贝叶斯估计在小样本潜变量中介效应研究中的优势分析*

高菲菲[1]　马洪林[1]　孟　佳[1]　田延森[2]　宋奕德[3]　刘　洋[1,4△]

【提　要】 **目的**　本研究以一项基于中学生家庭功能和手机依赖的横断面现场调查数据为实证案例，旨在验证贝叶斯结构方程模型在小样本潜变量中介效应分析中的优势。**方法**　采用极大似然法和有/无信息先验的贝叶斯估计分别对不同样本量的实证案例数据进行建模，并比较结果的稳定性和准确性。**结果**　在分析小样本时，贝叶斯估计易收敛，拟合效果良好，尤其是有信息先验的贝叶斯估计中，估计出来的中介效应指标更精确；在分析大样本时，研究假设路径均成立，有信息先验模型的贝叶斯估计优于无信息先验模型。**结论**　在条件允许下，尽可能获得大样本数据进行分析，以保证研究结果的检验力和准确性。而在无法获得大样本数据时，有信息先验的贝叶斯估计应是首选方案。

【关键词】 结构方程模型　贝叶斯估计　先验分布　最大似然法
【中图分类号】 R195.1　　【文献标志码】 A　　**DOI** 10.11783/j.issn.1002-3674.2026.03.008

Advantages of Bayesian Estimation in the Study of Mediating Effects of Small Sample Latent Variables

Gao Feifei, Ma Honglin, Meng Jia, et al(*School of Public Health*, *Jinzhou Medical University*, *Jinzhou* 121001)

【**Abstract**】 **Objective**　Using a cross-sectional field survey data based on family function and mobile phone dependency of middle school students as an empirical case, this study aims to verify the advantages of Bayesian structural equation model in the analysis of the mediating effects of small sample latent variables. **Methods**　The maximum likelihood method and Bayesian estimation with/without information prior were used to model the empirical case data of different sample sizes respectively, and the stability and accuracy of the results were compared. **Results**　When analyzing small samples, Bayesian estimation is easy to converge and has good fitting effect. Especially in Bayesian estimation with information priori, the estimated intermediary effect indicators are more accurate. When analyzing large samples, the research hypothesis paths are all valid. The Bayesian estimation with information prior model is superior to the model without information prior. **Conclusion**　If conditions permit, large sample data can be obtained for analysis as far as possible to ensure the testing power and accuracy of the research results. When large sample data cannot be obtained, Bayesian estimation for small sample analysis should be the first choice.

【**Key words**】 Structural equation model; Bayesian estimation; Prior distribution; Maximum likelihood method

小样本量被认为是破坏数据统计可靠性，降低统计效力的主要因素[1]。故在研究工作中，学者常通过获取大样本数据来减少抽样误差，以保证结果的稳定性[2]。然而，大规模的现场调查不仅对人力、物力提出了挑战，还会受到研究对象规模、现场实施条件等因素的限制。因此，如何在有限的经济和社会条件下，既使调查工作顺利开展，又能保证数据的可靠性和准确性，是目前调查工作亟待解决的关键问题。

已有研究提示，贝叶斯估计在处理小样本和非正态分布数据时具有绝对的优势[3-5]。在传统的结构方程模型中，常采用最大似然法对模型进行估计，而最大似然法对数据的正态性和样本量都有一定的要求[6]。而现实因素复杂，可能无法满足条件，贝叶斯估计只关注原始的观测值，可以很好地解决这一问题。近年来，越来越多的实证研究指出，贝叶斯估计比最大似然法更适合小样本数据的分析[3,7]。贝叶斯估计更注重模型构建的逻辑性和证据的重要性，可以很好地解决统计分析人员在无法准确理解数据之间内在联系和描述范围值时出现违背实际的虚假结果。贝叶斯估计还可以将传统模型中需要设成零的参数通过小方差先验的方法进行重新设定，将先验分布和数据似然函数相结合，进而获得更新的参数知识，很好地解决了传统结构方程模型在方法上的局限[8]。已有先验资料越丰富，模型出现违反估计和不适当解的可能性越小[9]。此外，社会、经济、心理学等众多领域中的事件往往是不可重复的，传统的最大似然法无法进行概率分析，而贝叶斯估计可以在频率不适用的情况下估计概率，很好地解决这一问题[10-11]。这均提示我们可以将贝叶斯估计引入医学相关领域研究中，并且仅需小样本数据量就能得出最优解，考虑到在现有的研究中，贝叶斯方法应用并不广泛，故本研究通过一项真实案例演示证明贝叶斯在处理小样本数据中的潜在优势，以便为后续的研究提供参考。

