



上海对外经贸大学

SHANGHAI UNIVERSITY OF INTERNATIONAL BUSINESS AND
ECONOMICS

应用时间时间序列分析 课程论文

论文题目：基于时间序列方法的上海市
出口额分析

姓 名：	朱强强
------	-----

学 号：	17064001
------	----------

学 院：	统计与信息学院
------	---------

专 业：	应用统计学
------	-------

摘 要

美国与中国分别是世界上最大的发达国家和最大的发展中国家，两国经济的相互依赖程度较高，经贸合作领域不断拓宽，但同时也存在着许多难以规避的冲突风险和摩擦。美国对长期以来中美贸易中的逆差地位十分不满，多次对中国货物实施限制和制裁等激烈手段试图扭转局势。2018 年 3 月，美国正式签署关税协定，对部分中国商品加征关税，中国商务部随即做出反制措施，中美长期的贸易摩擦正式升级为贸易战。

上海是中国的经济和贸易中心，本文拟对贸易战爆发前后的上海市出口额数据建立时间序列模型，探究中美贸易战的爆发对上海市总出口额和对美出口额的影响。结果发现，贸易战爆发后，上海市出口市场为美国的出口额有着明显的下降趋势，但上海市的总出口额却相对平稳。我们之后对上海市出口市场为美国的出口额数据建立带时间序列误差的回归模型和 VAR 模型，结果发现，上海市前一个月的总出口额数据会对下一个月上海市出口市场为其他地区的出口额造成显著影响，但对上海市出口市场为美国的出口额几乎没有影响，上海市对美出口额受其前一个月的出口额影响较大。

关键词：时间序列；出口额；ARMA 模型；VAR 模型

目 录

1	引言	1
1.1	背景	1
1.2	研究问题	1
2	时间序列模型介绍	2
2.1	ARMA 模型	2
2.2	ARCH 模型	2
2.3	VAR 模型	3
3	实证分析——上海市出口额	3
3.1	数据描述和分析	3
3.2	对上海市总出口建立模型并分析	4
3.2.1	单位根检验	4
3.2.2	建立模型	4
3.2.3	模型检验	5
4	对上海市出口市场为美国的出口额建立模型并分析	6
4.1	单位根检验	6
4.2	建立简单 ARMA 模型	6
4.3	建立带时间序列误差的回归模型	8
4.4	构建 ARCH 模型	9
4.5	建立多元时间序列模型	9
4.5.1	建立模型	10
4.5.2	模型检验	10
4.5.3	模型简化	10
4.5.4	简化模型的检验	11
5	结论	12
	参考文献	13

1 引言

1.1 背景

中美建交 30 多年以来，双边经贸关系先后经历了快速发展期、贸易不平衡期、发展与摩擦并存期。贸易往来从无到有，合作领域不断拓宽，两国的经济利益实现了深度的融合。据商务部和海关数据显示，双边贸易额从 1979 年的不足 25 亿美元猛增至 2018 年 6333.2 亿美元，40 年间两国贸易额增长 253 倍，同时，中美贸易规模已经超越千亿美元级别，而且在服务贸易中，美国是享有顺差的得利方。美国已经成为中国第二大贸易伙伴，是中国的第一大出口市场和第六大进口来源地。

两国经济的相互依赖程度较高，同时也存在着许多难以规避的冲突风险和摩擦。长期以来，中美贸易关系中最尖锐的矛盾就是中国对美国巨大的贸易顺差问题，以及反倾销和反补贴、知识产权等问题等。据中国海关统计。2018 年中国对美国货物贸易顺差达到 3233.3 亿美元，同比上升 17.2%。美国对长期的贸易顺差环境十分不满，并多次对中国商品展开反倾销与反补贴调查，对来自中国的进口货物实施限制和制裁等激烈手段试图扭转趋势。2018 年 3 月，美国总统特朗普正式签署关税协定，将原产于中国的钢铁和铝分别加征 25% 和 10% 的关税，我国商务部随即做出反制措施向 128 种美国进口商品征税，其中包括美国向中国出口最多的大豆等农产品，中美之间长期的贸易摩擦正式升级为贸易战。

