

纵贯性数据与生长模型在社会科学实证研究中的应用

宋时歌 陈华珊

提要: 这篇文章演示了如何使用纵贯性数据和生长模型来回答关于“变化”和“趋势”的研究问题。首先,我们讨论纵贯性数据在社会学研究中的主要优点;然后,通过比较几种纵贯性数据分析方法,揭示生长模型较之于其他传统方法的主要优势。我们还讨论了简单生长模型的几种延伸,包括对模型中固定效应的延伸和对随机效应的延伸。最后,为了帮助读者更好地理解文中讨论的分析技术,并进而能够在自己的研究中使用这些技术,我们提供了一个简单范例来解释文中提到的主要概念和分析策略。

关键词: 纵贯性数据 生长模型 多层次模型 自回归协方差结构 身高发育 中国健康与营养调查

社会科学研究诸多领域的核心问题都涉及了“发展”、“变化”、“趋势”等动态概念,但是,长时间以来,对于这些动态问题的“动态”特征的讨论与关注在很大程度上局限于理论研究的层次,例如经典社会学理论中,涂尔干对人口增长、劳动分工与社会道德关系的分析。由于定量研究方法发展的相对滞后,绝大多数对“变化”与“发展”的实证分析停留在较低水平。在既往研究中,对于研究对象的动态特性或者只进行简单的描述性分析,或者将其完全忽略,从而将动态社会现象过度简化,以适应静态分析模型的要求。

具体来讲,定量研究方法发展的滞后之处表现在几个方面。首先,研究者不能肯定能否对“变化”和“发展”进行定量研究;其次,研究者无法确定什么样的数据适合研究“变化”与“发展”;最后,研究者缺乏合适的统计模型与分析工具。

虽然社会科学研究者对于研究变化和发展一直都有着浓厚的兴趣,但是真正开始严肃地探究对变化与发展进行严谨的实证研究的可能性则是20世纪60、70年代的事情。在这段时间里,各式各样的新模型和新方法像走马灯一样被提出,然后迅速被人遗忘。以至于许多学者得出结论说对发展与变化进行实证分析是不可能的,与其在这上面

浪费时间不如去研究其他问题,至少要将研究的问题以不同的方式提出,尽可能淡化研究主题中关于变化和趋势的成份(Cronbach & Furby, 1970)。直到20世纪80年代,随着纵贯性数据(重复测量数据)的大量出现和多层次统计模型方法论的成熟与完善,这种情况才发生了根本性的变化。

社会科学研究者所习惯使用的数据是“横截面数据”(cross-sectional data)。尽管“横截面”调查也采用间隔一定时间连续访问的方式,但是在“横截面”调查中采用更换样本的形式,使得每次调查被访问的对象都不相同,因此这样的数据记载的是被访者在某一个时点(通常是被访的时候)的情况,而没有将这个时点作为一个连续过程的一部分去考察。使用这样的数据无法区分“个体间效应”(between effect)和“个体内效应”(within effect),因而无法用来回答关于变化与发展的研究问题。关于这一点,后文还会详细讨论。比横截面数据稍微好一些的是所谓“两波数据”(two-wave data):数据中记录每个被访者在两个时点的信息。如果我们将变化定义为“某个观测值在两个测量点之间的变化”的话(Willett, 1989),那么这种两波数据可以用来很好地描述这个现象。关键的问题在于:如此定义的“变化”实际上剥离了变化过程本身所固有的动态成份,而将其过度简化为两个状态之间的静态比较。首先,在没有关于变化曲线形状的先验知识的情况下,两个时点之间的比较无法揭示出个体变化的轨迹。其次,两个时点之间的比较无法将真正的变化与测量误差区分开来(Singer & Willett, 2003: 10)。只有当被观测者拥有三个或者三个以上时点的数据时,对个体变化的模式与特征进行深入细致的实证研究(Willett, 1997),以及对变化背后所隐藏的社会过程进行因果推论才成为可能。

当越来越多的纵贯性数据出现在研究者视野中时,接下来的问题就是:如何充分地提取与利用隐藏在这些数据中的有关变化与发展的信息?与传统的两波数据研究设计相对应的分析方法是所谓“差异分”(difference score)^①方法:求出两次测量值之差,然后将测量值之差作为因变量而将个体的其他一些特征作为自变量进行回归分析,从而得出哪些因素对个体的变化与发展有着什么样影响的结论。这种方法非

^① 在文献中有时也叫做“变化分”(change score),或者“获得分”(gain score)(Willett, 1988: 363)。

常直观,因而曾经获得过广泛的应用。但是其最大的弱点在于差异分本身是关于变化过程的一个有误差的测量(fallible measure),它包括了两部分的信息:真正的变化和测量误差。魏里特(Willett, 1989)提出了修正的办法,但是这种修正方法需要引入样本之外的信息。从这个意义上讲,对于差异分方法的批评与对这一分析方法所依赖的研究设计和数据格式——两波数据——的批评殊途同归(Willett, 1989: 376)。建议研究者应该尽量避免使用两波数据(以及相应的差异分方法),而采用多波数据(拥有3个或者3个以上观测点的纵贯性数据)和生长模型分析方法。

按照数据收集时间安排的不同,纵贯性数据可以分为固定时点(fixed occasion)与变动时点(varying occasion)数据。收集固定时点数据的时候,对所有被访者的访谈遵守相同的时间安排。也就是说,所有被访者拥有相同数目的观测点,而且在两次相邻测量之间的时间间隔相等。相反,在收集变动时点数据的时候则不必严格遵守上述两个条件。固定时点数据又叫“时间结构数据”(time-structured data),因为从设计到实施,从收集到分析,“时间”这一变量都起着极其重要的作用。从字面上来讲,所有的纵贯性数据都可以称为时间结构数据,无论是固定时点还是变动时点;毕竟,所有的纵贯数据在收集和分析中都离不开“时间”。这里最重要的区别在于我们用以结构化数据的“时间”变量是不是最适合我们分析目的的那一个。一般来说,可以作为“时间”的变量不止一个,有:日历时间、生物年龄、(学校)年级、失业时间,等等。举一个简单例子,如果我们要研究学生学习成绩的变化,最合适的时间变量是学生的年级,而日历时间和生物年龄则不那么重要。在这种情况下,如果我们的研究设计是以年级为基础进行重复测量的(比如说,先测量一年级入学新生的成绩,第二年再测量同一批人在二年级的成绩,等等),那么这样的数据(在满足了其他条件的情况下)就是固定时点数据,也就是时间结构数据。相反,如果我们的研究问题是学生学习成绩变化,但我们的数据是根据生物年龄或者日历时间进行组织结构的,这样的数据就无法称作固定时点数据或者时间结构数据,即使所有其他条件都得到了满足。需要指出的是,在使用纵贯性社会调查数据进行生长分析的时候,我们经常碰到的是第二种情况而不是第一种。

