

# 从零开始学数学建模

## 模拟退火

主讲人：北海

b站/公众号：数学建模BOOM

# 模拟退火

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

## □ 不断试错

## □ 模拟退火的“实例”

- 齐白石原是木匠，快30岁才正式学画。直到57岁以后画风开始转变，才真正有所成就
- 鲁迅原学医，25岁弃医从文，但37岁时才写出第一篇白话文小说《狂人日记》
- 项羽24岁巨鹿之战成名，26岁称王却走错了路子，三十出头就.....

## □ 模拟退火的基本思想，就是走出舒适圈，多去“试一试”，万一成了呢？



## □不断试错

□ 模拟退火的基本思想，就是走出舒适圈，多去“试一试”，万一成了呢？

- 舒适区：当前处于**局部最优**解（鲁迅那个年代能留学的都是佼佼者）
- 试一试：**随机**试探新解，有更好的解就直接选新解，没更好的则以一定概率选择新解
- 万一成了：找到了**更优解甚至最优**解，青史留名（载入语文/历史课本）
- 也可能没成：求的**新解反而更差**了（项羽没有去统一而是封王结果.....）



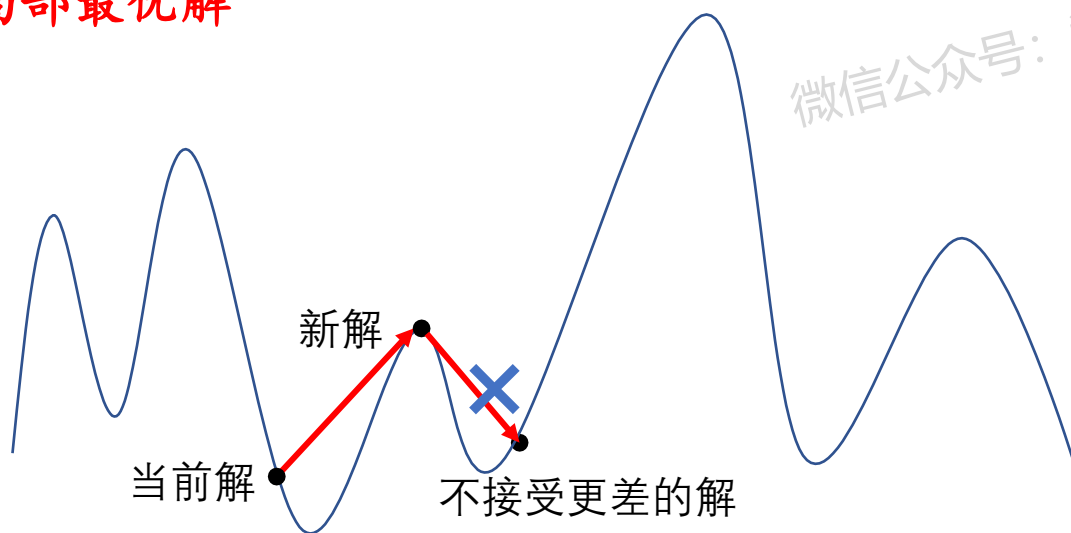
