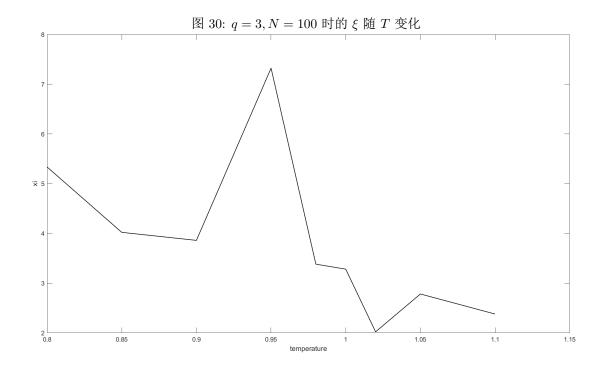


可以明显从图中看出 0.98 到 1.05 之间存在 ξ 的极大点,符合理论上的临界温度结果。 在更大的网格中,N=100 时,对 k 为 8 到 40 中的偶数,在每个温度处进行 20 次充分模拟。取每个点的 $\ln |\Gamma(k)|$ 并平均后作图,这次按 T 作图,效果如图 29 。



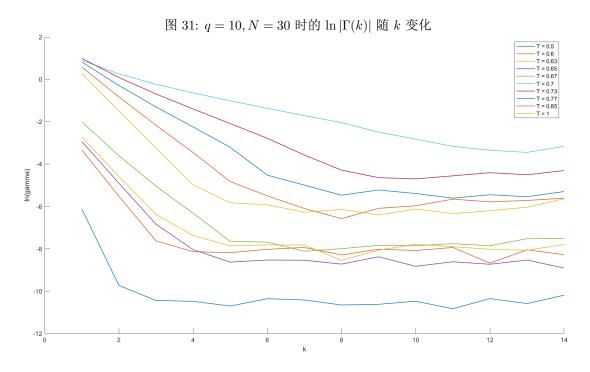
观察不反常的部分,对 k=16,26,32,36 进行线性拟合,得到效果如图 30 。此时仍可发现临界温度附近的尖峰,符合理论结果。此外,在边界处估算的 ξ 会有一定幅度的上升,这在 T=3 与 T=10 时均可观察到,观察 $\ln |\Gamma(k)|$ 随 T 变化的图片,可以猜测是由于离临界温度相对远,偏小偏大的 k 的反常都

更加明显。事实上,在较大处 $\ln \Gamma^*(k)$ 的变化反而更加良好,这也是为什么拟合时采用 Γ^* 而非 $|\Gamma|$ 。



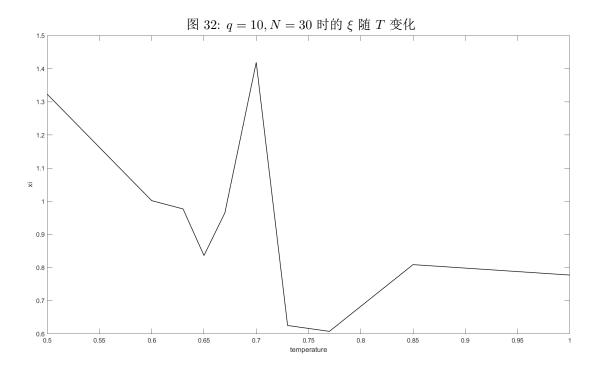
4.5 q = 10 结果展示

在 N=30 时,对 $k=1,\ldots,14$,在每个温度处进行 30 次模拟 (q=10 时反常情况更容易出现,需要更多模拟次数)。取每个点的 $\ln |\Gamma(k)|$ 并平均后作图,效果如图 31 。

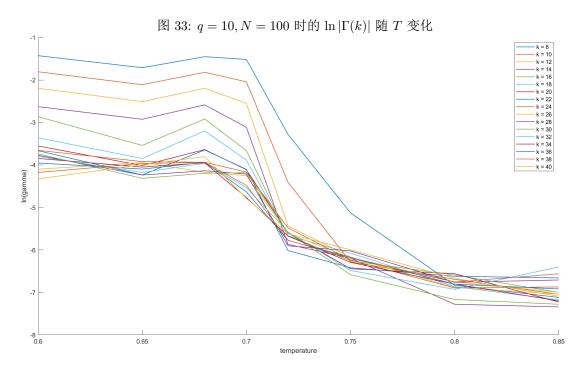


从图中可以更加明显地看出,当 T 偏低时,整体过低,导致难观察到随 k 增大的下降,而 T 偏高时整体则也在高位,只有 T 接近临界温度时才能看出直观的下降关系。并且,总体来说**从右侧接近临界温度时效果更好**,这可能与之前观察到的自发对称性破缺导致的极端情况有关。

由此,取 k=2,7,10,12,拟合作图如图 32,即有奇异点 0.5 以外直观的尖峰。由于高低温时反常现象出现增多,下面去掉低于 0.6 或高于 0.9 的点,以精细进行最终拟合。



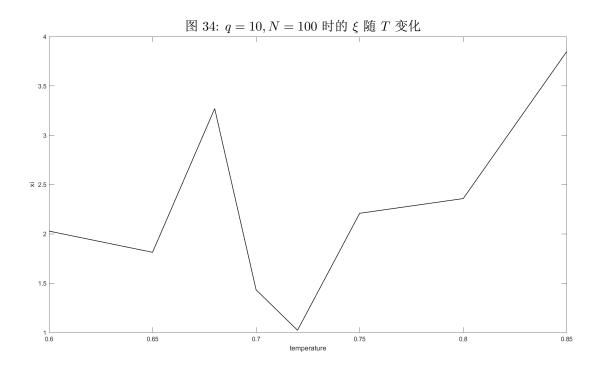
放大网格,在 N=100 时,对 k 为 8 到 40 中的偶数,在每个温度处进行 30 次充分模拟。取每个点的 $\ln |\Gamma(k)|$ 并平均后作图,并按 T 作图,效果如图 33 。



注意到,在 T=0.85 时情况过于反常,几乎已经无法正常拟合,于是还是采用 $\ln \Gamma^*(k)$ 作为最终拟合。而由于其他点处有着相对更好的线性性,取 k 为 8 到 20 中的偶数 (测试可发现,当 k 取得更大时,高温处的反常更加明显),拟合效果如图 34 。

排除 0.85 处由于离临界温度较远而产生的异常,这的确展现出了临界温度附近趋于无穷的性态。

5 极限性质 21



5 极限性质

5.1 问题描述

在临界温度 T^* 附近, 比热 c 与相干长度 ξ 变化为

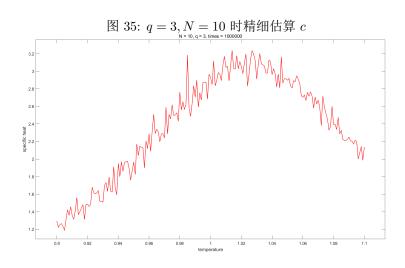
$$c \approx c_0 \epsilon^{-\gamma}, \quad \xi \approx \xi_0 \epsilon^{-\delta}, \quad \epsilon = \frac{|T - T^*|}{T^*}$$

