

蘑菇先生学习记

ARIMA时间序列模型(一)

📅 2017-03-07 | 📁 统计学 | 📖 阅读量 65

基本概念

时间序列是什么？

定义：时间序列数据是按时间排序的观察序列，是目标在不同时间点下的一系列观察值。

所有的时间观察序列数据可以被标记为： z_1, z_2, \dots, z_T ，可以当作T个随机变量的一个实例：

$$(Z_1, Z_2, \dots, Z_T)$$

进一步定义：时间序列是一系列按照时间排序的随机变量。通常定义为双无穷随机变量序列。标记为： $Z_t, t \in \mathbb{Z}$ ，或者简记为： Z_t 。时间序列是离散时间下的随机过程。

回顾线性模型，响应变量Y和多个因变量X，线性模型表示为：

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$$

因变量X的信息是已知的，我们希望对响应变量Y做出推断。

在时间序列分析中，我们提出如下模型：

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

在时间序列中，已知的信息包括：

- 时间下标 t
- 过去的信息

两个典型的时间序列模型如下：

$$Z_t = a + bt + \varepsilon_t$$

and

$$Z_t = \theta_0 + \phi Z_{t-1} + \varepsilon_t$$

它们分别对应于确定性模型和随机模型，本文将讨论后者。

时间序列的均值，方差，协方差

- **均值函数 (The mean function)**：对于一个时间序列 $Z_t, t \in \mathbb{Z}$, 均值函数或平均序列被定义为：

$$\mu_t = E(Z_t), t \in \mathbb{Z}$$

μ_t 是在 t 时刻的期望值， μ_t 在不同时刻可以是不同的值。

- **自协方差函数 (The auto-covariance function)**：简记为ACVF，定义为：

$$\gamma(t, s) = cov(Z_t, Z_s) \quad t, s \in \mathbb{Z}$$

其中，

$$cov(Z_t, Z_s) = E[(Z_t - \mu_t)(Z_s - \mu_s)] = E(Z_t Z_s) - \mu_t \mu_s$$

- **方差函数 (The variance function)**：特别是在 $s=t$ 时，我们有：

$$\gamma(t, t) = cov(Z_t, Z_t) = var(Z_t)$$

这就是 Z_t 的方差函数

- **自相关函数** (The auto-correlation function) : 简记为ACF, 定义为:

$$\rho(t, s) = \text{corr}(Z_t, Z_s), t, s \in \mathbb{Z} \quad \gamma(t, s) = \text{cov}(Z_t, Z_s) t, s \in \mathbb{Z}$$

其中,

$$\text{corr}(Z_t, Z_s) = \frac{\text{cov}(Z_t, Z_s)}{\sqrt{\text{var}(Z_t)\text{var}(Z_s)}} = \frac{\gamma(t, s)}{\sqrt{\gamma(t, t)\gamma(s, s)}}$$

ACVF和ACF有如下性质:

ACVF:

- $\gamma(t, t) = \text{var}(Z_t)$
- $\gamma(t, s) = \gamma(s, t)$
- $|\gamma(t, s)| \leq \sqrt{\gamma(t, t)\gamma(s, s)}$

ACF:

- $\rho(t, t) = 1$
- $\rho(t, s) = \rho(s, t)$
- $|\rho(t, s)| \leq 1$

一些重要的性质:

$$\text{cov}(aX, Y) = a\text{cov}(X, Y)$$

$$\text{cov}(X, aY + bZ) = a\text{cov}(X, Y) + b\text{cov}(X, Z)$$

$$\begin{aligned} \text{cov}(c_1Y_1 + c_2Y_2, d_1Z_1 + d_2Z_2) &= c_1d_1\text{cov}(Y_1, Z_1) + c_2d_1\text{cov}(Y_2, Z_1) \\ &\quad + c_1d_2\text{cov}(Y_1, Z_2) + c_2d_2\text{cov}(Y_2, Z_2) \end{aligned}$$

$$\text{cov} \left[\sum_{i=1}^m c_i Y_i, \sum_{j=1}^n d_j Z_j \right] = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_i d_j \text{cov}(Y_i, Z_j)$$

