

器材库存限额的确定

1.1 基于AIC原则下挑选ARCH模型和快速傅里叶算法FFT预测下的器材库存限额确定方法:

1.1.1 背景介绍:

器材库存限额对于公司利润有着重要作用。库存的限额分为上限和下限,也就是安全库存的边界。因此此次模型的任务目标就是通过对往年消耗数据的各种算法分析后,经过合适的算法计算出一个仓库的一个器材库存的上下限,结合起来就是库存限额。

$$N_{\max}(R_i, x, (z, K_0)) = N_{\min}(R_i, x, (z, K_0)) + \hat{N}(R_i, x, z)$$

1.1.2 理论:

该模型可以看作一个系统,需要数据的输入,这个数据是由使用者创建的csv后缀文件。数据内容主要是一个器材被用作非预防性消耗和预防性消耗的时间序列;往年承修设备的信息,信息包括有多少种型号的设备,每种型号的设备数量;往年器材消耗量数据,该数据是为了较为正确地计算出今年度对物资的需求预测。当该模型收到数据的输入时,会自动处理数据,将非预防性消耗和预防性消耗的时间序列整理出来。时间序列整理步骤如图所示:

4.2.1.2 步骤设计

(1) 时间序列确定

时间序列的确定是应用 ARCH 模型分析器材消耗序列波动特征分析的关键,器材消耗序列本具有时间属性,但考虑到承修装备数量是影响预防性修理器材消耗的关键因素,故预防性维修器材消耗序列与非预防性器材消耗序列的确定方法不同,故作针对性设计。器材消耗序列的确定过程,具体如下:

①针对非预防性修理器材。若队属仓库 R_i 中器材 x 于 z 年度、截止 z_t 的非预防性修理消耗数据 $N(R_i, x, z_t)$, 则构建由 K_0 个样本组成的器材消耗序列 $\{N(R_i, x, (z-k))\}$, 其中 $1 \leq k \leq K_0$ 。

②针对预防性修理器材。若队属仓库 R_i 中器材 x 于 z 年度、截止 z_t 的预防性修理消耗数据 $N(R_i, x_p, z_t)$, 承修装备的数量 $M((R_i, E(s, u)), z_t)$, 作处理如下:

$$N_d(R_i, x_p, z) = \frac{N(R_i, x_p, z_t)}{M(R_i, (E(s, u)), z_t)} \quad (4-4)$$

进而可构建由 K_0 个样本组成的器材消耗序列 $\{N_d(R_i, x_p, (z-k))\}$, 其中 $1 \leq k \leq K_0$, 实为预防性修理器材单车消耗序列, 为便于描述, 仍称其为预防性修理器材消耗序列。

为了较好地分析时间序列, 模型使用ARCH模型。

ARCH模型 (Autoregressive conditional heteroskedasticity model) 全称“自回归条件异方差模型”, 解决了传统的计量经济学对时间序列变量的第二个假设(方差恒定)所引起的问题。这个模型是获得2003年诺贝尔经济学奖的计量经济学成果之一。

ARCH模型的基本思想是指在以前信息集下, 某一时刻一个噪声的发生是服从正态分布。该正态分布的均值为零, 方差是一个随时间变化的量(即为条件异方差)。并且这个随时间变化的方差是过去有限项噪声值平方的线性组合(即为自回归)。这样就构成了自回归条件异方差模型。

由于需要使用到条件方差, 我们这里不采用恩格斯的比较严谨的复杂的数学表达式, 而是采取下面的表达方式, 以便于我们把握模型的精髓。见如下数学表达:

(1) $y_t = \beta X_t + \varepsilon_t$, 其中该方程称为自回归方程, 又叫ARCH过程。

(2) $\varepsilon_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \eta_t$, 其中该方程称为条件异方差方程。

(3) 当求出所有方差方程横的系数 α 时, 计算 $\sum_{i=1}^q \alpha_i$ 。

(4) 若系数和小于1, 则表示时间序列稳定, 反之, 则时间序列波动。

通过ARCH模型的波动特征分析，同时计算设定不同参数个数时的AIC准则下(Akaike information criterion)AIC的大小，选择出能使得波动特征分析最好的参数个数，从而得到最好的ARCH模型的波动特征分析。波动特征分析步骤过程如图所示：

(2) 波动特征分析步骤

确定时间序列波动特征的分析步骤，具体如下：

Step1: 构建自回归条件异方差方程 ARCH(k)。确定由 $k(1 \leq k \leq K_0)$ 个样本组成的时间序列 $\{s(R_i, x, (z-k)_i)\}$ ，并构建自回归 ARCH(k) 方程，如下：

$$s(R_i, x, z_i) = \beta_0 + \beta_1 s(R_i, x, (z-1)_i) + \beta_2 s(R_i, x, (z-2)_i) + \cdots + \beta_k s(R_i, x, (z-k)_i) + \zeta_{z_i} \quad (4-5)$$

Step2: 构建条件方差方程。随机干扰项 ζ_{z_i} 的方差 $\zeta_{z_i}^2$ 依赖于前 k 个随机干扰项的平方：

$$\delta_{z_i}^2 = \varepsilon_0 + \varepsilon_1 \zeta_{(z-1)_i}^2 + \varepsilon_2 \zeta_{(z-2)_i}^2 + \cdots + \varepsilon_k \zeta_{(z-k)_i}^2 \quad (4-6)$$

Step3: 结合 ε_k 数值，确定时间序列 $\{s(R_i, x, z_i)\}$ 的波动特征。若波动特征评估系数 $\sum \varepsilon_k \leq 1$ ，则时间序列 $\{s(R_i, x, z_i)\}$ 为稳定性序列；否则，为波动性序列。

结合上述过程，便可明确非预防性修理器材消耗序列与预防性修理器材消耗序列的波动特征。

根据文献资料，当时间序列经过波动特征分析以后得到的系数 α 和小于等于1，可以表示该时间序列是稳定消耗序列；反之，则为波动消耗序列。通过对于器材非预防性消耗和预防性消耗作用的波动特征分析，从而将两种用处下时间序列的分类，可以确定论文中四种消耗组合。其中四种消耗组合如下图所示：

由于消耗序列的波动特征是影响库存下限确定的关键因素，故明确预防性修理器材消耗序列与非预防性修理器材消耗序列的波动特征组合，具体如下：

①预防性修理器材消耗序列为稳定性序列，非预防性修理器材消耗序列为稳定性序列；

②预防性修理器材消耗序列为稳定性序列，非预防性修理器材消耗序列为波动性序列；

③预防性修理器材消耗序列为波动性序列，非预防性修理器材消耗序列为波动性序列。

④预防性修理器材消耗序列为波动性序列，非预防性修理器材消耗序列为稳定性序列。

上述组合同时涵盖了器材单一消耗的情况，当器材只用于非预防性修理时，则依据器材消耗序列的波动特征，确定隶属组合①或②；当器材只用于预防性修理时，则依据器材消耗序列的波动特征，确定隶属组合③或④。

根据文献资料，可以将每种组合进行分析，从而确定依据该数据推断得到的库存下限。对物资的各仓库库存的分配，是两级库存配置，不同消耗组合下限不同。比如，当确定出一个器材是在稳定消耗序列组合之中时，可以根据组合特性确定该组合分类的库存下限。

