

符 号

T	真
F	假
A, B, C, \dots	命题(二进制变量)
$\neg A$	不是 A (否定)
$A \wedge B$	A 和 B (结合)
$A \vee B$	A 或 B (分离)
$A \rightarrow B$	若 A 则 B (推导)
$A \leftrightarrow B$	若 B 则 A 且若 A 则 B (双推导)
$\forall (X)$	全称量化号: 适用于所有 X
$\exists (X)$	存在量化号: 存在一个 X
$C \cup D$	两个集合的并集
$C \cap D$	两个集合的交集
X	一个随机变量
x	一个随机变量的特定值, $X=x$
\mathbf{X}	随机变量的一个向量, $\mathbf{X}=X_1, X_2, \dots, X_N$
\mathbf{x}	向量 \mathbf{X} 的一个特殊实现: $\mathbf{x}=X_1, X_2, \dots, X_N$
$X_{1:T}$	变量 X 从 $t=1$ 到 $t=T$ 的向量, $X_{1:T}=X_1, X_2, \dots, X_T$
$P(X=x)$	X 处于 x 状态的概率, 缩写为 $P(x)$
$P(\mathbf{X}=\mathbf{x})$	\mathbf{X} 处于 \mathbf{x} 状态的概率, 缩写为 $P(\mathbf{x})$
$P(x, y)$	x 和 y 的概率
$P(x \vee y)$	x 或 y 的概率
$P(x y)$	给定 y 的 x 的条件概率
$P(x) \sim y$	x 的概率与 y 成正比, 即 $P(x)=k \times y$
$\mathbf{P}(X)$	离散变量 X 的累积分布函数
$P(X)$	离散变量 X 的概率函数

$F(X)$	连续变量 X 的累积分布函数
$f(X)$	连续变量 X 的概率密度函数
$I(X, Y, Z)$	给定 Y 后, X 独立于 Z
$G(V, E)$	顶点集为 V , 边集为 E 的图 G
$E(V_j, V_k)$	图中顶点 V_j 和 V_k 之间的边 E
$Adj(V)$	图中与顶点 V 相邻的顶点
$Pa(X)$	有向图中节点 X 的父节点
$Nei(X)$	图中节点 X 的邻域
$n!$	n 的阶乘, $n!=n \times (n-1) \times (n-2) \times \dots 1$
$\binom{n}{r}$	r 与 n 的组合, $\binom{n}{r} = \frac{n!}{r!(n-r)!}$
$\exp(x)$	x 的指数, $\exp(x)=e^x$
$ X $	离散变量 X 的维数或状态数
$\sum_i X_i$	X 上的和
$\prod_i X_i$	X 上的乘积
Ω	样本空间
μ	平均数
σ^2	方差
σ	标准差
$N(\mu, \sigma^2)$	均值 μ 和标准差 σ 的正态分布
$I(m)$	数据
$H(M)$	熵
$E(X)$	随机变量 X 的期望值
$ArgMax_x F(X)$	函数 F 最大的 X 值
$\lambda = \{A, \Pi\}$	先验概率向量为, 转移概率矩阵为 A 的马尔可夫链
$\lambda = \{A, B, \Pi\}$	具有先验概率向量、转移概率矩阵 A 和观测概率矩阵 B 的隐马尔可夫模型
$A \succ B$	状态 A 优先于状态 B
$A \sim B$	状态 A 和 B 有相同的偏好(无差异)
$U(A)$	A 状态的效用

π	马尔可夫决策过程或部分可观测马尔可夫决策过程概率关系模型的策略：从状态到行动的映射
V^π	遵循策略 π 的值函数
γ	折现系数