2019 年 12 月 12 日，中美经贸磋商初步达成“第一阶段”经贸协议。中美双方达成一致，美方将履行分阶段取消对华产品加征关税的相关承诺，实现加征关税由升到降的转变。中美贸易摩擦阶段性缓和并未结束，中美贸易摩擦的长期性和复杂性仍然存在。事实上，2018 年以来中美贸易摩擦的总体态势就是打打停停、形势总体升级、领域逐步扩大，从贸易摩擦持续升级至科技战、金融战、地缘政治战、舆论战等全方位博弈。

1.2 研究问题

中国和美国作为世界上最大的发展中国家和最发达的国家，两国无论是在政治、经济、军事、文化等方面都具有深刻的影响力。尤其是在双边贸易领域，自建交以来迅速发展，规模也日益扩大。虽然双边贸易取得了举世瞩目的成绩，但是这个过程中所引发的贸易失衡和摩擦也在所难免。

本文聚焦上海市总出口额和对美出口额受中美贸易战的影响，通过建立时

间序列模型，观察中美贸易摩擦发生以来上海出口额的情况，建立时间序列模型预测今后上海市的出口额。

2 时间序列模型介绍

2.1 ARMA 模型

ARMA 模型是一种常用的随机时间序列模型，其基本思想是把 AR 和 MA 模型的想法结合在一个紧凑的形式中，将模型参数的个数保持很小，使模型达到参数的简约化。ARMA(p, q) 模型的一般表达式为：

$$r_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i r_{t-i} + a_t - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i} \quad (2.1)$$

其中 a_t 是白噪声序列，p 和 q 都是非负整数，p 为自回归部分的阶数，q 为移动平均部分的阶数。

运用 ARMA 模型的前提条件是，作为分析对象的时间序列是一组零均值的平稳序列，但现实中存在大量的非平稳时间序列。因此在建立 ARMA 模型之前需要对序列进行自回归性和单位根检验，并对不平稳的序列进行平稳化处理。

2.2 ARCH 模型

在金融市场中，股价或市场具有波动率聚集的特点。1982 年 Engle 最早提出了运用 ARCH 模型对金融市场波动的条件异方差性进行刻画。ARCH 模型的基本思想是：1) 资产收益率的扰动序列是前后不相关的，但不是独立的；2) a_t 的不独立性可以用其滞后值的简单二次函数来描述。ARCH(m) 假定

$$a_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 a_{t-1}^2 + \cdots + \alpha_m a_{t-m}^2 \quad (2.2)$$

其中 $\{\varepsilon_t\}$ 是均值为 0、方差为 1 的独立同分布随机变量序列，其中 $\alpha_0 > 0$ ，对 $i > 0$ 有 $\alpha_i \geq 0$ 。

关于 ARCH 效应的检验，即对均值方程的残差平方序列进行条件异方差性检验。若发现存在显著的 ARCH 效应，则可以建立一个波动率模型。

2.3 VAR 模型

通常应用最多的多元时间序列模型是向量自回归 (VAR) 模型, 尤其是在计量经济学文献中, 应用此模型有诸多原因。第一, 此模型相对容易估计, 可以用最小二乘 (LS) 方法、极大似然 (ML) 方法或者贝叶斯方法。这三种方法都有封闭解。对于 VAR 模型来说, 最小二乘估计与极大似然 (ML) 估计近似相等, 普通最小二乘 (OLS) 估计与广义最小二乘 (GLS) 估计相等。第二, VAR 模型的性质已经在文献中得到了广泛研究。第三, VAR 模型与广泛应用在多元统计分析中的多因变量多元线性回归模型相似。多因变量多元线性回归模型所涉及的多种方法都可以应用到 VAR 模型中。

多元时间序列 z_t 服从一个阶数为 p 的 VAR 模型, $\text{VAR}(p)$, 如果

$$z_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i z_{t-i} + a_t \quad (2.3)$$

其中 ϕ_0 是一个 k 维常数向量, 并且对于 $i > 0$, ϕ_i 是 $k \times k$ 矩阵, $\phi_p \neq 0$, a_t 是独立同分布随机向量序列, 其均值为 0, 协方差矩阵为 Σ_a 为正定矩阵。

