数据可视化何时具有说服力？先前态度对通过散点图可视化学习相关性的影响

Douglas Markant*
dmarkant@uncc.edu 北卡罗来纳大学夏洛特分校 美国夏洛特

Milad Rogha
mrogha@uncc.edu 北卡罗来纳大学夏洛特分校 美国夏洛特

Alireza Karduni
akarduni@uncc.edu 北卡罗来纳大学夏洛特分校
IDEO 美国芝加哥

Ryan Wesslen
ryan@explosion.ai
Explosion 美国夏洛特

Wenwen Dou
wdou1@uncc.edu 北卡罗来纳大学夏洛特分校 美国夏洛特

arXiv:2302.03776v1 [cs.HC] 7 Feb 2023

摘要

数据可视化对于围绕公共卫生、气候变化和社会经济政策等关键议题开展科学传播至关重要。它们的设计目的往往不只是传递信息，还在于说服人们做出影响深远的决策（例如接种疫苗）。这类可视化是否具有说服力，尤其是在受众持有与数据相矛盾的信念和态度时？本文考察了既有态度（例如对 COVID-19 疫苗接种持积极或消极态度）如何影响人们观看以不同方式表示统计不确定性的散点图可视化时对统计相关性的信念变化。我们发现，当数据与既有观点相矛盾时，强烈的先验态度与较小的信念变化相关；而视觉不确定性表示可能会放大这一效应。最后，即使参与者对相关性的信念发生了变化，他们的态度仍未改变，这凸显了我们还需要进一步研究数据可视化能否推动观点和行为发生更持久的变化。

CCS 概念

• **以人为中心的计算 →可视化**。

关键词

数据可视化，说服，态度，不确定性传播，科学传播

ACM 引用格式：
Douglas Markant、Milad Rogha、Alireza Karduni、Ryan Wesslen 和 Wen- wen Dou。2023年。数据可视化何时具有说服力？先前态度的影响

允许出于个人或课堂用途免费制作本作品全部或部分内容的数字或纸质副本，但前提是不得为营利或商业利益制作或分发副本，且副本首页须保留本声明和完整引文。对于本作品中由作者以外的其他方拥有版权的部分，必须尊重其版权。注明出处后可摘录。若要以其他方式复制、重新发表、发布到服务器或分发至列表，则须事先获得特定许可和/或支付费用。请发送邮件至 permissions@acm.org 申请许可。
CHI '23，2023年4月23日至28日，德国汉堡 © 2023年版权归所有者/作者所有。出版权授权给 ACM。
ACM ISBN 978-1-4503-9421-5/23/04...$15.00
https://doi.org/10.1145/3544548.3581330

先前态度对通过散点图可视化学习相关性的影响。载于*2023*年 *CHI*计算机系统中的人为因素大会论文集（*CHI '23*），*2023*年*4*月*23*日至*28*日，德国汉堡。ACM，美国纽约州纽约市，共16页。
https://doi.org/10.1145/3544548.3581330

1 引言

数据可视化在科学传播中日益发挥着核心作用，这得益于公共数据日益易于获取、可视化软件易用性的提升，以及数据新闻的兴起 [62]。可视化被用于向公众介绍迫切的社会议题，例如公共卫生（如 COVID-19 趋势）、民主倒退（如极化、杰利蝾螈选区划分）和气候变化（如异常天气、自然灾害）。然而，尽管这些努力提升了科学证据的可及性，但其对公众知识和态度的影响往往并不明朗；有证据表明，人们难以理解和从这类可视化中学习 [36]。