微信公众号：数学建模BOOM

- 一次没成，多试几次：**继续随机试探**（齐白石也不是转行后立马成名的）

## □贪心算法失效——陷入局部最优

### □ 从爬山说起

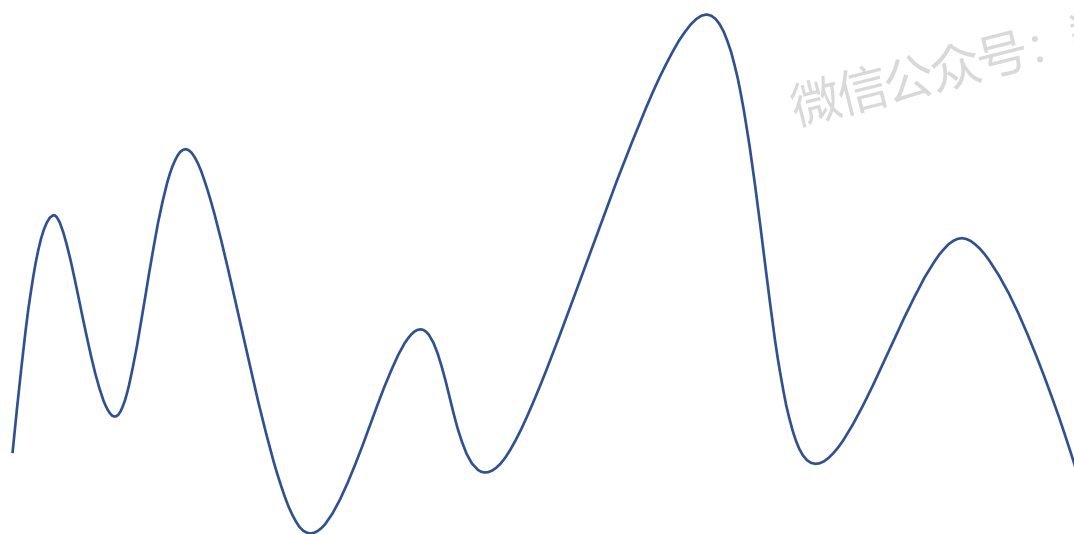
- 假如北海想要在日落前爬上一座山的最高峰（求最优解）
- 但山中云雾缭绕、**视野受限**，只能看到当前位置**附近一定范围内**的情况
- 贪心算法：在视野内选取一个点，**如果更高，就过去；否则就不去**
- **直到**视野内没有更高的点，则输出当前解作为最终解（视频中有板书过程）
- 显然，当北海走到某个小山峰时，四周看不到更高的点，就不会走下山去、寻找更高的峰
- 从而陷入了**局部最优解**



## □ 贪心算法失效——陷入局部最优

## □ 模拟退火思想

- 那么在可见范围内，**随机**选择一点
- 1.如果该点比当前位置**更高**，就**直接去**该点（优化）
- ★ • 2.如果该点**更低**，那么就多掷几次硬币，结合**该点与当前点的高度差**决定去不去（**一定概率**）
- 在刚才的局部最优解的峰，会有一定概率走下了当前山峰，从而发现另一个山峰的上坡
- 从而就有可能走上新的更高峰

