Digi中国中老年人的数字排斥：年龄–时期–队列 rt

来自2011–2022年三项全国性调查的证据

Yufei Zhang[1], Zhihao Ma[1]

[1] 南京大学新闻与传播学院计算传播协作实验室，中国南京 210023

通讯作者：

Zhihao Ma 计算传播协作实验室 南京大学新闻与传播学院 紫金大厦345室，南京大学（仙林校区），江苏省南京市栖霞区仙林路163号，邮编210023，中国 电话：86 17561538460 电子邮箱：redclass@163.com

摘要

在中国人口老龄化与数字化转型的背景下，老年人的数字排斥构成了亟待解决的挑战。为深入剖析这一现象，本研究区分了年龄、时期和队列效应对中国中老年人数字排斥的影响。基于三项全国代表性调查（中国健康与养老追踪调查2011–2020年、中国家庭追踪调查2010–2022、中国综合社会调查2010–2021），我们采用横截面调查权重和针对项目应答的稳定化逆概率权重，对层级年龄–时期–队列模型进行了拟合。我们进一步考察了城乡居住地、地区、多病共存和认知风险所导致的异质性，并通过年龄－时期－队列界限分析评估结果的稳健性。在各数据集中，数字排斥程度均随年龄增长而上升，并呈现轻微的非线性特征：中年期略有缓解，随后在老年阶段更加显著地上升。时期效应在2010年代和2020年代初期呈下降趋势，但不同调查时间窗口中的改善速度有所差异。队列偏差虽有所体现，但其一致性不及年龄和时期模式；此外，出生于20世纪50年代的队列集中表现出额外的超额风险。 农村和西部居民，以及患有多病共存或面临认知风险的成年人，始终受到更严重的数字排斥。在研究期间，城乡差距没有显示出缩小的迹象，而认知风险差距则不断扩大。这些发现表明，数字包容是老年人继续作为不断发展的数字社会中不可或缺的参与者的重要途径。

关键词：数字不平等、HAPC、区域差异、多病共存、认知功能、人口老龄化

快速的人口老龄化与不断加速的数字化进程，使人们日益关注晚年阶段的数字不平等（Poole 等人，2021；Yao 等，2021）。年轻队列大多已将数字技术融入日常生活，而许多老年人仍受到数字排斥，老年人口内部的不平等也日益成为社会分层中一个备受关注的维度（Friemel，2016）。在中国，这一挑战尤为紧迫（Li 和 Kostka，2024）。截至2023年年底，60岁及以上人口占总人口的21.1%。与此同时，中国仍在持续推动将技术创新作为社会和经济变革的驱动力，但近期研究表明，老年人中的数字排斥现象依然十分突出（Lu 等，2022）。

晚年数字排斥可以理解为一种非自愿的经历：个体与数字世界的接触有限，受益于数字世界的能力也受到限制（Fang 等，2025）。老年人绝非一个同质群体，数字排斥也往往与更广泛的社会排斥交织在一起（Helsper，2017）。在中国，数字排斥植根于长期存在的社会经济差异和区域差异（Wang 等，2021），并受到健康相关不平等的进一步加剧，而这种不平等会随着年龄增长而愈发突出（Ding 等，2023）。这些差异并非一成不变，而是在生命历程中逐渐展开，并与数字技术快速变革的时机相互交织。因此，生命历程视角提供了一个动态框架，将与年龄相关的变化与时期动态及群体特定的生命机会联系起来（Mayer，2009），由此引出年龄—时期—队列（APC）视角，以区分与衰老相关的变化、时期变化和队列更替。研究中国也为理解社会结构、区域差异和政府主导的数字政策如何共同塑造数字包容提供了宝贵的非西方视角，并可能为其他快速老龄化社会带来启示。

城市与农村在数字排斥方面的区域差异

在中老年人群体中，数字排斥与社会经济分层密切相关。累积不平等理论认为，获取社会和物质资源的不平等会在生命历程中不断累积，并在晚年产生尤为深远的影响（Ferraro 和 Shippee，2009）。累积劣势会限制获取数字接入和技能的机会，而累积优势则能增强采用数字技术并持续参与其中的能力。在实践中，这些生命历程中的不平等往往被制度化并在空间上组织起来，最明显的体现是城乡居住地和区域分层（Scheerder 等，2017），从而构成老年阶段数字排斥的结构性基础。

中国的城乡二元结构构成了一个显著的制度背景，在这一背景下，社会经济差异会转化为持续存在的数字接入和能力差距。尽管数字技术原则上能够惠及农村居民，但基础设施方面的地域差异以及数字素养方面的限制因素，可能会阻碍技术采纳和有效使用。近期研究表明，数字经济的扩张可能与中国城乡差距扩大相关（Peng & Dan, 2023）。相关证据还显示，在农村地区，教育水平和经济资本有限，可能会制约数字接入转化为更广泛的心理社会或经济收益（Liu 等人，2024；Zhao & Kuang, 2025）。

中国的区域发展也呈现不均衡态势，导致信息与通信技术（ICT）基础设施和普及程度存在显著差异。区域信息与通信技术发展差异与全国社会经济机会的不平等相关（Wang 等，2021）。与这一观点一致，与包括中国西部部分地区在内的欠发达地区相比，中国东部等数字化程度较高地区的老年人似乎更有条件从互联网使用中受益，

（Xue 和 Liu，2024；Zhong 和 Wang，2023）。综上，晚年的数字排斥根植于贯穿整个生命历程、不断累积的制度和区域结构，因此我们将重点关注城乡和区域异质性。

衰老过程中数字排斥的健康相关因素

越来越多的研究将互联网使用与晚年的心理社会及健康相关结果联系起来，包括心理健康（Luo 等，2024）、认知（Kim 和 Han，2022）以及身体健康（Cotten，2021年）。在此文献基础上，我们将注意力转向反向路径，考察晚年健康状况——尤其是认知功能和多病共存——如何加剧数字排斥的脆弱性。健康限制不仅可能降低获取和维持数字技能的能力，还会增加使用数字服务和界面所需的努力，从而扩大数字参与方面的差距。

对于老年人而言，认知功能与互联网使用密切相关，因为认知障碍的风险在晚年更为普遍；这一问题在中国背景下正日益受到关注（Jia 等人，2020）。认知衰退会削弱老年人的数字能力，限制他们使用数字技术的能力（Heponiemi 等人，2023）。与此同时，复杂的数字界面和过量信息带来的认知负荷，即使在能够接入互联网的情况下，也可能成为额外的障碍（Hunsaker 和 Hargittai，2018）。这些挑战不仅限制数字包容，还可能加剧数字排斥。此外，考虑到许多老年人至少患有一种慢性病，且往往存在多病共存——即至少患有两种慢性疾病（Skou 等人，2022），这些健康问题导致的身体机能限制可能进一步妨碍他们使用数字

技术（Lee 等人，2011）。因此，本研究还将考察多病共存这一关键风险因素，以理解老年人中的数字排斥，并关注认知和身体健康衰退叠加所带来的挑战。

分析框架：年龄—时期—队列方法

现有关于老年人数字排斥的研究往往依赖单一调查波次的横截面快照（Friemel，2016；Lee 等人，2011；Ragnedda 等人，2022）。尽管这类设计有助于了解特定时点的数字不平等，但对于区分与衰老相关的变化、时期动态和队列更替，其解释力十分有限，因此只能部分呈现数字排斥如何随时间展开。衰老是一个嵌入社会的过程，既受到个体处境的影响，也受到更广泛结构性背景的塑造（Ferraro 和 Shippee，2009）。为了超越一次性的横截面快照，我们采用适用于重复调查波次的年龄—时期—队列框架，从而能够在历史时期范围内，以动态的总体层面考察数字排斥。此外，数字排斥研究仍明显侧重于西方情境（Kim 和 Han，2022；Poole 等人，2021；van Ingen 和 Matzat，2018）。即使是关于中国的研究，也往往较少关注结构性不平等如何与衰老过程随时间相互交织（Liu 等人，2024；Xue 和 Liu，2024）。

年龄—时期—队列分析广泛用于通过分离年龄、时期和队列分量来描述社会变迁与人口动态（Yang & Land，2016）。年龄维度反映了晚年社会角色和资源的转变（如退休和健康衰退）与数字参与以及可能退出数字媒介活动之间的关联。时期维度反映影响所有年龄组的历史变迁，包括自2010年以来中国快速的数字化扩张，以及服务的政策驱动数字化（Yan 和 Schroeder，2020）。然而

时期变化的影响可能并不均衡，COVID-19疫情等冲击可能加剧老年人面临的障碍（Seifert et al.，2021）。队列以出生年份界定，作为连接年龄与历史时期的纽带（Ryder，1965），体现了不同世代在成长阶段的接触经历、教育机会和技术环境方面的差异（Elder et al.，2003）。例如，出生于1930年代和1940年代的队列所经历的技术条件，与出生于1960年代和1970年代的队列大不相同，这也影响了他们晚年获取数字工具的途径以及对数字工具的态度。

本研究

基于三个具有全国代表性的中国数据集，我们刻画了中老年人数字排斥在人群层面的年龄、时期与队列模式。随后，我们评估这些模式是否因城乡居住地、地区和晚年健康状况而异。通过综合不同设计的调查证据，我们增强了研究结果在快速数字化的非西方语境中的稳健性和普遍性。追踪数字排斥的变化轨迹并刻画边缘群体，可为制定有针对性的适老化包容政策提供关键证据基础，从而促进晚年生活中的数字公平。

方法

Data

数据来源于三项全国代表性调查：中国健康与养老追踪调查（CHARLS）、中国家庭追踪调查（CFPS）和中国综合社会调查（CGSS）。这些调查的目标人群和主题侧重各不相同，综合使用它们有助于识别稳健且一致的模式。具体而言，CHARLS追踪

45岁及以上人群，提供有关中国健康和老龄化的丰富纵向数据（Zhao 等，2014）。CFPS是另一项纵向调查，主要以家庭为调查对象，其中包括老年人（Xie 和 Hu，2014）。纳入这项调查，有助于考察在更广泛的家庭背景下分析个体时，是否会呈现一致的模式。CGSS是一项重复横截面调查，旨在捕捉社会态度及相关社会人口特征随时间发生的总体变化。为确保时间上的可比性，我们将CGSS的调查年份与CHARLS和CFPS的观察窗口对齐，使用CHARLS（2011年、2013年、2015、2018、2020）、CFPS（2010年、2014年、2016年、2018年、2020、2022；由于2012年波次缺少数字排斥测量指标，故予以排除）和CGSS（2010年、2011年、2012年、2013年、2015、2017、2018、2021年）的数据。

我们将分析样本限定为年龄在45岁及以上的受访者。为减少高龄组数据稀疏的问题，我们进一步将年龄范围截断为：中国健康与养老追踪调查（CHARLS）45–83岁、中国家庭追踪调查（CFPS）45–86岁，以及中国综合社会调查（CGSS）45–88岁。相应的出生队列范围为：中国健康与养老追踪调查和中国家庭追踪调查均为1935–1974年，中国综合社会调查为1930–1974年。在进行年龄—时期—队列分析之前，我们剔除了调查权重缺失或数字排斥测量指标缺失的观测值。最终分析样本分别包括中国健康与养老追踪调查81,451个观测值、中国家庭追踪调查85,469个观测值，以及中国综合社会调查50,721个观测值。

测量指标

数字排斥。 我们使用互联网接入变量来测量数字排斥。在中国健康与养老追踪调查中，参与者被问及：“过去一个月内，您是否进行过以下任何活动？”选择“使用互联网”的参与者被归类为数字包容；未选择者则被归类为数字排斥。在中国家庭追踪调查中，数字排斥的测量方式因波次而异。

从2016年起，受访者若报告通过移动设备或计算机使用互联网，则被归类为数字包容；若报告两者均未使用，则被归类为数字排斥。在此前的两个波次中，数字排斥依据一项关于是否使用互联网的单项指标判定，未使用互联网者被编码为数字排斥。在中国综合社会调查中，参与者被询问过去一年互联网使用的频率，采用从1（“从不”）到5（“非常频繁”）的五点量表。选择1的参与者被归类为数字排斥；其他人则被视为数字包容。最后，数字排斥被操作化为二元变量，其中数值1表示数字排斥，0表示数字包容。跨数据集数字排斥协调见表 S1。

年龄与出生队列. 各数据集中的年龄均定义为受访者在调查年份时的年龄。年龄范围涵盖中年期（45–65岁）至晚年期（>65 岁）。出生队列按5年间隔分组，并作为连续变量处理。在中国健康与养老追踪调查和中国家庭追踪调查中，取值范围为1至8；在中国综合社会调查中，取值范围为1至9。

分组变量。 我们考察了居住地、地区、多病共存状况和认知风险状态对数字排斥与各项结局之间关联的异质性。居住地被编码为二分指标，区分城市和农村居住。地区分类依据中国国家统计局（2021年）的标准，划分为东北部、东部、中部和西部。多病共存状况根据自我报告的慢性疾病数量界定。在中国健康与养老追踪调查中，共评估了14种慢性疾病，受访者被分为无慢性病、患有一种慢性病或多病共存（≥2 种慢性疾病）。认知功能采用简化版认知状态电话访谈（TICS）（Brandt等人，1988年）进行测量，包括自评记忆、词语回忆、连续减法、日期识别和视空间能力

（总分范围：0–36）。为识别认知风险较高的个体，我们采用潜在剖面分析，并使用基于自助法的截点程序确定阈值为18（见补充方法）。随后将受访者分为认知处于风险状态和未处于风险状态两类。

统计分析

缺失数据与加权

为保持总体代表性并减轻缺失数据造成的偏倚，我们对协变量采用多重插补，并对已访谈受访者数字排斥测量指标中的条目无应答采用逆概率加权。首先，我们使用链式方程多重插补法（Buuren & Groothuis-Oudshoorn，2011年）对协变量中的缺失值进行插补，生成了20个完整数据集。数字排斥这一结局变量本身未进行插补。

接下来，我们将分析范围限定为在特定波次完成访谈且具有横截面调查权重的观测值，并针对数字排斥的条目无应答构建稳定化逆概率权重（Cole & Hernán，2008年；Robins 等人，2000）。分子模型纳入时不变预测变量。分母模型还纳入时变社会经济与健康预测变量；对于 CHARLS 和 CFPS 纵向数据，则进一步纳入与测量可用性相关的前一波次信息（包括是否有前一波次观测值、前一波次是否观测到数字排斥，以及在可用时滞后的数字排斥值）。使用 Rubin 法则（ Buuren & Groothuis-Oudshoorn，2011 年）对各插补数据集的这些应答倾向模型系数进行合并，并根据合并后的模型生成预测应答概率。随后，将分子模型预测的应答概率与分母模型预测的应答概率之比作为稳定化项目无应答权重，

与未稳定化权重相比，这提高了权重的稳定性。最终分析权重通过将这些稳定化项目无应答权重乘以特定波次横断面调查权重得到。组合权重在每个波次内标准化，使其均值为 1。作为诊断，我们使用绝对标准化均值差（SMD）评估协变量平衡。我们将绝对 SMD 低于 0.25（Stuart，2010年）视为达到可接受的平衡，并进一步报告以 0.10（Austin，2011年）为更严格基准时的平衡情况。所有权重均达到了可接受的协变量平衡。详细结果见补充材料。

对于中国健康与养老追踪调查，我们还处理了用于定义亚组的健康指标中的缺失问题。由于这些亚组分析要求慢性疾病和认知功能信息非缺失，因此将样本限制为完整案例可能会在数字排斥条目无应答之外引入额外的选择偏倚。因此，我们重新定义应答变量，分别将数字排斥与多病共存状况或认知功能的共同可用性作为应答变量，并据此重复进行稳定化逆概率加权。随后，将得到的两组权重分别与特定波次的横断面调查权重相乘，并在波次内进行标准化。这些权重分别用于按多病共存状况分层的分析和按认知功能分层的分析。各模型所用权重的详情见表S2。

年龄–时期–队列分析

由于年龄（A）、时期（P）与出生队列（C）完全线性相关（$A = P - C$），若无额外限制因素或建模假设，传统的年龄－时期－队列设定无法识别（Bell，2020）。我们针对重复横截面数据采用了分层年龄－时期－队列（HAPC）设定（Yang & Land，2008年），并使用混合效应估计了数字排斥中的年龄-时期-队列模式

逻辑回归在三个数据集中进行估计。具体而言，我们将年龄作为个体层面预测变量（Yang & Land，2008年），以固定效应表示时期，并通过随机截距刻画队列差异。年龄（以岁计）以45为中心，同时纳入线性项与二次项，以容纳潜在的非线性年龄梯度。时期差异通过纳入各调查波次的指示变量加以捕捉，从而在控制年龄与队列后估计时期特异性偏离。队列被操作化为五年出生队列组，并设定为随机截距，使数字排斥的基线对数优势能够在给定年龄与时期的条件下随队列而变化。

由于年龄是个体层面预测变量，我们仅调整了那些可能在 APC 成分之外混淆年龄—数字排斥关联的协变量。因此，我们纳入性别，以控制可能影响数字排斥和调查样本年龄构成的性别差异（Bartram, 2020）。模型使用 Stata 18.5 中的 *melogit* 进行估计，概率权重采用最终分析权重，该权重由各波次的横截面调查权重与针对条目无应答的稳定化逆概率权重相乘构成。稳健标准误按队列组聚类，以控制潜在的组内相关性。作为敏感性分析，我们在不使用权重的情况下重新估计了所有模型，以评估研究结果是否受加权策略影响。

界限分析

为评估我们的结论对 HAPC 设定中隐含的识别假设有多敏感，我们在层级年龄–时期–队列模型的基础上补充了界限分析（Fosse & Winship, 2019b）。这一步的依据是，先前研究表明，HAPC 模型可能会对年龄－时期－队列趋势的线性分量施加不易察觉的限制因素

（Bell & Jones, 2018），并且在应用研究中，可能会实际上将线性队列趋势拉向零（Fosse & Winship, 2019a ）。界限分析并非选择单一的识别策略，而是将假设明确化，并量化同时符合观测数据和理论依据充分的限制条件的年龄-时期-队列分解范围（Rohrer, 2025）。

我们使用 Fosse 和 Winship 开发的 *apcR* 软件包实施了界限分析（ https://scholar.harvard.edu/apc/software-0；下载版本为2025年6月）。遵循线性化年龄-时期-队列框架，我们将时间维度离散化为等宽区间：年龄和时期被归入两年类别，从而构建用于基于单元格的估计的规则年龄-时期网格。为保持时期上的两年间隔，我们将分析限制于与该设计相符的年份（中国家庭追踪调查：2014–2022，间隔两年；中国综合社会调查：2013–2017，间隔两年）。随后，我们在汇总的年龄-时期-队列单元格上估计线性化年龄-时期-队列模型，其中单元格层面的数字排斥以加权平均值计算，所用组合权重由特定波次横断面调查权重与针对条目无应答的稳定化逆概率权重相乘得到。该程序将总体年龄-时期-队列模式分离为：（i）两个可识别的线性组合：$\theta 1 = (\alpha + \pi)$，即年龄与时期的组合线性斜率，以及 $\theta 2 = (\pi + \gamma)$，即时期与队列的组合线性斜率；以及（ii）针对年龄、时期和队列的经验识别非线性偏差（对线性的偏离）。由于这些非线性偏差由观测数据识别，并且在所有拟合同样良好的年龄-时期-队列分解中保持不变，它们为界定欠识别线性分量提供了固定参照。

识别问题意味着线性趋势存在一系列拟合同样良好的分解（典型解线）。为缩小该解空间，我们在观测范围内对线性分量施加了三项限制因素：（i）正的线性年龄趋势（年龄越大，数字排斥越高）（Charness & Boot, 2009），（ii）负的线性时期趋势（数字排斥随历史时期下降）（Li 等，2025），以及（iii）负的线性队列趋势（较晚出生的队列表现出较低的数字排斥）（Matthews 等，2019）。我们使用二维 APC 界定图将这些限制因素可视化，并突出显示满足各项限制因素的典型解线线段（见图 S1–S6）。这些可行线段的交集界定了有界解集。由此，我们推导出线性年龄、时期和队列分量所允许的最大与最小斜率。最后，我们将这些斜率界限与估计的非线性偏差相结合，以重建各时间效应的上下有界轨迹。我们对全样本及每个子样本重复了相同程序，并将界限结果用作对 HAPC 估计所隐含模式的透明稳健性检验。