公共数据的可获取性与影响力之间的这种差距，在2020年开始的COVID-19 大流行期间表现得尤为明显。在此期间，公众努力应对与COVID-19病毒 [37]相关的健康风险和公共卫生措施有效性方面的不确定性。然而，尽管有关这些问题的科学共识逐渐形成，在美国，公共卫生措施早期的政治化加剧了人们对COVID-19预防行为的态度分歧 [18]。这种极化也很可能影响了人们获取有关大流行病信息的方式。近期证据表明，人们会以受到既有信念或态度影响的方式解读有关COVID-19的科学证据 [23],，认为基于证据的建议不值得信任或带有党派倾向 [54], ，并且容易受到削弱官方公共卫生宣传的错误信息影响 [59]。这些因素也可能影响了人们如何接触追踪大流行病发展进程的“危机可视化” [66], ；近期研究表明，政治倾向会影响人们对与COVID-19风险相关的可视化的解读 [10]。然而，尽管这些可视化在大流行病期间十分突出，但人们对

公众舆论和行为如何受到与此类数据可视化互动的影响，仍然知之甚少。

COVID-19危机可视化的影响尚不确定，这凸显了我们更广泛地需要了解：当数据可视化挑战人们的既有观点时，其说服力 [45]。统计证据常被用于说服他人并改变行为，在某些情况下，人们认为它比叙事和轶事等其他形式的证据更有说服力 [3, 4]。随着记者和科学传播者开始使用可视化来呈现统计证据，我们能否期待这类可视化也具有类似的说服力？尽管已有研究考察了影响人们感知和理解可视化的诸多知觉与认知因素 [15]，但较少研究关注既有态度如何影响人们与数据可视化的互动、从中学习，以及据此改变态度。因此，我们对哪些类型的可视化最能说服人们改变想法和行为，仍知之甚少。

本研究旨在探究既有态度如何影响人们更新对数据可视化所呈现统计关系的信念。我们以 Karduni 等人 [26] 的先前研究为基础。该研究考察了人们与采用不同统计不确定性视觉表示的散点图互动时，对二元相关的信念如何变化。在本研究中，我们探讨了人们对两个主题（COVID-19 疫苗接种和工会会员身份）的态度，如何影响他们改变对相关经验现象之信念的程度。此外，我们还研究了统计不确定性的视觉表示对信念变化的影响。在科学传播和数据可视化中使用不确定性表示一直备受争议，一些人担忧这会削弱预期信息的清晰度或说服力 [21, 28]。

我们的研究结果表明，对于某个主题持有强烈既有态度的人，在看到与其先验信念不一致的数据散点图后，信念变化幅度较小。此外，对于包含统计不确定性视觉编码（动态或静态置信区间）的散点图，这种效应更加明显，这表明当数据与既有态度相冲突时，不确定性的视觉表示可能会降低此类可视化的说服力。我们还发现，尽管参与者调整了自己对特定经验关系的信念，但与可视化互动后，他们对任一主题的态度几乎没有出现系统性变化的证据。这与社会心理学领域关于难以改变根深蒂固态度的既有文献一致 [53]。这些发现为我们提供了新的见解，揭示既有态度（其根源可能在于与所呈现数据无关的个人与文化因素）如何影响人们解读数据可视化，并表明有必要进一步研究如何设计可视化，以说服持有与数据不一致观点的人。

2 背景与相关研究

2.1 信念、态度与说服

说服心理学理论大体上区分了**信念** 的改变与**态度** [1], 的改变——这是理解数据可视化在改变人们观念方面所起作用的关键区别。**信念** 是指一个人认同某项主张为真的程度，这项主张可以表示为关于实体或变量之间关系的命题（例如，“疫苗会导致自闭症”）。个体对某个特定命题的信念可能有所不同，但随着新的实证证据出现，人们对可观察现象的信念应当随之改变，正如科学家可能会根据异常数据修正理论。从这个角度来看，数据可视化的直接目标是提供信息：改变人们对某种特定实证关系的信念（例如，通过展示自闭症发病率与儿童疫苗接种率无关）。当然，人们可能出于多种原因未能修正自己的信念，包括他们对证据作出更符合既有信念的解释，或质疑证据来源的有效性或可信度 [7]。

