1. 马尔可夫过程及其概率分布

马尔可夫性/无后效性

过程(或系统)在时刻 t_0 所处的状态为已知的条件下,过程在时刻 $t>t_0$ 所处状态的条件分布与过程在时刻 t_0 之前所处的状态无关。

定义

随机过程 $\{X(t),t\in T\}$ 的状态空间为I。对任意n个时刻 $t_1< t_2<\ldots< t_n, n\geq 3, t_i\in T$,在条件 $X(t_i)=x_i,x_i\in I, i=1,2,\ldots,n-1$ 下, $X(t_n)$ 的条件分布函数恰等于在条件 $X(t_{n-1})=x_{n-1}$ 下 $X(t_n)$ 的条件分布函数,即

$$P\{X(t_n) \le x_n | X(t_1) = x_1, X(t_2) = x_2, \dots, X(t_{n-1}) = x_{n-1}\}\$$

= $P\{X(t_n) \le x_n | X(t_{n-1} = x_{n-1}), x_n \in R$

或写成

$$F_{t_n|t_1...t_{n-1}}(x_n,t_n|x_1,x_2,\ldots,x_{n-1};t_1,t_2,\ldots,t_{n-1})=F_{t_n|t_{n-1}}(x_n,t_n|x_{n-1};t_{n-1})$$
则称过程具有马尔可夫性或无后效性,并称此过程为**马尔可夫过程**。

泊松过程是时间连续、状态离散的马氏过程;维纳过程是时间、状态都连续的马氏过程。

转移概率

时间和状态都是离散的马尔可夫过程称为马尔可夫链,简称马式链。

对任意正整数
$$n,r$$
和 $0 \leq t_1 < t_2 < \ldots < t_r < m; t_i,m,n+m \in T_1$,有 $P\{X_{m+n} = a_j | X_{t_1} = a_{t_1}, X_{t_2} = a_{t_2}, \ldots, X_{t_r} = a_{t_r}, X_m = a_i, \}$ $= P\{X_{m+n} = a_j | X_m = a_i\}$

其中 $a_i \in I$,记上式右端为 $P_{ij}(m,m+n)$,称条件概率

$$P_{ij}(m, m+n) = P\{X_{m+n} = a_i | X_m = a_i\}$$

为马式链在时刻m处于状态 a_i 条件下,在时刻m+n转移到状态 a_i 的**转移概率**。

由于从时刻m处于状态 a_i 条件下,到时刻m+n必然转移到某一个状态,所以

$$\sum_{j=1}^{+\infty}P_{ij}(m,m+n)=1,i=1,2,\ldots$$

由转移概率组成的矩阵 $P_{ij}(m,m+n)=(P_{ij}(m,m+n))$ 称为马式链的**转移概率矩阵**。此矩阵每一行元之和等于1。

当转移概率只与i,j及时间间距n有关时,称此转移概率具有**平稳性**,同时也称此链是**齐次的**或**时齐的**。记 $P_{ij}(m,m+n)=P_{ij}(n)$

马氏链为齐次的情况下, $P_{ij}(n)$ 称为马式链的n步转移概率, $P(n)=(P_{ij}(n))$ 为n步转移概率矩阵。

一步转移概率

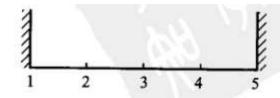
$$p_{ij} = P_{ij}(1) = P\{X_{m+1} = a_j | X_m = a_i\}$$

一步转移概率矩阵



例子 (一维随机游动)

设一醉汉Q(或看作一随机游动的质点),在如图所示的直线点集 $I=\{1,2,3,4,5\}$ 上作随机游动,且仅在1秒、2秒等时刻发生游动。游动的概率规则是:如果Q现在位于点i(1<i<5),则下一时刻各以1/3的概率向左或向右移动一格,或以1/3的概率还留在原点;如果Q现在位于1(或5)这点上,则下一时刻就以概率1移动到2(或4)这一点上。1和5这两点称为反射壁。上面这种游动称为带有两个反射壁的随机游动。

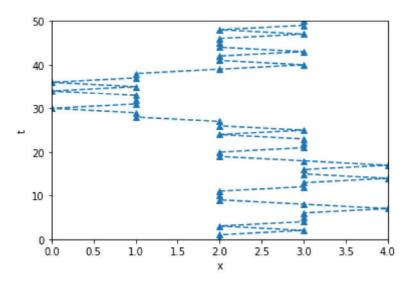


若以 X_n 表示时刻n时Q的位置,那么 X_n 是一随机过程,当 $X_n=i$ 时为已知时, X_{n+1} 所处的状态的概率分布只与 $X_n=i$ 有关,所以 X_n 是一马氏链,而且还是齐次的。它的一步转移概率矩阵为

$$P = \left(egin{array}{ccccc} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 \ 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \ 0 & 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{array}
ight)$$

In [65]:

```
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
class Markov:
    def __init__(self, p, x0):
       self.P = p
       self.xn = x0
       self.n = 0
        # 辅助计算转移概率的矩阵
       self.F = p.cumsum(axis=1)
    def next(self):
        # 随机产生一个(0,1)间的数,用于确定随机游动的下一步
       v = 0
       while not v:
           v = np. random. random sample()
       for f in self.F[self.xn]:
           if v < f:
               break
           else:
               xn += 1
        self.xn = xn
        self.n += 1
       return self.xn
# 一步转移概率矩阵
P = np. array([
    [0, 1, 0, 0, 0],
    [1/3, 1/3, 1/3, 0, 0],
    [0, 1/3, 1/3, 1/3, 0],
    [0, 0, 1/3, 1/3, 1/3],
    [0, 0, 0, 1, 0]
])
# 初始位置x=2
x = [2]
markov = Markov(P, x[0])
t=np. arange (51)
for i in t[1:]:
   x. append (markov. next())
# 画图
fig = plt.figure()
plt. plot (x, t, '--\hat{})
plt.xlabel('x')
plt. xlim([0, 4])
plt.ylabel('t')
plt.ylim([0,50])
plt.show()
```