拟合并估算临界指数 γ 与 δ 。

5.2 小网格分析

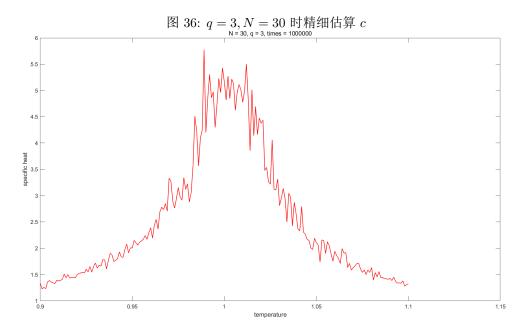
由于大网格需要的模拟时间非常久,我们先对小网格的情况进行观察与拟合,观察随网格增大时临界指数的变化,再确定如何在大网格中进行拟合。先取定 q=3。

q=3 时,采用 N=10 的网格,在 0.9 到 1.1 以 0.001 为步长,每个点模拟 5 次并取平均,得到的 热容如图 35 。



5 极限性质 22

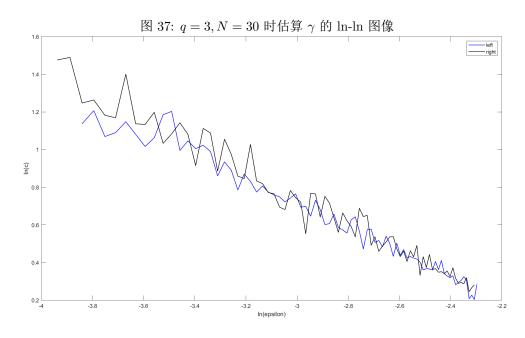
由此,在网格过小时几乎无法看出临界温度附近趋于无穷的性态。考虑将网格放大到 N=30,同样进行上述步长与模拟次数的精细平均,得到的热容如图 36 。



此时已经能观察到临界温度附近出现的指数爆炸 (过于靠近临界温度时则反而可能出现数值偏差大引起的不准确),而由于实际测试中的振荡,在更大网格考虑时稳定收敛需要的运算时间过多,因此以 N=30 的网格大小作为最终估算。

5.3 q = 3 结果展示

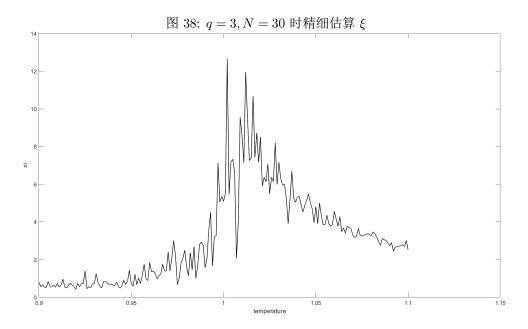
在图 36 中,将 1 左右两侧的最大值平均值作为临界温度,在适当范围内计算 $\ln \varepsilon$ 与 $\ln c$,作图效果 如图 37 。



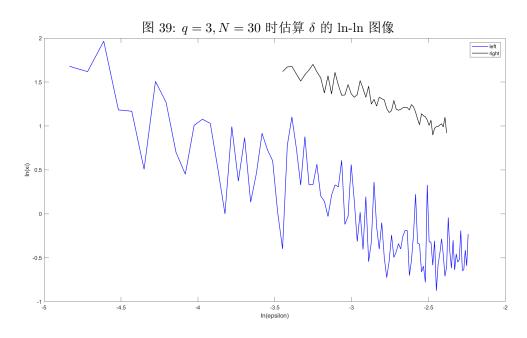
线性拟合可发现左侧、右侧对应的斜率分别为-0.6380 与-0.7007,取均值的相反数 0.67 作为 γ 的估算。

5 极限性质 23

对 δ , 以 k = 4, 6, 8, 10 估算 ξ , 作图如图 38。



将 1.01 左右两侧的最大值平均值作为临界温度,在适当范围内计算 $\ln \varepsilon$ 与 $\ln \xi$,作图效果如图 39 。

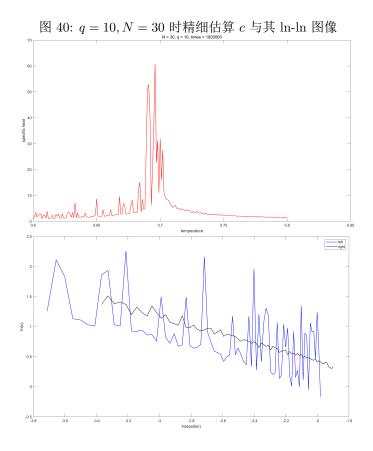


线性拟合可发现左侧、右侧对应的斜率分别为-0.7898 与-0.6630,由于右侧较稳定,取右侧的相反数 0.66 作为 δ 的估算。

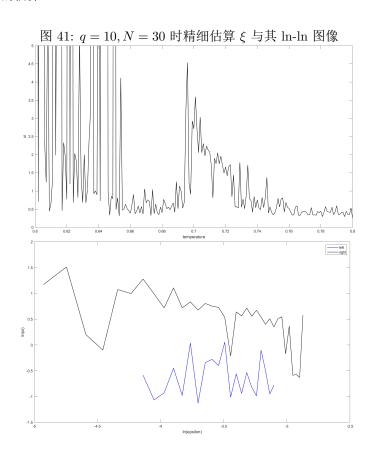
5.4 q = 10 结果展示

与 q=3 时类似,在 0.6 到 0.8 之间进行 0.001 为步长的精细估算。在 N=30 的网格上研究对应的量。此时热容作图如图 40 左。将 0.7 附近的两极大值平均值作为临界温度,在适当范围内计算 $\ln \varepsilon$ 与 $\ln c$,作图效果如图 40 右。

由于 q=10 时临界温度以下对称性自发破缺的状态可能更多,结果往往不稳定,因此左侧逼近的效果远没有右侧逼近好,因此接下来的估算一般都在临界温度右侧进行。



线性拟合可发现左侧、右侧对应的斜率分别为-0.5730 与-0.7486,由于右侧线性性态较好,以右侧的相反数 0.75 作为 γ 的估算。



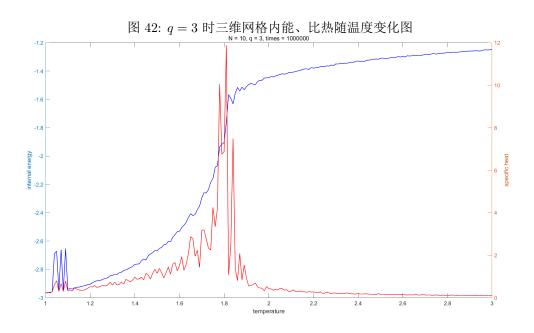
对 δ , 以 k=4,6,8 估算 ξ , 作图如图 41 左。由于临界温度以下过于奇异无法观察,将 0.69 作为临界温度,在适当范围内计算 $\ln \varepsilon$ 与 $\ln \xi$, 作图效果如图 41 右。此时左侧已经失去了线性的参考价值,线性拟合右侧可得对应的斜率为-0.5142,取相反数 0.51 作为 δ 的估算。

