▶17

测　度

至今为止，我们使用了简单的代数表达式来描述效用函数、生产函数、需求曲线、供给曲线等函数关系。在实际应用中，我们必须使用统计方法来估计这些函数关系。研究如何有效地估计效用函数等函数关系的方法就是众所周知的计量经济学。

在我们分析数据时，我们一般关心以下问题。

概括：我们如何简洁地描述数据？例如，人均每天消费几杯咖啡？

估计：我们如何估计未知参数？例如，咖啡的需求弹性是多少？

检验：我们如何确定某个未知参数是否满足约束条件？例如，男性和女性每天平均消费相同数量的咖啡吗？

预测：我们如何预测明年的咖啡价格是多少？

预计：如果情况发生变化，我们如何预计所关注的变量会发生什么变化？例如，如果政府对咖啡征收10%的税收，咖啡的消费会发生什么变化？

存在可以用来回答上述问题的各种不同的统计方法，本章将予以探讨。尽管我们关注的主要问题是估计和预计，但我们也适当涉及其他问题。

17.1　概括数据

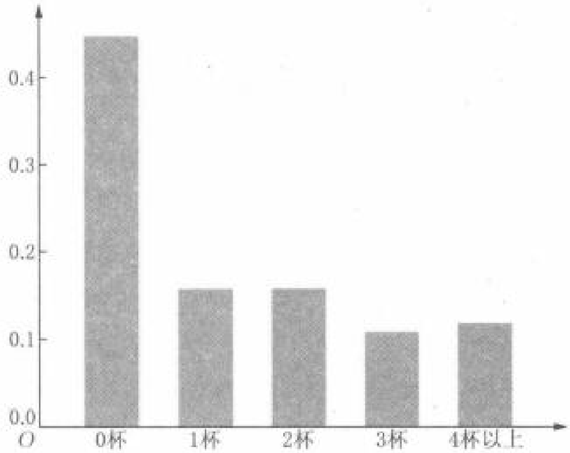
概括数据的最简单方法是使用表格。例如，表17.1描述了在线调查1 000名消费者"平均每天喝几杯咖啡"的回答结果。表17.1说明了约45%的被调查对象表示每天不喝任何咖啡。更细致的分析显示，16%的被调查对象平均每天喝1杯咖啡，平均每天喝2杯咖啡的被调查对象的比例也接近16%。

表17.1　在线调查的咖啡消费量

0杯	1杯	2杯	3杯	4杯以上
0.448	0.163	0.161	0.110	0.119

可使用条形图（barplot）或直条图（barchart）将咖啡消费量的在线调查数据以更形象

生动的方式展示出来，如图 17.1 所示。从图 17.1 可以清楚地知道，表示每天消费 1 杯或 2 杯咖啡的消费者占被调查对象的比例大致相同，表示每天消费 3 杯或 4 杯以上咖啡的消费者即被调查对象的人数基本相同。



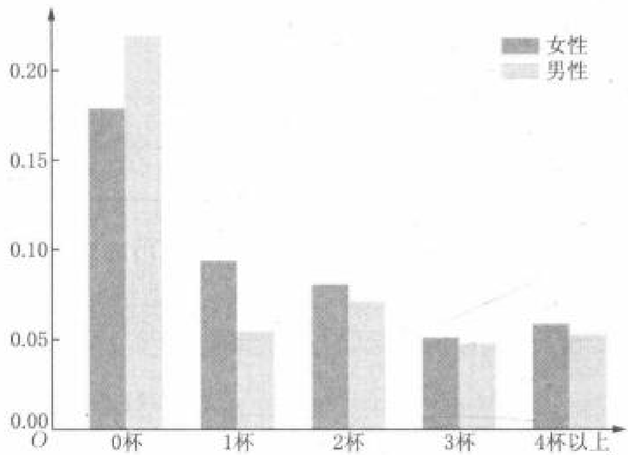
纵轴表示每天消费 0 杯咖啡到 4 杯以上咖啡的消费者占被调查对象的比例。

图 17.1　在线调查的咖啡消费量

我们还可以对咖啡消费量的在线调查数据进行分类处理。按照被调查对象的性别来分类报告相同的在线调查数据，我们就可以分析咖啡消费量如何随性别变化，如表 17.2 或图 17.2 所示。与前面一样，条形图按照更便于理解的方式概括了调查数据。例如，条形图说明，在表示每天不喝咖啡的被调查对象中，男性的比例要高于女性的比例，女性消费者的每天咖啡消费量总体上高于男性消费者的每天咖啡消费量。