接下来，我们对于不同的性质时间序列组合进行确定其对应库存下限。

① 消耗稳定性序列的器材库存下限确定

1) 针对非预防性修理器材

确定 k_0 个器材 x_i 作为非预防性修理器材的消耗数据构成的稳定性序列

$$\{N(R_i, X_i, (z-k)_i)\},$$

设非预防性修理器材xi库存下限为 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ ，则可以得到以下等式：

$$N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = \frac{1}{K_0} \sum_{k=1}^{K_0} N(R_i, x_i, (z-k)_t)$$

其中等式右边为器材xi作为非预防性修理器材时时间序列的平均数。

2) 针对预防性修理器材

确定k0个器材xi作为预防性修理器材的消耗数据构成的稳定性序列

$\{\frac{N(R_i, X_i, (z-k)_t)}{M(R_i, E_i, (z-k)_t)}\}$ ，其中 $\{M(R_i, E_i, (z-k)_t)\}$ 是往年承修设备的时间序列。

设每台承修设备修理的预防性修理器材xi下限为 $N'_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ ，则可以得到以下等式：

$$N'_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = \frac{1}{K_0} \sum_{k=1}^{K_0} \frac{N(R_i, x_i, (z-k)_t)}{M(R_i, E_i, (z-k)_t)}$$

其中等式右边为器材xi作为每台承修设备修理的预防性修理器材xi时间序列的平均数。

设预防性修理器材xi库存下限为 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ ，今年度承修设备估计量为

$\hat{M}(R_i, E, z_t)$ ，则可以得到以下等式：

$$N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N'_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) \times \hat{M}(R_i, E, z_t)$$

3) 最终器材库存下限确定

综上所述，可以确定波动特征组合①的器材库存下限，如下所示：

$$\begin{cases} N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0)), \\ N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0)) + N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0)) \end{cases},$$

其中 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为最终器材库存下限， $N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为非预防性修理器材时的器材库存下限， $N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为预防性修理器材时的器材库存下限。为确定剩下的波动特征组合的库存下限，需要分析消耗波动序列的器材库存下限确定方法。

② 消耗波动性序列的器材库存下限确定

1) 针对非预防性修理器材

确定k0个器材xi作为非预防性修理器材的消耗数据构成的稳定性序列

$\{N(R_i, X_i, (z-k)_t)\}$ ，

设非预防性修理器材xi库存下限为 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ ，则可以得到以下等式：

$$N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = \frac{1}{2} (\min(\{N(R_i, x_i, (z-k)_t)\}) + \max(\{N(R_i, x_i, (z-k)_t)\}))$$

其中等式右边为器材xi作为非预防性修理器材时时间序列的极差的一半。

2) 针对预防性修理器材

确定k0个器材xi作为预防性修理器材的消耗数据构成的稳定性序列

$\{\frac{N(R_i, X_i, (z-k)_t)}{M(R_i, E_i, (z-k)_t)}\}$ ，其中 $\{M(R_i, E_i, (z-k)_t)\}$ 是往年承修设备的时间序列。

设每台承修设备修理的预防性修理器材xi下限为 $N'_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ ，则可以得到以下等式：

$$N'_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = \frac{1}{2} (\min(\{\frac{N(R_i, x_i, (z-k)_t)}{M(R_i, E_i, (z-k)_t)}\}) + \max(\{\frac{N(R_i, x_i, (z-k)_t)}{M(R_i, E_i, (z-k)_t)}\}))$$

其中等式右边为器材xi作为每台承修设备修理的预防性修理器材xi时间序列的极差的一半。

设预防性修理器材xi库存下限为 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ ，今年度承修设备估计量为

$\hat{M}(R_i, E, z_i)$ ，则可以得到以下等式：

$$N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N'_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) \times \hat{M}(R_i, E, z_i)$$

3) 最终器材库存下限确定

综上所述，可以确定波动特征组合③的器材库存下限，如下所示：

$$\begin{cases} N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0)), \\ N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0)) + N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0)) \end{cases},$$

其中 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为最终器材库存下限， $N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为非预防性修理器材时的器材库存下限， $N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为预防性修理器材时的器材库存下限。

接下来确定②和④的波动特征组合的库存下限：

(1) 针对波动特征组合②：预防性修理器材消耗序列为稳定性序列，非预防性修理器材消耗序列为波动序列：

$$N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0)) + N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0)),$$

其中 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为组合②器材xi的库存下限， $N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为非预防性修理器材时的器材库存下限， $N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为预防性修理器材时的器材库存下限。

(2) 针对波动特征组合④：

$$N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0)) = N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0)) + N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0))$$

其中 $N_{\min}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为组合④器材xi的库存下限， $N_{\min1}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为非预防性修理器材时的器材库存下限， $N_{\min2}(R_i, x_i, (z, K_0))$ 为器材xi作为预防性修理器材时的器材库存下限。

由于最终目标是求得库存限额，因此要求库存上限，为了确定上限，需要对物资的消耗量数据进行分析，从而较为准确地预测出今年度物资的消耗量。该模型使用系统分析方法之一傅里叶变换，通过对物资消耗量数据序列的傅里叶变换，将序列转换到频域进行分析，分析其组成成分，从而用一个曲线拟合出消耗量数据序列。通过拟合较好的曲线，预测今年度器材消耗量。该算法广泛应用于股票波动行情分析和预测，且实现的最优算法为快速傅里叶变换(FFT)。带有该算法的模型可以预测未来几年的器材消耗量预测。

根据傅里叶级数的数学表达式，得到器材消耗量的时间拟合函数为：

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos \frac{n\pi x}{L} + b_n \sin \frac{n\pi x}{L}),$$

其中x为时间即年度，f(x)为在x年度的器材xi消耗量。

当通过FFT分析预测出今年度器材消耗量时，可以使用文献资料中对于库存上限确定方法得到库存上限，

$$N_{\max}(R_i, x, (z, K_0)) = N_{\min}(R_i, x, (z, K_0)) + \hat{N}(R_i, x, z),$$

其中 $N_{\max}(R_i, x, (z, K_0))$ 为器材xi的库存上限， $N_{\min}(R_i, x, (z, K_0))$ 为器材xi的库存下