3 实证分析——上海市出口额

3.1 数据描述和分析

本文选取了上海市在 2015 年 2 月到 2019 年 8 月上海市出口数据, 其中包括上海市总出口额、出口市场为美国的出口额数据。

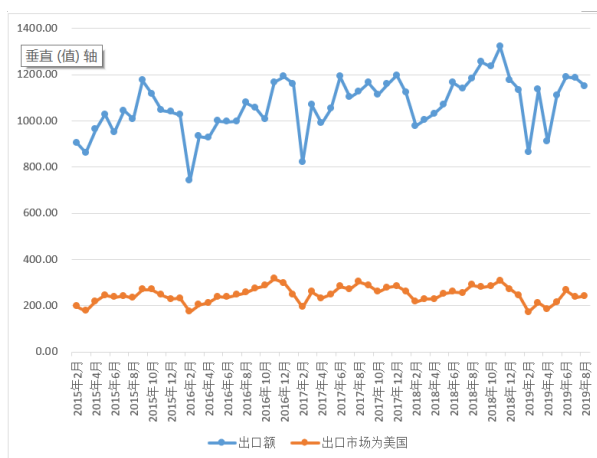


图 1 上海市出口额和出口市场为美国的时序图

由图 1 我们看出上海市的总出口额和出口市场为美国的出口额并未出现较

为明显的增长或下降趋势。

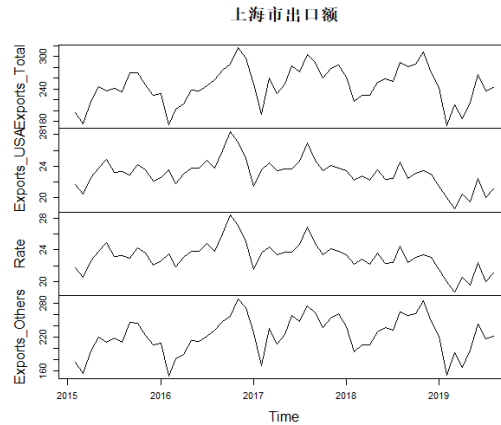


图 2 上海市出口情况的时序图

从图 2 我们看出上海市的总出口额、出口市场为美国的出口额、出国市场为其他国家的出口额以及出口至美国的出口额占总出口的比重四者之间有着十分相像的趋势，波动走势几乎一致。

3.2 对上海市总出口建立模型并分析

3.2.1 单位根检验

利用时间序列分析进行建模，首先需要对数据进行平稳化处理，而仅从序列的时序图中判断其平稳性是不严谨的。我们采用 ADF 单位根检验法进一步对该收益率序列进行平稳化检验，检验结果如下表所示。

表 1 上海市总出口额序列的单位根检验

滞后阶数	Dickey-Fuller 统计量	P 值
12	0.2385	0.687

从表 1 我们得知该序列的 ADF 检验的 P 值为 0.687，远远大于 0.05。拒绝该序列存在单位根的原假设，说明该序列是平稳的，可以用来构建 ARMA 模型。

3.2.2 建立模型

从图 3 中的第三个区域我们得知该时间序列带有十分强的周期性，我们拟考虑构建季节模型。我们根据 PACF 图拟构建 $(0,0,1) \times (0,0,1)$ 、周期为 12 个月的 ARMA 模型。