即使人们在看到新证据后改变了信念，这也未必会伴随态度的整体转变。信念涉及具体主张，而**态度** 是对实体或议题作出的总体评价，倾向于积极或消极（例如支持疫苗接种或反对疫苗接种）。人们可能会依据已有的信念知识库来评价或论证自己的态度（例如，拜登总统为人诚实 是诸多相互关联的信念之一，这些信念可能会影响人们在总统支持率中表达的总体态度），但这些信念并非论证态度的唯一依据；态度还可能与社会认同、情绪以及更广泛的世界观等其他方面交织在一起 [1, 9, 49, 65]。态度的确定程度也各不相同；以往研究表明，人们对某些议题的态度较为模糊，并会随着反复表达或相关领域经验的增加而逐渐明确 [48]。根深蒂固的态度往往难以改变，因为它们与个人价值观和认同紧密相关 [50]，即使人们改变了对相关主张的信念，这些态度也可能持续存在 [49]。例如，Nyhan 等人 发现，纠正人们对疫苗接种的特定错误认识（即提供证据，说明疫苗与自闭症发病率升高无关），并不会影响人们对疫苗接种的总体态度或行为意向 [39]。

根深蒂固的态度也很难改变，因为它们会影响人们如何接触并解读与态度相悖的信息。在某些情况下，人们会直接拒绝与个人价值观或世界观相矛盾的证据 [32]。但是，即使人们并未全盘否定证据，态度仍可能以普遍存在但更微妙的方式影响他们获取信息的过程。例如，强烈的态度可能导致选择性接触，使人们回避挑战其既有观点的证据，从而减少被说服的机会 [29]。人们还会进行动机性推理，有选择地质疑与自身态度相冲突的证据的力度或有效性 [30]。Liao 等人 [33] 研究了个人相关性以及了解争议性议题的动机（主题涉入）如何影响人们在探究事实信息和基于观点的信息时的选择性接触与态度改变。有趣的是，该研究发现，较高的主题涉入与较少的选择性接触相关：对于个人相关的主题，人们会主动寻求立场均衡、既包含与态度一致的信息又包含与态度不一致的信息来源。然而，与主题涉入程度较低的参与者相比，参与者对与态度一致的信息评价更积极，也较不可能改变自己的态度 [33]。

除了对特定主题所持态度的强度之外，研究人员还发现了一些与个体接触挑战既有观点的信息的动机和能力相关的因素。例如，Albarracin 等人 [2] 发现，对自己捍卫态度的能力缺乏信心（防御性信心较低）的人，比防御性信心较高的人更偏好与其既有观点一致的信息。其他研究表明，对科学误解和阴谋论的认同与个体关于知识本质以及如何为自身观点提供依据的认识论信念 相关 [16, 52], ，其中涉及证据的重要性、信念能否由直觉或直觉感受加以证成，以及真理最终是否由社会政治背景决定 [16]。最后，近期有关易受错误信息影响程度的研究表明，无论政治态度如何，倾向于运用分析性思维的人都更能准确判断假新闻的准确性；而依赖启发式或直觉思维的人，则更容易相信与其政治观点一致的错误信息 [46]。

总之，态度虽然受到关于经验现象的特定信念影响，但也与个人价值观、身份认同以及看待世界的方式交织在一起。数据能否改变人们对有争议或与个人息息相关的主题的信念，可能取决于这些信念与更广泛的态度之间的联系。我们在研究中直接探讨了这一问题，分别测量参与者对相同主题的信念和态度的强度与确定性。我们还测量了以往研究发现与说服相关的个体特征（防御性信心、认识论信念，以及直觉思维与分析性思维），以探究它们与主题特定态度和信念之间的关系。

2.2 可视化对信念更新和态度改变的影响

可视化研究人员探讨了多种有效传达数据的策略 [15, 61],，我们认为这些努力通常旨在支持人们对感兴趣的数量或关系的信念变化。越来越多的研究尝试通过评估用户在接触可视化之前和之后对目标主张或关系的信念，直接测量这种信念更新。例如，Padilla 等人通过两项在线实验 [43]考察了 CDC 的 COVID-19 预测可视化如何影响风险感知。他们发现了若干会影响参与者感知风险及其对数据解读的因素，包括使用累积尺度，以及预测可视化中展示的模型数量。这些因素对人们是否改变关于自身或他人 COVID-19 风险的信念产生了不同程度的影响。另一个近期案例中，Xiong 等人通过两项众包实验评估先验信念对相关关系解读的影响，结果表明，人们从数据中提取的统计值可能受到既有信念的偏误 [64]。