* 基金项目：辽宁省社会科学规划基金(L20CRK001)
1. 锦州医科大学公共卫生学院(121001)
2. 上海市浦东新区浦兴社区卫生服务中心
3. 渤海大学体育学院
4. 华北理工大学公共卫生学院
△通信作者：刘洋，E-mail：1132582863@qq. com

实证案例

1. 案例介绍

本研究的数据来源于2020年9月在辽宁省本溪市进行的一项横断面调查研究，该研究共发放1371份调查问卷，其有效问卷回收率为96.7%。该研究通过对中学生家庭功能、自尊和手机依赖的现况调查，明确了自尊在中学生家庭功能与手机依赖间的中介作用，其中家庭功能对手机依赖的直接效应为−0.304，自尊在中学生家庭功能和手机依赖间的中介效应为−0.067。问卷包括以下4部分内容：

（1）基本情况调查表：包括性别、年级、民族、户口所在地、父母的婚姻状况等基本情况。

（2）家庭功能：选用Smilkstein等[12]编制，吕繁和顾湲翻译的家庭关怀度指数问卷[13]，用于衡量中学生家庭功能的情况，该问卷共5个题目，采用3点计分方式（1=很少，2=有时，3=经常），分数越高代表家庭功能状况越好。

（3）手机依赖：采用Leung[14]在2008年编制的手机成瘾指数量表，共17个项目，包括失控性（1~7题）、戒断性（8~11题）、逃避性（12~14题）和低效性（15~17题）4个维度，量表采用5点计分，具有良好的信效度。

（4）自尊：选自Rosenberg等[15]编制自尊量表中的五个反向计分题条（3、5、8、9、10），共五个条目，量表采用Likert 4点计分（1=非常不符合，4=非常符合），分数越高则表示被试个体自尊水平越低。

2. 研究方法

本研究以上述实证案例为标准数据库，从数据库中随机抽取样本量为50、100、200、500和1000的子数据集，使用极大似然法、有信息先验贝叶斯估计和无信息先验贝叶斯估计对不同样本量下的中学生家庭功能、自尊和手机依赖分别进行建模，并分别观察家庭功能对中学生手机依赖的直接效应以及自尊在其中的中介效应。在无信息先验的贝叶斯估计中，模型中所有的参数均采用Amos 24.0软件的系统默认值。而在有信息先验的贝叶斯估计中，我们以标准数据库的路径系数作为标准先验，并基于标准先验均值加减0.1分别形成高低水平先验，对家庭功能和手机依赖、家庭功能与自尊以及自尊与手机依赖间的路径参数进行先验设定，其中标准先验三条路径的分布分别服从先验均值为−0.303，先验方差为0.035；先验均值为0.225，先验方差为0.035；先验均值为−0.302，先验方差为0.040的正态分布。利用χ^2/df<3，比较拟合指数（comparative fit index，CFI）、规范拟合指数（normed fit index，NFI）、塔克−刘易斯指数（Tucker Lewis index，TLI）均大于0.9，近似误差均方根（root mean square error of approximation，RMSEA）、P值<0.05对传统结构方程模型的拟合效果进行评价，使用收敛指数（convergence statistics，CS）<1.002和迭代次数来评价贝叶斯结构方程模型的拟合效果，以95%的可信区间是否包含0来评价各个路径系数是否具有统计学意义。利用偏差信息准则（deviance information criterion，DIC）、95%可信区间的波动范围以及标准化路径系数、标准化后验分布均值的差值进行模型的比较[16]。

结　果

1. 不同样本含量最大似然法估计结果

从表1可以发现，随着样本含量的增加，模型的拟合优度指标逐渐被接受，样本量低于500时模型始终无法进行拟合（P>0.05）。样本含量在50、100和200时，中学生家庭功能到手机依赖的直接和间接路径均无法全部成立，而样本量超过500时，各个路径的标准化路径系数均有统计学意义（P<0.05），这与标准数据库建模得出的研究结论是一致的，即家庭功能不仅可以直接作用中学生的手机依赖，还可以通过自尊间接