结果

中国健康与养老追踪调查

在中国健康与养老追踪调查样本中，数字排斥率高达 86.96%，其定义为过去一个月内未使用互联网。样本以农村人口为主，且主要集中在东部地区，其中 1950–1964 年出生队列占多数（表 S3）。

年龄效应。 数字排斥随年龄增长而增加，表 1中显著的年龄二次项表明其呈非线性。预测概率显示，中年期略有下降，随后在晚年稳步上升。

时期效应。预测的数字排斥从2011年到2018小幅衰退，随后到2020急剧下降（图1）。

队列效应。 出生于1940年代末和1950年代初的群体，其队列差异最为显著，并呈现正向的队列特定截距偏差。相比之下，出生于1960年代中期及之后的群体则持续表现出负向偏差，这表明在排除年龄和时期的影响后，其基线数字排斥程度较低。

城乡差异。 在所有年龄段，农村居民的预测概率始终高于城市居民。两组的变化轨迹均表现为中年早期小幅下降，随后稳步上升；随着年龄增长，两组之间的差异逐渐缩小。按时期预测的概率在两组中均有所下降，但农村居民的水平始终较高，且城乡差距随时间推移并未明显缩小。城市人口中的队列差异相对有限。

区域差异。 西部的预测数字排斥程度最高。随着年龄增长，区域差距逐渐缩小，而东部的队列分化最为显著。

健康相关差异。 按多病共存状况对中国健康与养老追踪调查进行分层后发现，无慢性病者的数字排斥预测值最低，多病共存者最高；两组差距在中年期最大，随着所有曲线在高龄时趋近于相似的高水平，差距逐渐缩小。无慢性病组的队列偏差更为分散，而在多病共存组中，较晚出生的队列往往表现出较低的数字排斥。就认知功能而言，非风险组呈现非线性年龄变化模式，其特点是中年期略有衰退，随后逐渐上升。相比之下，风险组在各年龄段的数字排斥始终

较高，且两组差异在50至70岁之间最为明显。非风险组的队列偏差持续下降，而风险组的队列差异较小且缺乏明显规律。尽管两个亚组的时期特异性预测值均有所下降，但风险组与非风险组之间的差距随时间逐渐扩大。（表4；图2）。

CFPS

在中国家庭追踪调查数据集中，根据“任何互联网使用”测量指标，78.61%的观测值属于数字排斥，且分析样本略偏向农村居民（52.82%）以及1950—1969年出生队列。

年龄效应。在40多岁后期经历轻微衰退后，数字排斥率随年龄增长而持续上升。这一上升趋势在50岁至70岁之间最为明显；此后，该轨迹在高龄阶段趋于平稳，并在最高龄人群中呈现轻微下降。

时期效应。2014年后出现了时期效应的转变：该趋势从缓慢下降加速为骤降，并于2022年降至最低点（图3；表2）。

队列效应。队列差异相对较小，大多数队列特定截距偏差都集中在接近零的范围内。例外是1940—1944年出生队列，其偏差明显为正。

城乡差异。 在所有年龄段，农村人口的预测概率均高于城市人口，且农村群体呈现非线性的年龄变化趋势（表2）。两个地区都观察到基于时期的衰退，但城市人口中的衰退更为明显。队列偏差进一步凸显了两组之间的差异：城市人口在

1945–1954队列中的排斥程度较低，而在1940–1944和1965–1969队列中的排斥程度较高。相比之下，农村人口的特点是1955–1969队列的偏差较低，而1940–1944和1970–1974队列的风险较高。

区域差异。 西部的预测概率水平往往持续较高，而随着不同群体的变化轨迹趋于一致，区域差异在高龄阶段有所缩小。在东部，出生于1940–1944年和1965–1969年的队列，其数字排斥程度高于相邻队列。

CGSS

中国综合社会调查记录的数字排斥率为69.20%，测量指标为过去一年中的互联网使用频率。人口统计数据显示，受访者以城市居民为主（58.59%），且地区分布集中于东部（36.86%）。

年龄效应。 预测概率从中年期到晚年稳步上升，随后在最高龄阶段趋于平稳。

时期效应。 在整个观察窗口内，下降趋势都十分明显，并且在2015年后更加陡峭。

队列效应。较早出生的队列呈现负向偏差，而出生于1940年代末至1960年代的队列则呈现正向偏差。最新的队列组则回归至更接近零的水平。

城乡差异。 在各年龄和时期，农村人口的预测数字排斥程度始终高于城市人口。城乡差距在中年期最大，晚年有所缩小，因为城市人口的年龄轨迹随年龄增长而上升得更快，而农村人口的年龄轨迹

则逐渐接近上限。队列偏差也因居住地而异：城市人口的队列分化更明显，农村人口的偏差则较小（见图 4f）。

区域差异。 东部的预测数字排斥程度最低。正如表 3 所示，中部和中国东北呈现出更为明显的非线性年龄曲线，但所有地区的年龄轨迹在较高年龄阶段变得更加相似。队列偏差也因地区而异，其中中部和中国东北的队列分化相对较小。

稳健性检验

为评估 APC 研究结果对识别假设的灵敏度，我们在 CFPS 和 CGSS 中对 HAPC 模型补充进行了界限分析。结果在两个数据集中均再现了主要的年龄与时期模式。在 CFPS 中，界限分析得到的年龄曲线显示，中年期风险略有下降，随后在较高年龄段上升（图 5）；而在 CGSS 中，年龄曲线总体呈单调变化，在年龄两端的不确定性更大（图 6）。两项调查中的时期趋势均随时间推移而下降。界限分析所得的队列模式表明，较晚出生队列总体上具有优势，其特点是 1960 年后出生队列的风险下降更为明显。不过，与相邻队列相比，1950 年至 20 世纪 50 年代中期出生者的数字排斥程度出现了一个明显峰值。总体而言，队列异质性不如观察到的年龄与时期关联那样一致。总之，界限分析表明，在采用替代性识别假设时，年龄与时期结论仍具有稳健性，并为队列差异提供了一个合理范围。我们还在不使用权重的情况下重新进行了所有 HAPC 分析，研究结果仍然稳健（见表 S4-S7）。

讨论

基于三个具有全国代表性的中国数据集，我们发现，45岁及以上成年人数字排斥的年龄－时期－队列模式一致。数字排斥程度在观察到的年龄范围内随年龄增长而上升，而时期估计值则随调查年份推移而下降。队列差异也很明显，但不如年龄和时期成分一致，且不同数据集中均未呈现单一的单调队列模式。居住地和地区方面的结构性差异在较年轻的老年阶段更为显著，并且在最高龄群体中趋于缩小。稳健性检验进一步支持了这些核心结论，包括界限分析和无权重重新估计；这些分析再现了主要的年龄与时期模式，并界定了队列差异的合理范围。

年龄与数字排斥呈现稳健的正相关关系，且不受时期效应和队列效应影响。除这一总体趋势外，年龄轨迹还略呈非线性：中年期数字排斥有所缓和，随后在老年阶段更稳定地上升。中年期的这种缓和可能反映了相对较强的资源和能力（Infurna et al., 2020; Lachman et al., 2015），有助于维持日常数字接触并延缓退出。到了老年阶段，身体和认知功能衰退（Czaja et al., 2006）可能增加学习、故障排除以及维持数字媒介活动的成本，进而抵消感知有用性（Davis, 1989），并提高数字排斥风险。生命历程转变可能进一步强化这一模式（Faure et al., 2020）：退休以及家庭或家族角色的变化，可能减少人们日常接触工作场所数字环境和数字任务的机会，削弱技能维持和习惯形成的契机。更广泛而言，老年学中的角色转变视角（Rosow et al., 1976）认为，晚年角色结构的变化会重塑日常惯例，进而改变数字参与的机会。

时期效应显示，2010年代至2020年代初期，数字排斥有所下降；这与既有研究的发现一致，即人口层面对数字技术的获取随着时间推移不断扩大（Ren & Zhu, 2024; Zhao & Kuang, 2025）。这一时期性的下降趋势与连接性增强以及数字媒介服务的普及相符（CNNIC, 2022），但不同调查时段的改善速度并不一致。过去十年间，在“数字中国”这一更广泛的政策议程下，中国持续推进数字化建设，通过投资互联网基础设施以及快速扩展日常数字生态系统（包括移动支付和远程医疗服务）实现这一目标（Ito, 2019）。COVID-19疫情进一步加速了这些转变，推动数字治理和追踪技术（如健康码）的常态化（Li 和 Kostka，2024）。这些特定时期的发展很可能同时影响了不同年龄群体和出生队列，使历史时期中的整体数字排斥风险下降，同时仍存在持续分层的空间。

尽管队列差异显而易见，但与年龄和时期效应相比，这些差异在三个数据集中的表现并不那么一致。1930—1974年出生队列经历了从以模拟媒体为主到互联网开始普及的重大转变；较早出生的队列在生命历程的形成阶段接触互联网的可能性较低，而较晚出生的队列——尤其是那些在21世纪初步入成年早期的人——则能更早接触数字技术，并更快地采纳这些技术。在中国，这种代际位置也恰逢改革后教育扩张和制度需求变化，可能有助于较晚出生的队列更好地形成技能并提升数字参与能力。

然而，一个值得注意的例外是，20世纪50年代初至中期出生的队列在数字排斥方面呈现局部峰值。这一模式很可能反映了这一代人独特的社会历史经历。一方面，这些队列成长于政治动荡和物资匮乏的时期，包括中国大饥荒和文化大革命；这些经历扰乱了他们童年和青春期的日常生活及制度环境（Chen et al., 2020；Zhou & Hou, 1999）。在16至20岁这一关键发展阶段，他们的教育机会受到严重冲击，导致其教育成就出现差距，而这些差距在随后的数十年里很少得到弥补（Deng & Treiman, 1997）。另一方面，实证证据表明，与相邻队列相比，这些队列的认知功能可能有所减弱（Guo & Zheng, 2023）。鉴于教育是互联网采纳的主要预测因素（Lythreatis et al., 2022；van Ingen 和 Matzat，2018），且认知功能对于维持数字活动至关重要，早期教育匮乏与后期认知衰退相结合，解释了为何20世纪50年代出生队列在晚年面临尤其高的数字排斥风险。

数字排斥植根于线下环境，并与社会不平等相互作用，使数字劣势与更广泛的社会排斥过程相联系（Helsper，2012；Ragnedda 等人，2022）。在我们的分析中，居住地和地区之间的结构性差异都十分显著。农村居民的数字排斥预测水平始终高于城市居民。这种持续存在的差距符合累积不平等框架（Ferraro 和 Shippee，2009），表明早年或结构性的资源获取不足会造成长期劣势轨迹。尽管中国努力推动农村数字化，但在支持数字包容的更广泛生态系统方面，农村地区仍然落后于城市。区域分层呈现出类似的

模式：东部的数字排斥往往较低，西部则较高，这与相关证据相符，即数字鸿沟的缩小并未在不同地理情境中均衡分布（Li 等，2025）。这些模式反映了累积优势的自我强化逻辑（Dannefer，1987），并在数字环境中表现为马太效应。资源丰富地区更有条件运用新技术巩固其社会经济地位，从而扩大与历来处于劣势地区之间的差距。在这项为期十年的研究中，这些空间差异始终存在，表明数字技术的包容性扩展尚不足以消除根深蒂固的社会不平等（Witte与Mannon，2010年）。

然而，在最高龄年龄组中，居住地和地区差距趋于收敛。一种合理的解释是，到了高龄，普遍存在的健康相关限制和功能限制可能会压过空间优势，从而缩小群体间差异——在生命历程研究的讨论中，这种模式常被称为“年龄均衡”假说（Lynch，2003年）。

数字排斥不仅呈现社会分层特征，也与晚年健康脆弱性密切交织。患有多病共存的受访者表现出显著更高的预测排斥程度，这印证了既有研究的发现：健康相关困难是老年人参与互联网的重要障碍（Ang等，2021年）。多病共存可能会触发晚年的基于损失的选择：随着疾病管理成为首要目标，老年人往往会缩减活动范围，以节省有限的精力和注意力。从选择、优化与补偿视角（Baltes，1997年）来看，数字参与减少的原因在于，维持在数字环境中的能力需要持续进行优化与补偿——这需要投入适应性资源；当疾病负担沉重时，这种投入恐怕难以为继。具体而言，我们发现

基于多病共存状况的差异在60岁之前最为显著，且随年龄增长而大幅缩小。这一差距的缩小进一步支持了这样的观点：晚年健康和功能限制可能成为一种主要的平衡因素。归根结底，数字技术的高适应成本可能会在高龄阶段形成天花板效应，从而削弱即便是较健康老年人的相对优势。

认知风险同样对晚年的数字排斥产生了分层作用，排斥水平在较年轻的老年期即已升高，并在此后保持高位，同时队列分化较弱——这些模式表明，认知限制可能会削弱较晚出生队列更大的数字接触能否转化为实际的技术使用。与这一解释相一致，一些研究（Dequanter 等人，2022；Heponiemi 等人，2023）强调认知功能是技术使用的关键决定因素，有助于解释为何一些老年人难以将接触机会转化为实际采用。诚然，中国快速的基础设施扩张可能降低了基本互联网连接的结构性障碍（世界银行，2026）。然而，我们的结果表明，认知风险差距并未随时期缩小，反而可能扩大，这与如下可能性相一致：即便接入变得更容易，随着数字系统日益复杂并需要持续适应，使用过程中的认知负荷也会变得更加突出（Li 和 Luximon，2020）。

本研究具有若干优势。首先，我们将年龄—时期—队列框架应用于三项设计各异的全国代表性调查，评估关键模式能否在不同测量时段和抽样结构中重现，从而增强推论的可靠性，避免结论仅依赖单一数据集。其次，我们承认有关分层年龄—时期—队列模型识别的争论（Bell, 2020; Bell & Jones, 2018），因此在分层年龄—时期—队列模型之外，还通过界限分析进行稳健性检验。第三，尽管

近期许多研究通过接入或使用维度量化数字鸿沟（Ren & Zhu, 2024; Zhao & Kuang, 2025），我们的分析则着重考察数字排斥如何随历史时期和年龄变化，并识别即使整体数字环境不断扩展，哪些根本性不平等仍在持续构成排斥的结构性因素。与这一目标一致，我们记录了数字排斥在居住地、地区和晚年健康脆弱性方面呈现的模式，表明即使人口层面有所改善，亚组差异仍可能持续存在；尤其当多病共存和认知风险加大维持数字参与的障碍时，更是如此。

本研究存在若干值得注意的局限。首先，尽管我们对不同调查中的数字排斥测量指标进行了协调，但具体操作时采用了不同的参照时期和问题格式。虽然这三个数据集均具有全国代表性，但其设计和实质性侧重点各不相同：中国健康与养老追踪调查是以老龄化为重点的面板调查，中国家庭追踪调查是基于家庭的面板调查，而中国综合社会调查则是综合社会调查，老年人样本相对较小。这些测量和样本构成上的差异可能影响跨调查可比性，包括时期变化表面上的发生时间，以及估计所得队列偏差的细致形态。其次，我们的二元指标仅反映数字排斥的基本门槛，未考虑数字技能、接入质量，或有效使用数字服务并从中受益的能力。未来研究可纳入数字包容的多维测量指标，并考察更直接体现排斥后果的结果变量，以此拓展年龄—时期—队列框架。

结论

本研究基于三项全国代表性调查，全面评估了中国中老年人数字排斥的动态变化。分析

以年龄—时期—队列框架为基础，结果显示，尽管随着历史时期推移，数字化进程迅速推进，且较晚出生的队列在数字素养方面更具优势，但年龄增长本身仍是数字参与的一项持续性障碍。我们还发现，20世纪50年代初至中期出生的队列面临显著的超额风险。这些发现揭示了数字排斥如何嵌入生命历程，并随着个体步入高龄、经历相伴而来的生理脆弱性与社会边缘化而加剧。此外，结果表明，晚年数字排斥与更广泛的社会不平等结构密切交织。尽管国家数字基础设施持续改善，数字排斥仍因城乡居住地、地区和健康状况而呈现系统性差异；多病共存者和认知障碍风险较高者面临的风险尤其突出。因此，仅靠基础设施扩张和技术扩散不太可能实现数字公平。由此，推进数字包容需要制定有针对性的老年友好政策，而不能仅仅着眼于网络接入。政策工作应采取生命历程视角，认识到不同队列在数字采纳方面面临的特定限制因素；优先为面临累积劣势的群体提供持续且因地制宜的支持；并通过无障碍、低负担设计及社区嵌入式协助，减少认知和身体障碍，防止在人口老龄化加速的背景下，数字化加剧晚年脆弱性。

透明度与开放性

数据集可从中国健康与养老追踪调查（CHARLS）获取，网址为 https://charls.charlsdata.com；可从中国综合社会调查（CGSS）获取，网址为 https://www.cnsda.org；以及

中国家庭追踪调查（CFPS），网址为 https://www.isss.pku.edu.cn/sjsj/cfpsxm/index.htm。注册并申请后即可访问这些数据集。分析代码可在 https://osf.io/qd7s6/ 获取。

参考文献

Ang, S., Lim, E., & Malhotra, R. (2021年). 老年人互联网使用中的健康相关困难：相关因素及其与生活质量关联的中介作用——通过社会支持网络. *The Gerontologist*, *61*(5), 693–702. https://doi.org/10.1093/geront/gnaa096

Austin, P. C. (2011年). 倾向评分方法简介：减少观察性研究中混杂影响. 《多变量行为研究》, *46*(3), 399–424. https://doi.org/10.1080/00273171.2011.568786

Baltes, P. B. (1997). 关于人类个体发生不完整的架构：选择、优化与补偿作为发展理论的基础. *American Psychologist*, *52*(4), 366– 380. https://doi.org/10.1037/0003-066X.52.4.366

Bartram, D.（2020）。年龄与生活满意度：让控制变量得到控制。《社会学》。（Sage 英国：伦敦，英格兰）。https://doi.org/10.1177/0038038520926871

Bell, A.（2020）。年龄－时期－队列分析：关于我们应该和不应该怎么做的综述。《人类生物学年鉴》，*47*(2)，208–217。https://doi.org/10.1080/03014460.2019.1707872

Bell, A., & Jones, K.（2018）。分层年龄－时期－队列模型：为什么它会得出这样的结果? 《质量与数量》，*52*(2)，783–799。https://doi.org/10.1007/s11135-017-0488-5

Brandt, J., Spencer, M., & Folstein, M.（1988年）。认知状态电话访谈。《认知与行为神经学》，*1*。

Buuren, S. van, & Groothuis-Oudshoorn, K.（2011年）。mice：R 中的链式方程多重插补。《统计软件杂志》，*45*，1–67。https://doi.org/10.18637/jss.v045.i03

Charness，N., & Boot，W. R.（2009年）。老龄化与信息技术使用。《心理科学当前方向》。（Sage CA：洛杉矶，CA）。
https://journals.sagepub.com/doi/10.1111/j.1467-8721.2009.01647.x

Chen, Y., Fan，Z., Gu，X., & Zhou，L.-A. (2020). 青年人才到来：中国的上山下乡运动与农村教育。《美国经济评论》，*110*(11), 3393–3430.
https://doi.org/10.1257/aer.20191414

CNNIC. (2022).《第*50*次中国互联网络发展状况统计报告》（第50号）。中国互联网络信息中心。
https://www.cnnic.com.cn/IDR/ReportDownloads/202505/P020250514564119130448.pdf

Cole，S. R., & Hernán，M. A. (2008). 构建边际结构模型的逆概率权重。《美国流行病学杂志》，*168*(6), 656–664. https://doi.org/10.1093/aje/kwn164

Cotten, S. R. (2021). 技术与老龄化：理解使用情况、影响及未来需求。收录于 K. F. Ferraro & D. Carr（编），《老龄化与社会科学手册（第九版）》（第373–392页）。学术出版社。https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815970-5.00023-1

Czaja，S. J.、Charness，N.、Fisk，A. D.、Hertzog，C.、Nair，S. N.、Rogers，W. A. 和 Sharit，J.（2006 年）。技术使用预测因素：来自老龄化与技术增强研究和教育中心（CREATE）的发现。《心理学与老龄化》，*21*(2)，333–352。
https://doi.org/10.1037/0882-7974.21.2.333

Dannefer，D.（1987年）。老龄化作为群体内差异化：强化、马太效应与生命历程。《社会学论坛》，*2*（2），211–236。

Davis, F. D.（1989年）。感知有用性、感知易用性与信息技术的用户接受度。*MIS Quarterly: Management Information Systems*，*13*（3），319–339。https://doi.org/10.2307/249008

