

# 《计算机模拟》



## 第9讲 – Ising模型与模拟退火


胡贤良

浙江大学数学科学学院

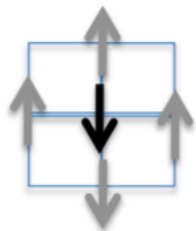
# 1. 统计物理与Ising模型

# 微观粒子的相互作用

- 自旋(Spin)

UP or DOWN  


- 近临相互作用(Interaction)



- 相互作用势

$$E_i = -J\sigma_i\sigma_j$$

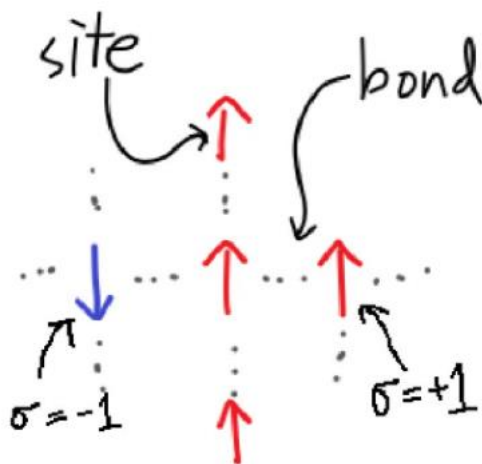
其中,  $J$  是相互作用的强度系数,  
 $\sigma_i, \sigma_j = \{-1\downarrow, +1\uparrow\}$ 表示自旋状态。

- 粒子 $i$ 与周围环境的交互能

$$\epsilon_i = -J \sum_{j=\{nn\}} \sigma_i\sigma_j - h\sigma_i$$

外部磁场 $h$

- (几个例子)



↑	↑	↓	↓	↑
↑	↑	↓	↓	↓
↑	↑	↑	↓	↑
↑	↓	↑	↑	↑
↑	↑	↑	↓	↓

# 正则系综(Canonical Ensemble)

1. 系综(Ensemble): 处于相同宏观条件下的大量结构完全相同的系统的集合。能量

$$E = \sum_{i=1}^n \epsilon_i .$$

2. 系综是统计力学的一种假想工具。系综的微观态数K也是由各个部分的微观态 $K_i$ 确定的:

$$K = \prod_{i=1,2,\dots,n} K_i$$

- 满足上述两个条件的系综被称为: 正则(Canonical)系综。正如人们用理想气体状态方程研究空气动力学问题, 正则系综也是一种理想状态假设: 与环境只交换能量, 不交换物质。
- 熵

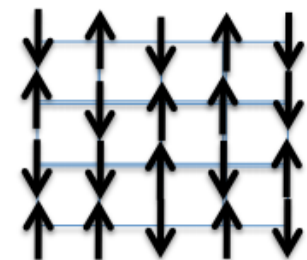
$$S = k_B \ln(K_1 K_2) = k_B (\ln K_1 + \ln K_2) := S_1 + S_2$$

给定了正则系综后，假设我们只知道系综总能量为  $E$ ，并设共有  $m$  个微观状态： $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_m$ 。这里  $m$  是一个非常巨大的数，所以这种离散的情况甚至允许数学上被近似地看成是连续的。但我们并不知道哪些系统处在微观态  $\psi_i$ ，应该问的问题是：一个系统处在微观态  $\psi_i$  上的概率是多少？

令  $n_i$  表示处在微观态  $\psi_i$  上的系统数， $E_i$  表示第  $i$  微观态  $\psi_i$  的能量。于是， $\{n_1, n_2, \dots, n_m\}$  就是系综的构型（即频数）。当然，它们满足下面关系式：

$$\sum_{i=1}^m n_i = N \quad (\text{系综的系统总数}), \quad (6.19)$$

$$\sum_{i=1}^m n_i E_i = E \quad (\text{系综的总能量}). \quad (6.20)$$



$$m = (N_{\uparrow} - N_{\downarrow})/N$$

即使我们知道了总能量  $E$  和系统总数  $N$ ，并且给定了构型  $\{n_i\}$ ，但是各系统的状态仍然没有完全确定。例如，已知有 2 个系统在  $\psi_1$  态，3 个系统在  $\psi_2$  态，但是到底哪 2 个系统在  $\psi_1$  态，哪 3 个系统在  $\psi_2$  态，还是不确定的。

$$\frac{-S}{k_B N} = f_{\uparrow} \log f_{\uparrow} + (1 - f_{\uparrow}) \log(1 - f_{\uparrow})$$

$$S = k. \log W$$

$$N: n_1, n_2, \dots, n_m$$

(1)

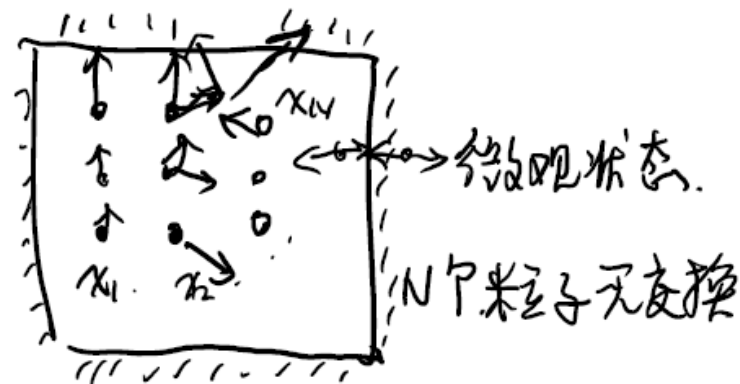
$$k = \frac{N!}{n_1! n_2! \dots n_m!}$$

(2): Stirling's approx:  $\ln n! \approx n \ln n - n$

$$\max_{n_i} S = k_B \ln k$$

s.t.  $\sum_{i=1}^m n_i = N$

$$\sum_{i=1}^m n_i \epsilon_i = \bar{E}$$



$$\mathcal{L}(\{n_i\}_{i=1}^m, \alpha, \beta) = -k_B \ln k + \alpha \left( \sum_{i=1}^m n_i - N \right) + \beta \left( \sum_{i=1}^m n_i \epsilon_i - \bar{E} \right)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial n_i} = 0 \Rightarrow k_B \ln n_i - k_B - \alpha - \beta \epsilon_i = 0$$

$$\therefore n_i = e^{\left(-1 - \frac{\alpha}{k_B}\right) - \frac{\beta}{k_B} \epsilon_i}$$

$$= e^{-1 - \frac{\alpha}{k_B}} \cdot e^{-\frac{\beta}{k_B} \epsilon_i}$$

故  $n_i \sim e^{-\frac{\beta}{k_B} \epsilon_i}$

可验证:

故:

$$\beta = \frac{1}{T} \triangleq \frac{\partial S}{\partial E}$$

$$P(x) = \frac{1}{Z} e^{\frac{-E(x)}{k_B T}}$$

# 玻尔兹曼分布 - 统计物理学的理论基石

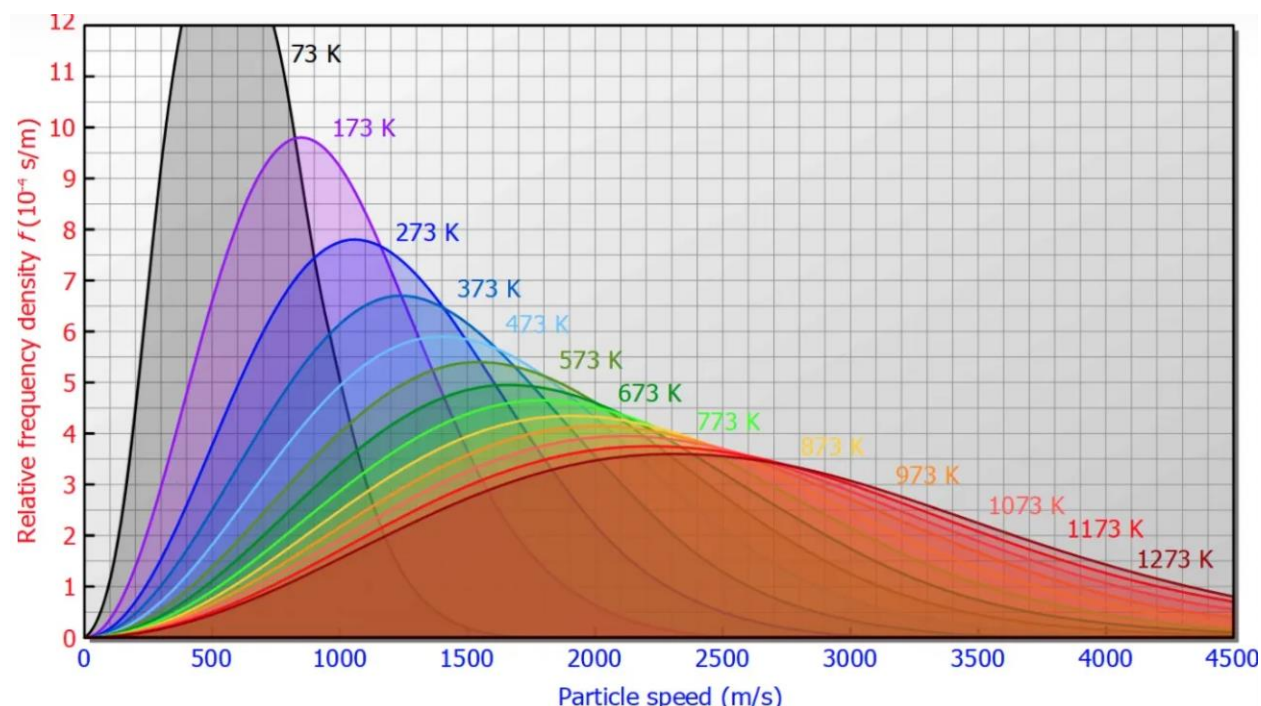
- 在正则系综(系统总数 $N$ 和总能量 $E$ 固定)中, 系统处在第 $i$ 微观态 $\psi_i$ 上的概率 (可由统计力学的**最大熵假设**和函数极值的**必要/KKT条件**演算得到) 可表示为