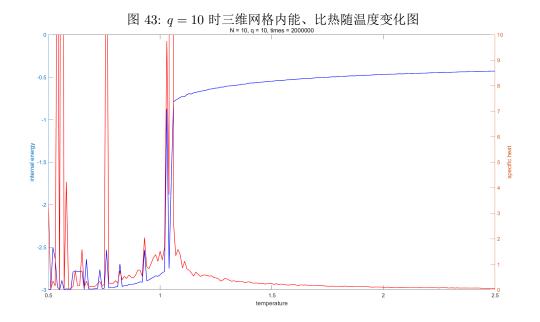
6 三维情况

出于算力原因,三维情况无法在大网格中进行实验,因此所有的模拟**仅针对小网格时测试代码正确性**。 下方均取定 N=10,不对 $N\to\infty$ 的情况估算。

6.1 相变温度

在 q=3、q=10 时内能、比热作图效果如图 42 与图 43。

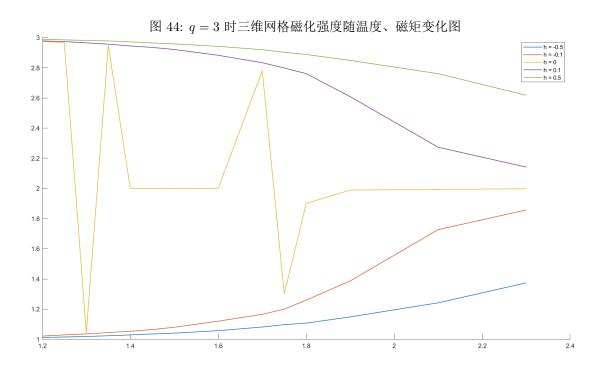


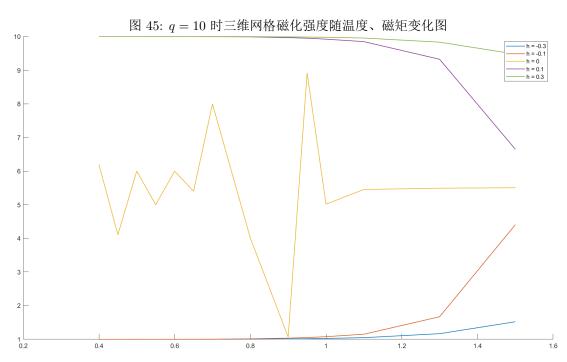


可以发现,q=3 时临界温度在 1.75 到 1.8 附近,周围的比热 (尤其低温处) 呈现了较好的指数性态,而 q=10 时临界温度在 1.05 附近,临界温度左侧有个别奇异点,而右侧则呈现了较好的指数性态。

6.2 磁化强度

在 q=3、q=10 时磁化强度随 T 与 h 变化作图效果如图 44 与图 45。

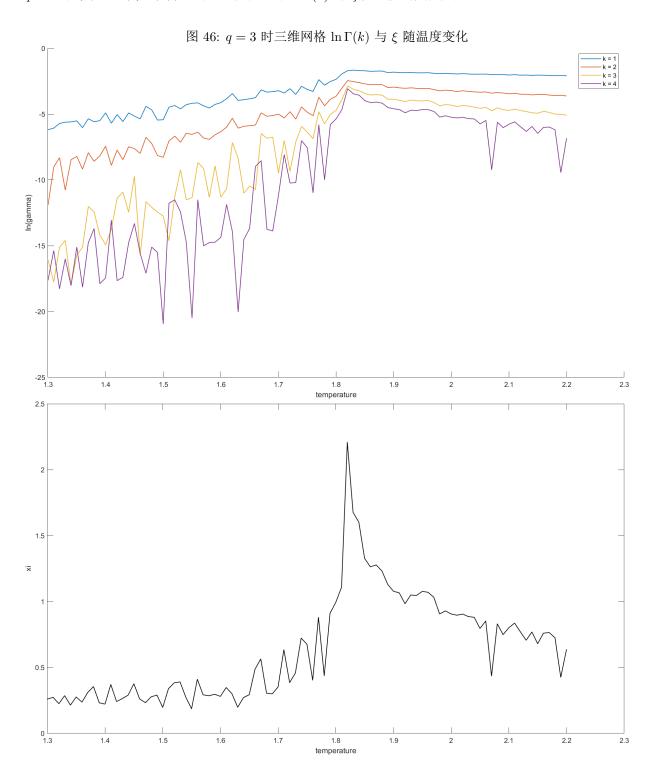




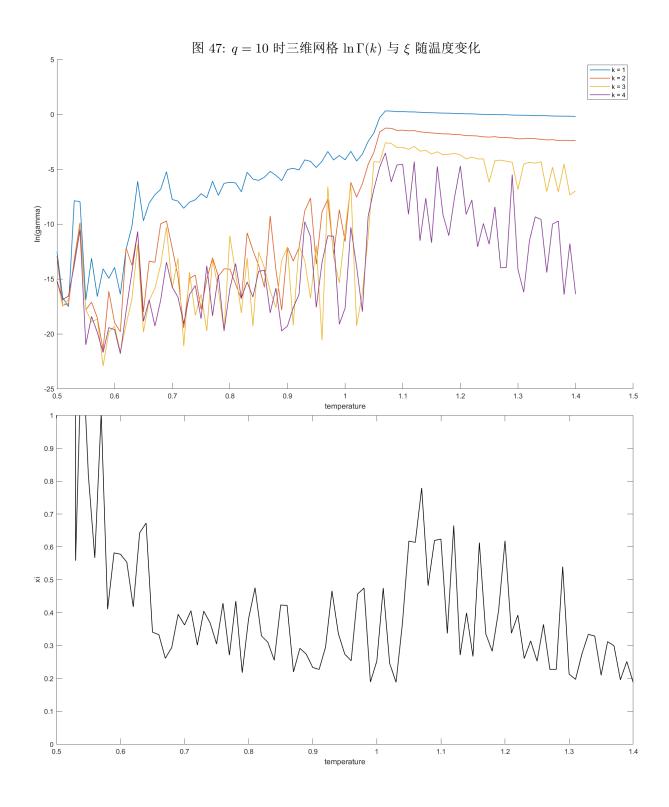
与二维时的观察完全相同,低于临界温度时出现了对称性自发破缺,而高于临界温度时分子热运动能量逐渐占据主要,磁矩的影响降低。此外,q=10时由于分子磁化强度的影响幅度更大,需要更高的温度才能让相同磁矩下更接近混乱状态。