表1　不同样本含量最大似然法估计的结果

变量	n	$\triangle\beta$	95%CI	95%CI波动范围	P	Model Fit					
						χ^2/df	CFI	NFI	TLI	$RMSEA$	P
直接效应	1326	−0.304	（−0.373，−0.232）	0.141	0.002	1.905	0.986	0.971	0.983	0.026	<0.001
	50	0.573	（−0.159，0.678）	0.837	0.194	1.166	0.940	0.708	0.926	0.058	0.155
	100	0.062	（−0.491，0.035）	0.526	0.097	1.262	0.959	0.836	0.950	0.051	0.063
	200	−0.022	（−0.502，−0.151）	0.351	0.003	0.989	1.000	0.916	1.001	0.000	0.505
	500	−0.011	（−0.431，−0.200）	0.231	0.002	1.300	0.986	0.944	0.983	0.025	0.043
	1000	−0.005	（−0.390，−0.224）	0.166	0.002	1.832	0.983	0.964	0.980	0.029	<0.001
间接效应	1326	−0.067	（−0.098，−0.042）	0.056	0.002	1.905	0.986	0.971	0.983	0.026	<0.001
	50	−0.046	（−0.501，0.013）	0.514	0.070	1.166	0.940	0.708	0.926	0.058	0.155
	100	0.060	（−0.112，0.028）	0.140	0.461	1.262	0.959	0.836	0.950	0.051	0.063
	200	0.028	（−0.127，0.003）	0.130	0.075	0.989	1.000	0.916	1.001	0.000	0.505
	500	−0.024	（−0.155，−0.046）	0.109	0.001	1.300	0.986	0.944	0.983	0.025	0.043
	1000	0.002	（−0.104，−0.036）	0.068	0.002	1.832	0.983	0.964	0.980	0.029	<0.001

注：直接效应指家庭功能→手机依赖路径，β指标准化路径系数。

作用于手机依赖。并且样本含量越大的模型，可信区间的波动范围越小，自尊在其中的间接效应越接近于标准数据库的情况。

2. 不同样本含量贝叶斯估计结果

（1）无信息先验贝叶斯估计

在无信息先验的贝叶斯估计模型中，除了样本量为50的模型，其余模型经过迭代后均成功收敛。模型的DIC随着样本含量的增加而增加（除n=100）。在用无信息先验的贝叶斯估计进行大样本数据分析时，模型很快收敛，并且样本量在达到500时，模型的迭代次数趋于稳定，接近标准数据库。与最大似然法相同，样本量在不超过500时，家庭功能到手机依赖的效应路径均存在研究假设不成立的情况，但无信息先验模型95%可信区间波动范围总体上小于最大似然法，详见表2。

表2　不同样本含量贝叶斯估计的结果（无信息先验）

变量	n	$\triangle\beta$	*S. E.*	*S. D.*	95% *CI*	95% *CI*波动范围	Model Fit		
							C. S.	迭代次数	*DIC*
直接效应	1326	−0. 303	0. 002	0. 033	（−0. 423，−0. 156）	0. 267	1. 0014	（500+63501）*4	230. 78
	50	0. 566	0. 004	0. 188	（−0. 553，3. 331）	3. 884	1. 0193	（500+51465）*4096	146. 10
	100	0. 070	0. 002	0. 120	（−0. 661，0. 281）	0. 942	1. 0016	（500+50501）*32	185. 22
	200	−0. 016	0. 003	0. 086	（−0. 647，0. 046）	0. 693	1. 0006	（500+87501）*8	164. 72
	500	−0. 008	0. 002	0. 056	（−0. 505，−0. 037）	0. 468	1. 0014	（500+83501）*4	188. 51
	1000	−0. 005	0. 001	0. 038	（−0. 459，−0. 164）	0. 295	1. 0011	（500+97501）*4	225. 97
间接效应	1326	−0. 067	0. 001	0. 014	（−0. 124，−0. 025）	0. 099	1. 0014	（500+63501）*4	230. 78
	50	−0. 046	0. 003	0. 125	（−3. 252，0. 353）	3. 605	1. 0193	（500+51465）*4096	146. 10
	100	0. 062	0. 000	0. 022	（−0. 175，0. 148）	0. 323	1. 0016	（500+50501）*32	185. 22
	200	0. 029	0. 001	0. 028	（−0. 189，0. 052）	0. 241	1. 0006	（500+87501）*8	164. 72
	500	−0. 023	0. 001	0. 027	（−0. 205，−0. 019）	0. 186	1. 0014	（500+83501）*4	188. 51
	1000	0. 003	0. 000	0. 016	（−0. 134，−0. 012）	0. 122	1. 0011	（500+97501）*4	225. 97