表 17.2　按照性别分类计算的平均咖啡消费量

杯数	女性	男性
0 杯	0.176	0.219
1 杯	0.093	0.057
2 杯	0.079	0.070
3 杯	0.050	0.046
4 杯以上	0.057	0.052



纵轴表示每天消费相应杯数的咖啡的消费者按照性别分类占被调查对象的比例。

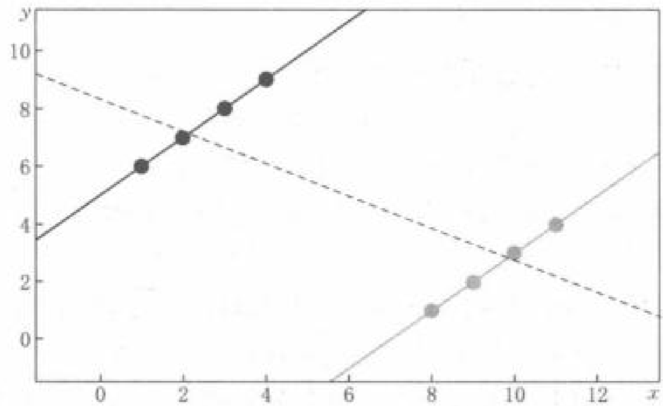
图 17.2　按照性别分类计算的平均咖啡消费量

根据数据计算各种不同的概括性统计量通常是有用的。通过计算可以知道每天消费的咖啡杯数的均值是 1.28 杯。我们也可以计算条件均值，如喝咖啡的消费者平均喝几杯咖啡或者男性消费者平均喝几杯咖啡之类的数值。计算条件均值就是计算满足相应条件（如，每天喝咖啡，男性，等等）的消费者群体的平均咖啡消费量。在我们的在线调查数据中，男性消费者平均每天喝 1.24 杯咖啡，女性消费者平均每天喝 1.39 杯咖啡。

例子：辛普森悖论

条件均值时常显示出令人惊讶的结果。假设我们将咖啡消费量表示成男性消费者和女性消费者的收入的函数，设想的函数关系可能呈现出图 17.3 那样的形状。注意，尽管对于男性消费者和女性消费者而言，咖啡消费量都随收入的增加而增加，但男性与女性的咖

啡消费总量随总收入的增加而减少。这个现象是辛普森悖论(Simpson's paradox)的一个示例。



在这个假想的例子中,男性和女性的咖啡消费量都随其收入增加而增加(如两条右上倾斜的实线所示),但咖啡消费总量随总收入增加而减少。

图 17.3 辛普森悖论

辛普森悖论在现实生活中并非难得一见。表 17.3 显示了 1973 年秋季加州伯克利大学研究生院的男女入学申请与最终录取的统计数据。

表 17.3 加州伯克利大学研究生院 1973 年秋季的申请人数与录取率

性　别	申请人数	录取率
男　性	8 442	44%
女　性	4 321	35%

表 17.3 的数据显示出男性比女性更可能被录取。这是一个性别偏差的示例吗? 表 17.4 进一步给出了分专业系别的入学申请与录取情况的数据。根据表 17.4 容易知道,没有哪个专业系别出现了明显偏向于录取男生的倾向;事实上,多数专业系别都小幅度地偏向于录取女生。

表 17.4 各系的录取情况

系别	男性申请人数	男性录取率	女性申请人数	女性录取率
A	825	62%	108	82%
B	560	63%	25	68%
C	325	37%	593	34%
D	417	33%	375	35%
E	191	28%	393	24%
F	272	6%	341	7%

根据一份相应报告的结论,对加州伯克利大学的研究生申请与录取的统计数据中出现辛普森悖论的解释是,女生更愿意申请录取率低的系别,而男生更愿意申请录取率高的系别。尽管在各专业系别层面没有明显的录取偏差,但整体的统计数据给出了存在偏差的印象。①

① P.J.Bickel, E.A.Hammel and J.W.O'Connell(1975), "Sex Bias in Graduate Admission: Data from Berkeley", *Science* 187(4175):398—404.