对于固定时点的情形,传统的处理方式是采用重复测量的方差分析,包括一元方差分析(univariate ANOVA)或者多元方差分析

(MANOVA)。但是一元方差分析对不同测量波次的方差协方差进行复杂的约束设置, 否则它所估计的 F 比值检验就会出现正定误差, 造成对零假设的拒绝 (Stevens, 2002)。采用多元方差分析方法尽管能避免上述问题, 但需要对重复测量进行复杂的转换, 并且它所检验的实际上是不同测量之间的对比。无论是一元方差分析还是多元方差分析, 在进行重复测量方差分析模型的时候更大的问题在于其对缺失值的处理。当数据中存在缺失值时, 方差分析模型的处理方式是从数据中剔除带缺失值的个案, 而仅保留完整的个案。这种方式用在抽样调查数据中, 就经常会造成丢弃大部分个案的情形。但是在多层模型的分析框架内, 不论是固定时点还是变动时点, 都可以很好的解决, 并且多层模型可以很方便地引入随时间变化的自变量 (time-varying covariates), 而方差分析模型则做不到这一点。对固定时点数据多元方差分析模型的一个自然延伸是所谓潜变量生长曲线模型 (latent variable growth curve modeling) (Willett & Sayer, 1994; Duncan et al., 1999)。潜变量生长曲线模型属于结构方程模型 (structural equation modeling) 的一种。虽然潜变量生长曲线模型继承了其他固定时点模型对数据结构的各种苛刻条件, 但是一旦这些条件得到满足, 潜变量生长曲线模型是一种非常强大而且灵活的分析工具。最新的研究试图比较这两种研究传统的优劣并且将其结合起来以充分发挥彼此的优势 (Muthen, 2000: 113—140; Heck, 2001: 89—127; Raudenbush, 2001b; Rovine & Molenaar, 2001: 65—96; Curran, 2003; Skjørdal & Rabe-Hesketh, 2004)。由于篇幅限制, 我们这里对基于结构方程模型的潜变量生长曲线模型以及相关研究方法论方面的最新进展无法进一步讨论, 感兴趣的读者可以阅读前面我们列出的相关文献。

一、纵贯性数据与生长模型: 一个假设的例子

(一) 基本模型

作为一个简单的例子, 假设我们希望研究一群被访人在某一个连续性变量 Y 上随时间变化的情况。令 Y_{it} 代表第 i 个被访人在观测点 t 上的测量值 ($t \geq 3$), 令 AGE_{it} 代表该被访人在观测点 t 上的年龄, Y_{it} 与 AGE_{it} 的关系可以用一个简单的线性回归模型来描述:

$$Y_{ii} = \pi_{0i} + \pi_{1i}AGE_i + r_{ii} \quad (1)$$

这里 π_{0i} 是截距, 它代表的是被访人 i 在零岁时 Y 的值;^① π_{1i} 是斜率, 它代表的是被访人 i 在观测期内在 Y 上的变化率。 π_{0i} 和 π_{1i} 合在一起决定了该被访人在 Y 上的“生长轨迹”(growth trajectory)。

在公式(1)中的下标 i 代表的是不同的被访人。也就是说, 通过允许不同的个人的 π_{0i} 和 π_{1i} 彼此不等, 公式(1)所代表的模型允许样本中的每一个被访人拥有独特的生长轨迹。为了解不同个体之间生长轨迹的变异程度, 我们可以进一步将 π_{0i} 和 π_{1i} 分解为两部分:

$$\pi_{0i} = \beta_{00} + \mu_{0i} \quad (2)$$

$$\pi_{1i} = \beta_{10} + \mu_{1i} \quad (3)$$

其中 β_{00} 代表的是总体平均 (population average) 的初始状态, β_{10} 代表的是总体平均的生长速度, 而 μ_{0i} 和 μ_{1i} 代表个体水平的随机误差项, 该误差项符合方差分别为 τ_{00} , τ_{11} , 协方差为 τ_{01} 的二项正态分布。公式(1)、(2)、(3)一起组成了一个简单但是非常强大的生长模型。这个模型非常适合用来回答有关变化与发展的研究问题。

(二) 一些扩展

关于固定效应的一些扩展

由公式(1)、(2)、(3)构成的基本模型可以方便地进行各种各样的扩展, 使之适用于各种各样的研究问题。首先, 个体水平的变量 (individual-level covariates) 可以被加入到公式(2)、(3)中, 这样我们可以检验不同个体之间生长轨迹的变异除了随机误差之外是否还受某些可观测因素的影响。接着上一节的例子, 假如说我们想检测不同个体在 Y 上的生长轨迹的差异是否受被访人性别的影响, 公式(2)、(3)可以被扩充为:

$$\pi_{0i} = \beta_{00} + \beta_{01}SEX + \mu_{0i} \quad (4)$$

$$\pi_{1i} = \beta_{10} + \beta_{11}SEX + \mu_{1i} \quad (5)$$

同理, 其他个体水平(第二层)的变量可以容易地加入模型中去, 并使用常用的统计检验方法来检验这些变量是否具有显著作用。这样,

^① 辛格和魏里特 (Singer & Willett, 2003) 建议模型中使用 $(AGE-1)$ 而不是直接使用 AGE , 这样可以使第一层模型的截距所代表的含义更加清楚。在多层模型中, 这个问题通常称为“中心化”(centering)。关于这个问题的更多讨论见 Krefl et al., 1995。

公式(1)(4)(5)构成的新模型是对简单生长模型的第一种重要的扩展。更进一步,方程(4)(5)中的截距与斜率参数可以作为更高层次(比如家庭层次、社区层次、地域层次等)模型的因变量,从而将这个两层的基本生长模型扩展到三层、四层甚至更高层中去。^①

在公式(1)中,我们假设个体的生长轨迹是线性的(Y 与年龄的关系使用线性回归描述)。这是一个方便的假设,但并不总是符合实际情况。在生长分析中,生长轨迹的确定是所有后续分析与假设检验的基础,因而有着极其重要的意义。作为生长分析的第一步,就是利用探索性数据分析的手段(散点图、曲线图和平滑曲线图等等)对样本生长轨迹获得一个直观的了解。然后在这一了解的指导下,尝试使用不同形状的曲线进行拟和,然后比较各自对数据的拟合程度。除了线性模型之外,在文献中经常见到的还有二次模型[在方程(1)中再加入一个年龄的平方项],三次和三次分段线性模型,等等。需要注意的是,数据中每一个体拥有的重复观测点数目越多,研究者在选择生长轨迹时的灵活性越大。如果数据中每一个体只有三个观测点的话,为了使模型能够被确定,研究者没有什么选择只能使用线性生长模型;如果每一个体有了四个或者五个观测点的话,那么拟合二次生长模型就成为可能;想拟合更为复杂的模型就需要更多的观测点。

关于随机效应的扩展:不同的协方差结构

上面提到的两种主要扩展都是针对生长模型中的固定效应(fixed effects)展开的;针对模型中的随机效应(random effects),也可以作一些重要的扩展。首先,我们可以选择哪些自变量在拥有固定效应之外还应该拥有随机效应。以我们前面讨论过的由公式(1)(2)(3)或者公式(1)(4)(5)构成的生长分析模型中,我们允许决定生长轨迹的所有参数(截距和斜率)在不同观测个体之间随机变化。这种设定非常灵活,但这种灵活性不是没有代价的。模型中随机效应越多,模型估计的时候遇到数值问题的可能性越大,模型估计难度越高。如果这种情况发生,

① 像使用其他统计模型一样,这里需要考虑的核心问题是模型的准确性(accuracy)与简约性(parsimony)之间的平衡。任意忽略多层次数据中的某些嵌套关系会导致模型与现实脱节,从而不能准确地反映现实(Moerbeek, 2004);相反,不加选择地将现实世界中的嵌套关系直接地翻译到统计模型中则失去了使用统计模型来研究社会的根本意义;将纷繁复杂的社会想象用简约而优美的方式描述出来。从计算的角度来看,三层以上模型(特别是如果涉及到很多跨层交互项的情况下)在估计时比较容易碰到数值问题,而且得到的模型(由于多元交互项的存在)比较难于理解、解释。

