

第七阶段 数据分析应用案例

模块二 某电商企业产品改进过程中的ABTest应用

本模块主要内容：

第一节 认识ABTest

- 认识ABTest历史
- 学习ABTest的必要性
- 学完ABTest的收获

第二节 学习企业ABTest业务流程

- 假设检验与ABTest
- ABTest的知识图谱&技能图谱
- 学习企业的ABTest业务流程

第三节 电商平台中小企业流量扶持问题

- 电商平台的业务场景
- 拆解中小企业流量扶持问题
- 设计解决中小企业流量扶持问题的流程

第四节 电商平台中小企业流量扶持问题业务实战

- 设计实验策略
- 选择实验主要指标
- 检验策略选择
- 设计分组策略
- 设计原假设与备择假设
- 计算分组样本量
- 实验结论分析
- 实验结论与后续决策

第五节 总结与拓展

- 如何做一个好的ABTest
- ABTest的局限

(H)

- □ ×

第七阶段 数据分析应用案例

模块二 某电商企业产品改进过程中的ABTest应用

本模块主要内容：

第一节 认识ABTest

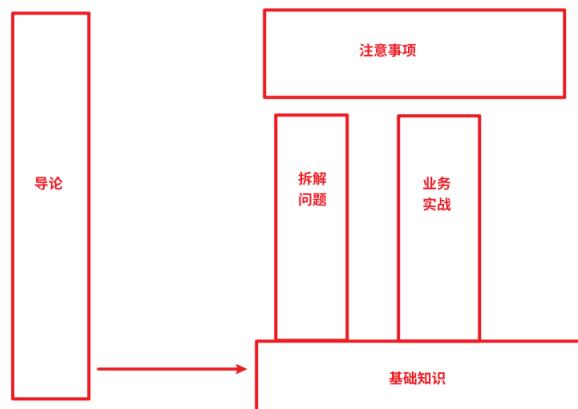
- 认识ABTest历史
- 学习ABTest的必要性
- 学完ABTest的收获

第二节 学习企业ABTest业务流程

- 假设检验与ABTest
- ABTest的知识图谱&技能图谱
- 学习企业的ABTest业务流程

第三节 电商平台中小企业流量扶持问题

- 电商平台的业务场景
- 拆解中小企业流量扶持问题
- 设计解决中小企业流量扶持问题的流程



7306 词

第一节 认识ABTest

1 认识ABTest

ABTest是互联网企业中应用于Web开发的一种科学的对比分析功能；是统计抽样与统计实验在互联网企业中的一种常见应用模式。



Google是ABTest的重要推动者。ABTest最早起源于Google在2000年2月27日的一次搜索结果测试实验。

到2011年时，Google当年就对他的搜索算法进行了7000多次不同的ABTest。2015年时，ABTest优化每年能够为Google搜索带来100亿美元的增长。

- 拆解中小企业流量扶持问题
- 设计解决中小企业流量扶持问题的流程

1. 可控性高。数据分流 + 灰度发布 实现了统计学上的抽样 + 控制变量。
2. 数据收集十分全面。多种埋点功能 提供了多种实验的可能。
3. 高速 ~~大量用户~~ + 快速的数据收集存储功能 使得企业极大地节省了时间成本。

第一节 认识ABTest

1 认识ABTest

ABTest是互联网企业中应用于Web开发的一种科学的对比分析功能；是统计抽样与统计实验在互联网企业中的一种常见应用模式。



Google是ABTest的重要推动者。ABTest最早起源于Google在2000年2月27日的一次搜索结果测试实验。

到2011年时，Google当年就对他的搜索算法进行了7000多次不同的ABTest。2015年时，ABTest优化每年能够为Google搜索带来100亿美元的增长。

2 学习ABTest的必要性

2.1 风险控制

互联网的产品迭代，风险普遍偏高。

- 一方面来源于高额的开发成本



在美剧《硅谷》中，互联网巨头Hooli为了模仿主角公司Pied Piper的压缩算法，挖来了Pied Piper创始人之一Big Head。结果，Big Head在Hooli几个月啥算法都没做出来，只做出来了土豆大炮。



- 一方面来源于巨量用户。



- 产品开发
- 一方面来源于巨量用户。



抖音每日营收：2.49亿
每个用户每日贡献：0.6元
249万元

DAU: 4亿
1%日活下降
400万
2019年字节跳动营收1400亿
抖音贡献约60%~70%

2.2 科学择优

如何说明一个产品改进方案有效？效果如何？



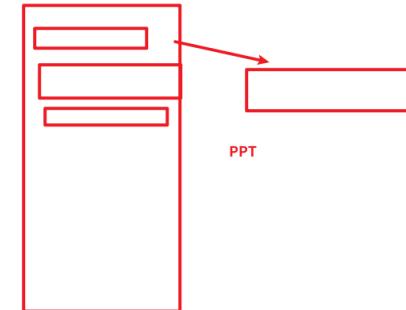
ABTest的严密计算逻辑，能够为产品变化造成的用户数据改变提供辩证支持；
同时，通过多种参数的调整，我们可以利用ABTest证明不同的改进方案的改进效果。

2.2 科学择优

如何说明一个产品改进方案有效？效果如何？



HiPPO Highest Paid Person's Opinion.



ABTest的严密计算逻辑，能够为产品变化造成的用户数据改变提供辩证支持；

同时，通过多种参数的调整，我们可以利用ABTest证明不同的改进方案的改进效果。

3 学完ABTest的收获

- 能够直接将所学的ABTest内容应用于现有工作场景，提升企业决策科学性；
- 优化现有工作ABTest流程，提升工作表现，提升职位不可替代性；
- 灵活应对面试、笔试提问，轻松通过面试；
- 大厂敲门砖，升职加薪必备良药。

ABTest的严密计算逻辑，能够为产品变化造成的用户数据改变提供辩证支持；
同时，通过多种参数的调整，我们可以利用ABTest证明不同的改进方案的改进效果。

3 学完ABTest的收获

- 能够直接将所学的ABTest内容应用于现有工作场景，提升企业决策科学性； 用数据指导业务。
- 优化现有工作ABTest流程，提升工作表现，提升职位不可替代性； 产品VP、推荐VP、CTO
- 灵活应对面试、笔试提问，轻松通过面试； 巨头、初创公司
初级：假设检验
3到5年：ABTest应用
5到10年：
- 大厂敲门砖，升职加薪必备良药。