17.2 检验

在 17.1 节的分析中，我们知道了男性消费者平均每天喝 1.24 杯咖啡，女性消费者平均每天喝 1.39 杯咖啡。然而，17.1 节的在线调查结果仅是 1 000 名消费者构成的一个特殊样本的结果。如果我们采用不同的样本，我们可能得到不同的结果。我们可以在多大程度上相信对于整体消费者而言，确实是女性的平均咖啡消费量高于男性的平均咖啡消费量?

回答上述问题的一种方法是按照下述方法提出问题。假设男性和女性实际上每天都喝相同数量的咖啡。在 1 000 名消费者构成的特殊样本中，观察到不同性别群体出现 0.15 杯(=1.39−1.24)咖啡消费量差异的可能性会有多大呢?

在我们的在线调查示例中，可以证明只要增加几个假设条件，我们观察到在不同性别群体中出现至少 0.15 杯咖啡消费量差异的概率大约是 9.6%。换言之，如果在整体消费者中男性和女性的平均咖啡消费量相同，我们大约能够在 10 个样本中观察到有一个样本至少呈现出 0.15 杯的估计的咖啡消费量差异。即使我们的样本显示了男性与女性之间的咖啡消费量略有不同，我们仍然无法确信对于整体消费者而言，男性和女性之间的咖啡消费量仍存在这种差异。

17.3 使用实验数据估计需求

设想你利用网络为一家销售咖啡豆的公司工作。现在，你的咖啡豆的销售价格是每磅 15 美元，你正在考虑将咖啡豆的销售价格降到每磅 14 美元。你希望以更低的价格销售更多的咖啡豆，但能够增加多少销售量呢? 值得降低咖啡豆的销售价格以获得更大的销售量吗?

此时，自然是做一个实验来说明当咖啡豆的销售价格变化时咖啡豆的需求会如何变化的问题。例如，你可以在数周内降价销售咖啡豆，同时观察一下你能增加多少咖啡豆销售量。如果你的利润增加了，说明永久地维持咖啡豆降价之后的销售价格是明智的。

还有一种可能性是只在少数几个州或城市销售咖啡豆，同时观察一下在销售咖啡豆的地方出现了哪些变化。如果你尝试做这样的实验，认识到除了销售价格之外还有影响咖啡豆的需求的其他因素这一点很重要。例如，在给定时期内你在选定地区销售的咖啡豆的数量可能随年度季节因素或气候因素而变化。

理想情况是你可以使用类似投掷硬币的某种随机方法来选择你准备降价销售咖啡豆的城市。这种*随机化处理*(randomized treatment)有助于消除系统性偏差的来源。

考虑能够控制这些系统性效应的方法也是一个好主意。例如，你可以比较降价销售地区与售价维持不变地区的咖啡豆销售量。或者你可以收集在你观察的咖啡豆销售地区的气候数据，并使用统计方法来控制观察到的气候的变化。

按照统计学的术语，降价销售咖啡豆的地区是你的*处理组*(treatment group)，咖啡豆售价维持不变的地区是你的*控制组*(control group)。做这个实验只是小范围推广你正在

考虑实施的对所有消费者降低咖啡豆售价的政策。如果你尽可能地按照政策所提议的那样进行实验，那么这个实验或许能让你准确地获知如果你将实验规模扩大到全国范围会得到什么结果。

17.4 处理效应

估计降价如何影响咖啡豆的需求的另一种方法是向随机选择的一组人派送优惠券，并观察有多少人会使用这些优惠券来购买咖啡豆。

派送优惠券的问题在于使用优惠券的消费者可能不同于整体消费者。可能的情形是，与不愿费心使用优惠券的人相比，不嫌麻烦使用优惠券的人一般来说也许对价格更敏感。

在派送优惠券时，部分消费者（优惠券的使用者）选择以更低的价格购买咖啡豆而不是简单地面对更低的咖啡豆售价。一般而言，选择成为处理对象的消费者是对处理效应更感兴趣的人，可能比整体消费者更倾向于对处理效应作出不同反应。对于选择使用优惠券（接受处理）的消费者而言，优惠券的处理效应可能相当不同于对于每个人都降价销售的处理效应。