研究者将不得不找出到底是哪一个随机效应导致的数值问题, 并从模型中将该随机效应移除, 只估计该变量的固定效应。在研究中也有可能发生某随机效应没有统计显著性的可能, 在这种情况下, 为了模型的简约性, 研究者也可以将不显著的随机效应从模型中移除。在涉及多层嵌套结构的生长模型中, 由于模型规模增大, 模型复杂性提高, 仔细地选择模型中随机效应就变得非常重要了。

作为多层统计模型的一员, 生长模型对个体内部 (within individual) 在不同时间点的残差分布遵循一定的模式。如果我们将构成生长模型的第一层和第二层模型合起来的话, 这一点更加清楚:

$$Y_{it} = (\beta_{00} + \beta_{01}SEX_i + \beta_{10}AGE_t + \beta_{11}SEX_i \circ AGE_t) + (\mu_{0i} + \mu_{1i}AGE_t + r_{it}) \quad (6)$$

令:

$$\epsilon_{it} = \mu_{0i} + \mu_{1i}AGE_t + r_{it}$$

则方程(6)变成了我们熟悉的多重回归的形式:

$$Y_{it} = (\beta_{00} + \beta_{01}SEX_i + \beta_{10}AGE_t + \beta_{11}SEX_i \circ AGE_t) + \epsilon_{it} \quad (7)$$

与多重回归不同的是, 方程(7)中的误差项由三个不同的部分组成, 因此它的方差 协方差矩阵是分块对角矩阵 (block diagonal matrix), 其中个体内 (within person) 的方差和协方差都为非零值, 但不同个体之间协方差为零。方程(7)的误差项方差协方差矩阵可以写成:

$$\epsilon: N \left[0, \begin{bmatrix} \sum_r & 0 & 0 & L & 0 \\ 0 & \sum_r & 0 & L & 0 \\ 0 & 0 & \sum_r & L & 0 \\ M & M & M & O & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sum_r \end{bmatrix} \right] \quad (8)$$

其中:

$$\sum_R = \begin{bmatrix} \sigma_{r_1}^2 & \sigma_{r_1 r_2} & \sigma_{r_1 r_3} & \sigma_{r_1 r_4} \\ \sigma_{r_2 r_1} & \sigma_{r_2}^2 & \sigma_{r_2 r_3} & \sigma_{r_2 r_4} \\ \sigma_{r_3 r_1} & \sigma_{r_3 r_2} & \sigma_{r_3}^2 & \sigma_{r_3 r_4} \\ \sigma_{r_4 r_1} & \sigma_{r_4 r_2} & \sigma_{r_4 r_3} & \sigma_{r_4}^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中:

$$\sigma_{r_j}^2 = \text{Var}(\mu_{0i} + \mu_{1i}AGE_t + r_{it}) = \sigma_r^2 + \sigma_0^2 + 2\sigma_{01}AGE_t + \sigma_1^2AGE_t^2 \quad (10)$$

而:

$$\sigma_{r_{it}r_{it'}} = \sigma_0^2 + \sigma_{01}(AGE_t + AGE_{t'}) + \sigma_1^2AGE_t \cdot AGE_{t'} \quad (11)$$

这里 σ_r^2 代表个体内方差, σ_0^2 代表 μ_{0i} 项[在方程(4)中]的方差, σ_1^2 代表 μ_{1i} 项[在方程(5)中]的方差, 而 σ_{01} 代表 μ_{0i} 和 μ_{1i} 的协方差。

以上关于误差方差和协方差结构的设定非常灵活, 它允许模型中存在异方差 (heteroscedasticity) 和自相关 (autocorrelation)。研究者需要提出的问题是: 上述的方差/协方差矩阵的设定是否在研究某一个具体问题的时候合情合理, 以及它对数据的拟合是否优于其他模型设定。对于纵贯性数据来说, 个体内重复测量的数据存在高度的自相关性。在生长模型和多层模型中, 我们可以明确地使用这种自相关结构来构造误差的方差/协方差结构。其中, 经常被提到的协方差结构是所谓“一阶自回归协方差结构” (first-order autoregressive error covariance structure)。该模型中的方差/协方差矩阵由两个参数决定: 剩余方差 σ^2 和自相关系数 ρ 。新的方差/协方差矩阵看起来是这个样子:

$$\Sigma_r = \begin{bmatrix} \sigma^2 & \sigma^2 \rho & \sigma^2 \rho^2 & \sigma^2 \rho^3 \\ \sigma^2 \rho & \sigma^2 & \sigma^2 \rho & \sigma^2 \rho^2 \\ \sigma^2 \rho^2 & \sigma^2 \rho & \sigma^2 & \sigma^2 \rho \\ \sigma^2 \rho^3 & \sigma^2 \rho^2 & \sigma^2 \rho & \sigma^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

比较公式(12)所描述的自相关协方差结构与公式(9)与(11)所描述的协方差结构可以得出几个重要的结论。首先, 自相关协方差结构是一个简约的设定, 它只需要顾及两个参数(而标准多层模型的协方差结构由四个参数决定)。其次, 由于自相关系数 ρ 取值范围为 $[-1, 1]$, 公式(12)所描述的模式是: (1)个体内误差项的方差不变, (2)个体内误差项的协方差随着与主对角线的距离增加而递减。这一特殊的模式在实际研究中非常有吸引力, 因为常识告诉我们: 对于同一个体进行测量时, 在控制了所有可以控制的因素之后, 相距较近两个测量点要比相距较远的测量点更为相似。

采用不同协方差结构的生长模型可以使用常用的 *AIC* 或者 *BIC* 进行比较。

(三) 生长分析所需数据结构

使用多层模型进行生长分析需要所谓的“长型”数据, 又叫“一元数据”(univariate data structure),^① 以别于“宽型”数据, 或者叫“多元数据”(multivariate data structure)。^② 举一个简单的例子, 假如我们要测量一群儿童在 1—4 岁时的身高, 为简单起见, 假设我们的数据中只记录两种信息: 儿童的编号和儿童在 1—4 岁这 4 个测量点上的身高测量(以厘米为单位)。我们的数据可以是这个样子(见表 1):

表 1 长型(一元数据)示例 1

ID	H1	H2	H3	H4
1	72	80	91	100
2	68	74	80	91
3	80	92	100	109
...

