

百囚犯问题实验报告

1. 算法说明

随机搜索策略：每个囚犯独立、随机地打开盒子，每次从所有盒子中随机选择一个未尝试过的盒子，直到找到自己的编号或用尽尝试次数。每个囚犯的每次选择都是独立随机事件，不依赖任何结构或顺序。如果所有囚犯均在各自己的尝试次数内通过随机选择找到自己的编号，则成功。

循环搜索策略：利用盒子排列的循环结构，每个囚犯从与自己编号相同的盒子开始，按盒内纸条编号依次跳转，形成一条确定的循环路径。若排列中所有循环的长度均不超过尝试次数 K ，则所有囚犯均能在 K 次内找到自己的编号，则成功。

2. 实验结果

```
运行: 100_prisoners x
E:\anaconda\envs\test\python.exe E:/ai_introduction/100_prisoners.py
请输入囚犯数量 N (默认 100): 100
请输入每人尝试次数 K (默认 50): 50
请输入模拟轮次 T (默认 10000): 10000
随机搜索策略每轮结果:
第1轮: 失败
第2轮: 失败
第3轮: 失败
第4轮: 失败
第5轮: 失败
第6轮: 失败
第7轮: 失败
第8轮: 失败
第9轮: 失败
第10轮: 失败
第11轮: 失败
第12轮: 失败
第13轮: 失败
第14轮: 失败
第15轮: 失败
第16轮: 失败
```

```
第9999轮: 失败
第10000轮: 失败
随机搜索策略总成功率: 0.0
循环搜索策略每轮结果:
第1轮: 失败
第2轮: 失败
第3轮: 失败
第4轮: 成功
第5轮: 失败
第6轮: 失败
第7轮: 失败
第8轮: 成功
第9轮: 失败
第10轮: 失败
第11轮: 失败
第12轮: 失败
第13轮: 失败
```

```

第9994轮：失败
第9995轮：失败
第9996轮：成功
第9997轮：失败
第9998轮：失败
第9999轮：失败
第10000轮：失败
循环搜索策略总成功率：0.3148
调整后随机搜索策略成功率（N=50，K=25）：0.0
调整后循环搜索策略成功率（N=50，K=25）：0.3114

```

结果分析：在随机搜索策略中，成功概率几乎为 0（在这里我只保留四位小数，所以概率为 0），在循环搜索策略中，成功率为 0.3148，在 N 和 K 同时减半时，概率基本差不多，为 0.3114。

3. 理论分析

随机搜索策略

如果每名囚犯都随机打开 50 个盒子，那么对于一名囚犯没有选到自己号码牌的概率为

$P(\bar{A}) = \frac{1}{2}$ 因此囚犯选到自己号码的概率： $P(A) = \frac{1}{2}$ 。100 名囚犯都需要选到自己的号

码： $P(success) = (\frac{1}{2})^{100}$ 。由此可以看出如果随机的选，这些囚犯几乎必死。

循环搜索策略

每个囚犯选择自己的号码牌开始，下一个选择的盒子为这次盒子中的号码对应的盒子，按照这个策略，经过有限次打开，盒子的操作，肯定能找到自己的号码牌。实际上可以将盒子抽象为顶点，而盒子中的数抽象为边。一个囚徒能在 50 次之内找到处自己的号码，说明它号码所在的环中节点数少于 50。由于盒子中纸条的位置并没有改变，所以图也没有改变。让所有囚徒在 50 次以内找到自己的号码，就需要让最大的有向环中节点数少于 51。环最大节点数小于 51 的可能并不好算，因此我们算大于等于 51 的。

$(k-1)!$ 为 k 个数成一个大环的所有可能：第一个数不与自己的位置相同，就有 k-1 可能，第二个数位置与自己位置和前一个数占据位置数不同，有 k-2 种可能，之后的数都与前面占据的数加自身位置不同。因此总的可能数为 $(k-1)!$ 。

假设此时的最大环节点数为 k，可能出现的情况数： $P(k) = \frac{C_{100}^k (k-1)(100-k)!}{100!} = \frac{1}{k}$