限， $\hat{N}(R_i, x, z)$ 为器材xi在今年度的消耗预测量。

进而将目标完全实现，得出器材库存限额，从而实现了安全库存。

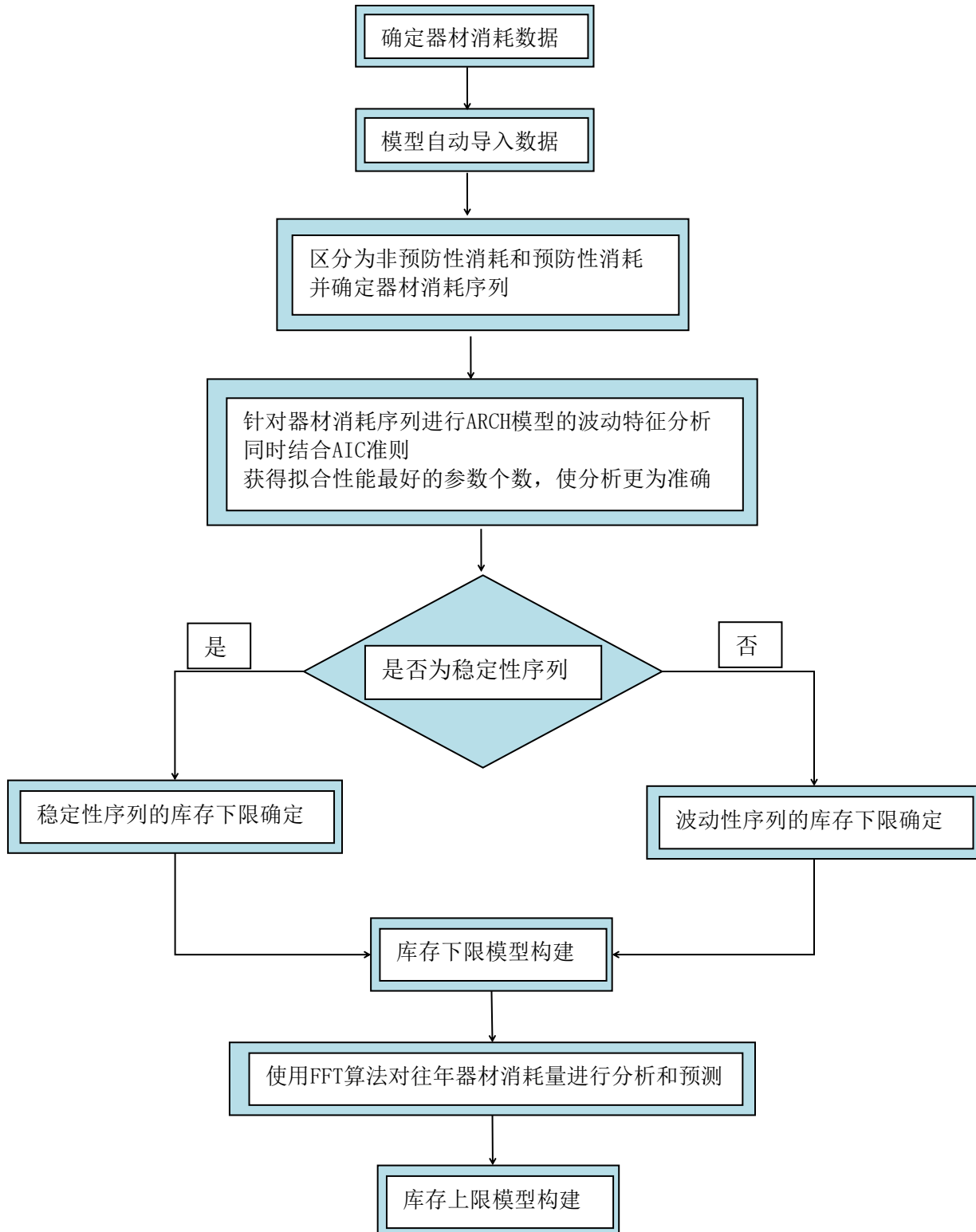
1.1.3 模型框架：

1. 通过文件和键盘输入数据，输入的数据会保存在相应的list里，作为对应数据的list序列
2. 通过make_sure_list函数确定非预防性修理和预防性修理的时间序列
3. 通过check_wave_arch函数进行波动特征分析，确定器材xi分别作为非预防性修理和预防

性修理的时间序列是稳定性序列还是波动性序列

4. 根据器材xi所属的波动特征组合通过confirm_min分别计算器材xi的器材库存下限
5. 通过make_sure_list函数确定器材xi的消耗量数据时间序列
6. 通过consume_predict函数预测今年度器材xi的消耗量
7. 通过confirm_max函数确定器材xi的器材库存上限
8. 最终确定器材xi的器材库存限额

1.1.4 逻辑过程:



1.1.5 创新点:

1. 将器材的不同类型作用的时间序列通过ARCH模型进行波动特征分析时, 利用AIC准则进行筛选, 选择波动特征分析性能最好时的参数个数, 在该参数个数下进行ARCH模型的波动特征分析, 使得对于数据的波动分析更精确。AIC信息准则即Akaike information criterion, 是衡量统计模型拟合优良性(Goodness of fit)的一种标准, 由于它为日本统计学家赤池弘次创立和发展的, 因此又称赤池信息量准则。

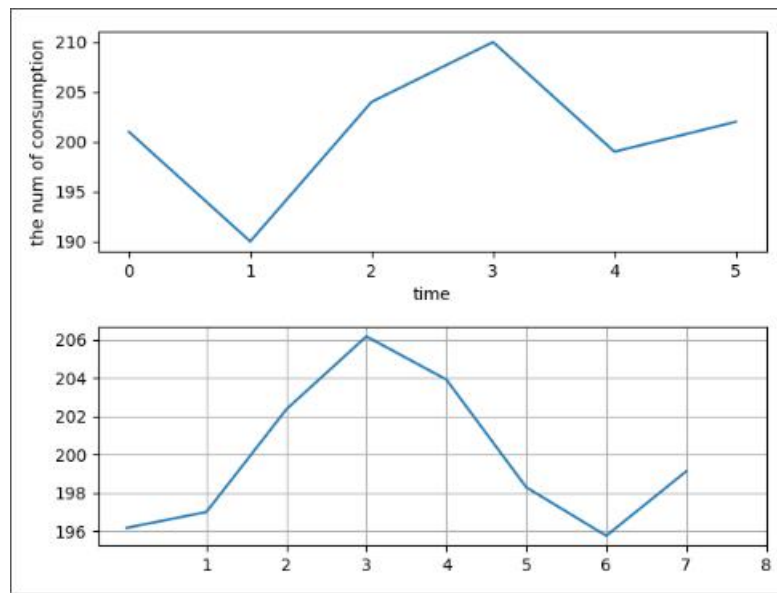
在一般的情况下, AIC可以表示为:

$AIC = 2k - 2\ln(L)$, 其中: k 是参数的数量, L 是似然函数。假设条件是模型的误差服从独立正态分布。让 n 为观察数, SSR (SUM SQAURE OF RESIDUE)为残差平方和, 那么AIC变为: $AIC = 2k + n\ln(SSR/n)$ 。能替换ARCH模型的还有GARCH、TARCH等, 各有其特点。

2. 使用快速傅里叶算法(FFT)对器材消耗量进行分析并预测未来的消耗量得到今年度xi器材消耗预测量。快速傅里叶变换(fast Fourier transform), 即利用计算机计算离散傅里叶变换(DFT)的高效、快速计算方法的统称, 简称FFT。快速傅里叶变换是为了解决傅里叶级数的数学表达式:

$$f(x) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos \frac{n\pi x}{L} + b_n \sin \frac{n\pi x}{L})$$

来拟合时间序列曲线的。快速傅里叶变换是1965年由J. W. 库利和T. W. 图基提出的。采用这种算法能使计算机计算离散傅里叶变换所需要的乘法次数大为减少, 特别是被变换的抽样点数 N 越多, FFT算法计算量的节省就越显著。FFT的基本思想是把原始的 N 点序列, 依次分解成一系列的短序列。充分利用DFT计算式中指数因子所具有的对称性质和周期性质, 进而求出这些短序列相应的DFT并进行适当组合, 达到删除重复计算, 减少乘法运算和简化结构的目的。此后, 在这思想基础上又开发了高基和分裂基等快速算法, 随着数字技术的高速发展, 1976年出现建立在数论和多项式理论基础上的维诺格勒傅里叶变换算法(WFTA)和素因子傅里叶变换算法。它们的共同特点是, 当 N 是素数时, 可以将DFT算转化为求循环卷积, 从而更进一步减少乘法次数, 提高速度。FFT算法具有很多优点, 比如下面的例子:



上面一侧图为器材消耗量数据绘制的时间序列曲线图, 下面一侧图为快速傅里叶变换算法拟合的曲线。

计算量小的显著的优点, 使得FFT在信号处理技术领域获得了广泛应用, 结合高速硬件就能实现对信号的实时处理, 在经济学中能应用于股票分析等时间序列波动分析, 对语音信号的分析 and 合成, 对通信系统中实现全数字化的时分制与频分制(TDM/FDM)的复用转换, 在频域对信号滤波以及相关分析, 通过对雷达、声纳、振动信号的频谱分析以提高对目标的搜索和跟踪的分辨率等等, 都要用到FFT。可以说FFT的出现, 对数字信号

处理学科的发展起了重要的作用。

实现快速傅里叶变换的模型可以很好对时间序列进行1预测2波动分析等处理，曲线拟合性能好，预测准确，算法快。

1.2 器材消耗序列波动特征确定：

1.2.1 部分模型框架：

1. 参数个数从1到k0，通过arch函数计算参数个数为k时的 α 系数和、对应的aic值

```
# 创建ARCH (k) 均值方程，并进行性能筛选
for t in range(1, k + 1):
    if flac:
        break
    if t > 13:
        t = 13
        flac = True
    ss, aic = arch(t, flag)
    if min_aic >= aic:
        min_aic = aic
    optimal = ss
```

2. 记录下目前最大的aic值和对应的 α 系数和
3. 条件判断 α 系数和是否大于1

```
if optimal <= 1:
    return True
else:
    return False
```

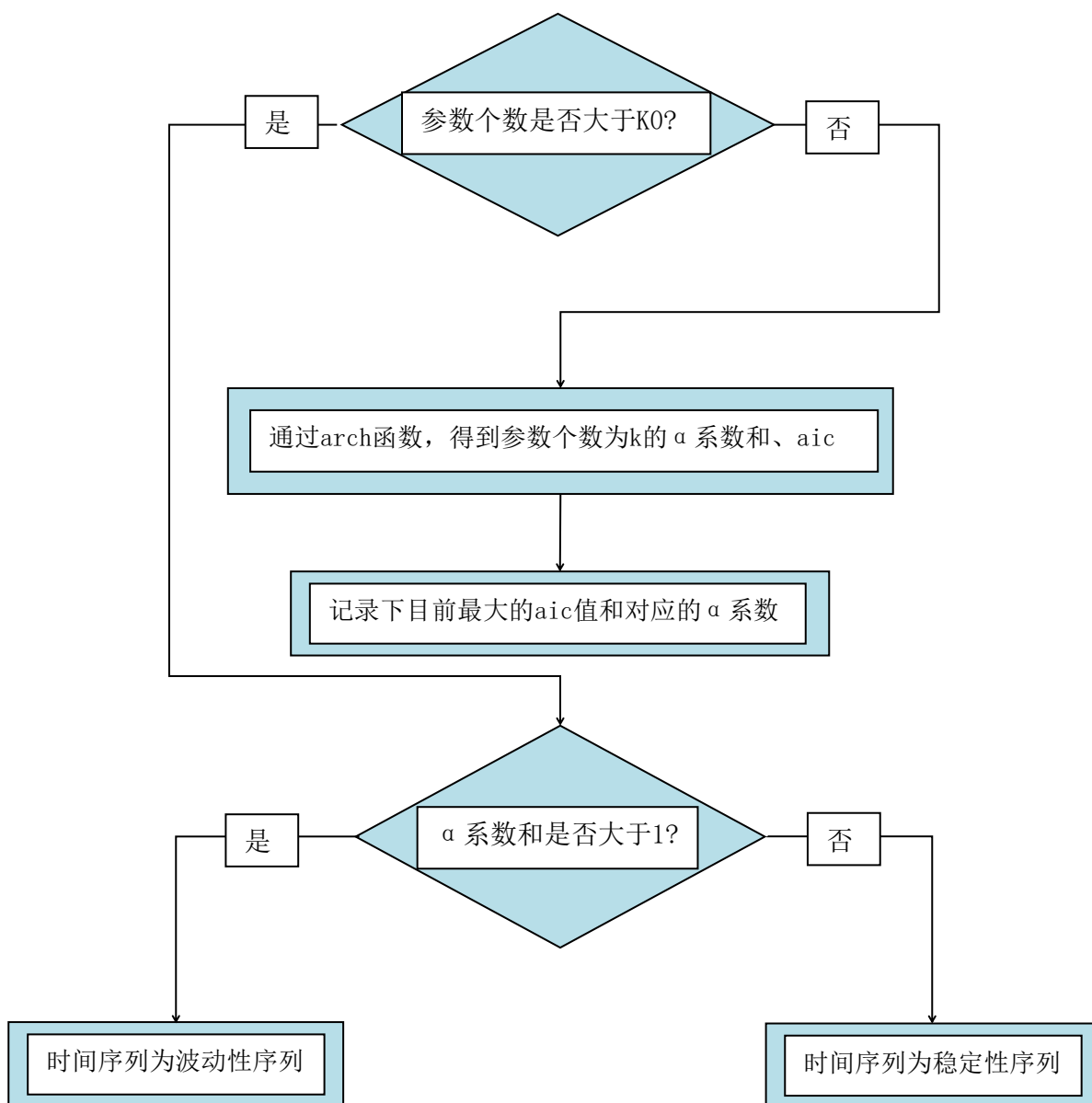
4. 若系数和大于1，则时间序列为波动性序列
5. 若系数和小于等于1，则时间序列为稳定性序列

```
if check_wave_arch(0): # 消耗稳定性序列的下限确定
    stable_or_not_non_pre = 1
```

```
if check_wave_arch(1): # 消耗稳定性序列的下限确定
    stable_or_not_pre = 1
```

Tips: 若为稳定性序列，则stable_or_not_pre或者stable_or_not_non_pre为1

1.2.2 逻辑流程:



1.2.3 创新点:

使用AIC原则对ARCH模型进行构建, 利用构建好的ARCH模型进行波动特征分析, 获得能使得曲线分析性能最优的参数个数, 在该最优的参数个数下进行波动特征分析。

1.2.4 与其他方法比较:

和不使用AIC原则的ARCH模型进行波动分析方法进行比较:

由于AIC值越大表示当前的参数个数使得曲线波动分析性能越好, 因此不使用AIC原则下的ARCH模型对于曲线波动分析的性能不会优于使用AIC原则下的ARCH模型。

1.3 器材库存下限确定方法:

1.3.1 部分模型框架:

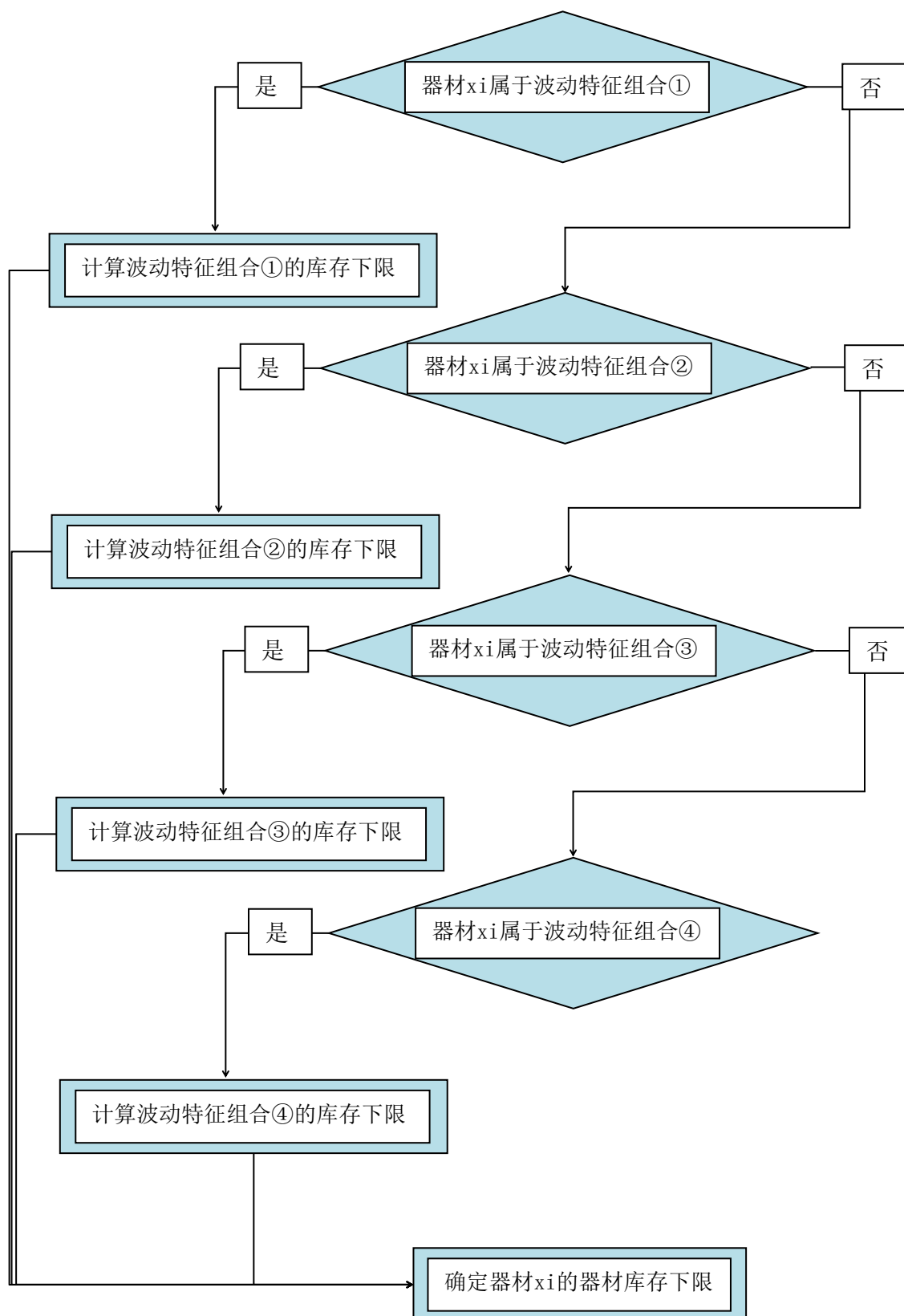
1. 根据文献资料和器材xi是否是稳定性序列，确定器材xi所属的波动特征组合

```
"""
确定特征波动组合
"""
if (check_non_pre and stable_or_not_pre) \
    and (check_pre and stable_or_not_non_pre):
    combination_check = 1
elif (check_non_pre and not stable_or_not_pre) \
    and (check_pre and stable_or_not_non_pre):
    combination_check = 2
elif (check_non_pre and not stable_or_not_pre) \
    and (check_pre and not stable_or_not_non_pre):
    combination_check = 3
elif (check_non_pre and stable_or_not_pre) \
    and (check_pre and not stable_or_not_non_pre):
    combination_check = 4
elif check_non_pre:
    if stable_or_not_non_pre:
        combination_check = 1
    else:
        combination_check = 2
elif check_pre:
    if stable_or_not_pre:
        combination_check = 1
    else:
        combination_check = 4
```

2. 根据器材xi所属的波动特征组合和文献资料所展示的公式计算器材xi相对应的器材库存下限

```
def confirm_min():
    non_pre_min = 0
    pre_min = 0
    if combination_check == 1:
        if check_pre:
            pre_min = np.mean(pre_repair_ep)
            pre_min *= repair_ep_es
        if check_non_pre:
            non_pre_min = np.mean(non_pre_repair_ep)
    elif combination_check == 2:
        non_pre_min = confirm_wave_min(0)
        if check_pre:
            pre_min = np.mean(pre_repair_ep)
            pre_min *= repair_ep_es
    elif combination_check == 3:
        non_pre_min = confirm_wave_min(0)
        pre_min = confirm_wave_min(1)
        pre_min *= repair_ep_es
    elif combination_check == 4:
        pre_min = confirm_wave_min(1)
        pre_min *= repair_ep_es
        if check_non_pre:
            non_pre_min = np.mean(pre_repair_ep)
    return int(non_pre_min + pre_min)
```

1.3.2 逻辑流程:



1.4 器材xi今年度消耗量预测方法:

1.4.1 部分模型框架:

1. 画出器材xi随着时间变化的消耗量曲线变化图

```
# 生成随机数
plt.subplot(2, 1, 1)
plt.plot(data_form)
plt.xlabel('time'), plt.ylabel('the num of consumption')
```

2. 根据器材xi的往年消耗量数据, 使用快速傅里叶变换函数

```
ts_log = np.log(data_form) # 自然对数为底
ts_diff = ts_log
fy = np.fft.fft(ts_diff)
```

3. 使用fft_combineh函数将频域数据转化为时域数据

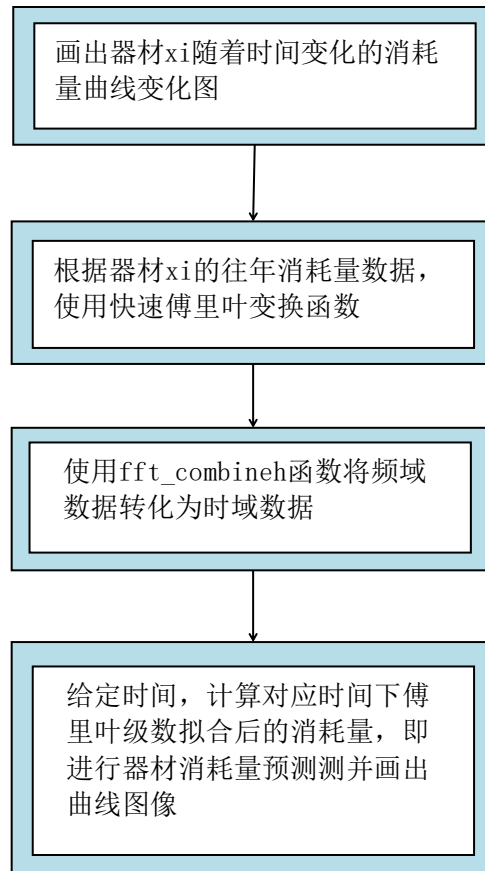
```
# 函数功能: 将频域数据转换成时序数据
# bins为频域数据, n设置使用前多少个频域数据, loop设置生成数据的长度
def fft_combine(bins, n, loops=1):
    length = int(len(bins) * loops)
    data = np.zeros(length)
    index = loops * np.arange(0, length, 1.0) / length * (2 * np.pi)
    for k1, p in enumerate(bins[:n]):
        if k1 != 0:
            p *= 2 # 除去直流成分之外, 其余的系数都 * 2
            data += np.real(p) * np.cos(k1 * index) # 余弦成分的系数为实数部分
            data -= np.imag(p) * np.sin(k1 * index) # 正弦成分的系数为负的虚数部分
    return index, data
```

```
index, conv2 = fft_combine(fy / len(ts_diff), int(len(fy) / 2 - 1), 1.44)
```

