

国际金融试验班 2019 年秋 · 时间序列

第 10 讲：时间序列的预测

授课人：刘 岩

武汉大学经管学院金融系

2019 年 12 月 12 日

本讲内容

- ① 条件期望与最优预测
- ② 线性预测
- ③ 时间序列的预测

本节内容

- 1 条件期望与最优预测
- 2 线性预测
- 3 时间序列的预测

条件概率和条件期望

- 给定随机变量 X, Y 以及其联合密度函数 $f(x, y)$
- 给定 $X = x$, Y 的条件概率密度可表示为

$$f(y|x) = \frac{\Pr(X = x, Y = y)}{\underbrace{\Pr(X = x)}_{\text{不严格类比}}} = \frac{f(x, y)}{\int f(x, y)dy}$$

- $\mathbb{E}(Y|X = x) = \int y f(y|x)dy$ 称为 Y 在 X 上的条件期望
- 记为 $\mathbb{E}(Y|X)$; 可看做 X 的函数

条件期望的性质

- 全期望律 (law of total expectation): $\mathbb{E}Y = \mathbb{E}[\mathbb{E}(Y|X)]$
- 若 X, Y 相互独立, 则 $\mathbb{E}(Y|X) = \mathbb{E}Y$
- 给定函数 $g(\cdot)$, $\mathbb{E}[g(X)Y|X] = g(X)\mathbb{E}(Y|X)$
- $\mathbb{E}(Y|X)$ 是 X 对 Y 的最小均方预测函数: $\mathbb{E}(Y|X)$ 是最小化问题

$$\min_{g(\cdot)} \mathbb{E}[Y - g(X)]^2$$

的 (唯一) 解 \Rightarrow 均方误差意义下, Y 的最优预测为 $\mathbb{E}(Y|X)$

- 若 $Z = g(X)$ 且 $g(\cdot)$ 是严格单调函数, 则

$$\mathbb{E}(Y|Z) = \mathbb{E}[Y|g(X)] = \mathbb{E}(Y|X)$$

最优预测推导

- 对于任意的函数 $f(\cdot)$, $f(X)$ 对 Y 的均方预测误差可写为

$$\begin{aligned}
 & \mathbb{E}[Y - f(X)]^2 \\
 &= \mathbb{E}[Y - \mathbb{E}(Y|X) + \mathbb{E}(Y|X) - f(X)]^2 \\
 &= \mathbb{E}[Y - \mathbb{E}(Y|X)]^2 + 2\mathbb{E}[(Y - \mathbb{E}(Y|X))(\mathbb{E}(Y|X) - f(X))] \\
 &\quad + \mathbb{E}[\mathbb{E}(Y|X) - f(X)]^2 \\
 &= \mathbb{E}[Y - \mathbb{E}(Y|X)]^2 + 2\underbrace{\mathbb{E}[\mathbb{E}[(Y - \mathbb{E}(Y|X))(\mathbb{E}(Y|X) - f(X))|X]]}_{=(\mathbb{E}(Y|X) - f(X))\mathbb{E}[(Y - \mathbb{E}(Y|X))|X]=0} \\
 &\quad + \mathbb{E}[\mathbb{E}(Y|X) - f(X)]^2 \\
 &= \mathbb{E}[Y - \mathbb{E}(Y|X)]^2 + \mathbb{E}[\mathbb{E}(Y|X) - f(X)]^2
 \end{aligned}$$

- 故对任意 $f(\cdot)$, $\mathbb{E}[Y - f(X)]^2 \geq \mathbb{E}[Y - \mathbb{E}(Y|X)]^2$

联合正态下的条件期望

- 给定 X, Y 服从二元正态分布
- 定义 $Z = (Y - \mathbb{E}Y) - \frac{\text{cov}(X, Y)}{\text{var}(X)}(X - \mathbb{E}X)$; 则有 Z 为正态分布, 且 $\mathbb{E}Z = 0$
- 可验证 $\text{cov}(Z, X) = \mathbb{E}ZX = 0$, 故 Z, X 互相独立; 进一步的, $Z, g(X)$ 相互独立, 故 $\mathbb{E}Zg(X) = \mathbb{E}Z\mathbb{E}g(X) = 0$
- 由此可证明 $Y - Z = \mathbb{E}Y + \frac{\text{cov}(X, Y)}{\text{var}(X)}(X - \mathbb{E}X)$ 是 X 对 Y 的最小均方预测, 故

$$\mathbb{E}(Y|X) = \mathbb{E}Y + \frac{\text{cov}(X, Y)}{\text{var}(X)}(X - \mathbb{E}X), \quad \text{进一步有}$$

$$\text{var}(Y|X) = \text{var}(Y) - \frac{[\text{cov}(X, Y)]^2}{\text{var}(X)}, \quad \text{是一个常数}$$

本节内容

- ① 条件期望与最优预测
- ② 线性预测
- ③ 时间序列的预测

线性预测

- 给定随机变量 Y 及 K -维随机向量 \mathbf{X} (可包含常数项), 定义 \mathbf{X} 对 Y 的线性预测 (linear prediction) 为 $\hat{Y} = \mathbf{b}^\top \mathbf{X}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^K$, 对应的 $Y - \hat{Y}$ 称为预测误差 (prediction error)
- 定义最优均方 (optimal mean square) 线性预测为使 $\mathbb{E}[Y - \hat{Y}]^2$ 最小的线性预测 $\hat{\mathbf{b}}^\top \mathbf{X}$:

$$\hat{\mathbf{b}} = \underset{\mathbf{b}}{\operatorname{argmin}} \mathbb{E}[Y - \mathbf{b}^\top \mathbf{X}]^2$$