其中, ID 是儿童的编号, 变量 $H1$ 到 $H4$ 纪录了儿童从 1 到 4 岁的身高。在这个数据中, 每一个儿童在数据中占一个记录, 每一次身高测量以一个单独的变量的形式出现, 有多少次测量就会有多个变量与之相对应。这是一个典型的“宽型”数据。

上述信息还可以另一种形式出现(见表 2)。

其中, ID 仍然是儿童的编号; AGE 是一个新出现的变量, 代表的是儿童在某一个时间点上的年龄; 旧数据中的 $H1$ 到 $H4$ 被合并为另外一个新变量 H 。数据中每条记录记载的是儿童在某一观测点的情况; 由于我们研究中每个儿童有多个观测点, 所以每个儿童的信息占据了数据中的多个记录。^③ 这是一个典型的“长型数据”例子。使用多层模

① 长形数据的另外一个名字叫“人年数据”(person-year data), 是离散时间生存分析中常用的术语。离散时间生存分析中的第一步是要将数据中记录的生存时间从连续形式转为离散形式(如果原始变量为连续变量的话), 第二步就是按照生存时间长短在数据中生成新的纪录, 这样, 如果一个癌症病人从开始观察起生存了 5 年, 并且记录间隔为 1 年, 那么他在新生成的人年数据中将会有五个记录。

② 多元数据是基于结构方程模型的潜变量生长曲线模型使用的标准数据类型。

③ 在这个简单的例子中, 我们假设所有儿童拥有相同数目的观测点, 而且在每一个观测点上所有儿童的年龄是相同的。我们称这种数据为“均衡”数据(balanced data)。后面我们会提到, 均衡数据是很多其他统计模型所必需的, 但并不包括基于多层模型的生长模型。

型进行生长分析的时候需要首先将宽型数据转换为长型数据。

二、关于生长模型的一些问题

对于习惯了使用多重回归模型分析横断面数据的社会科学研究人员来说,纵贯性数据和生长分析代表了一种非常不同的思路,因而也经常容易犯一些不该犯的错误。这里我们着重讨论两方面的问题。

(一)关于标准化

标准化是多重回归分析中十分常见的一种技术。标准化技术的倡导者认为在回归分析中使用标准化技术可以:(1)比较不同自变量的相对重要性;(2)使跨样本比较成为可能。但是事实证明,这两种观点都是站不住脚的。首先,在任何统计模型中,只有那些具有相同测量尺度的变量的效果可以进行直接比较,而标准化并没有增加任何信息从而使那些测量尺度不同的变量具有可比性。^① 第二,标准化不但没有帮助跨样本比较,由于不适当地将样本分布差异引入分析之中,反而使这种比较更加困难。具体来讲可以有两种错误:(1)某一个回归系数在两个比较样本中的强度相同,但是由于因变量或者某一个自变量在两个样本中的分布不同而导致标准化之后的回归系数大相径庭;(2)某一个回归系数在两个比较样本中强度不同,但是由于相关变量分布差异而导致标准化回归系数相同(Willett et al. 1998)。无论哪种情况发生,研究者都会被错误的统计方法导致的错误结论所误导。

除了上述这些普通问题之外,标准化在生长分析中还会导致一些

ID	AGE	H
1	1	72
1	2	80
1	3	91
1	4	100
2	1	68
2	2	74
2	3	80
2	4	91
3	1	80
3	2	92
3	3	100
3	4	109
...

① 举一个简单的例子,假如我们在研究收入的时候希望通过标准化技术来比较变量“性别”和“教育程度”对收入大小的影响。如果我们的结果显示,经过标准化的性别这个变量一个标准差的变化比经过标准化的收入这个变量一个标准差的变化对收入影响更大,我们能够由此得出结论说对于收入获得来说,性别比教育更为重要吗?

额外的困难。在纵贯性分析中进行标准化最常用的方法是在每一“波”数据内部进行标准化。适合使用生长分析进行研究的 社会现象一般都有一个特征：它们在不断地“生长”，一种说法就是，我们研究对象的均值与标准差在不同的数据波之间均会发生变化。借用前面儿童身高的例子，样本中的儿童在第一次测量时（1 岁时）身高的均值和标准差均比第二次要小；第二次又会比第三次要小。在这种情况下，对纵贯性数据进行波内标准化人为地增加了早期观测数据中（比如说，1 岁时儿童的身高测量）的变异程度而减少了后面数据中的变异程度。如此得到的生长曲线与使用原始数据得到的生长曲线很少相似之处，容易导致错误结论的产生。进一步说，假如我们的观测样本在不同波之间有变化，而且这种变化不是随机发生（两种最重要的样本变化原因是：（1）旧样本的流失；（2）新样本的加入），那么波内标准化赖以实行的均值和标准差在不同数据波内计算的时候将基于不同的样本，这样，经过波内标准化的系数在不同波之间将不具有可比性，这为本来就很严重的问题来说无疑是雪上加霜。

还有一种标准化方式值得一提。在使用横截面数据研究儿童生长发育的时候，为了衡量儿童发育是否正常，需要将测量到的儿童身高数据与一个经过年龄和性别标准化标准参照身高进行对比。具体的做法是根据如下公式：

$$z_i = \frac{Y_{isa} - H_{sa}}{\sigma_{sa}}$$

这里 z_i 代表的是第 i 个儿童经过标准化的身高（ z 值）， Y_{isa} 代表的是性别为 s ，年龄为 a 的第 i 个儿童的身高， H_{sa} 代表的是国际参照人群中性别为 s 年龄为 a 的所有儿童身高的中位数， σ_{sa} 代表的是在这一参照人口中性别为 s 年龄为 a 的所有儿童身高的标准差。这里，由于标准化依据的参数（中位数和标准差）来自样本之外，因此避免了我们前面提到的许多问题。特别值得一提的是，由于在标准化过程中采用了标准参照人群，经过标准化处理的结构系数（比如说，回归系数）可以进行跨样本的比较、检验。^①

当我们从横截面数据的分析转移到纵贯性数据的分析的时候，这种以标准参照人群为基准的标准化方法出现了困难。简单地说，标准

^① 使用这种方法进行对比分析的一个优秀范例见 Bugard, 2002。

化将原始数据中所包含的生长信息从绝对尺度转化为相对尺度(相对于所选用的标准参照人群),从而将时间结构从数据中摘除。换句话说,标准化将儿童身高测量从厘米、英尺之类的绝对单位变成了没有度量单位、本身没有独立意义的一系列离差。我们讲儿童身高与他们的年龄有着因果关系,因为除了一些极其特殊的例子之外,儿童要随着年龄的增长而长身体。有了这种认识,我们以年龄为自变量通过建立回归模型来解释身高变化的做法才是有意义的。通过标准化身高而得到的 z 值与年龄则没有这种因果关系,我们没有任何理由预期随着年龄的增长,儿童的身高与标准身高的差异会增大或者减小。在这种情况下进行回归分析(以 z 值为因变量,以年龄为自变量)也就不会揭示太多关于儿童成长发育过程规律性的东西。

为什么在横截面数据分析中非常有效的标准化方法在纵贯性数据分析中会带来这许多问题呢?究其原因,横截面数据本身不包含系统性的生长信息。如果不引入样本之外的额外信息(经过年龄和性别标准化处理的标准参照身高),横截面数据本身无法回答任何有关生长的研究问题。在这种情况下,使用标准参照人群的生长信息进行标准化这种做法的实质是借用这个标准对比人群的生长轨迹,将我们手中所掌握的横截面数据中零零碎碎的生长信息系统化和“纵贯化”。这种做法的合理性依靠一个强假设:标准参照人群的生长曲线所代表的生长轨迹代表了一种普适的、放之四海而皆准的标准。以前面儿童发育的例子,接受这个假设等于承认所有儿童,不论其种族、民族、文化背景、地域和地理环境等种种因素,他们的身高发育轨迹都可以使用那个标准参照人群的发育轨迹来加以判断、衡量。需要指出的是,即使通过标准化生长变量而引入了额外信息,使用横截面数据也只能回答非常有限的一些研究问题:与标准参照人群相比,某被访者的生长状态是正常、超前、还是落后?与之形成鲜明对比的是,纵贯性数据本身提供了极其丰富的生长信息,我们可以直接拟合出样本中每一个体的完整的生长轨迹、中心趋势,以及变异程度,并找出其影响因素。在此基础上,如果我们希望比较被研究群体的生长轨迹与标准参照群体生长轨迹的异同,我们可以将他们放在同一个曲线图中(以年龄为 X 轴,以身高为 Y 轴),通过图示的方式直观地看出不同生长轨迹的相同之处和不同之处;而不是削足适履用标准化这种方法试图将一条条包含丰富信息的独特的生长轨迹强行纳入标准参照人群的生长轨迹这个参照系统之