6.3 相干长度

在小网格时,相干长度的刻画较为困难,这里作出 k=1,2,3,4 时的情况,以此进行简单的估算。在 q=3 时每个点迭代 5 次并平均,可发现此时 $\ln\Gamma(k)$ 与 ξ 随温度的变化如图 46 。



在临界温度的右侧,较之左侧表现出了更好的指数性态,这也与之前的观察结果完全相符。在 q=10 时每个点迭代 8 次并平均,可发现此时 $\ln \Gamma(k)$ 与 ξ 随温度的变化如图 47。由于此处 ξ 并不稳定,之后 忽略 k=4,以 k=1,2,3 的数据作为最终估算。

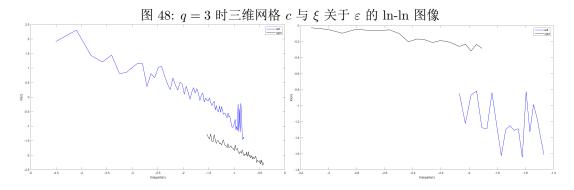


其效果与 q=3 的情况基本一致,但在低于临界温度时可能反常,高温时也不如 q=3 稳定,符合之前的分析。

6.4 极限性质

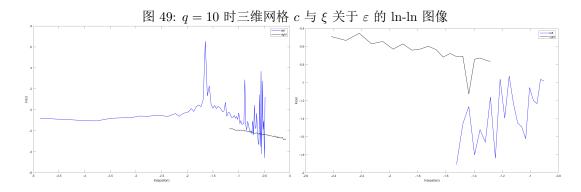
简便起见,我们在之前模拟热容与相干长度时都保存了数据,现在直接以对应的数据计算 N=10 时的极限性态。

在 q=3 时,热容、相干长度在估算临界温度后进行 ln-ln 作图效果如图 48 。



可以发现,对于 c,两侧的逼近相对稳定,于是取拟合出的斜率-0.8954、-0.8421 均值的相反数作为 γ 的估算,即估算为 0.87。对于 ξ ,从左侧拟合效果并不好,因此取右侧拟合出的斜率相反数作为 δ 的估算,即估算为 0.22。

在 q=10 时,热容、相干长度在估算临界温度后进行 ln-ln 作图效果如图 49 。



无论是 c 还是 ξ ,都只有在右侧逼近时效果尚可,因此均取右侧拟合出的斜率相反数作为估算,有 $\gamma \approx 0.92$, $\delta \approx 0.3$ 。

A 附件列表

30

二维情况 src 2d 问题 1 中 计算初始的哈密顿量 count_H.m 问题 1 中 (N, q) = (10, 10) 的热容结果保存 c_10_10.mat 问题 1 中 (N, q) = (10, 3) 的热容结果保存 c 10 3.mat 问题 1 中 (N, q) = (30, 10) 的热容结果保存 c_30_10.mat c_30_3.mat 问题 1 中 (N, q) = (10, 3) 的热容结果保存 问题 4 中 绘制热容 ln-ln 图并拟合斜率 draw_ln_ln_c.m draw ln ln g.m 问题 4 中 q = 3 时绘制相干长度 ln-ln 图并拟合斜率 draw_ln_ln_g_10.m 问题 4 中 q = 10 时绘制相干长度 ln-ln 图并拟合斜率 问题 3 中对给定的 k 拟合 xi draw_selected_k.m g_30_10.mat 问题 4 中 (N, q) = (30, 10) 的 Gamma 结果保存 g_30_3.mat 问题 4 中 (N, q) = (30, 3) 的 Gamma 结果保存 问题 1 主要模拟程序 problem1.m 问题 1 N 较大时的主要模拟程序 problem1 N.m 问题 2 主要模拟程序 problem2.m problem3.m 问题 3 主要模拟程序 problem3_all.m 问题 3 对所有 k 同时模拟的主要模拟程序 问题 4 主要模拟程序 problem4.m 问题 3 中 对单个 k 模拟并估算 Gamma simulate gamma.m 问题 3 中 对所有 k 模拟并估算 Gamma simulate_gamma_all.m simulate_m.m 问题 2 中 模拟并估算磁化强度 问题 1 中 模拟并估算内能与热容 simulate_u_c.m 问题 1 中 N 较大时模拟并估算内能与热容 simulate_u_c_N.m 问题 1 中 估算哈密顿量的状态转移 state_transform.m 问题 2 中 估算磁化强度的状态转移 state_transform_m.m state_transform_p.m 问题 3 中 对单个 k 估算对应 Gamma 的状态转移 问题 3 中 对所有 k 估算对应 Gamma 的状态转移 state_transform_p_all.m 问题 3 中 (N, q) = (100, 10) 的 Gamma 结果保存 xi 100 10.mat xi_100_3.mat 问题 3 中 (N, q) = (100, 3) 的 Gamma 结果保存 问题 3 中 (N, q) = (30, 10) 的 Gamma 结果保存 xi_30_10.mat xi_30_3.mat 问题 3 中 (N, q) = (30, 3) 的 Gamma 结果保存 三维情况 N = 10 src 3d 问题 1 中 q = 10 的热容结果保存 $3d_10_c.mat$ 问题 3 中 q = 10 的 ln(Gamma) 结果保存 3d_10_g.mat 问题 1 中 q = 3 的热容结果保存 3d_3_c.mat 3d_3_g.mat 问题 3 中 q = 3 的 ln(Gamma) 结果保存 问题 1 主要模拟程序 problem1.m 问题 2 主要模拟程序 problem2.m 问题 3 主要模拟程序 problem3.m 问题 4 主要模拟程序 problem4.m 问题 3 中 对所有 k 模拟并估算 Gamma simulate_gamma.m 问题 2 中 模拟并估算磁化强度 simulate_m.m 问题 1 中 模拟并估算内能与热容 simulate_u_c.m

A 附件列表 31

state_transform.m问题 1 中 估算哈密顿量的状态转移state_transform_m.m问题 2 中 估算磁化强度的状态转移state_transform_p.m问题 3 中 对所有 k 估算对应 Gamma 的状态转移

随机微分方程 实验报告

郑滕飞 2401110060

目录

1	准备工作	2
	1.1 问题定义	2
	1.2 基本计算	2
2	方法比较	2
	2.1 Euler-Maruyama 格式	;
	2.2 高阶格式	;
	2.3 隐式格式	5
3	噪声强度影响	6
	3.1 多级蒙特卡洛	6
	3.2 自适应方法	8
	3.3 极限性质	8
4	初值的影响	ę
	4.1 数值稳定性	Ś
	4.2 一般情况	10
\mathbf{A}	. 附件列表	13

