

# 基于 VAR 模型的农产品市场价格与 CPI 关系分析

PB19010450 和泳毅

## 摘要

农产品价格异常波动不仅严重影响居民的日常消费惯性，还会增加农民生产收入的未知性，导致生产偏离平衡态、经济面临通货膨胀。所以探究农产品市场价格间的关系以及其对 CPI 的影响，对于稳定经济发展具有重要意义。在探究分析中主要有两个问题，问题一是如何分析六大类农产品集贸市场价格之间的联系；问题二是如何分析六大类农产品集贸市场价格对于居民消费价格指数 CPI 的影响。

针对问题一，本文首先分析时间序列的平稳性，对序列做差分处理。在 FPE 准则下选取 VAR(7) 模型，并根据脉冲响应，分析六大类农产品集贸市场价格之间的联系。

针对问题二，本文先对 CPI 序列做差分处理，在 AIC 准则和 FPE 准则下选取 VAR(6) 模型，并根据脉冲响应，分析六大类农产品集贸市场价格对于居民消费价格指数 CPI 的影响。

最后，本文在 VAR(6) 模型的基础上，基于六大类农产品集贸市场价格与 CPI 的历史数据，为 CPI 做出未来短期预测，并于深度学习卷积神经网络 RNN 预测效果进行对比。

**关键字：** 农产品市场； CPI； VAR 模型； 脉冲响应分析； 时间序列分析；

# 目录

<b>一、问题重述</b>	<b>3</b>
1.1 问题背景	3
1.2 要解决的具体问题	3
<b>二、问题分析</b>	<b>3</b>
<b>三、模型建立与求解</b>	<b>4</b>
3.1 六大类农产品集贸市场价格之间的联系	4
3.1.1 平稳性分析	4
3.1.2 VAR 模型	7
3.1.3 脉冲响应分析	7
3.2 六大类农产品集贸市场价格对 CPI 的影响	10
3.2.1 平稳性分析	10
3.2.2 VAR 模型	11
3.2.3 脉冲响应分析	12
3.2.4 短期预测	12
<b>四、误差分析</b>	<b>13</b>
<b>五、模型评价</b>	<b>13</b>
5.1 模型的优点	13
5.2 模型的缺点	14
5.3 预测模型的对比	14
<b>六、结论</b>	<b>15</b>
<b>参考文献</b>	<b>15</b>
<b>附录 A 编程语言与软件</b>	<b>16</b>
<b>附录 B 核心代码</b>	<b>16</b>
<b>附录 C VAR 模型结构</b>	<b>20</b>

## 一、问题重述

### 1.1 问题背景

我国农产品价格指数波动幅度大、涉及层面广，其在居民消费价格指数 CPI 的变化过程中发挥着重要作用。2016 年以来通胀率处于偏低水平的背景下，我国农产品现货价格总体上呈现走低趋向。受水果、猪肉等价格上涨的推动，2019 年 5 月 CPI 同比涨幅为 2.7%，刷新了自 2018 年以来一年当中的最高涨幅。由此可见，贸易市场结构体系不健全将导致农产品价格畸形浮动，而农产品价格异常波动不仅严重影响居民的日常消费惯性，还会增加农民生产收入的未知性，导致生产偏离平衡态、经济面临通货膨胀。因而，探究农产品市场价格间的关系以及其对 CPI 的影响，对于稳定经济发展具有重要意义。

### 1.2 要解决的具体问题

从国家统计局网站获取相关月度数据，并通过合适的建模，探究分析“粮食、经济作物、畜产品、水产品、蔬菜、水果”这六大类农产品集贸市场价格之间的联系，以及它们对于居民消费价格指数 CPI 的影响。

## 二、问题分析

在国家统计局数据库中，粮食、经济作物、畜产品、水产品、蔬菜、水果六大类农产品集贸市场下细分为若干小类，如粮食类有大豆价格、玉米价格、小麦价格、稻谷价格。为体现大类集贸市场价格变化趋势，本文将每一大类下小类价格的平均值作为该大类的价格。即粮食市场价格表示为水稻价格、大豆价格、玉米价格、小麦价格的平均值；经济作物市场价格表示为棉花价格、花生仁价格、油菜籽价格的平均值；畜产品市场价格表示为猪肉价格、牛肉价格、羊肉价格、鸡肉价格的平均值；水产品市场价格表示为草鱼价格、鲤鱼价格、鲢鱼价格、带鱼价格的平均值；蔬菜市场价格表示为大白菜价格、黄瓜价格、西红柿价格、菜椒价格、四季豆价格的平均值；水果市场价格表示为苹果价格、香蕉价格、橙子价格的平均值；记粮食、经济作物、畜产品、水产品、蔬菜、水果六大类农产品集贸市场价格序列分别为  $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$ ，CPI 序列为  $Y$ 。

为分析六大类农产品集贸市场价格之间的联系，将六个价格序列看作为时间序列，通过 VAR 模型，做脉冲响应分析。分别将每一类价格序列作为被解释变量，另五类价格作为解释变量，分析解释变量过去的变化对被解释变量现在的影响。其中该 VAR 模型表示为：

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{C} + \Phi_1 \mathbf{X}_{t-1} + \Phi_2 \mathbf{X}_{t-2} + \cdots + \Phi_p \mathbf{X}_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

其中， $\mathbf{X}_k = (X_{1k}, X_{2k}, X_{3k}, X_{4k}, X_{5k}, X_{6k})^T$  为六类价格的时间序列变量， $\mathbf{C}$  为  $6 \times 1$  维

的常数向量,  $\epsilon_k$  为  $6 \times 1$  维的白噪声向量,  $\Phi_k$  为  $6 \times 6$  维的系数矩阵,  $p$  为 VAR 模型滞后阶数。

为分析六大类农产品集贸市场价格对居民消费指数 CPI 的影响, 同样建立 VAR 模型, 对脉冲响应进行分析, 并给出预测。该 VAR 模型如下:

$$\begin{pmatrix} Y_t \\ \mathbf{X}_t \end{pmatrix} = \mathbf{C}' + \Phi'_1 \begin{pmatrix} Y_{t-1} \\ \mathbf{X}_{t-1} \end{pmatrix} + \Phi'_2 \begin{pmatrix} Y_{t-2} \\ \mathbf{X}_{t-2} \end{pmatrix} + \cdots + \Phi'_p \begin{pmatrix} Y_{t-p} \\ \mathbf{X}_{t-p} \end{pmatrix} + \epsilon'_t, \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{X}_k = (X_{1k}, X_{2k}, X_{3k}, X_{4k}, X_{5k}, X_{6k})^T$  为六类价格的时间序列变量,  $Y_k$  为 CPI 时间序列变量,  $\mathbf{C}'$  为  $7 \times 1$  维的常数向量,  $\epsilon'_k$  为  $7 \times 1$  维的白噪声向量,  $\Phi'_k$  为  $7 \times 7$  维的系数矩阵,  $p$  为 VAR 模型滞后阶数。

### 三、模型建立与求解

#### 3.1 六大类农产品集贸市场价格之间的联系

##### 3.1.1 平稳性分析

首先, 对指标变量进行相关性分析, 以此判定 6 个变量间是否存在相关关系。使用 Python 对指标变量作相关系数矩阵并作图查看相关程度 (见图 1)。

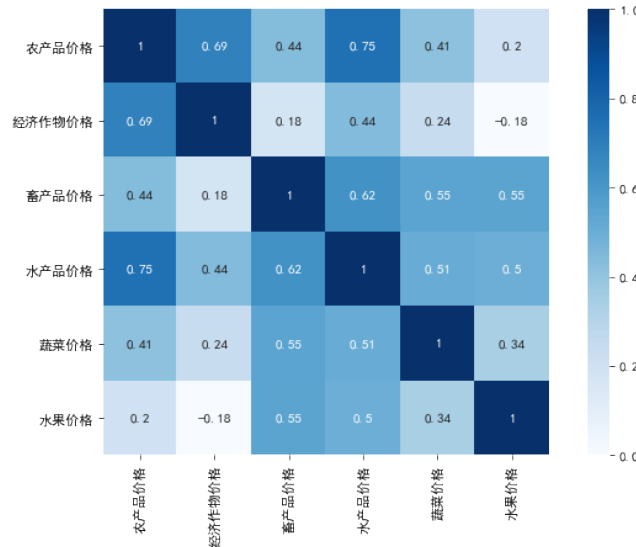


图 1 六大类农产品集贸市场价格相关矩阵热力图

相关系数的绝对值介于 0-1 之间。通常来说, 相关系数越接近 1, 表示两个变量之间的相关程度就越强。可以看到部分变量间的相关系数都在 0.5 及以上, 具有一定的相关性, 可以继续进行分析。接下来观察序列图 (见图 2)。

发现序列可能不平稳, 分别对六个序列做 ADF 平稳性检验。ADF 检验就是判断序列是否存在单位根: 如果序列平稳, 就不存在单位根; 否则, 就会存在单位根。所