</>

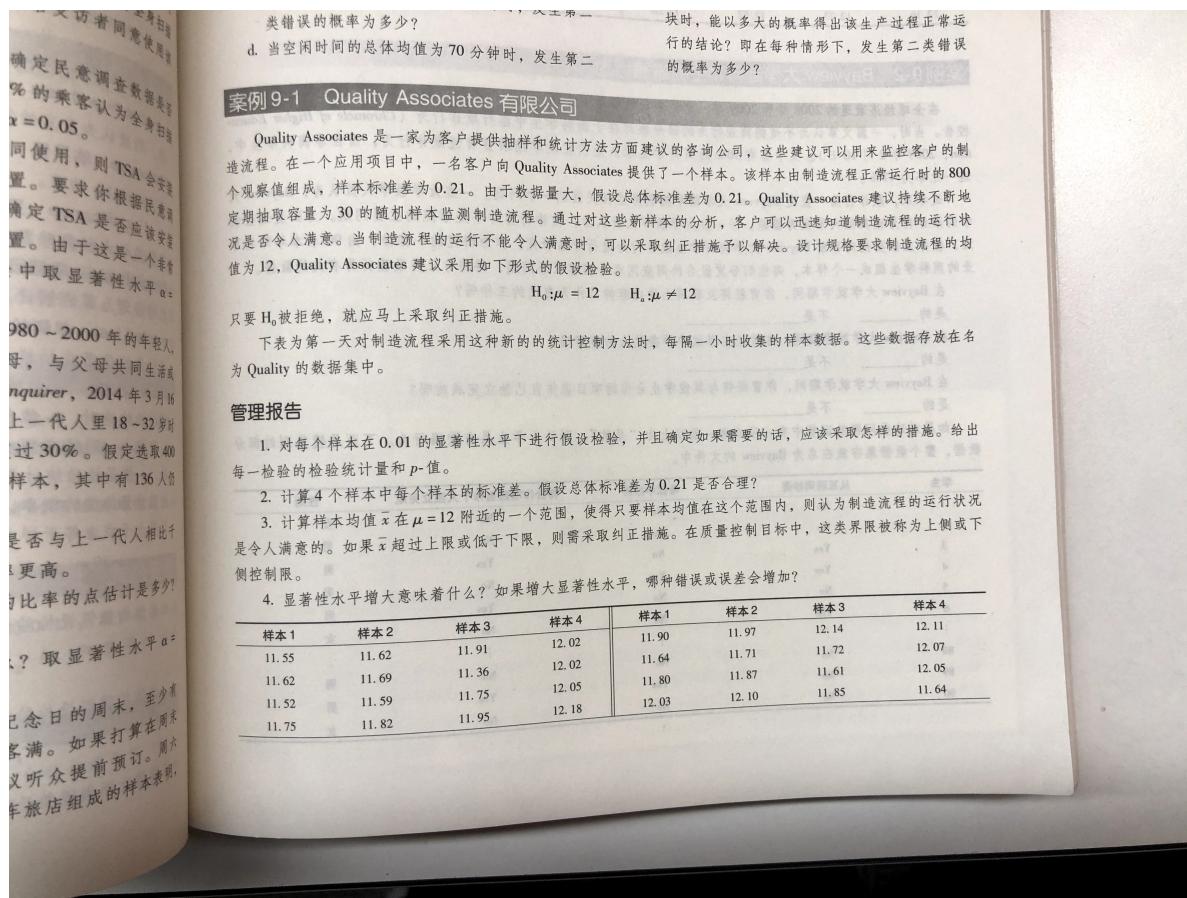
7315 词

第二节 学习企业ABTest业务流程

1 会假设检验就够了吗？

1.1 会做假设检验只相当于会分析ABTest的结果

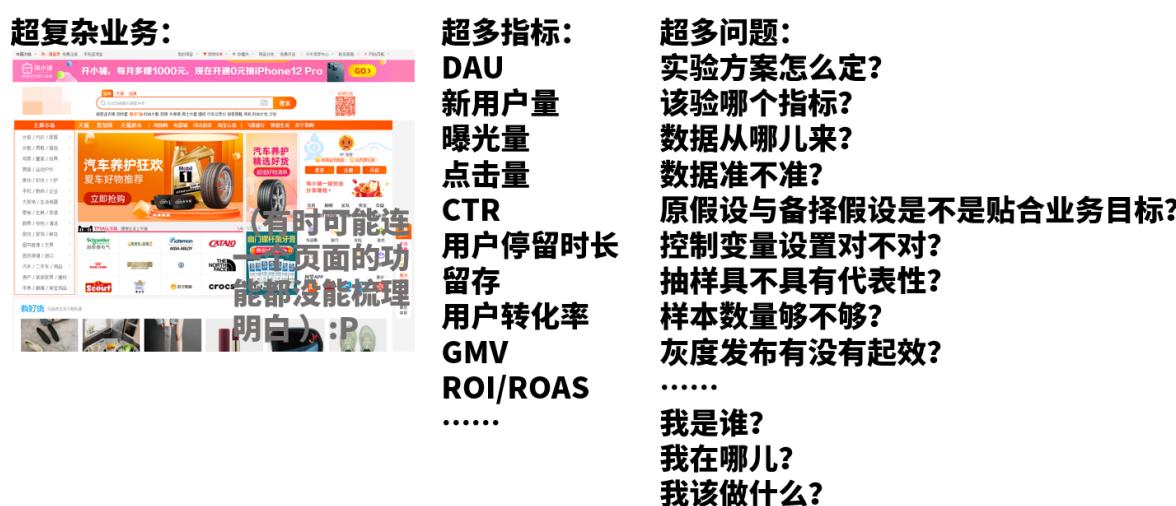
我们教材上的假设检验题：



题目给我们的挑战：



而我们实际遇到的需要ABTest的业务：



ABTest

从入门到崩溃

14小时语音视频讲解

实例资源库 模块资源库 项目资源库
 面试资源库 测试题库系统 PPT电子课件



循序渐进，实战讲述

基础知识 核心技术 高级应用 项目实践
293个应用实例 123个经典范例 1个项目案例

海量资源，可查可练

除本书配套的14小时视频讲解外，根据学习脉络，光盘还额外配备如下海量开发资源库。
实例资源库(732个实例) 模块资源库(15个典型模块)
项目资源库(15个项目案例) 测试题库系统(616道测试题)
 面试资源库(369个面试真题)

在线解答，高效学习

QQ: 400 675 1066 | 可容纳10万人在线
官方网站: www.mingribook.com

拉勾教育出版社

而我们实际遇到的需要ABTest的业务：



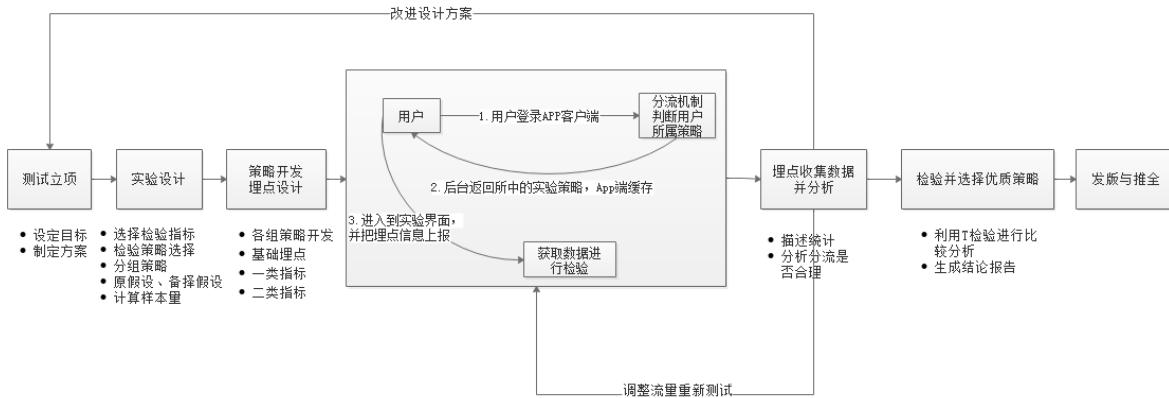
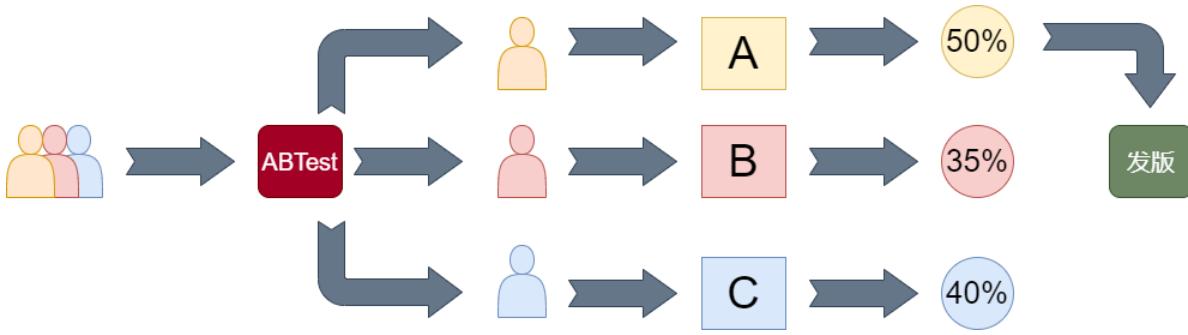
超复杂业务：

超多指标：
DAU
新用户量
曝光量
点击量
CTR
用户停留时长
留存
用户转化率
GMV
ROI/ROAS
.....

超多问题：
实验方案怎么定？
该验哪个指标？
数据从哪儿来？
数据准不准？
原假设与备择假设是不是贴合业务目标？
控制变量设置对不对？
抽样具不具有代表性？
样本数量够不够？
灰度发布有没有起效？
.....