2. 多步转移概率的确定

C-K方程

$$P_{ij}(u+v)=\sum_{k=1}^{+\infty}P_{ik}(u)P_{kj}(v), i,j=1,2,\ldots$$

"从时刻s所处状态 a_i ,即 $X(s)=a_i$ 出发,经过时段u+v转移到状态 a_j ,即 $X(s+u+v)=a_j$ "这一事件可以分解成"从 $X(x)=a_i$ 出发,先经时段u转移到中间状态 $a_k(k=1,2,\dots)$,再从 a_k 经时段v转移到状态 a_j "这样一些事件的和事件。

矩阵形式:

$$P(u+v) = P(u)P(v)$$

令u=1,v=n-1, 得递推关系:

$$P(n) = P(1)P(n-1) = PP(n-1)$$

$$P(n) = P^n$$

齐次马式链的有限维分布律完全由初始分布和一步转移概率所确定。

3. 遍历性

对于一般的两个状态的马氏链,当0 < a,b < 1时,记 P_{ij} 的极限

$$egin{aligned} \lim_{n o+\infty}P_{00}(n)&=\lim_{n o+\infty}P_{10}(n)&=rac{b}{a+b}&=\pi_0\ \lim_{n o+\infty}P_{00}(n)&=\lim_{n o+\infty}P_{11}(n)&=rac{a}{a+b}&=\pi_1\ \pi_0+\pi_1&=1 \end{aligned}$$

该极限表明:不管链在某一刻从什么状态(i)出发,经过长时间的转移,到达状态j的概率都趋近于 π_j ,这就 是所谓的遍历性。

如果对于齐次马氏链的所有状态 $a_i, a_i \in I$,转移概率 $P_{ij}(n)$ 存在极限

$$\lim_{n o\infty}P_{ij}(n)=\pi_j$$
 (不依赖于 i)

或

$$P(n) = P^n \xrightarrow[(n o + \infty)]{} egin{pmatrix} \pi_1 & \pi_2 & \dots & \pi_j & \dots \ \pi_1 & \pi_2 & \dots & \pi_j & \dots \ dots & dots & dots & dots \ \pi_1 & \pi_2 & \dots & \pi_j & \dots \ dots & dots & dots & dots & dots \ dots & dots & dots & dots \ dots & dots & dots & dots \ \end{pmatrix}$$

称此链具有**遍历性**。

又若 $\sum_j \pi_j = 1$,则同时称 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \ldots)$ 称为链的**极限分布。**

遍历性的充分条件

定理 设齐次马氏链 $\{X_n, n \geq 1\}$ 的状态空间为 $I = \{a_i, a_2, \ldots, a_N\}$,P是它的一步转移概率矩阵,如果存 在正整数m, 使对任意的 $a_i, a_i \in I$ 都有

$$P_{ij}(m)>0,\;i,j=1,2,\ldots,N$$

 $P_{ij}(m)>0,\ i,j=1,2,\ldots,N$ 则此链具有遍历性,且有极限分布 $\pi=(\pi_1,\pi_2,\ldots,\pi_N)$,它是方程组

$$\pi=\pi P$$
或即 $\pi_j=\sum_{i=1}^N\pi_i p_{ij},\; j=1,2,\ldots,N$

的满足条件

$$\pi_j>0, \sum_{j=1}^N\pi_j=1$$

的唯一解。

在定理条件下,马氏链的极限分布又是**平稳分布**。即,若初始分布 $P(0)=\pi$,则链在任 $\overline{}$ 时刻 $p(0)=\pi$ 的分 布永远与 π 一致。

$$p(n) = p(0)P(n) = \pi P^n = \pi P^{n-1} = \dots = \pi P = \pi$$

习题:

5. 设马氏链 $\{X_n, n \ge 0\}$ 的状态空间为 $I = \{1, 2, 3\}$, 初始分布为 $p_1(0) = 1/4$, $p_2(0) = 1/2$, $p_3(0) = 1/4$, 一步转移概率矩阵为

- (1) 计算 $P\{X_0=1, X_1=2, X_2=2\}$.
- (2) 证明 $P\{X_1=2, X_2=2 \mid X_0=1\} = p_{12} p_{22}$.
- (3) 计算 $P_{12}(2) = P\{X_2 = 2 \mid X_0 = 1\}$.
- (4) 计算 $p_2(2) = P\{X_2 = 2\}$.

解:

(1)
$$P\{X_0 = 1, X_1 = 2, X_2 = 2\} = P\{X_0 = 1\} \times P\{X_1 = 2|X_0 = 1\} \times P\{X_2 = 2|X_0 = 1, X_1 = 2\} = P\{X_0 = 1\}P\{X_1 = 2|X_0 = 1\}P\{X_2 = 2|X_1 = 2\} = p_1(0)p_{12}p_{22} = \frac{1}{4} \times \frac{3}{4} \times \frac{1}{3} = \frac{1}{16}$$

(2)
$$P\{X_1=2, X_2=2|X_0=1\} = P\{X_0=1, X_1=2, X_2=2\} \div P\{X_0=1\} = p_{12}p_{22}$$

(3) 由C-K方程可得:

$$egin{align} p_{12}(2) &= p_{11}p_{12} + p_{12}p_{22}p_{13}p_{32} \ &= rac{1}{4} imes rac{3}{4} + rac{3}{4} imes rac{1}{3} + 0 imes rac{1}{4} \ &= rac{7}{16} \ \end{array}$$

(4) 留作习题