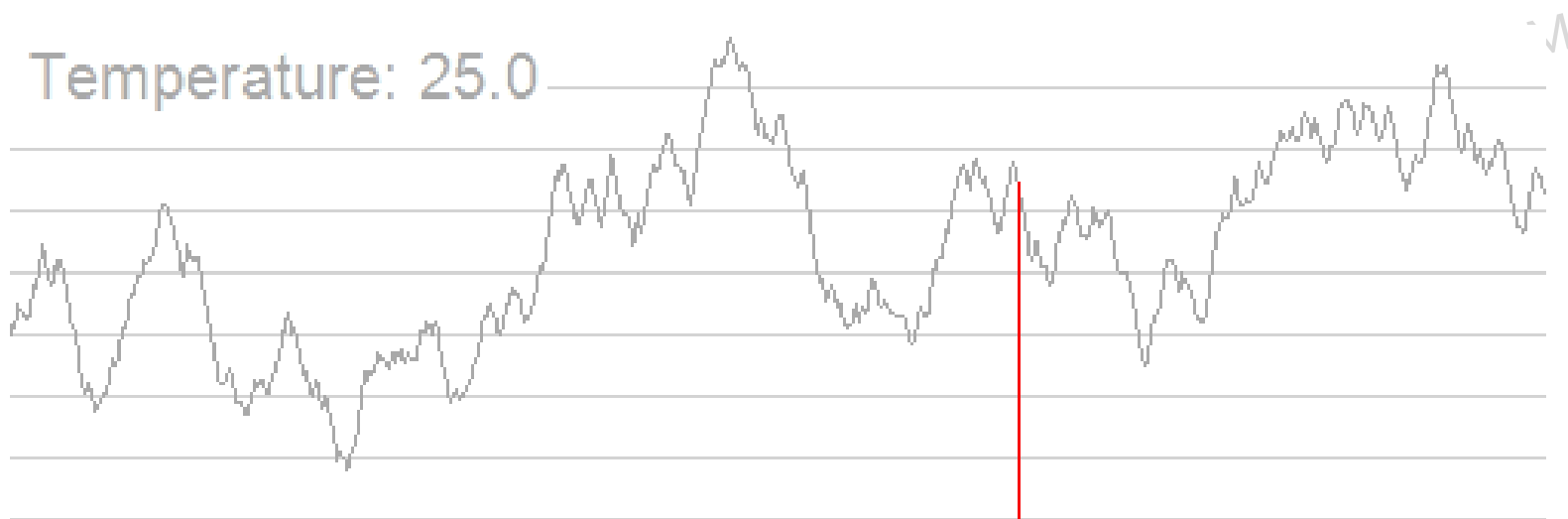


微信公众号：数学建模BOOM

## □ 贪心算法失效——陷入局部最优

## □ 算法关键点

- 时间有限，需设置终止条件（“退火”过程中温度不断降低，剩余时间不多时就别乱跑）
- 且算法需要做到：若当前所处的山峰越高，前往低点的概率越低（**概率的表达式**）
- 这样才能使求得最优解的概率更大
- 关键在于，“**概率**”怎么求



- （图片源于Wikipedia）

# 模拟退火

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解



## □适用赛题

### □ 可行解过多、NP-hard问题

### □ NP-hard问题

- 旅行推销员问题（Travelling salesman problem, TSP）：给定一系列城市和每对城市之间的距离，求解访问**每一座城市一次**并**回到起始城市**的**最短**回路
- TSP问题是组合优化中的一个**NP-hard**问题，该问题的可行解是**所有顶点的全排列**，随着顶点数的增加，会产生**组合爆炸**，传统算法难以求解
- 此时就适合用模拟退火等启发式算法求近似解

### □ 适用赛题特点

- 有些规划类问题的**可行解过多**，传统算法运算时间过长
- 能够列出可行解的任一排列（例如题目要求最短回路，起码能先写出个回路作为初始化）

### □ 国赛题目：高等教育学费标准

- 假设高校所需1000万经费，涉及多种筹款路径，理论上的**筹款组合方案过多**，若暴力求解可能费时几十小时，此时就适合模拟退火求解

# 模拟退火

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

## □ 典型例题

### □ 遍历全国省会

- 已知全国34个省会城市（包括直辖市、自治区首府和港澳台）的经纬度坐标（第一个为北京）
- 现在需要**从北京出发**，到**所有**城市视察
- 要求每个城市**只能到达一次**，并**最终回到北京**
- 求视察路线方案，使得**总路径最短**

### □ 问题分析

- 若把所有可能的路线方案都列出来再求最小值，则有 $33!$ （33的阶乘）种方案
  - 这是 $10^{36}$ 数量级，运算时间会很长
  - 此时可考虑使用模拟退火
- 微信公众号：数学建模BOOM
- 本期课程的原理讲解内容对于部分同学来说较难理解，应结合代码理解

## □ 原理与求解思路

### □ 所有可行解

- 本题的解空间就是 **固定起点和终点的所有可行路线** 的集合
- 题目要求以北京作为起点和终点，那么设 **起点** 北京为1号城市  $x_1$
- ★ - 余下需要遍历的 **33个** 城市依次设为2, 3, ....., 34号城市  $x_{34}$
- 最后还需回到北京，设 **终点** 北京为35号城市  $x_{35}$
- 因为起点与终点固定，则共有  $33!$  个可行解