与数据可视化和信念变化交叉领域的研究相比，关于数据可视化能否引发态度改变，先前研究的结果更加不一致。Heyer 等人 [19] 发现，叙事可视化促成了态度改变，并且比文本消息更有效。然而，通过让参与者事先预测数据来激发先验信念，并未显著影响态度改变。Liem 等人 [34] 发现，视觉叙事对人们关于移民的态度影响较小，但其影响会因观看者的人口统计特征而异。有趣的是，Pandey 等人 [45]发现，包含统计证据的说服性信息能让没有强烈既有态度的人产生更大的态度改变；在这一群体中，图表比表格更有效。值得注意的是，尽管这些研究评估了态度的变化，但并未直接考察人们对信息内容的信念变化，以及信念更新与对该主题的总体态度之间的关系；而这正是我们在本研究中试图考察的联系。

另一个可能加剧人们抗拒改变信念和态度的因素，是数据可视化中的**不确定性表示**。研究者曾质疑，在科学传播中加入不确定性估计是否会削弱观察者对证据的信任。van der Bles等人开展了五项实验，以探寻这个问题的答案 [58]。研究结果表明，以数字形式传播不确定性对信任仅产生了微小的负面影响，因此研究者建议学者和科学传播者更加坦诚地说明人类知识的局限。同样，Fischhoff [12] 认为，传播不确定性是作者的道德责任。然而，Hullman [21] 通过调查和访谈发现，数据可视化的作者担心不确定性会模糊可视化所传达的信号。尽管此前有关不确定性编码评估的研究表明，不同的不确定性表示会影响信念更新和决策结果 [11, 24–26, 63]，并提出了一系列建议，以减少可视化领域与其他领域对不确定性表示的概念化之间的不一致 [22], ，但要理解不确定性表示在说服性可视化中的作用，仍需开展更多研究。

我们的研究设计考虑了上述三个因素：态度改变、信念变化和不确定性表示，以弥补一项重大的研究空白。具体而言，我们评估了参与者在观看一系列与某个主题相关、包含或不包含不确定性表示的可视化之后，其整体主题特定态度以及对经验关系的信念发生了哪些变化。

3 当前研究

设想以下情境：一位对疫苗持有强烈反疫苗态度的个体，看到有关疫苗有效性的数据。他们的反疫苗态度可能与这样的信念有关：疫苗有害，并可能导致死亡风险上升（也就是说，疫苗接种率与死亡率之间呈正相关）。当他们看到一幅可视化图表，展示的数据与这一先验信念不一致，显示疫苗接种与死亡之间呈强烈负相关时，会发生什么？假设数据可信，理性的观察者应当调整自己对相关性的信念，使之更接近观测数据，同时也考虑到其先验信念的强度 [26]。如果观看者拥有强先验信念，或者在解读可视化图表时进行某种形式的动机性推理，他们在更新信念时可能会表现出保守倾向。因此，当人们尤其