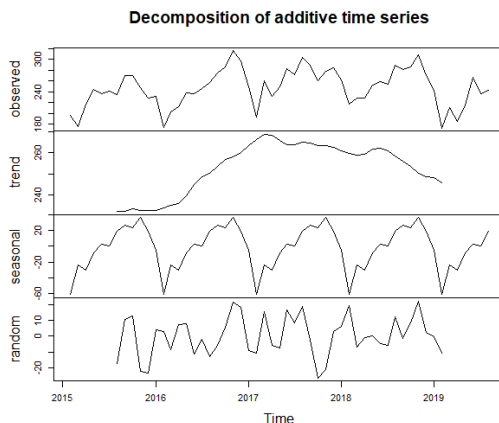


图 3 上海市总出口额的时间序列分解图

基于精确似然法拟合的模型为

$$x_t = (1 + 0.5439B)(1 + 0.5774B^{12})a_t + 245.6340 \quad (3.1)$$

其中两个 MA 参数的标准差分别为 0.1005 和 0.1687。

3.2.3 模型检验

残差的 Ljung-Box 统计量为 $Q(12)=9.0741$ ，当自由度 12 时，其 p 值为 0.6966，说明该模型残差是平稳的。

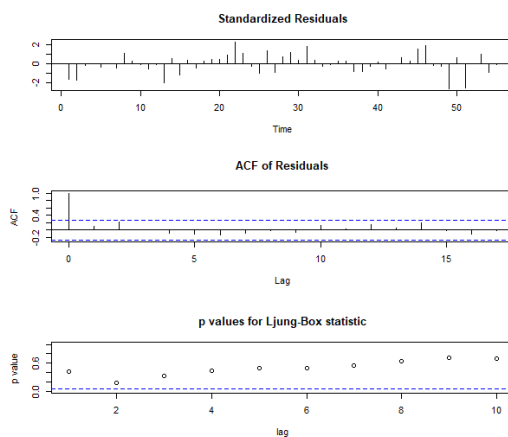


图 4 上海市总出口额模型的 tsdiag 检验图

从图 4 中残差的 ACF 图可以看出，图中所有残差 ACF 在两倍的标准误差上下限内。图 4 中第三个图为标准化残差序列的 Ljung-Box 统计量的 p 值图，虚线表示默认的第一类错误值 0.05，图中所有的 p 值均大于第一类错误值，说明该模型充分拟合了上海市的总出口额数据。

4 对上海市出口市场为美国的出口额建立模型并分析

4.1 单位根检验

单位根检验结果如下表所示。

表 2 上海市出口市场为美国的出口额序列的单位根检验

滞后阶数	Dickey-Fuller 统计量	P 值
12	-0.8084	0.3546

从表 2 我们得知该序列的 ADF 检验的 P 值为 0.3546，远远大于第一类错误值 0.05。拒绝该序列存在单位根的原假设，说明该序列是平稳的，可以用来构建 ARMA 模型。

4.2 建立简单 ARMA 模型

我们首先观察一下上海市出口市场为美国的出口额的时间序列的分解图。

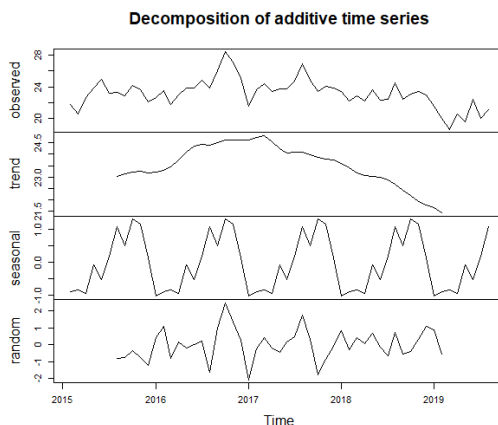


图 5 上海市出口市场为美国的出口额的时间序列分解图

从图中 5 的第二个区域我们观察到自 2017 年起，该收益率数据有着十分明显的下降趋势，这正好终于中美贸易争端愈演愈烈的时间节点，说明中美贸易战的确影响了上海市出口市场为美国的出口额。从第三个区域我们得知该时间序列带有十分强的周期性，我们任然考虑构建季节模型。

从图 6 上来看数据的 PACF 相对平稳很多，但其 ACF 图却不是平稳的。我们根据 PACF 图拟构建 $(0,0,2) \times (0,0,1)$ 、周期为 12 个月的 ARMA 模型。