Deng, Z., & Treiman, D. J. (1997). 文化大革命对中华人民共和国受教育程度变化趋势的影响。*American Journal of Sociology*, *103*(2), 391– 428. https://doi.org/10.1086/231212

Dequanter, S., Gorus, E., Van Laere, S., De Witte, N., Verté, D., Steenhout, I., Fobelets, M., & Buyl, R. (2022). 互联网使用与老年人的认知衰弱：一种大规模多维度研究方法。*European Journal of Ageing*, *19*(4), 1135–1144. https://doi.org/10.1007/s10433-022-00686-2

Ding, X., Yuan, L., & Zhou, Y. (2023). 互联网接入与老年人的健康：中国的证据。*China Economic Review*, *82*, 102047. https://doi.org/10.1016/j.chieco.2023.102047

Elder, G. H., Johnson, M. K., & Crosnoe, R. (2003). 生命历程理论的兴起与发展。载于 J. T. Mortimer & M. J. Shanahan (编), 生命历程手册（第 3–19 页）。Springer US。https://doi.org/10.1007/978-0-306-48247-2_1

Fang, Y., Shao, Y., & Wang, M. (2025). 老年人遭遇数字排斥的非自愿体验：分类体系与理论框架。*American Psychologist*。https://doi.org/10.1037/amp0001502

Faure, L., Vendramin, P., & Schurmans, D. (2020). 基于生命历程的数字排斥情境化研究。*Internet Policy Review*, *9*(2)。https://doi.org/10.14763/2020.2.1475

Ferraro, K. F., & Shippee, T. P.（2009年）。老龄化与累积不平等：不平等如何深入人心？*The Gerontologist*，*49*(3)，333–343。https://doi.org/10.1093/geront/gnp034

Fosse, E., & Winship, C.（2019a）。年龄-时期-队列数据分析：综述与评析。《社会学年度评论》，*45*（第45卷，2019年），467–492。https://doi.org/10.1146/annurev-soc-073018-022616

Fosse, E., & Winship, C. (2019b). 年龄–时期–队列效应的界限分析。*Demography*,*56*(5), 1975–2004. https://doi.org/10.1007/s13524-019-00801-6

Friemel, T. N. (2016). 数字鸿沟已经老龄化：老年人数字鸿沟的决定因素。*New Media & Society*, *18*(2), 313–331. https://doi.org/10.1177/1461444814538648

Guo, S., & Zheng, X.-Y. (2023). 中国中老年人认知功能趋势的新证据，2011年–2018：一项年龄–时期–队列分析。*BMC*老年医学, *23*(1), 498. https://doi.org/10.1186/s12877-023-04166-9

Helsper, E. J.（2012年）。社会排斥与数字排斥之间联系的对应领域模型。传播理论, *22*(4), 403–426。https://doi.org/10.1111/j.1468- 2885.2012.01416.x

Helsper, E. J.（2017）。数字排斥的社会相对性：将相对剥夺理论应用于数字不平等。传播理论，*27*(3), 223–242。https://doi.org/10.1111/comt.12110

Heponiemi, T., Kainiemi, E., Virtanen, L., Saukkonen, P., Sainio, P., Koponen, P., & Koskinen, S. (2023). 运用视觉、身体和认知功能表现测试预测老年人的互联网使用和数字能力：一项纵向人口研究。医学互联网研究杂志，*25*(1), e42287. https://doi.org/10.2196/42287

Hunsaker, A., & Hargittai, E. (2018). 老年人互联网使用综述。*New Media &Society*, *20*(10), 3937–3954. https://doi.org/10.1177/1461444818787348

Infurna, F. J., Gerstorf, D., & Lachman, M. E. (2020). 2020年代的中年期：机遇与挑战。*American Psychologist*, *75*(4), 470–485. https://doi.org/10.1037/amp0000591

Ito, A. (2019). 数字中国：具有中国特色的第四次工业革命？*Asia-Pacific Review*, *26*(2), 50–75. https://doi.org/10.1080/13439006.2019.1691836

Jia, L., Du, Y., Chu, L., Zhang, Z., Li, Fangyu, Lyu, D., Li, Yan, Li, Yan, Zhu, M., Jiao, H., Song, Y., Shi, Y., Zhang, H., Gong, M., Wei, C., Tang, Y., Fang, B., Guo, D., Wang, F., ... Qiu, Q. (2020). 中国60岁及以上成年人痴呆和轻度认知障碍的患病率、风险因素及管理：一项横断面研究。*The Lancet Public Health*,*5*(12), e661–e671. https://doi.org/10.1016/S2468-2667(20)30185-7

Kim, Y. K., & Han, S. H. (2022). 晚年互联网使用与认知功能：聚焦非对称效应与情境因素。*The Gerontologist*，*62*(3), 425–435. https://doi.org/10.1093/geront/gnab149

Lachman, M. E., Teshale, S., & Agrigoroaei, S. (2015). 中年期作为生命历程中的关键时期：在青年期与老年期的交汇处平衡发展与衰退。*InternationalJournal of Behavioral Development*, *39*(1), 20–31. https://doi.org/10.1177/0165025414533223

Lee, B., Chen, Y., & Hewitt, L. (2011年). 老年人在使用计算机和互联网时遇到的限制因素中的年龄差异。*Computers in Human Behavior, CSCL*环境中的群体意识, *27*(3), 1231–1237. https://doi.org/10.1016/j.chb.2011.01.003

Li, H., & Kostka, G. (2024). 驾驭数字时代：中国的灰色数字鸿沟与数字包容。*Media, Culture & Society*, *46*(6), 1181–1199. https://doi.org/10.1177/01634437241229382

Li, Q., & Luximon, Y.（2020）。老年人使用移动设备：浏览各种界面时面临的可用性挑战。*Behaviour & Information Technology*，*39*（8），837–861。https://doi.org/10.1080/0144929X.2019.1622786

Li, S., Ouyang, Y., & Hu, M.（2025）。2011年至2020年中国老年人数字鸿沟的十年趋势及其对健康老龄化的影响。*Npj Digital Medicine*，*8*（1），710。https://doi.org/10.1038/s41746-025-02076-1

Liu, D., Zhang, B., & Guo, J.（2024）。中老年中国成年人中的三重数字鸿沟与抑郁症状：差异分析。*General Psychiatry*，*37*（4），e101562。https://doi.org/10.1136/gpsych-2024-101562

Lu, X., Yao, Y., & Jin, Y. (2022). 老年人的数字排斥与功能依赖：来自五项纵向队列研究的发现。*eClinicalMedicine*，*54*。https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2022.101708

Luo, Y., Yip, P. S. F., & Zhang, Q. (2024). 23个国家中互联网使用与≥50 岁成年人心理健康之间的正相关。*Nature Human Behaviour*，*9*(1)，90–100。https://doi.org/10.1038/s41562-024-02048-7

Lynch, S. M. (2003). 教育与健康关系中的队列和生命历程模式：一种层级方法。*Demography*，*40*(2)，309–331。https://doi.org/10.1353/dem.2003.0016

Lythreatis, S., Singh, S. K., & El-Kassar, A.-N. (2022). 数字鸿沟：综述与未来研究议程。《技术预测与社会变革》，*175*，121359。https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121359

Matthews, K., Nazroo, J., & Marshall, A. (2019年). 英格兰晚年数字包容：十年间互联网使用的队列变化。《老龄化与社会》, *39*(9), 1914–1932. https://doi.org/10.1017/S0144686X18000326

Mayer, K. U. (2009年). 生命历程研究的新方向。《社会学年度评论》,*35*(第35卷, 2009年), 413–433. https://doi.org/10.1146/annurev.soc.34.040507.134619

国家统计局。（2021年2月18日）。全国人民代表大会和中国人民政治协商会议两会服务。https://www.stats.gov.cn/zt_18555/zthd/lhfw/2021/rdwt/202302/t20230214_1903926.html

Peng, Z., & Dan, T. (2023). 数字红利还是数字鸿沟？数字经济与中国城乡收入不平等. 《电信政策》, *47*(9), 102616. https://doi.org/10.1016/j.telpol.2023.102616

Poole, L., Ramasawmy, M., & Banerjee, A. (2021年). COVID-19疫情期间的数字优先：族裔是否重要？ *The Lancet Public Health*, *6*(9), e628–e630. https://doi.org/10.1016/S2468-2667(21)00186-9

Ragnedda, M., Ruiu, M. L., & Addeo, F.（2022）。数字与社会排斥的自我强化效应：不平等循环。《远程信息处理与信息学》，*72*，101852。https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101852

Ren, W., & Zhu, X.（2024）。中国基于年龄的数字鸿沟：趋势与社会经济差异（2010–2020）。《电信政策》，*48*（3），102716。https://doi.org/10.1016/j.telpol.2024.102716

Robins, J. M., Hernán, M. Á., & Brumback, B. (2000). 流行病学中的边际结构模型与因果推断。流行病学，*11*(5), 550。

Rohrer, J. M. (2025). 清晰思考年龄、时期和队列效应。《心理科学方法与实践进展》，*8*(2), 25152459251342750. https://doi.org/10.1177/25152459251342750

Rosow, I., Binstock, R. H., & Shanas, E. (1976). 《老龄化与社会科学手册》。Van Nostrand Reinhold Co. http://www.gbv.de/dms/bowker/toc/9780442207984.pdf

Ryder, N. B. (1965). 队列作为社会变迁研究中的一个概念。《美国社会学评论》，*30*(6), 843–861。https://doi.org/10.2307/2090964

Scheerder, A., van Deursen, A., & van Dijk, J.（2017）。互联网技能、使用及结果的决定因素：第二层和第三层数字鸿沟的系统综述。《远程信息处理与信息学》，*34*(8), 1607–1624. https://doi.org/10.1016/j.tele.2017.07.007

Seifert, A., Cotten, S. R., & Xie, B.（2021年）。双重排斥负担？COVID-19时期老年人的数字与社会排斥。《老年学期刊：*B*辑》，*76*(3), e99–e103. https://doi.org/10.1093/geronb/gbaa098

Skou, S. T., Mair, F. S., Fortin, M., Guthrie, B., Nunes, B. P., Miranda, J. J., Boyd, C. M., Pati, S., Mtenga, S., & Smith, S. M.（2022）。多病共存。《自然综述：疾病导论》，*8*(1), 1–22。https://doi.org/10.1038/s41572-022-00376-4

Stuart, E. A.（2010年）。用于因果推断的匹配方法：回顾与展望。统计科学：数理统计学会评论期刊，*25*(1), 1–21。https://doi.org/10.1214/09-STS313

van Ingen, E. 和 Matzat, U.（2018）。负性生活事件后动员在线帮助中的不平等：教育、数字技能与资本增进型互联网使用的作用。*Information,Communication & Society*，*21*（4），481–498。https://doi.org/10.1080/1369118X.2017.1293708

Wang, D.、Zhou, T.、Lan, F. 和 Wang, M.（2021年）。信息通信技术与社会经济发展：来自中国空间面板数据分析的证据。《电信政策》，*45*（7），102173。https://doi.org/10.1016/j.telpol.2021.102173

Witte, J. C. 和 Mannon, S. E.（2010年）。《互联网与社会不平等》。劳特利奇。https://doi.org/10.4324/9780203861639

世界银行。（2026）。使用互联网的个人（占人口百分比）——中国。https://data.worldbank.org/indicator/IT.NET.USER.ZS?locations=CN

Xie, Y., & Hu, J.（2014年）。中国家庭追踪调查（CFPS）简介。*ChineseSociological Review*，*47*(1)，3–29。https://doi.org/10.2753/CSA2162-0555470101.2014.11082908

Xue, Z., & Liu, C.（2024）。互联网使用对中老年人健康的影响：中国综合社会调查的证据。*BMC Public Health*，*24*(1)，2949。https://doi.org/10.1186/s12889-024-20313-2

Yan, P., & Schroeder, R. (2020). 中国城乡日常生活中移动社交应用的采用与使用差异。*Mobile Media & Communication*，*8*(3), 318–341. https://doi.org/10.1177/2050157919884718

Yang, Y., & Land, K. C. (2008年). 重复横断面调查的年龄–时期–队列分析：固定效应还是随机效应？《社会学方法与研究》，*36*(3), 297–326. https://doi.org/10.1177/0049124106292360

Yang, Y., & Land, K. C.（2016年）。年龄–时期–队列分析：新模型、方法与实证应用。Chapman and Hall/CRC。https://doi.org/10.1201/b13902

Yao, Y., Zhang, H., Liu, Xinran, Liu, Xiaoyun, Chu, T., & Zeng, Y.（2021年）。弥合中国老年人与年轻人之间的数字鸿沟：挑战与机遇。《柳叶刀·健康长寿》，*2*(3)，e125–e126。https://doi.org/10.1016/S2666-7568(21)00032-5

Zhao, Y., Hu, Y., Smith, J. P., Strauss, J., & Yang, G.（2014年）。队列简介：中国健康与养老追踪调查（CHARLS）。《国际流行病学杂志》，*43*(1)，61–68。https://doi.org/10.1093/ije/dys203

Zhao, Y., & Kuang, M. (2025年). 中国的数字鸿沟：来自CGSS2005–2021的数据证据。*ChineseSociological Review*，*0*(0)，1–62。https://doi.org/10.1080/21620555.2025.2475430

Zhong, W., & Wang, Z. (2023). 区域互联网发展对中国中老年人抑郁的影响，2011–2018年。《健康政策与技术》，*12*(3)，100784。https://doi.org/10.1016/j.hlpt.2023.100784

Zhou, X., & Hou, L. (1999年). 文化大革命的一代：中华人民共和国的国家与生命历程*。《美国社会学评论》，*64*(1)，12–36。https://doi.org/10.1177/000312249906400103

表 1 中国健康与养老追踪调查中数字排斥的加权多层逻辑回归

	全样本	城市	农村	East	中部	West	东北部
截距	8.863 [5.210,15.078]***	2.131 [1.641,2.766]***	43.443 [32.932,57.308]***	5.405 [3.331,8.772]***	9.143 [7.423,11.262] ***	10.787 [9.438,12.329]***	5.830 [3.417,9.947]***
Age	1.040 [0.993,1,089]	1.071 [1.052,1.090]***	1.177 [1.128,1.228]***	1.041 [0.985,1.100]	1.068 [1.005,1.136]*	1.125 [1.094,1.157]***	1.089 [1.010,1.173]*
Age^2	1.001 [1.000,1.002]**	1.001 [1.000,1.001]**	1.000 [0.998,1.001]	1.001 [0.999,1.004]	1.001 [0.999,1.003]	1.000 [0.998,1.001]	1.001 [0.999,1.002]
时期（参考：2011年）							
2013	0.594 [0.462,0.764]***	0.616 [0.509,0.747]***	0.255 [0.141,0.460]***	0.570 [0.392,0.828]**	0.531 [0.397,0.710]***	0.615 [0.518,0.730]***	0.621 [0.389,0.991]*
2015	0.366 [0.303，0.442]***	0.381 [0.309，0.470]***	0.088 [0.070，0.111]***	0.361 [0.298，0.437]***	0.307 [0.242，0.388]***	0.330 [0.232，0.470]***	0.330 [0.240,0.454]***
2018	0.177 [0.126,0.248]***	0.189 [0.156,0.229]***	0.024 [0.016,0.035]***	0.183 [0.126,0.267]***	0.132 [0.094,0.185]***	0.122 [0.105,0.142]***	0.136 [0.094,0.197]***
2020	0.035 [0.023,0.054]***	0.049 [0.040,0.059]***	0.003 [0.002,0.004]***	0.045 [0.030,0.068]***	0.023 [0.017,0.029]***	0.020 [0.017,0.024]***	0.024 [0.016,0.036]***
性别（女性 = 1）	1.670 [1.522,1.833]***	1.475 [1.239,1.756]***	2.034 [1.855,2.230]***	1.925 [1.467,2.526]***	1.550 [1.367,1.757]***	1.619 [1.454,1.803]***	1.197 [0.977,1.466]
随机效应							
σ^2 队列	0.056 [0.002,1.489]	0.003 [0.001,0.012]	0.081 [0.006,1.182]	0.072 [0.021,0.253]	0.008 [0.005,0.106]	0.000 [0.000,0.000]	0.020 [0.009,0.046]
BIC	55823.3	24583.2	23063.7	22541.7	13702.6	13678.5	5109.7
AIC	55758.1	24520.6	23000.3	22484.7	13646.2	13621.2	5056.4
N	81,451	18,502	62,949	25,686	23,243	26,681	5,785

注。 年龄以 45 为中心化值。固定效应估计值以优势比（ORs）和 95%置信区间表示。模型采用加权处理，标准误按群组聚类

在队列层级。赤池信息准则 = 赤池信息准则；贝叶斯信息准则 = 贝叶斯信息准则。*** p < .001，** p < .01，* p < .05。

表2 中国家庭追踪调查中数字排斥的加权多层逻辑回归

	全样本	城市	农村	East	中部	West	东北部
截距	6.490	3.402	27.114	5.310	5.155	11.818	5.603
	[5.228,8.061]***	[2.659,4.354]***	[16.446,44.704]***	[4.176,6.752]***	[4.454,5.967]***	[9.416,14.833]***	[3.972,7.904]***
Age	1.130	1.128	1.198	1.162	1.103	1.132	1.150
	[1.098,1.164]***	[1.086,1.172]***	[1.146,1.252]***	[1.096,1.233]***	[1.077,1.128]***	[1.099,1.166]***	[1.134,1.166]***
Age^2	0.999 [0.998,1.000]	0.999 [0.998,1.000]	0.998	0.999 [0.997,1.000]	1.000 [0.999,1.001]	0.999 [0.998,1.000]	0.999
			[0.997,0.999]***				[0.998,0.999]***
时期（参照：2010年）							
2014	0.475	0.561	0.311	0.433	0.519	0.476	0.457
	[0.416,0.542]***	[0.471,0.669]***	[0.248,0.391]***	[0.329,0.569]***	[0.444,0.607]***	[0.363,0.624]***	[0.345,0.605]***
2016	0.171	0.232	0.073	0.140	0.196	0.156	0.195
	[0.145,0.202]***	[0.178,0.304]***	[0.056,0.096]***	[0.097,0.202]***	[0.171,0.225]***	[0.110,0.219]***	[0.149,0.256]***
2018	0.088	0.115	0.027	0.076	0.116	0.066	0.076
	[0.072,0.107]***	[0.090,0.147]***	[0.021,0.034]***	[0.049,0.117]***	[0.099,0.136]***	[0.049,0.088]***	[0.066,0.089]***
2020	0.047	0.060	0.012	0.039	0.067	0.035	0.033
	[0.037,0.059]***	[0.044,0.083]***	[0.008,0.018]***	[0.024,0.066]***	[0.058,0.077]***	[0.025,0.050]***	[0.022,0.051]***
2022	0.027	0.039	0.006	0.020	0.040	0.020	0.025
	[0.022,0.032]***	[0.029,0.053]***	[0.004,0.009]***	[0.011,0.035]***	[0.033,0.049]***	[0.014,0.028]***	[0.019,0.034]***
性别（女性 = 1）	1.436	1.364	1.694	1.658	1.400	1.592	0.972 [0.731,1.292]
	[1.334,1.546]***	[1.227,1.517]***	[1.477,1.943]***	[1.412,1.946]***	[1.234,1.588]***	[1.371,1.849]***	
随机效应							
σ^2 队列	0.017 [0.002,0.151]	0.019 [0.004,0.088]	0.042 [0.003,0.552]	0.045 [0.003,0.577]	0.000 [0.000,0.000]	0.033 [0.010,0.112]	0.007 [0.005,0.095]
BIC	70706.2	45471.8	21636.1	25410.2	20150.4	14691.5	9800.8
AIC	70631.4	45403.0	21575.1	25352.5	20094.7	14635.1	9740.9
N	85,469	40,322	45,147	28,127	20,897	23,254	13,191

注。 年龄以 45 为中心化值。固定效应估计值以优势比（OR）及 95%置信区间报告。模型采用加权处理，标准误按队列层级聚类。AIC = 赤池信息准则；BIC = 贝叶斯信息准则。*** p < .001，** p < .01，* p < .05。