另一方面，相对于消费者整体的处理效应，你可能感兴趣于"接受处理的消费者的处理效应"。例如，假如你心中设想的政策是向所有消费者派送优惠券，那么只涉及向全部消费者中的部分消费者派送优惠券的实验会是一个适当的实验。

关键问题在于消费者是否在作接受处理（即得到更低的价格）与否的选择。理想情况是，这个实验会尽可能真实地模仿政策所提议的做法。

17.5 使用观察数据估计需求

现在让我们来考虑不同的情景。设想你现在的兴趣是估计当咖啡价格变化时美国的全国咖啡需求量如何变化。此时，没有可以做相应实验的明显方法。由于没有**实验数据**(experimental data)，你必须使用**观察数据**(observational data)。

经济学家研究价格变化对需求的影响这类问题的最常用统计方法被称为**回归**(regression)。回归无非是表示条件期望的方法。例如，回归可以表示根据消费者为女性的条件，随机挑选的消费者的咖啡消费量的期望值。在我们估计回归方程时，我们试着描述所研究的变量（此处的咖啡消费量）与其他的特征变量（如性别、收入、年龄、价格等）之间的关系。尽管存在许多不同的回归形式，但我们主要介绍被称为**普通最小二乘法**(ordinary least squares)或 OLS 的最简单的回归形式。

假定我们知道了不同时间区间的咖啡销售量与咖啡销售价格的数据。我们如何使用这些数据来估计咖啡的需求方程呢？

重要的工作是考虑**数据生成过程**(data generation process)，即数据是如何生成的？我们可以应用前面有关消费者选择的章节中提出的一些理论来进行考虑。

可以把消费者想象成只购买两样东西：咖啡(x_1)与"所有其他商品"(x_2)。按照第 7 章的描述，有时将商品 2 解释成**复合商品**或**数量指数**。

咖啡的价格表示成 p_1,"所有其他商品"的价格表示成 p_2,总支出表示成 m,单个消费者的效用最大化问题为

$$\max_{x_1, x_2} u(x_1, x_2)$$
$$\text{s.t. } p_1 x_1 + p_2 x_2 = m$$

我们可以将咖啡的需求函数表示为

$$x_1 = D(p_1, p_2, m)$$

像 2.4 节提到的那样,在我们将价格与收入同时乘以任意正的常数时,需求保持不变。因此,我们将价格与收入同时乘以 $1/p_2$,我们可以得到

$$x_1 = D(p_1/p_2, 1, m/p_2)$$

上式说明了咖啡的需求是使用所有其他商品的价格度量的咖啡价格与使用所有其他商品的价格度量的收入的函数。在实践中,我们可以使用类似消费者价格指数(Consumer Price Index, CPI)或个人消费支出价格指数(Personal Consumption Expenditure price index, PCEPI)之类的价格指数来计算这些相对值。(参见第 7 章关于指数的讨论,就能知道这些指数是被如何构造的。)

现在,我们可以加总全部消费者的需求以得到市场的总需求。为避免使用额外的其他符号,我们将使用与上面一样的表示方法,得到 $x = D(p, m)$,其中,x 表示咖啡的总需求,p 表示咖啡价格与消费者价格指数的比值,m 表示消费者总支出与消费者价格指数的比值,$D(p, m)$表示总需求函数。

函数形式

现在,我们需要选择需求函数的代数表达式。在实践中通常使用的需求函数的形式有三种。

线性需求函数:$x = c + bp + dm$

对数线性需求函数:$\ln(x) = \ln(c) + b\ln(p) + d\ln(m)$

半对数需求函数:$\ln(x) = c + bp + dm$

最常用的需求函数的形式是对数线性需求函数,因为容易解释其中系数的含义,正如我们在 15.8 节所知道的那样,其中的系数 b 和 d 分别测度了需求的价格弹性和收入弹性。(在需求函数的各种代数表达式中,所有对数都取自然对数的形式。)