$$p_i = \frac{1}{Z} e^{-\frac{E_i}{k_B T}},$$

其中,  $Z$ 是归一化因子, 称为**配分函数**:

$$Z = \sum_{i=1}^n e^{-\frac{E_i}{k_B T}}.$$

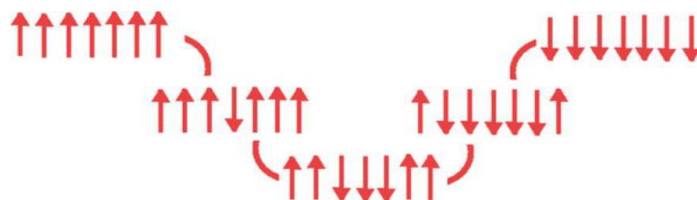
- 事实上,  $p_i$ 已被归一化! 它是一个概率分布, 即所谓的玻尔兹曼(**Boltzmann**)分布。





# 宏观可测量

- 各个粒子的自旋状态经过大量随机转换之后达到一个平衡态。Ising模型所描述的铁磁体的磁矩量，可由各个粒子自旋方向的统计量之平均



- 统计力学中，统计平均量(宏观可测的物理量 $A$ ，如温度、磁矩等)即为微观状态 $A_x$ 在状态空间 $\Omega$ 内的 Boltzmann分布期望：

$$\langle A \rangle_T = \sum_{x \in \Omega} A_x \frac{e^{-\frac{E_x}{k_B T}}}{Z}$$

- 对于连续物质系统，考察某个Hamiltonian量 $H$ （如能量 $E$ 或者磁场 $M$ ），计算宏观量

$$\langle A \rangle_T = \frac{1}{Z} \int_{\Omega} A(x) e^{-\frac{H(x)}{k_B T}} dx,$$

这里， $Z = \int_{\Omega} e^{-\frac{H(x)}{k_B T}} dx$ 是归一化因子， $A(x)$ 是连续的微观量函数。



# 玻尔兹曼(Ludwig Edward Boltzmann)



热力学和统计物理学的奠基人之一。

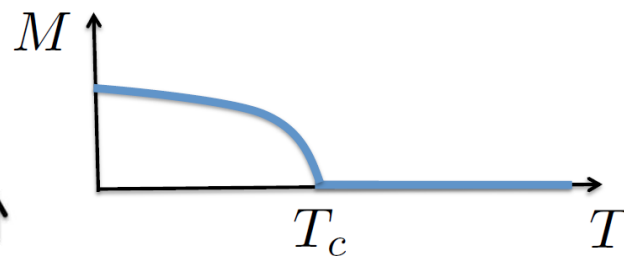
- 1844：出生于奥地利**维也纳**
- 1866：获得**维也纳大学**博士学位
- 1869年：将**麦克斯韦速度分布律**推广到保守力场作用下的情况，得到了**玻尔兹曼分布律**
- 1872年：玻尔兹曼建立了**玻尔兹曼方程**（又称**输运方程**）
- 1877年：提出了著名的**玻尔兹曼熵**
- 1906年：自杀身亡，**维也纳中央公墓**。

# 磁性(Magnetism)与相变理论

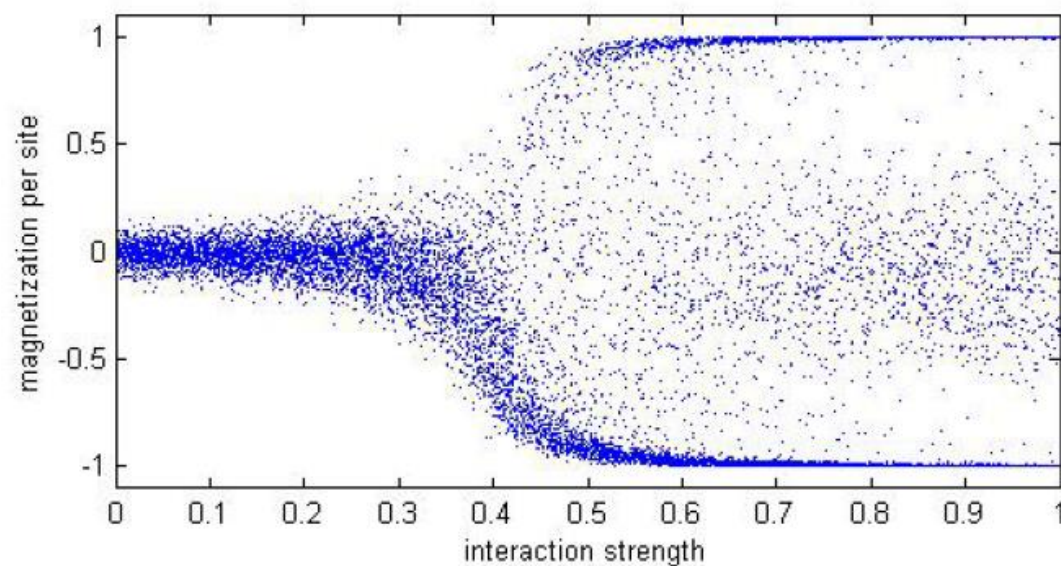
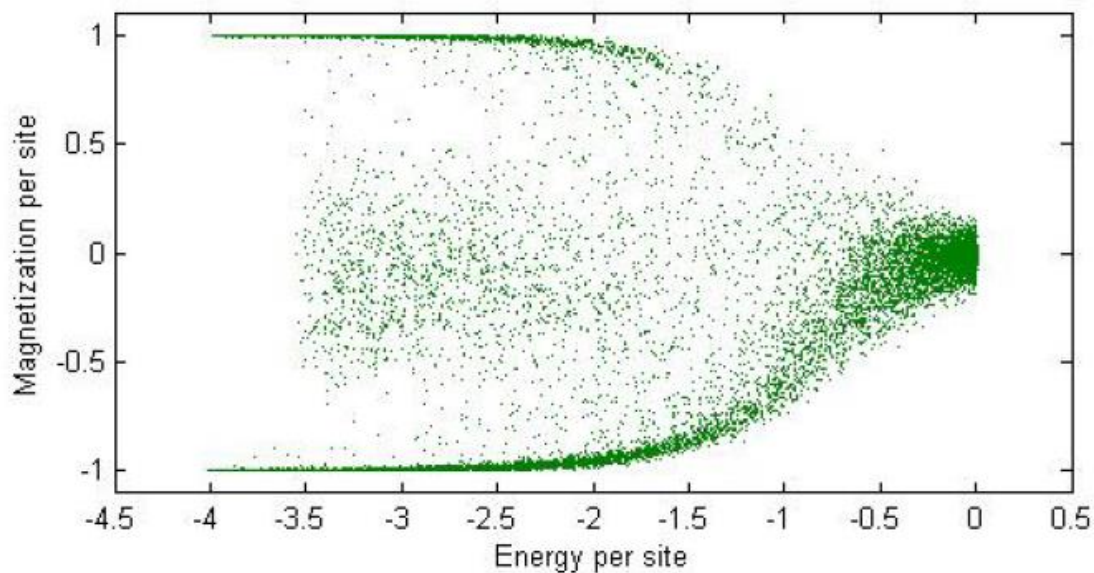
- 考虑

$$J = \begin{cases} > 0 & \text{ferromagnetic} \\ < 0 & \text{antiferromagnetic} \end{cases}$$

$\uparrow \uparrow \uparrow \uparrow \uparrow \uparrow$   
 $\downarrow \uparrow \downarrow \uparrow \downarrow \uparrow$



- 希望研究磁性 ( $J > 0, -\frac{E}{kT}$ ) 在新材料研究方面的应用



# Ising Model: Mean-Field Theory

- 是对相变现象的数学建模。只有二维以上才能模拟相变!