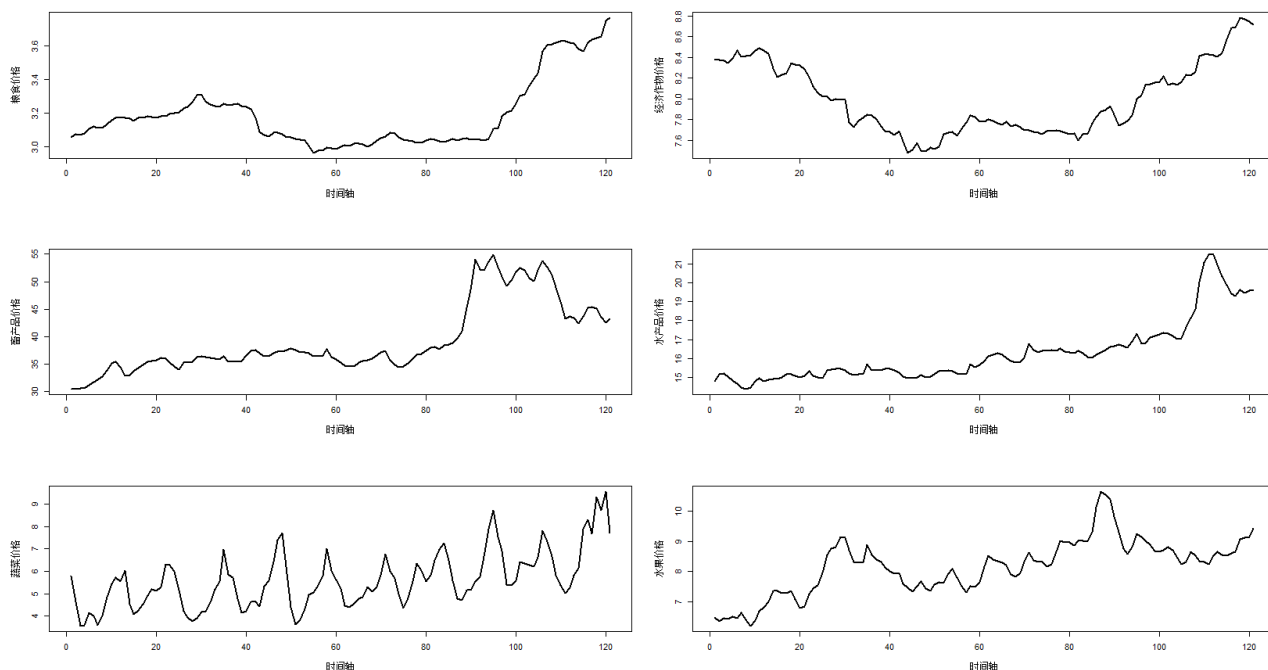


图2 六大类农产品集贸市场价格序列图

以，ADF 检验的原假设就是存在单位根，如果得到的显著性检验统计量小于某个置信度（10%，5%，1%），则对应应有（90%，95%，99%）的把握来拒绝原假设，即序列平稳。检验结果如下：

表1 ADF 检验结果一

变量	ADF 值	滞后阶数	p 值
$X_1$	-0.1332	4	0.99
$X_2$	-0.1771	4	0.99
$X_3$	-2.2125	4	0.4883
$X_4$	-2.2589	4	0.469
$X_5$	-5.8178	4	0.01
$X_6$	-2.71	4	0.2816

在 95% 的置信水平下，只有  $X_5$  是平稳的，所以对六个序列统一做差分处理，消除不平稳性，差分后的序列图如下：（见图 3）

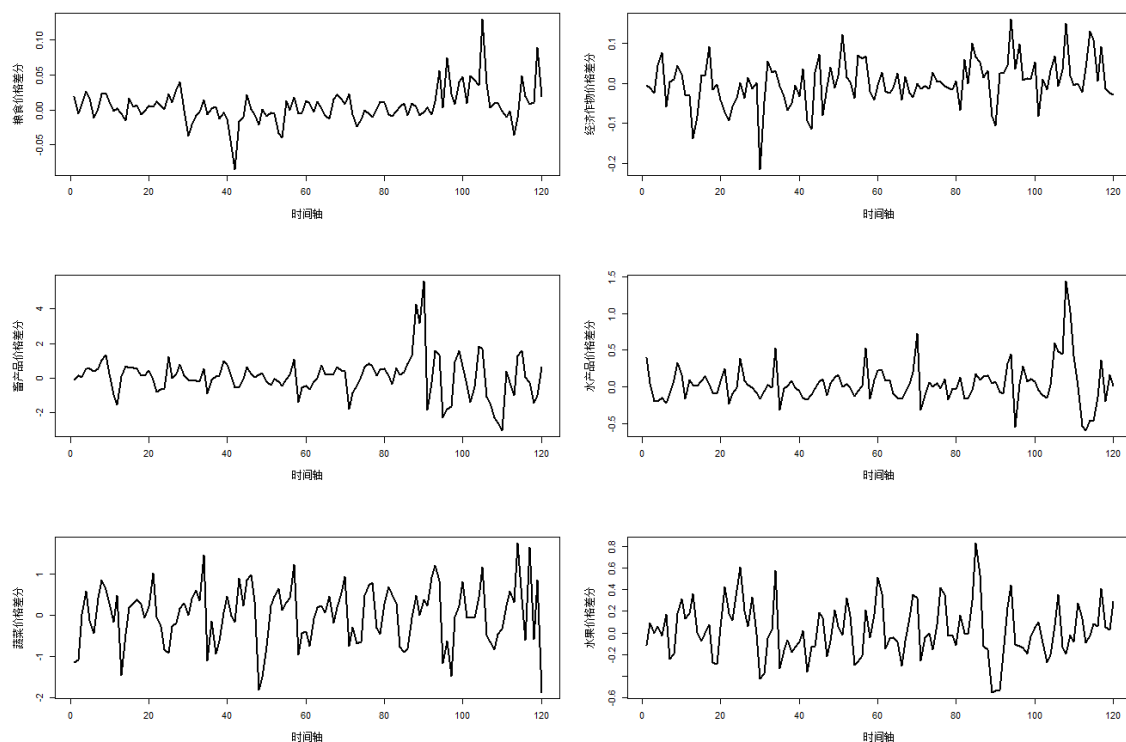


图3 六大类农产品集贸市场价格差分序列图

再做 ADF 检验，结果如下：

表2 ADF 检验结果二

变量	ADF 值	滞后阶数	p 值
$X_1$	-3.8141	4	0.02
$X_2$	-6.6418	4	0.01
$X_3$	-4.4999	4	0.01
$X_4$	-6.0182	4	0.01
$X_5$	-6.1418	4	0.01
$X_6$	-6.1294	4	0.01

在 95% 的置信水平下，六个差分序列都是平稳的。接着对六个序列做 Box-Ljung 白噪声检验，只有不是白噪声，序列才有意义，可以进行下一步建模。结果如下：

**表 3 Box-Ljung 白噪声检验**

变量	$\chi^2$	阶数	p 值
$X_1$	64.43	12	$3.475 \times 10^{-9}$
$X_2$	30.591	12	0.002
$X_3$	40.656	12	$5.592 \times 10^{-5}$
$X_4$	57.135	12	$7.473 \times 10^{-8}$
$X_5$	87.486	12	$1.511 \times 10^{-13}$
$X_6$	47.453	12	$3.891 \times 10^{-6}$

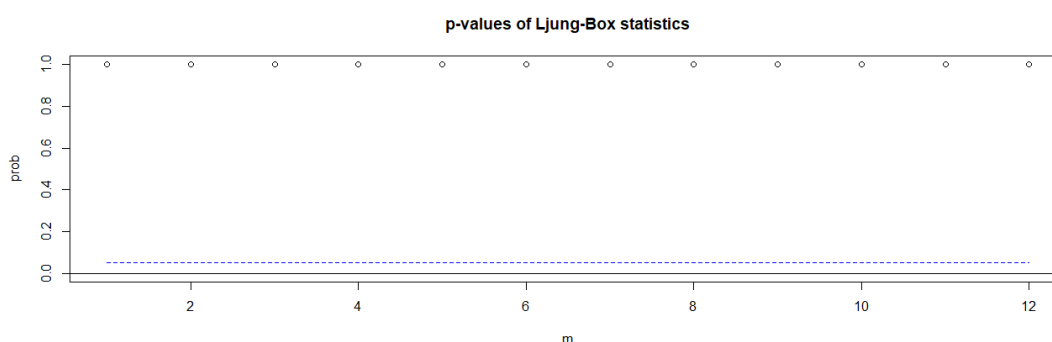
在 95% 的置信水平下，六个序列均通过了白噪声检验。

### 3.1.2 VAR 模型

对于模型 (1)，根据 FPE 准则，选择滞后阶数为 7 阶，即

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{C} + \Phi_1 \mathbf{X}_{t-1} + \Phi_2 \mathbf{X}_{t-2} + \cdots + \Phi_7 \mathbf{X}_{t-7} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