统计模型

当然,我们不能期望我们的模型完全拟合观察数据,因此我们需要增加一个用 e_t 表示的误差项。误差项 e_t 测度了我们理想设定的需求与实际观察到的需求之间的差异。误差项可以解释成其他影响需求的遗漏变量、无法观察变量的累积性影响。

这样,我们最终设定的数据生成过程为

$$\ln(x_t) = \ln(c) + b\ln(p_t) + d\ln(m_t) + e_t$$

其中,误差项 e_t 解释成与咖啡消费相关的全部其他变量的总和影响。

在一定条件下,使用普通最小二乘法可以得到参数(b, c, d)的优良估计值。其中最重要的条件是咖啡的价格和总支出均与误差项没有相关性。

不难直观地说明回归方程的解释变量与误差项之间没有相关性的必要性。在设定的回归方程中,系数 b 测度了在其他条件不变时,咖啡的需求随咖啡价格变化而变化的程度。但如果 p_t 和 e_t 的数据显示出两者之间存在正相关性,那么在我们的样本中 p_t 的提高就易于引起 e_t 的增大。因此,观察到的 x_t 的变化同时依赖于 p_t 的变化和 e_t 的变化。此时,我们认为存在*混杂效应*(confounding effect)。若其他变量随着咖啡价格的变化而出现系统性变化,则我们得到的是价格变化如何影响咖啡消费的糟糕估计值。

保证咖啡价格与误差项不相关的理想方法是做实验。在这里,做实验就是指选择不同的咖啡价格,同时观察咖啡的需求如何相应变化。然而,正如前面所述,对于总的咖啡消费很难收集到这种实验数据。我们经常不得不处理*观察数据*。

给定我们所了解的有关咖啡市场的情况,咖啡价格的变化与影响咖啡需求的因素可能相关吗?正如我们所知,有数十个国家种植咖啡豆,并将其种植的咖啡豆在世界市场上进行出售。伴随着气候、政治事件、运输成本变化等重要的影响因素,咖啡豆的供给明显地年年发生变化。

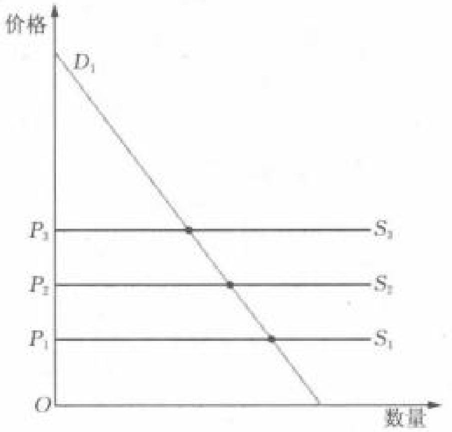
基于特定国家的视角,咖啡价格的变化是外生的,因为咖啡价格依赖于主要影响咖啡供给而非咖啡需求的各种因素。

估计

剩余的全部工作就是实际地进行估计。我们可以使用 R 或 Stata 等统计程序包来估计上面给出的咖啡需求的回归方程。咖啡需求的价格弹性的估计值是−0.77,咖啡需求的收入弹性的估计值是 0.34。估计结果说明,在咖啡价格上涨 1%时咖啡消费下降0.77%,咖啡需求相当缺乏弹性。这说明这种估计相当不准确,但这是我们利用可获得的数据能够获得的最好估计结果。

17.6 识别

在估计咖啡需求时,我们从特定国家的视角主张咖啡的世界价格是外生变化的。按照供给与需求的术语,我们的主张是说单个国家面临的咖啡的供给曲线是在均衡价格处大致平坦的曲线。咖啡价格可能每年根据气候和其他因素而发生变化,由此得出的咖啡的供给与需求的均衡点就勾画出了咖啡的需求曲线,如图 17.4 所示。