1 准备工作 2

1 准备工作

1.1 问题定义

记高斯分布函数

$$p_+(x,y) = \mathcal{N}((1,0), I_2), \quad p_-(x,y) = \mathcal{N}((-1,0), I_2)$$

并定义势能

$$p(x,y) = \frac{1}{2}(p_{+}(x,y) + p_{-}(x,y)), \quad V(x,y) = -\ln p(x,y)$$

考虑随机微分方程

$$d\vec{X}_t = -\nabla V(\vec{X}_t)dt + \sqrt{2\epsilon}d\vec{W}_t$$

这里 $\vec{X}_t = (X_t, Y_t)$, \vec{W}_t 表示 \mathbb{R}^2 上的基本布朗运动。 记

$$T(\epsilon, (x_0, y_0)) = \mathbb{E}^{(x_0, y_0)}(\tau_b^{\epsilon}), \quad \tau_b^{\epsilon} = \inf_{t > 0} \{X_t = 0\}$$

这里 \mathbb{E} 上标的 (x_0, y_0) 表示以初值 (x_0, y_0) 开始模拟的期望,而 τ_b^{ϵ} 称为对应的**结束时间**,也即首次击中 y 轴的时间。我们希望探究结束时间与 ϵ 、 (x_0, y_0) 的关系。

1.2 基本计算

直接计算并化简可知

$$p_{+}(x,y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}((x-1)^{2} + y^{2})\right)$$
$$p_{-}(x,y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}((x+1)^{2} + y^{2})\right)$$
$$V(x,y) = \ln(4\pi) + \frac{1}{2}(x+1)^{2} + \frac{1}{2}y^{2} - \ln(1 + e^{2x})$$

于是求导得方程可改写为 (W_t^1, W_t^2) 为独立的两个一维布朗运动)

$$dX_t = (-X_t + \tanh X_t)dt + \sqrt{2\epsilon}dW_t^1$$
$$dY_t = -Y_tdt + \sqrt{2\epsilon}dW_t^2$$

由于两个方向的分量完全独立发展,关心结束时间时只需模拟 (W_t) 为一维布朗运动)

$$dX_t = (-X_t + \tanh X_t)dt + \sqrt{2\epsilon}dW_t$$

以下记 $b(x) = -x + \tanh x$,并将 $T(\epsilon, (x_0, y_0))$ 记为 $T(\epsilon, x_0)$ 。

注意到,当 $\epsilon=0$ 时,其化为一维常微分方程 $X_t'=-X_t+\tanh X_t$ 。在 $X_t>0$ 处有 $\tanh X_t>0$,从 而 $X_t'>-X_t$,利用比较定理即得只要 $x_0>0$ 就有

$$X_t > x_0 e^{-t} > 0$$

从而 $T(0,x_0) = \infty$, 于是我们只对 $x_0 > 0$ 、 $\epsilon > 0$ 的情况考虑。

2 方法比较

本节中,我们取定 $x_0=1$ 、 $\epsilon=0.01$,进行各个方法的比较,以选取合适的方法。如无特殊说明,单次模拟中结束时间的估算通过首次低于 0 的 X_t 值与前一个 X_t 进行插值得到,而期望的估算则是由模拟 10000 次取平均实现的。记时间步长 δt_n 为 h。

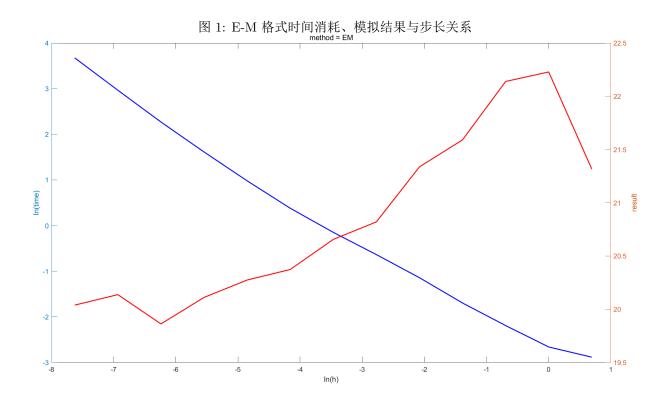
2 方法比较 3

2.1 Euler-Maruyama 格式

根据定义并合并常数可知 Euler-Maruyama 的迭代格式为

$$X_{n+1} = X_n + b(X_n)h + \sqrt{2\epsilon h}e_n, \quad e_n \sim \mathcal{N}(0,1)$$

h 取 $2^1, 2^0, \dots, 2^{-11}$ 进行模拟,并以 $\ln(h)$ 为横坐标,时间对数与模拟结果为纵坐标,作图效果如图 1 。



从图中可以看出,在 h = 0.004 左右时,迭代结果已经基本收敛,不会随 h 降低,通过后四次输出的数值平均可以将期望估算为 20.04。

此外, 当 $h = 2^{-10}$ 与 2^{-11} 时, 迭代时间分别为 19.37 秒与 39.76 秒, 以此作为性能量度。

由于 $\sigma'=0$,讲义上的 Milstein 格式与 Runge-Kutta 格式都会回到 Euler-Maruyama 格式,因此下面直接对高阶格式进行测试。

2.2 高阶格式

高阶格式中,由于 $\sigma(x) = \sqrt{2\epsilon}$, 迭代过程可以化为

$$X_{n+1} = X_n + b(X_n)h + \sqrt{2\epsilon}r_{1,n} + \sqrt{2\epsilon}b'(X_n)r_{2,n} + \frac{1}{2}(b(X_n)b'(X_n) + \epsilon b''(X_n))h^2$$

这里

$$(r_{1,n}, r_{2,n}) \sim \mathcal{N}\left(\mathbf{0}, \begin{pmatrix} h & h^2/2 \\ h^2/2 & h^3/3 \end{pmatrix}\right)$$

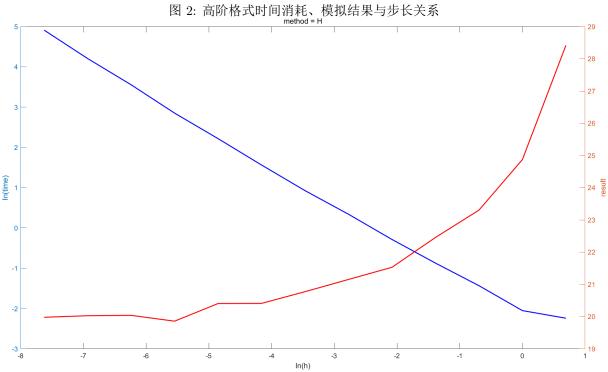
利用 Gauss 分布线性变换的结论,可以先生成独立的标准 Gauss 分布变量 $e_{1,n}$ 、 $e_{2,n}$,再取

$$\begin{pmatrix} r_{1,n} \\ r_{2,n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ h/2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{h}e_{1,n} \\ \sqrt{h^3/12}e_{2,n} \end{pmatrix}$$