中去。

(二)不同的方差协方差结构对模型的影响

前面提到,生长分析与普通多层分析一个最大不同之处在于生长分析所使用的纵贯性数据有时间顺序。这一点在进行数据分析和模型建立的时候需要考虑进去。这种考虑具体地反映到对生长模型中误差项的方差/协方差结构的选择上。前面我们讨论了两种常用的方差/协方差结构:多层模型默认的协方差结构和一阶自回归协方差结构。除此两种之外,还有许多种协方差模型可供研究者选择(Singer & Willett, 2003: 258—259)。面对诸多选择,研究者会问一个问题:如果没有找到最符合需要的协方差结构的话,我们的生长模型会受到什么影响?特别是,模型中的固定效应参数的估计是否会产生偏差?一般说来,选择不同的协方差结构不会对固定效应参数估计产生显著的影响;但是,选择合适的协方差结构会提高参数估计的精度(Goldstein et al., 1994; Singer & Willett, 2003)。这一点在我们后面的实例中可以看到。

三、一个生长模型的例子:中国儿童的身高发育

作为本文的最后一部分,我们使用宋时歌(Song, 2005)研究中所使用的部分数据来演示如何使用生长模型来分析中国儿童的身高发育。我们的目的并不是想通过这个研究作出新的发现或者验证什么假设;相反,我们将它作为一个教学例子,希望通过这个例子来说明使用纵贯性数据和生长模型进行实证研究过程中需要遵循的一般原则和步骤。出于这个目的,我们只简单地介绍一下研究目的、使用的数据和变量,然后将主要精力放在模型选择、参数解释和结果讨论上面。^①

(一)研究目的、数据、变量

本研究主要目的是比较中国当代0—18岁男女儿童在1989—2000

^① 感兴趣的读者可以向作者索取本文使用的数据和R以及Stata程序。

年之间身高发育模式。^①

本研究所使用的数据来自“中国健康与营养调查”(CHNS)。这是由美国卡罗来纳人口研究中心、中国疾病与控制中心和中国营养与食品安全研究所共同进行的一个纵贯性研究。到目前为止,该研究已经发布了五波数据(1989, 1991, 1993, 1997, 2000)。我们这里选择的是样本中 1989 年年龄在 0—7 岁的儿童。研究中的因变量是中选儿童在 5 个观测点上的身高测量(以厘米为单位)。出于本文前面讨论的原因,我们没有对身高测量进行任何标准化处理而直接采用原始身高测量。

(二)探索性数据分析

第一步是对数据进行探索性分析。这里最重要的探索性分析是每一个儿童的生长曲线,如图 1 所示。

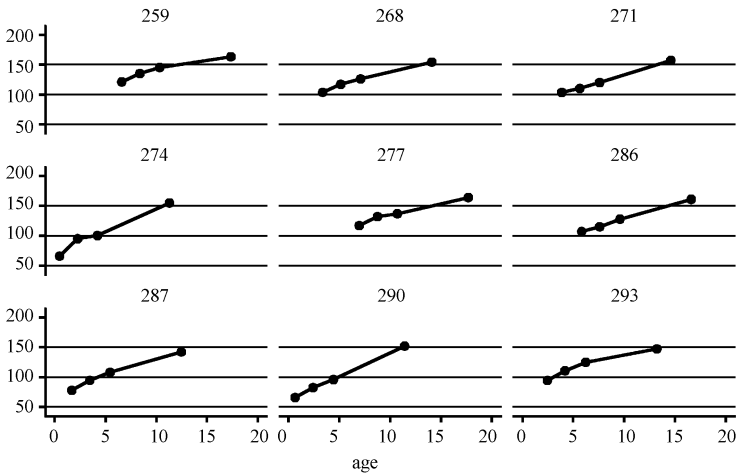


图 1 经过非参数平滑处理的儿童身高与年龄关系(几个随机选取的儿童)

由于我们的样本量相当大,不可能将所有儿童的生长曲线一一列

① 为了使我们的演示简明易懂,我们这里呈现的结果只是宋时歌(Song 2005)所进行的研究中很小的一部分。具体来说,我们忽略了家庭水平和社区水平的影响因素,仅仅考虑了观测水平(第一层)和儿童水平(第二层)的两个变量:年龄和性别。这样做省去了在模型中处理高维交互项和处理缺失值(在这个数据中缺失值的发生主要在家庭和社区水平上)这两项繁琐的工作,从而使得参数解释和结果讨论简明易懂。

出,因此我们随机地挑选了9个儿童,将他们身高的生长曲线以非参数平滑的方式描绘出来。从这个儿童的生长曲线可以看出,尽管有些儿童的生长曲线可以近似地看作一条直线($ID=271, 286, 290$),另外一些儿童的生长曲线表现出较明显的非线性模式($ID=259, 268, 274, 277, 287, 293$)。我们在进行生长分析的时候有必要尝试不同类型的生长曲线,并比较看哪种曲线对数据拟合得最好。

(三)模型选择

下一步是确定生长曲线的形状。由于没有很强的理论来指导我们的选择,这里我们采用数据驱动的办法(*data-driven approach*),也就是说,我们将估计几个不同的模型,然后根据不同模型对数据的拟合度来决定采用哪种生长曲线。在这个简单的例子里,我们需要决定:(1)模型的固定效应部分应该如何设定;(2)模型的随机效应部分应该如何设定。这里,固定效应的设定第一步是确定公式(1)中的 AGE 以什么形式进入模型的固定效应部分。我们将考察线性生长、二次曲线生长、三次曲线生长、四次以及更高次曲线生长模式。在确定了基本生长曲线之后,第二步是考察其他自变量如何影响生长曲线。在这个简单演示中,我们将只考虑性别这个变量的作用。

在确定了固定效应部分设定之后,下一步要对模型的随机部分进行处理。模型的随机部分的设定也需要分两部分进行。首先,我们要决定是否允许那些决定儿童生长轨迹的年龄变量(AGE 的一次项、二次项、三次项等)在不同儿童之间随机变化。由于在我们的数据中,每一个儿童最多只有5个观测值,为了使模型能够被确定,模型的随机部分中最多只能允许两个年龄变量(AGE 和 AGE^2)同时在模型中存在。我们还需要选择最佳的模型误差的方差/协方差结构。在本文这个简单的例子中,我们在拟合得最好的模型基础上保留所有的固定效应项,然后将模型中的协方差结构用一阶自回归结构($AR(1)$)替换掉,然后比较看新模型对数据的拟合是提高了还是降低了。

所有模型采用限制最大似然法($REML$; *Restricted Maximum Likelihood Estimation*)进行估计。模型选择采用 AIC 和 BIC 统计量(Akaike, 1973; Raftery, 1995: 111-164)。表3报告了13个模型四方面的信息(见表3):似然方程的对数值、自由度、 AIC 和 BIC 统计量。模型选择主要是根据 AIC 和 BIC 的变化进行的; AIC 和 BIC 的值越小,模型

