平稳过程

宽平稳过程是指前两阶矩,即期望和自相关函数,不随时间变化的过程,即 E[X(t)] 为常数,且 Cov[X(s),X(t)]是t-s 的函数。

严平稳过程是指任意有限维分布不随时间变化的过程,即对所有的 n 以及所有的 s,t_1,\ldots,t_n , $(X(t_1),\cdots,X(t_n))$ 和 $(X(t_1+s),\cdots,X(t_n+s))$ 的分布相同。由于所有的有限维分布均不随时间变化,严平稳过程的一切概率性质也不随时间改变。特别地,期望和自相关函数也不随时间变化。

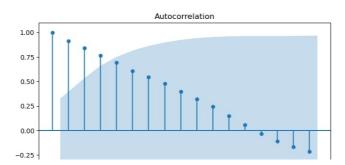
平稳检验

一般自然的时间序列很难有严平稳过程, 所以主要使用宽平稳检验

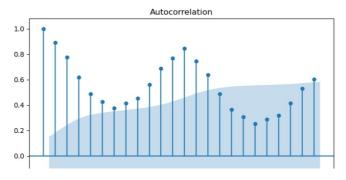
利用自相关性检验

平稳序列通常具有短期相关性,即随着延迟期数k的增加,平稳序列的自相关系数会很快地衰减向零,而 非平稳序列的自相关系数的衰减速度会比较慢

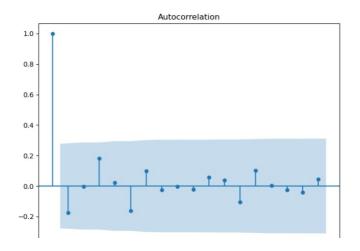
所以可采用自相关系数图进行检验,具体可利用如 statsmodels 的 acf 和 pacf 图



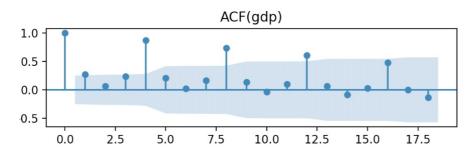
在很长的延迟期内,自相关系数一直为正,然后为负,呈现出三角对称性,这是具有单调趋势的非平稳序列的一种典型的自相关图形式



同时还呈现出明显的正弦波动规律,这是具有周期变化规律的非平稳序列的典型特征



该序列的自相关系数一直比较小,可以认为该序列一直在零轴附近波动,这是随机性较强的平稳序列通 常具有的自相关图



可以看到存在一定的周期性,滞后4、8、12等自相关系数较大下降较慢,差分后自相关可能下降,差分后可能是平稳的

利用定义与统计量检验

根据宽平稳定义,直接将序列前后拆分成2个序列,分别计算这2个序列的均值、方差,对比看是否差异 明显

white noise sample:	random walk sample:
mean1=-0.038644,	mean1=5.506570,
mean2=-0.040484variance1=1.006416,	mean2=8.490356variance1=53.911003,
variance2=0.996734	variance2=126.866920

白噪声序列均值和方差略有不同,但大致在同一水平线上;随机游走序列的均值和方差差异就比较大, 因此为非平稳序列

假设检验

平稳性的假设检验方法当前主流为单位根检验,检验序列中是否存在单位根,若存在,则为非平稳序列,不存在则为平稳序列

(A)DF检验

ADF检验 (Augmented Dickey-Fuller Testing) 是最常用的单位根检验方法之一

迪基(Dickey)和弗勒(Fuller)1979年基于非平稳序列的基本特征将其大致归为三类并提出DF检验:

- (1) 当序列基本走势呈现无规则上升或下降并反复时,将其归为无漂移项自回归过程;
- (2) 当序列基本走势呈现明显的随时间递增或递减且趋势并不太陡峭时,将其归为带漂移项自回归过程;
- (3) 当序列基本走势随时间快速递增时,则将其归为带趋势项回归过程。

对应检验回归式为:

- (i) 无漂移项自回归过程: $Y_t = \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t, (t = 1, 2, ..., n), Y_0 = 0$
- (ii) 带漂移项自回归过程: $Y_t = \mu + \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t, (t = 1, 2, ..., n), Y_0 = 0$
- (iii) 带漂移项和趋势项自回归过程: $Y_t = \mu + \beta t + \rho Y_{t-1} + \varepsilon_t, (t = 1, 2, ..., n), Y_0 = 0$

其中 μ 是常数项, β_t 是时间趋势项, ε_t 为白噪声无自相关性。

- 原假设 $H_0: \rho = 1$ (存在单位根,时间序列是非平稳的)
- 备择假设 $H_1: \rho < 1$ (不存在单位根,时间序列是平稳的--不含截距项和趋势项平稳/含截距项平稳/含截距项和趋势平稳)

若检验统计量大于临界值(p值大于显著性水平 α),不能拒绝原假设,序列是非平稳的;若检验统计量小于临界值(p值小于显著性水平 α),拒绝原假设,认为序列是平稳的。

DF的检验公式为一阶自回归过程,为了能适用于高阶自回归过程的平稳性检验,迪基等1984年对DF检验进行了一定的修正,引入了更高阶的滞后项

一般使用 arch 或 statsmodels 包进行检验

arch包中ADF检验可指定trend为'n'(不含截距项和时间趋势项)'c'(含截距项)'ct'(含截距项和时间趋势项)'ct'(含截距项和时间趋势项和二次型时间趋势项)分别对应不同平稳类型的检验。(滞后期lags默认为AIC最小)

其余假设检验

有其他统计学家也给出了相应的假设检验方法,可见:

Method/Model	Package/Module (function/class)
Augmented Dickey-Fuller test	statsmodels.tsa.stattools (adfuller) ; arch.unitroot (ADF)
Phillip-Perron test	arch.unitroot (PhillipsPerron)
Dickey-Fuller GLS Test	arch.unitroot (DFGLS)
KPSS test	statsmodels.tsa.stattools (kpss) ; arch.unitroot (KPSS)
Zivot-Andrew test	statsmodels.tsa.stattools (zivot_andrews) ; arch.unitroot (ZivotAndrews)
Variance Ratio test	arch.unitroot (VarianceRatio)

小波变换检验

小波变换就是把一个波形分解成N个低频部分和M个高频部分的和

利用全局波动指标与局部波动指标的比值来描述两者的差异

典型利用 pywt 进行检验的例子

```
from pywt import wavedec

def stable_periodicity_classifier(data):
    """
    return: 0平稳数据, 1周期数据, 2非周期数据
    """
    boolen_is_stable = is_stable(data)
```

```
boolen_is_periodicity = is_periodicity(data)
   if boolen_is_stable:
       return 0
   else:
       if boolen_is_periodicity[0]:
           return 1
       else:
           return 2
def is_stable(data, n_threshold=1.1, show_pic=False):
   raw_data_std = np.std(data, ddof=1)
   # 一维离散信号的小波变换
   coeffs = wavedec(data, 'db4', level=2)
   cA2, cD2, cD1 = coeffs
   # cD2标准差
   cD2_std = np.std(cD2, ddof=1)
   # 全局波动指标与局部波动指标的比值来描述两者的差异
   n = raw_data_std / cD2_std
   if n < n_threshold:</pre>
       return True
   else:
       return False
```

协整检验

协整性基本上可以认为是两时间序列的线性组合是平稳的,即这两者是协整的。

大多数股票价格序列不具平稳性,但是经常可以发现一对股票的市场相对价值是平稳的,如果你买入其中一支,卖空另外一支。如果存在这样的情况,那么这两个独立的时间序列被称为具有协整性。

根据上述讨论,如果我们要判断两个时间序列{x}和{y}是否具有协整关系,需要以下几个步骤:

- 1. 检验x和y的平稳性,若都不平稳则进行step2
- 2. 对x和y进行差分直到平稳,若差分阶数dx=dy,则进行step3
- 3. 进行协整检验(可利用 statsmodels 的 coint 函数),若通过协整检验则进行step4
- 4. 确定满足协整关系的线性组合系数 (线性回归)

平稳检验部分可参考前文。