结合

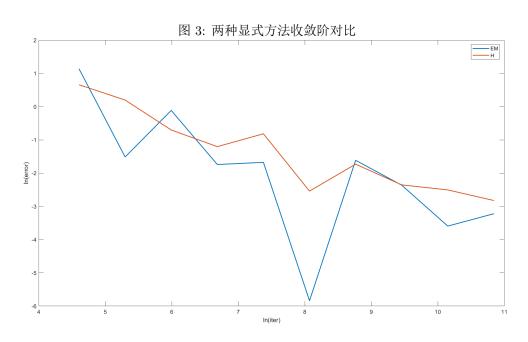
$$b'(x) = -\tanh^2 x, \quad b''(x) = -\frac{2\tanh x}{\cosh^2 x}$$

即可得到迭代。与前一部分的测试采取相同的步长,效果如图 2。



仍然可发现 h = 0.004 左右时,迭代结果基本收敛,通过后四次输出的数值平均可以得到期望估算为 19.98, 此结果与 E-M 方法得到的估算基本一致。

当 $h=2^{-10}$ 与 2^{-11} 时,迭代时间分别为 67.11 秒与 137.00 秒,单次迭代的时间是 E-M 格式的三倍 余,然而,从图中似乎并无法直观高阶格式的更高阶收敛性。



2 方法比较 5

为了验证是否高阶,我们固定 h = 0.005,以迭代次数 $100, 200, 400, \ldots, 51200$ 进行估算,将真解设为两种方法在进行的所有迭代中的均值 (约为 20.19),则作误差与迭代次数的对数图如图 3 。从图中可以发现,两种方法在此例子中的数值收敛阶并没有出现明显的区别,但高阶格式的收敛显著更加稳定。直接拟合可以得到 E-M 格式的数值收敛阶为 0.60,高阶格式的数值收敛阶为 0.54。

2.3 隐式格式

利用欧拉方法的全隐格式可以写为

$$X_{n+1} = X_n + b(X_{n+1})h + \sqrt{2\epsilon h}e_n, \quad e_n \sim \mathcal{N}(0,1)$$

不过,这会涉及到计算 $ax + b \tanh x$ 的反函数,而这并没有简单的解析表达式,迭代计算没有优势,因此 考虑部分隐式

$$X_{n+1} = X_n - X_{n+1}h + \tanh X_n h + \sqrt{2\epsilon h}e_n$$

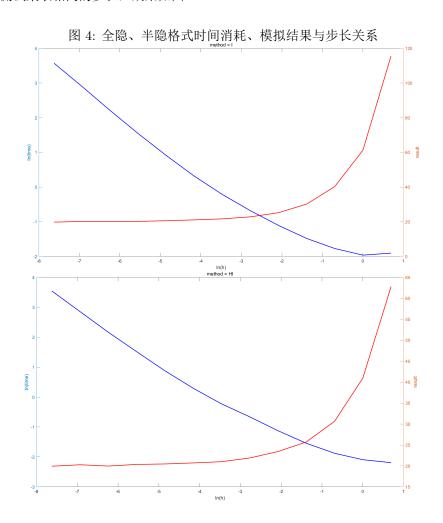
从而得到迭代

$$X_{n+1} = \frac{1}{1+h} (X_n + \tanh X_n h + \sqrt{2\epsilon h} e_n)$$

利用介值定理,上述格式其实是某种半隐格式,类似可得到部分半隐格式 (取定 $\alpha = 1/2$)

$$X_{n+1} = \frac{1}{1 + h/2} \left(X_n - X_n h/2 + \tanh X_n h + \sqrt{2\epsilon h} e_n \right)$$

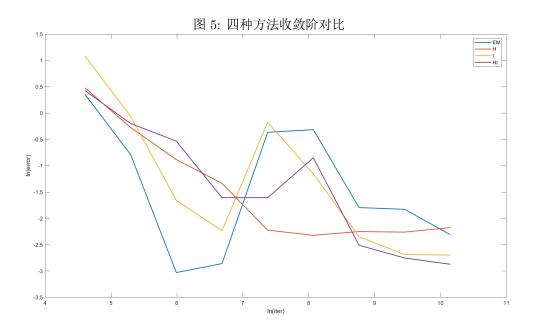
与之前的测试采取相同的步长,效果如图 4。



3 噪声强度影响 6

从图中可以发现,隐式格式的迭代时间与 E-M 格式类似,但在 h 较大时,隐式格式的误差会非常明显。两种方法取收敛时的步长分别估算真解为 20.01、20.06,均在合理的误差范围内。

我们将两种隐式格式也加入误差阶的对比。取定 h = 0.001,与之前相同方式估算收敛阶,并假设真实结果是所有方法在所有迭代中的平均值,绘制误差与迭代次数的对数图如图 5 。



四种方法的收敛阶分别为 0.21、0.49、0.56、0.58, 进一步分析数据可知, 半隐方法一般有着较好的收敛结果与稳定性, 因此之后的迭代无特殊说明时以半隐方法为主。

3 噪声强度影响

由于之前已经论证了 $\epsilon \to 0$ 时 $T(\epsilon,x_0)$ 将趋于无穷,从而出于总时间考虑,迭代步长不能太小;反之, ϵ 越大时 $T(\epsilon,x_0)$ 理应越小,因此需要精度更高的迭代才能更好估算。出于这些原因,必须对迭代步长进行更好的处理。

3.1 多级蒙特卡洛

一个有效的加速较小网格的收敛速度的方法是多级蒙特卡洛方法,其旨在通过小网格的少量迭代修正 大网格下较快的迭代结果。

给定层次 L、估算时间目标 T、初始步长 h_0 、步长衰减指数 M、估算精度 p,进行下述迭代 (若迭代 时间点不包含 T, X_T 处的值以线性插值估算):

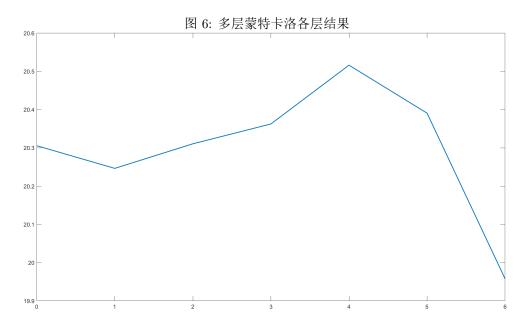
- 1. 取定 l = 0, 计算 $N_0 = [p^{-2}Lh_0]$, 在步长 h_0 下对 X_T 进行 N_0 次迭代估算, 均值为 Y_0 ;
- 2. 将 l 置为 l+1,计算 $h_l=M^{-1}h_{l-1}$ 、 $N_l=[p^{-2}Lh_l]$,在步长 h_l 与 h_{l-1} 下对 X_T 进行 N_l 次迭代,并将差的均值记为 Y_l 。
- 3. 当 l < L 时回到上一步,否则结束迭代并将 $\sum_{l=0}^{L} Y_l$ 作为最终估计值。