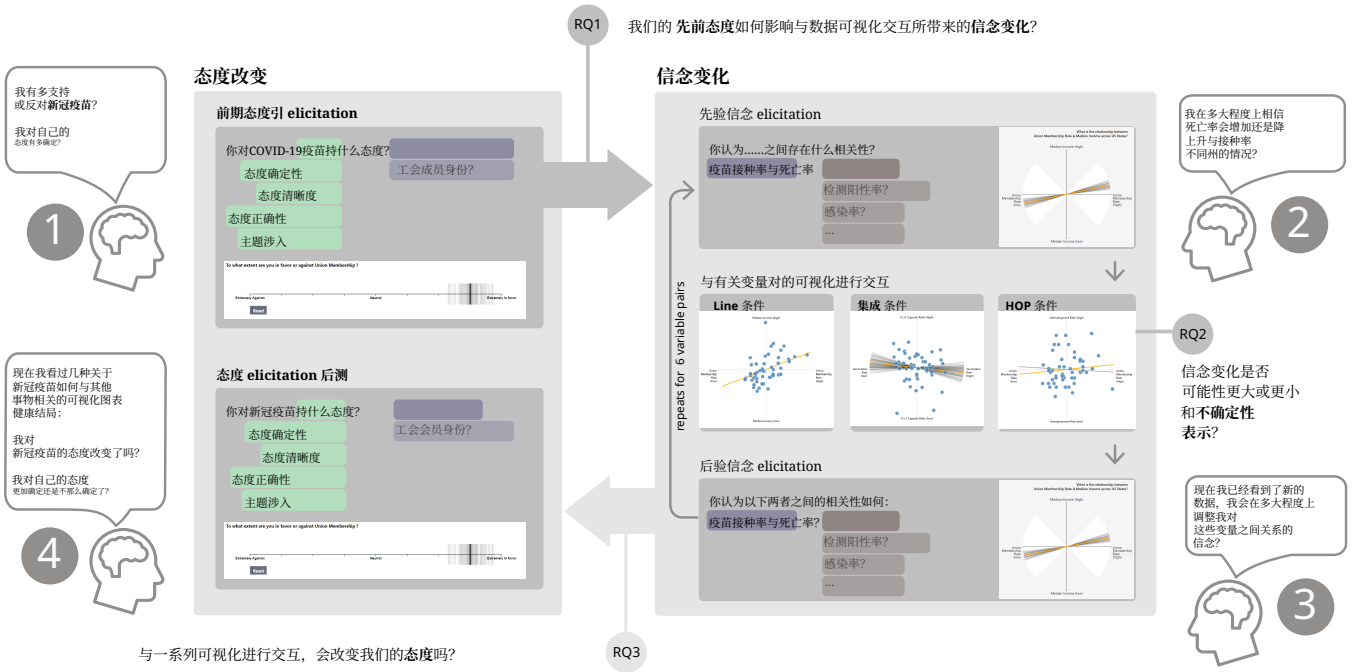


图1：本研究的设计与流程，旨在考察态度如何影响人们根据数据可视化更新信念。

拥有强先验信念（例如，由于对某个主题非常熟悉或具备相关个人知识），或持有根深蒂固的态度时，可能会预期他们在信念更新中表现出保守倾向。

3.1 区分信念与态度

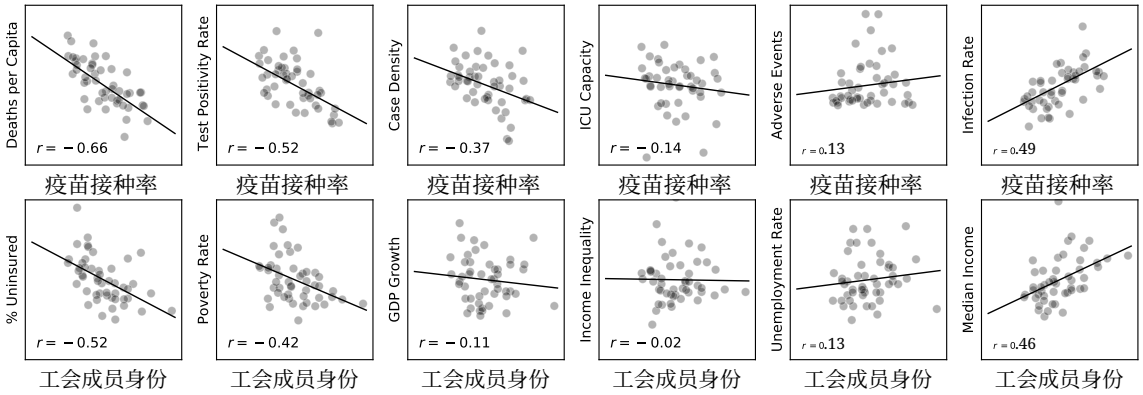
在本研究的语境中，我们使用信念 一词，指一个人对两个定量变量之间关系的理解，这与信念的广义定义一致，即认同有关实体或变量之间关系的主张。我们通过测量个体在观察散点图可视化所呈现的数据集后，对这种关系的特定信念发生了怎样的变化，来衡量信念更新；我们将这种变化视为一个底层学习过程的替代指标，该过程随着个体与数据互动而展开。我们还测量整体态度，以反映个体对某个议题的一般立场（从极度反对到极度赞成）。我们评估了对两个主题（COVID-19疫苗接种和工会成员身份）的态度，并考察这些态度与对变量组之间相关性的特定信念有何关联。