最后一条性质经常用到。

随机游走

随机游走 (The random walk) : 令序列 $a_t, t \in \mathbb{N}$ 是服从 *i.i.d* 独立同分布的随机变量。每个变量都是零均值, 方差为 σ_a^2 , 随机游走过程 $Z_t, t \in \mathbb{N}$ 定义为:

$$Z_t = \sum_{j=1}^t a_j, t \in \mathbb{N}$$

另外, 我们可以写作:

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t, t \in \mathbb{N}, Z_0 = 0$$

◦ Z_t 均值函数为:

$$\mu_t = E(Z_t) = E \left(\sum_{j=1}^t a_j \right) = \sum_{j=1}^t E(a_j) = 0$$

◦ Z_t 方差函数为:

$$\gamma(t, t) = \text{var}(Z_t) = \text{var} \left(\sum_{j=1}^t a_j \right) = \sum_{j=1}^t \text{var}(a_j) = t \cdot \sigma_a^2$$

注意到, 这一过程, 方差会随着时间线性增长。

◦ ACVF自协方差函数: 对于一切 $t \leq s$,

$$\begin{aligned}
\gamma(t, s) &= cov(Z_t, Z_s) \\
&= cov\left(\sum_{j=1}^t a_j, \sum_{j=1}^s a_j\right) \\
&= cov\left(\sum_{j=1}^t a_j, \sum_{j=1}^t a_j + \sum_{j=t+1}^s a_j\right) \\
&= cov\left(\sum_{j=1}^t a_j, \sum_{j=1}^t a_j\right) \\
&= var\left(\sum_{j=1}^t a_j\right) = t \cdot \sigma_a^2
\end{aligned}$$

◦ ACF自相关函数，根据定义有：

$$\begin{aligned}
\rho(t, s) &= \frac{\gamma(t, s)}{\sqrt{\gamma(t, t)\gamma(s, s)}} \\
&= \frac{\sigma_a^2 t}{\sqrt{\sigma_a^2 t \cdot \sigma_a^2 s}} \\
&= \sqrt{t/s}, 1 \leq t \leq s
\end{aligned}$$

当 $s=t+1$ 时，

$$\rho(t, t+1) = corr(Z_t, Z_{t+1}) = \sqrt{t/(t+1)} \approx 1, \text{ 当 } t \text{ 无穷大}$$

理解：随机游走可以看作，在时间轴上任意行走一步（大步或小步），是若干时刻的和。

移动平均

移动平均 (a moving average)：假设 $Z_t, t \in \mathbb{Z}$ 定义为：

$$Z_t = a_t - 0.5a_{t-1}, t \in \mathbb{Z}$$

同样， a 满足独立同分布，零均值，方差为 σ_a^2

- Z_t 均值函数为:

$$\mu_t = E(Z_t) = E(a_t) - 0.5E(a_{t-1}) = 0, t \in \mathbb{Z}$$

- Z_t 方差函数为:

$$\text{var}(Z_t) = \text{var}(a_t - 0.5a_{t-1}) = \sigma_a^2 + 0.5^2 \sigma_a^2 = 1.25\sigma_a^2$$

- ACVF自协方差函数:

$$\begin{aligned} \text{cov}(Z_t, Z_{t-1}) &= \text{cov}(a_t - 0.5a_{t-1}, a_{t-1} - 0.5a_{t-2}) = \text{cov}(a_t, a_{t-1}) \\ &\quad - 0.5\text{cov}(a_t, a_{t-2}) - 0.5\text{cov}(a_{t-1}, a_{t-1}) - 0.5\text{cov}(a_{t-1}, a_{t-1}) \\ &\quad + 0.5^2 \text{cov}(a_{t-1}, a_{t-2}) = -0.5\text{cov}(a_{t-1}, a_{t-1}) \end{aligned}$$