中国综合社会调查中数字排斥的加权多层逻辑回归

	全样本	城市	农村	East	中部	West	东北部
截距	1.532	0.0701	11.559	0.817	2.333	4.914	1.844
	[0.945,2.484]	[0.478,1.026]	[7.040,18.979]***	[0.582,1.147]	[2.061,2.641]***	[3.044,7.912]***	[1.171,2.905]**
Age	1.090	1.100	1.139	1.085	1.159	1.097	1.136
	[1.057,1.124]***	[1.077,1.123]***	[1.094,1.187]***	[1.060,1.111]***	[1.131,1.188]***	[1.057,1.138]***	[1.098,1.175]***
Age^2	1.000	1.000	0.999	1.000	0.999	1.000	0.999
	[1.000,1.001]	[1.000,1.001]	[0.998,1.001]	[1.000,1.001]	[0.998,0.999]***	[0.999,1.001]	[0.998,1.000]*
时期（参照：2010年）							
2011	0.836	0.898	0.624	0.915	0.653	0.821	0.882
	[0.708,0.986]*	[0.731,1.103]	[0.469,0.830]**	[0.668,1.254]	[0.439,0.970]*	[0.553,1.219]	[0.641,1.214]
2012	0.639	0.673	0.430	0.763	0.682	0.500	0.534
	[0.567,0.720]***	[0.604,0.750]***	[0.261,0.708]***	[0.679,0.858]***	[0.475,0.980]*	[0.374,0.668]***	[0.361,0.791]**
2013	0.555	0.643	0.294	0.625	0.536	0.508	0.583
	[0.467,0.660]***	[0.548,0.755]***	[0.195,0.443]***	[0.495,0.791]***	[0.444,0.646]***	[0.393,0.658]***	[0.354,0.961]*
2015	0.363	0.377	0.174	0.395	0.350	0.247	0.446
	[0.299,0.442]***	[0.322,0.441]***	[0.114,0.265]***	[0.351,0.444]***	[0.277,0.444]***	[0.181,0.336]***	[0.328,0.608]***
2017	0.181	0.194	0.069	0.216	0.148	0.129	0.204
	[0.131,0.250]***	[0.154,0.243]***	[0.043,0.110]***	[0.191,0.245]***	[0.132,0.167]***	[0.105,0.159]***	[0.135,0.308]***
2018	0.123	0.161	0.042	0.154	0.103	0.080	0.124
	[0.087,0.174]***	[0.130,0.200]***	[0.025,0.069]***	[0.128,0.186]***	[0.089,0.120]***	[0.065,0.098]***	[0.085,0.181]***
2021	0.055	0.088	0.010	0.098	0.035	0.024	0.032
	[0.030,0.101]***	[0.057,0.136]***	[0.006,0.017]***	[0.076,0.128]***	[0.027,0.045]***	[0.016,0.036]***	[0.017,0.062]***
性别（女性 = 1）	1.305	1.362	1.470	1.297	1.696	1.259	1.057
	[1.237,1.377]***	[1.255,1.479]***	[1.324,1.633]***	[1.185,1.419]***	[1.531,1.878]***	[1.089,1.457]**	[0.886,1.261]
随机效应							

σ^2 队列	0.115	0.061	0.002	0.023	0.000	0.077	0.002
	[0.006,2.290]	[0.007,0.498]	[0.000,0.149]	[0.005,0.108]	[0.000,0.000]	[0.026,0.229]	[0.000,800.644]
BIC	51877.2	33274.7	12622.9	21129.9	11639.2	10018.9	5940.7
AIC	51797.7	33200.0	12559.3	21059.3	11579.2	9952.0	5887.0
N	50,721	29,715	21,006	18,698	13,479	12,451	6,093

注。年龄以 45 为中心化基准。固定效应估计值以优势比（OR）及 95%置信区间表示。模型采用加权处理，标准误按队列层级聚类。赤池信息准则（AIC）= ；贝叶斯信息准则（BIC）= 。*** p < .001，** p < .01，* p < .05。

表4 按健康状况分层的中国健康与养老追踪调查数字排斥加权多层逻辑回归

	无慢性病	单一慢性病	多病共存	认知无风险	认知处于风险状态
截距	7.528 [6.030,9.397]***	7.157 [5.346,9.581]***	8.748 [5.229,14.635]***	5.779 [4.522,7.385]***	30.397 [4.494,205.607]***
Age	1.081 [1.034,1.132]***	1.097 [1.042,1.154]***	1.030 [0.924,1.148]	1.028 [0.987,1.071]	1.014 [0.897,1.147]
Age^2	1.001 [1.000,1.002]	1.000 [0.999,1.002]	1.001 [0.999,1.004]	1.001 [1.000,1.003]*	1.001 [0.998,1.004]
时期（参照：2011年）					
2013	0.518 [0.347,0.772]**	0.630 [0.458,0.867]**	0.593 [0.461,0.763]	0.516 [0.395,0.675]***	0.882 [0.519,1.499]
2015	0.263 [0.193,0.358]***	0.350 [0.249,0.491]***	0.459 [0.319,0.661]	0.361 [0.280,0.466]***	0.440 [0.185,1.046]
2018	0.126 [0.082,0.192]***	0.171 [0.129,0.226]***	0.180 [0.119,0.272]	0.159 [0.112,0.224]***	0.193 [0.060,0.619]**
2020	0.025 [0.017,0.039]***	0.029 [0.021,0.039]***	0.039 [0.029,0.052]	0.040 [0.029,0.057]***	0.040 [0.012,0.132]***
性别（女性 = 1）	1.593 [1.523,1.666]***	1.517 [1.184,1.944]***	1.918 [1.748,2.103]	1.222 [1.045,1.429]*	2.313 [1.762,3.036]***
随机效应					
σ^2 队列	0.029 [0.005,0.181]	0.006 [0.010,0.034]	0.010 [0.000,4.361]	0.045 [0.011,0.196]	0.624 [0.012,33.787]
BIC	23412.9	13880.7	18489.5	33306.9	11038.5
AIC	23355.2	13817.1	18430.7	33248.1	10980.5
N	28,074	20,956	32,421	33,062	29,293

注。年龄以45岁为中心化值。固定效应估计值以优势比（ORs）及95%置信区间报告。模型采用加权处理，标准误按队列层级聚类。多病共存定义为患有两种或以上慢性疾病。 认知功能采用综合评分测量（范围：1–36）；以18分为界，将受访者分为认知障碍风险人群和非风险人群。赤池信息准则 = ，贝叶斯信息准则 = 。*** p < .001，** p < .01，* p < .05。

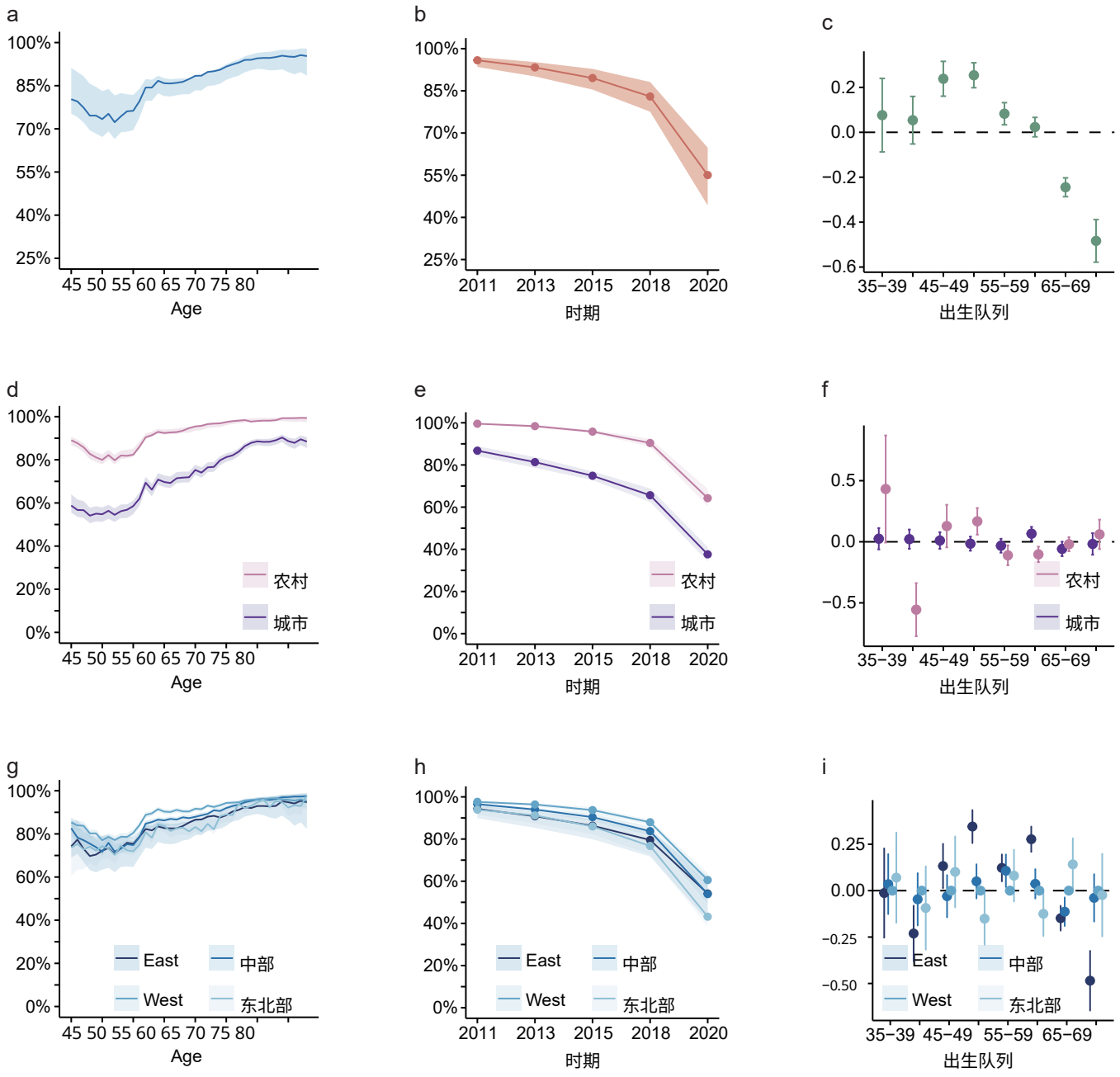


图 1 | 中国健康与养老追踪调查（2011–2020年）中的数字排斥年龄-时期-队列模式。(a) 年龄轨迹；(b) 时期趋势；(c) 队列偏差。(d–f) 按城乡居住地分层。(g–i) 按地区分层。在年龄和时期面板中，纵轴表示加权HAPC逻辑回归模型预测的数字排斥概率；阴影带表示95%置信区间。队列面板显示各五年出生队列的估计随机截距（以对数优势尺度表示）。出生队列以末两位数字缩写（例如，39代表1939年）。0处的参考线表示与总体截距无偏差，正值表示数字排斥风险较高。

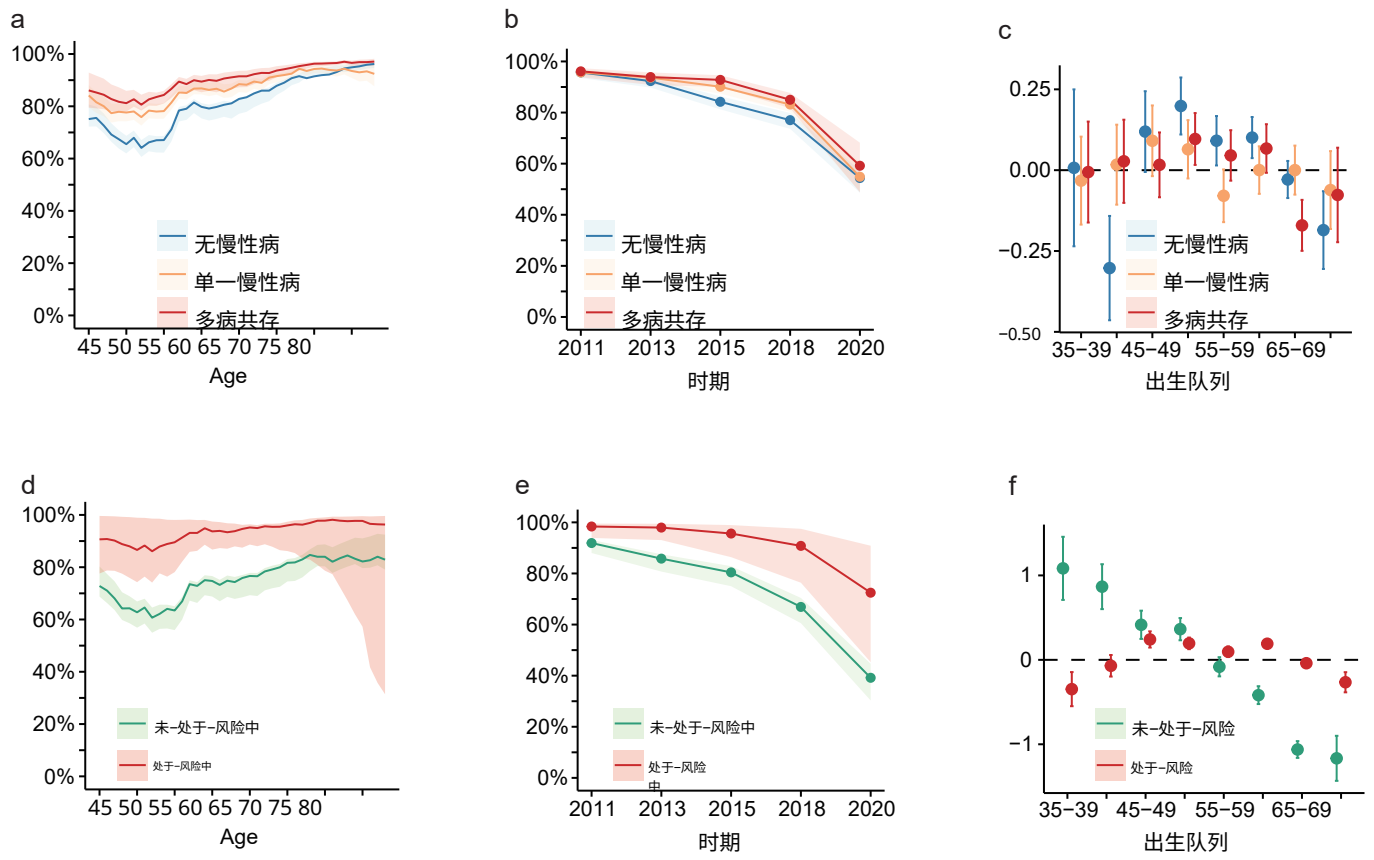


图 2 | 中国健康与养老追踪调查中数字排斥的年龄–时期–队列模式（2011–2020年），按健康状况分层。(a–c) 按多病共存状况分层：(a) 年龄轨迹，(b) 时期趋势，(c) 队列偏差。(d–f) 按认知障碍风险分层：(d) 年龄轨迹，(e) 时期趋势，(f) 队列偏差。在年龄和时期图中，纵轴表示加权HAPC逻辑回归模型得出的数字排斥预测概率；阴影带表示95%置信区间。队列图展示了各五年出生队列的估计随机截距（以对数优势尺度表示）。出生队列以末两位数字缩写（例如，39表示1939年）。0处的参考线表示与总体截距无偏差，正值表示数字排斥风险较高。

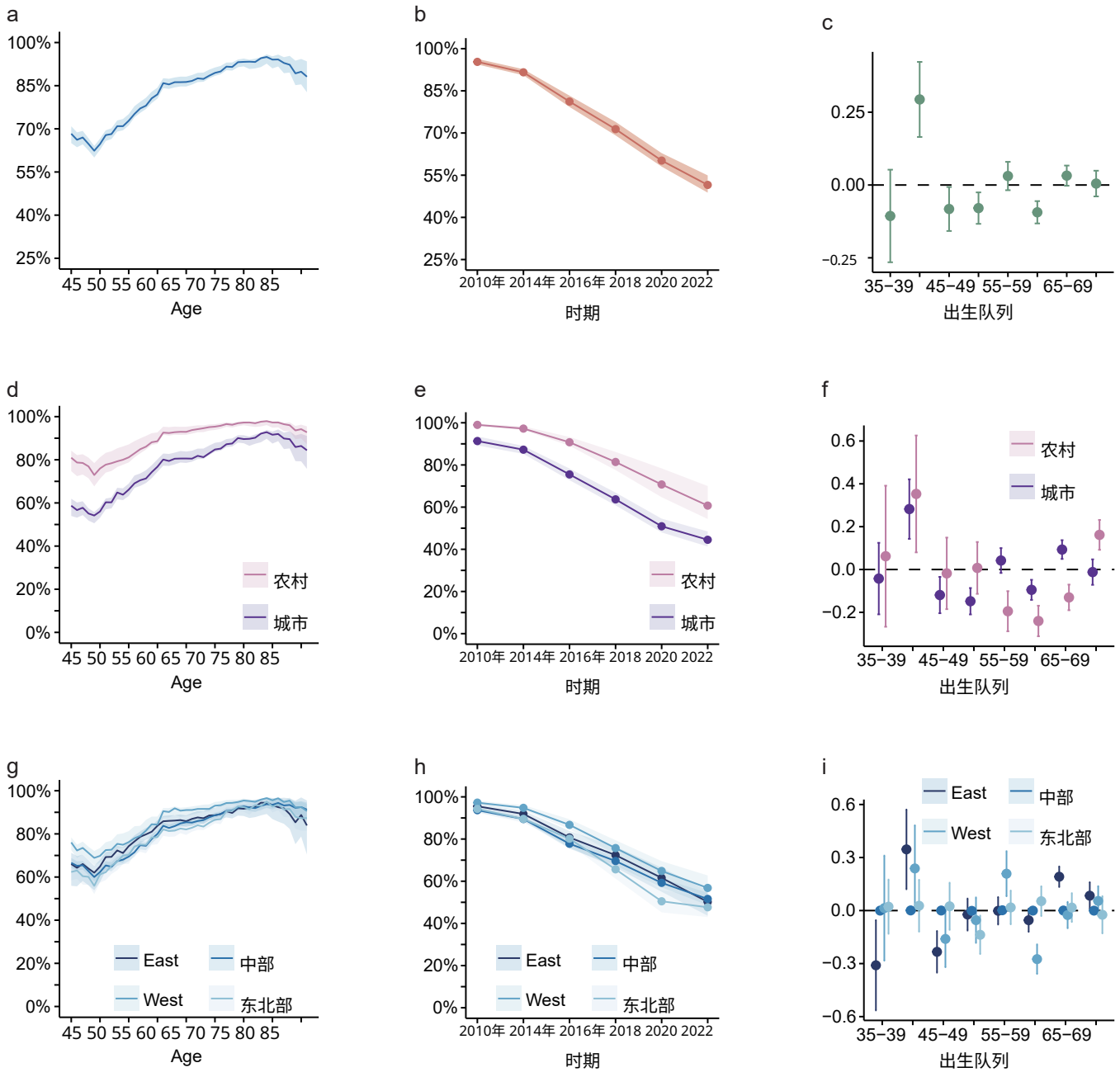
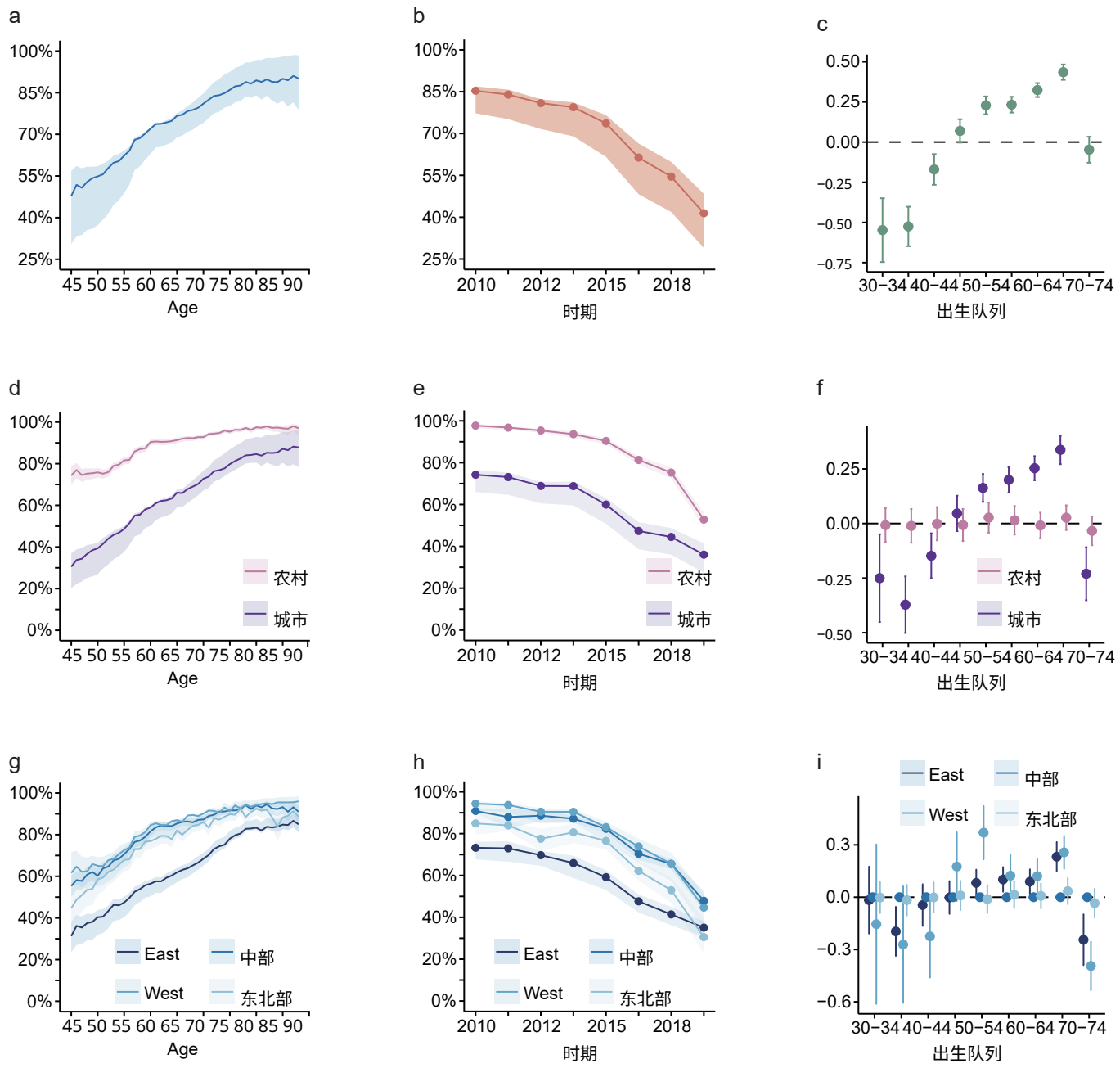