在 RStudio 中使用最小二乘法估计模型的系数矩阵（系数矩阵估计结果见附录 C）。对模型的残差进行多元混成检验：



**图 4 VAR(7) 的多元混成检验**

在 95% 的置信水平下，模型是稳定的。

### 3.1.3 脉冲响应分析

为了更形象展现各变量间的动态关系，使用脉冲响应函数来分析模型解释变量冲击对被解释变量的影响。图 5-图 10 均为基于 VAR (7) 模型、采用正交化方法通过 RStudio

获取的脉冲响应函数图。其中，横轴表示新息冲击作用的滞后期数，纵轴表示响应变量对脉冲变量的响应程度。

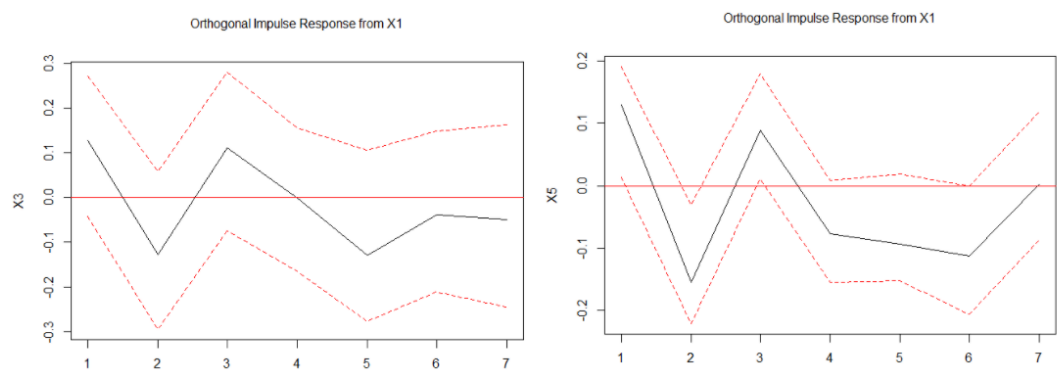


图 5 X1 对 X3,X5 的脉冲响应图

在 X1 的脉冲响应中，X3 和 X5 最为显著，其他变量的冲击较小。由图 5 可知，畜产品和蔬菜市场价格在第一个月会对粮食市场价格产生正向冲击，接着产生一系列的震荡，直至第 7 期趋于平稳。说明粮食市场价格对畜产品和蔬菜市场价格十分敏感，畜产品和蔬菜市场价格上升或下降会导致粮食市场价格发生变化，震荡中的负向冲击可能是政府调控的结果。

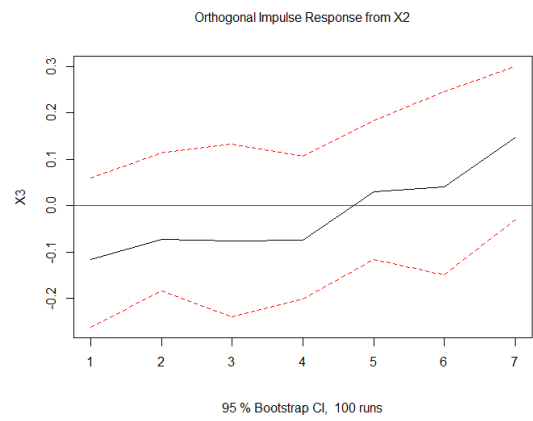


图 6 X2 对 X3 的脉冲响应图

在 X2 的脉冲响应中，X3 最为显著，其他变量的冲击较小。由图 6 可知，畜产品市场价格在第一个月到第四个月会对经济作物市场价格产生负向冲击，在第五个月转变为正向冲击。



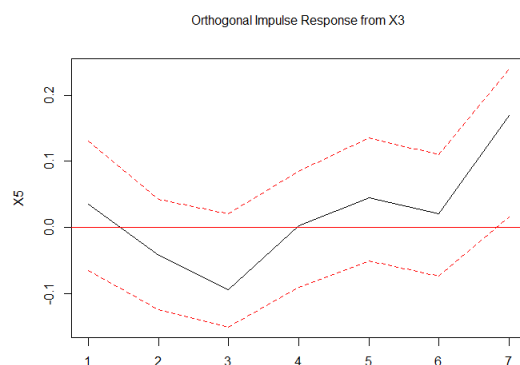


图7 X3 对 X5 的脉冲响应图

在 X3 的脉冲响应中，X5 最为显著，其他变量的冲击较小。由图 7 可知，蔬菜市场价格在第一个月开始对畜产品价格产生初始的正向冲击，但紧接着转变为负向冲击一直持续到第四个月，之后变为长期的正向冲击。这是可以理解的，我国蔬菜产出常年稳定，其市场价格的变动一定程度上能反映市场经济的变化，对畜产品市场价格短期的负向冲击可能是由政府调控的结果，但蔬菜市场价格的长期上升会带动畜产品市场的价格上升。

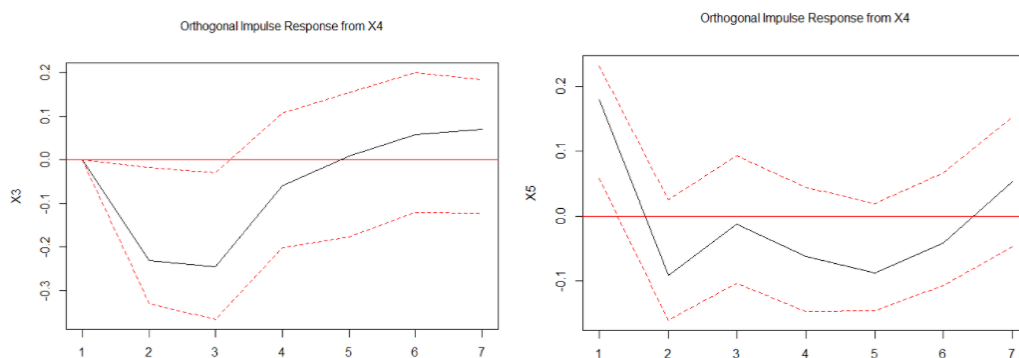


图8 X4 对 X3、X5 的脉冲响应图

在 X4 的脉冲响应中，X3、X5 最为显著，其他变量的冲击较小。由图 8 可知，畜产品市场价格会给水产品市场价格带来中期的负向冲击至第五个月，之后转变为微弱的正向冲击直至趋于稳定。由于畜牧业与渔业的供需端不相同，畜产品市场的变化一般很难直接影响到水产品市场，但同样作为肉类供给市场，畜产品市场价格上涨，水产品市场价格则可能会由于调控而在一段时间内降价。蔬菜市场则会给水产品市场带来短期的正向冲击后变为中长期的负向冲击。即从中长期来看，水产品市场价格不会随着蔬菜价格的上涨而上涨。

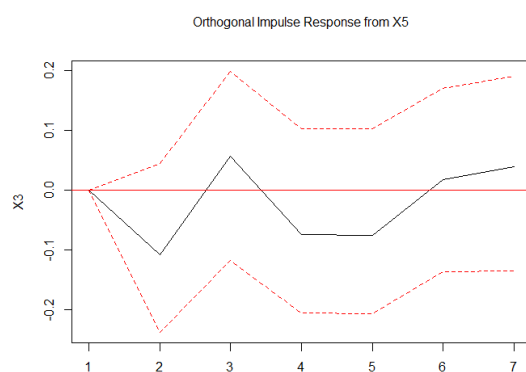


图9 X5对X3的脉冲响应图

在X5的脉冲响应中，X3最为显著，其他变量的冲击较小。由图9可知，蔬菜市场价格对畜产品市场价格较为敏感，畜产品市场价格带来的冲击波动较大，但大部分时间是负向冲击，反映了一定的调控结果。

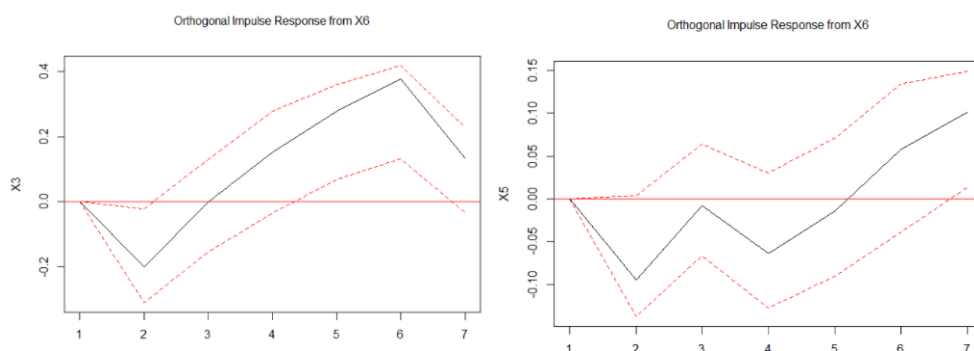


图10 X6对X3、X5的脉冲响应图

在X6的脉冲响应中，X3、X5最为显著，其他变量的冲击较小。由图10可知，畜产品市场价格在第一个月到第三个月期间会对水果市场价格产生较小的负向冲击，之后转变为长期的正向冲击。而蔬菜市场价格会先带来一个中长期的负向冲击，在第五个月转变为正向冲击。