定义: 令  $\vec{i} = \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix}$  则  $A(\vec{i}, \vec{j}) = \{ (\vec{i}, \vec{j}), (\vec{i}+1, \vec{j}), (\vec{i}, \vec{j}+1), (\vec{i}+1, \vec{j}+1) \}$

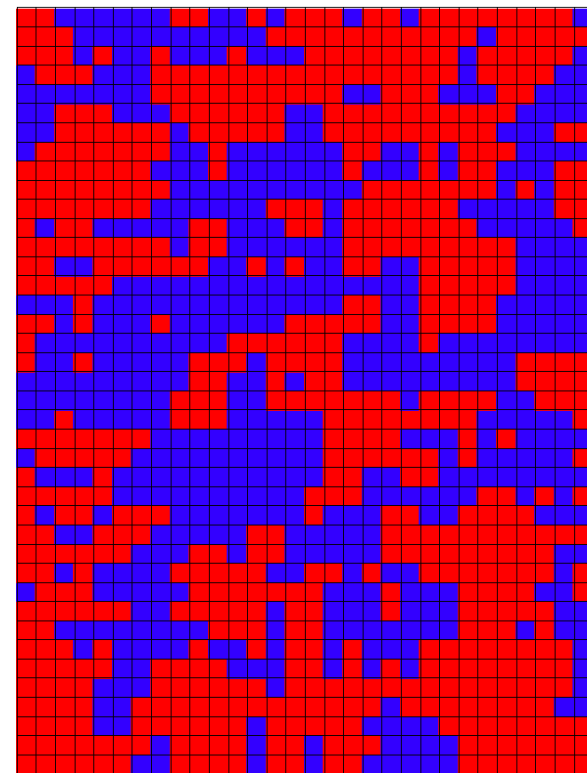
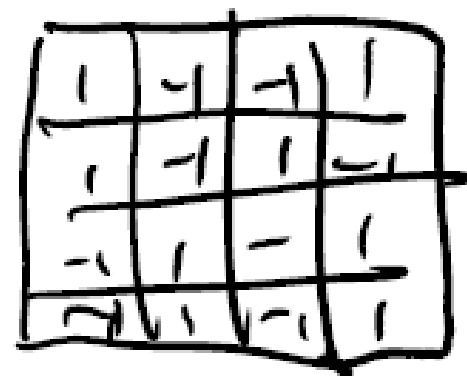
定义:  $E(s) = -\frac{1}{2}J \sum_{\vec{i}, \vec{j}} (S_{\vec{i}} S_{\vec{j}} + S_{\vec{i}+1} S_{\vec{j}} + S_{\vec{i}} S_{\vec{j}+1} + S_{\vec{i}+1} S_{\vec{j}+1})$

$A(\vec{i}, \vec{j})$  自旋相互作用势能. 卷积. (1)

定义磁化:  $M(s) = \frac{1}{N^2} \sum_{\vec{i}, \vec{j}} S_{\vec{i}, \vec{j}}$

总磁化  $\langle M \rangle = \sum_{s \in \Omega} M(s) \cdot p(s) = \left[ \frac{1}{Z} \right] \sum_{s \in \Omega} M(s) e^{-\beta E(s)}$

无法求出. 记  $\beta = \frac{1}{k_B T}$



# Metropolis算法

状态  $S_0$  给定,  $T, N, M=0$

$S = S_0$ .

for  $k = 1, \dots, NMAX$ .

计算  $E(S)$  with (1)

随机选择  $(i, j)$ .  $S(i, j) = -S(i, j)$ ;  $Y = S$

计算  $E(Y)$  with (1)

$h(S, Y) = \min \left\{ 1, \frac{P(Y)}{P(S)} := e^{-\beta(E(Y) - E(S))} \right\}$

if (uniform rand <  $h(S, Y)$ ). 接受  $Y$ .

$S = Y$ ;  $E(S) = E(Y)$

end.

$M = M + E(S) / NMAX$ .

end.

```
function M = Ising(T) % T is the tempere. +--+ Ising area.
    nTrials = 100000; % for stat. |3|4| N = 2.
    startup = 10000; % for steady. +--+ free boundary.
    d = zeros(1, nTrials); % results. |1|2|
    beta = 1/T; % +--+
    M = 0;
    s = 2 * round(rand(1, 4)) - 1; % randomly set 1 or -1.
    Es = s(1) * s(2) + s(3) * s(4);
    Es = Es + s(1) * s(3) + s(2) * s(4);
    Es = -Es;
    for t = 1 : (startup + nTrials)
        k = fix(1 + 4 * rand); % randomly pick 1 ~ 4.
        y = s; % y is the suggestion dist in s' neighbour.
        y(k) = -s(k); % randomly flip the status on one point.
        Ey = y(1) * y(2) + y(3) * y(4);
        Ey = Ey + y(1) * y(3) + y(2) * y(4);
        Ey = -Ey;
        h = min(1, exp(-beta * (Ey - Es)));
        if (rand < h)
            s = y;
        end
        if (t > startup)
            Ms = s(1) + s(2) + s(3) + s(4); % cheating!
            M = M + Ms; % this is not Boltzmann
            d(t - startup) = Ms;
        end
        if(mod(t, 1000)==0) fprintf('Round %d ...\n', t);
    end
    x = -4:1:4;
    hist(d, x);
    M = (M / nTrials) / 4;
end
```

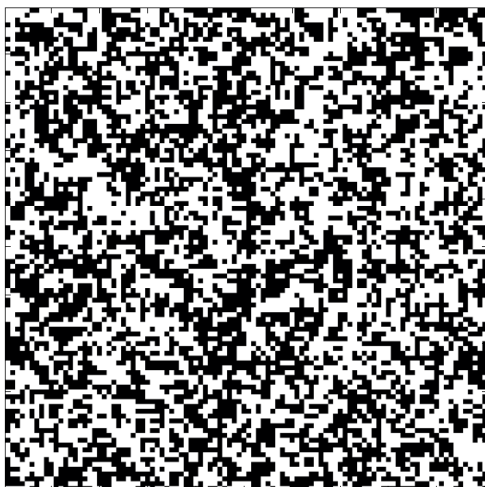
- 即应用Metropolis算法产生渐进收敛于Boltzmann分布的抽样!



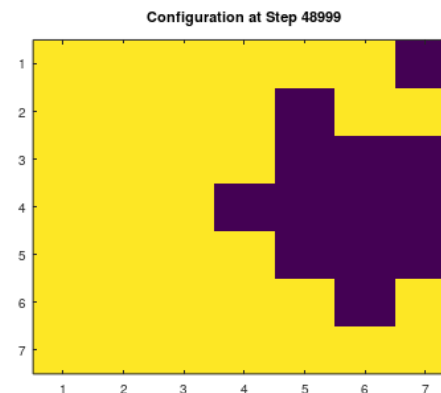
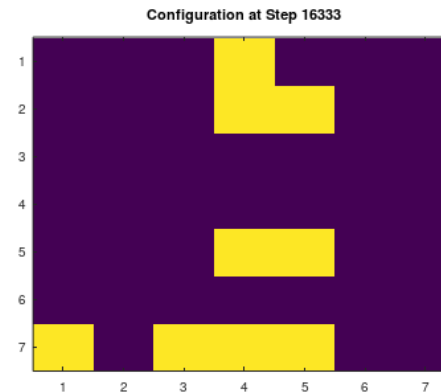
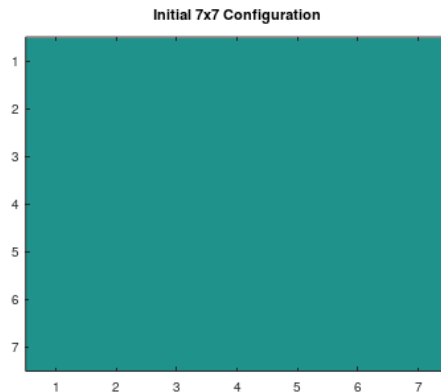
# 一些模拟结果参考(demo\_ising.html)