### □ 目标函数：总路程最短

- 从1号  $x_1$  出发遍历34个城市最后回到1号  $x_{35}$
- 第  $i$  号城市  $x_i$  与第  $i+1$  号城市  $x_{i+1}$  之间的路径长度设为  $d_{x_i x_{i+1}}$
- 则目标函数：

$$\min f(x_1, x_2, \dots, x_{35}) = \sum_{i=1}^{34} d_{x_i x_{i+1}}$$

## □ 原理与求解思路

### □ 1、初始化

- 设定一个初始温度 $T_0$ 和问题的一个初始解 $x(0)$
- 有那么多可行解，可以随便选一个作为初始解
- 例如本题，可以把原始数据的排列直接作为初始解，解为 $x_1 x_2 x_3 \dots x_{35}$
- 或利用蒙特卡罗法求一个较好的初始解（课程第四部分代码求解会讲）

### □ 2、随机产生新解

- 在当前温度 $T_i$ 下 **随机** 求一个解 $x'$ ，制定产生新解的准则（准则不唯一，能确保**随机**即可）
- 假设上一步的解为：

$$x_1 \cdots x_{u-1} x_u x_{u+1} \cdots x_{v-1} x_v x_{v+1} \cdots x_{35}$$

- **随机选序号 $u, v$** ，将 $u$ 到 $v$ 的这部分转为逆序，得到解：

$$x_1 \cdots x_{u-1} x_v x_{v-1} \cdots x_{u+1} x_u x_{v+1} \cdots x_{35}$$

## □ 原理与求解思路

### □ 3、计算目标函数差值

- 随机得到的解 $x'$ 和当前解 $x(i)$ ，两种方案总路径的差值记为 $\Delta f$ ：

$$\Delta f = (d_{x_{u-1}x_v} + d_{x_u x_{v+1}}) - (d_{x_{u-1}x_u} + d_{x_v x_{v+1}})$$

### □ 4、是否接受新解

- 接受准则：

$$P = \begin{cases} 1, & \Delta f < 0, \\ \exp(-\Delta f/T_i), & \Delta f \geq 0. \end{cases}$$

微信公众号：数学建模BOOM

- 表达式中判断准则 $\exp(-\Delta f/T_i)$ 是由热力学得到的灵感，后面补充讲解
- 题目求总路径最短，如果 $\Delta f < 0$ 意味解 $x'$ 的总路径更短，则接受 $x'$ 作为新解， $x(i) = x'$
- $\Delta f > 0$ 意味解 $x'$ 总路径更长不如原解 $x(i)$ ，但为**防止陷入局部最优解**，仍以**一定概率**接受 $x'$
- 在代码实现上，if  $\exp(-\Delta f/T_i) \geq \text{rand}$  则接受 $x'$ 作为新解，否则保留解 $x(i)$
- ★ • 显然， **$\Delta f$ 越小**，意味着随机解的总路径比原解的总路径**短更多**，那么**接受 $x'$ 的概率就更大**

## □ 原理与求解思路

### □ 5、马尔科夫过程

- 在当前温度 $T_i$ 下，重复2、3、4步
- 温度 $T_i$ 不变时，判断准则中的 $\exp(-\Delta f/T_i)$ 由 $\Delta f$ 决定，而 $\Delta f$ 由随机解 $x'$ 和当前解 $x(i)$ 决定
- 所以新解 $x(i+1)$ 只与 $x(i)$ 有关，而与更早的 $x(i-1)$ ,  $x(i-2)$ , ...  $x(0)$ 无关
- 显然这是个马尔科夫过程， $x'$ 在原解 $x(i)$ 的邻域中符合均匀分布\*

### □ 6、退火过程

- 选定降温系数 $\alpha$ ，求得新温度 $T_{i+1} = \alpha T_i$ ，此处设为0.999
- 再重复2、3、4、5步；然后继续降低温度.....