3.2 研究问题

第一个研究问题（RQ1）是：人们对某个主题的总体态度（例如，对疫苗接种持积极或消极态度）如何影响他们对特定经验关系（例如，疫苗接种与死亡率之间的关联）的信念更新？在本研究中，我们选择散点图作为双变量关系的视觉编码形式。散点图是最简单、最常见的数据可视化形式之一，其中数据点显示在二维图上。这种表示方式常用于呈现两个变量之间的相关性；也就是说，一个变量的差异与另一个变量差异的方向和幅度之间有何关系。

第二个研究问题（RQ2）关注不确定性表示在信念和态度改变中的作用。我们设计了三个条件，其中散点图分别伴有或不伴有对相关性的不确定性表示。*Line* 条件作为基线，其中最佳拟合相关线叠加在数据点上。在假设结果图（*HOP*）条件下，[25], 基线可视化中增加了基于该数据集得出的相关性95%置信区间的动画抽样结果。在集成 条件下，这些抽样结果以静态表示呈现。因此，HOP和集成条件传达了相同的不确定性，但分别采用动态和静态表示。我们预测，当数据与先验信念和态度不一致时，带有不确定性表示的可视化（HOP和集成条件）会导致较少的信念更新。

第三个研究问题聚焦于参与者与一系列针对特定主题的可视化交互后，态度是否发生变化（研究问题3）。除了考察既有态度如何影响信念更新，我们还评估了参与者与每个主题相关的六个可视化交互后，态度是否发生变化。我们关注的是，与可能和先验信念相冲突的数据交互，是否会导致态度改变。



Fig图 2：COVID-19疫苗接种主题（上排）和工会会员身份主题（下排）的数据集 .

4 实验

为探究这些研究问题，我们邀请 Prolific 上的参与者进行了一项在线实验，实验任务遵循图1所示的设计流程。我们在以下链接预注册了研究设计、排除标准、与研究问题相关的主要假设以及整体分析方法：https://aspredicted.org/5pp28.pdf。下文相关部分会注明与预注册内容的偏差。

4.1 主题和数据集

当前研究选择了两个主题：COVID-19疫苗接种和工会会员身份，因为我们预期参与者对这两个主题的既有态度强度会有所不同。这一选择受到 Karduni等 先前一项研究的启发，该研究纳入了有关这些主题的二元数据集，但使用的是人工数据 [26]。在那项研究中，作者发现先验信念对信念更新的影响较弱，这可能是因为实验使用了来源不明的虚构数据集。本研究使用从公共来源获取的真实数据，并向参与者展示有关这些来源的信息，以增强数据可视化的真实感和可信度。图 2 展示了每个主题（COVID-19疫苗接种和工会会员身份）的 6 个数据集，参与者在实验中与这些数据集进行了交互。

COVID-19疫苗接种。 COVID-19相关数据通过 COVID-19 Act Now 数据 API [38] 获取。感染率和病例密度数据最初来自《纽约时报》 [56], , 而 ICU 容量比 [40], 和检测阳性率 [41] 来自卫生与公众服务部。疫苗接种不良事件数据 [13]来自疾病控制与预防中心（CDC），疫苗接种率则来自 CDC [14] 和北卡罗来纳州卫生与公众服务部 COVID-19 应对部门 [42]。所有变量均按 2021 日历年取平均值；在此期间，疫苗在美国已广泛供应。