最大环节点大于 50 的可能： $P(failure) = \sum_{k=51}^{100} \frac{1}{k}$

因此使用该策略能活下去的概率为： $P(success) = 1 - P(failure) = 1 - \ln 2$

根据上述计算结果，我们知道即使囚犯数量更多，所有囚犯仍然有 30% 左右的成功概率。与实验结果相符，在 N，K 等比例减少的时候，发现概率还是 30% 左右。

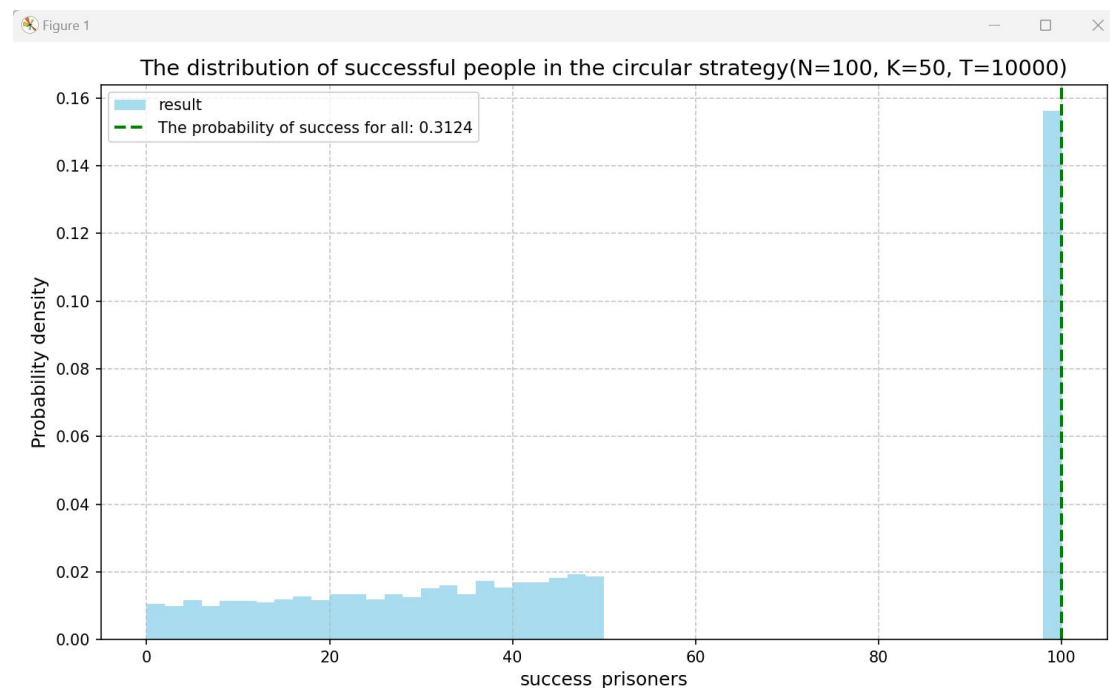
4. 优化思路

随机搜索策略优化：每个囚犯逐个尝试盒子，使用集合记录已尝试的盒子，避免重复选择。一次性生成所有囚犯在所有尝试中的随机选择，避免循环内重复调用随机函数。使用 `boxes[current_choices] == prisoners` 批量比较所有囚犯当前选择的盒子，利用 NumPy 的并行计算能力。一旦所有囚犯都找到编号，立即返回结果，减少不必要的计算。

循环搜索策略优化：每个囚犯按循环路径逐个跳转盒子，直到找到自己的编号或用尽尝试次数。路径跳转向量化：通过 `current_boxes = boxes[current_boxes - 1]` 一次性更新所有囚犯的位置，避免逐个处理。使用 `boxes[current_boxes - 1] == prisoners` 同时检查所有囚犯是否找到目标，充分利用 NumPy 的并行计算。

模拟函数优化：一次性生成所有轮次的盒子排列，避免在循环中重复生成，减少随机数生成的开销。直接调用向量化的搜索策略函数，避免在模拟循环中引入额外的 Python 循环。

5. 图



图像分析：展示了采用循环策略时成功人数的概率分布图，这里不是单纯的密度，而是概率密度分布。可以看出，在人数较少和 100 左右的时候，概率存在，也就是说，概率分布在两端，中间一部分的概率几乎为 0。