4. 给定时间, 计算对应时间下傅里叶级数拟合后的消耗量, 即进行器材消耗量预测并画出曲线图像

```
plt.plot(np.e ** conv2)
plt.xticks(np.arange(1, ntotal, 1))
return np.e ** conv2[ntotal - 2]
```

1.4.2 逻辑流程:



1.4.3 创新点:

使用快速傅里叶算法 (FFT) 实现计算器材消耗量序列的傅里叶级数，进而对器材消耗量进行分析并预测未来的消耗量得到今年度xi器材消耗预测量。快速傅里叶变换具有计算量小的显著的优点。

1.4.4 与其他方法比较:

与计算器材xi的消耗预测量进行比较:

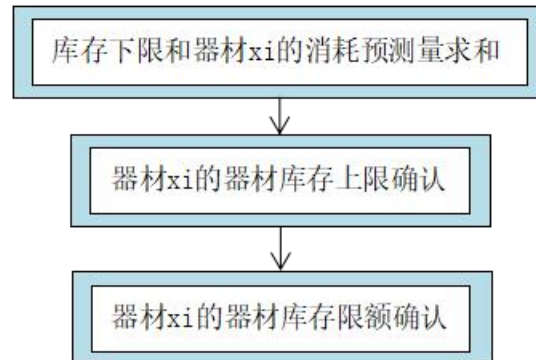
1.5 器材库存上限确定方法:

1.5.1 部分模型框架:

1. 通过库存下限和今年度器材xi的消耗预测量求和得到库存上限，进而确定器材xi的库存限额

```
def confirm_max():  
    predict = consume_predict(consume_ep[1:])  
    print("今年器材消耗量预测为 {}".format(predict))  
    return int(storage_min + predict)
```

1.5.2 逻辑流程:



2.1 算例分析:

2.1.1 环境介绍:

- PyCharm是一种Python IDE，带有一整套可以帮助用户在使用Python语言开发时提高其效率的工具，比如调试、语法高亮、Project管理、代码跳转、智能提示、自动完成、单元测试、版本控制。
- NumPy (Numeric Python) 提供了许多高级的数值编程工具，如：矩阵数据类型、矢量处理，以及精密的运算库。专为进行严格的数字处理而产生。
- Pandas 是基于NumPy的一种工具，该工具是为了解决数据分析任务而创建的。Pandas 纳入了大量库和一些标准的数据模型，提供了高效地操作大型数据集所需的工具。pandas提供了大量能使我们快速便捷地处理数据的函数和方法。

2.1.2 环境配置:

- 安装Pycharm: <https://www.runoob.com/w3cnote/pycharm-windows-install.html>
- 需要有numpy的包，可以使用pip install numpy安装包
- 需要datetime的包，可以使用pip install datetime安装包
- 需要有pandas的包，可以使用pip install pandas安装包
- 需要有arch的包，可以使用pip install arch安装包
- 模型的输入方式为文件输入，即csv文件。使用者需要按照要求在与代码同一文件夹下的三个csv文件录入数据。**Tips: 请保持csv文件名不变，同时三个文件和代码处于同一文件夹下，才可正常运行模型，模型才能正常工作。**
- 模型的输出环境为控制台，即默认情况下，Pycharm运行该模型会在自动跳出的控制面板中输出结果。输出的结果有2种，具体介绍见2.1.3输入介绍和2.1.4输出介绍。
- 有一些输入需要配合使用者键盘键入数据，比如键入器材的使用类型，是否是非预防性消耗还是预防性消耗，其中y表示是，n表示不是。再或者需要使用者在一堆时间序列数据中选择具体时间范围，比如希望使用数据的起始年份和终止年份。同时，当器材被用作预防性消耗时，需要使用者根据提示键盘键入今年度承修设备的估计量，往年承修设备的最多的型号种类数。

2.1.3 输入介绍:

输入数据共有7个, 涉及2种输入方式, 1种是文件导入输入; 1种是用户键盘输入。其中用于文件输入的文件有3种: data_set.csv、consume_set.csv、devices_set.csv; 键盘输入的数据有器材是否有非预防性消耗和预防性消耗功能, 是为y, 不是为n; 使用数据的起始年份、终止年份; 今年度承修设备的估计量; 往年所有数据中承修设备的最大型号种类数。

接下来对三个数据文件进行详细说明。A. data_set.csv为xi器材的非预防性消耗数据和预防性消耗数据的文件, 第一行是数据名称, year是年份、non为非预防性消耗数量、pre为预防性消耗数量, 根据年份填入对应数据。B. consume_set.csv为xi器材的消耗量数据的文件, 用于计算器材消耗预测量。第一行也是数据名称, year是年份、consume是器材按照年份对应的消耗量数据。C. devices_set.csv为承修设备型号和数量的数据的文件, 用于确认预防性消耗时的时间序列。第一行为数据名称, year是年份、devices_num为承修设备型号数量、device_x表示x型号承修设备的数量。

最后是对剩下4个键盘输入数据的详细说明。A. 器材的作用类型需要使用模型的使用者自己来判断, 判断完以后可以根据Pycharm控制台的文字提示输入, 器材作用类型, 是为y, 不是为n。B. 对消耗数据进行波动特征分析前需要建立器材的消耗时间序列, 该时间序列可以不是所有年份数据, 因此使用者可以根据需要选取数据的年份范围, 从而建立不同大小的消耗时间序列。因此需要键入起始年份和终止年份。C. 当器材被用于预防性消耗时, 为了计算出预防性消耗的消耗时间序列, 需要键入今年度承修设备的估计量。D. 为了模型运行方便, 需要使用者键入数据年份范围内所有数据中承修设备的最大型号种类数。

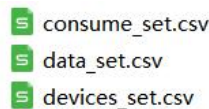
2.1.4 输出介绍:

- 器材消耗序列的波动特征分析后, 方差方程系数 α 的系数和。
- 通过模型计算, 控制台最终得到两个数值, 一个是库存下限, 一个是库存上限。因此输出为库存限额的数值。

2.1.5 运行步骤:

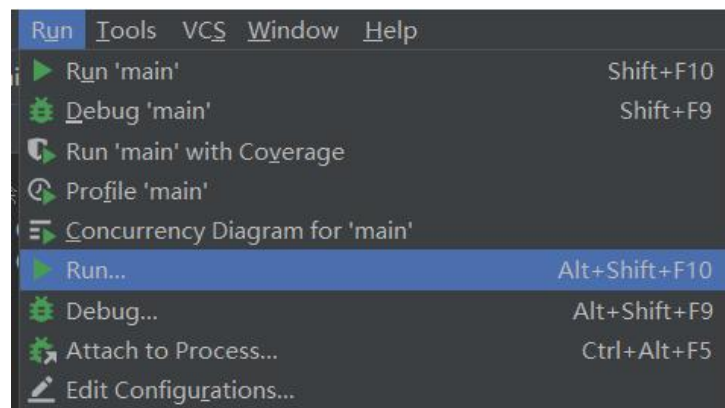
① 准备数据:

- data_set为xi器材的非预防性消耗数据和预防性消耗数据, non为非预防性消耗, pre为预防性消耗
- consume_set为xi器材的消耗量数据, 用于计算器材消耗预测量
- devices_set为承修设备型号和数量的数据, devices_num为承修设备型号数量, device_x表示x型号承修设备的数量



consume_set.csv
data_set.csv
devices_set.csv

② 运行代码, Pycharm中为Run。



③ 确认数据中xi器件的类型：是否是非预防性修理器材，是否是预防性修理器材。

Tips：是输入y，不是输入n

```
xi是否是非预防修理器材? y
xi是否是预防修理器材? y
```

④ 选择样本数据时间范围，如起始年份2010，终止年份2017，自动计算样本数量。

```
请输入样本起始年份: 2010
请输入样本终止年份: 2017
```

⑤ 如果xi器材有用于预防性消耗，请输入今年度承修设备估计数量。

```
请输入今年度承修设备估计数量: 7
```

⑥ 自动从csv表格中读取选择的时间范围数据。

⑦ 经过ARCH模型进行非预防性消耗波动特征分析，通过AIC准则得到波动特征性能最好的参数个数，输出波动特征分析结果，即方差系数 α 的系数和。

```
Iteration: 1, Func. Count: 7, Neg. LLF: 20.554691156147022
Iteration: 2, Func. Count: 15, Neg. LLF: 20.480190916187524
Iteration: 3, Func. Count: 22, Neg. LLF: 20.05373231375666
Iteration: 4, Func. Count: 29, Neg. LLF: 19.9843818579618
Iteration: 5, Func. Count: 36, Neg. LLF: 19.797086060607505
Iteration: 6, Func. Count: 43, Neg. LLF: 19.77714221698902
Iteration: 7, Func. Count: 50, Neg. LLF: 19.774939249654405
Iteration: 8, Func. Count: 57, Neg. LLF: 19.76626825319211
Iteration: 9, Func. Count: 64, Neg. LLF: 19.76209723532987
Iteration: 10, Func. Count: 71, Neg. LLF: 19.758801155086786
Iteration: 11, Func. Count: 78, Neg. LLF: 19.752046190471773
Iteration: 12, Func. Count: 85, Neg. LLF: 19.736003901838586
Iteration: 13, Func. Count: 92, Neg. LLF: 19.695725196870175
```

上图是固定参数个数以后，数据通过ARCH模型计算的迭代过程

```
波动特征分析0.9736975078476604
```

⑧ 如果xi器材有用于预防性消耗，请输入承修设备一共有多少种型号。

```
请输入承修设备一共有多少种型号: 7
```

⑨ 经过ARCH模型进行预防性消耗波动特征分析，通过AIC准则得到波动特征性能最好的参数个数，输出波动特征分析结果，即方差系数 α 的系数和。

```
波动特征分析-1.5276668818842154e-13
```

⑩ 得到库存下限组合，经过每个组合所对应的库存下限计算方法，能得到Ri仓库中xi器材的库存下限。

```
今年库存下限为175
```

⑪ 经过FFT算法计算，通过拟合器材消耗量数据，得到Ri仓库中xi器材的消耗量预测。

今年器材消耗量预测为199.11127373409752

⑫ 进而得到今年度Ri仓库中xi器材的库存上限。从而完成库存限额确定的任务。

今年库存上限为374

2.1.6 结果及其分析：

(1)

首先假设仓库Ri中的器材xi是属于非预防性修理器材，同时也是属于预防性修理器材，即两个类别输入都是y。

其次假设数据选取的时间范围在2010到2017年之间，同时假设今年度的承修设备数量估计为7个。

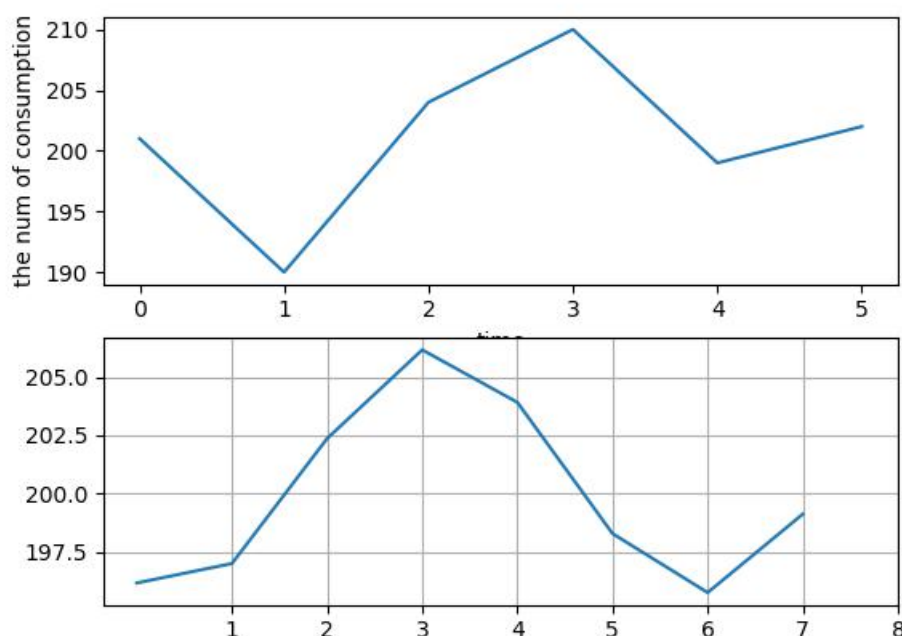
最后假设承修设备的型号数最多为7，是固定的。但是型号数不是固定死的，依据使用者的数据。

输入的假设数据结束以后，模型会自动将数据处理输入到ARCH模型中，可以得到性能最好的 α 系数和结果为 $0.97369 < 1$ ，因此xi作为非预防性修理时其消耗序列为稳定性序列，此时参数个数为7个。

导入往年承修设备数据以后，可以确定xi作为预防性修理时的时间序列。通过将这个时间序列导入ARCH模型，可以得到性能最好的 α 系数和结果为 $-1.527 \times 10^{-13} < 1$ ，因此xi作为预防性修理时其消耗序列为稳定性序列，此时参数个数为7个。

所以可以确定器材xi所属的波动特征组合为组合①，根据组合①的库存下限计算方法，确定器材xi的库存下限为175。

将导入的器材xi消耗量数据经过FFT算法进行拟合和计算，得到今年度器材xi的消耗预测量为199.111，同时可以得到FFT算法拟合的曲线与原数据绘制的曲线对比图：



可以看到经过FFT算法拟合的曲线与原数据曲线较为相似。

最后通过器材xi的库存下限和今年度器材xi的消耗预测量进行简单加和，得到器材xi的库存上限为374，进而完成了器材xi的库存限额确定任务。

(2)