工会会员身份。 2019 年工会会员身份数据取自 [20]。各州的 GPD 增长、收入中位数、失业率、无保险人口比例、贫困率和收入不平等数据则取自 2019 年美国人口普查局当前人口调查和美国社区调查 [5]。

数据准备。所有变量均经过 z 分数标准化。图 2 展示了所得数据集的散点图及相关线。选择变量组时，我们力求涵盖每个主题中与焦点变量（COVID-19 疫苗接种率或各州工会成员身份的比例）具有不同相关性的变量，并纳入一些与积极或消极态度相符的变量组。例如，对于 COVID-19 数据，疫苗接种率与人均死亡人数之间的负相关关系符合支持疫苗接种的态度，而疫苗接种率与感染率之间的正相关关系则可能被解读为支持反对疫苗接种的态度。同样，对于工会数据，工会成员比例与未参保者比例之间的负相关关系符合支持工会的态度，而工会成员身份与失业率之间较弱的正相关关系则可能被视为与反对工会的态度相符。

4.2 参与者

我们从 Prolific 招募了 412 名参与者。参与者完成任务后可获得 4 美元报酬，任务平均耗时 26 分钟（SD = 12.5）。根据我们的预注册，我们排除了 81 名未完成完整研究的参与者。我们原计划排除在 CRT 开放式问题中给出不合逻理或不当回答的参与者，但没有人符合这一标准。根据初步试点测试，我们还预注册了基于任务时长的排除标准，计划排除完成研究用时少于 15 分钟或超过 50 分钟的参与者。然而，这导致额外排除的参与者人数远超预期（ $n = 67$ ）。进一步检查这些参与者的数据后，没有发现其他表明其投入不足或回答不当的迹象，这说明我们最初设定的任务时长标准过于严格。因此，我们决定在下文报告的分析中取消这一排除标准。不过，我们也按照原先的排除标准进行了相同的分析，发现结果没有实质性差异，不会影响我们的结论。

排除未完成的回答后，共有 $N = 331$ 名参与者纳入分析（Line：108；集成：113；HOPs：110）。平均年龄为 40.7 岁（$SD = 13.5$，范围：19–73 岁）。165 人认同为女性，157 人认同为男性，7 人认同为其他性别，2 人选择不作答。260 人为白人，26 人为黑人/非裔美国人，28 人为亚裔，2 人为美洲印第安人或阿拉斯加原住民，12 人属于其他种族/族裔，3 人未作答。大多数参与者拥有大学学位，样本涵盖了不同的政治倾向，其中 53% 为自由派，19% 为中等派，27% 为保守派（回答的完整分布见补充图 ??）。

4.3 设计与流程

我们采用混合设计，对可视化类型进行被试间操纵（见 4.3.3），并对呈现给参与者的主题（COVID-19疫苗接种和工会成员身份）进行被试内操纵。主要任务分为两轮，分别对应两个主题（图1）。每轮中，参与者首先回答有关其总体态度、态度确定性（清晰度和正确性）以及主题涉入程度的问题。报告总体态度后，参与者针对每个主题完成六次可视化试次；每次试次包括：1）先验信念 elicitation，2）与数据可视化交互，以及 3 ）后验信念 elicitation。完成该主题的全部六次试次后，参与者再次回答有关总体态度、态度确定性和主题涉入程度的问题。每位参与者所经历的主题顺序以及每个主题中的数据集顺序均为随机安排。