我是谁？
我在哪儿？
我该做什么？

1.2 实际业务的ABTest流程

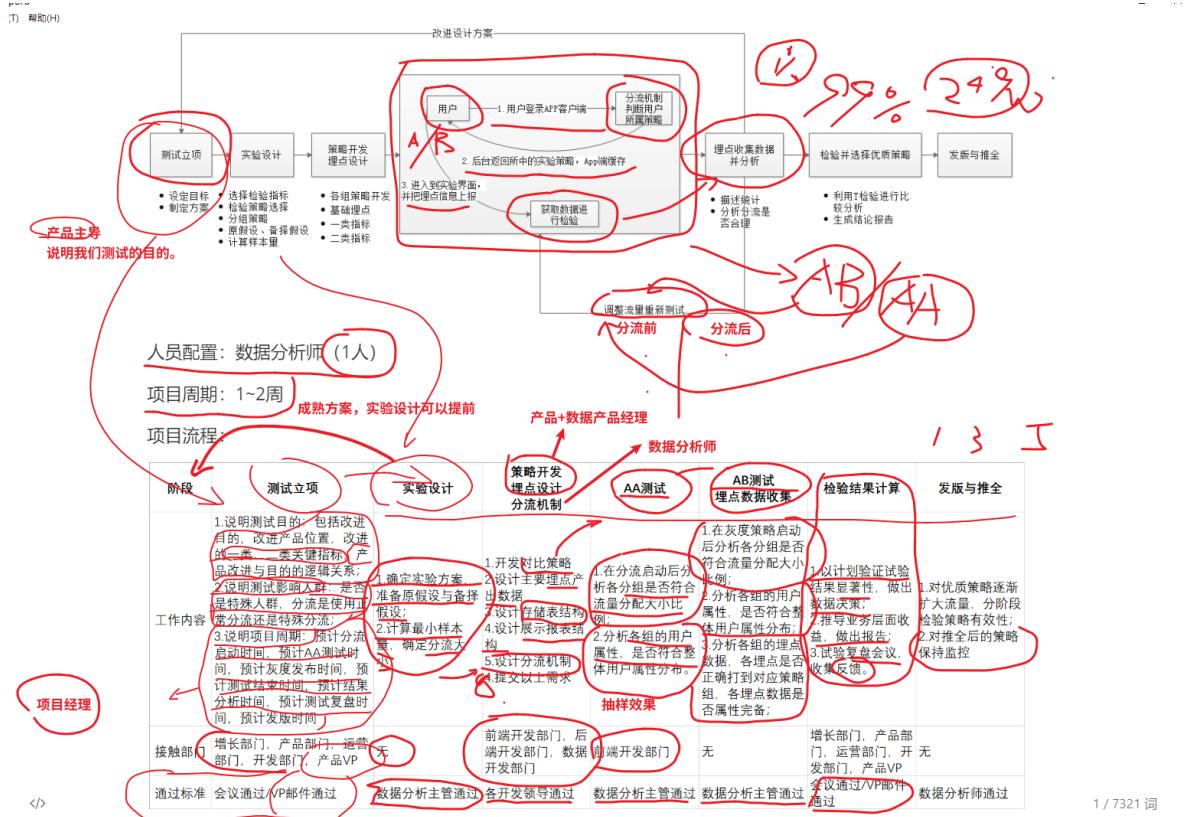


人员配置：数据分析师（1人）

项目周期：1~2周

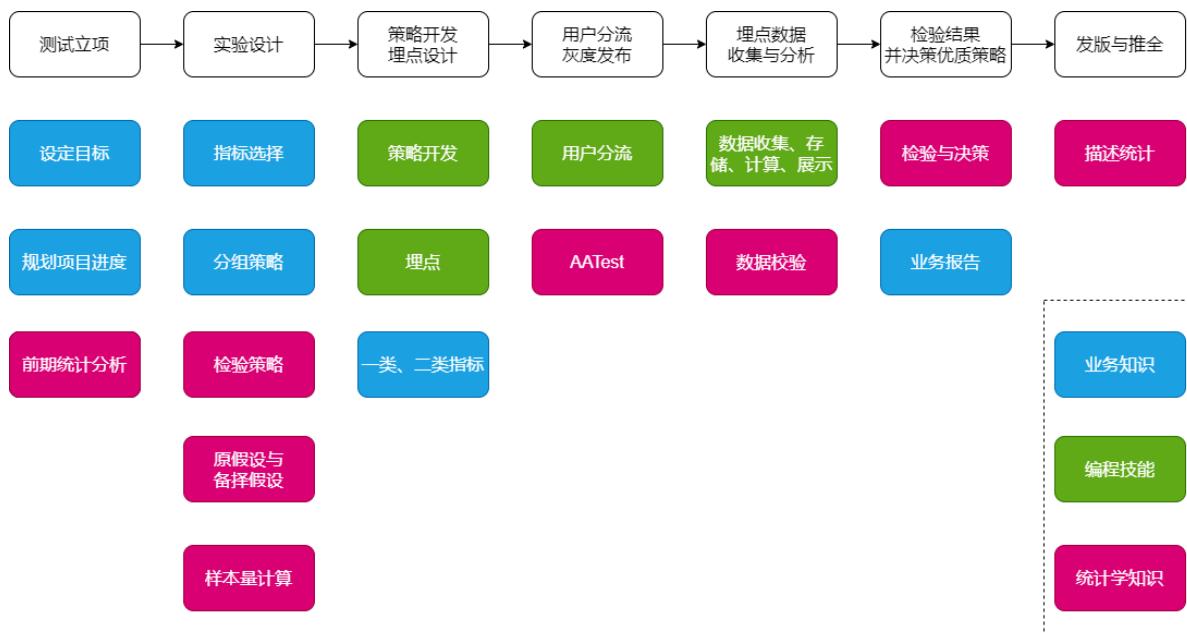
项目流程：

阶段	测试立项	实验设计	策略开发 埋点设计 分流机制	AA测试	AB测试 埋点数据收集	检验结果计算	发版与推全
工作内容	1.说明测试目的：包括改进目的，改进产品位置，改进的一类、二类关键指标、产品改进与目的的逻辑关系； 2.说明测试影响人群：是否是特殊人群，分流是使用正常分流还是特殊分流； 3.说明项目周期：预计分流启动时间，预计AA测试时间，预计灰度发布时间，预计测试结束时间，预计结果分析时间，预计测试复盘时间，预计发版时间	1.确定实验方案，准备原假设与备择假设； 2.计算最小样本量，确定分流大小；	1.开发对比策略 2.设计主要埋点产出数据 3.设计存储表结构 4.设计展示报表结构 5.设计分流机制 6.提交以上需求	1.在分流启动后分析各分组是否符合流量分配大小比例； 2.分析各组的用户属性，是否符合整体用户属性分布； 3.分析各组的埋点数据，各埋点是否正确打到对应策略组，各埋点数据是否属性完备；	1.以计划验证试验结果显著性，做出数据决策； 2.推导业务层面收益，做出报告； 3.试验复盘会议，收集反馈。	1.对优质策略逐渐扩大流量，分阶段检验策略有效性； 2.对推全后的策略保持监控	
接触部门	增长部门，产品部门，运营部门，开发部门，产品VP	无	前端开发部门，后端开发部门，数据开发部门	前端开发部门	无	增长部门，产品部门，运营部门，开发部门，产品VP	无
通过标准	会议通过/VP邮件通过	数据分析主管通过	各开发领导通过	数据分析主管通过	数据分析主管通过	会议通过/VP邮件通过	数据分析师通过

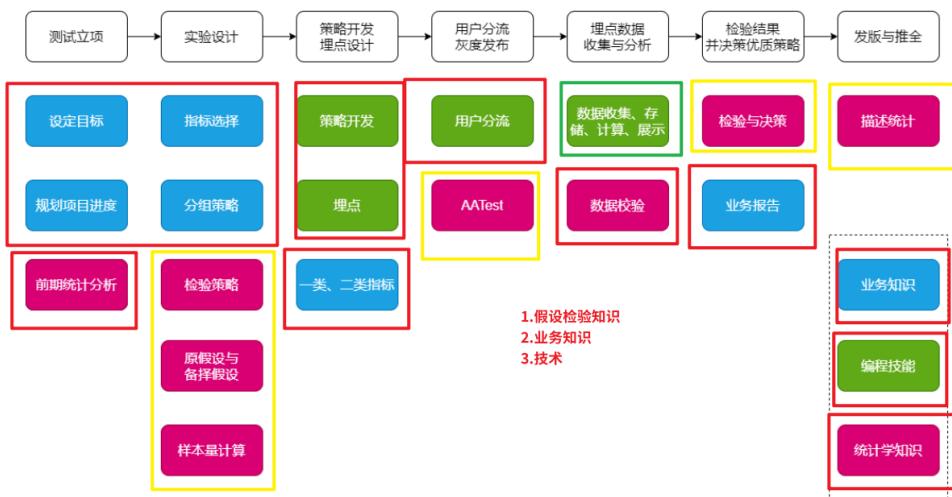


1 / 7321 词

2 从假设检验到ABTest



2 从假设检验到ABTest



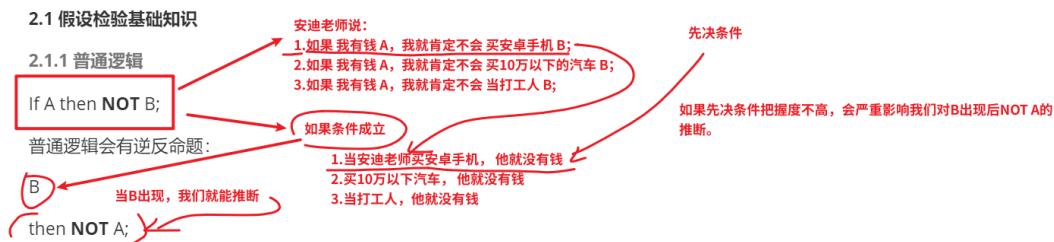
2.1 普通逻辑

If A then NOT B;

普通逻辑会有逆反命题：

B

then NOT A;



< </>

7327 词

2.2 假设检验逻辑：

if A then *probably* β NOT B;

这个时候，如果我们知道同条件下的各β，我们就能判断各先决条件的可信度。

同理，我们也可以有逆反命题：

B

then *probably* NOT A;

2.1.2 假设检验逻辑：|

if A then *probably* β NOT B;

这个时候，如果我们知道同条件下的各β，我们就能判断各先决条件的可信度。通过我们对安迪老师的长期观察，我们发现：

$\beta_3 > \beta_2 > \beta_1$

同理，我们也可以有逆反命题：

1. 当我们看到安迪老师买安卓手机，我们就大概率推断安迪老师没钱 NOT A;