图3 | CFPS（2010–2022）中数字排斥的年龄–时期–队列模式。（a）年龄轨迹，（b）时期趋势，（c）队列偏差。（d–f）按城乡居住地分层。（g–i）按地区分层。在年龄和时期面板中，纵轴表示加权HAPC逻辑回归模型预测的数字排斥概率；阴影区域表示95%置信区间。队列面板展示了各五年出生队列的估计随机截距（对数优势尺度）。出生队列以末两位数字表示（例如，39表示1939年）。0处的参考线表示与总体截距没有偏差，正值表示数字排斥风险较高。



图。4 | 中国综合社会调查（2010–2021）中的数字排斥年龄–时期–队列模式。(a) 年龄轨迹，(b) 时期趋势，(c) 队列偏差。(d–f) 按城乡居住地分层。(g–i) 按地区分层。在年龄和时期面板中，纵轴表示加权HAPC逻辑回归模型估计的数字排斥预测概率；阴影区域表示95%置信区间。队列面板显示各五年出生队列的随机截距估计值（对数优势尺度）。出生队列以年份末两位数缩写（例如，39表示1939年）。0处的参考线表示与总体截距无偏差，正值表示数字排斥风险较高。

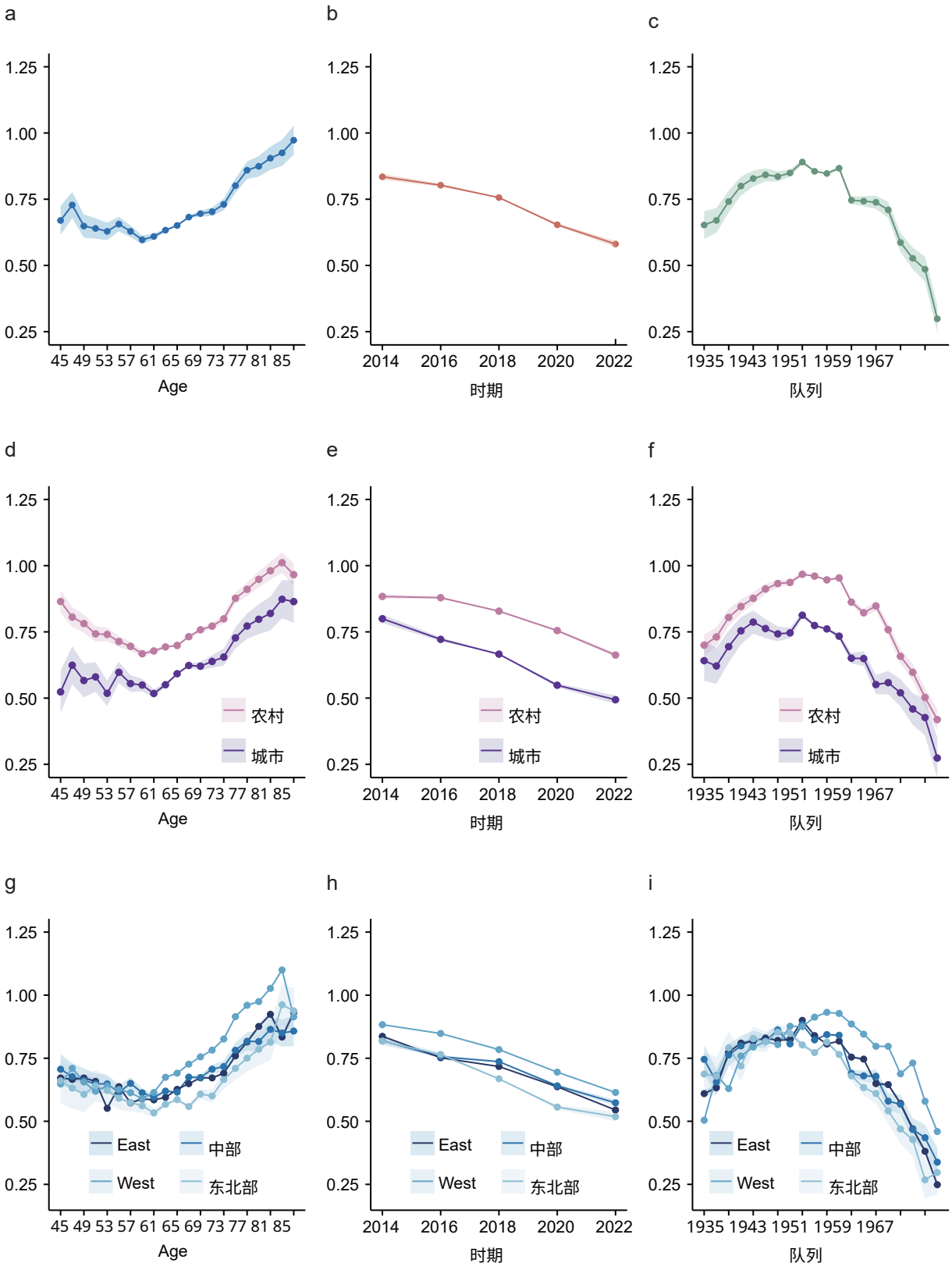


图 5 | 基于中国家庭追踪调查（2014–2022）的界限分析得出的数字排斥年龄–时期–队列模式。(a) 年龄轨迹，(b) 时期趋势，(c) 队列偏差。(d–f) 按城乡居住地分层。(g–i) 按地区分层。纵轴表示数字排斥的估计患病率。阴影带表示根据线性约束得出的识别界限。

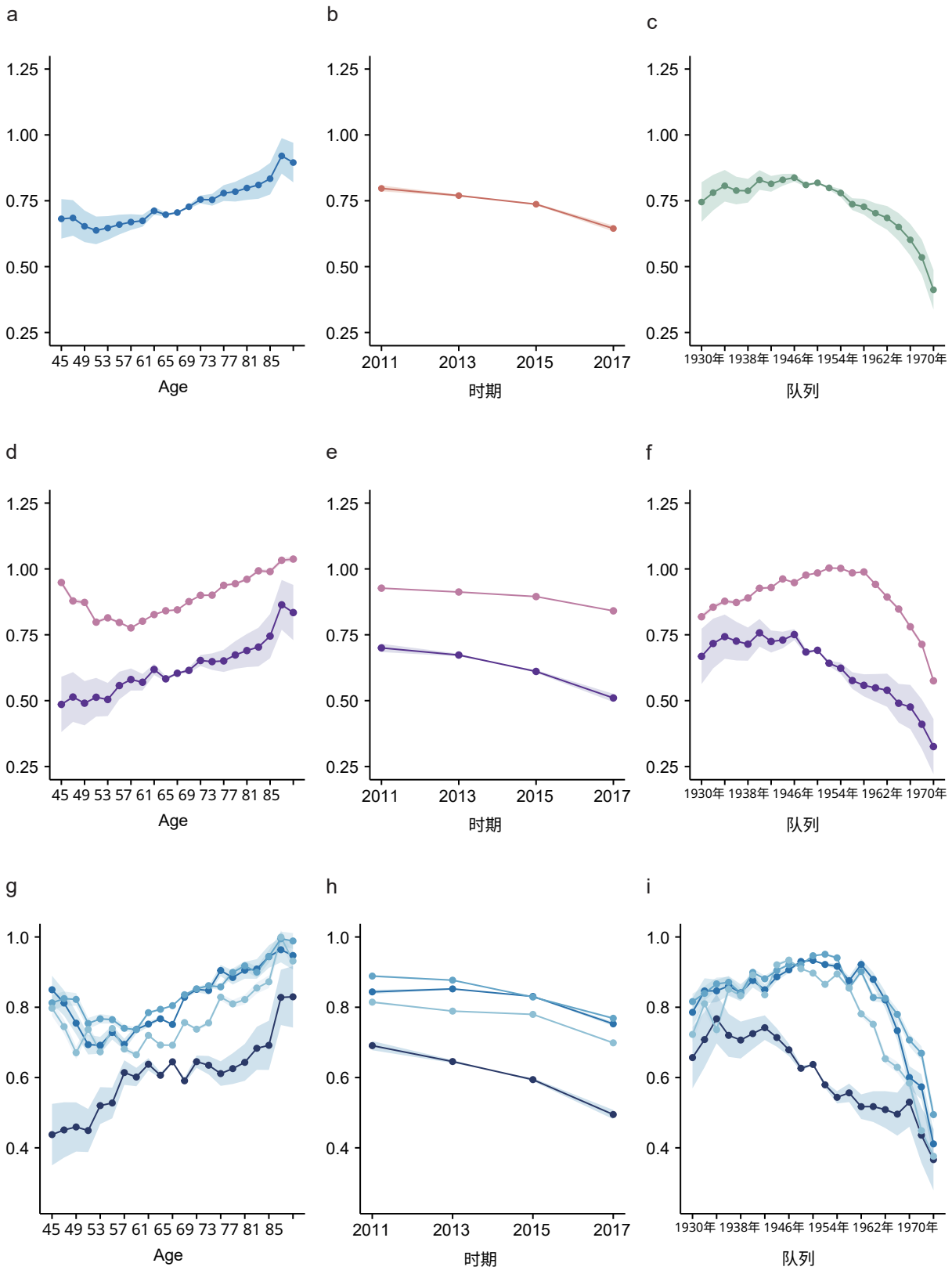


图6 | 基于中国综合社会调查（2011–2017）界限分析的数字排斥年龄–时期–队列模式。(a) 年龄轨迹，(b) 时期趋势，(c) 队列偏差。(d–f) 按城乡居住地分层。(g–i) 按地区分层。纵轴表示数字排斥的估计患病率。阴影带表示基于线性约束得出的识别界限。

补充材料

补充方法.2

补充测量.2

潜在剖面分析和ROC分析.5

协变量平衡评估.8

典型解线.13

表 S1 跨数据集数字排斥协调.17

表S2 各模型分析权重概览.18

表 S3 研究样本的未加权描述性统计.19

表 S4 中国健康与养老追踪调查中数字排斥的未加权多层逻辑回归.20

表 S5 中国家庭追踪调查中数字排斥的未加权多层逻辑回归.21

表 S6 中国综合社会调查中数字排斥的未加权多层逻辑回归.23

表S7 中国健康与养老追踪调查中按健康状况分层的数字排斥未加权多层逻辑回归.25

补充参考文献.26

补充方法

补充测量 CHARLS

户口。 户口分为四类：农业户口、非农业户口、统一居民户口和无户口。我们将非农业户口和统一居民户口合并，并按照与协调化处理相同的流程，在数据集中将其标记为城镇户口。

教育。教育变量包含十个类别：无正规教育（不识字）、未完成小学教育、私塾、小学、初中、高中、职业学校、两年制/三年制大学（副学士学位）、四年制大学（学士学位）和研究生（硕士/博士）。在2020年的测量中，研究生类别进一步细分为硕士和博士，共计11个类别。由于某些类别的数据稀疏，我们没有采用协调数据集（RAEDUCL）中使用的教育分类方式，该分类将教育水平归为三个大类：低于初中、高中及职业培训、高等教育。相反，我们将教育分为五组：不识字、低于小学、小学、初中、高中及以上。

自评健康。CHARLS中有两个变量用于测量自评健康；我们选择了与中国综合社会调查（CGSS）一致的变量，采用1–5分量表，并对其重新编码，使分数越高表示健康状况越好。工具性日常生活活动。工具性日常生活活动（IADL）的受限情况包括理财、服药、购买食品、准备膳食、打扫房屋和打电话。由于第一轮调查未测量打电话困难，我们的分析仅纳入五项工具性日常生活活动。如果个体没有任何一项活动受限，IADL变量编码为0；如果有任意一项活动受限，则编码为1。

认知功能。在中国健康与养老追踪调查试点调查及其随后三次全国调查中，研究团队（Zhao 等，2020）采用了认知状态电话访谈（TICS）的简化版本，其结构与美国的健康与退休研究（健康与退休研究）相似。主要内容包括：时间定向测试：要求受访者识别当前月份、日期、年份、季节（同时使用农历和公历）以及星期几。自评记忆：要求受访者使用以下量表评估自己的记忆：优秀、很好、好、一般或差。计算能力测试（连续减法）：从100开始，要求受访者连续减去7，最多五次。视空间能力测试：要求受访者绘制重叠的五边形。词语回忆测试：该测试基于健康与退休研究版本，包括即时回忆和延迟回忆。受访者听一份包含10个名词的列表，然后在大约五分钟后进行回忆。与某些版本的记忆测试不同，延迟回忆测试不涉及重新朗读这些词语。认知功能总分范围为1至36分，各组成部分得分如下：日期识别（0-5）、自评记忆（1-5）、连续减法（0-5）、视空间能力（0-1）、即时词语回忆测试（0-10）和延迟词语回忆测试（0-10），分数越高表示认知功能越好。

CPFS

由于缺少与数字排斥相关的变量，因此未选用中国家庭追踪调查第2波数据。

出生年份。 中国家庭追踪调查中的出生年份有时与相应调查波次中计算得出的年龄不一致，且同一个人的出生年份在不同调查波次之间也可能存在差异。为解决这些不一致问题，我们首先排除了仅在两个调查波次中被测量、且两次调查波次之间出生年份差异大于或等于2年的参与者（pid）。接下来，我们

排除了在多个调查波次中出生年份存在差异的参与者。对于剩余参与者，我们将各调查波次中出现频数最高的出生年份作为修正后的出生年份。如果频数相同，则采用最近一次记录的出生年份，因为假定中国家庭追踪调查会在后续调查波次中更新出生年份值，因此较新的记录更为准确。完成这些步骤后，共排除了114个参与者pid，并经过全面检查确认不再存在特殊值。

教育。为确保教育变量编码的一致性并改善数据平衡，我们将原始中国家庭追踪调查的教育水平重新分类如下：(1) 文盲/功能性文盲；(2) 小学；(3) 初中；(4) 高中及以上（包括高中、中专、职业学校、大专、本科、硕士和博士学位）。

日常生活活动和工具性日常生活活动。 中国家庭追踪调查测量了45岁及以上受访者的工具性日常生活活动，该测量指标是在广泛使用的Lawton工具性日常生活活动量表（Lawton和Brody，1969）的基础上进行修改而成：以日常生活活动量表（Katz等人，1963）中的两项基本技能（即行走和进食）替代沟通、用药和财务管理。

家庭规模。 在2014年的中国家庭追踪调查中，家庭规模依据经济独立性进行评估。具体而言，中国家庭追踪调查识别家庭成员是否已组建独立家庭，其界定标准是财务自主。因此，在同一pid下，个体可能属于两类家庭：(1) 新组建的经济独立家庭；(2) 生物学家庭（即血缘家庭）。我们的家庭规模测量基于生物学家庭，确定家庭成员资格的关键标准是经济共同依赖，即“同灶吃饭”（“同灶吃饭”）。如果某位家庭成员被认定为经济独立，则将其归类为新组建家庭的一员。判断个体是否属于同一经济单位的主要标准，是他们是否共享经济资源和膳食。在后续中国家庭追踪调查波次中，家庭规模由中国家庭追踪调查团队依据类似原则编制：如果个体仍然依赖家庭单位，在经济上未实现独立，则视为同一家庭的成员。这与2014年“同灶吃饭”的标准相对应。为与后续调查波次保持一致，我们删除了第3波中93个个体同时被记录为属于新组建家庭和生物学家庭的案例。数据集中仅保留生物学家庭的家庭规模。

CGSS

教育。在中国综合社会调查数据集中，教育的编码如下：1）无正规教育；2）私塾或识字班；3）小学；4）初中；5）职业高中；6）普通高中；7）中专；8）大专（成人高等教育）；9）大专（正规高等教育）；10）学士学位（成人高等教育）；11）学士学位（正规高等教育）；12）研究生学历或以上；13）其他。为确保与另外两个数据集保持一致，我们将教育分为四组：文盲及小学以下、小学、初中、高中及以上。

主观社会阶层。中国综合社会调查中的主观社会阶层得分源自麦克阿瑟量表。麦克阿瑟量表是一种用于测量主观社会阶层的十点评级量表，得分1代表最低阶层，得分10代表最高阶层。我们将1至10分按每两分一个区间划分为五个等级，从而构建了一个包含五个等级的社会阶层认同分类变量。

社会参与。 社会参与的测量指标基于以下问题：“在过去一年中，

您是否经常在空闲时间与人社交或拜访他人？”回答“从不”视为没有社交活动，编码为 0。回答从“很少”到“非常频繁”的，编码为 1。

潜在剖面分析和ROC分析

认知功能（1-36分）通过六个组成部分进行测量：自我报告记忆（1-5分）、即时词语回忆（0–10分）、延迟词语回忆（0–10分）、连续减7（0–5分）、定向力（0–5分）和视空间能力（0–1分）。由于目前没有用于识别认知障碍的预设临界值，本研究的分析策略分为两个主要阶段。首先，采用潜在剖面分析（LPA）识别样本中不同的认知亚组。其次，基于LPA识别的亚组进行受试者工作特征（ROC）分析，以确定识别认知障碍风险人群的最佳诊断临界分数。潜在剖面分析 使用R中的*tidyLPA*程序包，根据参与者的认知表现模式识别经验性亚组。通过整行删除，排除了上述六项认知功能指标中存在任何缺失值的参与者。我们估计并比较了一系列LPA模型，剖面数从1至8不等。为确定拟合最佳的模型，我们比较了不同的LPA方差和协方差设定，例如将方差约束为相等以及将协方差固定为零（Pastor et al., 2007）。最终模型的选择依据统计拟合指标（赤池信息准则[AIC] 和贝叶斯信息准则 [BIC]越低越好）（Nylund-Gibson & Choi, 2018）、分类质量（熵越高越好）（Ramaswamy et al., 1993）以及剖面的实质性可解释性。自助法似然比检验（BLRT）的显著结果（p值< 0.05）表明，与包含k-1个类别的模型相比，包含k个类别的模型对数据的拟合更好（Muthén & Muthén, 2010）。每个识别出的PIU风险亚组应至少包含样本的5%（Nagin, 2005; Wendt et al., 2019）。最终选择了方差相等且协方差为零的双剖面模型，根据认知表现差异将参与者区分为“认知障碍风险”组（剖面1）和“无认知障碍风险”组（剖面2）。参与者被归入其后验成员概率最高的剖面。