注：直接效应指家庭功能→手机依赖路径，β指标准化路径系数。

（2）有信息先验贝叶斯估计

在有先验信息的贝叶斯估计模型中，除n=50的低水平先验和高水平先验模型外，其余所有的参数经过迭代后均达到了收敛准则。在已收敛的模型中，无论样本量如何，家庭功能到手机依赖的直接效应均有统计学意义（P<0. 05）；在间接效应中，除样本量为100和200的低水平先验模型外，其余模型的间接效应假设检验均成立。此外，无论先验信息处于何种水平，模型的样本量越小，DIC值越小，其中样本量为200时，DIC值最小。从标准化后验分布均值来看，样本量在不超过500时，随着样本量的增加，模型的直接效应和中介效应指标大都越接近于真实值，而样本量在超过500时，效应指标普遍趋于稳定。从95%可信区间来看，样本量越大，可信区间的波动范围越小，并且相比无信息先验的贝叶斯模型，有信息先验的贝叶斯估计可信区间的波动范围更小，详见表3。

讨　论

每项研究在进行现场实施前都要进行研究方法、技术路线的确定，而样本含量是其中主要关心的议题之一。但由于实施现场各种因素的限制，样本含量常常无法达到预期值[17]，此时贝叶斯估计便能成为可供选择的备选方案。

本研究以一项关于中学生家庭功能、自尊和手机依赖的横断面调查为实证案例，采用极大似然法、有信息先验的贝叶斯估计和无信息先验的贝叶斯估计进行数据建模并比较三种方法在分析不同样本量数据时的稳定性和准确性，证明了贝叶斯估计在验证小样本潜变量间中介效应的优势。首先，使用贝叶斯估计进行小样本数据建模时模型易收敛，尤其是有信息先验的贝叶斯估计在已经收敛的模型中，除样本量为100和200的低水平先验模型外，家庭功能到中学生手机依赖的所有路径假设均成立。这说明贝叶斯估计适用于小样本研究。先验分布可以有效避免在最大似然法分析中出现违反估计和收敛问题的可能[18]。其次，在相同的条件下，贝叶斯估计出的参数可信区间的波动范围总体上比极大似然法要精确，其中在贝叶斯模型中，有信息先验的模型优于无信息先验模型，这提示我们在运用贝叶斯进行小样本分析的时候可以考虑设置先验信息，限制可容许参数的范围空间，以加强后验分布的精准性，使假设模型更符合真实构建[19]。此外，利用有先验信息的贝叶斯估计进行中介效应分析，小样本量时估计出来的中介效应指标就非常贴近于真实情况，例如在标准先验模型中，样本量增加到500时，中介效应指标只增加了0. 003，而进一步将样本量增加到1000时，中介效应指标并无增加。在此次研究中，虽然我们多付出了4倍的工作量，但中介效应指标只比一倍工作量精确了0. 003。这一结果说明如果先验信息丰富，仅需小样本数据我们就可以准确估计出总体参数的位置和效应指标，以提升

表3 不同样本含量贝叶斯估计的结果(有信息先验)