3. 当我们看到安迪老师还在当打工人的时候，我们就大概率推断安迪老师没钱；

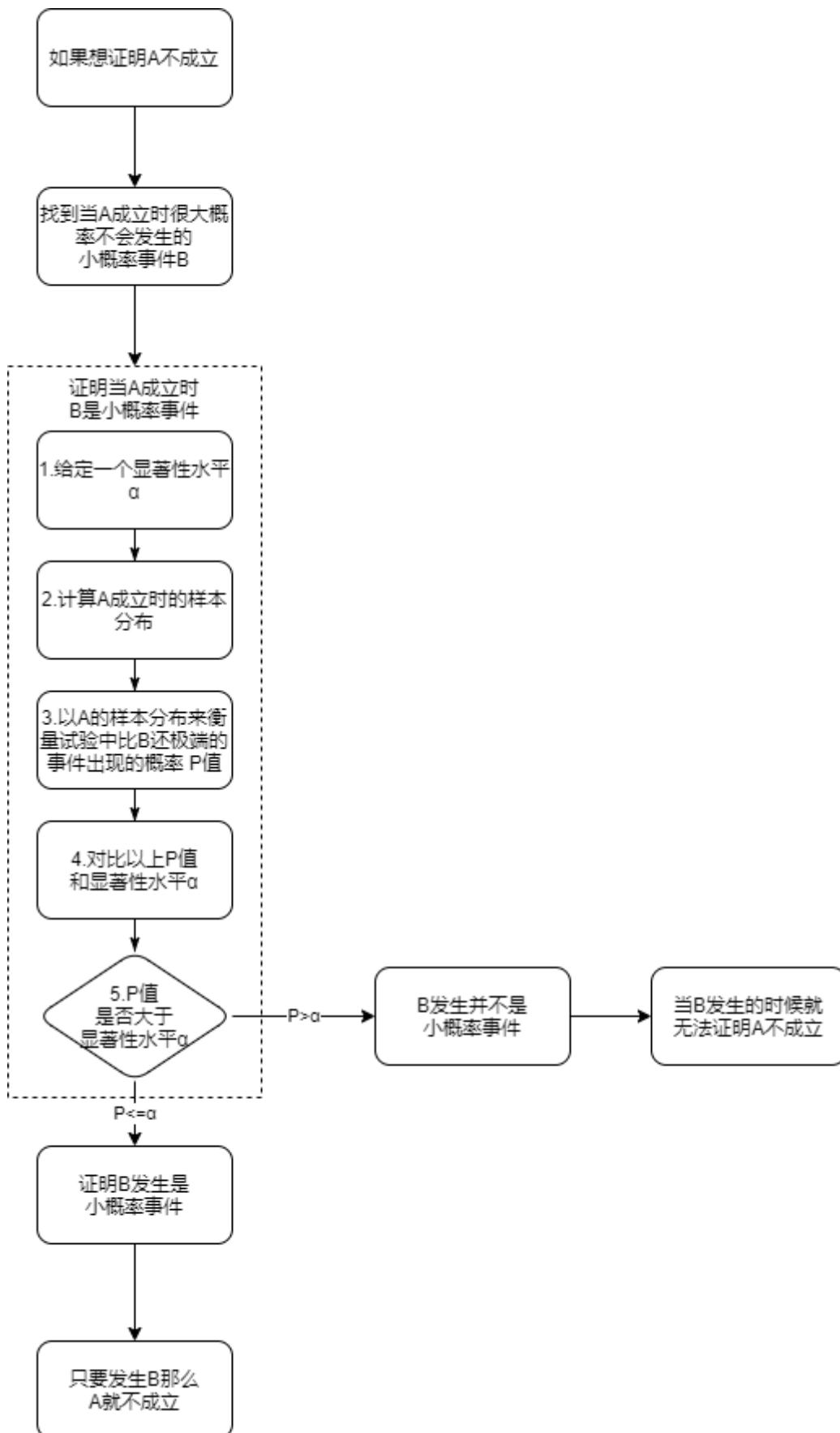
</>

7330 词

这里，我们就能推导出假设检验的基本逻辑：

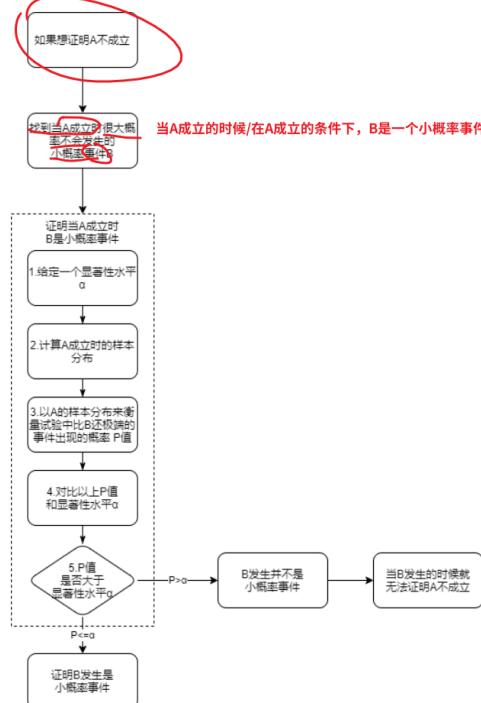
当你想证明一个事件 A 不成立的时候。你可以先找到一件当事件 A 成立时很大程度不会发生的事件 B 。这时当你发现事件 B 发生的时候，你就有很大把握证明A不成立。

所以我们只需要证明“事件 A 成立时很大程度不会发生的事件 B”，我们就能让以上的逻辑成立：



当你想证明一个事件 A 不成立的时候。你可以先找到一件当事件 A 成立时很大程度不会发生的事件 B 。这时当你发现事件 B 发生的时候，你就有很大把握证明 A 不成立。

所以我们只需要证明“事件 A 成立时很大程度不会发生的事件 B”，我们就能让以上的逻辑成立：



7333 词

2.3 假设检验关键步骤

让我们用一组最简单的硬币实验来说明这个流程：

假设我们是一家游戏机中心，我们有一款投币游戏机，如果投进去的硬币足够均匀，那么投的玩家就特别不容易赢。所以我们对硬币生产厂的生产的硬币要求很高。

为了检验硬币是否是均匀的，我们甚至研发了一款投硬币机，可以同时快速地投100枚硬币，并记录投币结果，然后依据一组投递结果，筛选出合格的硬币。但是现在离研发成功还差最后一步，就是给机器设定硬币合格的阈值：

- 出现什么情况我们会判断硬币是不均匀的？

2.1.3 假设检验关键步骤

让我们用一组最简单的硬币实验来说明这个流程：

假设我们是一家游戏机中心，我们有一款投币游戏机，如果投进去的硬币足够均匀，那么投的玩家就特别不容易赢。(所以我们对硬币生产厂的生产的硬币要求很高。)

每个实验我们会投100次

为了检验硬币是否是均匀的，我们甚至研发了一款投硬币机，可以同时快速地投100枚硬币，并记录投币结果，然后依据一组投递结果，筛选出合格的硬币。但是现在离研发成功还差最后一步，就是给机器设定硬币合格的阈值：

- 出现什么情况我们会判断硬币是不均匀的？

2.3.1 我们需要一组完全对立的假设

在假设检验的基本逻辑中，我们把想证明的结论写成备择假设，把想拒绝的结论写成原假设。

在我们的假设检验逻辑中，A成立一般会被我们选为原假设 H_0 ；而A不成立，一般会被我们选择为备择假设 H_1 （国外一般使用 H_a ）。

$H_0: A$ 事件成立 A

$H_1: A$ 事件不成立 $\text{NOT } A$

我们主要做的事情：是通过证明B在A条件的前提下是一个小概率事件，只要出现了事件B，就能证明事件A不成立，选择拒绝原假设。

那我们抛硬币实验的假设就可以设置为如下：

H0: 硬币是均匀的 (A)

H1: 硬币是不均匀的 (NOT A)

后依据一组投递结果，筛选出合格的硬币。但是现在离研发成功还差最后一步，就是给机器设定硬币合格的阈值：
投币 • 出现什么情况我们会判断硬币是不均匀的？

1. 我们需要一组完全对立的假设

在假设检验的基本逻辑中，我们把想证明的结论写成备择假设，把想拒绝的结论写成原假设。

在我们的假设检验逻辑中，A成立一般会被我们选为原假设 H0；而 A 不成立，一般会被我们选择为备择假设 H1（国外一般使用 H_a ）。

H0: A 事件成立 A
H1: A 事件不成立 NOT A

我们主要做的事情：是通过证明 B 是一个 小概率事件，从而证明备择假设 H1 成立。

那我们抛硬币实验的假设就可以设置为如下：

H0: 硬币是均匀的 (A)
H1: 硬币是不均匀的 (NOT A)

If A then Probably NOT B;
then Probably NOT A.