$T = 1.00, M = -0.04, E = -3.61$



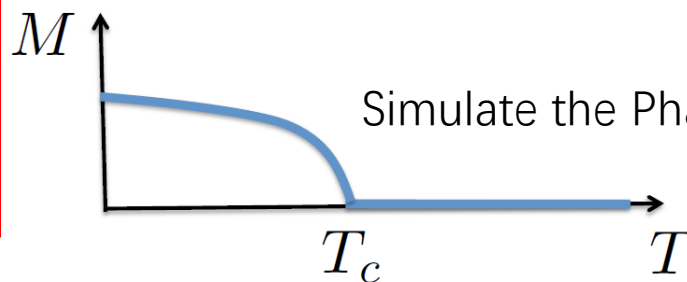
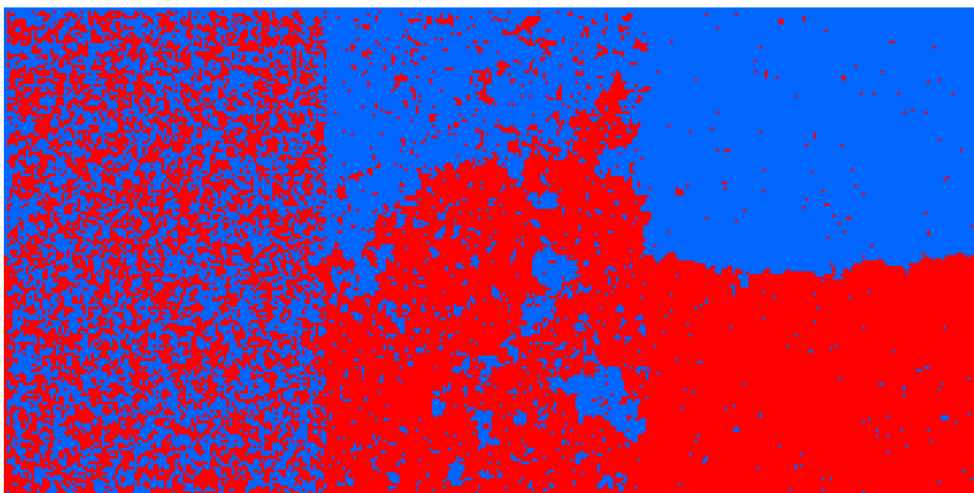
$T = 5.00, M = 0.03, E = -0.81$



$X > X_{crit}$

$X = X_{crit}$

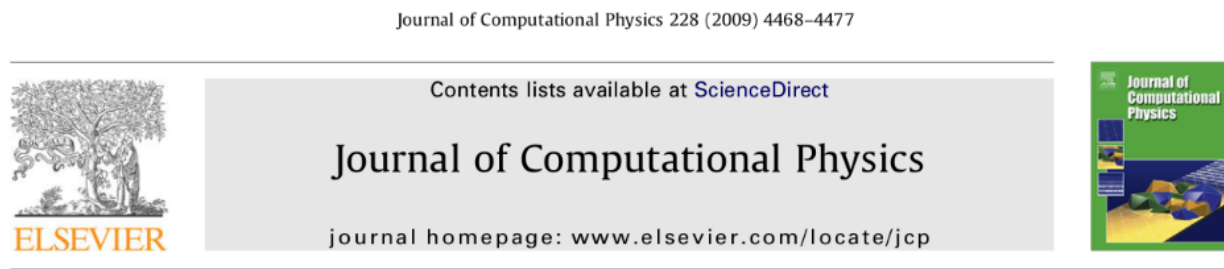
$X < X_{crit}$



Simulate the Phase Transition via Ising Model

# GPU 加速

## 1. 论文



GPU accelerated Monte Carlo simulation of the 2D and 3D Ising model ☆

Tobias Preis<sup>a,b,\*</sup>, Peter Virnau<sup>a</sup>, Wolfgang Paul<sup>a</sup>, Johannes J. Schneider<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Department of Physics, Mathematics and Computer Science, Johannes Gutenberg University of Mainz – Staudinger Weg 7, D-55099 Mainz, Germany

<sup>b</sup>Artemis Capital Asset Management GmbH – Gartenstr. 14, D-65558 Holzheim, Germany

## 2. <https://github.com/megumi-ovo/Ising-GPU>

```
imath@imath:~/workspace
M: 0.749434
X: 9.4134
E: -1.51307
C: 1.59959
Time: 880.86 second(s)
```

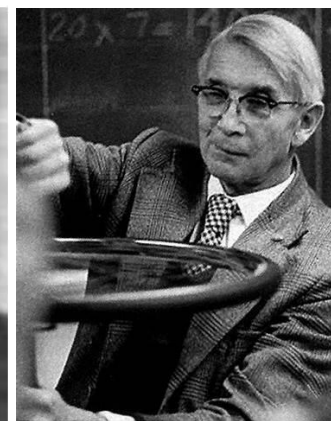
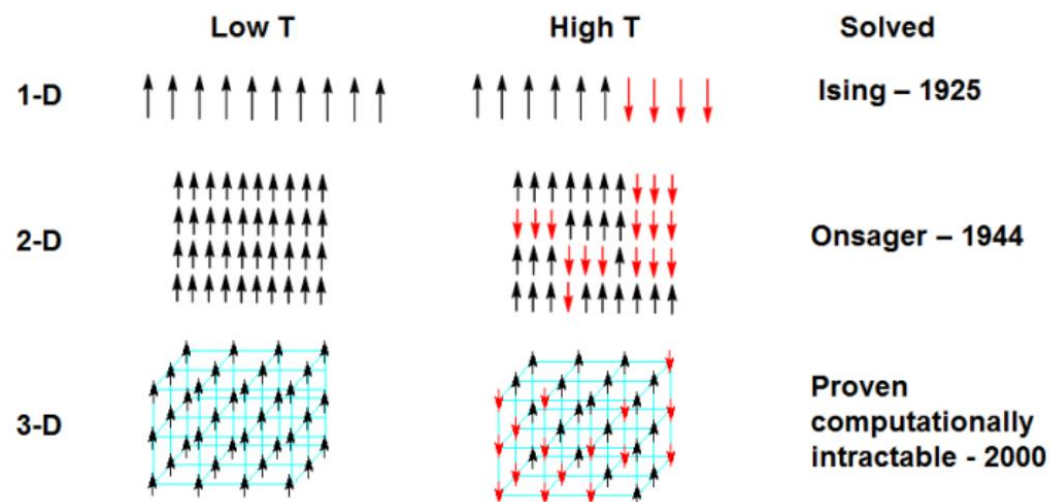
```
Tue Oct 18 10:49:42 2022
+-----+
| NVIDIA-SMI 470.141.03   Driver Version: 470.141.03   CUDA Version: 11.4   |
+-----+-----+-----+
| GPU   Name               Persistence-M| Bus-Id        Disp.A | Volatile Uncorr. ECC |
| Fan  Temp  Perf  Pwr:Usage/Cap|      Memory-Usage | GPU-Util  Compute M. |
|====+=====+====+=====+=====+=====+=====+
|  0  NVIDIA GeForce ...   Off      | 00000000:01:00.0 On  |         N/A         |
| 69%   84C    P2    227W / 250W | 395MiB / 11175MiB |    96%    Default   |
+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+

```

```
x1hu@Mokey:~/workspace/co
attice.cu Metropolis.cu
x1hu@Mokey:~/workspace/co
M: 0.749434
X: 9.4134
E: -1.51307
C: 1.59959
Time: 751.236 second(s)
```

# History : the Ising Model

- Pierre Curie 1895年发现磁性的“居里点”
- 1920年由德国物理学家Wilhelm Lenz提出, 用于描述铁磁性物质的内部的原子自旋状态及其与宏观磁矩的关系。
- 1925年, 他的学生Ernst Ising求解了不包含相变的一维伊辛模型
- 1944年, 美国物理学家Lars Onsager得到了二维伊辛模型在没有外磁场时的解析解, 即Onsager解。
- 三维…





# Lars Onsager

- A series of papers 1944-1950

PHYSICAL REVIEW VOLUME 65, NUMBERS 3 AND 4 FEBRUARY 1 AND 15, 1944

## Crystal Statistics. I. A Two-Dimensional Model with an Order-Disorder Transition

LARS ONSAGER

*Sterling Chemistry Laboratory, Yale University, New Haven, Connecticut*

(Received October 4, 1943)

PHYSICAL REVIEW

VOLUME 76, NUMBER 8

OCTOBER 15, 1949

## Crystal Statistics. II. Partition Function Evaluated by Spinor Analysis

BRURIA KAUFMAN\*

*Columbia University, New York City, New York*

(Received May 11, 1949)