变量	*n*	△β	*S. E.*	*S. D.*	95% *CI*	95%*CI*波动范围	Model Fit		
							C. S.	迭代次数	*DIC*
直接效应	1326[a]	−0. 131	0. 001	0. 014	(−0. 200,−0. 083)	0. 117	1. 0017	(500+52392)*64	322. 71
	50[a]	−0. 011	0. 001	0. 053	(−0. 446,−0. 037)	0. 409	1. 0037	(500+71285)*4096	186. 12
	100[a]	0. 039	0. 001	0. 023	(−0. 224,−0. 038)	0. 186	1. 0017	(500+79718)*256	189. 02
	200[a]	0. 035	0. 001	0. 019	(−0. 228,−0. 044)	0. 184	1. 0015	(500+71819)*256	177. 15
	500[a]	0. 013	0. 001	0. 019	(−0. 245,−0. 062)	0. 183	1. 0017	(500+92407)*128	231. 30
	1000[a]	0. 002	0. 001	0. 015	(−0. 221,−0. 081)	0. 140	1. 0013	(500+61385)*64	297. 94
	1326[b]	−0. 102	0. 000	0. 012	(−0. 153,−0. 059)	0. 094	1. 0011	(500+58501)*64	348. 74
	50[b]	−0. 010	0. 002	0. 044	(−0. 377,−0. 025)	0. 352	1. 0018	(500+57901)*1024	191. 50
	100[b]	0. 033	0. 001	0. 018	(−0. 182,−0. 023)	0. 159	1. 0017	(500+66974)*512	196. 35
	200[b]	0. 030	0. 001	0. 015	(−0. 175,−0. 028)	0. 147	1. 0017	(500+62549)*256	187. 28
	500[b]	0. 015	0. 001	0. 014	(−0. 172,−0. 045)	0. 127	1. 0013	(500+54103)*128	244. 17
	1000[b]	0. 003	0. 000	0. 013	(−0. 168,−0. 056)	0. 112	1. 0006	(500+79497)*64	321. 47
	1326[c]	−0. 074	0. 000	0. 011	(−0. 126,−0. 035)	0. 091	1. 0009	(500+52892)*64	375. 89
	50[c]	−0. 028	0. 008	0. 060	(−0. 493,−0. 010)	0. 483	1. 0155	(500+62598)*4096	179. 00
	100[c]	0. 027	0. 001	0. 015	(−0. 152,−0. 010)	0. 142	1. 0016	(500+83076)*512	195. 67
	200[c]	0. 028	0. 000	0. 011	(−0. 112,−0. 009)	0. 103	1. 0017	(500+59501)*256	187. 75
	500[c]	0. 015	0. 000	0. 012	(−0. 118,−0. 022)	0. 096	1. 0019	(500+79469)*64	250. 45
	1000[c]	0. 003	0. 000	0. 011	(−0. 126,−0. 030)	0. 096	1. 0010	(500+75501)*64	342. 64
间接效应	1326[a]	−0. 018	0. 000	0. 003	(−0. 038,−0. 008)	0. 030	1. 0017	(500+52392)*64	322. 71
	50[a]	0. 000	0. 000	0. 009	(−0. 091,0. 002)	0. 093	1. 0037	(500+71285)*4096	186. 12
	100[a]	−0. 007	0. 000	0. 004	(−0. 037,0. 003)	0. 040	1. 0017	(500+79718)*256	189. 02
	200[a]	0. 006	0. 000	0. 004	(−0. 037,0. 000)	0. 037	1. 0015	(500+71819)*256	177. 15
	500[a]	0. 000	0. 000	0. 004	(−0. 043,−0. 005)	0. 038	1. 0017	(500+92407)*128	231. 30
	1000[a]	0. 001	0. 000	0. 004	(−0. 035,−0. 005)	0. 030	1. 0013	(500+61385)*64	297. 94
	1326[b]	−0. 017	0. 000	0. 003	(−0. 031,−0. 007)	0. 024	1. 0011	(500+58501)*64	348. 74
	50[b]	−0. 008	0. 001	0. 011	(−0. 109,−0. 005)	0. 104	1. 0018	(500+57901)*1024	191. 50
	100[b]	0. 003	0. 000	0. 004	(−0. 039,−0. 004)	0. 035	1. 0017	(500+66974)*512	196. 35
	200[b]	0. 002	0. 000	0. 004	(−0. 039,−0. 004)	0. 035	1. 0017	(500+62549)*256	187. 28
	500[b]	−0. 002	0. 000	0. 004	(−0. 043,−0. 006)	0. 037	1. 0013	(500+54103)*128	244. 17
	1000[b]	0. 001	0. 000	0. 003	(−0. 034,−0. 006)	0. 028	1. 0006	(500+79497)*64	321. 47
	1326[c]	−0. 014	0. 000	0. 003	(−0. 028,−0. 004)	0. 024	1. 0009	(500+52892)*64	375. 89
	50[c]	−0. 020	0. 003	0. 023	(−0. 216,−0. 003)	0. 213	1. 0155	(500+62598)*4096	179. 00
	100[c]	0. 000	0. 000	0. 005	(−0. 050,−0. 002)	0. 048	1. 0016	(500+83076)*512	195. 67
	200[c]	0. 001	0. 000	0. 004	(−0. 041,−0. 002)	0. 039	1. 0017	(500+59501)*256	187. 75
	500[c]	−0. 002	0. 000	0. 004	(−0. 041,−0. 003)	0. 038	1. 0019	(500+79469)*64	250. 45
	1000[c]	0. 000	0. 000	0. 003	(−0. 033,−0. 004)	0. 029	1. 0010	(500+75501)*64	342. 64