2.3.2 我们需要一个小概率发生的极端事件B

比如我们找了几个负责研发投硬币机的同事，让他们给出当硬币是均匀的时候基本不会发生的极端事件：

B1: 投100次硬币有90次都是正面

B2: 投100次硬币有54次都是正面

B3: 投100次硬币有60次都是正面

B4: 投100次硬币有58次都是正面

B5: 投100次硬币有63次都是正面



2.3.2 我们需要一个小概率发生的极端事件B

比如我们找了几个负责研发投硬币机的同事，让他们给出当硬币是均匀的时候基本不会发生的极端事件：

B1: 投100次硬币有90次都是正面

B2: 投100次硬币有54次都是正面

B3: 投100次硬币有60次都是正面

B4: 投100次硬币有58次都是正面

B5: 投100次硬币有63次都是正面

2.3.3 给我们的“大概率”一个阈值

显著性水平 0.05

犯一类错误后果越严重，
显著性水平就需要越低

99.999%
0.00000001

日均订单量 5000w
出现一类错误的单数：5000w * 0.000001 = 500

B5: 投100次硬币有63次都是正面

显著性水平——“大概率”出错的概率

2.3.3 给我们的“大概率”一个阈值

我觉得明天有95%可能性会下雨。

对应的显著性水平 $0.05 = (1 - 0.95)$

假设检验的结论		
实际情况	拒绝 H0	不拒绝 H0
H0 真	一类错误	正确
H0 假	正确	二类错误

2.3.4 计算A成立时的分布和样本统计量分布

比如我们的投硬币实验，假设我们的硬币是均匀的，那我们的总体分布就符合 $p=0.5$ 的二项分布。那我们知道总体分布后，我们还需要知道样本符合什么分布。

假设我们做一组10次投币的实验

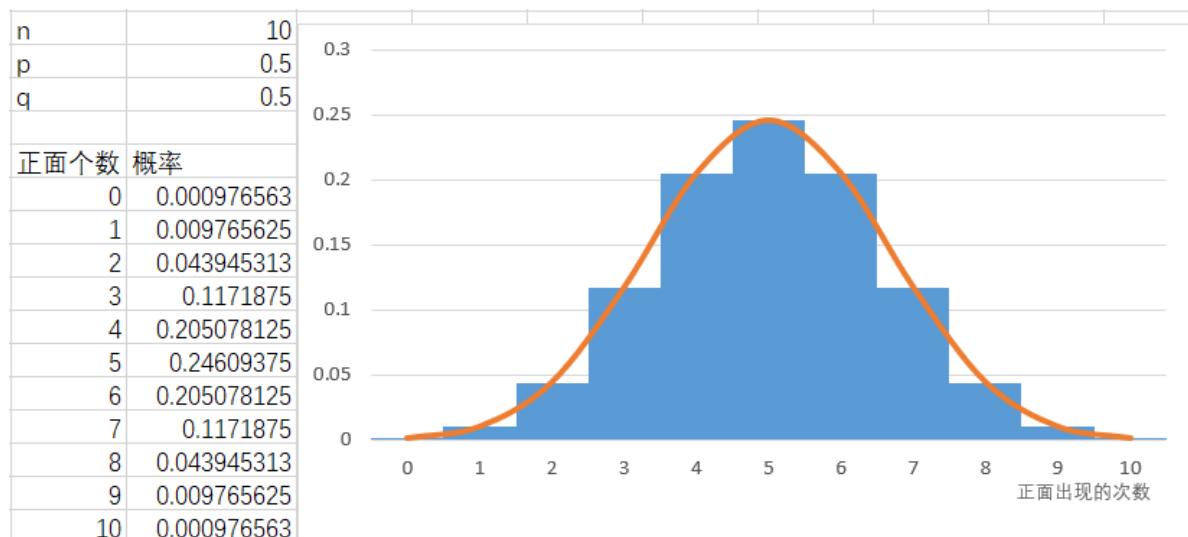
这时候我们会出现多少种可能的结果？

我们用无顺序的组合数公式：

$$C_{n+k-1}^k = C_{11}^{10}$$

算式可以算出来。

而每种结果，对应的就是我们的样本，每个样本出现概率的分布，就是我们的样本分布。



2.3.4 计算A成立时的分布和样本统计量分布

比如我们的投硬币实验，假设我们的硬币是均匀的，那我们的总体分布就符合 $p=0.5$ 的二项分布。那我们知道总体分布后，我们还需要知道样本符合什么分布。

100 枚硬币
每枚硬币投10次
100次
100组实验

这时候我们会出现多少种可能的结果？
我们用无顺序的组合数公式：

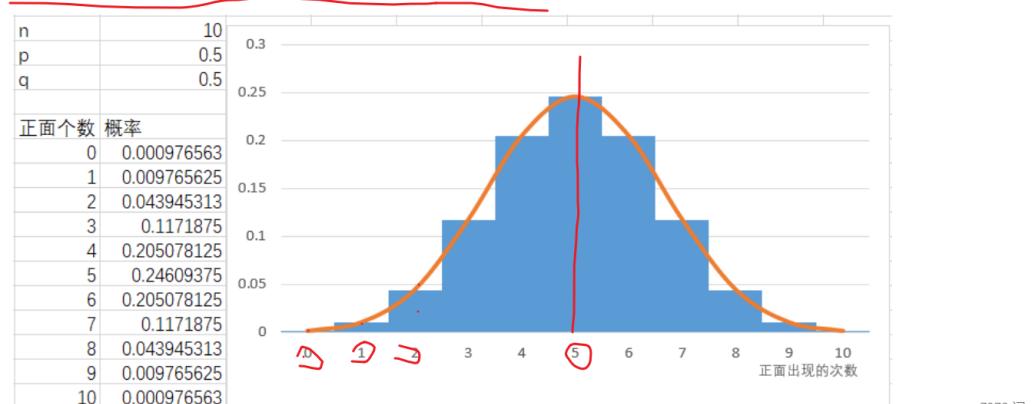
$$C_{n+k-1}^k = C_{11}^{10} = 11$$

算式可以算出来。

而每种结果，对应的就是我们的样本，每个样本出现概率的分布，就是我们的样本分布。

只出现两种结果的n次独立实验的分布。

0
1
2
3
4
5
6
7
8
9
10



7372 词

这个分布就是样本分布。

那回到实验做一组100次投币

对于二项分布的样本分布，我们一般描述为：

$$X \sim B(n, p)$$

其中n为重复次数，p为出现其中一项的概率。在我们这里

$$X \sim B(100, 0.5)$$

对于二项分布：

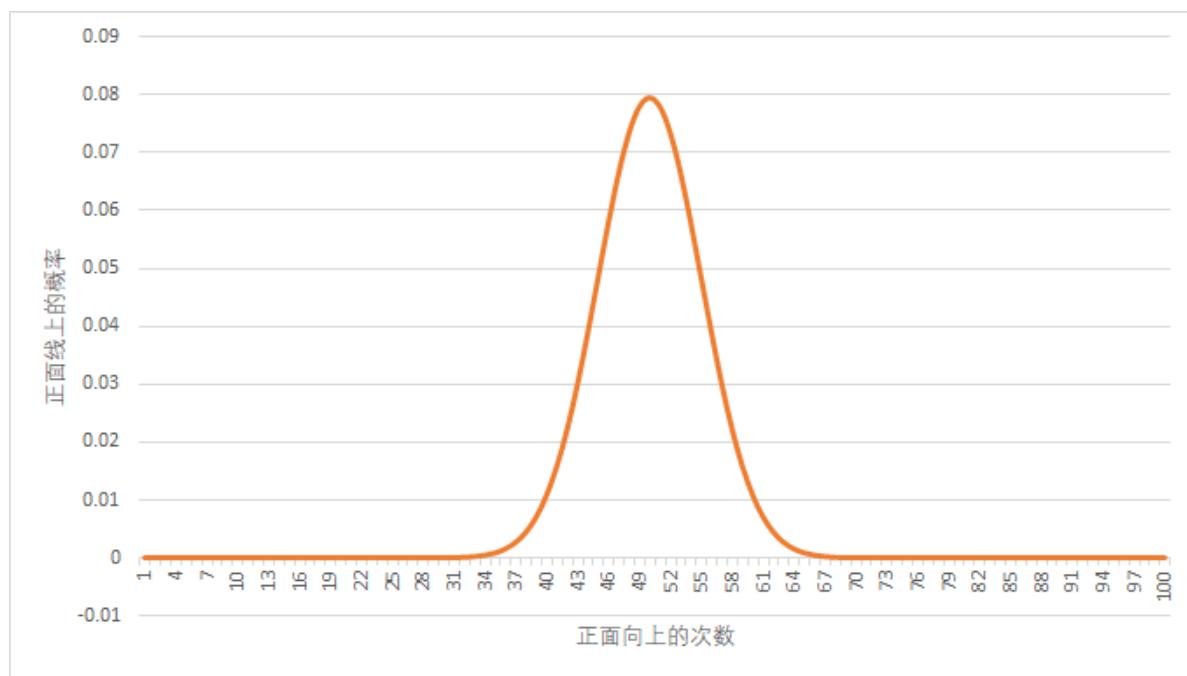
1.均值：

$$E(x) = \pi$$

2.方差：

$$D(x) = \pi(1 - \pi)$$

那扩大到实验做k次，每次实验投硬币100次，这时候，我们直接带入n和p用原来的算式来计算概率分布。



这个分布就是样本分布。

那回到实验做一组100次投币

对于二项分布的样本分布，我们一般描述为：

$$X \sim B(n, p)$$

其中n为重复次数，p为出现其中一项的概率。在我们这里

$$X \sim B(100, 0.5)$$

对于二项分布：

1.均值：

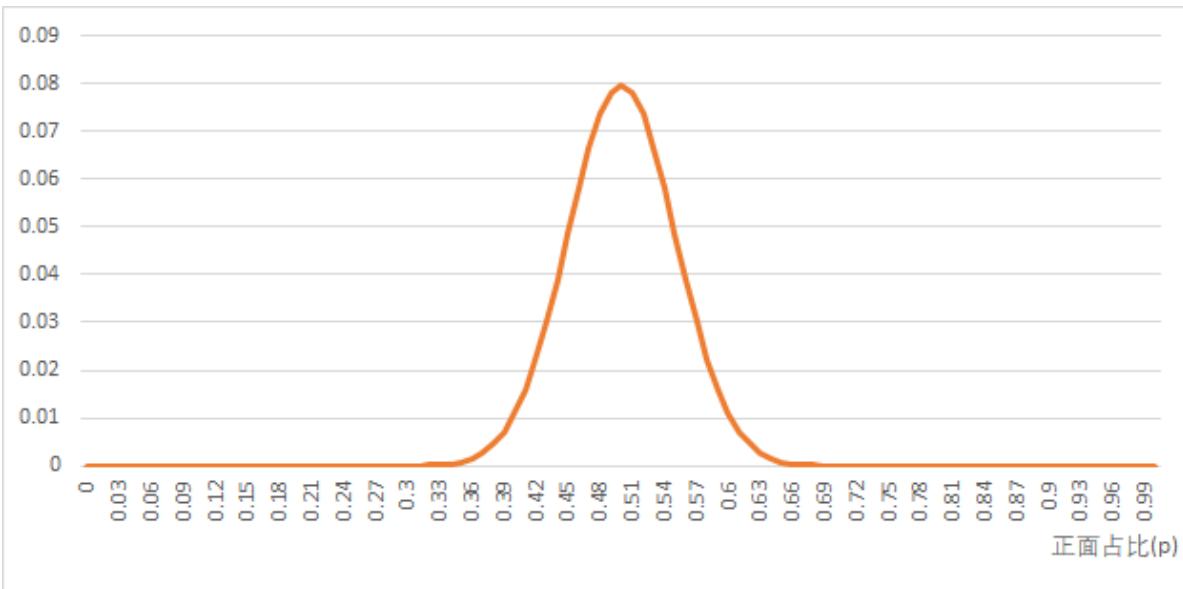
$$E(x) = \pi$$

2.方差：

$$D(x) = \pi(1 - \pi)$$

那扩大到实验做k次，每次实验投硬币100次，这时候，我们直接带入n和p用原来的算式来计算概率分布。

由于二项分布是某事发生概率的分布，我们将正面向上次数转化为一次实验正面线上的概率，那么他的样本分布就变成：



这时，我们的总体期望为： $\pi = 0.5$ ；总体方差为： $\pi(1 - \pi) = 0.25$

我们利用**中心极限定理**：从均值为 μ 、方差为 σ^2 的任意一个总体中抽取样本量为 n 的样本，当 n 充分大时，样本均值 \bar{x} 的抽样分布近似服从均值为 μ 、方差为 σ^2/n 的正态分布。

$$\bar{x} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$$

这时候，我们的样本比例的分布同样可以适用于**中心极限定理**，其样本比例的期望 π 可以直接套用其公式中的均值 μ ，套用公式可得：

$$p \sim N(\pi, \pi(1 - \pi)/n) = N(0.5, 0.0025)$$

利用中心极限定理
将二项分布的总体分布化为样本分布 我们利用**中心极限定理**：从均值为 μ 、方差为 σ^2 的任意一个总体中抽取样本量为 n 的样本，当 n 充分大时，样本均值 \bar{x} 的抽样分布近似服从均值为 μ 、方差为 σ^2/n 的正态分布。