## 3.2 六大类农产品集贸市场价格对CPI的影响

### 3.2.1 平稳性分析

为保持CPI数据与X1...X6一致，采取差分处理（见图11）。

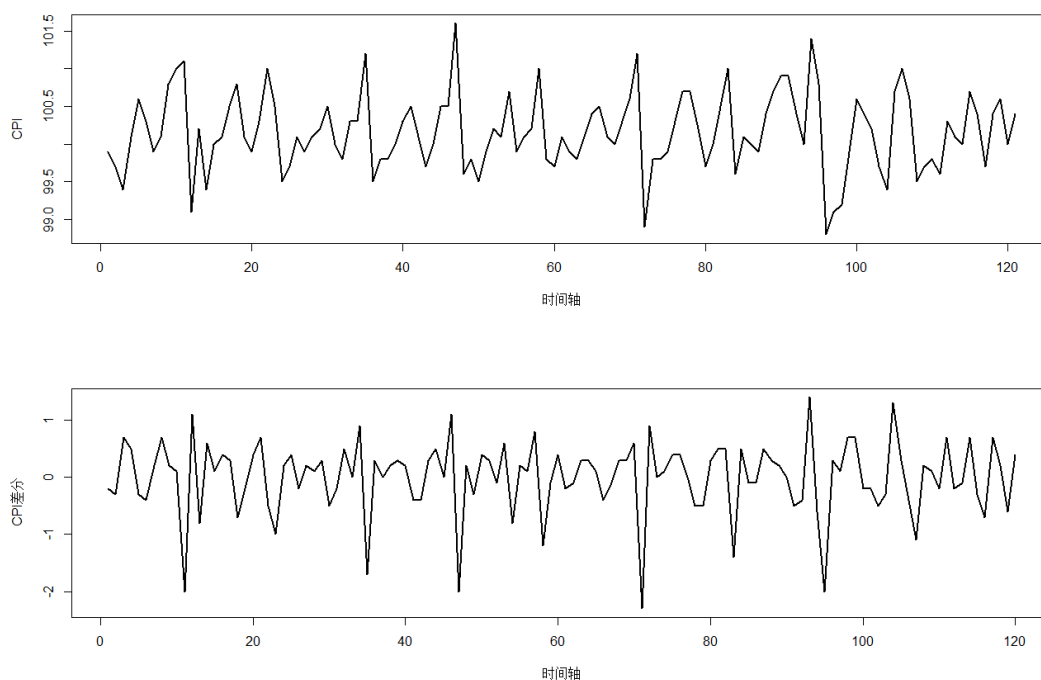


图 11 CPI 差分前后对比

接着对 CPI 差分序列做 ADF 检验和 Box-Ljung 白噪声检验，结果如下：

变量	ADF 值	滞后阶数	p 值
Y	-8.671	4	0.01

表 4 CPI 差分序列 ADF 检验

变量	$\chi^2$	阶数	p 值
Y	45.671	12	$7.903 \times 10^{-6}$

表 5 CPI 差分序列白噪声检验

在 95% 的置信水平下，CPI 差分序列平稳且不是白噪声，可以进一步建模。

### 3.2.2 VAR 模型

对于模型 (2)，根据 AIC 准则和 FPE 准则，选择滞后阶数为 6 阶，即

$$\begin{pmatrix} Y_t \\ \mathbf{X}_t \end{pmatrix} = \mathbf{C}' + \Phi_1' \begin{pmatrix} Y_{t-1} \\ \mathbf{X}_{t-1} \end{pmatrix} + \Phi_2' \begin{pmatrix} Y_{t-2} \\ \mathbf{X}_{t-2} \end{pmatrix} + \cdots + \Phi_6' \begin{pmatrix} Y_{t-6} \\ \mathbf{X}_{t-6} \end{pmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}_t', \quad (4)$$

在 RStudio 中使用最小二乘法估计模型的系数矩阵（系数矩阵估计结果见附录 C）。对模型的残差进行多元混成检验（见图 12）：

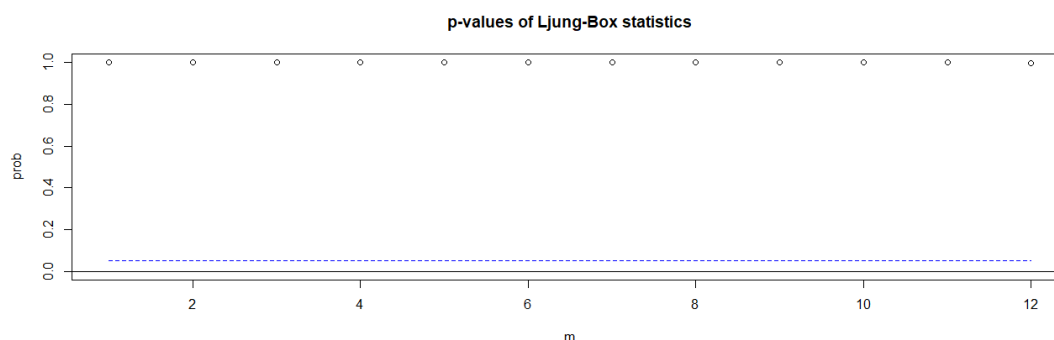


图 12 VAR(6) 的多元混成检验

在 95% 的置信水平下，模型是稳定的。

### 3.2.3 脉冲响应分析

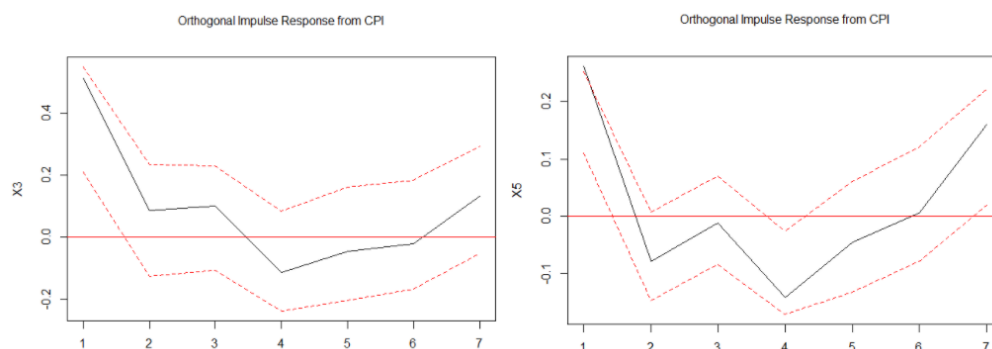


图 13 Y 对 X3、X5 的脉冲响应图

在 Y 的脉冲响应中，X3、X5 最为显著，其他变量的冲击较小。由图 13 可知，畜产品价格市场在第一个月到第三个月期间会对 CPI 产生正向冲击，之后转变为短期的负向冲击，最后趋于平稳。而蔬菜市场价格会先带来一个短期的正向冲击，接着转变为中长期的负向冲击直到第六个月转变为正向冲击。

### 3.2.4 短期预测

由于经过分析，CPI 的变化与六大类农产品市场价格的变化有一定的关系，这里在 VAR(6) 的基础上，用 CPI、X1...X6 的历史数据做 CPI 的未来短期预测。首先划分数据集，使用差分序列的前 101 个数据做训练，后 20 个数据做测试，结果见图 14。

可以看到，预测值能大致反映真实值的变化趋势与数值范围，并且真实值都在预测值的 95% 置信区间内，效果良好。将 CPI 差分序列还原为 CPI 序列，结果见图 15。

