第 3 章和第 4 章中所看到的，这种能力几乎只需要看一眼，就能够从方程所对应的图模型中辨析出来。

5.4 部分概念基础

5.4.1 结构参数真实意味着什么

每一个 SEM 的学生都在他（或她）的职业生涯中遇到过这样的悖论。如果我们将方程

$$y=\beta x+\varepsilon$$

的系数 β 解释为当 X 单位变化时 $E(Y)$ 的变化量，那么，将方程重写为

$$x=(y-\varepsilon)/\beta$$

之后，我们应该把 $1/\beta$ 解释为当 Y 单位变化时 $E(X)$ 的变化量。但这既与直觉相悖，也与模型的预测值矛盾：如果 Y 在原来关于 X 的结构方程中没有作为自变量出现，那么当 Y 单位变化时，$E(X)$ 的变化应该为零。

讲解 SEM 的老师一般通过两种方法来回避这种困境。一种方法是否认 β 有任何因果意义，它只用于纯粹的统计解释，其中 β 度量了由 X 变化所导致的 Y 的变化（例如，参见文献（Muthen, 1987））。另一种方法只允许对那些满足"隔离"条件的系数进行因果解读（Bollen, 1989; James et al., 1982），即解释变量（explanatory variable）必须与方程中的误差不相关。由于 ε 不可能与 X 和 Y 都不相关（或者就像争论的那样），因此 β 和 $1/\beta$ 不可能都有因果意义，悖论也就消失了。

第一个方法是自洽的，但它违背了 SEM 提出者的意图（即 SEM 用于辅助策略的制定），并且也与大多数 SEM 使用者的直觉冲突。第二个方法在逻辑上有些问题。众所周知，每一对二元正态变量（bivariate normal variable）X 和 Y 都可以用两种等价的方式表示

$$y=\beta x+\varepsilon_1 \quad 和 \quad x=\alpha y+\varepsilon_2$$

其中，$\text{cov}(X,\varepsilon_1)=\text{cov}(Y,\varepsilon_2)=0$ 以及 $\alpha=r_{XY}=\beta\sigma_X^2/\sigma_Y^2$。因此，如果条件 $\text{cov}(X,\varepsilon_1)=0$ 赋
159 予 β 因果意义，那么 $\text{cov}(Y,\varepsilon_2)=0$ 也应该赋予 α 因果意义。但是这也与直觉和 SEM 背后的意图矛盾。如果 Y 对于 X 没有因果关系，那么当 Y 单位变化时 $E(X)$ 应该是零，而不是 r_{XY}。

那么结构系数到底意味着什么呢？结构方程本身呢？误差项呢？因果效应的干预解