

30讲统计意义（上）：如何通过显著性检验，判断你的AB测试结果是不是巧合

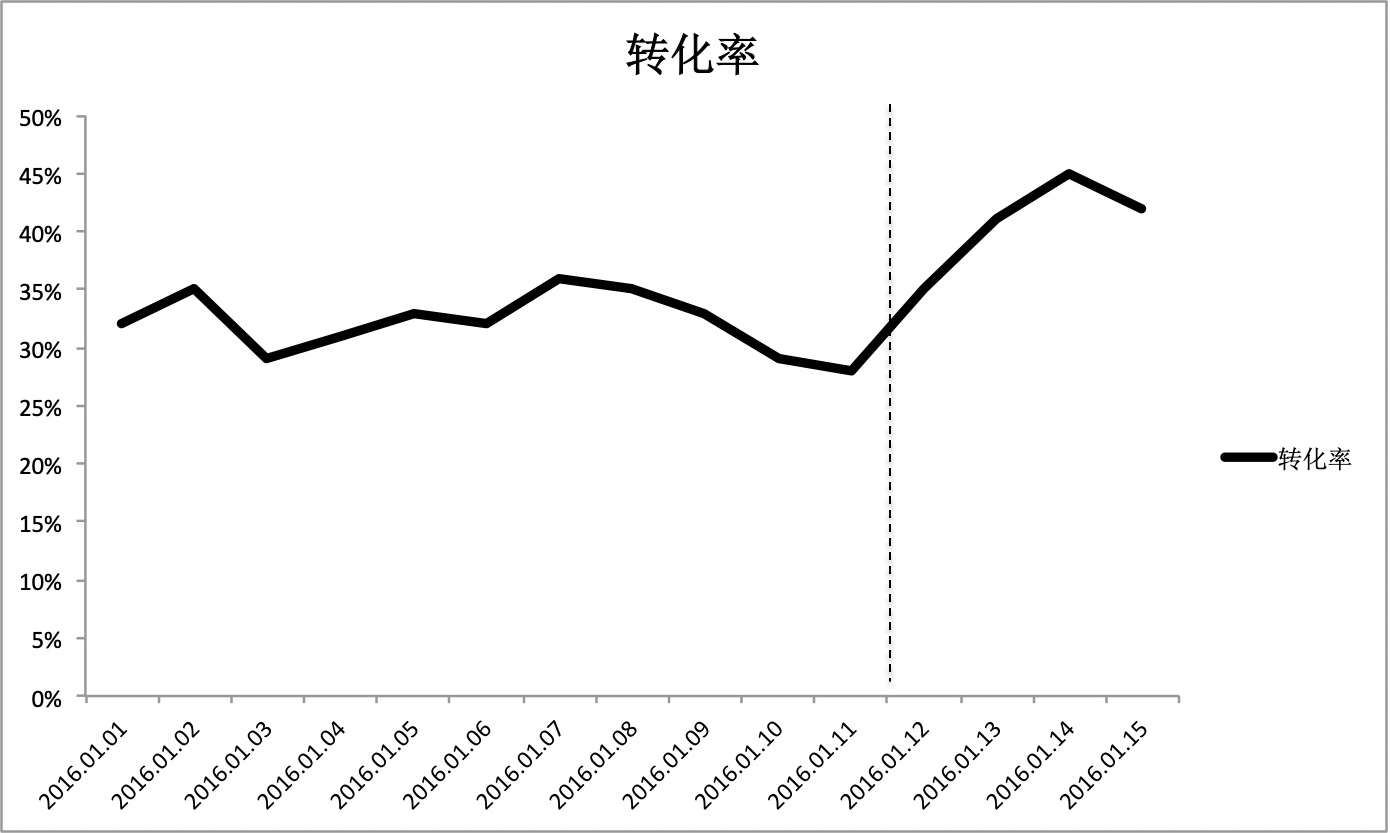


你好，我是黄申，今天我们来聊聊统计意义和显著性检验。

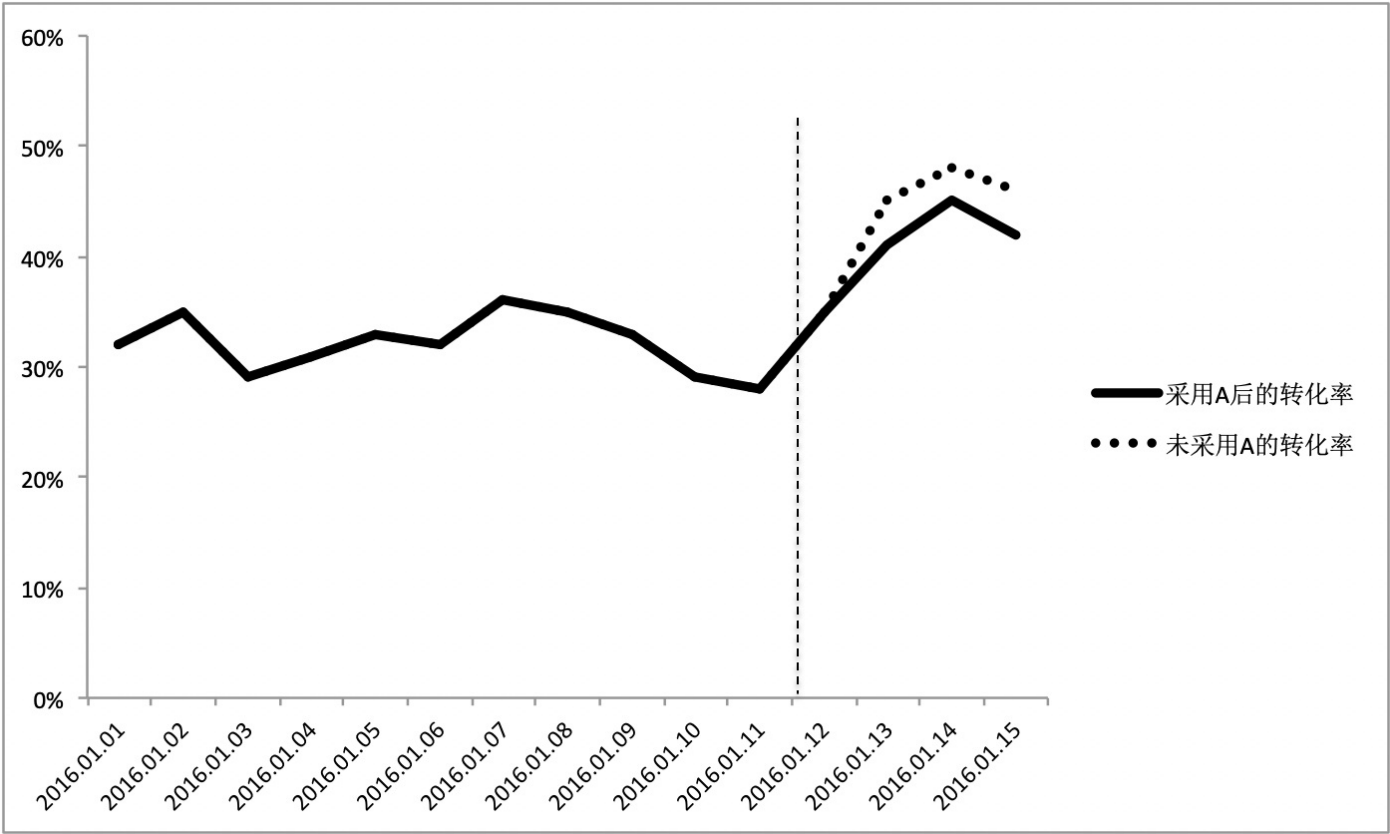
之前我们已经讨论了几种不同的机器学习算法，包括朴素贝叶斯分类、概率语言模型、决策树等等。不同的方法和算法会产生不同的效果。在很多实际应用中，我们希望能够量化这种效果，并依据相关的数据进行决策。

为了使这种量化尽可能准确、客观，现在的互联网公司通常是根据用户的在线行为来评估算法，并比较同类算法的表现，以此来选择相应的算法。在线测试有一个很大的挑战，那就是如何排除非测试因素的干扰。