计算真实值与预测值的均方误差为 0.1636，还原后的预测值的效果也是不错的，侧面反映了 CPI 的变化会受到六大类农产品市场价格的影响。

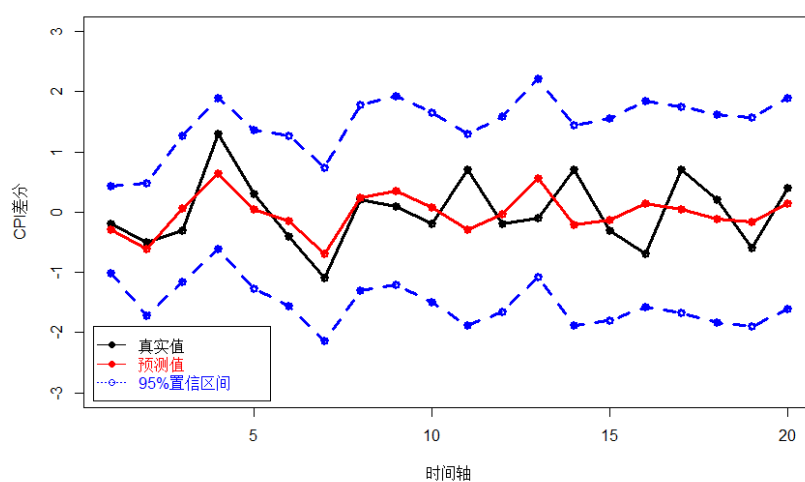


图 14 20 期 CPI 差分序列预测

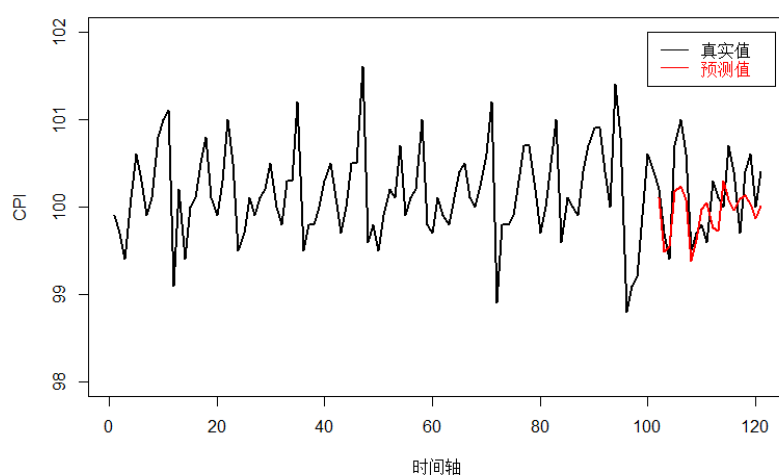


图 15 20 期 CPI 序列预测

## 四、误差分析

本文在为 VAR 模型定阶时主要采用了 AIC 准则和 FPE 准则，并且考虑模型的简洁性，定阶范围不大，可能会导致选取的滞后阶数不是最佳的选择。

## 五、模型评价

### 5.1 模型的优点

1. 本文能统一数据的差分格式，并且确保序列都是平稳的，有利于后续 VAR 模型建模；
2. 本文采用脉冲响应分析，提供了直观的可视化结果，简单形象地描述了六大类农产

品市场价格间的关系与影响，描述了六大类农产品市场价格对 CPI 的影响；

3. 本文模型能利用 CPI 与六大类农产品市场价格的历史序列，为 CPI 做未来短期预测，并且预测结果良好。

## 5.2 模型的缺点

1. 本文模型建立条件严格，不仅需要验证变量的相关性，还需要进行 ADF 检验、白噪声检验，较为繁琐。且不同数据的平稳性不同，对不平稳序列还需要做差分等处理，通用性不高；
2. 本文对数据的处理不够精细；
3. 本文模型对滞后阶数的选取是在一定范围内基于准则的判断，可能不是最佳值；
4. 本文模型选取的 VAR 模型滞后阶数较高，产生的模型结果较为复杂。

## 5.3 预测模型的对比

为对比 VAR(6) 模型的短期预测效果，这里采用深度学习循环神经网络 RNN，在同样滞后 6 阶的情况下，在相同的划分的数据集上做训练与预测，效果如下：

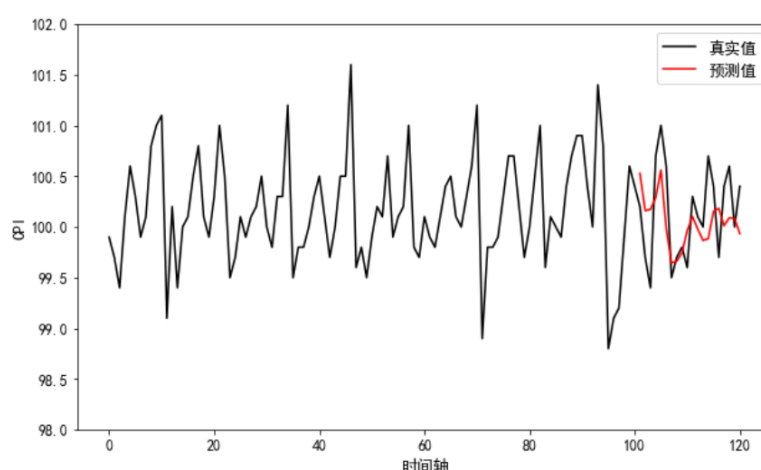


图 16 基于 RNN 的 20 期 CPI 序列预测

真实值与预测值的均方误差是 0.1741，并且预测值能较好的反映真实值的变化趋势以及数值范围，预测结果良好。但该深度学习模型结构复杂，数据预处理复杂，需要手动搭建模型，且缺乏可解释性，需要耗费大量时间调整参数。对比之下，本文的 VAR 模型有不输于深度学习模型的预测效果与均方误差，并且建模过程比其简单，具有可解释性，不用调整参数。

## 六、结论

基于 2012 年 4 月-2022 年 4 月六大类农产品市场价格月度数据以及 CPI 月度数据,利用 VAR 模型脉冲响应分析,研究了六大类农产品市场价格间的关系以及它们对 CPI 的影响,得到以下结论:

1. 粮食市场价格对畜产品市场和蔬菜市场价格十分敏感,前者会随后者的变化产生一定的震荡;
2. 畜产品市场价格对经济作物市场价格产生中长期负向冲击,随后转变为正向冲击;
3. 蔬菜市场价格最初对畜产品价格产生初始的正向冲击,但紧接着转变为负向冲击一直持续到中期,之后变为长期的正向冲击;
4. 畜产品市场价格会给水产品市场价格带来中期的负向冲击,之后转变为微弱的正向冲击直至趋于稳定;蔬菜市场则会给水产品市场带来短期的正向冲击后变为中长期的负向冲击;
5. 蔬菜市场价格对畜产品市场价格较为敏感,畜产品市场价格带来的冲击波动较大,且大部分时间是负向冲击;
6. 畜产品市场价格对水果市场价格产生较小的短期负向冲击,之后转变为长期的正向冲击;而蔬菜市场价格会先带来一个中长期的负向冲击,之后转变为正向冲击;
7. 畜产品市场价格会对 CPI 产生短期正向冲击,之后转变为短期的负向冲击,最后趋于平稳;而蔬菜市场价格会先带来一个短期的正向冲击,接着转变为中长期的负向冲击。

并且本文基于 VAR 模型为 CPI 做了短期预测,效果较为良好。

## 参考文献

- [1] 邬心迪,方益明,胡彦蓉. 基于 SVAR 模型的我国农产品价格波动与 CPI 动态关系分析——以粳稻、玉米、大豆为例[J]. 南方农业学报,2020,51(06):1485-1492.
- [2] 邬心迪. 中国农产品价格波动与 CPI 的动态关系研究[D]. 浙江农林大学,2019.
- [3] 杨继梅,赵寅洁,刘丽. 山东省农产品价格与 CPI 的相关性研究[J]. 青岛科技大学学报(社会科学版),2018,34(04):25-31.
- [4] 刘茹玉. 辽宁省居民消费价格指数影响因素与预测分析[D]. 东北财经大学,2018.
- [5] 熊靛. 中国猪肉价格变动因素与稳定对策研究[J]. 价格月刊,2021(03):36-41.
- [6] 石自忠,王明利,胡向东. 我国农产品价格与 CPI 动态关联性分析[J]. 中国农业大学学报,2016,21(10):155-164.

## 附录 A 编程语言与软件

编程语言为 R 4.3.1 和 Python 3.8，编程软件为 RStudio 和 Pycharm。  
论文排版使用  $\text{\LaTeX}$ 。

## 附录 B 核心代码

六大类农产品集贸市场价格之间的联系：

```
library(MTS)
library(fBasics)
library(vars)
library(tidyverse)
library(tseries)

#### 六大类农产品集贸市场价格之间的联系
da = read.table("D:/USTC/data.txt", header = TRUE)
par(mfrow = c(3, 2))
plot(ts(da[,3]),lwd = 2.5,ylab = "粮食价格",xlab = '时间轴')
plot(ts(da[,4]),lwd = 2.5,ylab = "经济作物价格",xlab = '时间轴')
plot(ts(da[,5]),lwd = 2.5,ylab = "畜产品价格",xlab = '时间轴')
plot(ts(da[,6]),lwd = 2.5,ylab = "水产品价格",xlab = '时间轴')
plot(ts(da[,7]),lwd = 2.5,ylab = "蔬菜价格",xlab = '时间轴')
plot(ts(da[,8]),lwd = 2.5,ylab = "水果价格",xlab = '时间轴')

# 平稳性检验
for (i in 3:8){
  print(i)
  print(adf.test(da[,i]))
}

# 差分
attach(da)
da1 = cbind(diff(CPI), diff(X1), diff(X2), diff(X3), diff(X4), diff(X5), diff(X6))
colnames(da1) = c('CPI', 'X1', 'X2', 'X3', 'X4', 'X5', 'X6')

par(mfrow = c(3, 2))
plot(ts(da1[,2]),lwd = 2.5,ylab = "粮食价格差分",xlab = '时间轴')
plot(ts(da1[,3]),lwd = 2.5,ylab = "经济作物价格差分",xlab = '时间轴')
plot(ts(da1[,4]),lwd = 2.5,ylab = "畜产品价格差分",xlab = '时间轴')
plot(ts(da1[,5]),lwd = 2.5,ylab = "水产品价格差分",xlab = '时间轴')
plot(ts(da1[,6]),lwd = 2.5,ylab = "蔬菜价格差分",xlab = '时间轴')
plot(ts(da1[,7]),lwd = 2.5,ylab = "水果价格差分",xlab = '时间轴')

# 平稳性检验与白噪声检验
for (i in 2:7){
```



```

print(i)
print(adf.test(da1[,i]))
}
for(i in 2:7) print(Box.test(da1[,i],type = "Ljung-Box",lag=12))

# 建模
VARselect(da1[,2:7],12,type = 'trend')
m1 = VAR(da1[,2:7],lag.max = 7,type = 'trend')
m1

# 模型检验
m1.s = serial.test(m1)
mq(m1.s$resid,12)

# 脉冲响应分析
xx = irf(m1,n.ahead = 6)
plot(xx)