对数据的拟合越好。^① 模型 1 到模型 5 专注于生长曲线固定效应的确定。我们可以看到, 随着年龄高次项的不断加入, 模型拟合度也在不断改善, *AIC* 从线性模型(模型 1)的 78216 降低到四次模型(模型 4)的 75262; *BIC* 从线性模型的 78246 降低到四次模型的 75313。从 *AIC* 和 *BIC* 来判断, 四次模型是拟合得最好的模型; 更高次项的加入不但没有进一步提高, 反而降低了模型拟合度(*AIC* 从四次模型的 75262 升到了五次模型的 75283, *BIC* 从四次模型的 75313 升到了五次模型的 75341)。

表 3 模型选择: 确定生长曲线的形状

模型	Log Likelihood	D. F	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>
模型 1: <i>AGE</i>	-39104	4	78216	78246
模型 2: 模型 1+ <i>AGE</i> ²	-37926	5	75862	75899
模型 3: 模型 2+ <i>AGE</i> ³	-37873	6	75758	75803
模型 4: 模型 3+ <i>AGE</i> ⁴	-37624	7	75262	75313
模型 5: 模型 4+ <i>AGE</i> ⁵	-37633	8	75283	75341
模型 6: 模型 4+ <i>AGE</i> 随机效应	-37359	8	74734	74793
模型 7: 模型 6+ <i>AGE</i> ² 随机效应	-37357	9	74733	74799
模型 8: 模型 7+ <i>BOY</i>	-37345	10	74710	74784
模型 9: 模型 8+ <i>AGE</i> × <i>BOY</i>	-37348	11	74718	74798
模型 10: 模型 9+ <i>AGE</i> ² × <i>BOY</i>	-37274	12	74573	74661
模型 11: 模型 10+ <i>AGE</i> ³ × <i>BOY</i>	-37220	13	74466	74561
模型 12: 模型 11+ <i>AGE</i> ⁴ × <i>BOY</i>	-37226	14	74480	74583
模型 13: 模型 11 固定效应+ <i>AR</i> (1) 协方差结构	-37360	11	74743	74824

模型 6 和模型 7 在固定效应拟合最好的模型(模型 4)基础上检验年龄的一次项与二次项的随机效应是否显著。前面提到, 受到我们使用的数据的局限, 我们无法比较更多年龄项的随机效应。结果显示, 允

^① 在绝大多数情况下, 使用 *AIC* 和 *BIC* 所得到的关于模型选择的结论高度一致(如本文的例子)。在极少数情况下, 这两种统计量会得到稍微不同的结论。如果这种情况发生, 研究者或者再使用其他统计量进行验证, 或者根据专业知识, 选择理论上更有说服力的那个模型。

许年龄项在不同儿童之间随机变化显著地改善了模型整体拟合度 (AIC 从模型 4 的 75262 降低到了模型 6 的 74734, BIC 从模型 4 的 75313 降低到了模型 6 的 74793)。在加入年龄的二次项的随机效应之后, AIC 与 BIC 给出了矛盾的结果: AIC 从模型 6 的 74734 降低到了模型 7 的 74733, 而 BIC 则从模型 6 的 74793 升高到了 74799。尽管有这些细微的差别, 模型 6 和模型 7 在模型拟合方面没有太大的变化。

模型 9 到模型 12 在模型 7 的基础上进一步考察儿童的性别这一变量如何影响他们身高的生长轨迹。用生长模型或者多层模型的术语来说, 这里的性别变量是个体层次变量 (individual-level covariate), 相对于年龄这一观测层次变量 (observation-level covariate)。在真正的社会科学研究模型中一般会有不止一个个体层次变量, 经常会有更高层次的变量, 比如家庭层次和社区层次, 被用来解释不同个体之间生长轨迹的变化。模型 8 是在模型 7 的基础上加入了性别变量的主效应。这一模型假设男女儿童的身高只在出生的时候 (初始状态) 有系统性的差别, 而在以后的发育过程中没有显著的性别差异。我们可以看到, 在加入了性别变量的主效应之后, 模型拟合有一定程度的改善 (AIC 从模型 7 的 74733 降低到 74710, BIC 从模型 7 的 74799 降低到 74784)。

在下面几个模型中, 我们假设男女儿童不仅在出生的时候有身高差别, 并且在后天的身高发育上也有系统的差别; 这几个模型不同的地方在于对这种后天差别模式的设定上: 模型 9 假设性别差异只影响身高发育的线性模式而模型中所有高次项所代表的对这种线性模式的各种微调与修正则不受性别差异的作用。 AIC 和 BIC 一致显示这种假设是不受数据支持的 (AIC 从模型 8 的 74710 增加到 74718, 而 BIC 则从 74784 增加到 74798)。模型 10 假设身高发育方面的性别差异不仅体现在初始状态和线性趋势方面, 而且体现在年龄的二次扰动项上。 AIC 和 BIC 显示这一模型的拟合不但显著好于模型 8 和模型 9, 而且显著好于模型 7 和模型 6 (AIC 降至 74573, BIC 降至 74661), 为迄今为止所有模型当中拟合最好的模型。

进一步地, 在加入了性别与年龄三次项的交互作用后, 模型 11 的拟合度进一步提高 (AIC 从模型 10 的 74573 降至 74466, BIC 从 74661 降至 74561)。模型 12 显示, 年龄四次项的交互项不但没有进一步改善模型拟合程度, 反而导致模型拟合的降低 (AIC 升至 74480, BIC 升至 74583)。应该指出的是, 虽然模型 12 的拟合不如模型 11, 但是仍然优

于其他所有模型。模型 13 在模型 11 所有固定效应的基础上加入了一阶自回归协方差模型。由于模型 11 的协方差结构由四个参数构成, 而模型 13 的协方差结构由两个参数构成, 因此模型自由度从模型 11 的 13 降到模型 13 的 11。模型 13 对数据的拟合 ($AIC=74743$, $BIC=74824$) 要优于模型 1 到模型 5 (没有随机效应的模型), 但是不如模型 6 到模型 12 (加入随机效应之后的模型)。因此我们的最佳模型是模型 11。

(四) 分析与讨论

表 4 展示了拟合最好的模型和对自回归效应进行特殊处理的模型——模型 11 和模型 13——的参数估计结果。正如我们在前面提到的, 不同的协方差结构对固定效应的参数估计影响很小。表面上看, 两个模型最大不同之处在于模型 11 的随机效应部分包括四项: AGE 的随机效应, $AGE2$ 的随机效应, 截距的随机效应和残差; 而模型 13 的随机效应只包括两项: 残差和自相关系数 ρ 。值得注意的是, 模型 13 的标准差一般要比模型 11 的标准差稍大, 从另外一个角度说明简单的 $AR(1)$ 协方差结构对数据的拟合不如普通多层模型的协方差结构。

正如我们前面讨论过的, 生长轨迹由初始状态和生长速度这两组参数决定。生长轨迹的初始状态由模型的截距决定。由于我们在模型中引入了儿童性别这一二分变量, 男孩和女孩拥有不同的截距。根据模型 11, 零岁女婴的平均身高为 58.55 厘米, 而男婴为 $58.55+1.69=60.24$ 厘米。模型 13 给出非常相近的结果。

在我们的模型中, 生长速度由四个参数同时决定: 年龄的一次项、二次项、三次项、四次项。让 GR_t 代表儿童在年龄 t 上的生长速度, π_{1i} 到 π_{4i} 代表年龄一次项、二次项、三次项、四次项的系数 (Raudenbush & Bryk, 2002: 171):

$$GR_t = \pi_{1i} + 2\pi_{2i} \cdot ACE_t + 3\pi_{3i} \cdot ACE_t^2 + 4\pi_{4i} \cdot ACE_t^3$$