更多课程请加
QQ1046877154，微信
loveu_110获取



从图中可以看出，自2016年1月12日开始，转化率曲线的趋势发生了明显的变化。假如说这天恰好上线了一个新版的技术方案A，那么转化率上涨一定是新方案导致的吗？不一定吧？很有可能，1月12日有个大型的促销，使得价格有大幅下降，或者有个和大型企业的合作引入了很多优质顾客等，原因有非常多。如果我们取消12日上线的技术方案A，然后用虚线表示在这种情况下转化率曲线，这个时候得到了另一张图。

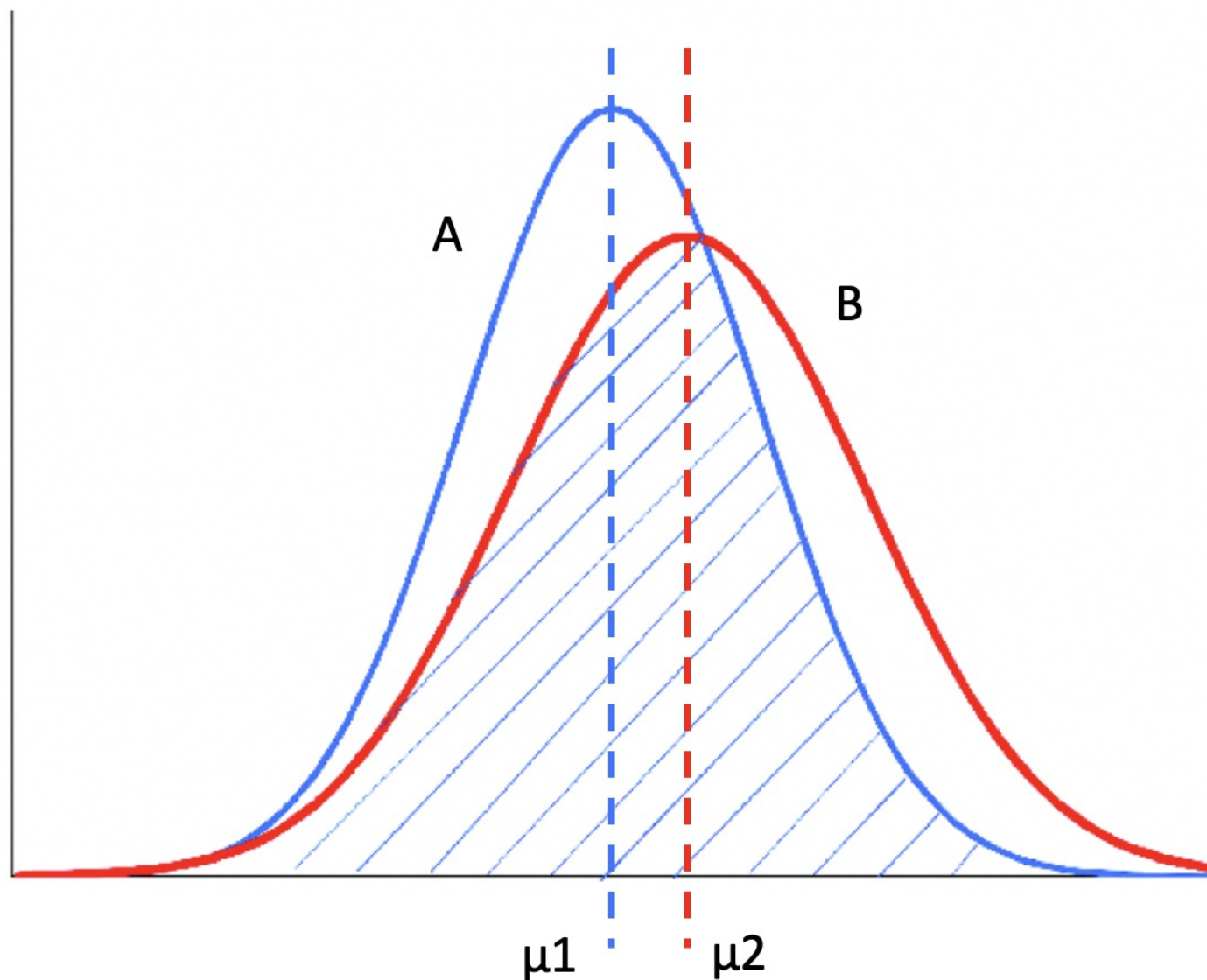


