

技术分析的基本思想和统计检验

1. 基本思想

1. 所有事情都反映在市场行为中

- 因此，只需研究交易数据：价格、成交量、换手率等，即可。没有人能完全清楚每一次交易数据变化的原因，但这个原因反映在了交易数据中。

2. 价格的变化存在趋势(trend)

- 很多策略的本质是判断趋势是否形成或者反转，从而在形成早期上车，开始反转时即时下车。

3. 历史会重复

- 人性不变

2. 技术分析和其他分析工具的比较

2.1 技术分析 vs. 基本面分析

价格倾向于领先已知的基本面信息

已知的基本面信息已在价格中反映。价格现在反映的是未被广泛认知的事情。

- 没人可以知道所有的基本面
基本面至少包括：宏观经济，行业情况，公司内部情况.....
- 所有的重要的基本面都会反映在价格中
- 从技术面确认趋势后即可交易

此时的基本面消息已反映在价格中（通过少数知情人的交易），但基本面消息并未被多数人知道。等多数人都知道时，交易机会已经消失。

基本面交易者可能秉持着这样的信念：基本面的某些消息，通过我和我的团队的努力，可以先人一步挖掘出来

纯技术分析交易者可能秉持着这样的信念：基本面的消息总有人比我早知道，并开始交易。我只要从图形上确认了趋势，比大多数人早几步就可以。

2.2 技术分析 vs. 择时

择时在很多时候就是技术分析，因为择时就是考虑在何时进出市场。择时对于期货交易非常重要，因为期货交易和股票交易相比，短期更重要（因为保证金），即时长期趋势确认正确，也有可能因为短期错误而爆仓。

2.3 技术分析 vs. 宏观经济分析

从宏观经济分析出发想预测证券市场的变化非常难。Welch and Goyal (2008)考察了学术界著名的被认为对股票指数收益率有预测作用的10来个变量，包括 dividends, earnings, inflation, book value, treasury bills, bond yields, bond returns 等等，发现**短期内的样本外的预测都很差**。

可能的原因：

- 宏观经济情况变化较慢（或者数据出现较慢），短期内的证券市场变化很快

另一方面，证券市场的价格变化可能是经济情况的提前反映。比如，大宗商品或者商品期货的价格可能反映了通胀的方向，汇率的变化可能反映了不同国家经济的相对强弱变化方向，期权市场的隐含波动率可能反映了投资者的情绪，等等。

2.4 技术分析 vs. 量化

技术分析的一部分内容可以量化，比如计算某些判断指标。量化方法和感性认知方法没有本质区别，都是通过对信息进行加工处理，降维，形成交易判断。量化方法可以快速处理更大量的数据。感性方法可以快速提取关键信息，但容易被误导。

技术分析的很大一部分需要经验。“经验”是人脑通过积累逐渐形成的对大量信息的简化处理。由于市场信息的维度太高、噪音太多、某些时刻的噪音可能是新时刻的信息，量化形成的预测模型或者参数估计，不能一劳永逸。因此，量化仍需和感性判断结合。

2.5 技术分析 vs. 有效市场假说

有效市场的一个推论是价格是随机游走（random walk）。价格很显然有随机性，但很难说**价格在所有时候全部都是random walk**。并且，统计检验在这里起不了太大作用，因为“证有易，证无难”，通过假设统计模型进行统计检验只能检验一段样本，无法检验所有。

另外，如果random walk真是对的，那么很多名词都不该存在，例如“牛市”，“熊市”，这些词本身就代表了人们对于市场趋势的观察，因此，**市场存在趋势**，而不是纯粹的随机游走，至少不会在任何时候都是随机游走。

另一方面，有效市场假说和技术分析的基本假设有一个很重要的共同点：**信息很快的反映在了价格之中**。不同之处在于，有效市场假说认为，因为信息反映很快，所以个人投资者的努力是没用的。技术分析则认为，信息在价格中反映之后，有一段时间大多数投资者对此是不清楚的，此时对于敏锐的技术分析者来说，是投资的机会。