随后使用***ROC***分析和*cutpointr*程序包，确定认知评分的最佳截断点，以区分风险组和非风险组。以潜在剖面分析得出的分类为参照，将“认知障碍风险”剖面指定为阳性类别。最佳截断点定义为使约登指数最大化的取值（Akobeng，2007）。为确保结果稳健且稳定，采用包含1,000次重抽样的自助法程序，并根据所有自助法迭代的指标均值确定最佳截断点。阈值定义为评分小于或等于截断值，据此将个体划分为风险组。采用灵敏度、特异度、准确率、曲线下面积（AUC）和约登指数评估分类性能（Carter等，2016）。所有分析均使用配备Apple M2 Pro芯片的MacBook，通过R 4.5.0版完成。

结果

潜在剖面分析结果支持双剖面模型，识别出风险组和低风险组（见图 SM 1 和表 SM1）。图 SM 2 显示了认知风险分类的最佳截断值和 ROC 曲线。ROC分析得出高度稳定的最佳截断点 18。该阈值显示出优异的判别能力，袋外 AUC 的中位数为 0.99。在该截断点下，自助法灵敏度的中位数为 0.97，表明该检验正确识别了风险组中 97% 的个体。自助法特异度的中位数为 0.92，意味着其正确识别了非风险组中 92% 的个体。相应的自助法约登指数中位数为 0.89，袋外准确率为 0.94（见表 SM2）。最后，无认知风险者的样本量为 34,923，有认知风险者的样本量为 30,145。

Tab表 SM1. 模型 1 的拟合指标及潜在剖面分析结果和类别解，包括赤池信息准则、贝叶斯信息准则 ，

熵和 BIRT。

模型	类别	AIC	BIC	熵	最小概率	最小类别 (%)	n	BLRT (*p*)
1	1	1268769.38	1268878.38	1.00	1.00	1.00		
	2	1232958.95	1233131.53	0.66	0.87	0.43		0.01

注。 选用方差相等且协方差为零的模型 1。最小概率：在此特定类别解中，归类到某一类别的最小概率值。

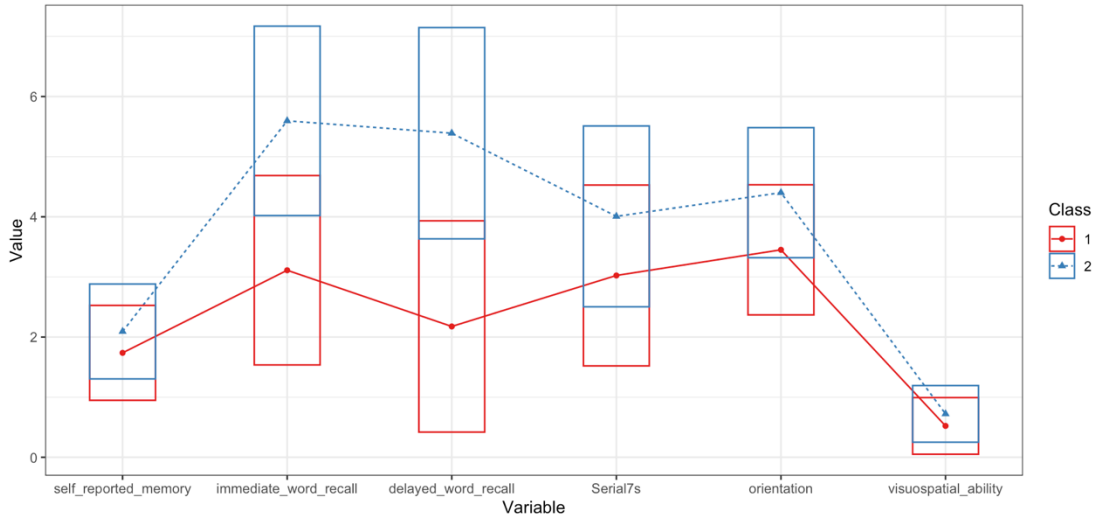


图 SM 1. 基于六项认知指标的潜在剖面分析（LPA）结果。 识别出两个不同的潜在类别。类别 1（红色实线）代表认知高风险组，其特征是所有认知领域的表现均较低。类别 2（蓝色虚线）代表认知低风险组，其认知功能相对较高。方框表示各认知任务均值周围的变异程度（标准差）。

表 SM2. 1,000 次迭代中最佳截断值和诊断准确性指标的自助法汇总。

变量	Min.	第一四分位数	中位数	Mean	第三四分位数	95%	Max.	SD
最佳_截断点	18.00	18.00	18.00	18.00	18.00	18.00	18.00	0
AUC_b	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0
AUC_oob	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0
Youden指数_偏倚	0.88	0.89	0.89	0.89	0.89	0.89	0.90	0
Youden指数_袋外	0.88	0.89	0.89	0.89	0.89	0.89	0.90	0
acc_b	0.94	0.94	0.94	0.94	0.94	0.94	0.94	0
acc_oob	0.94	0.94	0.94	0.94	0.94	0.94	0.95	0
灵敏度_偏倚	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.98	0
灵敏度_袋外	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.98	0
特异度_b	0.91	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0
特异度_oob	0.91	0.91	0.92	0.92	0.92	0.92	0.92	0

注：_b = 自助法内估计；_oob = 袋外估计。各次重抽样的估计值均相同。

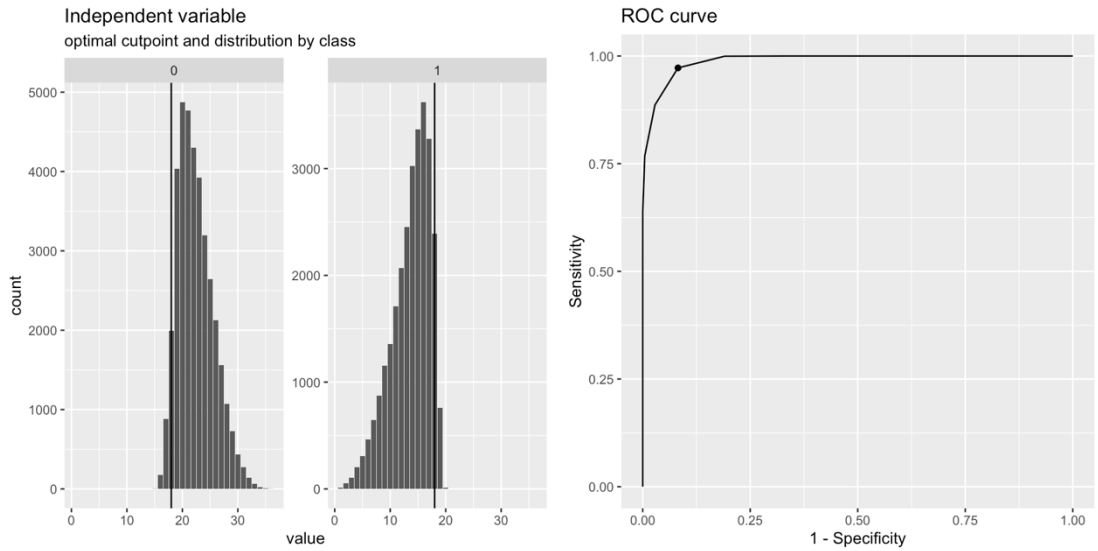


图 SM2. 认知风险分类的最佳截断值和 ROC 曲线。左侧面板显示了按类别（0 = 低风险组、1 = 高风险组）划分的连续认知评分分布，以及通过最大化灵敏度与特异度之和确定的最佳截断值。右侧面板展示了该分类的 ROC 曲线，说明了在所有可能的阈值下灵敏度与 1-特异度之间的权衡。该曲线表明，所选认知综合指标具有较高的区分性能。

协变量平衡评估

我们使用 *cobalt* 软件包（Greifer，2020）评估加权策略是否改善了数字排斥条目有应答的受访者与条目无应答的受访者之间的协变量平衡。我们采用合并标准差计算标准化均值差（SMDs）来评估平衡，并比较仅使用调查权重与使用组合权重（特定波次横断面调查权重乘以针对数字排斥项目应答的稳定化逆概率加权）的结果。我们将绝对值低于 0.25 的 SMD 视为达到可接受的平衡，并另外报告以 0.10 为更严格基准的平衡情况。图 SM3–SM7 展示了三个数据集分别在加权前后的 SMD。

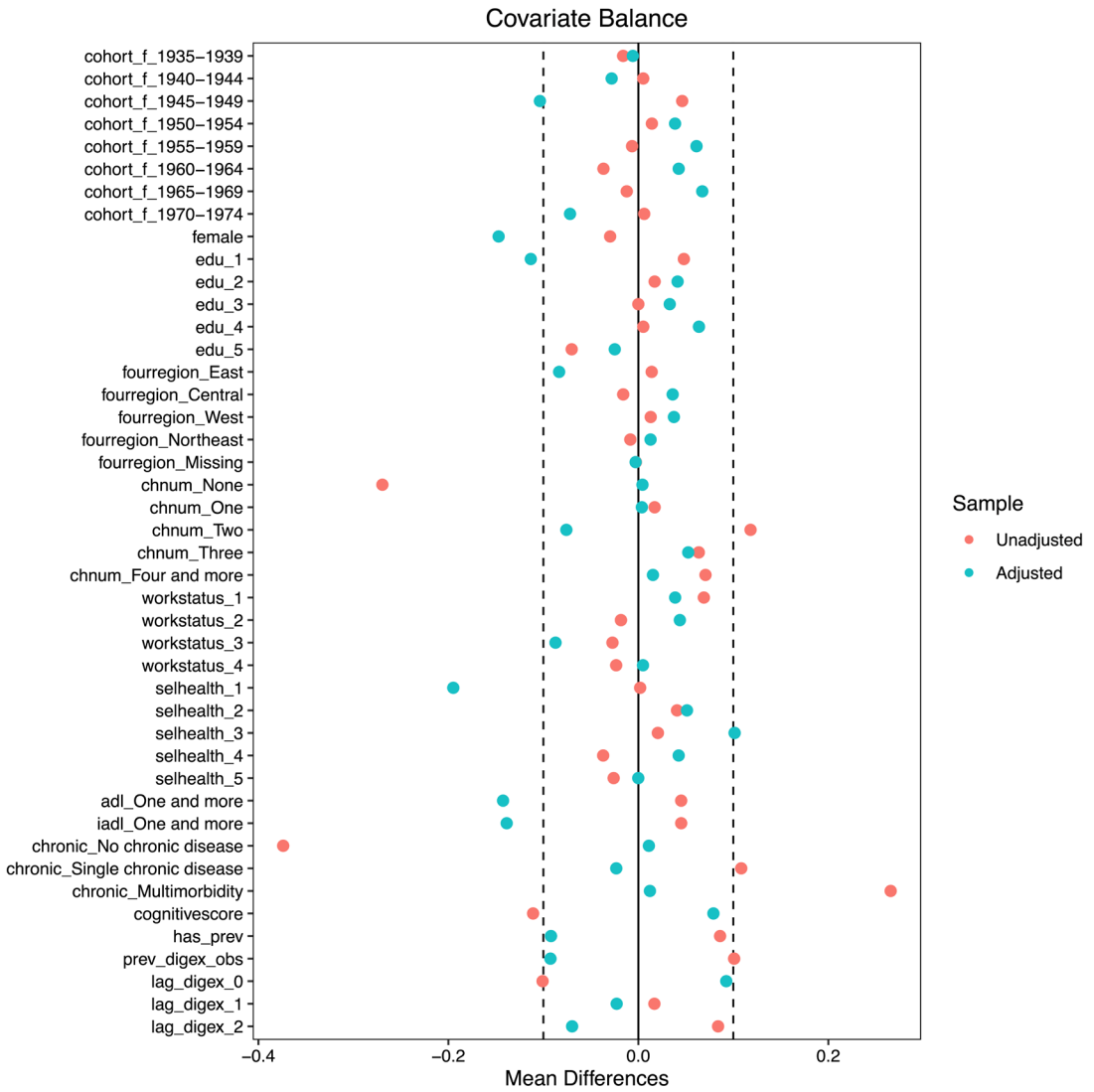


图 SM3。针对数字排斥应答加权后的协变量平衡（中国健康与养老追踪调查）

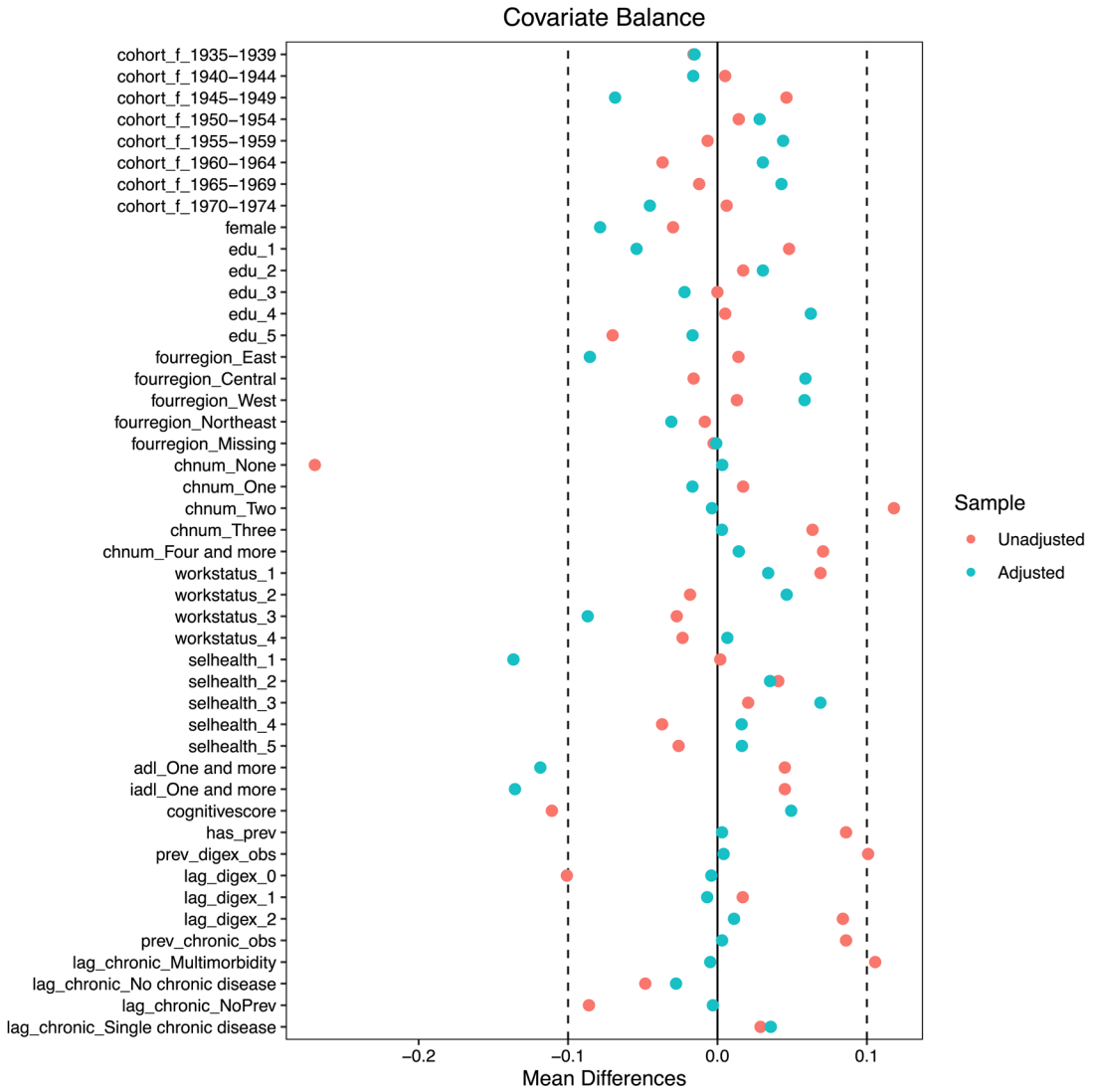


图 SM4。针对数字排斥和多病共存状况响应进行加权后的协变量平衡（中国健康与养老追踪调查）

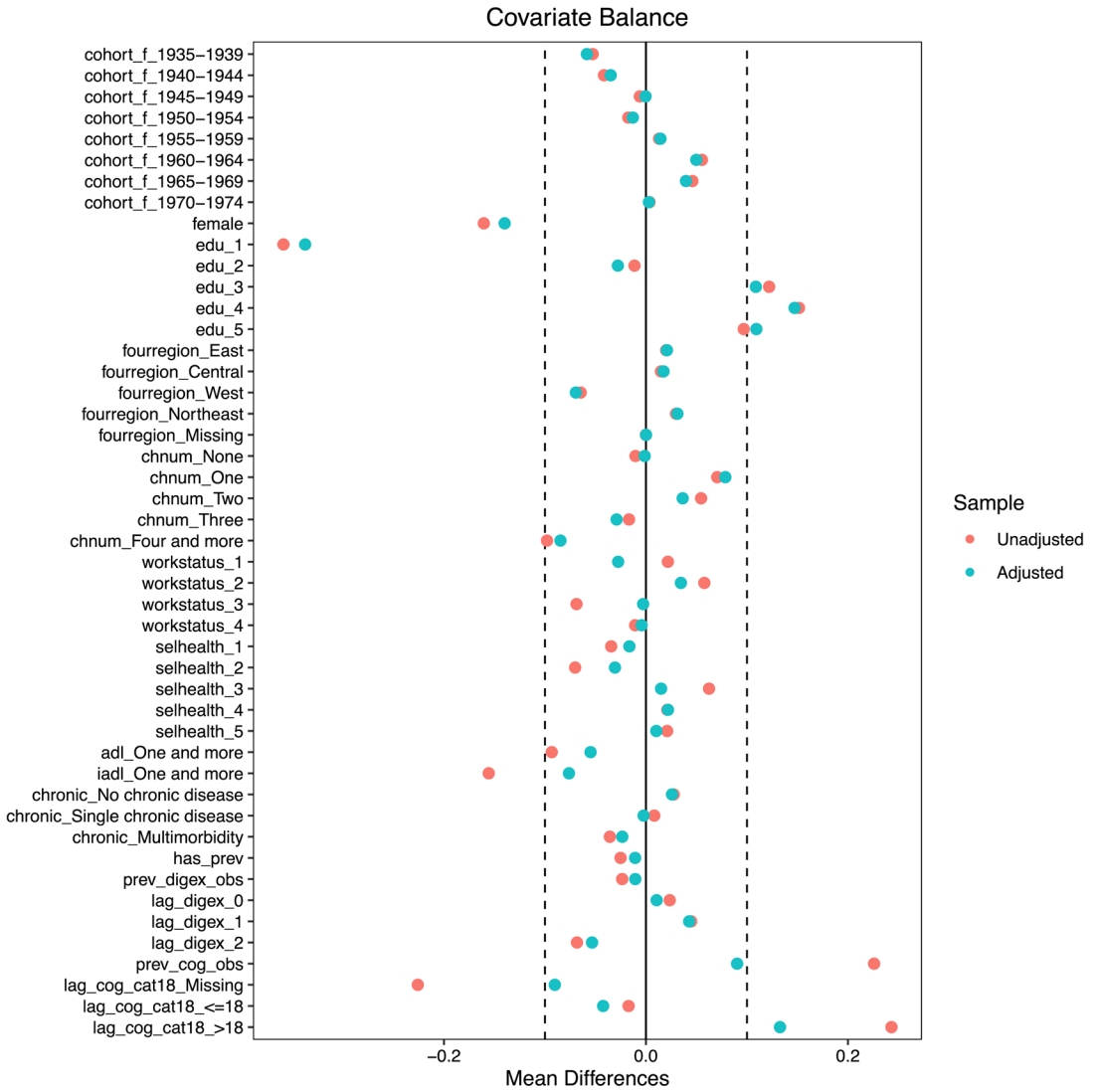


图 SM5. 数字排斥和认知功能应答加权后的协变量平衡（中国健康与养老追踪调查）

注。尽管少数教育指标的|标准化均差| = 0超过了 .25，我们仍保留了组合权重，因为这些权重大幅降低了大多数协变量的不平衡，且专门用于校正数字排斥和认知功能中的联合条目无应答，而教育是这两者的主要决定因素。较低的受教育程度似乎与条目无应答有关，这可能限制协变量重叠，使教育更难实现充分平衡。