从图中可以发现，不用方案A，反而获得了更好的转化率表现，所以，简单地使用在线测试的结果往往会导致错误的结论，我们需要一个更健壮的测试方法，A/B测试。

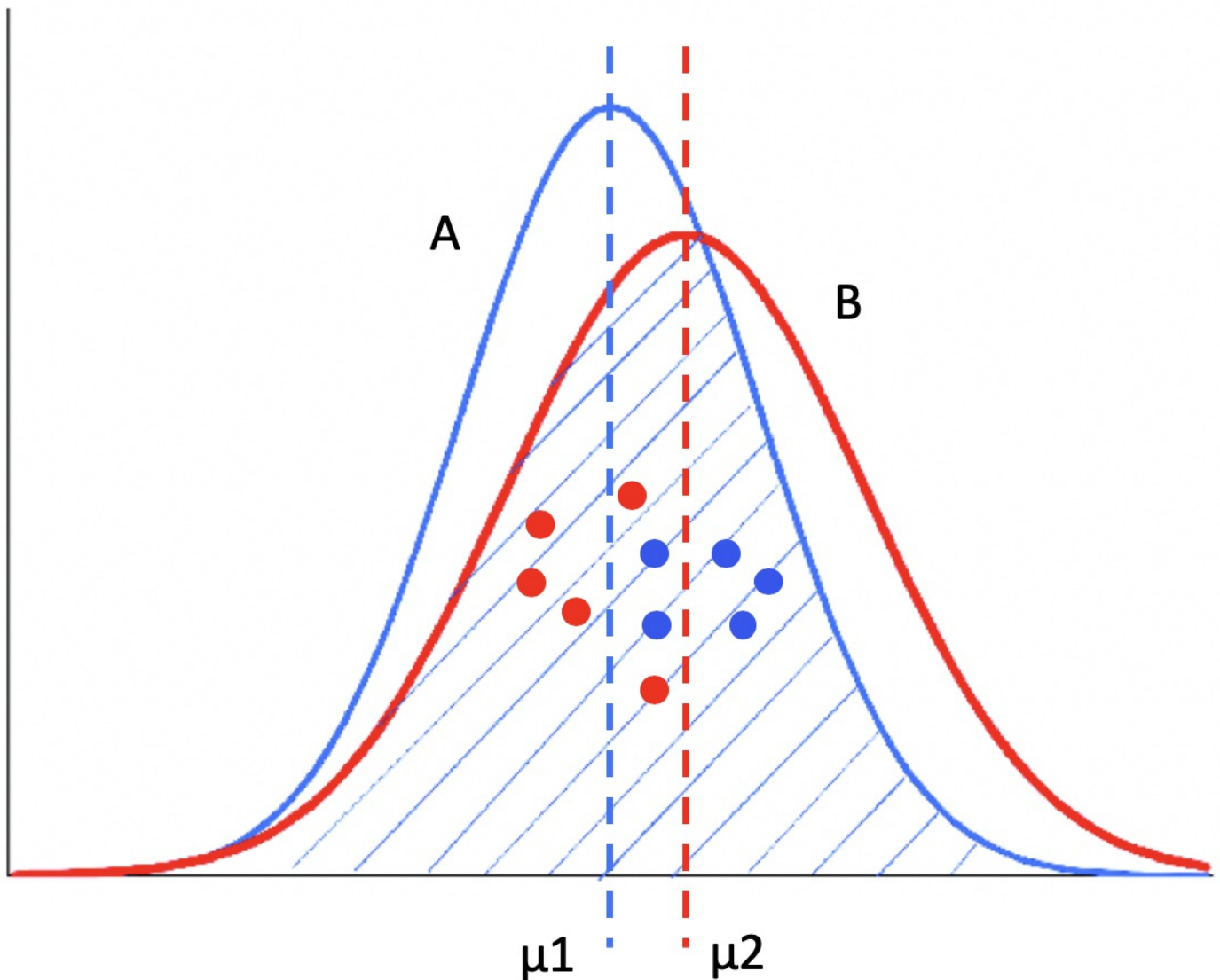
A/B测试，简单来说，就是为同一个目标制定两个或多个方案，让一部分用户使用A方案，另一部分用户使用B方案，记录下每个部分用户的使用情况，看哪个方案产生的结果更好。这也意味着，通过A/B测试的方式，我们可以拿到使用多个不同方法之后所产生的多组结果，用于对比。