同样, 由于儿童性别这一变量及其与模型中其他自变量的交互项的存在, 男女孩童拥有不同的生长速度。举例来说, 根据模型 11, 一个两岁女童的生长速度为 $13.02 - 2 \times 1.23 \times 2 + 3 \times .09 \times 4 = 9.18$ 厘米/年; 相应地, 一个两岁男婴生长速度为 $(13.02 + 1.69) + 2 \times (-1.23 + .94) \times 2 + 3 \times (.09 + .01) \times 4 = 14.75$ 厘米/年。模型 13 给出非常相近的结果。如果我们针对每个年龄组重复以上计算, 就得到了根据我

们的生长模型预测出的男女儿童身高发育生长轨迹,如图 2 所示。

表 4 中国儿童身高发育生长模型参数估计

	模型 11(默认协方差结构)	模型 13(AR(1)协方差结构)
固定效应		
<i>AGE</i>	13.02 (.22)	12.96 (.23)
<i>AGE</i> ²	-1.23 (.05)	-1.21 (.05)
<i>AGE</i> ³	0.09 (.00)	0.09 (.00)
<i>AGE</i> ⁴	0.00 (.00)	0.00 (.00)
<i>BOY</i>	1.69 (.30)	1.75 (.34)
<i>AGE</i> × <i>BOY</i>	0.94 (.19)	1.03 (.21)
<i>AGE</i> ² × <i>BOY</i>	-0.22 (.03)	-0.24 (.03)
<i>AGE</i> ³ × <i>BOY</i>	0.01 (.00)	0.01 (.00)
截距	58.55 (.36)	58.42 (.40)
随机效应		
<i>AGE</i>	0.45 (.01)	
<i>AGE</i> ²	0.00 (.06)	
截距	5.40 (.10)	0.71 (.01)
残差	4.02 (.04)	7.53 (.07)
个体总数	4457	4457
观测值总数	11582	11582
<i>AIC</i>	74465.58	74742.61
<i>BIC</i>	74561.22	74823.53

在模型 11 中,截距、年龄的一次项和二次项的随机效应都非常显

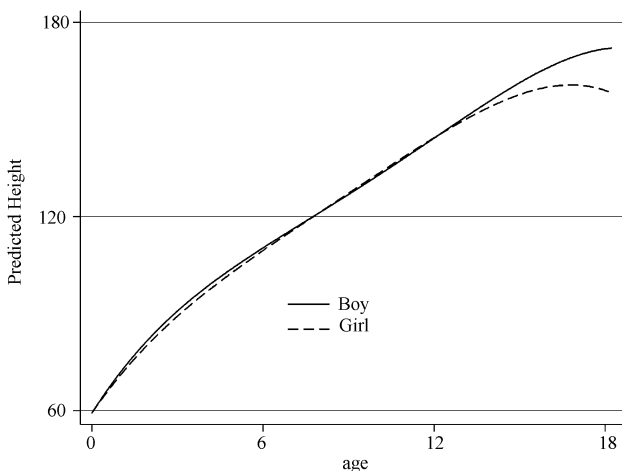


图2 中国0—18岁男孩与女孩身高发育的生长曲线预测值

著, 显示出这些效应在不同儿童之间有相当程度的变异。模型11和模型13的生育残差标准差显示出相当大的差异。在模型11中的残差标准差为4.04, 而在模型13中的残差标准差为101.62。考虑到表1中AIC和BIC显示出这两个模型拟合度之间很小的差异, 这两个模型残差标准差之间显著的差异表明自回归协方差结构和年龄的随机效应都非常重要。因此, 在下一步的分析中, 建立一个同时包含自回归协方差结构和年龄随机效应的模型也许会进一步改进数据拟合程度。

四、结 论

通过简要地介绍社会科学实证研究者在过去半个世纪对于涉及到“变化”和“趋势”这类研究问题进行探索的历程, 我们在本文中试图说明为什么纵贯性数据和生长分析是处理这类问题的最佳工具。作为结束语, 我们希望在这里再强调一下贯穿本文的几个要点。首先, 进行有关变化和趋势的研究必须使用拥有三波以上观测点的纵贯性数据。传统的横截面数据和两波数据没有包含足够的生长信息来回答上述问题。文献中现有的一些通过引入样本之外的信息以达到使用横截面数据或者两波数据来研究变化趋势的方法都是一些权宜之计, 一般都要

依靠强假设才能够成立,而且能够回答的研究问题范围有限。其次,对纵贯性数据进行分析最有力的工具之一(当我们关注的变量是连续变量的情况下)是基于多层分析模型的生长模型。基于多层模型的生长模型与其他分析框架(比如说,基于结构方程模型的潜变量生长曲线模型)相比有一些重要的特点。

基于多层模型的生长模型最重要的一个优点是它对各种不规则的数据结构(缺失值、观测时点数不相同、观测时点之间间隔不等,等等)有很强的处理能力。这一点对于严重依赖抽样调查而不是实验或者拟实验方法的社会学研究者尤其重要。由于抽样调查规模大、费用高、组织工作困难等客观原因,通过抽样调查获得的纵贯性数据比通过实验或者拟实验方法获得的数据更容易产生这样或那样的数据缺漏和问题;通常情况下,在发现数据缺漏之后,研究人员只能依靠在后期数据分析时通过统计技术想办法进行补救。许多分析方法(*ANOVA* 和 *MANOVA*)需要完全平衡数据,这对于通过抽样调查得到的数据来说几乎是不可能做到的。在这种情况下,研究者基本上没有什么其他选择而只能使用基于多层模型的生长分析。

由于生长分析与多层分析的渊源,从基本的生长分析向多层生长分析的扩展就非常自然和方便。多层生长模型是对单层生长模型的一个极其重要的扩展。有了多层生长模型这个分析工具,我们不但可以研究社会现象的变化轨迹,而且可以将个体生长变化这一动态的个体过程放到一个更宏大的社会经济制度背景中去,对各种宏观因素如何影响个体发展进行严谨的实证分析。

在过去 10 年中,纵贯性数据与生长分析方法论获得了长足的发展。这些新发展包括通过将基于多层模型的分析框架与基于结构方程模型的分析框架统一到一个更为宽泛灵活的潜变量分析框架中去(Muthen, 1997, 2000; Skrandal & Rabe-Hesketh, 2004);如何处理缺失值问题(Little & Rubin, 2002; Schafer & Graham, 2002);如何使用纵贯性数据进行因果推论(Raudenbush, 2001a),等等。在统一多层模型和结构方程模型的努力中很重要的一部分是将各种协方差结构嫁接到基于多层模型的生长模型中去(Raudenbush, 2001b)。由于篇幅所限,我们只比较了生长模型中两种协方差结构:多层模型协方差结构和自回归协方差结构。对于各种协方差结构的研究是生长分析中一个令人兴奋的研究领域,这方面方法论的一些最新进展以及强大而容易操作的分析软件

的出现使得以前认为不可能建立的模型成为研究者常用工具的一部分。

根据近几十年国际上社会科学发展的经验,新的研究问题、新的分析方法和新的研究设计与数据结构是一种互相促进的关系。在国际主流的社会科学研究越来越重视使用纵贯性数据和动态模型来提出和回答关于变化和趋势的研究问题的潮流下,国内的实证研究领域也会不可避免地迈出从静态模型到动态模型关键的一步。随着“中国健康与营养调查”等一批高质量的纵贯性数据的出现,这个链式反应已经开始了。我们希望我们的努力能够为加速这一过程略尽绵薄之力。