最后，行为金融学的研究就是心理学在投资领域的反映。这正是技术分析的思维基础。

3. 对技术分析的批评

- 对于数字、图形的判断常常很主观，不同的人可以有不同的画法。因此，也很难被证伪或者量化。

4. 技术分析的适用范围

如果技术分析的基本假设正确，那么技术分析的基本原理可以适用于所有的市场，因为不需要懂所有市场的基本面，只需要理解不同市场的交易信号的区别（比如某些市场更浅，则价格波动可能更大）。

5. 具体理论举例

- 最重要的是均值
- 市场有三种趋势：
 1. 上升
 2. 下降
 3. 上下反复，无明显上或下。
- 每个趋势有3个子部分（像潮水一般，大潮中间有小的往返回复）：
 1. 主要（年的维度）
 2. 次要（月）
 3. 短期（3周以下）

以上的时间维度估计很主观。在当今时代，信息传递速度更快，趋势的时间维度可能更短。

- 大的趋势存在3个形态段

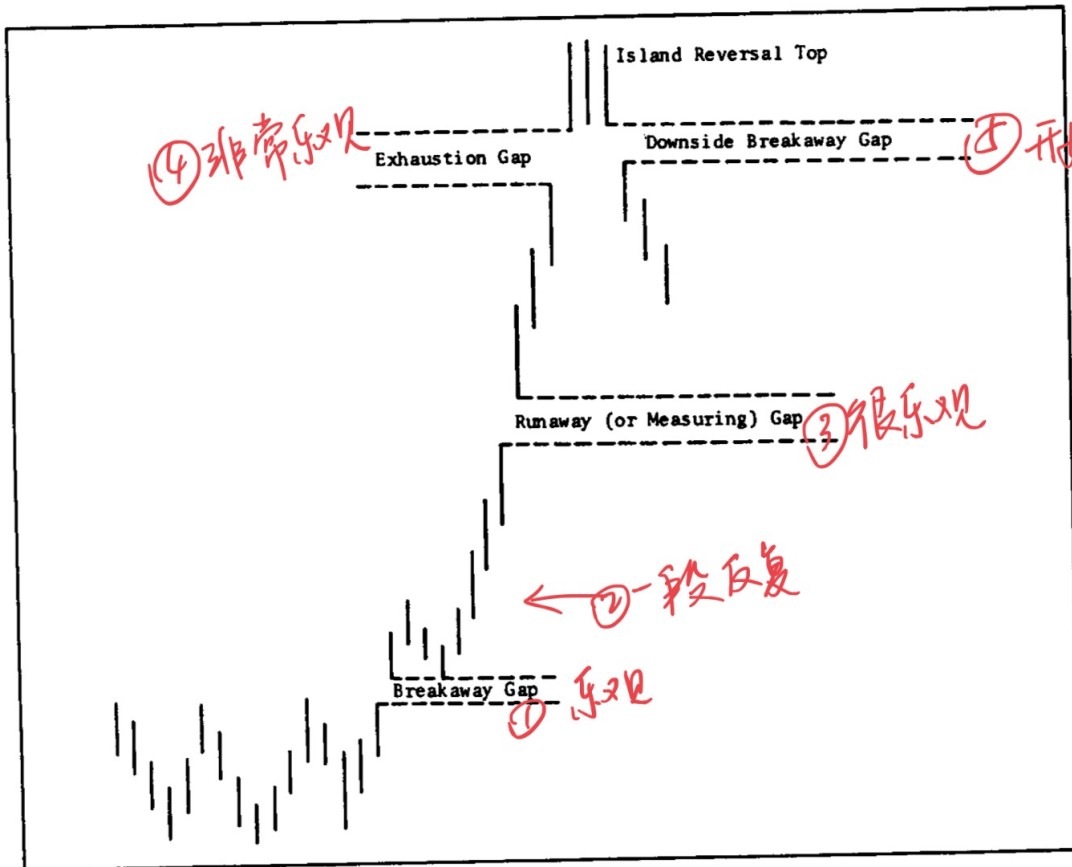
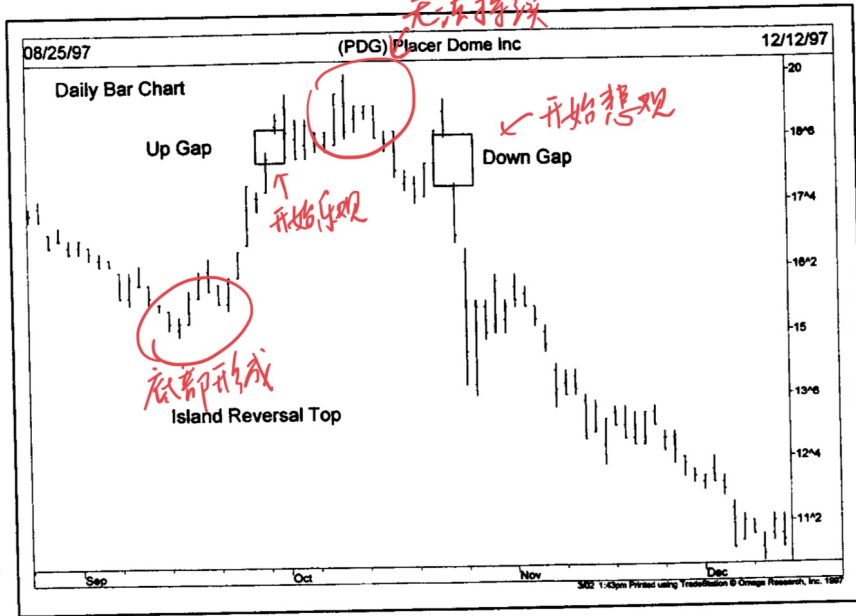
1. 积累。此时市场上并无消息，但最敏锐的人已发现。
 2. 参与。开始有人跟进，但消息仍未成为广泛共识。
 3. 分散。大家都知道消息了，此时最早进入的人开始撤退。
- 各种指标要相互印证，孤证不足立。
 - 比如，交易量和价格。价格上升的大趋势时：交易量要跟随价格上升放大，短期价格回调时，交易量也下降；价格下降的大趋势时，交易量要随着价格的下降而放大，短期价格上升时，交易量下降。
 - 支持和阻力
 - 支持：前期低点。阻力：前期高点。
 - 上升趋势中，当价格显著下穿前期支持点后，趋势反转，前期支持点转化为阻力点
 - 类似的，下降趋势中，当价格显著上穿前期阻力点后，前期阻力点转化为支持点
 - 原因：假设市场在一段上下反复中开始走高。此时市场上有三种人：已经有多头仓位的；空头仓位的（假如可以卖空）；没有仓位观望的。价格有一个短期的回调到了之前的resistance，此时可能有如下场景：
 - 多头认为自己的判断被证实了，希望获得更多收益，趁着回调加仓
 - 空头发现自己可能错了，为了减少损失，趁着回调时进入多头仓位
 - 没有仓位的可能在之前上下反复时清空了，此时后悔万分，赶紧加仓
 - 之前观望的现在也想分一杯羹，加仓

因此，前期的resistance或者support是供求形成短期均衡的地方，在市场开始变化之后，由于这个地方聚集了很多人的仓位，形成了新的博弈中心。

5.2 图形举例

cance of the reversal depends on where prices are in the general trend structure. (See Figure 4.23c.)

Gap 反映了市场情绪。



Murphy 1999

Volume is More Important on the Upside. Volume should generally increase in the direction of the market trend and is an important confirming factor in the completion of all price patterns. The completion of each pattern should be accompanied by a noticeable increase in volume. However, in the early stages of a trend reversal, volume is not as important at market tops. Markets have a way of "falling of their own weight" once a bear move gets underway. Chartists like to see an increase in trading activity as prices drop, but it is not critical. At bottoms, however, the volume pick-up is absolutely essential. If the volume pattern does not show a significant increase during the upside price breakout, the entire price pattern should be questioned. We will be taking a more in-depth look at volume in Chapter 7.