问题来了，假设我们手头上有几组不同的结果，每组对应一个方案，包含了最近30天以来每天的转化率，如何判断哪个方案的效果更好呢？你可能会想，对每一组的30个数值取平均数，看看谁的均值大不就好了？但是，这真的就够了吗？

假设有两组结果需要比较，每一组都有5个数据，而且这两组都符合正态分布。我用一张图画一下这两个正态分布之间的关系。



从这张图可以看出，左边的正态分布A均值 μ_1 比较小，右侧的正态分布B均值 μ_2 比较大。可是，如果我们无法观测到A和B这两个分布的全部，而只根据这两个分布的采样数据来做判断，会发生什么情况？我们很有可能会得出错误的结论。



比如说，在这张图的采样中，红色的点表示B的采样，它们都是来自B分布的左侧，而蓝色的点表示A的采样，它们都是来自A分布的右侧。如果我们仅仅根据这两组采样数据的均值来判断，很可能会得出“B分布的均值小于A分布均值”这样的错误结论。

A/B测试面临的的就是这样的问题。我们所得到的在线测试结果，实际上只是一种采样。所以我们不能简单地根据每个组的平均值，来判断哪个组更优。那有没有更科学的办法呢？在统计学中，有一套成熟的系统和对应的方法，今天我们就来讲讲这种方法。

为了让你能够充分理解这个，我先介绍几个基本概念，显著性差异、统计假设检验和显著性检验、以及P值。

显著性差异

从刚刚那两张正态分布图，我们可以分析得出，两组数据之间的差异可能由两个原因引起。

第一，两个分布之间的差异。假设A分布的均值小于B分布，而两者的方差一致，那么A分布随机产生的数据有更高的概率小于B分布随机产生的数据。第二，采样引起的差异，也就是说采样数据不能完全体现整体的数据分布。我在之前的图中，用来自A、B两组的10个数据展示了采样所导致的误差。

如果差异是第一个原因导致的，在统计学中我们就认为这两组“有显著性差异”。如果差异是第二种原因导致的，我们就认为这两组“无显著性差异”。可以看出来，**显著性差异**（Significant Difference），其实就是研究多组数据之间的差异，是由于不同的数据分布导致的，还是由于采样的误差导致的。通常，我们也把“具有显著性差异”，称为“差异具有统计意义”或者“差异具有显

著性”。

这里你还需要注意“差异具有显著性”和“具有显著差异”的区别。如前所说，“差异具有显著性”表示不同的组很可能来自不同的数据分布，也就是说多个组的数据来自同一分布的可能性非常小。而“具有显著差异”，是指差异的幅度很大，比如相差100倍。

不过，差异的显著性和显著差异没有必然联系。举两个例子，比如说，两个不同的数据分布，它们的均值分别是1和1.2，这两个均值相差的绝对值很小，也就是没有显著差异，但是由于它们源自不同的数据分布，所以差异是具有显著性的。再比如说，来自同一个数据分布的两个采样，它们的均值分别是1和100，具有显著的差异，但是差异没有显著性。

统计假设检验和显著性检验

统计假设检验是指事先对随机变量的参数或总体分布做出一个假设，然后利用样本信息来判断这个假设是否合理。在统计学上，我们称这种假设为**虚无假设**（Null Hypothesis），也叫原假设或零假设，通常记作**H₀**。而和虚无假设对立的假设，我们称为**对立假设**（Alternative Hypothesis），通常记作**H₁**。也就是说，如果证明虚无假设不成立，那么就可以推出对立假设成立。

统计假设检验的具体步骤是，先认为原假设成立，计算其会导致什么结果。若在单次实验中产生了小概率的事件，则拒绝原假设H₀，并接受对立假设H₁。若不会产生小概率的事件，则不能拒绝原假设H₀，从而接受它。因此，统计学中的假设是否成立，并不像逻辑数学中的绝对“真”或“假”，而是需要从概率的角度出发来看。