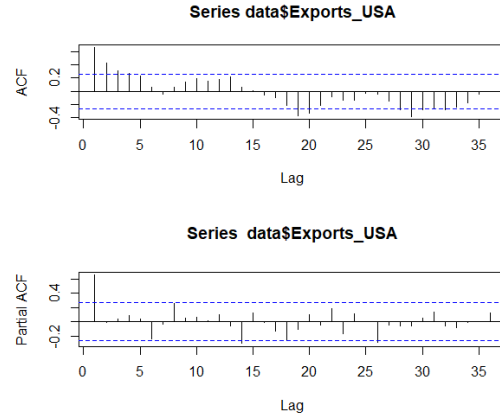


图 6 上海市出口市场为美国的出口额的 ACF 和 PACF 图

基于精确似然法拟合的模型为

$$x_t = (1 + 0.5684B + 0.5003B^2)(1 + 0.2523B^{12})a_t + 22.97 \quad (4.1)$$

赤池信息为 196.36。

残差的 Ljung-Box 统计量为 $Q(12)=12.595$ ，当自由度 12 时，其 p 值为 0.3992，说明该模型残差是平稳的。

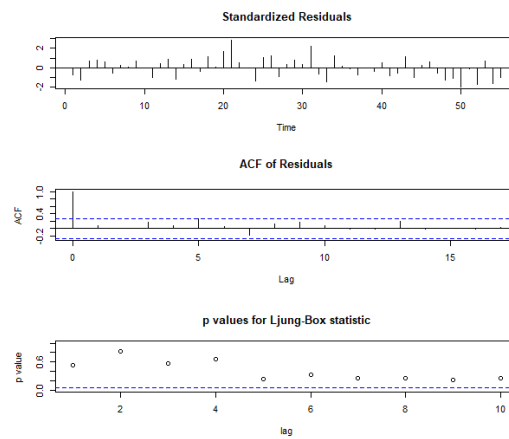


图 7 上海市出口市场为美国的出口额简单 ARMA 模型的 tsdiag 检验图

从图 7 中残差的 ACF 图可以看出，图中所有残差 ACF 在两倍的标准误差上下限内。图中所有的 p 值均大于第一类错误值，说明该模型充分拟合了上海市出口市场为美国的出口额数据。

4.3 建立带时间序列误差的回归模型

在许多应用中，主要兴趣在于两个时间序列的关系上，本文中我们考虑前一个月的上海市总贸易额对后一个月上海市出口市场为美国的贸易额的影响，考虑一下形式的线性回归：

$$y_t = \alpha + \beta x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4.2)$$

其中 y_t 表示在第 t 个月上海市出口市场为美国的贸易额， x_t 表示第 t 个月上海市的总出口额， ε_t 表示随机误差项。

拟合出来的回归模型的结果为 $y_t = 17.69 + 0.022x_{t-1}$ ，截距项和回归系数对应的 t 检验的 p 值分别为 6.92×10^{-15} 和 0.00139，均小于 0.05，拒接其为 0 的原假设，说明两者是显著的。模型的 F 检验的 p 值为 0.0014，说明模型是显著的。

我们利用上面的回归方程构建带时间序列误差的 ARMA 回归模型：

$$y_t = (1 + 0.5430B + 0.4120B^2)(1 + 0.2268B^{12})a_t + 0.0068x_{t-1} + 21.3291 \quad (4.3)$$

该模型的赤池信息为 195.39。

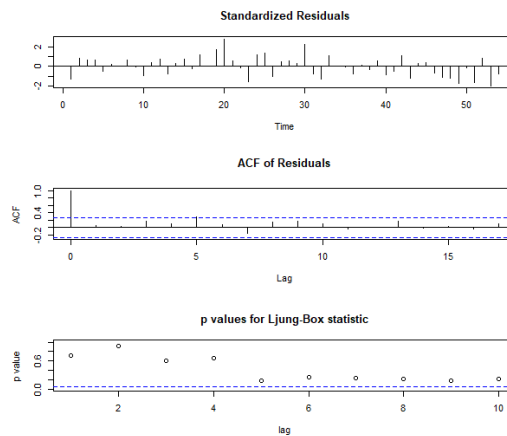


图 8 带时间序列误差项的 ARMA 模型的 tsdiag 检验图

从图 8 中我们看到，最大滞后阶数为 12 的所有残差 ACF 在两倍的标准误差上下限内。图中所有的 p 值均大于第一类错误值，说明该模型可以拟合上海市出口市场为美国的出口额数据。