顶部反转时,量的关键性比不上底部反转时。
 底部反转如果没有量的跟上,则值得怀疑。
 顶部时,没有量,价格也可能自行往下。

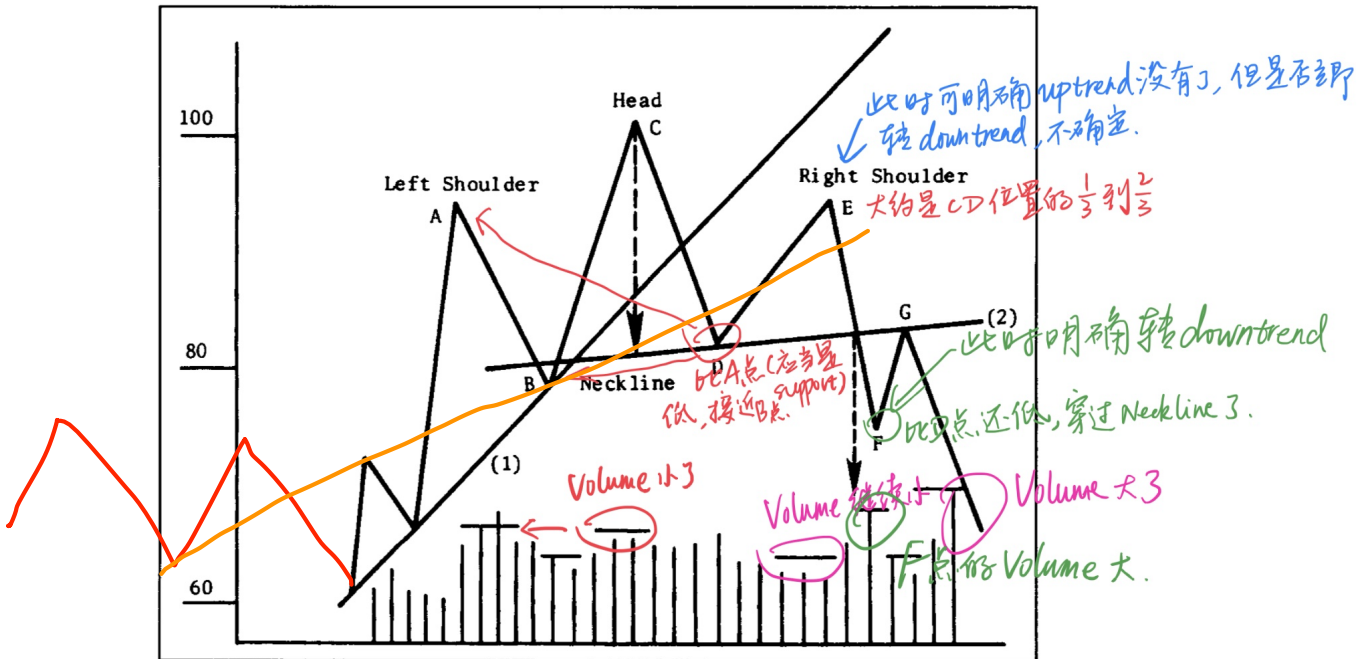


Figure 5.1a Example of a head and shoulders top. The left and right shoulders (A and E) are at about the same height. The head (C) is higher than either shoulder. Notice the lighter volume on each peak. The pattern is completed on a close under the neckline (line 2). The minimum objective is the vertical distance from the head to the neckline projected downward from the breaking of the neckline. A return move will often occur back to the neckline, which should not recross the neckline once it has been broken.



A
B
C
:
N.

rule: +1, +1, 0, -1, -1

asset: 0.005 -0.03 0.01 0.02 0.04

t=1, 2, 3 ...

6. 统计检验

6.1 横截面检验

计算策略在所有资产上的收益,

- 日收益率均值横截面检验
- 累积收益率是否大于1的横截面检验

rule ret: 0.005 -0.03 0 -0.02 -0.04

显著? 1) 横截面 A B : N
2) 时间序列.