- 类似于 OLS, 上述 $\hat{\mathbf{b}}$ 的取值需满足 $\mathbb{E}[(Y - \hat{\mathbf{b}}^\top \mathbf{X})\mathbf{X}^\top] = \mathbf{0}^\top$, 故 $\hat{\mathbf{b}} = (\mathbb{E}[\mathbf{X}\mathbf{X}^\top])^{-1}\mathbb{E}[\mathbf{X}Y]$
- 最优线性预测记为 $L(Y|\mathbf{X})$, 可直观理解为 Y 对 \mathbf{X} 的投影

正态条件下的线性预测与最优预测

- 给定 Y, X 为 2-元正态分布 r.v., 期望为 0
- X 对 Y 的最优线性预测系数 \hat{b} 满足

$$\hat{b} = \frac{\mathbb{E}[XY]}{\mathbb{E}X^2} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\text{var}(X)}$$

最优线性预测 $L(Y|X) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\text{var}(X)} X$

- 此时 X 对 Y 的最优（均方）预测与最优（均方）线性预测相等

$$\mathbb{E}[Y|X] = L(Y|X)$$

本节内容

- 1 条件期望与最优预测
- 2 线性预测
- 3 时间序列的预测**

时间序列的预测

- 给定时间序列 $\{Y_t\}$, 可以考虑用 t 及之前的观测值, 对 Y_{t+s} 进行线性预测

$$\hat{Y}_{t+s|t} = L(Y_{t+s}|Y_t, Y_{t-1}, \dots), \quad s \geq 1$$

- 更一般的, 给定时间序列 $\{Y_t\}$ 与 $\{X_t\}$, 其中 $X_t \in \mathbb{R}^K$, 可以考虑用 t 及之前的观测值 $\{X_{t-j}\}_{j \geq 0}$ 对 Y_{t+s} 进行线性预测

$$\hat{Y}_{t+s|t} = L(Y_{t+s}|X_t, X_{t-1}, \dots), \quad s \geq 1$$

- 最优线性预测的具体形式, 即系数向量 $\hat{\mathbf{b}}$ 的确定, 依赖于具体模型

AR(1) 的预测

- 给定平稳 AR(1) 过程 $X_{t+1} = \mu + \phi X_t + \varepsilon_{t+1}$, $|\phi| < 1$, $\{\varepsilon_t\}$ 为白噪声
- X_{t+1} 在 t 的最优线性预测 $\hat{X}_{t+1|t} = \mu + \phi X_t$
 - 直接可验证 $\mathbb{E}[(X_{t+1} - \hat{X}_{t+1|t})X_t] = 0$
- X_{t+2} 在 t 的最优线性预测 $\hat{X}_{t+2|t} = \mu + \phi\mu + \phi^2 X_t$
 - 由 AR 迭代可得: $X_{t+2} = \mu + \phi\mu + \phi^2 X_t + \phi\varepsilon_{t+1} + \varepsilon_{t+2}$
 - 由此可验证 $\mathbb{E}[(X_{t+2} - \hat{X}_{t+2|t})X_t] = 0$
- 另一角度, $\hat{X}_{t+2|t}$ 可看做 $\hat{X}_{t+2|t+1}$ 在 t 的线性预测
 - $\hat{X}_{t+2|t+1} = \mu + \phi X_{t+1}$
 - $\hat{X}_{t+2|t} = \mu + \phi X_{t+1|t} = \mu + \phi\mu + \phi^2 X_t$

AR(1) 预测的渐近性质

- 可验证, $\forall s \geq 1$ 有

$$\hat{X}_{t+s|t} = \mu \sum_{r=0}^{s-1} \phi^r + \phi^s X_t$$

- 由此可知,

$$\lim_{s \rightarrow \infty} \hat{X}_{t+s|t} = \frac{\mu}{1 - \phi} = \mathbb{E}X_t$$

即 X_{t+s} 的长期 (最优) 线性预测值收敛到其无条件期望

- 进一步计算可知

$$\lim_{s \rightarrow \infty} \mathbb{E}[X_{t+s} - \hat{X}_{t+s|t}]^2 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{1 - \phi^2} = \text{var}(X_t)$$

即 X_{t+s} 的长期均方预测误差收敛到其无条件方差

三点注释

- 对一般的 $AR(p)$ 过程，同样可以利用“递归”预测的方式，计算 $\hat{X}_{t+s|t}$
 - 先计算 $\hat{X}_{t+s|t+s-1}$ ，再对结果中出现的 X_{t+s-1} 计算 $\hat{X}_{t+s-1|t+s-2}$ ，以此递推
- 对 $AR(p)$ 过程而言，若 $\{\varepsilon_t\}$ 相互独立，则有

$$\hat{X}_{t+s|t} = L(X_{t+s}|X_t, X_{t-1}, \dots) = \mathbb{E}[X_{t+s}|X_t, X_{t-1}, \dots] = \mathbb{E}_t X_{t+s}$$

- MA 过程及 ARMA 过程同样可以进行类似的预测
 - MA 的预测可借助对观测值 X_t 的自回归近似所得到的近似 $\hat{\varepsilon}_t$ 来完成