我们将该模型与之间构建的简单 ARMA 模型做回测检验，结果如下：

表 3 回测检验

	RMSE	MAFE
简单 ARMA 模型	1.96133	1.898606
带时间序列误差的回归模型	1.294269	1.235265

对于超前 1 步预测来说, 简单 ARMA 模型和带时间序列误差的 ARMA 模型的预测误差的平方根分别是 1.96 和 1.29, 这说明带时间序列误差的 ARMA 模型更好。平均绝对预测误差分别是 1.90 和 1.24, 这也说明带时间序列误差的 ARMA 模型比简单 ARMA 模型好。

但是在该模型中, 回归系数项的标准差为 0.0091, 对回归系数做 t 检验, 接受其为 0 的原假设, 说明在该模型中添加的回归系数没有必要。

4.4 构建 ARCH 模型

为了构建 ARCH 模型, 我们首先要对检验模型的 ARCH 效应。为了符号的方便, 记 $a_t = r_t - \mu_t$ 为均值方程的残差。我们将常用的 Ljung-Box 统计量 $Q(m)$ 应用于序列 $\{a_t^2\}$, 检验其是否有自相关性。

表 4 ARCH 效应的检验

均值方程	Q(12)	p 值
简单 ARMA 模型	6.9047	0.8638
带时间序列误差的回归模型	8.0963	0.778

我们对上海市出口市场为美国的出口额数据进行 ARCH 效应的检验, 均值模型分别为之前构建的简单 ARCH 模型和带时间序列残差的 ARCH 模型, 用均值方程的残差的平方检验条件异方差性, 即 ARCH 效应。检验的 p 值分别为 0.8638 和 0.778, 接受在 5% 的置信水平下, 前 12 个间隔无前后相关性的原假设, 即不存在 ARCH 效应, 所以无法对该数据拟合 ARCH 模型。

4.5 建立多元时间序列模型

上海市总出口额减去出口市场为美国的出口额便是上海市出口市场为其他地区的出口额。我们认为上海市出口市场为美国的出口额与出口市场为其他地区的出口额存在相关性, 因为出口市场为美国的出口额减少, 出口市场为其他地区的出口额可能会受此影响而出现波动。

4.5.1 建立模型

我们拟对上海市出口市场为美国的出口额和上海市出口市场为其他地区的出口额建立 VAR 模型，通过 R 中的 VARorder 命令我们确定 VAR 模型的阶数为 2。

从输出结果来看，拟合的 VAR(2) 模型的结果为

$$z_t = \begin{bmatrix} 7.18 \\ 42.14 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.61 & 0.00352 \\ 7.51 & 0.43707 \end{bmatrix} z_{t-1} + \begin{bmatrix} 0.183 & -0.0141 \\ -4.214 & 0.0425 \end{bmatrix} z_{t-2} + a_t \quad (4.4)$$

其中残差协方差矩阵为

$$\hat{\Sigma}_a = \begin{bmatrix} 1.63 & 12.43 \\ 12.43 & 539.94 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

4.5.2 模型检验

我们接下来对拟合的 VAR 模型做多元混成检验。

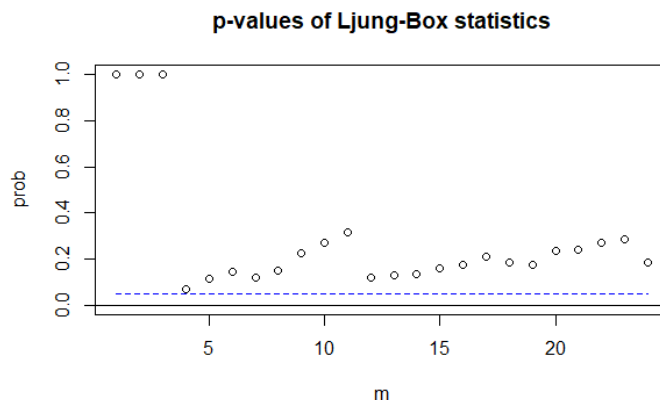


图 9 多元混成检验

从图 9 中我们可以看出模型通过检验，说明该模型是显著的。

4.5.3 模型简化

如果维数 k 中等大小，多元时间序列模型将包括多个参数。事实上，我们经常观测到有些参数在给定的显著水平下统计不显著。提出不显著参数有利于简化模型，尤其是当没有先验知识用于支持这些参数时，就要提出这些参数。