此处的咖啡供给曲线的移动勾画出了咖啡的需求曲线。

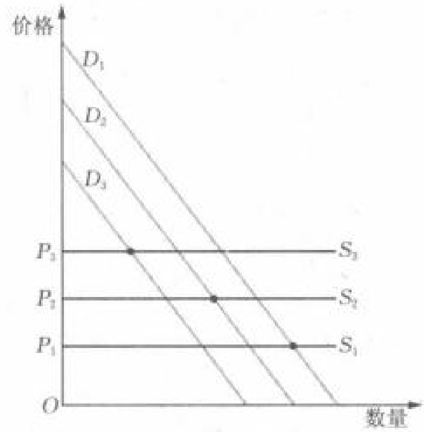
图 17.4 供给变化

设想我们对咖啡的世界需求感兴趣。此时,假设咖啡价格是外生决定的就不合情理了,事实上咖啡价格取决于需求和供给的相互作用。

例如,我们可以设想一个确定年份的咖啡供给大致固定不变,但咖啡供给每年随气候条件而发生变化。此时,供给曲线出现位移,而需求曲线的位置保持不变,观察到的价格和数量依然沿着需求函数对应的需求曲线。因此,将需求估计为价格的函数

还是有意义的。

如图 17.5 所示，在供给曲线和需求曲线同时出现位移时，就出现了问题。此时，无法估计需求曲线或供给曲线。若存在移动供给曲线而不影响需求曲线的因素，一般可以估计得到需求函数；若存在移动需求曲线而不影响供给曲线的因素时，一般可以估计得到供给函数。但如果供给曲线和需求曲线都按照未知的方式进行位移，我们就无法识别是什么因素导致了价格变化和数量变化。这被称为**识别问题**(identification problem)。



此处需求曲线和供给曲线都随时间出现位移，因此我们若没有更多的信息就无法估计需求曲线或供给曲线。

图 17.5　估计需求

17.7　可能错在何处

让我们回到前面所述的简单的需求估计问题，但现在考虑的情形是，产品价格由销售者设定，而非在世界市场上外生决定。具体地，想象一家名为客啡时代(Koffee Time)的公司生产了一种叫 Koffeetino 的冷饮。客啡时代公司多年来一直根据市场条件设定 Koffeetino 的价格。在经济活动因萧条而减缓时，客啡时代公司发现 Koffeetino 的销售量下降，就很快作出降低价格的反应。在经济处于繁荣期时，客啡时代公司发现 Koffeetino 的销售量很高，就提高其价格。

客啡时代公司的做法意味着我们从历史数据中会观察到高价格对应着高销量，低价格对应着低销量。观察到的“需求曲线”呈现出向上倾斜的形状。

究竟发生了什么？我们通常认为高价格导致消费者购买更少的商品。而这里消费下降正是导致价格出现下降的原因。但导致消费下降的原因何在呢？此处的答案是经济萧条导致收入减少。由于收入同时影响到回归方程的左右两端——需求变量和价格变量，因而收入是**混杂变量**(confounding variable)。

对于固定的收入水平，我们可以预期到，更高的价格导致了对 Koffeetino 更少的需求，更低的价格导致了对 Koffeetino 更多的需求。如果我们(按照理论告诉我们的那样)将收入变量增加到回归方程中，那么我们有可能得到价格弹性的有意义的估计值。根据计量经济学的语言，这是一个**遗漏变量偏误**(missing variable bias 或 omitted variable bias)的示例：我们没能将重要变量包含在回归方程之内，因而我们得到了效应的有偏估计值。

但事实上始终存在遗漏变量——我们永远无法列出可能影响需求的因素的全部清单。例如，气候可能影响 Koffeetino。在气候特别寒冷的年度，Koffeetino 的销量减少；在气候温暖的年度，Koffeetino 的销量增加。根据销量的变化，客啡时代公司可能作出提高价格或降低价格的反应，这又导致了我们前面遇到的识别问题。

像前面提到的那样，与价格无关的遗漏变量不会导致过多的问题。然而，与价格相关的遗漏变量(混杂变量)可能导致有偏估计值。这是在选择价格成为回归变量时经常会遇到的事情，因为变量的选择可能依赖于计量经济学家无法序贯地观察到的许多事情。

需要说明的是,对于处理遗漏变量的各种方法的讨论需要在更高级的课程中予以展开。实验是黄金标准,但有时即使没有明确的实验,观察数据也能用于估计因果效应。

17.8 政策评估

估计某一政策的效果规模的普遍原因是我们正在考虑作一些政策变化。理想的方法是我们可以小规模地做一个实验来估计所提议的政策变化的效应。但正如我们已经知道的那样,有时很难实施相应的实验或者需要花费很大的成本才能实施相应的实验。