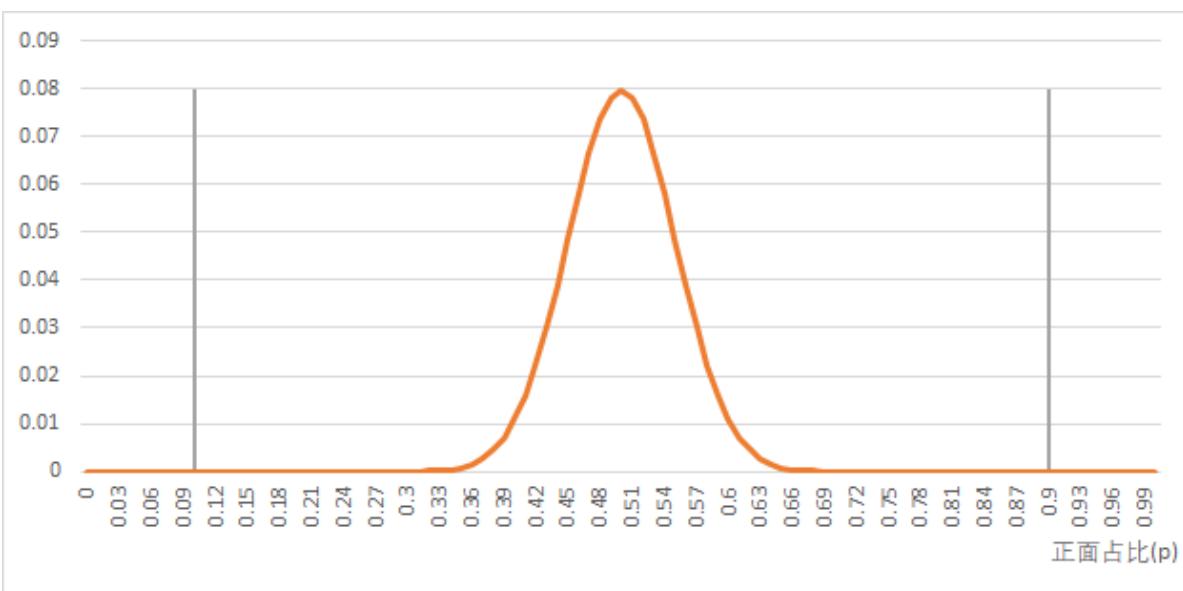
套用正态分布，并利用正态分布计算P值。

~~100~~

这时候，我们的样本比例的分布同样可以适用于**中心极限定理**，其样本比例的期望 π 可以直接套用其公式中的均值 μ ，套用公式可得：

$$p \sim N(\pi, \pi(1 - \pi)/n) = N(0.5, 0.0025) \quad \frac{100}{0.5}$$

2.3.5 对比B发生时的统计量位置，计算更极端事件的发生概率 P值



比“投100次硬币有90次都是正面”（B1事件）更极端的事件有什么？

比如“91 次正面， 9 次反面”、“91 次反面， 9 次正面”.....

转化为比例则为：“正面比例为0.91”， “正面比例为0.09”.....

P 值就是比所得到的样本观察结果**更极端**的结果出现的概率。

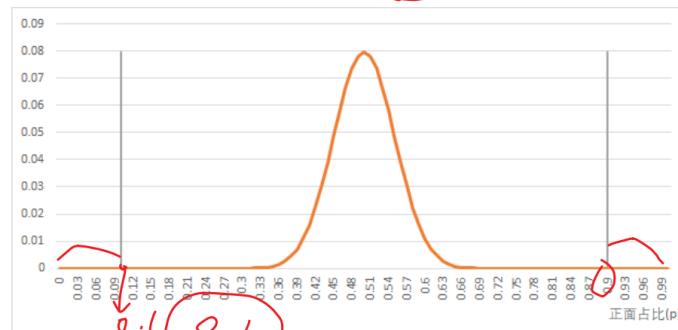
我们计算的公式一般是这个：

$$P(a < x < b) = \int_a^b \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-\mu)^2/2} dx$$

由于计算复杂，我们可以直接借助于统计工具计算：

三基(1) 频数(1)

2.3.5 对比B发生时的统计量位置，计算更极端事件的**发生概率 P值**



比“投100次硬币有90次都是正面”（B1事件）更极端的事件有什么？

比如“91 次正面， 9 次反面”、“91 次反面， 9 次正面”.....

转化为比例则为：“正面比例为0.91”， “正面比例为0.09”.....

P 值就是比所得到的样本观察结果**更极端**的结果出现的概率。

我们计算的公式一般是这个：

$$P(a < x < b) = \int_a^b \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-\mu)^2/2} dx$$

由于计算复杂，我们可以直接借助于统计工具计算：

使用Excel的函数

中 · 首页

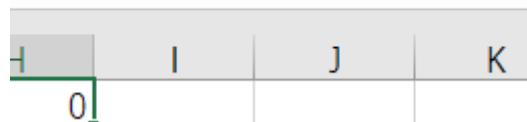
7381 词

使用Excel的函数

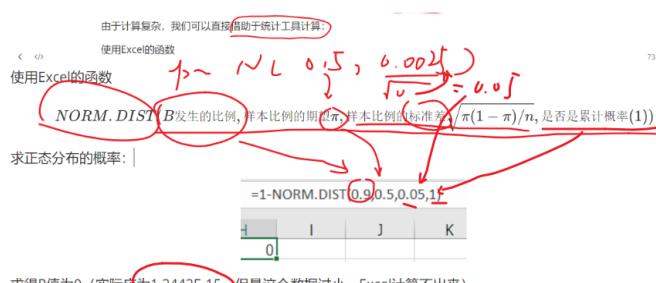
$NORM.DIST(B\text{发生的比例}, \text{样本比例的期望 } \pi, \text{样本比例的标准差 } \sqrt{\pi(1 - \pi)/n}, \text{是否是累计概率 (1)})$

求正态分布的概率：

=1-NORM.DIST(0.9,0.5,0.05,1)



求得P值为0（实际应为1.2442E-15，但是这个数据过小，Excel计算不出来）。



由于计算复杂，我们可以直接借助于统计工具计算：

使用Excel的函数

$B \sim N(0.5, 0.025)$

$NORM.DIST(B \text{发生的比例}, \text{样本比例的期望} \pi, \text{样本比例的标准差} \sqrt{\pi(1-\pi)/n}, \text{是否是累计概率} 1)$

求正态分布的概率：

$$=1-NORM.DIST(0.9, 0.5, 0.05, 1)$$

H	I	J	K
0			

求得P值为0（实际应为1.2442E-15，但是这个数据过小，Excel计算不出来）。

2.3.6. 对比P值和显著性水平的大小，证明在A事件发生的条件下，B事件是小概率事件

由于P值小于显著水平 α ，这时我们可以说B1事件是极小概率事件。

我们就能利用之前的逻辑：

B

then *probably NOT A*;

所以我们有足够的理由拒绝原假设，接受备择假设。

2.3.6. 对比P值和显著性水平的大小，证明在A事件发生的条件下，B事件是小概率事件

由于P值小于显著水平 α ，这时我们可以说B1事件是极小概率事件。

我们就能利用之前的逻辑：

B

then *probably NOT A*;

所以我们有足够的理由拒绝原假设，接受备择假设。

之后我们将B2~B5的情况都计算一遍，

正面占比	\geq 占比概率	P值
0.53	0.274253118	0.5485062
0.54	0.211855399	0.4237108
0.58	0.054799292	0.1095986
0.59	0.035930319	0.0718606
0.6	0.022750132	0.0455003
0.61	0.013903448	0.0278069
0.63	0.004661188	0.0093224
90	0	0

可以发现“投100次硬币60次都是正面”的时候，P值刚好大于显著性水平。

所以我们有足够的理由拒绝原假设，接受备择假设。

2.3.6. 对比P值和显著性水平的大小，证明在A事件发生的条件下，B事件是小概率事件

由于P值小于显著水平 α ，这时我们可以说B1事件是极小概率事件。

我们就能利用之前的逻辑：

B
then probably NOT A

then probably NOT A;

所以我们有足够的理由拒绝原假设，接受备择假设。

之后我们将B2~B5的情况都计算一遍，

正面占比	\geq 占比概率	P值
0.53	0.274253118	0.5485062
0.54	0.211855399	0.4237108
0.58	0.054799292	0.1095986
0.59	0.035930319	0.0718606
0.6	0.022750132	0.0455003
0.61	0.013903448	0.0278069
0.63	0.004661188	0.0093224
90	0	0