- 1931年，昂萨格在《物理学评论》杂志发表了“不可逆过程的倒易关系”的著名论文，为不可逆过程热力学的建立做出了卓越贡献，因此文昂萨格荣获1968年诺贝尔化学奖
- 1932年，昂萨格将此工作提交挪威诺尔格斯工学院，申请授予博士学位，但该校认为此文不符合学位论文的要求，而不同意授予博士学位
- 1933年被耶鲁大学批准担任博士后研究人员。提交了一篇以数学为主题的论文。耶鲁大学的化学和物理教授均感到无法对此论文做出评价。最后在数学系教授的竭力推荐下，耶鲁大学化学系决定授予昂萨格博士学位。



### REVIEW ARTICLE

Front. Phys., 12 February 2014 | <https://doi.org/10.3389/fphy.2014.00005>

## Ising formulations of many NP problems

 Andrew Lucas\*

Lyman Laboratory of Physics, Department of Physics, Harvard University, Cambridge, MA, USA

We provide Ising formulations for many NP-complete and NP-hard problems, includin

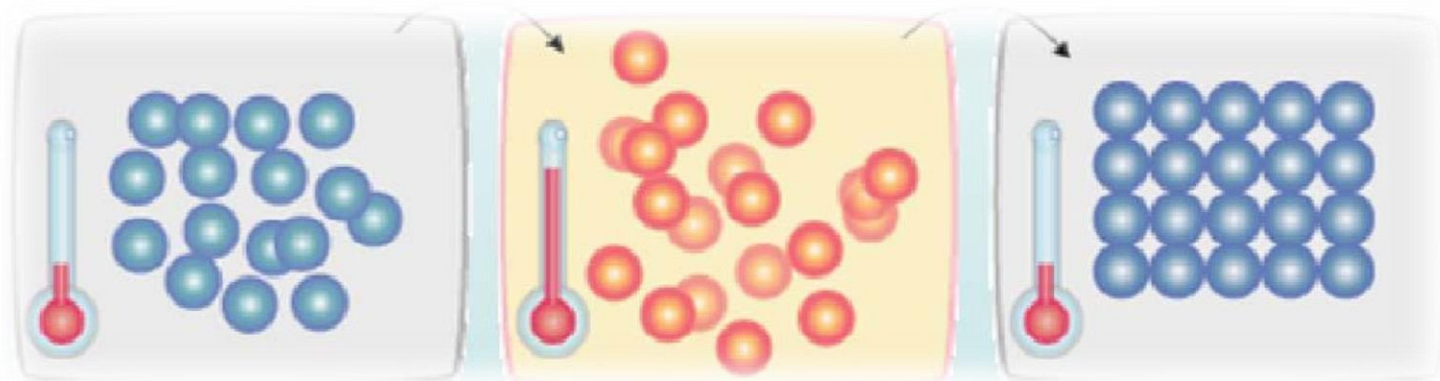
# Monte Carlo Simulation in Statistical Physics

直接追踪粒子，物理思路清晰，易于理解；程序结构清晰简单；其它优点包括：

1. 采用随机抽样的方法，较真切的模拟粒子输运的过程，反映了统计涨落的规律。
2. 不受系统多维、多因素等复杂性限制，是解决复杂系统粒子输运问题的好方法。
3. 研究人员采用MC方法编写程序来解决粒子输运问题，比较容易得到自己想得到的任意中间结果，应用灵活性强。
4. MC方法主要弱点是收敛速度较慢和误差的概率性质，如果单纯以增大抽样粒子个数 $N$ 来减小误差，就要增加很大的计算量。



## 2. 模拟退火



# 模拟退火法(Simulation Annealing)

School of Computer Science and Engineering

The Hebrew University of Jerusalem (希伯来大学)



**Scott Kirkpatrick**

- 1959-1963 普林斯顿大学 物理学学士
- 1963-1968 哈佛大学 物理学博士
- S. Kirkpatrick, C. Gelatt, M. Vecchi: **Optimization by simulated annealing**, *Science*, 220 (1983), pp. 671-680.
- Independently by Cerny : **Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm**, *Journal of Optimization Theory and Applications*, 45 (1985), pp. 41-51.

# 例1： Shekel函数的最大值问题

Shekel函数:  $f(x) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{a_i(x-b_i)^2+c_i}$

```
function y = shekel(x)
    y = 1 ./ (10.295*(x-7.382).^2 + 0.1613) + 1 ./ (4.722*(x-1.972).^2+0.2327);
end
```

其中 $a_i, b_i, c_i$ 为常数且要求 $a_i c_i > 0, i = 1, \dots, m$ , 而函数中的 $m$ 不宜超过30。当 $a_i, c_i > 0$ 时, 该函数 $f > 0$ , 它的各个峰值分别位于点 $b_i, i = 1, 2, \dots, m$ , 并且 $a_i$ 是相应的衰变率。

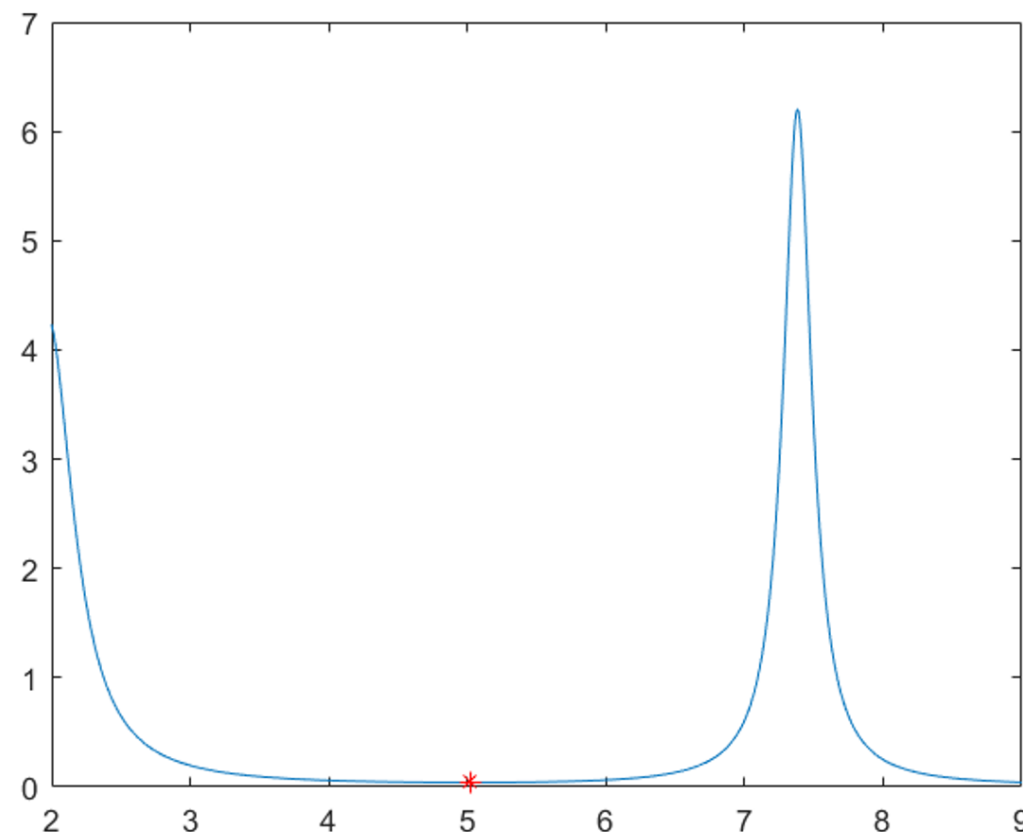
利用MATLAB工具箱得模拟退火法:

```
minx = 2; maxx = 9;
xx = minx:0.01:maxx;
yy = shekel(xx);

x = simulannealbnd(@shekel, 2.1, 2, 9);

plot(xx, yy, 'b-', x, shekel(x), 'r*');
```

求得如右图的最小值。



# 模拟退火与Metropolis准则

源自于统计力学(Statistical mechanics):

假设优化问题的能量函数为 $f(x)$ ,其状态概率服从玻尔兹曼分布, 即概率密度为

$$\frac{1}{Z} e^{-\frac{f(x)}{k_B T}},$$

其中,  $Z$ 是归一化因子(配分函数)。考虑用随机的方式产生一个建议状态 $y$ 。那么, 从当前 $x$ 到新状态 $y$ 的接受概率由下式给出:

$$h(x, y) = \min \left\{ 1, e^{-\frac{f(y) - f(x)}{k_B T}} \right\}$$

➤ 实际是导入了一种状态转移机制。

---

SA

---

```
1 Choose, at random, an initial solution  $s$  for the system to be optimized
2 Initialize the temperature  $T$ 
3 while the stopping criterion is not satisfied do
4     repeat
5         Randomly select  $s' \in N(s)$ 
6         if  $f(s') \leq f(s)$  then
7             |  $s \leftarrow s'$ 
8         else
9             |  $s \leftarrow s'$  with a probability  $p(T, f(s'), f(s))$ 
10        end
11    until the "thermodynamic equilibrium" of the system is reached
12    Decrease  $T$ 
13 end
14 return the best solution met
```