有时我们可以找到与我们希望实施的理想实验相似的自然实验(natural experiment)。例如,俄勒冈州在 2008 年向低收入阶层发行了决定是否允许其申请医疗照顾保险(Medicare)的彩票。在发行该彩票一年之后,与不允许申请 Medicare 的控制组成员相比,允许申请 Medicare 的处理组成员明显更可能获得健康保险的保障。[①]

研究人员可以知道处理组成员与控制组成员之间的具体差异。在进行这项研究的第一年内,结果显示,与控制组成员相比,处理组成员的卫生保健利用率更高,个人支付的医疗支出及医疗债务更低,自我报告的身心健康状况更好。人们可以合理地预期,会有更多的人获得申请 Medicare 的机会而得到上述好处。

当然,向人们提供申请 Medicare 的机会并不同于将其扩展到全体国民。在向人们提供申请 Medicare 的机会时,人们仍然会考虑是否选择申请,而且选择申请的人可能在某些相关方面会不同于全体国民。

例子:犯罪与警察

区分相关性分析和因果性分析是非常重要的。经典示例是如果我们观察到在犯罪率高的地区有更多的警察,我们能否得出警察导致犯罪的结论?当然不能。更合理的解释是相反方向的因果性解释:更多的警察被配备到高犯罪率地区,是因为高犯罪率地区有更多的犯罪事件。

如果我们使用统计方法来估计警察数量与犯罪率之间的关系,我们可能发现两者之间的正相关性——更多的警察与更高的犯罪率相联系。然而,对于如果我们有意地将更多的警察配备到特定地区会出现什么情况,警察数量与犯罪率之间的正相关性给不出任何解释。

为了理解警察对犯罪率的因果性效应,我们需要理解:(1)在历史数据中警察是被如何配备到各地区的?(2)向特定地区配备更多的警察是如何改变犯罪率的?

理想情况是,我们可以利用可控实验来确定警察数量是如何影响犯罪率的。不过,有时也会有模拟随机配备警察的“自然实验”。例如,在安全警示显示恐怖活动威胁级别提高的期间,华盛顿特区的警察部门增加了街面警察的数量。两名经济学家研究了增加街警数量期间的犯罪报告的数据,发现犯罪大幅度减少了,尤其是汽车偷盗案件。[②]

---

① Amy Finkelstein et. al., “The Oregon Health Insurance Experiment: Evidence from the First Year”, http://economics.mit.edu/files/6796.

② Jonathan Klick and Alexander Tababrok, “Using Terror Alert Levels to Estimate the Effect of Police on Crime”, *Journal of Law and Economics* 48:1(April 2005), 267—279.

小　结

1. 统计学可用于概括、估计、检验、预测和预计。
2. 当分析者没有将与其他变量相关的重要变量包括在回归方程中时，就出现了遗漏变量偏误。此时，称该遗漏变量为混杂变量。
3. 观察数据只能告诉我们相关性，而我们通常需要利用实验来确定因果性。
4. 然而，有些时候会有对回答我们感兴趣的问题有用的自然实验。
5. 区别适用于整体的政策效应与仅适用于选择参与政策实验的个人群体的政策效应是非常重要的。
6. 一般来说，在评估政策提议时，使用的实验应该尽可能地接近被考虑实施的政策。

复习题

1. 当 1912 年泰坦尼克号沉没时，男性船员和女性船员的幸存率都高于三等客舱乘客的幸存率。然而，三等客舱乘客的整体幸存率高于船员的幸存率。我们将这个现象称为什么？

2. 假设你想检验在你投掷硬币时出现硬币正面的概率等于 1/2 的假说。你投掷了 5 次硬币，每次都出现硬币正面。如果出现硬币正面的真正概率是 1/2，你能看到连续 5 次投掷硬币都出现硬币正面的可能性有多大？

3. 假设我们估计的需求函数的形式为 $x = e^{c+bp}$，其中，p 表示价格，x 表示消费量，b 是参数。这种函数形式被称为什么？