```

## 六大类农产品集贸市场价格对 CPI 的影响:

```

#### 六大类农产品集贸市场价格对CPI的影响
par(mfrow = c(2, 1))
plot(ts(da[,2]),lwd = 2.5,ylab = "CPI",xlab = '时间轴')
plot(ts(da1[,1]),lwd = 2.5,ylab = "CPI差分",xlab = '时间轴')

# 平稳性检验与白噪声检验
adf.test(da1[,1])
Box.test(da1[,1],type = "Ljung-Box",lag=12)

# 划分数据集
train = da1[1:100,]
test = da1[101:120,]
t = da[101,2]

# 建模
VARselect(train,6,type = 'trend')
m2 = VAR(train,lag.max=6,type = 'trend')
m2

# 模型检验
m2.s = serial.test(m2)
mq(m2.s$resid,12)

# 脉冲响应分析
plot(irf(m2,n.ahead = 6,impulse = 'CPI'))
plot(irf(m2,n.ahead = 6,impulse = 'CPI',response = 'X5'))
p = predict(m2,n.ahead=20,ci=0.95)$fcst$CPI

```

```

# 可视化
plot(test[,1], type = "o", col = "black",lwd = 3,ylim=c(-3,3),ylab = "CPI差分",xlab = '时间轴')
lines(p[,1], type = "o", col = "red",lwd = 3)
lines(p[,2], type = "o", col = "blue",lwd = 3,lty=2)
lines(p[,3], type = "o", col = "blue",lwd = 3,lty=2)
legend(0.5,-1.9,c("真实值","预测值","95%置信区间"),
      col=c("black","red","blue"),
      text.col=c("black","red","blue"),
      pch=c(16,16,1),
      lty=c(1,1,3))

pred1 = cumsum(c(t,p[,1]))
s = cbind(c(102:121),pred1[2:21])
plot(ts(da[,2]), col = "black",lwd = 2,ylim=c(98,102),ylab = "CPI",xlab = '时间轴')
lines(s[,2]~s[,1], col = "red",lwd = 2)
legend(100,102,c("真实值","预测值"),col=c("black","red"),text.col=c("black","red"),lty=c(1,1))

# 均方误差
res = s[,2] - da[102:121,2]
mean(res^2)

```

## RNN 预测：

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, LSTM, GRU, SimpleRNN,Dropout,Bidirectional
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from keras.callbacks import EarlyStopping,ModelCheckpoint,ReduceLROnPlateau
import tensorflow as tf

# 读取数据
data = pd.read_excel('data.xlsx',sheet_name='Sheet1')
df = data.copy()
df['时间'] = df['时间'].apply(lambda x: datetime.datetime.strptime(x,"%Y-%m"))

# 归一化
mm = MinMaxScaler()
df['居民消费价格指数'] = mm.fit_transform(df['居民消费价格指数'].values.reshape(-1,1))

mm1 = MinMaxScaler()
df.iloc[:,2:] = mm1.fit_transform(df.iloc[:,2:])

# 数据集划分

```

```

train = df.iloc[0:101,1:]
test = df.iloc[101-6:,1:]

# 构建模型输入训练数据结构
timestep = 6
training_num = train.shape[0]
xTrainDataset = np.array(train.iloc[:,0:])[0:training_num]
yTrainDataset = np.array(train.iloc[:,0])[1:training_num+1]
xTrain = []
for i in range(timestep, training_num):
    xTrain.append(xTrainDataset[i-timestep : i])
xTrain = np.array(xTrain)
print(xTrain.shape)
yTrain = []
for i in range(timestep-1, training_num-1):
    yTrain.append([yTrainDataset[i]])
yTrain = np.array(yTrain)
print(yTrain.shape)
xTrain = xTrain.reshape(95,timestep,7)

# 构建模型输入预测数据结构
timestep = 6
test_num = test.shape[0]
xtest_Dataset = np.array(test.iloc[:,0:])[0:test_num]
xtest = []
for i in range(timestep, test_num):
    xtest.append(xtest_Dataset[i-timestep : i])
xtest = np.array(xtest)
print(xtest.shape)
xtest = xtest.reshape(20,timestep,7)

# 构建RNN网络, 这里使用两层RNN
model = Sequential()
model.add(SimpleRNN(128,return_sequences=True))
model.add(SimpleRNN(16))
model.add(Dense(8))
model.add(Dense(1,activation="sigmoid"))

epoch=70
batch_size=32

filepath='best.hdf5'
checkpoint = ModelCheckpoint(filepath, monitor='loss',
    verbose=0,save_best_only=True,mode='min')
callbacks_list = [checkpoint]
reduce_lr = ReduceLROnPlateau(monitor='loss', patience=5, mode='auto')

```

```

model.compile(optimizer='adam',
              loss='mean_squared_error')

# 训练
model.fit(x=xTrain, y=yTrain, epochs=epoch,
         batch_size=batch_size, callbacks=[callbacks_list, reduce_lr])

# 预测
ypred = model.predict(xtest)
ypred = mm.inverse_transform(ypred)
index_ = list(range(101,121))
yp = pd.DataFrame(index=index_)
yp['ypred'] = ypred.reshape(1,20)[0]

# 可视化
plt.figure(figsize=(10,6))
plt.plot(data.iloc[:,1],c='black',label='真实值')
plt.plot(yp,c='red',label='预测值')
plt.xticks(fontsize=12)
plt.yticks(fontsize=12)
plt.ylabel('CPI',fontsize=13)
plt.xlabel('时间轴',fontsize=13)
plt.ylim([98,102])
plt.legend(fontsize=13)

```

## 附录 C VAR 模型结构

VAR(7):

VAR Estimation Results:

=====

Estimated coefficients for equation X1:

=====

Call:

X1 = X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 +  
X6.12 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 +  
X5.14 + X6.14 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + X1.16 + X2.16 + X3.16 +  
X4.16 + X5.16 + X6.16 + X1.17 + X2.17 + X3.17 + X4.17 + X5.17 + X6.17 + trend

X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11	X1.12
3.728260e-01	4.116238e-02	7.262457e-03	-1.588916e-02	2.869205e-04	-1.542715e-02	1.190178e-01
X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12	X1.13	X2.13
3.422129e-03	-5.925034e-03	7.804794e-03	5.012391e-03	5.644581e-03	1.134787e-01	-6.791916e-02
X3.13	X4.13	X5.13	X6.13	X1.14	X2.14	X3.14

```

-4.026934e-03 -2.433263e-03 -3.122935e-03 1.126842e-02 -5.928942e-02 2.070496e-02 7.208058e-03
      X4.14      X5.14      X6.14      X1.15      X2.15      X3.15      X4.15
-3.469541e-02 2.775828e-03 -1.377712e-04 5.730026e-02 5.221365e-02 -6.755468e-03 -3.384028e-03
      X5.15      X6.15      X1.16      X2.16      X3.16      X4.16      X5.16
1.456495e-02 -2.654452e-02 2.184003e-01 2.128422e-02 4.387945e-03 1.227255e-02 -1.302984e-02
      X6.16      X1.17      X2.17      X3.17      X4.17      X5.17      X6.17
8.676930e-03 5.002066e-02 -1.899051e-02 2.790235e-04 -1.184943e-02 2.302349e-03 -5.962991e-03
      trend
5.480225e-05

```

Estimated **coefficients** for equation X2:

=====

Call:

```

X2 = X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 +
      X6.12 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 +
      X5.14 + X6.14 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + X1.16 + X2.16 + X3.16 +
      X4.16 + X5.16 + X6.16 + X1.17 + X2.17 + X3.17 + X4.17 + X5.17 + X6.17 + trend

```