---

The algorithm starts by generating an initial solution (either randomly or constructed using an heuristic) and by initializing the temperature parameter  $T$ . Then, at each iteration, a solution  $s'$  is randomly selected in the neighborhood  $N(s)$  of the current solution  $s$ . The solution  $s'$  is accepted as new current solution depending on  $T$  and on the values of the objective function for  $s'$  and  $s$ , denoted by  $f(s')$  and  $f(s)$ , respectively. If  $f(s') \leq f(s)$ , then  $s'$  is accepted and it replaces  $s$ . On the other hand, if  $f(s') > f(s)$ ,  $s'$  can also be accepted, with a probability  $p(T, f(s'), f(s)) = \exp\left(-\frac{f(s') - f(s)}{T}\right)$ . The temperature  $T$  is decreased during the search process, thus at the beginning of the search, the probability of accepting deteriorating moves is high and it gradually decreases. The high level SA algorithm



# 关于模拟退火不得不说的几个要素

模拟退火法的基本思想，来源于统计力学：一个热系统可通过退火过程达到内部能量最小的状态

核心技术 - Metropolis算法

$$h(x, y) = \min \left\{ 1, e^{-\frac{f(y) - f(x)}{k_B T}} \right\}$$

关键点 - 冷却进度表(即T的选择)

序列成为马尔可夫链的两个条件

**不可约转移性**：  
对于 $\Omega$ 中任意两个不同的状态 $x$ 和 $y$ ，只需经过有限次总能从 $x$ 到达 $y$ 。

**对称性**：转移概率 $g$ 满足  
 $g(x|y) = g(y|x), \forall x, y$ 。

➤ 冷却进度表：降低算法中的虚拟温度 $T$ ，使系统运行在有效时间内逼近最优解(平衡)

设置开始冷却的初始温度 $T_0$ ;

给出温度 $T$ 的衰减函数;  
确定每次冷却下降多少温度;

在每一温度 $T$ 下需要迭代的次数: 即等温过程下的马尔可夫链长度 $L_k$ (如果温度下降足够慢, 则这一步可以省略);

给定冷却的终止温度 $T_f$ : 冷却的停止点.



# 冷却的四个原则

1. 开始温度 $T_0$ 要足够大，通常可以取100至2000
2. 衰减的速率要小，采用较多的有：

(a)几何冷却方式的衰减函数：

$$T_{k+1} = \alpha T_k, k = 0, 1, 2, \dots,$$

其中，常数 $0 < \alpha < 1$ ； $\alpha$ 控制降温的速率，它越大则速率越小，取值范围为0.5~0.99。

(b)逆对数的冷却方式：

$$T = \frac{c}{a + \ln t}$$

其中， $a$ 和 $c$ 是常数，这里 $c$ 通常是一个很大的正数。

3. 合适的链长度
4. 停止温度 $T_f$ 应设为足够小，经验上为0.01~5的范围内。

# 收敛性 【哈耶克定理】

在不可约及对称转移条件下，如果温度衰减被取为迭代 $t$ 的函数：

$$T_t = \frac{c}{\ln(1+t)}, t = 1, 2, \dots,$$

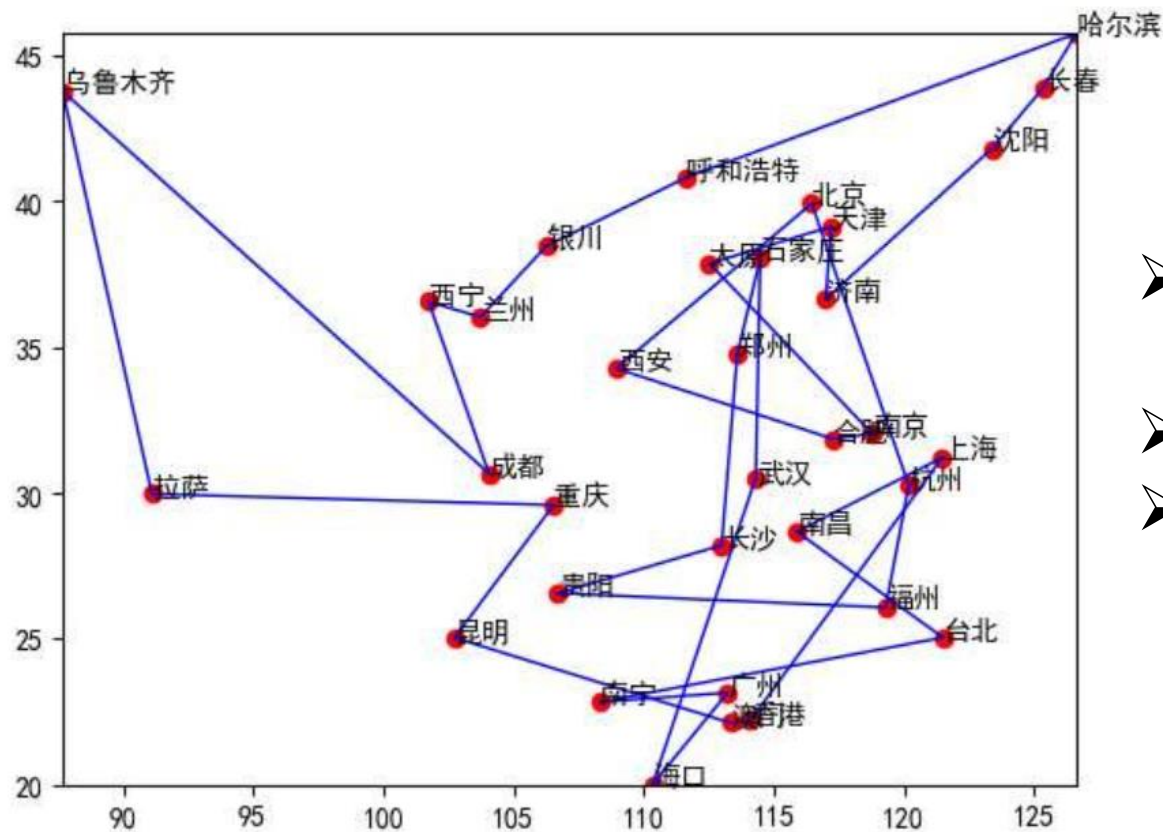
其中 $c$ 是足够大的常数。则当 $t \rightarrow \infty$ 时，模拟退火产生的马尔可夫链 $X_t$ 将以概率1趋于全局最小解，即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} P(X_t \in G) = 1$$

# Simulated Annealing研究工作概览

- 1983, Kirkpatrick S. etc., Optimization by simulated annealing, **Science**, 220 (1983), 671-680.
- 1984, German S. & German D. 给出**退火率与退火时间的对数成反比**的版本(题名 Equation of state calculation by Fast Computing Machines)
- 1985, Cerny V.运用SA求解Traveling Salesman Problem(**TSP**)
- 1986, Szu H., 提出一种**退火率与时间成反比**的**Fast** Simulated Annealing(**FSA**)
- 1987, Corana A. 求解多目标连续变量优化问题;
- 同年, Laarhoven P. & Aarts E.出版《模拟退火的理论和应用》
- 1989, Charnes A. & Wolfe M.: 收敛性研究; **Aarts E.结合SA和ANN分析Boltzmann机**
- 1990, Gunte D. & Tobias S.研究SA中**初始温度临界值**的确定方法
- 1992, Laarhoven P. 运用SA解决(NP完全) Jobshop问题; Ingber L.等人提出**Very Fast SA**
- 1993, Kirkpatrick S. 运用SA到一般优化问题
- 1995, Tarek M. 等人提出并行模拟退火算法, 更适用于解决复杂的开学和工程问题
- 1997, Ali & Storey 研究连续变量优化问题, 提出**Aspiration based Simulated Annealing(ASA)**以及 **Direct search Simulated Annealing(DSA)**
- 2001,都志辉等人提出混合SPMD模拟退火算法, 取得Scalable并行结果。