为了将此方法使用在结束时间问题中,一个非常简单的思路是将上述的对 X_T 的估算修改为对 $T(x,\epsilon)$ 的估算。值得注意的是,首次击中 0 的期望为 T 并不代表着 X_T 的期望为 0,因此上方的估算 X_T 的方式对结束时间问题是完全无效的。

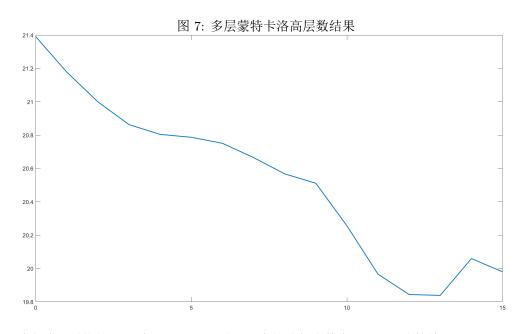
3 噪声强度影响 7

由于 ϵ 越大时初始步长应越小,我们简单以噪声强度 $\sqrt{\epsilon}$ 的反比作为初始步长,即给定 s 后选择初始步长 $s\epsilon^{-1/2}$ 。此外,出于之前的讨论,我们以半隐式方法作为主要模拟策略。

仍考虑 x=1、 $\epsilon=0.01$ 时的估计,取 p=0.001、L=6、s=0.0005、M=1.3 进行迭代,其在各层级估算结果如图 6 。



可以发现,在上述定义下,并不能看出其收敛的优势。考虑 s=0.004,并将层数改为 15 层,则效果为图 7。



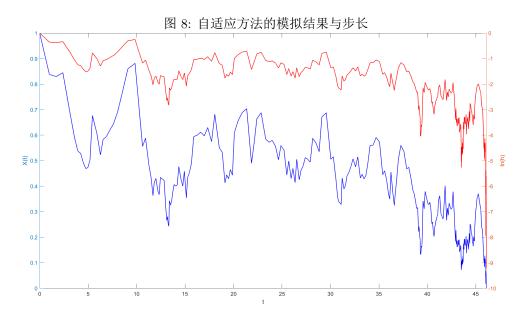
按照此方法,最终的 h 约为 0.0008,而最后一步的迭代次数为 11722,估算结果 19.98。 综合以上两种情况,可以发现多层蒙特卡洛方法在此问题中并不能显著改进收敛的速率,这是由于结束时间并不像单点的值一样具有明确的估算性质。 3 噪声强度影响 8

3.2 自适应方法

另一个可以考虑的方法是进行自适应的步长调整。具体来说,当前的 x 值越接近 0,步长就应调整得越低。由于每次迭代实际的行动最大量级为步长的根号,考虑将步长与 X_r^2 正比设置,并设定下界。

实际测试中,我们给定估算次数 N、步长参数 s 与下界参数 m,进行如下的自适应:设置初始步长为 $\sqrt{\epsilon}x_0^2s$,迭代中不断将步长更新为 $\sqrt{\epsilon}X_t^2s$,且将步长下界选择为在初始步长的 $\frac{1}{m}$ 。

利用自适应方法进行一次迭代,取 m=2000、s=0.1, X_t 与 h 的变化如图 8 。



计算验证可发现,取 m=2000,s=0.01,其在 $x_0=1$ 、 $\epsilon=0.01$ 的例子中只需五秒即可得到 20 附近的收敛结果,效果远好于其他方法。为了更精确估计,我们实际将 s 取为 0.003,并迭代 20000 次。实验可以发现,对量级相似的 x_0 与 ϵ ,其万次迭代时间都在 10-30 秒,表现出了良好的自适应性。因此,最终以此方式进行估算。

3.3 极限性质

取定 $x_0 = 1, 2, 3$,并考虑 ϵ 取 $e^{-9}, \dots, e^{-1}, 1$,将结果的对数按 $\ln \epsilon$ 作图,效果如图 9。

从图中可以看出,无论对何种 x_0 , $\ln T$ 随 $\ln \epsilon$ 的变化在 ϵ 较小时具有一定的线性性,也即 T 近似为 ϵ 的指数函数。直接进行线性拟合得到斜率:

x0 = 1, k = -0.52634

x0 = 2, k = -0.47921

x0 = 3, k = -0.45831

这即是 $\epsilon \to 0$ 时 $T(\epsilon, x_0)$ 的极限性态。

下面,重新取定 s=0.00003,考虑 $\epsilon=1,e,\ldots,e^9$,观察 $\epsilon\to\infty$ 时 $T(\epsilon,x_0)$ 的极限性态,作图得到图 10。这时线性拟合得到的斜率为:

x0 = 1, k = -0.52625

x0 = 2, k = -0.50105

x0 = 3, k = -0.47581

综合以上两种情况的精细拟合后,我们基本可以认为,在 x_0 取值较小时

$$T(\epsilon, x_0) \sim \epsilon^{-\delta}$$

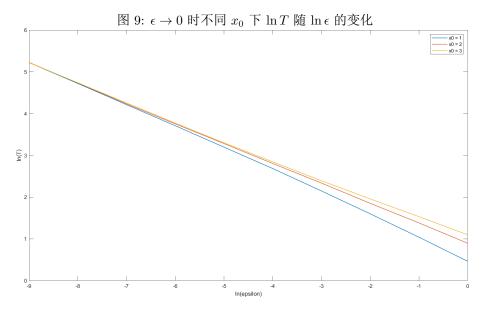


图 $10: \epsilon \to \infty$ 时不同 x_0 下 $\ln T$ 随 $\ln \epsilon$ 的变化 $\frac{30 \cdot 1}{30 \cdot 2} = \frac{30 \cdot 2}{30 \cdot 2}$

也即可以设其写为

$$T(\epsilon, x_0) = c(x_0)\epsilon^{-\delta(x_0)}$$

4 初值的影响

4.1 数值稳定性

与之前类似,为了探究初值对T的影响,我们需要将噪声强度固定以观察性质。

取定 $\epsilon = 0.01, 0.1, 1$, 将 x_0 在 0.5 到 20 均匀取点, 作出图像如图 11 。

可以发现,这次的图像结果相对复杂,在 $\ln(x_0) \in (2,3)$ 左右出现了某些反转,以至于 T 在 x_0 给定后不再随 ϵ 而单调减小。为了探究这种情况是否是由于模拟不充分导致的,我们先扩大 $\ln(x_0)$ 的范围进行模拟,效果如图 12 。