参考文献:

- Akaike H. 1973, "Information Theory as An Extension of the Maximum Likelihood Principle." Second International Symposium on Information Theory, Budapest, Hungary, Akademiai Kiado.
- Burgard, S. 2002, "Does Race Matter? Children's Height in Brazil and South Africa." *Demography* 39.
- Cronbach, L. J. & L. Furby, 1970, "How We Should Measure 'Change' — or Should We?" *Psychological Bulletin* 74.
- Cuman, Patrick J. 2003, "Have Multilevel Models Been Structural Equation Models All Along?" *Multivariate Behavioral Research* 38.
- Duncan, Terry E., Susan C. Duncan, Lisa A. Strycker, Fuzhong Li & Anthony Alpert 1999, "An Introduction to Latent Variable Growth Curve Modeling: Concepts, Issues and Applications." *Quantitative Methodology Series*. Mahwah, N. J.; L. Erlbaum Associates.
- Goldstein, Harvey, M. J. Healy & J. Rasbash 1994 "Multilevel Time Series Models with Applications to Repeated Measures Data." *Statistics in Medicine* 13.
- Heck, R. H. 2001, "Multilevel Modeling with SEM." *New Developments and Techniques in Structural Equation Modeling*, (eds.) by G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker. Mahwah, N. J.; Lawrence Erlbaum Associates.
- Kreft, Ita G., Jan de Leeuw & Leona S. Aiken, 1995, "The Effect of Different Forms of Centering in Hierarchical Linear Models." *Multivariate Behavioral Research* 30.
- Little, Roderick J. A. & Donald Rubin 2002, *Statistical Analysis with Missing Data*, 2nd edition. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Moerbeek, Jirjam 2004, "The Consequence of Ignoring a Level of Nesting in Multilevel Analysis." *Multivariate Behavioral Research* 39.
- Muthen, B. 1997, "Latent Variable Modeling of Longitudinal and Multilevel Data." *Sociological Methodology*, Vol 27.
- 2000, "Methodological Issues in Random Coefficient Growth Modeling Using a Latent Variable Framework: Applications to the Development of Heavy Drinking in Ages through 18 to 37." *Multivariate Applications in Substance Use Research: New Methods for New Questions*, (eds.) by J. S. Rose, L. Chassin et al. Mahwah, N. J.; Lawrence Erlbaum Associates.

- 2002 “Beyong SEM: General Latent Variable Modeling.” *Behaviormetrika* 29.
- Raftery, A. E. 1995, “Bayesian Model Selection in Social Research.” *Sociological Methodology*, (ed.) by Peter V. Marsden. Cambridge, Mass.; Blackwells.
- Raudenbush, Stephen W. 2001a, “Comparing Personal Trajectories and Drawing Causal Inferences from Longitudinal Data.” *Annual Review of Psychology* 52.
- 2001b, “Toward a Coherent Framework for Comparing Trajectories of Individual Change.” In *New Methods for the Analysis of Change*, (eds.) by Linda M. Collins & Aline G. Sayer. Washington, DC: American Psychological Association.
- Raudenbush, Stephen W. & Anthony Bryk 2002, *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods*, 2nd edition. Thousand Oaks; London; New Delhi: Sage Publications.
- Rovine, Michael J. & Peter, C. M. Molenaar 2001, “A Structural Equation Modeling Approach to the General Linear Mixed Model.” *New Methods for the Analysis of Change*, (eds.) by L. M. Collins & A. Sayer. Washington DC.: American Psychological Association.
- Schafer, J. L. & J. W. Graham 2002, “Missing Data: Our View of the State of the Art.” *Psychological Methods* 7.
- Singer, Judith D. & John B. Willett 2003, *Applied Longitudinal Data Analysis*. NY: Oxford University Press.
- Skrondal, A. & S. Rabe-Hesketh 2004 *Generalized Latent Variable Modeling: Multilevel, Longitudinal, and Structural Equation Models*. Boca Raton; Chapman & Hall/CRC.
- Song S. 2005, “Determinants of Children’s Growth in Height at the Individual, Family, and Community Level: The Case for Contemporary China.” *Paper presental in the annual meeting of Population Association of America*. Philadelphia, PA.
- Stevens J., 2002, *Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences*. Mahwah, N. J., : Lawrence Erlbaum Associates.
- Willett, J. B. 1988, “Questions and Answers in the Measurement of Change.” In *Review of Research in Education* (ed.) by Ernest Z. Rothkopf, vol. 15. Washington, D. C.: American Education Research Association
- 1989 “Questions and Answers in the Measurement of Change.” *Review of Research in Education*, (ed.) by E. Z. Rothkopf. Washington, D. C.: American Education Research Association.
- 1997, “Measuring Change: What Individual Growth Modeling Buys You.” *Change and Development: Issues of Theory, Method, and Application*, (eds.) by E. Amsel & K. A. Renninger. Mahwah, NJ.: Lawrence Erlbaum Associates.
- Willett, J. B. & A. G. Sayer 1994 “Using Covariance Structure Analysis to Detect Correlates and Predictors of Individual Change Over Time.” *Psychological Bulletin* 116.
- Willett, J. B., J. D. Singer & et al. 1998, “The Design and Analysis of Longitudinal Studies of Development and Psychopathology in Context: Statistical Models and Methodological Recommendations.” *Development and Psychopathology* 10.

作者单位: 中国社会科学院社会学研究所
责任编辑: 张宛丽

author has concluded three risk shifting channels that closely related with local governments' behavior. Finally, the author discusses several behavioral characteristics of the Rural Corporative Funds under the situation of soft-risk-constraints: its neglect toward lower rates of loan returning, and its impulsion of tolerating lower rates of reserve. The practical relevance of this article is its attention and examination of the development and filtering of various financial organizations beyond the direct control of Central Government.

Depth-interviewing as Meaning Exploring
..... *Yang Shanhua & Sun Feiyu* 53

Abstract: In this paper, the authors try to discuss the semi-structured depth interview in the sociological fieldwork. Beginning from the nature of depth interview, the authors want to clear up its meaning relationship and the correlative methods. The authors' point is that the interview should be constructed along with the structure of everyday life so that we can find and pursue the problems. Only after that, can we talk about the universal meaning of the individual case. In that case, depth interview is not only the pure course of collecting data, but also one part of the study.

Longitudinal Data and Growth Modeling for Sociologists
..... *Song Shige & Chen Huashan* 69

Abstract The authors show in this paper how to use longitudinal data and growth modeling technique to investigate research questions regarding "change" and "trend". The authors first discuss advantages of using longitudinal data over cross-sectional data in sociological research of change. Then the authors compare various approaches utilizing longitudinal data to answer research questions about change, and discuss why growth modeling is superior to traditional approaches. The authors also look at some extensions to the basic growth modeling, both to the fixed components and the random components in growth model. Finally, to help readers to understand better and feel comfortable to use these analytical tools in their own research, the authors provide a simple pedagogical example to demonstrate major concepts and analytical strategies discussed in this paper.

State Power, Elite Relations and the Politics of Privatization in Chinese Rural Industry
..... *Zhang Jianjun* 92

Abstract By comparing two different approaches to privatization - manipulated privatization in Sunan and relative transparent privatization in Wenzhou, this paper analyzes the politics of privatization in Chinese rural industry. Though different fiscal, administrative, and informational constraints might explain some aspects of the variance, the fundamental reason lies in the different political constraints the two regions faced. It is