## 例2：旅行商问题(TSP)



<https://zhuanlan.zhihu.com/p/144896129>

- 给定 $n$ 个城市，其地理坐标表示为 $C_i, i = 1, 2, \dots, n$ , 旅行开始城市是 $C_1$ , 然后按照路径从一个城市到下一个城市，最后回到 $C_1$ , 每个城市恰好去游玩一次。
- 线路表示为 $x = (i_1, i_2, \dots, i_{n-1})$ 是 $\{2, 3, \dots, n\}$ 的置换，其中 $i_0 = 1$ 。
- $\Omega$ 是所有旅行线路的全体。
- 旅行线路长度为路径的长度，即

$$E(x) = \sum_{k=1}^{n-1} d(C_{i_{k-1}}, C_{i_k}) + d(C_{i_{n-1}}, C_{i_0})$$

其中 $d(C_i, C_j)$ 表示城市 $C_i$ 到 $C_j$ 的距离。

- “旅行”的路径选择  $\sim \frac{1}{2}(n+1)!$  种选择

# 部分路径逆转策略(Metropolis抽样)

基本想法：随机选择路线序列 $x = (i_1, \dots, i_{n-1})$ 中的两个城市

$i_{k_1}$ 和 $i_{k_2}$ ，逆转连接线路的方向得到建议线路 $y$ 。如将

3-> 5 -> 2 -> 8 -> 4 -> 6-> 7

中随机选中的2和6进行逆转，得到：

3-> 5 -> 6 -> 4 -> 8 -> 2-> 7

如此往复，总是记录路径短的那个！

**Initial:** 产生 $\{2, 3, \dots, n\}$ 的一个随机置换 $x$ 并计算能量 $E(x)$

$T \leftarrow T(0), B \leftarrow E(x), t \leftarrow 0$

**Loop until**  $T = T_f$

$y \leftarrow$ 被部分逆转的 $x$ 的路径

计算 $E(y)$ , 得到  $\Delta E \leftarrow E(y) - E(x)$

$h \leftarrow \min\{1, e^{-\Delta E/T}\}$

产生均匀分布的随机数 $r \sim U(0, 1)$

**if**  $r < h$  **then**

$x \leftarrow y$ ;  $E(x) \leftarrow E(y)$

**end if**

$B \leftarrow \min\{B, E(x)\}$

$t \leftarrow t + 1$ ;  $T \leftarrow T(t)$

**End loop**

```
function cityXY = swapcities(cityXY, m)
% cityXY:城市的坐标
% m:被逆转的城市数
S = cityXY;
for i = 1 : m
    city_1 = round(length(cityXY)*rand(1));
    if(city_1 < 1) city_1 = 1; end;
    city_2 = round(length(cityXY)*rand(1));
    if(city_2 < 1) city_2 = 1; end;
    temp = S(:, city_1)
    S(:,city_1) = S(:,city_2)
    S(:,city_2) = temp;
end
```

```

function TSPSA(cityXY, initialTemp, coolRate, maxIter, nSwap)
global iterations;
temp = initialTemp;
iterations = 1;
final_temp_iterations = 0;
while iterations < maxIter
    previous_distance = distance(cityXY);
    pos_cities = swapcities(cityXY, nSwap);
    current_distance = distance(pos_cities);
    diff = abs(current_distance - previous_distance);
    if current_distance < previous_distance
        cityXY = pos_cities;
        plotcities(cityXY);
        if final_temp_iterations >= 10
            temp = coolRate*temp;
            final_temp_iterations = 0;
        end
        nSwap = round(nSwap*exp(-diff/(iterations*temp)));
        if nSwap == 0
            nSwap = 1;
        end
    end
end

```

```

        iterations = iterations + 1;
        final_temp_iterations = final_temp_iterations
    else
        if rand(1) < exp(-diff/temp)
            cityXY = pos_cities;
            plotcities(cityXY);
            nSwap = round(nSwap * exp(-diff/(iterations*temp)));
            if nSwap == 0
                nSwap = 1;
            end
            final_temp_iterations = final_temp_iterations + 1;
            iterations = iterations + 1;
        end
    end
end
clc
fprintf('迭代次数 = %d', iterations);
fprintf('最终温度 = %3.8f', temp);
end

```

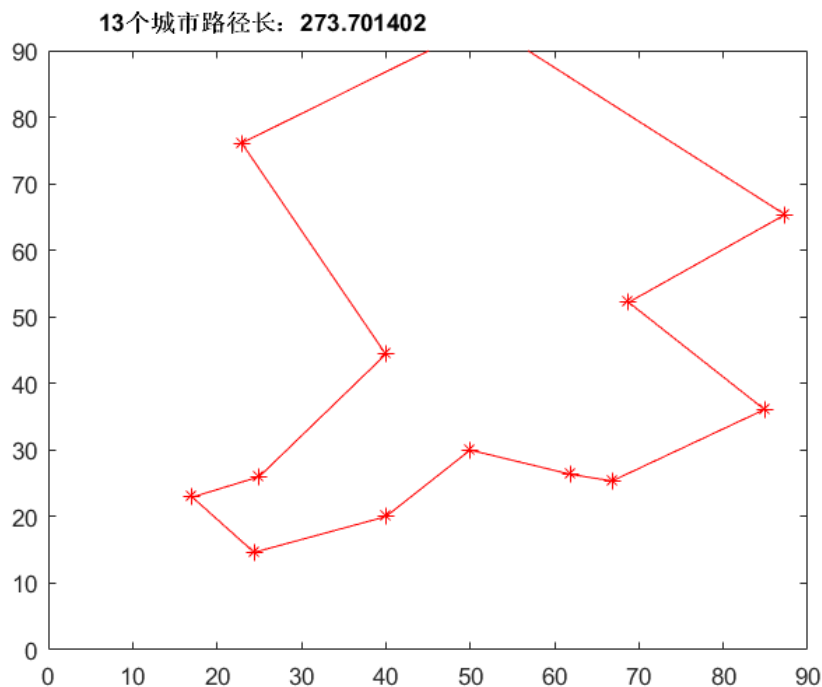
# 旅行商问题测试2例

```
Coord = [ 66.83 61.95 40 24.39 17.07 22.93 51.71  
87.32 68.78 84.88 50 40 25 ;
```

```
25.36 26.34 44.39 14.63 22.93 76.1 94.14 65.36 52.19  
36.09 30 20 26] ;
```

```
initialTemp = 1; coolRate = 0.99; nSwap = 3;  
maxIter = 2000;
```

```
TSPSA(Coord, initialTemp, coolRate, maxIter, nSwap);
```



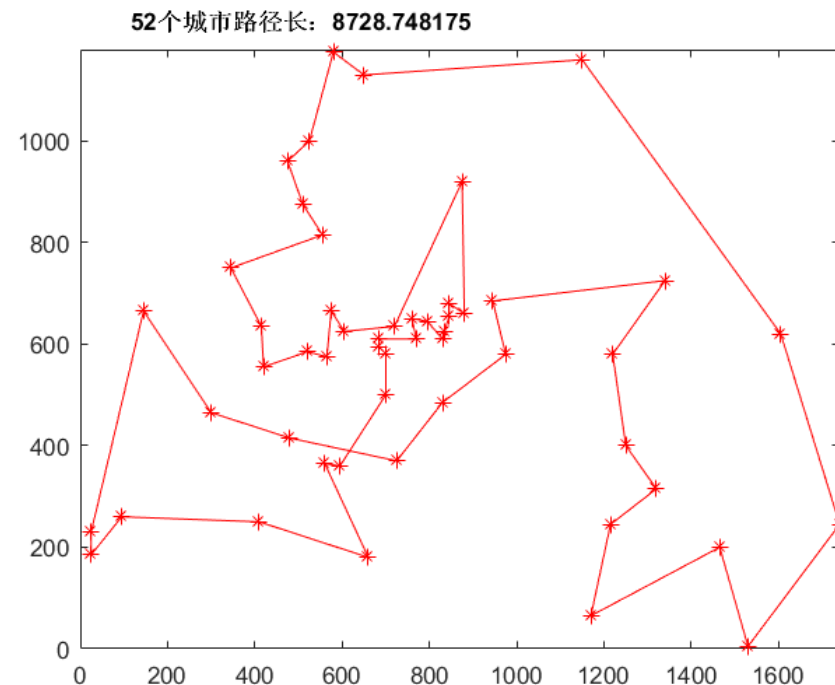
```
Coord = ... % city.csv
```

```
initialTemp = 5000; % 初温
```

```
coolRate = 0.95; nSwap = 3;
```

```
maxIter = 2000;
```

```
TSPSA(Coord, initialTemp, coolRate,  
maxIter, nSwap);
```