或者表示为:

$$\gamma(t, t-1) = -0.5\sigma_a^2, \forall t \in \mathbb{Z}$$

对任意 $k \geq 2$,

$$\text{cov}(Z_t, Z_{t-k}) = 0$$

或者表示为,

$$\gamma(t, t-k) = 0, \forall k \geq 2, t \in \mathbb{Z}$$

- ACF自相关函数:

$$\begin{aligned} \rho(t, s) &= -0.4, \text{ if } |t-s| = 1 \\ \rho(t, s) &= 0, \text{ if } |t-s| \geq 2 \end{aligned}$$

理解：移动平均可以看作，若干时刻的线性组合。

平稳性

强平稳性 (strict stationarity) 要求： 时间序列 Z_t 为强平稳，只有当对任意的自然数 n , 任意的时间点 t_1, t_2, \dots, t_n 以及任意的滞后 k , 都满足 $Z_{t_1}, Z_{t_2}, \dots, Z_{t_n}$ 的联合分布和 $Z_{t_1-k}, Z_{t_2-k}, \dots$,

Z_{t_n-k} 相同。

弱平稳性(weak stationarity)要求： 时间序列为弱平稳性，只有当均值函数 μ_t 不随时间变化，并且对于任意的时间 t 和任意的滞后 k ，都有 $\gamma(t, t-k) = \gamma(0, k)$

对于弱平稳性，有如下标志：

$$\mu = E(Z_t)$$

$$\gamma_k = cov(Z_t, Z_{t-k}), (\gamma_{-k} = \gamma_k)$$

$$\rho_k = Corr(Z_t, Z_{t-k}); (\rho_{-k} = \rho_k)$$

强平稳性和弱平稳性关系如下：

1. 强平稳性+有限的秒时刻 => 弱平稳性
2. 时间序列的联合分布为多元正太分布，那么这两种定义是一致的

白噪声

白噪声 (White noise)： 一个很重要的关于平稳性处理的例子就是所谓的白噪声处理。它被定义为满足独立同分布的随机变量 a_t ，零均值并且方差为 $\sigma_a^2 > 0$ ，简记为： $WN(0, \sigma_a^2)$

显然， a_t 满足强平稳性要求。

对于弱平稳性，注意到 $\mu_t = E(a_t) = 0$ 是一个常数，并且，

$$\gamma(t; t-k) = \begin{cases} \sigma_a^2, k=0 \\ 0, k \neq 0 \end{cases} := \gamma_k$$

,

$$\rho_k = \begin{cases} 1, k=0 \\ 0, k \neq 0 \end{cases}$$

有些书中定义白噪声为一系列不相关的随机变量。

前面我们提高的随机游走，由于 Z_t 的方差受时间影响线性变化 $var(Z_t) = t\sigma_a^2$ ，并且协方差 $\gamma(t, s) = t\sigma_a^2$ ，因此不仅仅受滞后 k 的影响，故不是平稳的时间序列。

令，

$$X_t = \nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1}$$

则 $X_t = a_t, \nabla Z_t$ 是平稳的。

前面我们还提到移动平均。是由白噪声构成的一个非平凡平稳时间序列。在前面那个例子里，我们有：

$$\rho_k = \begin{cases} 1, k = 0 \\ -0.4, k \pm 1 \\ 0, |k| \geq 2 \end{cases}$$

坚持原创技术分享，您的支持将鼓励我继续创作！

赏

[# 统计学](#) [# 时间序列](#) [# ARIMA](#) [# ARMA](#)

◀ 神经网络(系列2)

ARIMA时间序列模型(二) ▶

0 条评论，0 人参与。



我有话说...

使用社交帐号登录

发布前先点击左边的按钮登录

最新评论

还没有评论

友言?