注:直接效应指家庭功能→手机依赖路径,β指标准化后验分布均值;a为低水平先验,b为标准先验;c为高水平先验。

研究效率。除此之外,贝叶斯估计可以在现有研究的基础上丰富相关的领域知识[10]。但在进行先验信息的选择时,贝叶斯方法可能受到研究人员的主观决策影响,从而造成严重错误[8]。因此,基于已有研究[20],我们可以在分析过程中给出详细信息,并说明出处和缘由,来保证先验选择时的准确性和合理性。同时,为了避免先验信息指定错误(明显偏离真实值)导致的错误结论,在制定先验信息时需进行敏感性分析,以评估不同先验对结果的影响。

因此,在实际条件允许的情况下,研究者进行样本量估计时应考虑抽样误差、依从性等因素,尽可能获取足够的样本量来保证结果的可靠性(精度和检验功效)。而在筛选标准严格、收集数据困难的条件下,应选用贝叶斯结构方程模型进行数据的分析。同时建议在进行贝叶斯估计时纳入先验信息,并进行敏感性分析,这有助于模型拟合程度的改善以及参数估计的准确性提升。

参 考 文 献

[1] van de Schoot R, Winter SD, Ryan O, et al. A systematic review of Bayesian articles in psychology: The last 25 years[J]. Psychol Methods, 2017,22(2):217-239.

[2] Button KS, Ioannidis JP, Mokrysz C, et al. Power failure: why small sample size undermines the reliability of neuroscience[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2013,14(5):365-376.

[3] Baldwin SA, Fellingham GW. Bayesian methods for the analysis of small sample multilevel data with a complex variance structure[J]. Psychol Methods, 2013,18(2):151-164.

［4］Depaoli S, van de Schoot R. Improving transparency and replication in Bayesian statistics: The WAMBS-Checklist[J]. Psychol Methods, 2017,22(2):240-261.
［5］McNeish D, Stapleton LM. Modeling Clustered Data with Very Few Clusters[J]. Multivariate Behav Res, 2016,51(4):495-518.
［6］Boomsma A. The robustness of maximum likelihood estimation in structura equation models[J]. Psychometrika, 2014,16(55): 80-88.
［7］van de Schoot R, Broere JJ, Perryck KH, et al. Analyzing small data sets using Bayesian estimation: the case of posttraumatic stress symptoms following mechanical ventilation in burn survivors[J]. Eur J Psychotraumatol, 2015,6:25216.
［8］MacCallum RC, Edwards MC, Cai L. Hopes and cautions in implementing Bayesian structural equation modeling[J]. Psychol Methods, 2012,17(3):340-353.
［9］Young ME. Bayesian data analysis as a tool for behavior analysts [J]. Exp Anal Behav, 2019,111(2): 225-238.
［10］张沥今,陆嘉琦,魏夏琰,等. 贝叶斯结构方程模型及其研究现状[C]//中国心理学会. 第二十二届全国心理学学术会议摘要集. 中山大学心理学系,浙江大学心理与行为科学系,2019:1.
［11］朱慧明, 韩玉启. 贝叶斯多元统计推断理论[M]. 北京:科学出版社, 2006.
［12］Smilkstein G, Ashworth C, Montano D. Validity and reliability of the family APGAR as a test of familyfunction[J]. The Journal of Family Practice, 1982,15 (2) :303-311.
［13］吕繁,顾媛. 家庭 APGAR 问卷及其临床应用[J]. 国外医学(医院管理分册),1995(2):56-59.
［14］Leung L. Linking Psychological Attributes to addiction and Improper Use of the Mobile Phone among adolescents in hong kong [J]. Children & Media, 2008,2(2): 93-113.
［15］Rosenberg FR, Rosenberg M, McCord J. Self-esteem and delinquency[J]. Youth Adolesc, 1978,7(3):279-294.
［16］Gelman, Carlin JB, Stern, et al. Bayesian data analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews Cognitive Science, 2014,1(5): 658-676.
［17］Smid SC, Winter SD. Dangers of the Defaults: A Tutorial on the Impact of Default Priors When Using Bayesian SEM With Small Samples[J]. Front Psychol, 2020,11:611963.
［18］Ulitzsch E, Lüdtke O, Robitzsch A. Alleviating estimation problems in small sample structural equation modeling-A comparison of constrained maximum likelihood, Bayesian estimation, and fixed reliability approaches[J]. Psychol Methods, 2023,28(3):527-557.
［19］Muthén B, Asparouhov T. Bayesian structural equation modeling: a more flexible representation of substantive theory[J]. Psychol Methods, 2012,17(3):313-335.
［20］van de Schoot R, Kaplan D, Denissen J, et al. A gentle introduction to Bayesian analysis: applications to developmental research[J]. Child Dev, 2014,85(3):842-860.