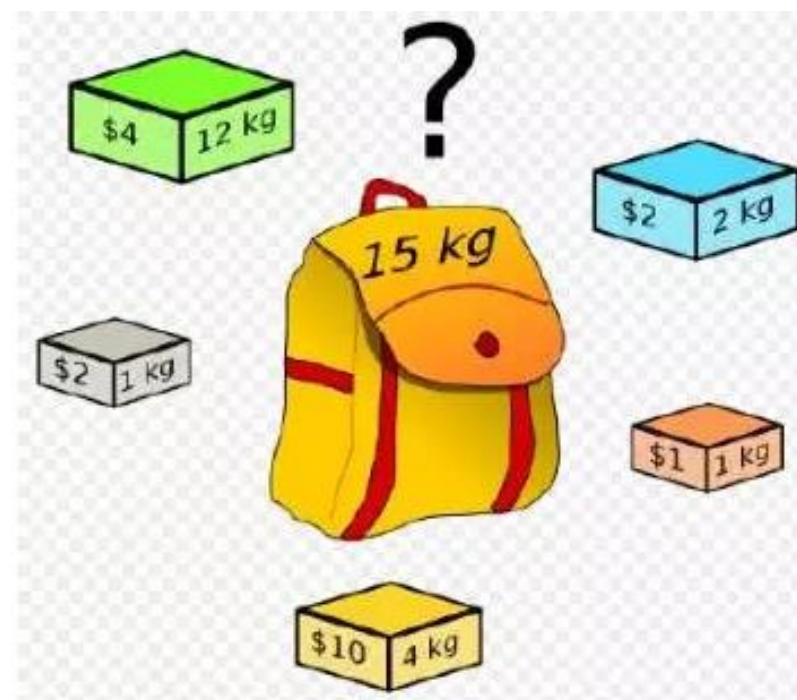


# 例3：背包问题

物品 $j(j = 1, 2, \dots, n)$ 的重量 $w_j \geq 0$ , 价值 $p_j \geq 0$ . 背包能承受的最大重量为 $W$ , 求背包能装物品和的最大价值。如果限定每种物品只能选择0个或1个, 则称为0-1背包问题. 数学模型:

$$\begin{aligned} \max & \sum_{j=1}^n p_j x_j \\ \text{s. t.} & \sum_{j=1}^n w_j x_j \leq W, x_j \in \{0, 1\} \end{aligned}$$

其中,  $x_i$ 表示物品的取舍, 0为舍, 1为取.



模拟表示方案: 对于 $n$ 个物品的0-1背包问题, 解空间为一维数组 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 。

模拟采样方案: 类似TSP问题, 采用部分逆转法, 每次随机逆转某个 $x_i$ 的值。

# 背包问题求解

```
%% 核心代码：
while iterations < maxIter
    %产生随机扰动
    tmp = ceil(rand*num);
    sol_new(1,tmp) = ~sol_new(1,tmp);
    %检查是否满足约束
    while 1
        q = (sol_new * W <= restriction);
        if ~q
            %如果不满足约束随机丢弃一个物品
            temp2=find(sol_new==1);
            temp3=ceil(rand*length(temp2));
            sol_new(temp2(temp3))=~sol_new(temp2(temp3));
        else
            break
        end
    end
end
```

```
%% 测试用例
P = [5;10;13;4;3;11;13;10;8;16;7;4]; %价值
W = [2;5;18;3;2;5;10;4;11;7;14;6]; %重量
restriction = 44; % 重量限制
initialTemp = 97;
coolRate = 0.95;
endTemp = 3;
maxIter = 1000;
nSwap = 12;

beibao_SA(P,W,restriction,initialTemp,
endTemp,coolRate, maxIter, nSwap)
```

结果：

迭代次数 = 1000当前解为：

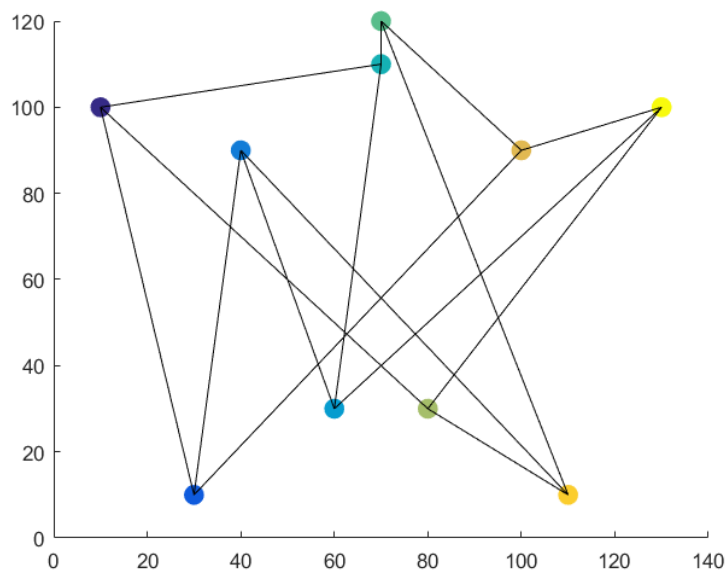
[1 1 0 1 1 1 1 1 0 1 0 1]

物品总价值等于： 76

背包中物品重量是： 44

# 例4：顶点着色问题

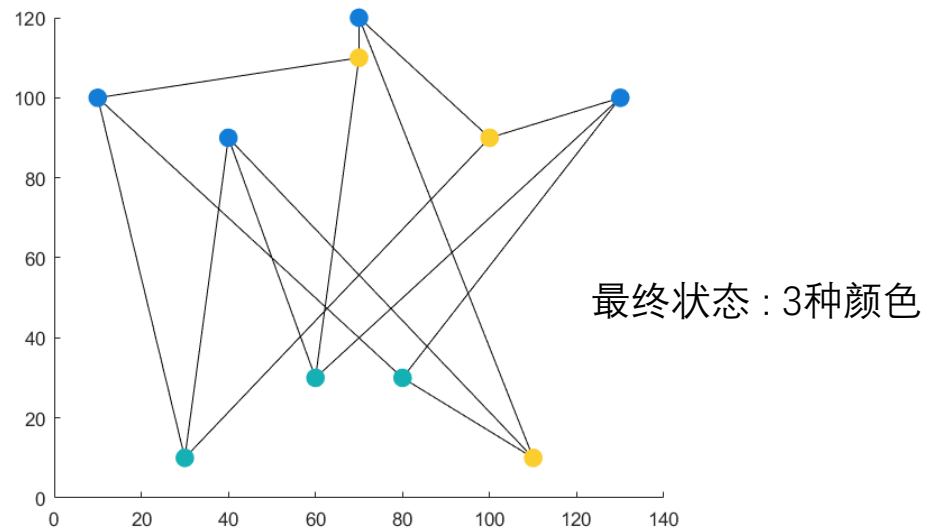
- 给定一个无向图  $G = (V, E)$ ，其中  $V$  为顶点集合， $E$  为边集合，图着色问题即为将  $V$  分为  $K$  个颜色组，每个组形成一个独立集，即其中没有相邻的顶点。目标是求得最小的  $K$  值。如下图每个点为一个独立集：



初始状态:10种颜色



- 模拟退火求解顶点着色问题，类似部分逆转法，每次都随机的将图中的某种颜色替换掉。



最终状态：3种颜色

```
while 1
    sol_new(ceil(rand*num)) = sol_current(ceil(rand*num));
    if detect(graph, X, Y, sol_new)
        break
    else
        sol_new = sol_current;
    end
end
```

# 前沿：基于退火原理的量子计算机

1. D-Wave自1999年成立以来，一直专注于退火量子技术，其量子退火系统用户：**洛克希德马丁、谷歌、NASA、洛斯阿拉莫斯国家实验室等。**
2. **IBM** 发表一篇学术论文认为：D-Wave 的量子退火系统不是真正的量子计算机 <https://arxiv.org/pdf/1401.7087v1.pdf>
3. D-Wave 也表示，其退火量子计算系统是专为优化而设计，但却不能在模拟量子系统方面发挥作用。
  - **2021年10月05日**宣布：将开始构建**门型量子计算机**，并预计将于**2023年或 2024 年**将**60-Qubit**的量子系统推向市场。将采用**超导**材料为其通用量子计算机构建量子比特。
  - 2023年，相关研究以“Quantum critical dynamics in a 5,000-qubit programmable spin glass”为题发表于《Nature》



**D-Wave:** 5000量子比特计算平台(2020) Advantage。唯一商用**量子退火机** (quantum **annealing** machine)

# Homework 09

1. 课本P178, 第2, 3, 6题
2. 实践和修改本讲附件相关程序, 尝试
  - ① 调整相关参数, 给出一个尺寸为32x16的二维Ising相变模拟程序和有意义结果
  - ② 运用计算加速技术, 你能获得更大尺度的模拟结果吗? 请给出相关解释和说明。