简化一个拟合 VAR(p) 模型的明显方法是剔除不显著参数。给定特定的显著水平，例如 $\alpha = 0.05$ ，可以识别要提出的目标参数。所谓目标参数，是指这些参数各自的 t 比率小于具有第一类错误 α 的正态分布的临界值。由于参数估计是相关的，并且边际统计量可能具有误导性，我们认为这些目标参数是可以剔除的。

利用 R 中的 VARchi 命令，我们检测到上面拟合的 VAR(2) 模型中有 6 个可以剔除的目标参数。然后我们使用传统的逐步回归来剔除不显著参数。

从输出结果来看，上海市出口市场为美国的出口额和出口市场为其他地区的出口额的简化 VAR(1) 模型的结果为

$$\mathbf{z}_t = \begin{bmatrix} 7.88 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.66 & 0 \\ 5.92 & 0.40 \end{bmatrix} \mathbf{z}_{t-1} + \mathbf{a}_t \quad (4.6)$$

其中残差协方差矩阵为

$$\hat{\Sigma}_a = \begin{bmatrix} 1.75 & 11.79 \\ 11.79 & 563.95 \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

现在所有估计在 5% 都是显著的。

4.5.4 简化模型的检验

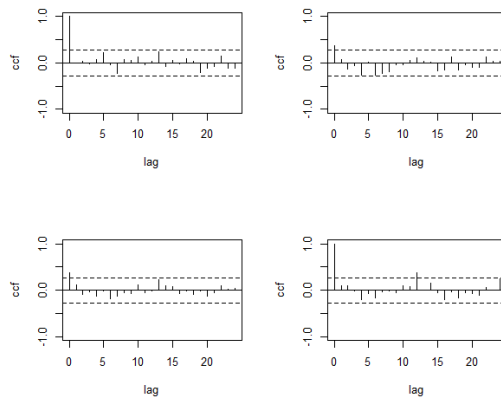


图 10 残差交叉相关矩阵图

图 10 给出了模型的简化 VAR(1) 模型的残差交叉相关矩阵，图中的虚线表示交叉相关的近似 2 倍的标准误差极限值。图 10 表明模型的残差没有强序列相关或交叉相关性。

综上，简化 VAR(1) 模型对于上海市出口额序列是合适的，模型可以写成

$$\begin{aligned} z_{1t} &= 7.88 + 0.66z_{1,t-1} + a_{1t} \\ z_{2t} &= 5.92z_{1,t-1} + 0.40z_{2,t-1} + a_{2t} \end{aligned} \quad (4.8)$$

z_{1t} 为第 t 个月上海市出口市场为美国的出口额， z_{2t} 为第 t 个月上海市出口市场为其他地区的出口额。残差的相关矩阵为

$$R_0 = \begin{bmatrix} 1.000 & 0.375 \\ 0.375 & 1.000 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

5 结论

本文为上海市总出口额、出口市场为美国的出口额建立了简单时间序列模型以及多元时间序列模型，即 VAR 模型，模型能很好地对数据进行拟合。因为该数据没有 ARCH 效应，所以我们无法对数据的波动率建立 ARCH 或 GARCH 模型。

从为上海市出口市场为美国的出口额建立的带时间序列残差的回归模型来看，前一个月上海市的总出口额数据会对下一个月上海市出口市场为美国的出口额造成显著影响，但是前一个月的上海市对其他地区的出口额则不会造成显著影响。这也与我们之前为上海市对美国的出口额建立带时间序列误差的回归模型中，回归模型系数接受为 0 的原假设的结论相照应。

从为上海市出口市场为美国的出口额和上海市出口市场为其他地区的出口额建立的 VAR 模型来看，上海市出口市场为美国的出口额有着较强的 1 阶自相关性，即与前一个月的上海对美国的出口额相关性程度较高，所以 VAR(1) 模型对上海市对美国的出口额来说也是一个 AR(1) 模型。而上海市出口市场为其他地区的出口既与前一个月上海市对其他地区的出口额有关，也与前一个月上海市对美国的出口额有着很强的相关性。