```

      X1.11      X2.11      X3.11      X4.11      X5.11      X6.11      X1.12
-0.0086737488 0.3806559042 0.0103618916 -0.0167416153 -0.0171479762 -0.0103356021 0.3513388078
      X2.12      X3.12      X4.12      X5.12      X6.12      X1.13      X2.13
-0.0608726934 -0.0128556057 0.0347917461 -0.0038470958 -0.0168623931 -0.2746340500 0.0175444917
      X3.13      X4.13      X5.13      X6.13      X1.14      X2.14      X3.14
-0.0045932028 -0.0225976551 0.0003431211 0.0231110310 0.1571049737 -0.0668726921 0.0122156449
      X4.14      X5.14      X6.14      X1.15      X2.15      X3.15      X4.15
-0.0131180681 -0.0088478336 -0.0458102281 0.0271583630 -0.2017357548 -0.0195950718 0.0047106699
      X5.15      X6.15      X1.16      X2.16      X3.16      X4.16      X5.16
0.0258087360 -0.0397775362 0.1668039231 0.3047709651 0.0154697835 0.0074341344 -0.0290834044
      X6.16      X1.17      X2.17      X3.17      X4.17      X5.17      X6.17
0.0046681718 -0.4687699880 -0.0666894309 -0.0034260390 0.0379916403 -0.0040627968 0.0320727283
      trend
0.0001121438

```

Estimated **coefficients** for equation X3:

=====

Call:

```

X3 = X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 +
      X6.12 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 +
      X5.14 + X6.14 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + X1.16 + X2.16 + X3.16 +
      X4.16 + X5.16 + X6.16 + X1.17 + X2.17 + X3.17 + X4.17 + X5.17 + X6.17 + trend

```

```

      X1.11      X2.11      X3.11      X4.11      X5.11      X6.11      X1.12
-4.594781970 -0.095438408 0.377696927 -0.400371567 -0.174354935 -1.233247625 9.070673058
      X2.12      X3.12      X4.12      X5.12      X6.12      X1.13      X2.13
0.008990960 -0.051545850 -1.233926720 0.029830737 0.732621780 -2.759461279 -0.789146054

```

X3.13	X4.13	X5.13	X6.13	X1.14	X2.14	X3.14
-0.206492445	0.427365675	-0.400926677	0.384951509	-14.082153706	1.330764191	0.244830982
X4.14	X5.14	X6.14	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15
-0.398772334	-0.210509369	0.586340012	3.234426894	0.055190547	0.064644281	-0.480117826
X5.15	X6.15	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16
0.004479182	0.932492866	-3.330560117	2.343338122	0.100252486	0.813906489	0.174952491
X6.16	X1.17	X2.17	X3.17	X4.17	X5.17	X6.17
-1.246996331	4.500448708	-1.067052653	-0.048321552	0.024664540	0.016013546	1.105275816
trend						
0.002004846						

Estimated coefficients for equation X4:

=====

Call:

X4 = X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 + X6.12 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + X1.17 + X2.17 + X3.17 + X4.17 + X5.17 + X6.17 + trend

X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11	X1.12
-0.0316694336	0.1510075945	0.0348750538	0.5543315046	-0.1827305333	-0.3599259551	0.9158993424
X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12	X1.13	X2.13
0.1134587699	-0.0412761473	-0.1451261388	0.0432443451	0.1892472122	2.8591065576	-0.4092809853
X3.13	X4.13	X5.13	X6.13	X1.14	X2.14	X3.14
-0.0134600378	0.0651773416	-0.0539433488	-0.1206350229	-2.0009623820	-1.2293499942	0.0408809296
X4.14	X5.14	X6.14	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15
-0.0153332945	0.0150240370	-0.1748262874	1.6489986489	0.8481290282	-0.0309025881	-0.3915216657
X5.15	X6.15	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16
0.0206967649	0.0903986853	0.2607896424	0.4305613531	0.0149904792	-0.0744995644	-0.0075684185
X6.16	X1.17	X2.17	X3.17	X4.17	X5.17	X6.17
-0.2109526853	0.0901858248	-1.0338228310	-0.0093484921	0.2177839331	-0.0824583292	0.1223100244
trend						
0.0005288462						

Estimated coefficients for equation X5:

=====

Call:

X5 = X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 + X6.12 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + X1.17 + X2.17 + X3.17 + X4.17 + X5.17 + X6.17 + trend

X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11	X1.12	X2.12
-6.316702260	0.070031855	-0.013685129	-0.160672947	-0.011648059	-0.579468828	8.303953496	
0.068034307							

X3.12	X4.12	X5.12	X6.12	X1.13	X2.13	X3.13	X4.13
-0.055958559	-0.141022654	-0.032144078	0.050990355	-2.001817105	-1.236467069	-0.021458949	
0.168174574							
X5.13	X6.13	X1.14	X2.14	X3.14	X4.14	X5.14	X6.14
-0.338732724	-0.390854330	-4.148400236	-0.924085939	0.028679345	-0.552505645	-0.242198948	
0.033165372							
X1.15	X2.15	X3.15	X4.15	X5.15	X6.15	X1.16	X2.16
-7.979848628	3.221460318	0.061858988	-0.583638930	-0.004285863	0.080069221	1.159643215	
1.624680314							
X3.16	X4.16	X5.16	X6.16	X1.17	X2.17	X3.17	X4.17
0.081871056	0.403754491	-0.157597074	-0.028910522	9.095814979	-2.233097316	-0.032599964	
0.530111795							
X5.17	X6.17	trend					
-0.255668864	0.221703178	0.001311552					

Estimated coefficients for equation X6:

=====

Call:

X6 = X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 +  
X6.12 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 +  
X5.14 + X6.14 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + X1.16 + X2.16 + X3.16 +  
X4.16 + X5.16 + X6.16 + X1.17 + X2.17 + X3.17 + X4.17 + X5.17 + X6.17 + trend

X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11	X1.12
1.4543279427	-0.0620208157	-0.0258762496	-0.0902980531	-0.0684961136	0.4814855425	-1.3498531245
X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12	X1.13	X2.13
0.2157773958	-0.0028752089	-0.2311460322	0.0223134687	-0.0988588627	-0.6922989734	-0.3119481837
X3.13	X4.13	X5.13	X6.13	X1.14	X2.14	X3.14
-0.0278292705	0.1197120959	0.0316348195	-0.0829989550	-1.2854227335	-0.2359208786	0.0023196297
X4.14	X5.14	X6.14	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15
0.0976521566	-0.0324127515	-0.0245116892	1.2267729195	0.2482323798	-0.0130581480	-0.2421521636
X5.15	X6.15	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16
0.0928126525	-0.0947276437	3.4233969946	-0.5209916318	0.0277162109	-0.0092443980	0.0384985772
X6.16	X1.17	X2.17	X3.17	X4.17	X5.17	X6.17
-0.0615509656	-2.3766833498	0.4248393966	-0.0250199855	0.0882988559	0.0150490838	0.2876249226
trend						
0.0003807327						

VAR(6):

VAR Estimation Results:

=====

Estimated coefficients for equation CPI:

=====

Call:

```
CPI = CPI.11 + X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + CPI.12 + X1.12 + X2.12 + X3.12
      + X4.12 + X5.12 + X6.12 + CPI.13 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + CPI.14
      + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + CPI.15 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 +
      X5.15 + X6.15 + CPI.16 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + trend
```

```

      CPI.11      X1.11      X2.11      X3.11      X4.11      X5.11      X6.11      CPI.12
-1.246019750  4.284127257 -1.698345784  0.108102931 -0.457514904  0.278521830 -0.133964284
-1.035803275
      X1.12      X2.12      X3.12      X4.12      X5.12      X6.12      CPI.13      X1.13
 3.338193160  0.352720352 -0.112589446 -0.281018063 -0.128887207 -0.193957874 -0.674024536
-3.972670381
      X2.13      X3.13      X4.13      X5.13      X6.13      CPI.14      X1.14      X2.14
-0.180503077 -0.146994811 -0.187205250 -0.459604833 -0.349031636 -0.138210961 -7.013829283
-0.441179657
      X3.14      X4.14      X5.14      X6.14      CPI.15      X1.15      X2.15      X3.15
 0.066035765 -1.189873234 -0.264343735 -0.056535916  0.012607172 -1.320824170  3.081493233
-0.049218452
      X4.15      X5.15      X6.15      CPI.16      X1.16      X2.16      X3.16      X4.16
-0.297867815 -0.206332389  0.296468068  0.021040366  2.999943296 -1.544350965 -0.009678682
-0.570517801
      X5.16      X6.16      trend
 0.051601994  0.436709537  0.001879486
```

Estimated **coefficients** for equation X1:

=====

Call:

```
X1 = CPI.11 + X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + CPI.12 + X1.12 + X2.12 + X3.12 +
      X4.12 + X5.12 + X6.12 + CPI.13 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + CPI.14 +
      X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + CPI.15 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 +
      X5.15 + X6.15 + CPI.16 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + trend
```

