时间序列数据分析

• 时间序列数据分析,这一步的必要性体现在,**可解释性**

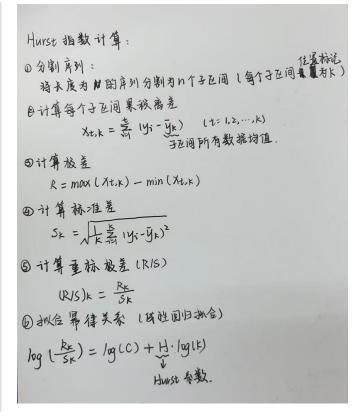
(解释模型为什么这样选?解释数据是否达到模型的要求等)

- - 意义
 - **理解数据本质**: 分离出趋势和季节性, 更清晰地观察数据规律
 - 提高预测精度:对趋势和季节性单独建模(如ARIMA、指数平滑)比直接建模原始序列更有效
 - 异常检测:通过残差部分识别异常点(如突发的销量暴跌)
 - 时间通常由趋势性、季节性、周期性、随机性构成,时间序列分解就是把时间序列分解为这四个性质

(有季节性和无季节性对ARIMA的时序数据处理的影响大)

- 分解方法: 移动平均分解、STL分解
- 代码函数(示例使用的是statsmodels 库中seasonal_decompose 函数,原理是移动平均分解)
 见附件
- Hurst指数 / --模型选择依据
 - 作用: 衡量时间序列的长期记忆性(时间序列的过去行为对未来有多大程度的影响?)**指导模型选择**
 - 若序列有强趋势性(H>0.5),需选择能捕捉趋势的模型。
 - 如果Hurst指数显示序列具有**趋势性**,适合以下模型
 - 趋势跟随模型:
 - Holt-Winters三指数平滑: 捕捉趋势和季节性。
 - ARIMA(p,d,q)(需结合差分):通过差分消除趋势后建模。
 - SARIMA:加入季节性参数(如周、月周期性)。
 - 长记忆模型:
 - ARFIMA (Fractional ARIMA): 允许分数阶差分(d∈(0,0.5)), 直接建模长期记忆性。
 - 机器学习模型:
 - Prophet (Meta): 内置趋势、季节性和节假日效应。
 - LSTM神经网络: 捕捉非线性长期依赖关系。
 - 若序列均值回复(H<0.5),需考虑均值回复模型。
 - 计算方法

写代码可以用包, 但是简单的原理要懂

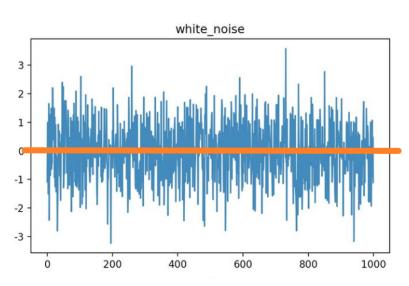


• 判断条件

- 如果H=0.5, 表明时间序列接近随机游走(无记忆);
- 如果0.5<H<1,表明时间序列趋势持续(存在长期记忆性);
- 如果0≤H<0.5,表明时间序列均值回复过程。
- 代码(见hurst指数附件)
- 平稳性检验(ADF检验) √——数据条件检验

在对任何时间序列进行分析前,我们都要判断该序列是否为平稳序列

- 所谓平稳:在均值附近无趋势、无周期性、无季节性地波动 一般平稳序列和白噪声序列(纯随机序列)
 - 例如: 图



• 白噪声序列(纯随机序列)——特殊的平稳序列

特点:任意两项的协方差/相关性系数都是零,白噪声序列作为纯随机序列,不具有分析意义

• 平稳性检验方法

序列平稳表示均值、方差、协方差不随时间变化;ARMA等模型要求序列平稳,非平稳序列需差分处理

• ADF检验(单位根检验)

最普适,用的最多的方法;该讲不含ADF检验统计学原理

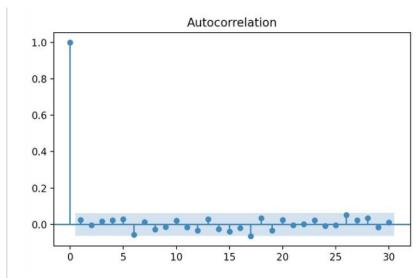
- 基本逻辑: ADF检验就是判断序列是否存在单位根: 如果序列平稳, 就不存在单位根; 否则, 就会存在单位根(基于假设检验)
- H0 假设:存在单位根

如果得到的显著性检验统计量小于三个置信度(10%, 5%, 1%),则对应有(90%, 95, 99%)的把握来拒绝原假设

- statsmodels包中有adf检验函数,用法见附件
- 白噪声检验(ACF检验)√——数据条件检验

任意两项的协方差/相关性系数都是零,也就是说任意不同的两项之间不存在相关性关系

- 自相关图 (acf)
 - 判定标准:除0阶自相关系数为1外,延迟k阶自相关系数均为0(接近于0)



• ACF代码见附件