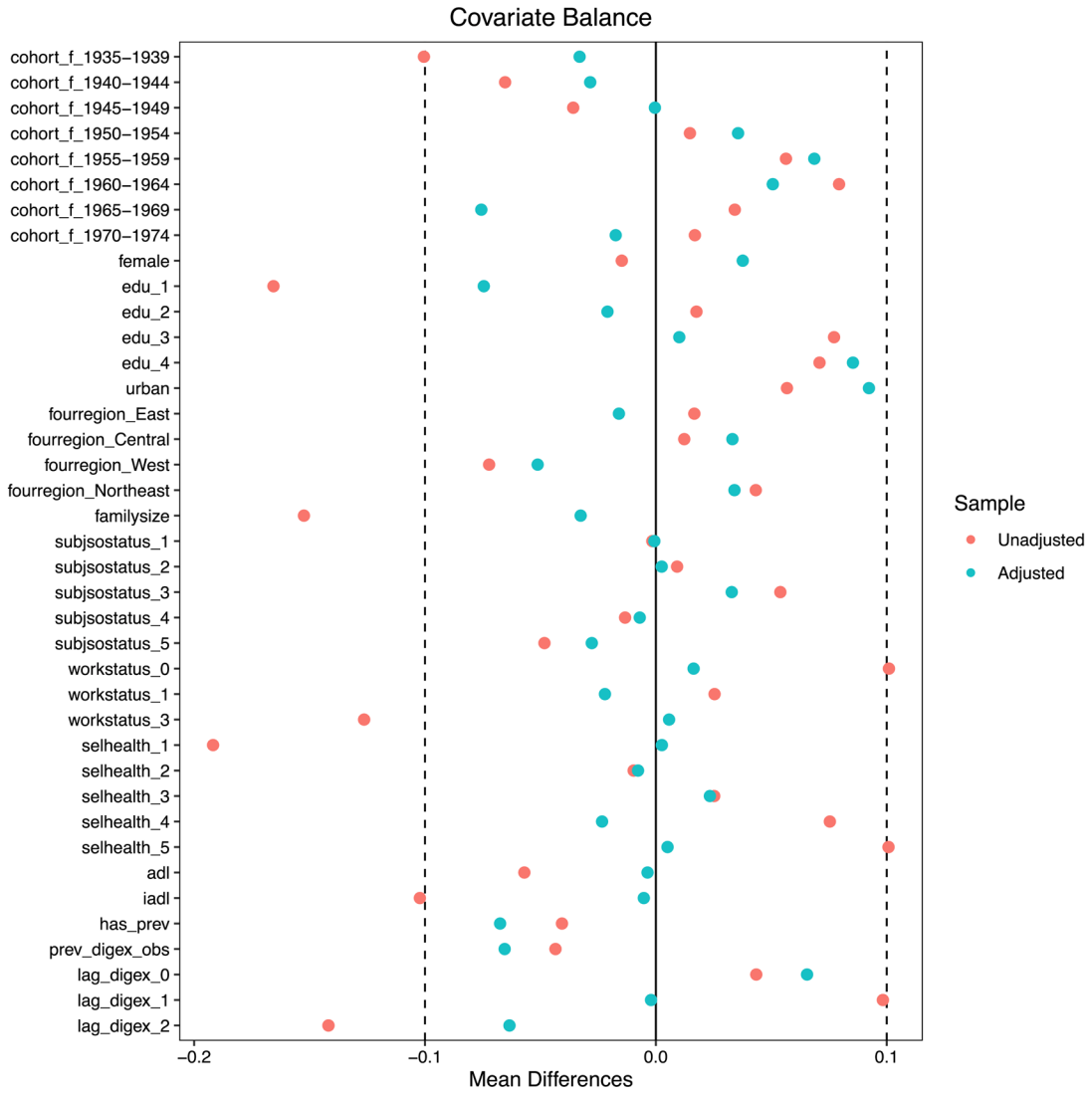


图 SM6. 数字排斥响应加权后的协变量平衡（中国家庭追踪调查）

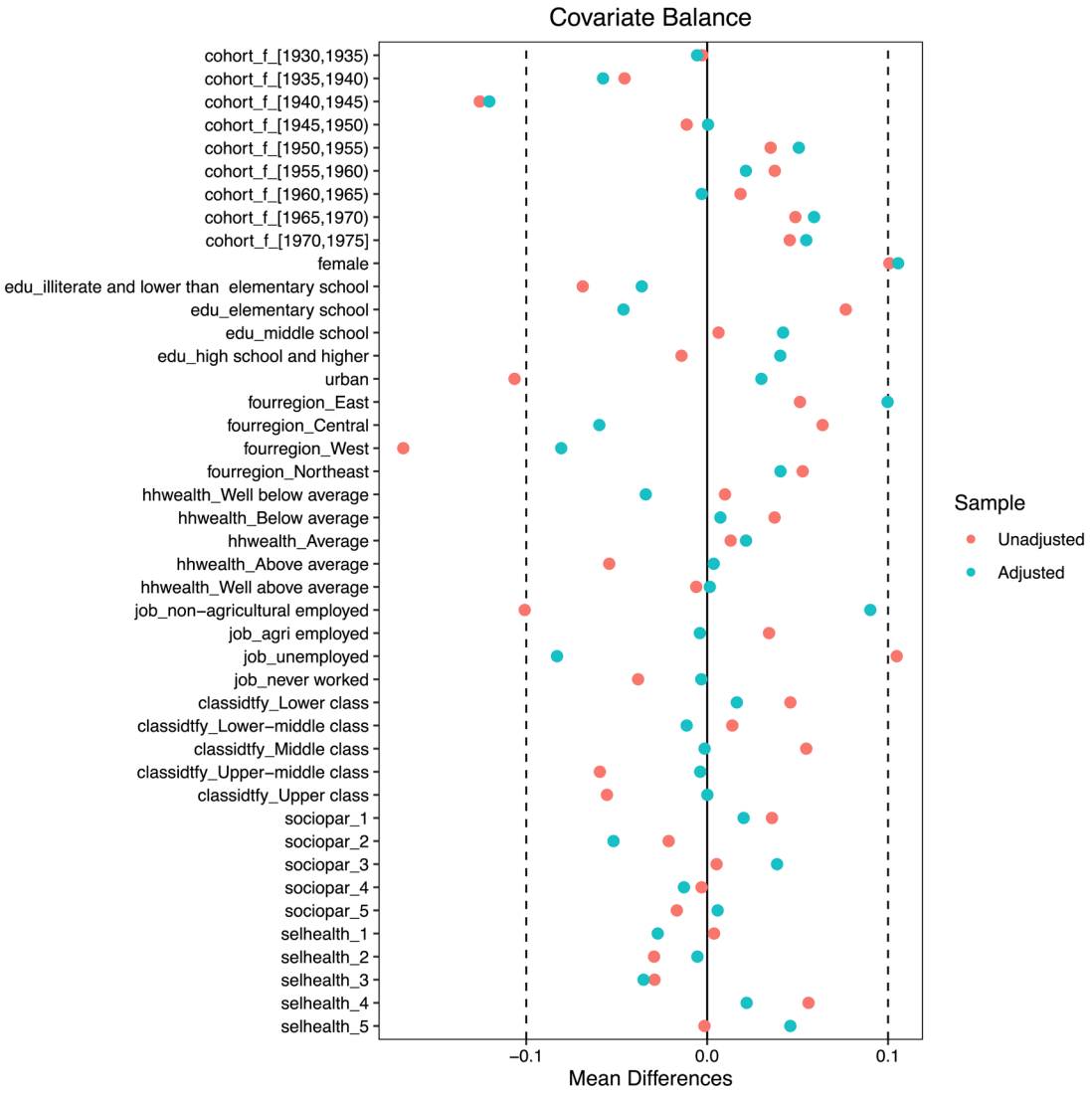


图 SM7. 数字排斥响应加权后的协变量平衡（中国综合社会调查）

典型解线

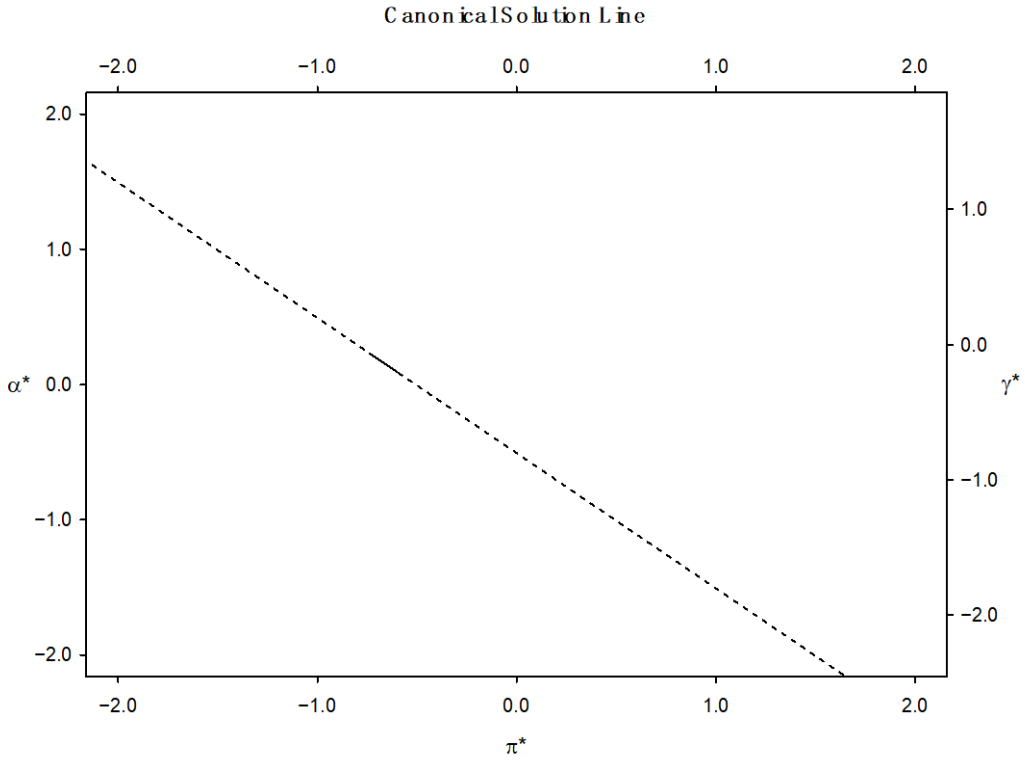


图 S1. 典型解线，中国家庭追踪调查 2014–2022

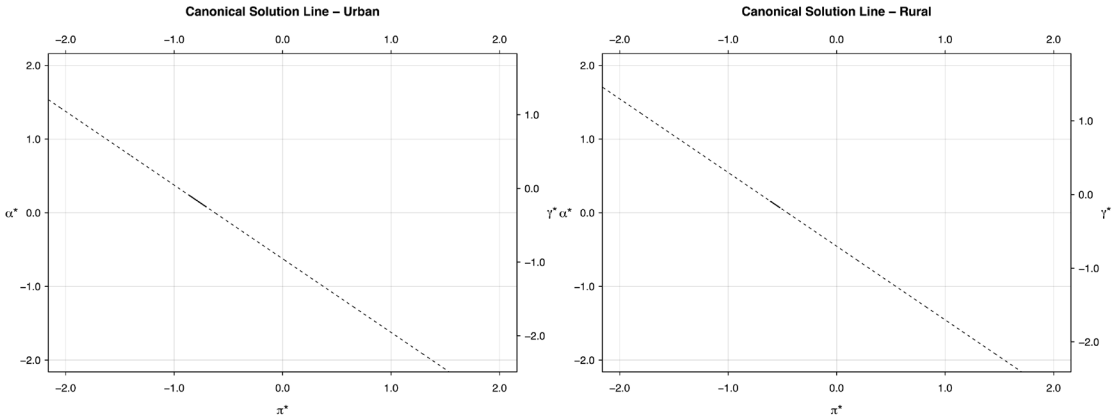


图 S2. 按居住地划分的典型解线，中国家庭追踪调查 2014–2022。

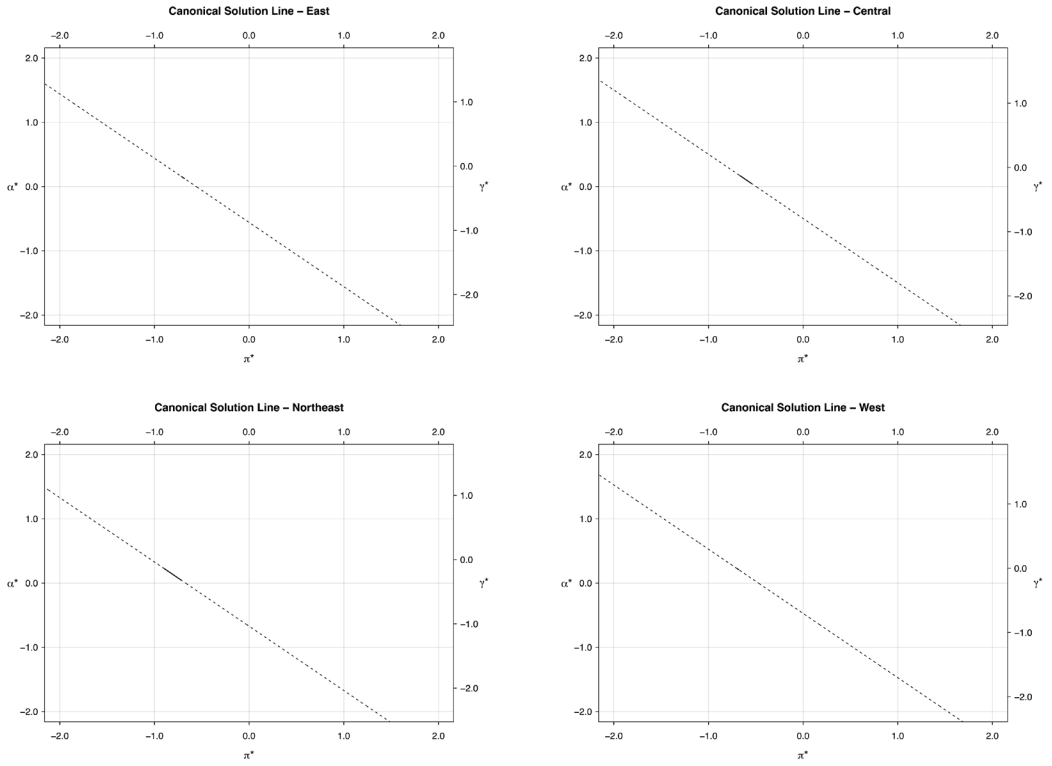


图 S3. 按地区划分的典型解线，中国家庭追踪调查 2014–2022。

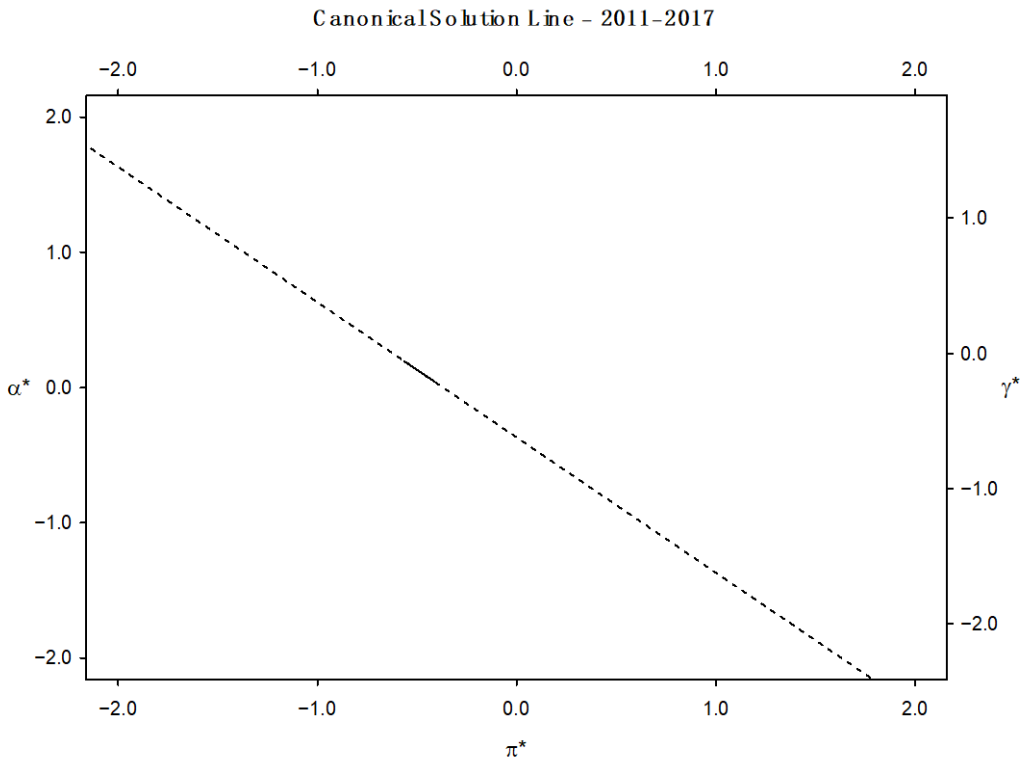


图 S4. 典型解线，中国综合社会调查 2011–2017。

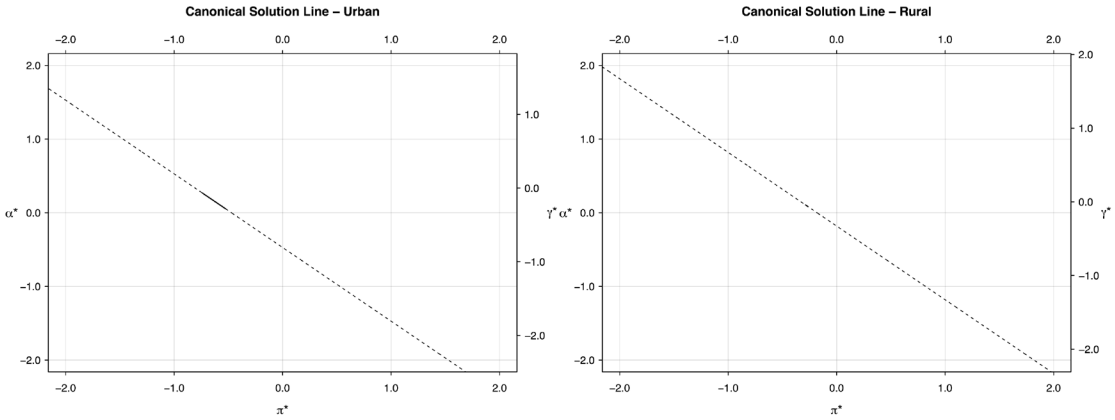


图 S5. 按居住地划分的典型解线，中国综合社会调查 2011–2017。

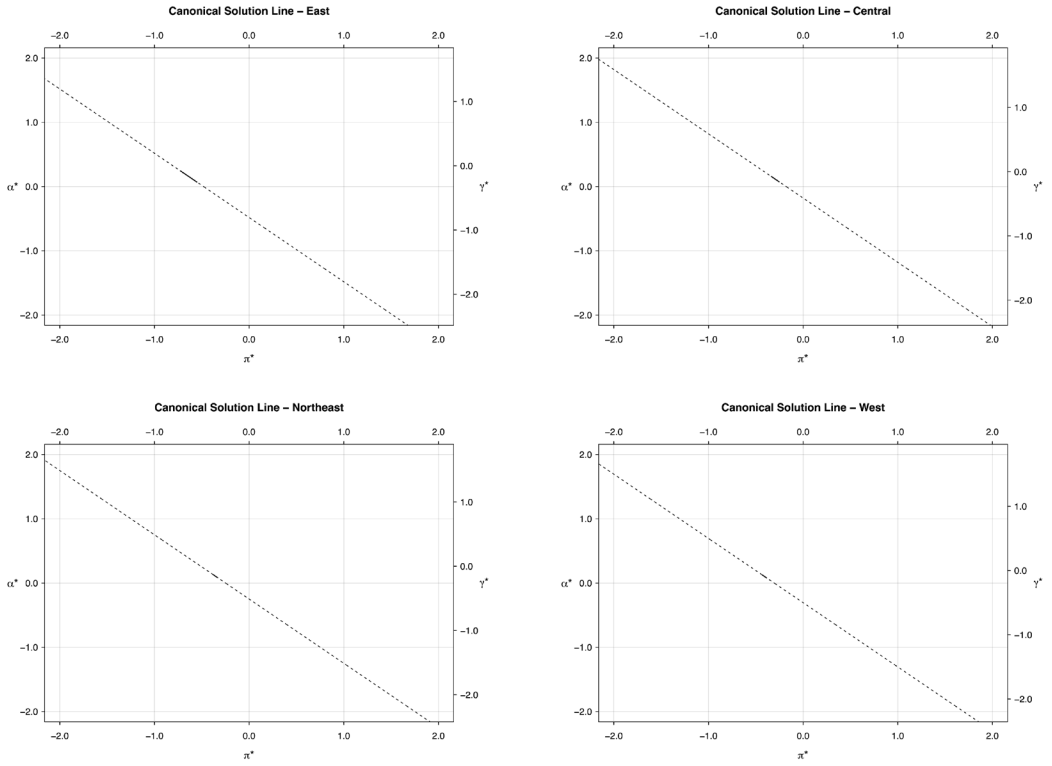


图 S6. 按地区划分的典型解线，中国综合社会调查 2011–2017。

表 S1 跨数据集数字排斥协调

数据集	测量指标	选项	二元重编码 (0/1)
中国健康与养老追踪调查	过去是否使用过互联网 月份	是；否	1 = 若选择“否”，则属于数字排斥；0 = 若选择“是”，则不属于数字排斥；
CFPS	2010年和2014年：是否使用过互联网。 2016/2018/2022年：互联网使用设备（移动设备 / 计算机）	是；否	2010年/2014年：如果为否，则为 1；如果为是，则为 0。 2016/2018/2022年：如果既未使用移动设备，也未使用计算机，则为 1；如果使用移动设备或计算机（任一），则为 0；
CGSS	过去的互联网使用频率 一年（含移动互联网）	从不；很少；有时；经常；非常频繁	1 = 若为从不则为数字排斥；0 = 不若为很少/有时/经常/非常则排斥通常

