

第二章 SSA基础

2.1 基础算法

2.1.1 算法描述

2.1.1.1 第一阶段：分解

2.1.1.2 第二阶段：重构

2.1.2 对SSA基础算法中四个步骤的分析

第二章 SSA基础 目录

2.1 基础算法 目录

2.1.1 算法描述 目录

考虑一个长度为 N 的时间序列 $\mathbb{X} = \mathbb{X}_N = (x_1, \dots, x_N)$ 。假设 $N > 2$ 且 \mathbb{X} 是一个非零序列。用 $L(1 < L < N)$ 表示窗口长度，并且 $K = N - L + 1$ 。下面将讲述SSA的基础算法，其中包含两个阶段：分解和重构。

2.1.1.1 第一阶段：分解 目录

第一步：嵌入

我们将原始序列映射为长度为 L 的 $K = N - L + 1$ 个滞后向量，称其为L-滞后向量。

$$X_i = (x_i, \dots, x_{i+L-1})^T \quad (1 \leq i \leq K)$$

由L-滞后向量组成L-轨迹矩阵：

$$\mathbf{X} = [X_1 : \dots : X_K] = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_K \\ x_2 & x_3 & x_4 & \dots & x_{K+1} \\ x_3 & x_4 & x_5 & \dots & x_{K+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & x_{L+2} & \dots & x_N \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

滞后向量 X_i 是**轨迹矩阵** \mathbf{X} 的列。 \mathbf{X} 的行和列都是原序列的子序列。 \mathbf{X} 中的位于 (i, j) 的元素 $x_{ij} = x_{i+j-1}$ ，因此 \mathbf{X} 中反对角线的元素相等。（因此轨迹矩阵也被称作**汉克尔矩阵**）
公式(2.1)定义了一个从时间序列到轨迹矩阵的一对一的映射。

第二步：奇异值分解

在这一步，我们对 \mathbf{X} 进行SVD分解。令 $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 并且用 $\lambda_1, \dots, \lambda_L$ 表示 \mathbf{S} 的特征值，其中这些特征值按照从大到小的顺序排列。用 U_1, \dots, U_L 表示对应的特征向量。
用 d 表示矩阵 \mathbf{X} 的秩，一般情况下，如果时间序列是真实世界中获取到的， $d = L^* = \min L, K$ 。记 $V_i = \mathbf{X}^T U_i / \sqrt{\lambda_i} (i = 1, \dots, d)$ 。轨迹矩阵 \mathbf{X} 可以被分解为：

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_d \quad (2.2)$$

其中 $\mathbf{X}_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$ 。

矩阵 \mathbf{X}_i 的秩为1，这样的矩阵被称作初等矩阵（elementary matrices），
集合 $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$ 被称作三特征（eigentriple）简记作ET。

2.1.1.2 第二阶段：重构 目录

第三步：三特征分组

一旦得到(2.2)的分解结果，就把 d 个分解结果分配到 m 个不相交的子集中 I_1, \dots, I_m 。令 $I = \{i_1, \dots, i_p\}$ 。

分组 I 对应的分组结果 $\mathbf{X}_I = \mathbf{X}_{i_1} + \dots + \mathbf{X}_{i_p}$ 。

最终分组后的结果记为

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_{I_1} + \dots + \mathbf{X}_{I_m} \quad (2.3)$$

挑选集合 I_1, \dots, I_m 的过程称作三特征分组，如果 $m = d$ ，即 $I_j = \{j\}, j = 1, \dots, d$ ，则该分组成初等分组。

第四步：对角平均

在这一步，我们需要把矩阵 \mathbf{X}_{I_j} 还原为时间序列。

令 \mathbf{Y} 表示 $L * K$ 的一个矩阵, 记 $L^* = \min(L, K)$, $K^* = \max(L, K)$, $N = L + K - 1$ 。

令 $y_{ij}^* = y_{ij}$ 如果 $L < K$, 否则 $y_{ij}^* = y_{ji}$ 。

使用以下公式将矩阵 \mathbf{Y} 还原为时间序列:

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k y_{m,k-m+1}^* & \text{for } 1 \leq k < L^*, \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+1}^* & \text{for } L^* \leq k \leq K^*, \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} y_{m,k-m+1}^* & \text{for } K^* < k \leq N. \end{cases} \quad (2.4)$$

该公式对应着求取矩阵反对角线元素的平均值。

对 \mathbf{X}_{I_k} 使用对角平均可以得到重构序列 $\tilde{\mathbf{X}}^{(k)} = (\tilde{x}_1^{(k)}, \dots, \tilde{x}_N^{(k)})$ 。最终, 初始序列被分解为 m 成分:

$$x_n = \sum_{k=1}^m \tilde{x}_n^{(k)} \quad (n = 1, 2, \dots, N) \quad (2.5)$$

由初等分组得到的序列重构结果被称作初等重构序列 (elementary reconstructed series) 。

Remark 2.1 基础SSA算法可以自然扩展到复数时间序列: 唯一的区别在于矩阵的转置要替换为复数的共轭转置。

2.1.2 对SSA基础算法中四个步骤的分析 [目录](#)