6.2 Bootstrapping 自助法(再抽样)

问题: 想得到样本均值的统计判断, 比如其方差, 中位数, 等

思想: 重新在样本中再抽样, 得到抽样分布, 可作为真实分布的逼近

做法举例:

A: 历史不能重复.

r_1, r_2, \dots, r_n
n大. 好? DGP

F

1. 对于样本 x_1, \dots, x_N , 重新抽样(样本数目为N), 得到 $x_1^{(1)}, \dots, x_N^{(1)}$. 计算样本均值 $\overline{x^{(1)}}$
2. 重复第一步很多次, 例如, 5000次, 得到 $\overline{x^{(1)}}, \dots, \overline{x^{(5000)}}$ 。
3. 此即为样本均值的抽样分布。由此可得方差、中位数、最大值.....等等

关键点: N要足够大。也即, x_1, \dots, x_N 本身是一个真实数据的足够好的抽样。

6.3 White's Reality Check

参考文献: White (2000), A Reality Check for Data Snooping, *Econometrica*

现有一个交易策略, 形成了交易信号: +1, +1, -1, -1, 0, +1, 0, 0, (负1表示允许卖空)

boot: { 0.005, 0.005, -0.014, ... }

根据这个交易信号, 得到了收益率序列: 0.013, 0.005, -0.014, 0, -0.03,

这个收益率序列是由交易信号和标的资产的收益率序列相乘得到的

做法:

raw: { 0.013, 0.005, 0.014, 0, 0.03... }

1. 计算收益率序列的均值 $\bar{r} = 0.02$
2. 对收益率序列再抽样 (抽样个数和原序列元素个数相同, N), 再抽样序列减去原收益率序列的均值 (这一步的原因: H_0 , 也即原假设是策略的收益率序列的均值为0)
3. 新数列求均值 $r^{(1)}, r^{(2)}, \dots, r^{(5000)}$
4. 重复第2-3步很多次, 例如, 5000次, 得到了5000个新序列的均值
5. 这个抽样分布可以看作是交易策略的均值的真实分布的逼近

由此, 可以计算这个交易策略的均值在分布中所处的位置, 由此判断是否显著异于0。

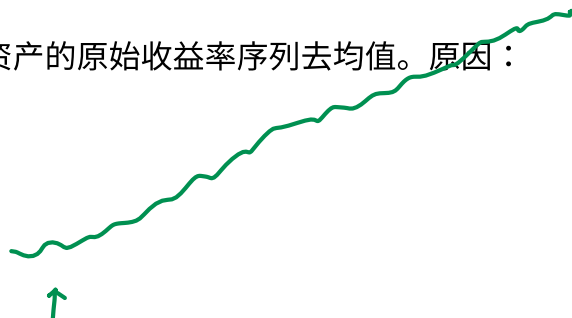
一个细节:

"Evidence-based Tech Ana."

标的资产如果在上升或下降的趋势中, 那么可能毫无预测能力的随机策略也能带来显著为正的收益。例如: 如果这样生成一个策略: 70%的时间买, 30%的时间空仓。也即每一个时间点上按7:3的概率掷骰子。这个策略实际上是随机的, 但在一个上升的市场中, 仍然可能是显著为正的。

- 为了减少这个影响, 可以对标的资产的原始收益率序列去均值。原因:

$$E_{Raw} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n R_i,$$



Strategy ret - E_{Random}

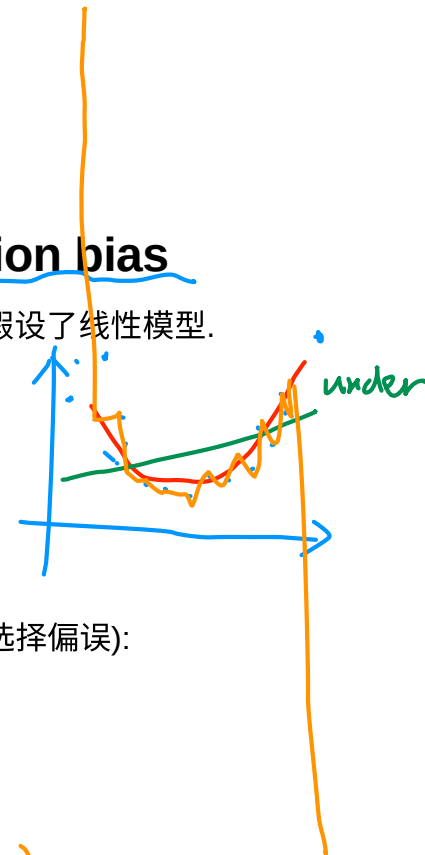
- $E_{Random} = \sum_{P_i = Long} E_{Raw} - \sum_{P_i = Short} E_{Raw}$
- Strategy return = $\sum_{p_i = Long} R_i - \sum_{p_i = Short} R_i$
- Corrected Strategy return = $\sum_{P_i = Long} (R_i - E_{Raw}) - \sum_{P_i = Short} (R_i - E_{Raw})$

• 但实际上，这个偏误的影响不会很大。另一方面，观察到市场在上升，并设置7:3比率掷骰子，实际上也可以看成是一个策略

7. 一个陷阱

7.1 问题：过拟合 overfitting，选择偏误 selection bias

- Bias: 错误的模型假设(functional form). 比如实际模型是非线性的，假设了线性模型。欠拟合 underfit.
- Variance: 模型把随机的误差也误认为有用的信息. 过拟合 overfit
- Irreducible error: 随机误差



“过拟合”和“选择偏误”实际上是一回事

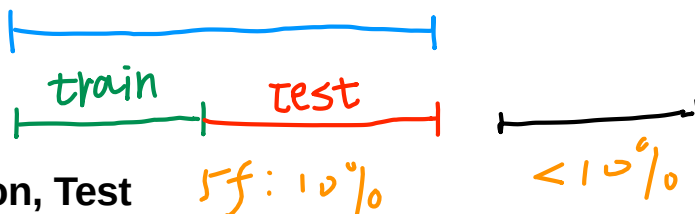
在不断搜寻“因子”、“策略”的过程中，人们会逐渐陷入数据挖掘的陷阱(选择偏误):

- 不断地挖掘数据，总有可能凭运气找到样本内的好策略
- 不仅仅是运气的问题，不断搜寻的过程，本身也是策略的一部分

例子:

- p-hacking. $p = \text{Prob}(|X| > x | H_0)$ $p \equiv P(\text{Obs} | H_0)$
 $P(H_0 | \text{Obs})$
 - 找到的p值越低越好?
 - Harvey et al. (2016) 发现t值在2~2.57的文章数目，接近于 2.57~3.14的文章数目。但t=2.57的p值大约在0.01，t=3.14的p值大约0.002.
 - 也就是说，统计上来讲，2~2.57的文章数目应当是2.57~3.14的文章数目的50倍才对。但实际中，2.57~3.14的文章远多于应当有的数目。
- 为了发文章常见的做法(秘): 大量找因子，比如100个，不断做统计检验，找到p值低的，编故事

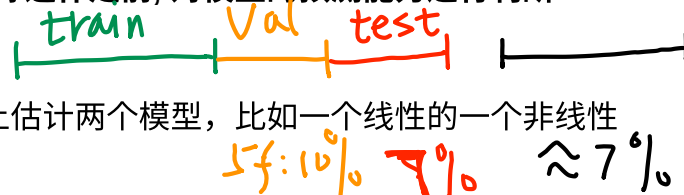
7.2 解决思路



7.2.1 样本外表现: Train, Validation, Test

考虑一组数据, 据此构建模型, 并在模型实际运作之前, 对模型的预测能力进行判断.