（责任编辑：郭海强）

（上接第 363 页）

［14］海南省人民政府办公厅.《海南省人民政府办公厅关于进一步落实防范中小学生溺水工作责任的通知》政策解读 [EB/OL]. (2020-12-23) [2026-02-04]. https://www. hainan. gov. cn/hainan/zxjd/202012/2e4fff43f2394a0f8a5f828b35bad03a. shtml.
［15］谢冬怡,孟瑞琳,许燕君,等. 广东省某农村中小学生家长溺水认知和监护行为调查[J]. 中国健康教育,2017,33(8):681-683.
［16］余伯韬,王若楠,李贝,等. 1990—2019 年中国 20 岁以下人群溺水疾病负担分析[J]. 现代预防医学,2021,48(23):4229-4233.
［17］Mott TF, Latimer KM. Prevention and treatment of drowning [J]. American Family Physician, 2016, 93(7): 576-582.
［18］Suominen P, Baillie C, Korpela R, et al. Impact of age,submersion time and water temperature on outcome in near-drowning [J]. Resuscitation, 2002, 52(3): 247-254.
［19］Conover K, Romero S. Drowning prevention in pediatrics [J]. Pediatr Ann, 2018, 47(3): e112-e117.
［20］傅克本,陈琼,胡碧波,等. 2002—2021 年浙江省宁波市居民溺水死亡流行特征及趋势分析[J]. 疾病监测,2024,39(8):1044-1048.
［21］丁贤彬,焦艳,毛德强,等. 2012—2018 年重庆市居民溺水疾病负担变化趋势[J]. 公共卫生与预防医学,2020,31(1):57-60.
［22］Franklin RC, Peden AE, Hamilton EB, et al. The burden of unintentional drowning: global, regional and national estimates of mortality from the Global Burden of Disease 2017 Study [J]. J Int Soc Child Adolesc Injury Prev, 2020, 26(1): 83-95.
［23］朱银潮,王永,李辉,等. 宁波市 20 岁以下人群溺水死亡流行特征分析[J]. 预防医学,2017,29(8):766-769.
［24］黄霜,徐明忠,胡劲松,等. 2016—2021 年长沙市 0~19 岁儿童青少年伤害死亡水平及变化趋势[J]. 实用预防医学,2025,32(2):176-180.
［25］Beaulieu E, Herrera NMP, Boutin A. Risk factors for severe and fatal childhood unintentional injury: a systematic review protocol [J]. Syst Rev, 2024, 13(1): 193.
［26］Yang L, Nong QQ, Li CL, et al. Risk factors for childhood drowning in rural regions of a developing country: a case-control study [J]. Inj Prev, 2007, 13(3): 178-182.
［27］海南省人民政府. 关于印发海南省人均预期寿命提升行动计划(2022—2025 年)的通知[EB/OL]. (2022-05-25)[2025-04-14]. https://www. hainan. gov. cn/hainan/szfwj/202205/f9e4b23997ba4ff3b9be2ed4977126b8. shtml.
［28］Denny SA, Quan L, Gilchrist J, et al. Prevention of drowning [J]. Pediatrics, 2019, 143(5): e20190850.
［29］Schmidt AC, Sempsrott JR, Hawkins SC, et al. Wilderness medical society clinical practice guidelines for the treatment and prevention of drowning: 2019 update [J]. Wilderness Environ Med, 2019, 30 (4S): S70-S86.
［30］李蕾,张志泉,郑成中,等. 儿童溺水的防治方案专家共识[J]. 中国当代儿科杂志,2021,23(1):12-17.

（责任编辑：林美艺）