可以发现“投100次硬币60次都是正面”的时候，P值刚好大于显著性水平。

判断是否为小概率事件的阈值

所以有的时候我们直接使用显著性水平计算一个统计量的阈值。

使用Excel的函数NORM.INV()，可以求出显著性水平对应的阈值：

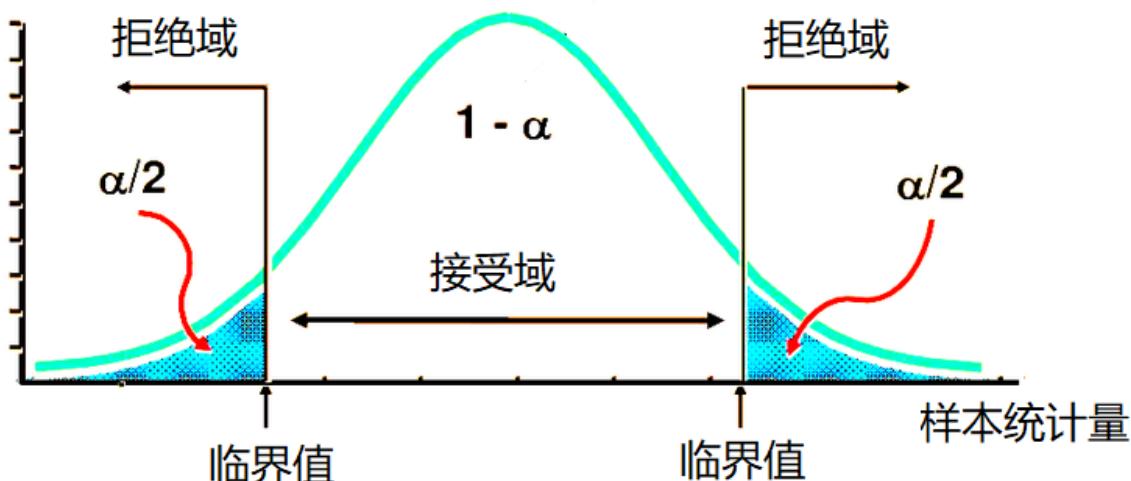
$$NORM. INV(\text{阈值对应位置}, \text{样本比例的期望 } \pi, \text{样本比例的标准差 } \sqrt{\pi(1 - \pi)/n})$$

其中，阈值对应位置：
$$\begin{cases} \alpha/2 & \text{双侧检验左侧拒绝域} \\ 1 - \alpha/2 & \text{双侧检验右侧拒绝域} \\ \alpha & \text{单侧检验左侧拒绝域} \\ 1 - \alpha & \text{单侧检验右侧拒绝域} \end{cases}$$

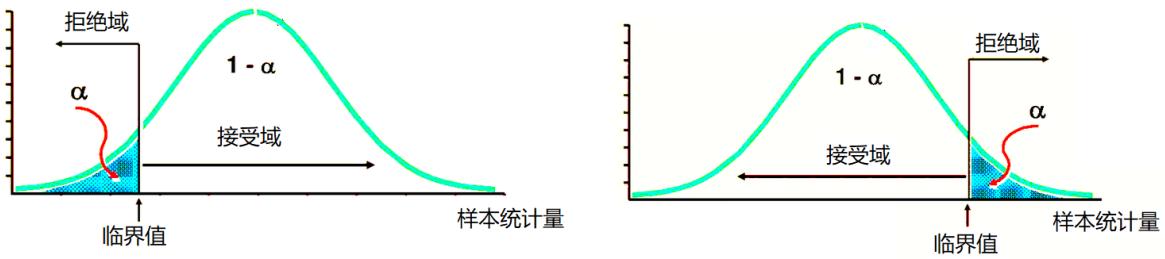
=NORM. INV(0.975, 0.5, SQRT(0.0025))