参考文献

- [1] 蔡瑞胸. 金融数据导论: 基于 R 语言, 北京: 机械工业出版社, 2013.10.
- [2] 蔡瑞胸. 多元时间序列分析及金融应用: R 语言, 北京: 机械工业出版社, 2013.10.
- [3] 段炳德. 中美贸易摩擦对我国制造业就业的潜在影响分析 [J]. 中国劳动关系学院学报, 2018,32(03):9-14.
- [4] 俞萍萍, 赵永亮. 中美贸易战本质、影响及对策分析 [J]. 现代管理科学, 2018(11):87-89.

附 录

Code Listing 1 导入数据

```
library(TSA)
library(ggfortify)
library(forecast)
library(MTS)
library(fUnitRoots)

data = read.csv("Export_Shanghai.csv")
data$Exports_Others <- data$Exports_Total - data$Exports_USA
head(data)
ts.data <- ts(data, start = c(2015, 2), frequency = 12)
plot(ts.data, type="l", main="上海市出口额")
```

Code Listing 2 为上海市总出口额建立时间序列模型

```
## Establish model for total exports
ts.exports.total <- ts(data$Exports_Total, start = c(2015, 2),
                      frequency = 12)
adfTest(data$Exports_Total, lags=12)
decompose.ts.exports.total <- decompose(ts.exports.total)
plot(decompose.ts.exports.total)
par(mfcol = c(3, 1))
plot(ts.exports.total)
acf(data$Exports_Total, lag = 36)
pacf(data$Exports_Total, lag = 36)
adfTest(data$Exports_Total, lags=12)

m1 <- arima(data$Exports_Total, order = c(0, 0, 1), seasonal =
            list(order = c(0, 0, 1), period = 12))
m1

tsdiag(m1, lag=24)
Box.test(m1$residuals, lag=12, type="Ljung")
```

Code Listing 3 为上海市出口市场为美国的出口额建立时间序列模型

```
## Establish model for exports towards USA
ts.exports.usa <- ts(data$Exports_USA, start = c(2015, 2),
                    frequency = 12)
adfTest(data$Exports_USA, lags=12)
decompose.ts.exports.usa <- decompose(ts.exports.usa)
plot(decompose.ts.exports.usa)
par(mfcol = c(2, 1))
acf(data$Exports_USA, lag = 36)
pacf(data$Exports_USA, lag = 36)

m2 <- arima(data$Exports_USA, order = c(0, 0, 2), seasonal =
            list(order = c(0, 0, 1), period = 12))
m2

tsdiag(m2, lag=24)
Box.test(m2$residuals, lag=12, type="Ljung")

## 带时间序列误差项的回归模型
m3 <- lm(data$Exports_USA[2:55]~data$Exports_Total[1:54])
summary(m3)

m4 <- arima(data$Exports_USA[2:55], order = c(0, 0, 2),
            seasonal = list(order = c(0, 0, 1), period = 12),
            xreg=data$Exports_Total[1:54])
m4

tsdiag(m4, lag=24)
Box.test(m4$residuals, lag=12, type="Ljung")

source("backtest.R")
mm2 <- backtest(m2, data$Exports_USA, 53, 1)
mm4 <- backtest(m4, data$Exports_USA, 53, 1, xre=data$Exports_Total)
```

Code Listing 4 检验 ARCH 效应

```
# Test ARCH effect
Box.test(m2$residuals^2, lag=12, type="Ljung-Box")
Box.test(m4$residuals^2, lag=12, type="Ljung-Box")
```

Code Listing 5 构建 VAR 模型

```
multi.data <- cbind(data$Exports_USA, data$Exports_Others)
VARorder(multi.data)
m5 <- VAR(multi.data, 2)
mq(m5$residuals, adj=12)
VARchi(multi.data, p=2, thres=1.96)
m6 <- refVAR(m5, thres=1.96)
MTSdiag(m6, adj=12)
mq(m6$residuals, adj=12)
```