

## 第九章 马尔可夫链

Def: 对于 R.V. 序列  $X_1, X_2, \dots, X_n$ , 序列中每个元素都在集合  $\{1, 2, \dots, M\}$  中取值, 若对于所有  $n \geq 0$  有:

$$P(X_{n+1}=j | X_n=i, X_{n-1}=i_{n-1}, \dots, X_0=i_0) = P(X_{n+1}=j | X_n=i).$$

则称 R.V. 序列为 Markov Chain

说白了就是  $X_{n+1}$  仅与  $X_n$  有关, i.e., 与上一状态有关

那么这种“转移”如何表示? 令  $X_1, \dots$  为状态空间  $\{1, 2, \dots, M\}$  上的 Markov Chain, 令  $q_{ij} = P(X_{n+1}=j | X_n=i)$  作为状态  $i$  转到  $j$  的概率, 则得到的  $M \times M$  矩阵  $Q = (q_{ij})$  则称为马尔可夫链的转移矩阵

可见,  $Q$  每一行和为 1; 如:  $\begin{matrix} R & S \\ \swarrow & \searrow \\ \text{CR} & \text{S} \end{matrix} \begin{matrix} \xrightarrow{1/3} \\ \xleftarrow{2/3} \\ \xrightarrow{1/2} \end{matrix}$

$$Q: \begin{matrix} R & S \\ \begin{bmatrix} 1/3 & 2/3 \\ 1/2 & 1/2 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

那么假设  $i \rightarrow j$  要求不再是一步呢?

Theorem: ( $n$  步转移概率):  $i$  经过  $n$  步到  $j$ :

$$q_{ij}^{(n)} = P(X_n=j | X_0=i)$$

则可得关系:  $q_{ij}^{(n)}$  为  $Q^n$  的  $(i, j)$  项

那么有  $Q$  与 initial distribution:  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_M)$ , 且:

$$\alpha_i = P(X_0=i), i=1, \dots, M$$

则  $n$  步后,  $X_n$  在  $\{1, \dots, M\}$  状态上的分布为:  $\alpha Q^n$

More specifically:  $P(X_n=j) = (\alpha Q^n)_j, j \in [1, M]$ .

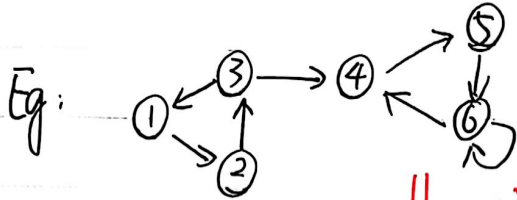
Markov Chain 专业中还有许多性质及其对应引伸的良好定理:



Category 1: 瞬时态 (transient) & 常返态 (recurrent).

Recurrent: Def: 从 Markov Chain 状态  $i$  出发最终回到状态  $i$  的概率为 1, 则称状态  $i$  为常返态

反之, 有概率再也回不到  $i \Rightarrow i$  为瞬时态



① ② ③ transient

④ ⑤ ⑥ recurrent

↳ 它可约

Category 2: 不可约 (irreducible) & 可约 (reducible)

Irreducible: 如果一个 Markov Chain 任意两状态, 通过有限步从  $i$  到  $j$  是可能的, 则不可约

反之, 若  $\exists i, j, i \rightarrow j$  不可能, 则可约

由 irreducible 定义可知: 若 Markov Chain 不可约, 则所有状态均为常返态。这一条较易说明。同时注意, 逆命题是错的! 如例:



Category 3: 周期 (period)

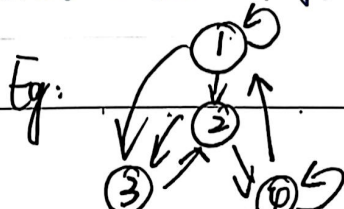
Def: 状态  $i$  的周期是所有的可能的从  $i$  返回  $i$  所需步数最大公约数。i.e.:

$$d(i) = \gcd \{ n > 0 : Q_{i,i}^n > 0 \}$$

若周期为 1, 则  $i$  称非周期状态; 若所有状态均 aperiodic, 则整个链条称为 aperiodic

⚠: 还有一个前提! Markov Chain 不可约; 无它, 非非非周期

均无所谈起!



它 aperiodic



有了上述属性的引入, 可以引伸许多的定理或 idea:

• Stationary: Def:  $\vec{s} = (s_1, \dots, s_n)$  s.t.  $s_i \geq 0$  &  $\sum_i s_i = 1$ , if  $\sum_i s_i q_{ij} = s_j$ , i.e.,  $\vec{s}Q = \vec{s}$

则  $\vec{s}$  为 稳态, or, **平稳分布**

Theorem: 若  $Q$  中每一列概率和为 1, 则 uniform 分布便是平稳分布 (易证!)

Eg:  $\begin{matrix} 1-\alpha & \alpha \\ \alpha & 1-\beta \end{matrix}$   $\Rightarrow$   $\begin{matrix} 1-\alpha & \alpha \\ \beta & 1-\beta \end{matrix}$ , 则  $Q = \begin{bmatrix} 1-\alpha & \alpha \\ \beta & 1-\beta \end{bmatrix}$ .

$$(s_0, s_1)Q = ((1-\alpha)s_0 + \beta s_1, \alpha s_0 + (1-\beta)s_1) = (s_0, s_1)$$

$$\therefore (s_0, s_1) = \left( \frac{\beta}{\alpha + \beta}, \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \right)$$

Theorem: 设一个 Markov Chain, state space 有限

① 若不可约, 则有唯一的平稳分布

② 若不可约且非周期, 平稳分布为  $\vec{s}$ , 则  $P(X_n = i)$  将收敛至  $s_i (n \rightarrow \infty)$  i.e.,  $Q^n$  中每一列都会趋于  $\vec{s}$

• Reversibility: 设有一序列  $\vec{s} = (s_1, \dots, s_n)$ ,  $s_i \geq 0$ ,  $\sum s_i = 1$ , 使得:  $s_i q_{ij} = s_j q_{ji}$  对于  $\forall i, j$  均成立, 则称:

**Markov Chain 相对于  $\vec{s}$  而言可逆**

貌似这个定义不直观, 没啥用, 但事实上有用的很:

Theorem: 若不可约 Markov Chain 对  $\vec{s}$  可逆, 则  $\vec{s}$  是平稳分布.

Proof:  $\sum_i s_i q_{ij} = \sum_j s_j q_{ji} = s_j \sum_j q_{ji} = s_j$

$\Rightarrow$  若  $Q$  symmetric, 则 uniform 分布便是平稳分布