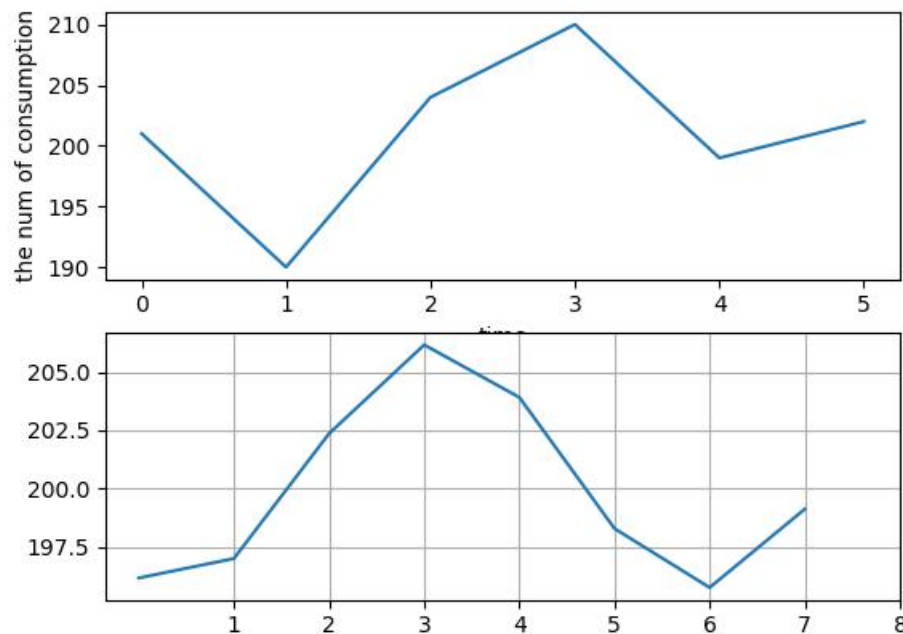
首先假设仓库 R_i 中的器材 x_i 是只属于非预防性修理器材，即第一个类别输入是 y ，第二个类别输入是 n 。

其次假设数据选取的时间范围在2010到2017年之间，同时假设今年度的承修设备数量估计为7个。

输入的假设数据结束以后，模型会自动将数据处理输入到ARCH模型中，可以得到性能最好的 α 系数和结果为 $0.97369 < 1$ ，因此 x_i 作为非预防性修理时其消耗序列为稳定性序列，此时参数个数为7个。

所以可以确定器材 x_i 所属的波动特征组合为组合①，根据组合①的库存下限计算方法，确定器材 x_i 的库存下限为73。

将导入的器材 x_i 消耗量数据经过FFT算法进行拟合和计算，得到今年度器材 x_i 的消耗预测量为199.111，同时可以得到FFT算法拟合的曲线与原数据绘制的曲线对比图：



可以看到经过FFT算法拟合的曲线与原数据曲线较为相似。

最后通过器材 x_i 的库存下限和今年度器材 x_i 的消耗预测量进行简单加和，得到器材 x_i 的库存上限为272，进而完成了器材 x_i 的库存限额确定任务。

(3)

首先假设仓库 R_i 中的器材 x_i 是只属于预防性修理器材，即第一个类别输入是 n ，第二个类别输入是 y 。

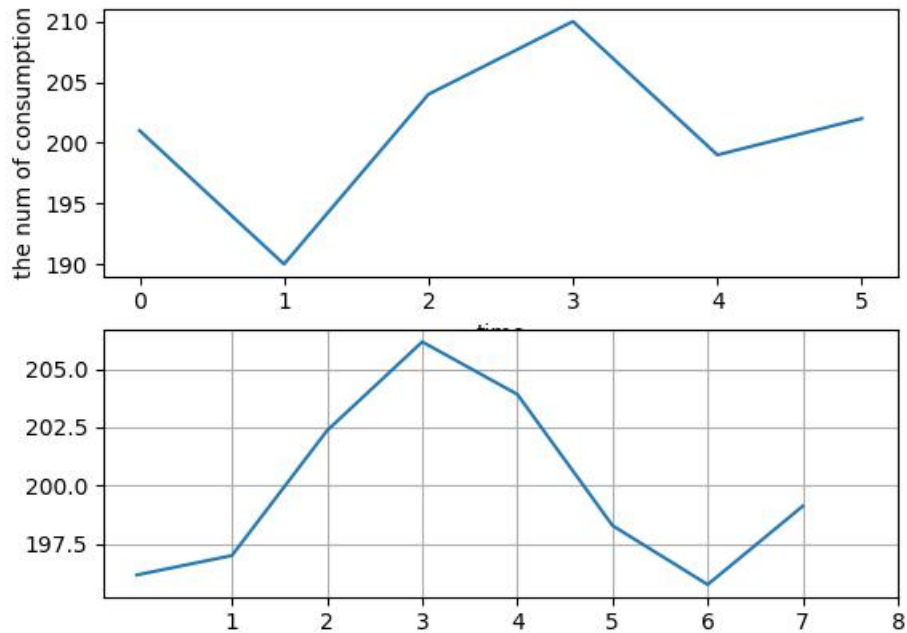
其次假设数据选取的时间范围在2010到2017年之间，同时假设今年度的承修设备数量估计为7个。

最后假设承修设备的型号数最多为7，是固定的。但是型号数不是固定死的，依据使用者的数据。

导入往年承修设备数据以后，可以确定 x_i 作为预防性修理时的时间序列。通过将这个时间序列导入ARCH模型，可以得到性能最好的 α 系数和结果为 $-1.527 \times 10^{-13} < 1$ ，因此 x_i 作为预防性修理时其消耗序列为稳定性序列，此时参数个数为7个。

所以可以确定器材 x_i 所属的波动特征组合为组合①，根据组合①的库存下限计算方法，确定器材 x_i 的库存下限为102。

将导入的器材 x_i 消耗量数据经过FFT算法进行拟合和计算，得到今年度器材 x_i 的消耗预测量为199.111，同时可以得到FFT算法拟合的曲线与原数据绘制的曲线对比图：



可以看到经过FFT算法拟合的曲线与原数据曲线较为相似。

最后通过器材 x_i 的库存下限和今年度器材 x_i 的消耗预测量进行简单加和，得到器材 x_i 的库存上限为301，进而完成了器材 x_i 的库存限额确定任务。

2.2 总结:

首先将数据导入到模型之中，明确了器材 x_i 不同作用的时间序列，结合ARCH模型使用AIC原则选择性能最好的参数个数，进而确定了器材消耗序列的波动特征。依据器材 x_i 的时间序列性质，将器材 x_i 分类到所属的波动特征组合。依据所属的不同波动特征组合，得到相对应的器材库存下限。再依据往年器材的消耗量数据，明确了基于FFT快速傅里叶算法的器材消耗量预测方法，得到今年度器材 x_i 的消耗预测量。最后通过库存上限确定方法，得到器材 x_i 最终的库存限额。

3.1 参考文献:

- [1]. Introductory Econometrics A Modern Approach, Jeffret M.Wooldrige.
- [2]. Signals And System, Oppenheimer.
- [3]. 计算机计算傅里叶级数的一种算法, T.W.Cooley, J.W.Tukey.
- [4]. GARCH模型的分类以及应用,
<http://wiki.mbalib.com/wiki/GARCH%E6%A8%A1%E5%9E%8B>
- [5]. Github: bashtage/Arch
<https://github.com/bashtage/arch>
- [6]. Baidu Baike/Wiki Pedia
- [7]. 第4章，基于消耗分析的装备器材库存限额确定