场景1: 用所有数据估计, 直接部署。X



场景2: 把一部分数据分开做test, 在train上估计两个模型, 比如一个线性的一个非线性的, 在test上测试。把好的拿出来部署

场景3: 在train上估计模型, 在test上测试很多不同的模型, 最好的确定下来, 然后部署。

场景4: 可能会出现这种情况: 面对从未见过的数据, 模型表现比估计出来的显著要差。为什么? 因为我们在选很多模型(或者调一个模型的很多hyperparameter)的时候, 也人为的把hyperparameter在test上过拟合了。也就是说, 这个最好的hyperparameter是在test set上最好的, 未必是一般性的最好的。

场景5: 此时把 training set进一步分成 reduced training 和 validation。在 reduced training 上估计模型, 在 validation 上选择最好的那个。然后再重新用所有的 training 数据估计模型, 并用 test 的数据来评估模型在未见过的数据上的好坏。

数据的性质:

- 分布的稳定
- 时间序列的特点

金融数据的难点:

- 分布稳定吗? 也即, data generating process 是否稳定? Adaptive Market Hypothesis? Lo (2004)
- 信噪比太低
- 如何构建 train, validation, test?



Mom

7.2.2 更复杂的统计检验

7.2.2.1 White's Reality Check adjusted for Selection Bias

为讨论简单起见, 假设我们有2个策略, 10个交易日. 两个策略的日平均收益率是 $R_1=1\%$, $R_2=2\%$.

现在若选择策略2, 问题: 2%这个收益率是否显著? 如何调整selection bias?

1. 两个策略有放回再抽样. 比如, 策略1 的抽样日期: [1,3,3,5,3,2,4,4,6,9].
2. 抽样的策略收益率分别减去其均值R1, R2(H0: 原假设是策略的收益率序列的均值为0), 计算调整后的均值, 比如现在计算结果为 $R1^* = 0.8\%$, $R2^* = 1.2\%$
3. 保留最大的再抽样策略均值, 也即 $R2^* = 1.2\%$
4. 重复步骤1-3很多次, 比如, 5000次. 这样得到了最大的策略日均值的抽样分布
5. 看R2=2%在这个分布中的p值.

max mean(ret)
i=1..N

7.2.2.2 Family-wise error rate, False discovery rate (FDR), False discovery proportion (FDP)

Multiple test.

参考文献: 石川,等.(2020), 《因子投资: 方法与实践》

H0: 收益=0

	H0 接受	H0拒绝	总和
H0 真	T0	F1	T0+F1=S0
H0 假	F0	T1	F0+T1=S1
总和	T0+F0=S-R	F1+T1=R	S0+S1=S

Confusion Matrix.

s次检验.

Family-wise error rate:

R: 认为有r>0的个数.

$$\Pr(F_1 > 1)$$

控制错误发现因子的概率. White's Reality Check.

False Discovery Rate (FDR):

$$E[F_1 / R]$$

控制错误发现因子的比例. Benjamini and Hochberg (1995), Benjamini and Yekutieli (2001)

False Discovery Proportion (FDP):

$$\Pr(F_1 / R \geq \gamma) \leq \alpha.$$

错误比例大于 γ 的概率. Romano and Wolf (2007), Romano, Shaikh, Wolf (2008), Chordia et al. (2020)

综述: Farcomeni (2008), Romano, Shaikh, Wolf (2008)

7.2.3 根本的解决之道：理论指导(又回到玄学了.....)

直觉、理论指导的重要性:

$$\text{Prob}(H_0 | \text{Observation}) = \frac{\text{Pr}(\text{Observation} | H_0) \times \text{Pr}(H_0)}{\text{Pr}(\text{Observation})}$$

先验概率大?

常识.

我们真正关心的是 $\text{Prob}(H_0 | \text{Observation})$. 即使 $p = \text{Pr}(\text{Observation} | H_0)$ 很小, 但假如 $\text{Pr}(H_0)$ 本身就很大(收益率为0的概率很大), 则从p值得到的结论仍然是可疑的.

例:

Head et al. (2009)发现有一些股票代号更好听(川大智胜??), 通过构造这类因子得到的p值很低. 但显然其 $\text{Pr}(H_0)$ 很高.

注：以上均为粗浅疏漏的个人观点。欢迎批评指正。