这次可以明显看出,在 3 附近存在反转。我们重新取定 $x_0=19,20,21$,调整合适的 s 进行精细估算,并作出对应的 $\ln T - \ln \epsilon$ 图像,效果如图 13 。

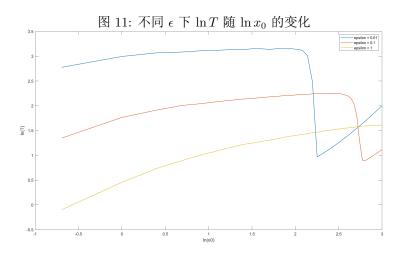


图 12: 不同 ϵ 下 $\ln T$ 随更大范围 $\ln x_0$ 的变化

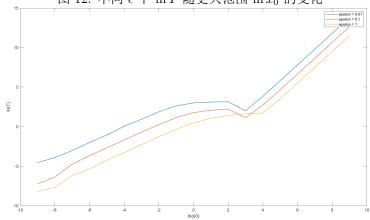
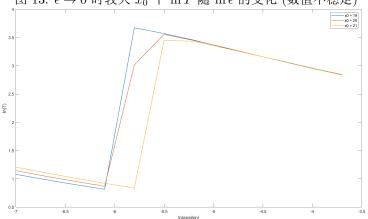


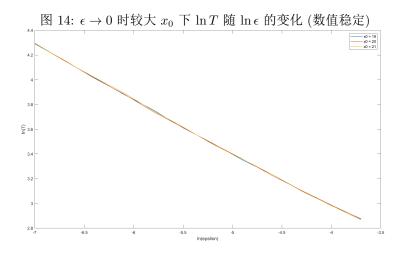
图 13: $\epsilon \to 0$ 时较大 x_0 下 $\ln T$ 随 $\ln \epsilon$ 的变化 (数值不稳定)



结合以上三张图的结果,我们事实上可以断言,这是迭代格式的**数值稳定性问题**,而非真实的反转。 当 x_0 值偏大时,以 x_0^2 作为初始步长会过于不准确,必须给予步长一个上界。

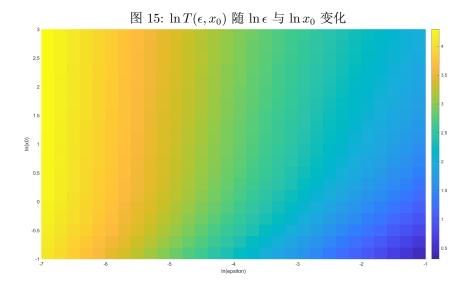
4.2 一般情况

解决了数值稳定性情况后,我们来进行最终的分析。首先,数值稳定的情况下,取定 $x_0=19,20,21$ 的结果如图 14 。

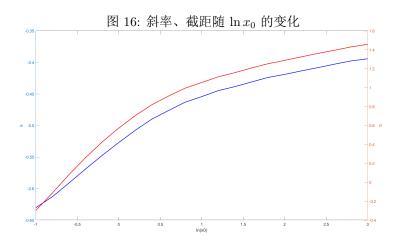


我们仍然得到了 $\ln\epsilon$ 关于 $\ln T$ 的线性关系,符合之前的假设。为了最终进行拟合,我们需要考虑一系列的 x_0 与 ϵ 。

取 $\ln x_0$ 为 $-1,-0.8,\ldots,3$, $\ln \epsilon$ 为 $-7,-6.8,\ldots,-1$,进行每个位置的估算,最终的结果如图 15 。



作图可以发现,对于每个固定的 x_0 , $\ln T - \ln \epsilon$ 图像仍然是呈现线性的,由此可直接线性拟合,得到 斜率、截距与 x_0 的关系图 16 。



从图中看出,随着 x_0 的增大,斜率、截距都是不断增大的,且直观来看具有凸性,即增长不断放缓 (若不对 x_0 取 ln,直接观察也可发现凸性存在)。

不过,对 k、b 与 x_0 或 $\ln x_0$ 进行不同函数拟合后发现,此函数并不存在过于初等的表达式,因此只有如上的数值拟合结果。斜率随着 x_0 增大而增大 (也即绝对值减小) 是符合理论的,因为当 x 更大时 ϵ 的影响应更小。

最后,当 x_0 很大时,原方程会在长时间内接近

$$dX_t = (-X_t + 1)dt + \sqrt{2\epsilon}dW_t$$

此化为了基本的 OU 过程,利用 OU 过程性质可知此方程在 t 时刻的 X_t 分布为

$$N(1 + e^{-t}(x_0 - 1), \epsilon(1 - e^{-2t}))$$

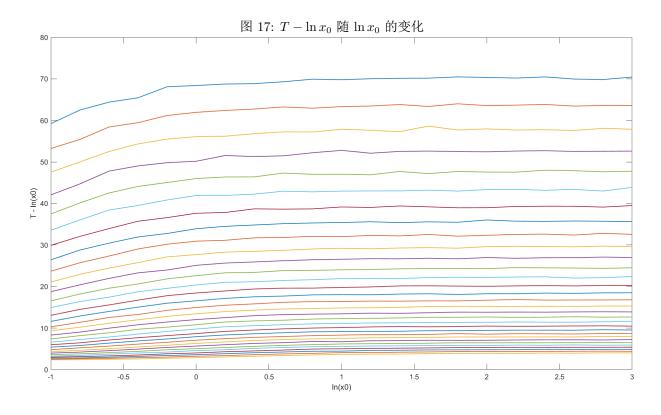
也即期望以 e^{-t} 衰减,并最终收敛于 $N(1,\epsilon)$ 。

由此, x_0 很大时应近似以负指数速度衰减到某个 $\tanh X_t-1$ 不可忽略的 X_t (将此值记为 x^*),再由独立增量性质加上此 X_t 时的结果,也即当 ϵ 变化不大时可以估算

$$T(\epsilon, x_0) \sim \ln \frac{x_0 - 1}{x^* - 1} + T(\epsilon, x^*) \sim \ln \frac{x_0 - 1}{x^* - 1} + c(x^*) \epsilon^{-\delta(x^*)}$$

这里 c 与 δ 定义见第三节末尾。

作出 $T - \ln x_0$ 关于 $\ln x_0$ 的图像,如图 17,可以发现逐渐趋于常数,因此符合上述的推理。



A 附件列表 13

A 附件列表

src 源代码

final_estimate.m 最终估算、保存与作图

mlmc.m 多级蒙特卡洛方法

order_estimate.m 对比方法并估算收敛阶 result.mat 最终估算的结果保存

sa_estimate.m 自适应方法的多次模拟估算

simulate.m给定步长的单次模拟simulate_sa.m自适应步长的单次模拟simulate_T.m给定步长的多次模拟估算

test_method.m 单个方法的时间与稳定性测试