```

      CPI.11      X1.11      X2.11      X3.11      X4.11      X5.11      X6.11
 2.007019e-03  6.413250e-01 -2.966944e-02  3.790498e-03  1.635074e-02 -2.797969e-03 -2.451365e-02
      CPI.12      X1.12      X2.12      X3.12      X4.12      X5.12      X6.12
-6.969257e-03 -1.582609e-02  1.283032e-02 -6.890555e-03  1.330190e-02  5.200415e-04  2.429865e-02
      CPI.13      X1.13      X2.13      X3.13      X4.13      X5.13      X6.13
 2.358972e-03  2.175272e-02 -4.547945e-02  8.261193e-05 -2.158017e-02  6.876094e-04 -8.843887e-03
      CPI.14      X1.14      X2.14      X3.14      X4.14      X5.14      X6.14
-1.176147e-03 -1.550989e-01  6.763630e-02  5.946573e-03 -3.118140e-02  5.391732e-03 -1.601214e-03
      CPI.15      X1.15      X2.15      X3.15      X4.15      X5.15      X6.15
-6.103510e-03  1.479687e-01  1.791852e-02 -8.220008e-03  1.336450e-02  1.735502e-03 -1.239008e-02
      CPI.16      X1.16      X2.16      X3.16      X4.16      X5.16      X6.16
-2.981620e-03  1.500007e-01 -3.352036e-02  7.804458e-03 -1.122108e-02 -6.901717e-03  1.142490e-02
      trend
 2.500185e-05
```



Estimated **coefficients** for equation X2:

=====

Call:

X2 = CPI.11 + X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + CPI.12 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 + X6.12 + CPI.13 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + CPI.14 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + CPI.15 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + CPI.16 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + trend

	CPI.11	X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11
-1.595905e-02	1.766462e-01	3.854819e-01	9.230187e-03	-2.677035e-02	-1.753256e-02	2.719350e-02	
	CPI.12	X1.12	X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12
5.502255e-03	-2.503064e-01	7.052092e-02	-1.628870e-02	1.789620e-02	-6.304633e-03	-7.724553e-02	
	CPI.13	X1.13	X2.13	X3.13	X4.13	X5.13	X6.13
-9.802335e-03	-5.134887e-01	-2.365842e-02	-2.627981e-03	-3.039703e-02	-3.316954e-03		
2.995957e-02							
	CPI.14	X1.14	X2.14	X3.14	X4.14	X5.14	X6.14
-4.699145e-02	3.605530e-01	-2.088730e-02	1.995100e-02	-2.395892e-02	3.784776e-03	-1.884615e-02	
	CPI.15	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15	X5.15	X6.15
-2.794721e-02	4.483735e-01	-2.698904e-01	-1.584781e-02	-6.517867e-02	2.271991e-02	-1.030392e-02	
	CPI.16	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16	X6.16
-1.590127e-02	-5.652736e-01	3.052901e-01	1.628296e-02	-2.419665e-02	-4.644282e-02	2.554211e-02	
trend							
8.067097e-05							

Estimated **coefficients** for equation X3:

=====

Call:

X3 = CPI.11 + X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + CPI.12 + X1.12 + X2.12 + X3.12 + X4.12 + X5.12 + X6.12 + CPI.13 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + CPI.14 + X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + CPI.15 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 + X5.15 + X6.15 + CPI.16 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + trend

	CPI.11	X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11
1.016280294	2.301851056	-2.798296902	0.193152670	-1.730432580	-0.535135760	-0.871516245	
	CPI.12	X1.12	X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12
1.330769332	-11.085571261	6.685905974	-0.033860082	-1.565984169	-0.072829150	0.489768160	
	CPI.13	X1.13	X2.13	X3.13	X4.13	X5.13	X6.13
1.567560867	7.085365386	-2.520136597	-0.177946632	-0.379094427	-0.685384667	0.251350805	
	CPI.14	X1.14	X2.14	X3.14	X4.14	X5.14	X6.14
0.995555874	-13.032911181	0.987913143	0.295978531	-1.543643060	-0.035629654	1.741104376	
	CPI.15	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15	X5.15	X6.15
0.556982550	15.560199826	-0.619953864	0.291437956	-0.805071048	0.399263948	0.341531119	
	CPI.16	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16	X6.16
0.247265571	-7.619848586	2.190275965	0.016354184	-0.041252042	0.364123708	-0.498539102	
trend							

0.004310715

Estimated coefficients for equation X4:

=====

Call:

X4 = CPI.11 + X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + CPI.12 + X1.12 + X2.12 + X3.12 +  
X4.12 + X5.12 + X6.12 + CPI.13 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + CPI.14 +  
X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + CPI.15 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 +  
X5.15 + X6.15 + CPI.16 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + trend

	CPI.11	X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11
	-0.0849928620	1.3875852429	-0.1922673943	0.0445780797	-0.0444395186	-0.0237644518	-0.1694185724
	CPI.12	X1.12	X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12
	-0.1833155366	1.5717262162	-0.1063856708	-0.0414117242	-0.0136431994	0.0030206877	0.1272049293
	CPI.13	X1.13	X2.13	X3.13	X4.13	X5.13	X6.13
	-0.0895256431	-0.4290467569	-0.0607863235	-0.0425269541	-0.1040103909	-0.0823319743	
	-0.0375904481						
	CPI.14	X1.14	X2.14	X3.14	X4.14	X5.14	X6.14
	0.1083541650	-2.1964376045	-0.5176686133	0.0386242557	-0.3095138963	-0.0318730616	-0.2170985958
	CPI.15	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15	X5.15	X6.15
	0.0694385133	0.4878634168	0.8278957539	-0.0352643114	-0.1241297205	-0.0183022325	-0.0015806135
	CPI.16	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16	X6.16
	0.0262183662	1.1150149618	0.2240132523	0.0211059985	-0.3462929715	0.0292580463	0.1229847811
	trend						
	0.0009855414						

Estimated coefficients for equation X5:

=====

Call:

X5 = CPI.11 + X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + CPI.12 + X1.12 + X2.12 + X3.12 +  
X4.12 + X5.12 + X6.12 + CPI.13 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + CPI.14 +  
X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + CPI.15 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 +  
X5.15 + X6.15 + CPI.16 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + trend

	CPI.11	X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11
	0.108049594	0.150048222	-0.674082686	-0.141636349	-0.380337419	0.206477250	-0.800100478
	CPI.12	X1.12	X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12
	0.250903208	7.990696799	-1.382515140	-0.097110009	0.283004366	-0.317132236	0.192579660
	CPI.13	X1.13	X2.13	X3.13	X4.13	X5.13	X6.13
	0.165289332	-11.302084434	0.828661510	-0.093166042	0.120738724	-0.307643754	-0.419745769
	CPI.14	X1.14	X2.14	X3.14	X4.14	X5.14	X6.14
	0.616595395	-0.414858008	-0.812682089	0.194441949	-2.184915434	-0.179911797	0.086390079
	CPI.15	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15	X5.15	X6.15
	0.209154431	-12.903743460	3.659232659	0.071527972	-0.021889736	-0.144668150	0.417883229
	CPI.16	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16	X6.16

```
-0.003549812 14.076989160 -1.981861069 0.109303778 -0.166104143 -0.046290318 0.378352109
trend
0.001412110
```

Estimated coefficients for equation X6:

=====

Call:

```
X6 = CPI.11 + X1.11 + X2.11 + X3.11 + X4.11 + X5.11 + X6.11 + CPI.12 + X1.12 + X2.12 + X3.12 +
      X4.12 + X5.12 + X6.12 + CPI.13 + X1.13 + X2.13 + X3.13 + X4.13 + X5.13 + X6.13 + CPI.14 +
      X1.14 + X2.14 + X3.14 + X4.14 + X5.14 + X6.14 + CPI.15 + X1.15 + X2.15 + X3.15 + X4.15 +
      X5.15 + X6.15 + CPI.16 + X1.16 + X2.16 + X3.16 + X4.16 + X5.16 + X6.16 + trend
```

	CPI.11	X1.11	X2.11	X3.11	X4.11	X5.11	X6.11
	-0.1027212796	3.0787900945	-0.9142747749	-0.0051884652	-0.1721493604	-0.0407186682	0.5049882065
	CPI.12	X1.12	X2.12	X3.12	X4.12	X5.12	X6.12
	-0.2314739258	-0.8994673453	0.1004588076	-0.0410287018	0.0066349602	0.0149404653	0.0308823234
	CPI.13	X1.13	X2.13	X3.13	X4.13	X5.13	X6.13
	0.1052659609	-1.3473492007	-0.4039338119	-0.0703731016	-0.3390646439	-0.0455035348	
	-0.2503447391						
	CPI.14	X1.14	X2.14	X3.14	X4.14	X5.14	X6.14
	0.2774107752	-4.0018632378	0.4023140013	-0.0069287843	-0.1913478463	-0.1459399584	-0.1783815000
	CPI.15	X1.15	X2.15	X3.15	X4.15	X5.15	X6.15
	0.0345336716	4.5199833463	0.2252818331	0.0307442663	-0.1612818430	0.0905284901	-0.1549640392
	CPI.16	X1.16	X2.16	X3.16	X4.16	X5.16	X6.16
	-0.0868933903	0.6872347958	-0.1732224609	0.0299147643	-0.4832313900	0.1277242148	0.5512386423
	trend						
	0.0009278099						