### □ 7、结束条件

- 直到温度足够小，设终止温度为 $e = 10^{-30}$ ，当 $T < e$ 时终止迭代，输出最终解
- 退火过程足够慢、每个温度下寻找新解的次数足够多，则最终解是全局最优解的概率越大\*



## □原理与求解思路

□ \*理论上模拟退火可以找到全局最优（该部分不要求掌握）

- 马尔科夫过程随机解 $x'$ 只与 $x(i)$ 有关，所以 $x'$ 在原解 $x(i)$ 的邻域中符合均匀分布
- 而 $x'$ 被接受的状态由上页的概率表达式 $P$ 所决定
- 那么经过有限次的重复2、3、4步，在温度 $T_i$ 下解的平衡态 $x_i$ 满足玻尔兹曼分布：

$$P_i(T_i) = \frac{e^{-\frac{f(x_i)}{T}}}{\sum_{j \in S} e^{-\frac{f(x_j)}{T_j}}}$$

- 平衡态 $x_i$ 代表温度 $T_i$ 下任意一种可能出现的解， $S$ 为所有可能出现的解的集合
- 式中 $f(x_i)$ 代表该解下的总路径（目标函数值）
- 接着降低温度， $T_{i+1} < T_i$ ，在温度 $T_{i+1}$ 下有限次的重复2、3、4步
- 整个优化过程就是不断寻找新解和缓慢降温的交替过程，那么温度趋于0时得到最终解
- 重点在于，温度趋于0时得到的最终解，是不是接近于全局最优解？



## □原理与求解思路

### □ \*理论上模拟退火可以找到全局最优（该部分不要求掌握）

- 上一页提到，温度 $T_i$ 下解的平衡态 $x_i$ 满足玻尔兹曼分布，根据玻尔兹曼分布和状态转移概率：

$$P_i(T_i) = \frac{e^{-\frac{f(x_i)}{T_i}}}{\sum_{j \in S} e^{-\frac{f(x_j)}{T_i}}}$$

温度 $T_i$ 下的平衡态分布

$$P = \begin{cases} 1, & \Delta f < 0, \\ \exp(-\Delta f / T_i), & \Delta f \geq 0. \end{cases}$$

温度 $T_i$ 下的状态转移概率

- 从玻尔兹曼分布可知，温度 $T \rightarrow 0$ 时某个值大于0的状态（函数值） $f(x_i)$ 的分布概率趋于0
- 也就意味着只有 $f(x_i)$ 尽可能趋于0的状态才会存在
- 对应现实问题，求得的最终解中只有 $f_{min}$ ，也就是最优解（本题的最短路径）
- 从状态转移概率公式可知，当温度 $T \rightarrow 0$ ， $\Delta f \geq 0$ 时转移到更高函数值的概率趋近于0
- 也就意味着温度极低时，转移到更差解的概率越小、会以更大概率停留在当前解
- 结论：当寻找新解次数足够多、降低温度足够慢，最终会以接近于1的概率求得全局最优解

## □原理与求解思路

### □ \*理论上模拟退火可以找到全局最优（该部分不要求掌握）

- 证明：根据玻尔兹曼分布和状态转移概率，求最终从一个极低的温度转移到 $T = 0$ 后的概率分布，结合两个公式可得：

$$\begin{aligned} P^* &= \lim_{T \rightarrow 0} \frac{e^{-\frac{f(x_i) - f_{\min}}{T_i}}}{\sum_{j \in S} e^{-\frac{f(x_j) - f_{\min}}{T_j}}} = \lim_{T \rightarrow 0} \frac{e^{-\frac{f(x_i) - f_{\min}}{T_i}}}{\sum_{j \in S_{\min}} e^{-\frac{f(x_j) - f_{\min}}{T_j}} + \sum_{j \notin S_{\min}} e^{-\frac{f(x_j) - f_{\min}}{T_j}}} \\ &= \lim_{T \rightarrow 0} \frac{e^{-\frac{f(x_i) - f_{\min}}{T_i}}}{\sum_{j \in S_{\min}} e^{-\frac{f(x_j) - f_{\min}}{T_j}}} = \begin{cases} \frac{1}{|S_{\min}|}, & i \in S_{\min} \\ 0, & \text{others.} \end{cases} \end{aligned}$$