那么，问题来了，多少才算是“小概率”呢？按照业界的约定俗成，通常我们把概率不超过0.05的事件称为“小概率事件”。当然，根据具体的应用，偶尔也会取0.1或0.01等。在假设检验中，我们把这个概率记为 α ，并称它为显著性水平。

显著性检验是统计假设检验的一种，顾名思义，它可以帮助我们判断多组数据之间的差异，是采样导致的“偶然”，还是由于不同的数据分布导致的“必然”。当然，这里的“偶然”和“必然”都是相对的，和显著性水平 α 有关。显著性检验的假设是，多个数据分布之间没有差异。如果样本发生的概率小于显著性水平 α ，证明小概率事件发生了，所以拒绝原假设，也就是说认为多个分布之间有差异。否则呢，接受原假设，认为多个分布之间没有差异。换句话说，显著性水平 α 即为拒绝原假设的标准。

P值

既然已经定义了显著性检验和显著性水平，那么我们如何为多组数据计算它们之间差异的显著性呢？我们可以使用P值（P-value）。P值中的P代表Probability，就是当H₀假设为真时，样本出现的概率，或者换句话说，其实就是我们所观测到的样本数据符合原假设H₀的可能性有多大。

如果P值很小，说明观测值与假设H₀的期望值有很大的偏离，H₀发生的概率很小，我们有理由拒绝原假设，并接受对立假设。P值越小，表明结果越显著，我们越有信心拒绝原假设。反之，说明观测值与假设H₀的期望值很接近，我们没有理由拒绝H₀。

在显著性检验中，原假设为多个分组内的数据来自同一个数据分布，如果P值足够小，我们就可以拒绝原假设，认为多个分组内的数据来自不同的数据分布，它们之间存在显著性的差异。所以说，只要能计算出P值，我们就能把P值和显著性水平 α 进行比较，从而决定是否接受原假设。

总结

今天我从互联网公司常见的A/B测试实验入手，给你讲解了一个更科学的方法来比较不同算法的效果，它就是统计学里的差异显著性检验。这个方法包含了一些你平时可能不太接触的概念，你首先需要理解显著性差异、统计假设检验和P值。其中最为重要的就是显著性差异的概念，因为这是差异显著性检验区别于简单的平均值方法的关键。

为了便于你的记忆，我这里再用一个形象的比喻来带你复习一遍。

儿子考了90分，我问他：“你比班上平均分高多少？”如果他回答：“我不太确定，我只看到了周围几个人的分数，我猜大概高出

了10分吧”，那么说明他对“自己分数比平均分高出10分”这个假设信心不足，结论有较大的概率是错误的，所以即使可能高了10分，我也高兴不起来。

如果他回答：“老师说了，班级平均分是88分，我比平均分高出了2分”，那我就很开心了，因为老师掌握了全局的信息，她说的话让儿子对“自己分数比平均分高出2分”的假设是非常有信心的。即使只高出了2分，但是结论有很大的概率是正确的。

理解了概念之后，我们就要进入实战环节了。其实显著性检验的具体方法有很多，例如方差分析（F检验）、t检验、卡方检验等等。不同的方法计算P值的方法也不同，在下一节，我会用A/B测试的案例来详细解释。

思考题

在对比两组数据的差异时，如果不断增加采样次数，也就是样本的数量，使用平均值和使用显著性检验这两者的结论，会不会逐渐变得一致？

欢迎留言和我分享，也欢迎你在留言区写下今天的学习笔记。你可以点击“请朋友读”，把今天的内容分享给你的好友，和他一起精进。



程序员的数学基础课

在实战中重新理解数学

黄申

LinkedIn 资深数据科学家



新版升级：点击「 请朋友读」，10位好友免费读，邀请订阅更有**现金**奖励。

精选留言



yaya

我觉得会逐渐变得一致的。样本数量越多，样本均值应该越来越接近于总体均值

2019-02-22 15:55

作者回复

是的

2019-02-23 01:28



lianlian

老师早上好！在“总结”的上一段写着“如果P值足够小，我们就可以拒绝原假设，认为多个分组内的数据来自不同的数据分布，它们之间存在显著性的差异。”这里，我的理解是，“存在差异的显著性”。请问我的理解对吗？

2019-02-22 08:28

作者回复

是的

2019-02-23 01:27