E	F	G	H
			0.597998

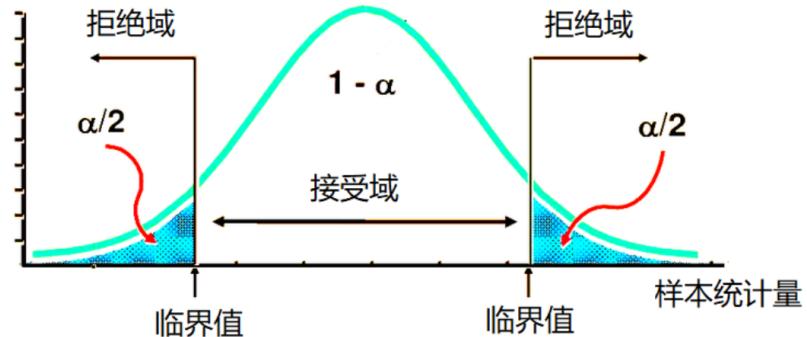
双侧检验：



单侧检验：

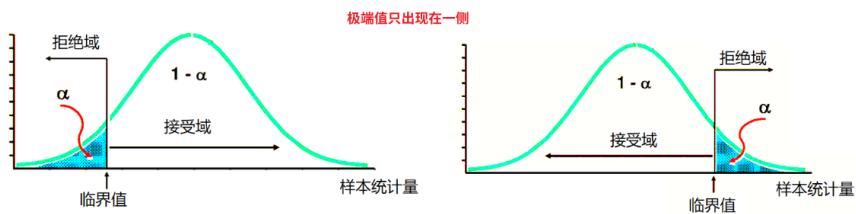


双侧检验：

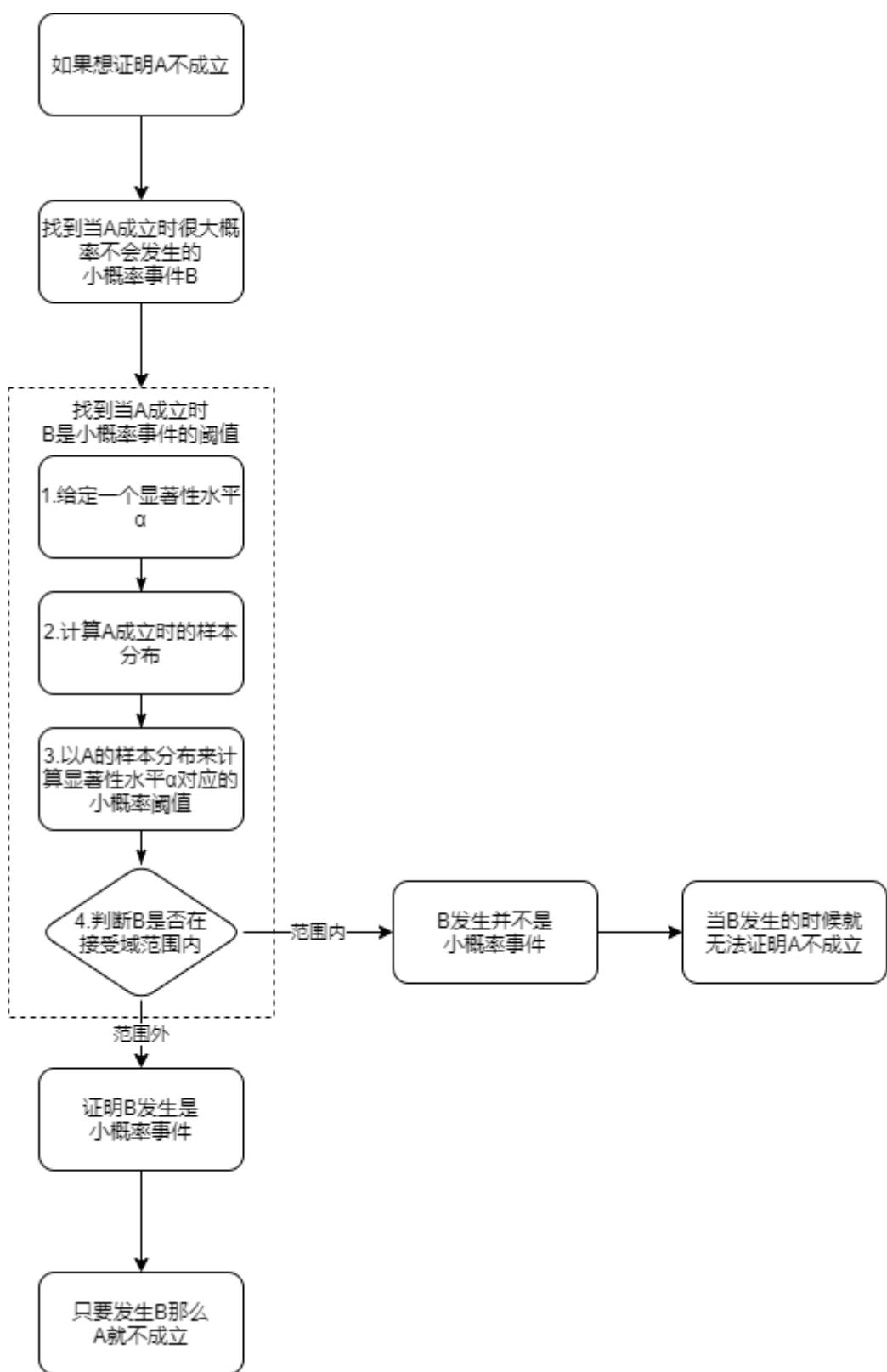


单侧检验：

- A: 某加热器正常工作
B: 加热器的温度低于X度

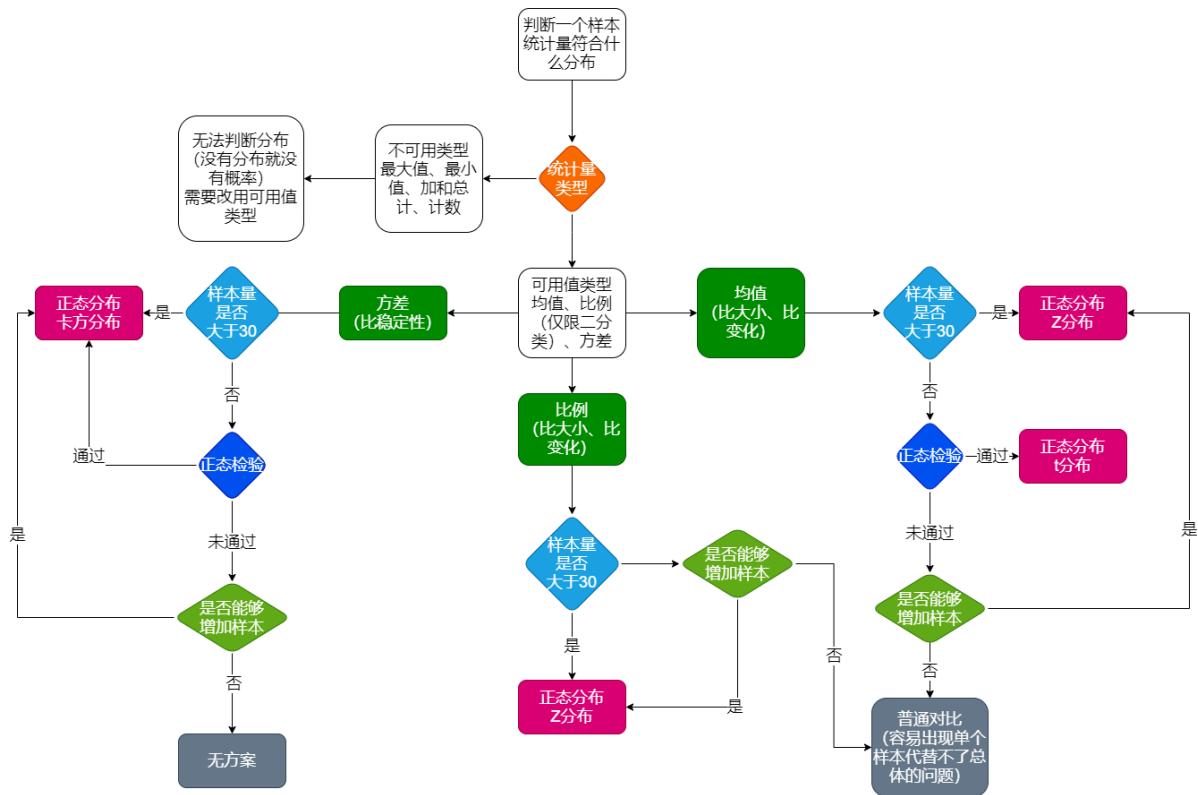


这时，我们的检验逻辑就变化为：



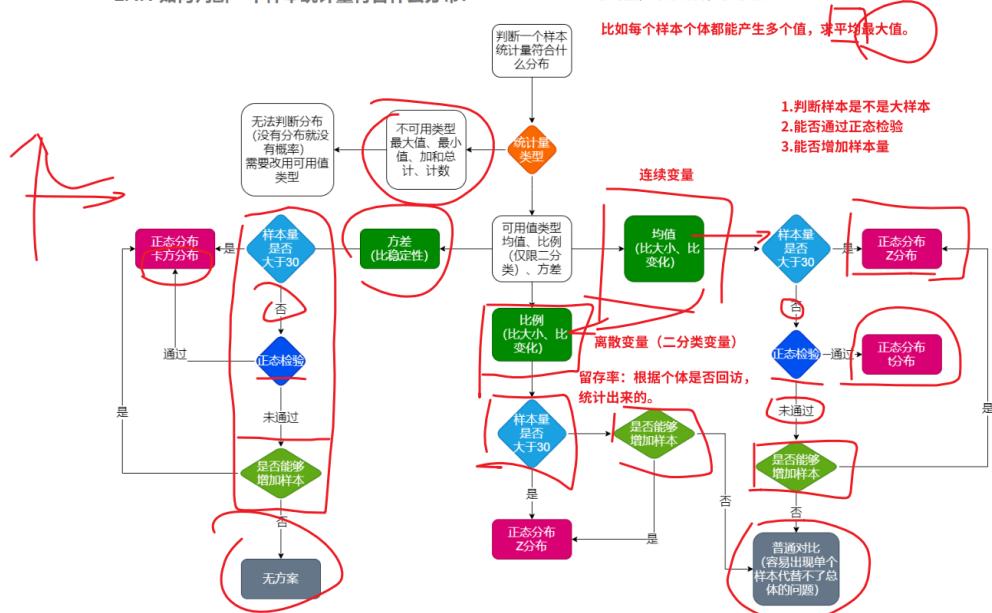
2.4* 附录

2.4.1 如何判断一个样本统计量符合什么分布：

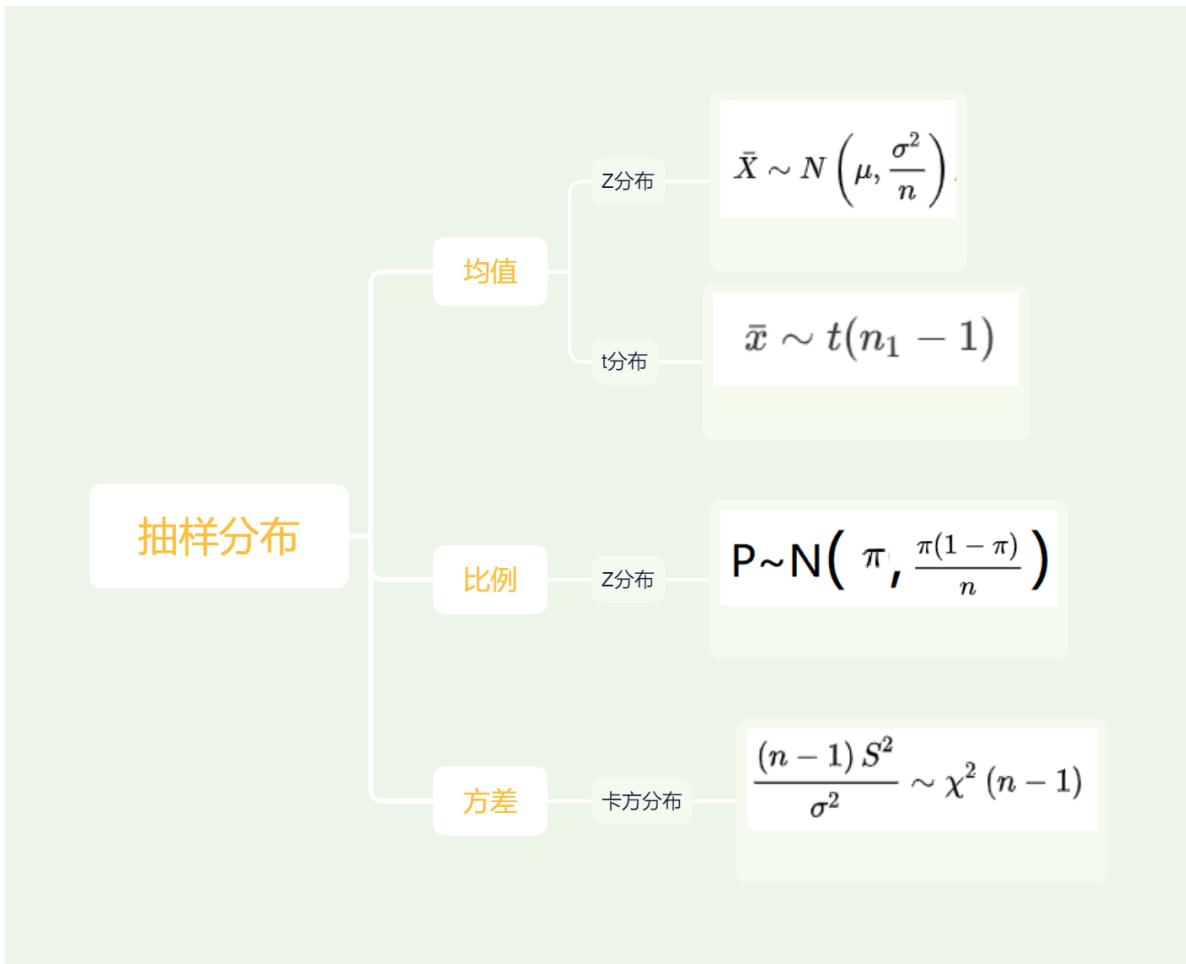


2.4* 附录

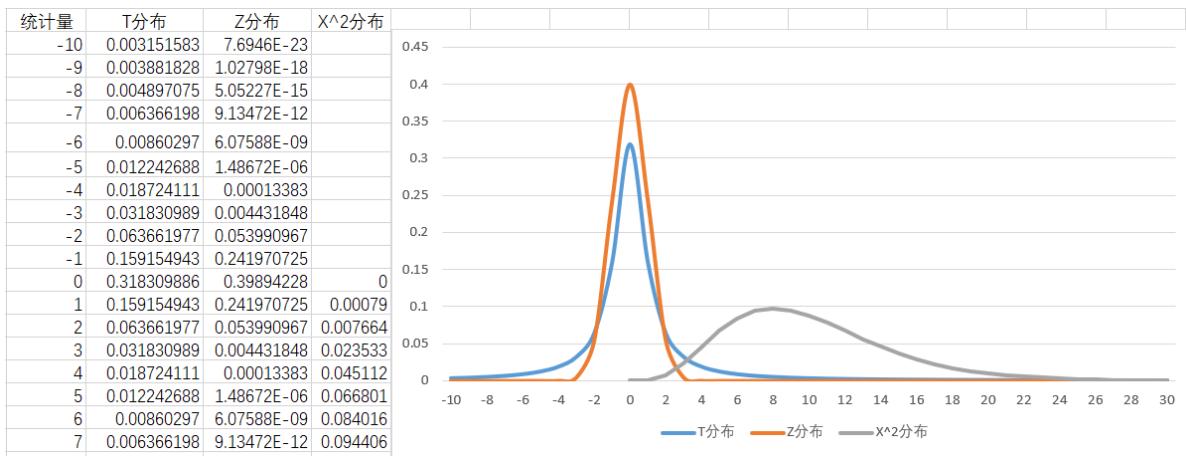
2.4.1 如何判断一个样本统计量符合什么分布:



- 统计分布 (Z分布, T分布, 卡方分布)



2. T分布与标准正态分布（Z分布）都是以0为对称的分布，T分布的方差大所以分布形态更扁平些
3. 卡方分布是大于0的右偏分布，随着自由度的增加会趋近于正态分布（注意不是标准正态分布）



2.4.2 多个总体问题：