- 而 $\sum_{x_i \in S_{\min}} P^* = 1$ ，意味着将以接近于1的概率求得全局最优解

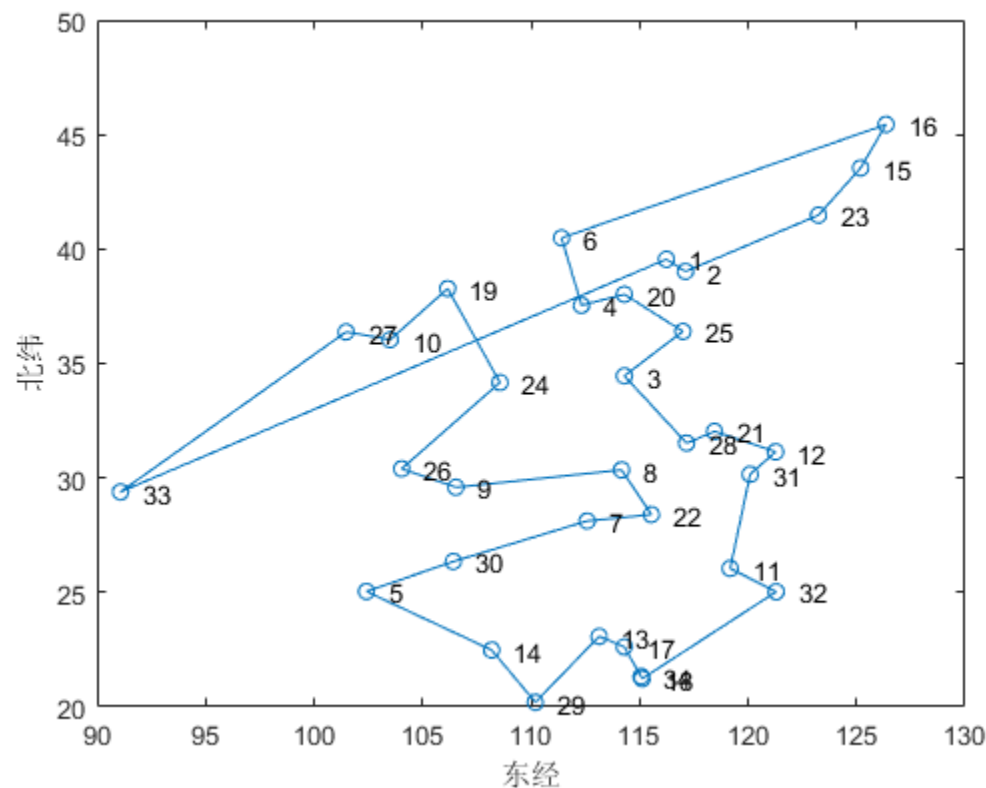
# 模拟退火

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

## □代码求解

## □ 代码求解

- 接下来讲解代码，可到文件**SA.mlx**中查看
- 重点在于，如何在代码中实现课程第三部分原理讲解中的各种计算
- 求解结果每次都不一样



## □ 写出你的笔记

## □ 费曼学习法

- 费曼学习法：以教代学
- 只有当你能够教会别人，才代表你真正学会了！

## □ 有奖征集：每学完一期课程，整理笔记，发布在各平台

- 将你每节课所学到的，整理出一套笔记
- 尽量不要照搬或截图课程的内容
- 可自行发布在知乎/CSDN等等各类平台



费曼学习法

- ① 确定主题开始学习
- ② 理解所学内容
- ③ 把所学内容讲给别人
- ④ 把讲不清楚的地方去学明白

- 符合以下要求的文章，且文章点赞超过100或浏览量超1万的，可获取半价退款奖励（联系北海的QQ：1980654305）
- 1、标题设为：XXXX（模型或算法）——北海数学建模课程笔记
- 2、文章首行写：本文为北海的数模课程学习笔记，课程出自微信公众号：数学建模BOOM。

## □ “从零开始学数学建模” 系列课程

- 本期课程视频出自**b站up**：数学建模BOOM
- 全套课程请关注**微信公众号**：数学建模BOOM，回复“课程”

# END

微信公众号：数学建模BOOM