

使用蒙特卡洛方法计算积分的方差为 $\sigma^2 = V/n$ ，其中 V 是被积函数的方差

蒙特卡洛方法的误差来自随机点分布不均匀，如果把抽样区域分层，并规定每一层抽样的点数，就可以减小随机点的不均匀性

另外，分层之后每一层的方差可能不同，在方差大的层分配更多的抽样点，更有利于减小方差

合理地划分积分区域和点数可以减小误差，但是这需要对被积函数有一定的了解，如果划分不合理，反而可能会加大误差

大多数情况下，如果对被积函数了解不够，做均匀分层抽样即可

计算积分 $I = \int_0^\pi \sin^2 x dx$

先将积分区域变换到 $[0, 1]$ 区间，计算最终结果时再恢复

原始蒙特卡洛方法

In [1]:

```
1 import numpy as np
2 from numpy.random import default_rng
3
4 rng = default_rng()
```

In [2]:

```
1 # 变换后的被积函数
2 def integrand(x):
3     return np.sin(np.pi*x)**2
```

In [3]:

```
1 N = 10**6
2 X = rng.random(N)
3 Y = integrand(X)
4 I = np.pi*sum(Y)/N
5 print(f"结果: {I}")
6 I0 = np.pi/2
7 print(f"误差: {abs(I0-I)/I0:.4%}")
```

结果: 1.5725494175681252

误差: 0.1116%

均匀分层抽样

In [4]:



```
1 # 对积分区域进行划分
2 N_divide = 10
3 edges = np.linspace(0, 1, N_divide + 1)
4 # 设置每个区域的点数
5 N_list = [10**5 for _ in range(N_divide)]
6 # 分别计算每个区域的积分估计值
7 I_list = [0 for _ in range(N_divide)]
8 for i in range(N_divide):
9     X = rng.uniform(edges[i], edges[i+1], N_list[i])
10    Y = integrand(X)
11    I_list[i] = np.pi/10*sum(Y)/N_list[i]
12 # 求和得到总的积分估计值
13 I = sum(I_list)
14 print(f"结果: {I}")
15 print(f"误差: {abs(I0-I)/I0:.4%}")
```

结果: 1.5710738968834188

误差: 0.0177%