表S2 各模型分析权重概览

模型	数据集	分析样本	分析权重
加权HAPC 模型	中国健康与养老追踪调查， 中国家庭追踪调查， 中国综合社会调查	完成访谈的受访者，样本数为 可用的特定波次横截面 调查权重	特定波次横断面调查 权重乘以针对 数字排斥项目应答
加权HAPC 按……分层的模型 多病共存 状态	中国健康与 养老追踪调 查	完成访谈的受访者，且具备 可用的特定波次横断面 调查权重以及以下各项的共同可用性： 数字排斥与多病共存 状态	特定波次横断面调查 权重乘以针对 数字排斥和多病共存的稳定化逆概率加权 状态响应
加权HAPC 按以下因素分层的模型 认知功能	中国健康与 养老追踪调 查	完成访谈且具有 可用的特定波次横断面 调查权重且共同具备 数字排斥与认知功能	特定波次横断面调查 权重乘以用于 数字排斥与认知功能 响应
界限分析	中国健康与养老追踪调查， 中国家庭追踪调查、 中国综合社会调查	汇总的年龄–时期–队列单元 由主要分析 样本（完成访谈的 受访者，并按波次进行交叉— 横断面调查权重）	在每个单元格中，数字排斥率 采用最终标准化组合权重计算 最终标准化组合权重 （波次特定调查权重 × 数字排斥项目的稳定化逆概率加权 响应）

表 S3 研究样本的未加权描述性统计

	中国健康与养老追踪调查（N = 81,451）	中国家庭追踪调查（N = 85,469）	中国综合社会调查（N = 50,721）
数字排斥	70831 (86.96)	67185 (78.61)	35100 (69.20)
年龄（岁）	59.77 (8.89)	58.57 (9.02)	60.32 (10.15)
队列			
1930年-1934年			1811 (3.57)
1935年-1939年	4358 (5.35)	3221 (3.77)	3049 (6.01)
1940-1944	7161 (8.79)	5545 (6.49)	4356 (8.59)
1945-1949	11040 (13.55)	9565 (11.19)	6255 (12.33)
1950-1954年	15724 (19.30)	14023 (16.41)	8608（16.97）
1955-1959年	14293（17.55）	13763（16.10）	8236（16.24）
1960-1964年	15347 (18.84)	15866 (18.56)	8739 (17.23)
1965—1969年	11679 (14.34)	15320 (17.92)	6863（13.53）
1970—1974年	1849（2.27）	8166（9.55）	2804（5.53）
Sex			
Male	39101（48.01）	42588 (49.83)	24642 (48.58)
女性	42350 (51.99)	42881 (50.17)	26079 (51.42)
居住地			
农村	62949 (77.28)	45147 (52.82)	21006 (41.41)
城市	18502（22.72）	40322（47.18）	29715（58.59）
地区			
East	25686（31.54）	28127（32.91）	18698 (36.86)
中部	23243 (28.54)	20897 (24.45)	13479 (26.57)
West	26681 (32.76)	23254 (27.21)	12451 (24.55)
东北部	5785 (7.10)	13191 (15.43)	6093 (12.01)
缺失	56（0.07）		

注。 数据以均值（标准差）或频数（%）表示。统计量未加权。

表 S4 中国健康与养老追踪调查中数字排斥的未加权多层逻辑回归

	全样本	城市	农村	East	中部	West	东北部
截距	12.331 [8.700, 17.476]***	2.614 [2.314, 2.954]***	50.147 [41.193, 61.047]***	8.443 [6.411, 11.120]***	10.267 [8.214, 12.833]***	15.577 [13.229, 18.341]***	8.388 [5.868, 11.989]***
Age	1.042 [1.008,1.077]*	1.085 [1.073,1.098]***	1.147 [1.101,1.195]***	1.048 [0.991,1.109]	1.069 [1.004,1.138]*	1.119 [1.089,1.150]***	1.095 [1.047,1.144]***
Age^2	1.002 [1.001,1.002]***	1.000 [1.000,1.001]	1.000 [0.999,1.002]	1.002 [1.000,1.003]*	1.002 [1.000,1.003]	1.000 [0.999,1.001]	1.000 [0.999,1.002]
时期（参照：2011年）							
2013	0.641 [0.556,0.740]***	0.685 [0.614,0.764]***	0.339 [0.266,0.432]***	0.688 [0.564,0.840]***	0.566 [0.445,0.720]***	0.588 [0.462,0.747]***	0.601 [0.416,0.869]**
2015	0.393 [0.335,0.462]***	0.424 [0.368,0.490]***	0.128 [0.105,0.157]***	0.444 [0.362,0.544]***	0.339 [0.284,0.405]***	0.309 [0.236,0.403]***	0.312 [0.231,0.420]***
2018	0.168 [0.131,0.215]***	0.218 [0.181,0.263]***	0.030 [0.021,0.043]***	0.190 [0.131,0.274]***	0.137 [0.101,0.186]***	0.106 [0.087,0.128]***	0.131 [0.086,0.199]***
2020	0.028 [0.021,0.038]***	0.052 [0.043,0.064]***	0.003 [0.002,0.005]***	0.038 [0.024,0.058]***	0.021 [0.016,0.028]***	0.015 [0.013,0.016]***	0.021 [0.015,0.029]***
性别（女性 = 1）	1.617 [1.563,1.673]***	1.323 [1.214,1.442]***	1.837 [1.767,1.910]***	1.646 [1.535,1.765]***	1.698 [1.503,1.919]***	1.684 [1.550,1.830]***	1.173 [0.988,1.392]
随机效应							
σ^2 队列	0.065 [0.017, 0.252]	0.000 [0.000, 0.020]	0.018 [0.005, 0.070]	0.092 [0.019, 0.450]	0.015 [0.002, 0.095]	0.000 [0.000, 0.000]	0.013 [0.005, 0.035]
BIC	46271.1	17041.1	23927.4	15690.8	13592.0	12725.1	3980.0
AIC	46206.0	16978.5	23864.0	15625.6	13527.5	12667.8	3926.7
N	81,451	18,502	62,949	25,686	23,243	26,681	5,785

注。 年龄以 45 为中心化值。固定效应估计值以优势比（OR）及 95%置信区间报告。模型未加权，标准误按队列层级聚类。赤池信息准则 = 赤池信息准则；贝叶斯信息准则 = 贝叶斯信息准则。*** p < .001，** p < .01，* p < .05。

表 S5 中国家庭追踪调查中数字排斥的未加权多层逻辑回归

	全样本	城市	农村	East	中部	West	东北部
截距	6.995 [5.735, 8.409]***	3.404 [2.826, 4.101]***	35.201 [24.234, 51.131]***	4.454 [3.434, 5.775]***	6.984 [5.866, 8.316]***	16.052 [13.418, 19.203]***	6.717 [5.260, 8.578]***
Age	1.120 [1.095,1.146]***	1.114 [1.088,1.140]***	1.201 [1.172,1.230]***	1.115 [1.068,1.165]***	1.121 [1.102,1.141]***	1.137 [1.114,1.161]***	1.141 [1.116,1.167]***
Age^2	0.999 [0.999,1.000]	0.999 [0.999,1.000]	0.998 [0.997,0.999]***	0.999 [0.998,1.001]	1.000 [0.999,1.000]	0.999 [0.998,1.000]*	0.999 [0.998,1.000]**
时期（参照：2010年）							
2014	0.494 [0.432,0.564]***	0.514 [0.451,0.587]***	0.280 [0.250,0.313]***	0.542 [0.479,0.613]***	0.460 [0.406,0.521]***	0.390 [0.313,0.487]***	0.480 [0.392,0.587]***
2016	0.199 [0.163,0.244]***	0.233 [0.195,0.278]***	0.063 [0.054,0.074]***	0.227 [0.176,0.292]***	0.173 [0.149,0.201]***	0.136 [0.111,0.166]***	0.195 [0.164,0.232]***
2018	0.090 [0.072,0.113]***	0.119 [0.099,0.144]***	0.020 [0.017,0.024]***	0.114 [0.084,0.154]***	0.086 [0.074,0.100]***	0.046 [0.038,0.056]***	0.083 [0.072,0.096]***
2020	0.046 [0.036,0.059]***	0.064 [0.051,0.080]***	0.009 [0.007,0.011]***	0.063 [0.045,0.088]***	0.044 [0.037,0.052]***	0.024 [0.019,0.030]***	0.033 [0.026,0.042]***
2022	0.028 [0.022,0.035]***	0.040 [0.032,0.050]***	0.005 [0.003,0.007]***	0.034 [0.024,0.048]***	0.027 [0.023,0.032]***	0.015 [0.011,0.020]***	0.023 [0.020,0.027]***
性别（女性 = 1）	1.447 [1.322,1.585]***	1.406 [1.239,1.595]***	1.684 [1.532,1.852]***	1.657 [1.459,1.883]***	1.501 [1.374,1.639]***	1.618 [1.417,1.847]***	0.964 [0.783,1.187]
随机效应							
σ^2 队列	0.007 [0.001, 0.036]	0.011 [0.005, 0.024]*	0.048 [0.006, 0.406]	0.015 [0.004, 0.057]	0.000 [0.000, 0.000]	0.022 [0.008, 0.064]	0.004 [0.001, 0.013]
BIC	69709.2	39394.3	26029.6	24163.8	17104.8	16441.2	11221.5
AIC	69634.3	39334.0	25959.9	24106.1	17041.2	16384.8	11161.6

N	85,469	40,322	45,147	28,127	20,897	23,254	13,191

注。年龄以 45 为中心化值。固定效应估计值以优势比（ORs）及 95%置信区间报告。模型未加权，标准误按队列层级聚类。AIC = 赤池信息准则；BIC = 贝叶斯信息准则。*** p < .001，** p < .01，* p < .05。

表 S6 中国综合社会调查中数字排斥的未加权多层逻辑回归

	全样本	城市	农村	East	中部	West	东北部
截距	1.383 [1.006, 1.901]*	0.707 [0.517, 0.965]*	11.183 [7.712, 16.216]***	0.732 [0.536, 0.999]*	2.072 [1.821, 2.358]***	4.258 [2.742, 6.612]***	1.665 [1.067, 2.600]*
Age	1.078	1.085	1.138	1.082	1.154	1.095	1.122
	[1.056,1.100]***	[1.070,1.100]***	[1.105,1.171]***	[1.064,1.101]***	[1.126,1.182]***	[1.042,1.152]***	[1.085,1.161]***
Age^2	1.001	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000	0.999
	[1.000,1.001]**	[1.000,1.001]**	[0.999,1.001]	[1.000,1.001]	[0.998,1.000]**	[0.999,1.002]	[0.998,1.001]
时期（参照：2010年）							
2011	1.032	1.011	0.686	1.027	0.872	0.955	0.916
	[0.900,1.183]	[0.884,1.157]	[0.565,0.832]***	[0.818,1.290]	[0.654,1.162]	[0.716,1.274]	[0.711,1.181]
2012	0.785	0.794	0.425	0.874	0.741	0.666	0.626
	[0.692,0.890]***	[0.716,0.881]***	[0.284,0.637]***	[0.792,0.964]**	[0.513,1.069]	[0.509,0.870]**	[0.427,0.917]*
2013	0.679	0.720	0.283	0.688	0.549	0.628	0.732
	[0.581,0.795]***	[0.615,0.843]***	[0.210,0.380]***	[0.573,0.825]***	[0.439,0.687]***	[0.482,0.818]***	[0.475,1.127]
2015	0.449	0.430	0.168	0.445	0.388	0.288	0.497
	[0.390,0.516]***	[0.390,0.474]***	[0.130,0.217]***	[0.401,0.494]***	[0.307,0.491]***	[0.206, 0.405]***	[0.354,0.697]***
2017	0.229	0.230	0.069	0.248	0.184	0.150	0.252
	[0.183,0.287]***	[0.201,0.265]***	[0.048,0.101]***	[0.218,0.283]***	[0.162,0.208]***	[0.110,0.204]***	[0.162,0.393]***
2018	0.158	0.193	0.041	0.187	0.121	0.099	0.141
	[0.125,0.201]***	[0.164,0.227]***	[0.027,0.063]***	[0.159,0.219]***	[0.103,0.143]***	[0.070,0.141]***	[0.092,0.214]***
2021	0.077	0.106	0.011	0.125	0.043	0.031	0.036
	[0.050,0.120]***	[0.080,0.141]***	[0.007,0.017]***	[0.097,0.161]***	[0.034,0.055]***	[0.020,0.048]***	[0.019,0.066]***
性别（女性 = 1）	1.329	1.371	1.570	1.337	1.695	1.299	1.128
	[1.253,1.410]***	[1.260,1.492]***	[1.448,1.702]***	[1.213,1.475]***	[1.532,1.874]***	[1.184,1.424]***	[0.995,1.279]
随机效应							

σ^2 队列	0.094 [0.013, 0.654]	0.042 [0.011, 0.169]	0.001 [0.000, 0.057]	0.015 [0.001, 0.164]	0.000 [0.000, 0.000]	0.060 [0.012, 0.309]	0.008 [0.000, 7.396]
BIC	52460.3	33932.1	12424.4	21900.3	11424.8	9820.3	6067.9
AIC	52380.8	33857.4	12360.8	21829.7	11357.2	9760.9	6014.2
N	50,721	29,715	21,006	18,698	13,479	12,451	6,093

注。年龄以 45 为中心化值。固定效应估计值以优势比（OR）及 95%置信区间表示。模型未加权，标准误按队列层级聚类。赤池信息准则 = ；贝叶斯信息准则 = 。*** p < .001，** p < .01，* p < .05。

表S7 按健康状况分层的中国健康与养老追踪调查中数字排斥的未加权多层逻辑回归

	无慢性病	单一慢性病	多病共存	认知无风险	认知处于风险状态
截距	10.218 [7.905, 13.209]***	8.538 [6.741, 10.815]***	11.535 [9.633, 13.813]***	8.122 [5.714, 11.543]***	49.420 [21.818, 111.941]***
Age	1.090 [0.963,1.234]	1.112 [1.083,1.143]***	1.088 [1.068,1.109]***	1.014 [0.980,1.049]	1.047 [0.868,1.263]
Age^2	1.001 [0.998,1.004]	1.000 [0.999,1.002]	1.000 [1.000,1.000]	1.002 [1.001,1.003]***	1.001 [0.998,1.005]
时期（参照：2011年）					
2013	0.579 [0.397,0.843]**	0.705 [0.499,0.996]*	0.565 [0.494,0.647]***	0.610 [0.541,0.687]***	0.527 [0.366,0.761]***
2015	0.323 [0.199,0.526]***	0.368 [0.277,0.489]***	0.389 [0.331,0.457]***	0.398 [0.328,0.482]***	0.319 [0.193,0.527]***
2018	0.136 [0.064,0.292]***	0.145 [0.120,0.175]***	0.136 [0.115,0.162]***	0.178 [0.134,0.238]***	0.070 [0.030,0.163]***
2020	0.024 [0.011,0.049]***	0.021 [0.016,0.028]***	0.023 [0.016,0.033]***	0.036 [0.027,0.049]***	0.012 [0.005,0.030]***
性别（女性 = 1）	1.488 [1.396,1.585]***	1.687 [1.563,1.822]***	1.770 [1.621,1.933]***	1.198 [1.098,1.307]***	1.638 [1.436,1.869]***
随机效应					
σ^2 队列	0.009 [0.000，53.549]	0.000 [0.000, 0.000]	0.000 [0.000, 0.000]	0.101 [0.030，0.344]	0.051 [0.000，15.426]
BIC	20488.4	11576.5	14280.0	28464.1	9000.0
AIC	20430.7	11520.8	14221.3	28396.9	8942.0
N	28,074	20,956	32,421	33,062	29,293

注。年龄以 45 为中心化处理。固定效应估计值以优势比（ORs）及其 95%置信区间报告。模型未加权，标准误按队列层级聚类。多病共存定义为患有两种或以上慢性疾病。认知功能以综合评分衡量（范围：1–36）；采用 18 作为临界值，将受访者划分为存在认知障碍风险和不存在认知障碍风险两类。赤池信息准则 = 赤池信息准则，贝叶斯信息准则 = 贝叶斯信息准则。*** $p < .001$，** $p < .01$，* $p < .05$。

补充参考文献

Akobeng, A. K.（2007）。理解诊断试验 3：受试者工作特征曲线。*Acta Paediatrica*（奥斯陆，挪威：*1992*），*96*(5)，644–647。https://doi.org/10.1111/j.1651- 2227.2006.00178.x

Carter, J. V.、Pan, J.、Rai, S. N. 和 Galandiuk, S.（2016）。ROC 之旅：受试者工作特征曲线的评估与解读。*Surgery*，*159*(6)，1638–1645。

Greifer, N.（2020）。协变量平衡表与图：cobalt 软件包指南。访问日期：*3*月 *10*日，2020 年。

Katz, S.、Ford, A. B.、Moskowitz, R. W.、Jackson, B. A. 和 Jaffe, M. W.（1963）。老年人疾病研究：日常生活活动指数：生物与心理社会功能的标准化测量指标。*JAMA*，*185*(12)，914–919。https://doi.org/10.1001/jama.1963.03060120024016

Lawton, M. P., & Brody, E. M. (1969). 老年人评估：自我维持和工具性日常生活活动。*The Gerontologist*, *9*(3, Pt 1), 179–186. https://doi.org/10.1093/geront/9.3_Part_1.179

Muthén, L. K., & Muthén, B. O. (2010). *Mplus* 用户指南：潜变量统计分析：用户指南. Muthén & Muthén.

Nagin, D. (2005). 基于群组的发展建模. 哈佛大学出版社. https://doi.org/10.4159/9780674041318

Nylund-Gibson, K., & Choi, A. Y. (2018). 关于潜在类别分析的十个常见问题。*Translational Issues in Psychological Science*, *4*(4), 440–461. https://doi.org/10.1037/tps0000176

Pastor, D. A., Barron, K. E., Miller, B. J., & Davis, S. L. (2007). 大学生成就目标取向的潜在剖面分析。*Contemporary Educational Psychology*，《应用于

教育心理学研究中的潜变量建模，*32*(1)， 8–
47.https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2006.10.003

Ramaswamy, V., Desarbo, W. S., Reibstein, D. J., & Robinson, W. T.（1993年）。基于PIMS数据估计营销组合弹性的实证汇集方法。《营销科学》，*12*(1), 103–124。https://doi.org/10.1287/mksc.12.1.103

Wendt, L. P., Wright, A. G. C., Pilkonis, P. A., Nolte, T., Fonagy, P., Montague, P. R., Benecke, C., Krieger, T., & Zimmermann, J.（2019年）。人际问题的潜在结构：维度模型、类别模型和混合模型的效度。《变态心理学杂志》，*128*(8), 823– 839。https://doi.org/10.1037/abn0000460