视觉引出方法。 本实验采用了在此前两项研究中开发的图形引出方法，以测量人们信念和态度的强度及其不确定性 [26, 27]。在信念 elicitation 中，我们使用了 Karduni 等人开发的 Line+Cone 界面，以便在查看具有不同样本相关性 [26] 的二元数据时，通过视觉方式引出人们关于相关性的信念。在该研究中，作者将 Line+Cone 方法与劳动强度更高的 MCMC-P方法进行了比较，以估计人们的信念，并发现 Line+Cone 得到了相当的结果。作者还设计了理解测试，结果表明人们能够理解相关性的视觉表示。由于我们关注参与者如何根据先验知识和观测到的数据更新信念，因此在他们看到二元相关性可视化之前和之后，均引出了其先验和后验信念。在态度引出方面，我们采用了 Karduni 等人提出的视觉态度量表 [27] ，参与者可借此指定其态度的取值和不确定性范围。图1展示了信念和态度的引出方法。

4.3.1 引出全局主题态度与参与程度。**态度效价**。每一轮中，参与者都会报告自己对该主题的总体态度（即他们在多大程度上支持或反对促使人们接种疫苗或加入工会的政策）。参与者通过连续量表作答，量表两端分别标注为“极其反对”和“极其赞成”。参与者通过点击量表记录其态度的总体效价（a）。随后，他们调整一个区间（$[a_{upper}, a_{lower}]$），以表示自己对该主题的态度所存在的不确定性；区间越大，表示不确定性越高。在查看该主题的所有数据可视化之前和之后，研究人员都对参与者的态度进行了测量，因此每个主题共获得 6 项测量结果（a^{prior}、a^{prior}_{upper}、a^{prior}_{lower}、a^{post}、a^{post}_{upper} 和 a^{post}_{lower}）。

态度清晰度和正确性。 由于视觉态度引出法是最近才开发出来的，我们还纳入了 Petrocelli 等人 [48] 提出的问题，以独立评估态度确定性的两个维度：清晰度和正确性。态度正确性指的是认为自己的态度正确或有理有据的感受。该量表包含三个问题，询问受访者是否认为自己的态度是“正确的态度”、是“对这些议题进行思考和感受的正确方式”，以及“其他人也应该持有相同的态度”。态度清晰度涉及一个人是否确信自己能够准确表达对某一主题的态度。该量表包含四个问题，询问受访者所表达的态度是否反映了自己的“真实想法和感受”、在“脑海中清晰明确”，以及“确实是你所持有的态度”。

主题涉入。 鉴于先前研究发现，主题涉入会影响对与既有态度不一致的证据的评估，我们请参与者回答 Liao 和 Fu [33]提出的四个问题，以评估每个主题与自身的相关性以及学习动机；评分采用 5 点量表，从“完全没有”到“极其强烈”。题目如下：“这个主题在多大程度上与你的核心价值观相关？”“对你而言，捍卫自己在这个主题上的观点有多重要？”“你对学习这个主题有多感兴趣？”以及“你有多大动力去了解这个主题的真相？”

4.3.2 引出关于相关性的信念。在参与者与数据可视化进行交互之前和之后，研究者分别引出了他们对每对变量的信念。Line + Cone 界面 [26]旨在通过两步交互快速引出参与者对二元相关的信念（图1，右侧）。首先，参与者调整一条直线的角度，以表示他们认为两个变量之间最可能的关系（r）：角度范围从 –45 度时的完全负相关（$r = -1$）到 +45 度时的完全正相关（$r = +1$）。做出选择后，参与者调整不确定性锥体的大小。该锥体由一组灰色直线表示，这些直线取自以最可能的相关系数为中心、并截断于 -1 和 +1 的正态分布。参与者调整这些直线的离散程度，以覆盖关系的一段区间（$CI_{elicited}$：$[r_{upper}, r_{lower}]$），即“合理替代方案”；区间越大，表明他们对真实关系越不确定。参与者可自行控制作答时间，也可以重置界面以更改回答。

在第一次试验之前，参与者接受了关于信念 elicitation 界面的简短培训。这些说明介绍了如何用一条线表示两个变量之间的关系，以及这条线的斜率如何表示不同的关系（正向、中性或消极）。说明中还提供了一个身高与体重之间关系的示例。接下来，参与者阅读了如何使用信念 elicitation 工具作答的书面说明，并接受了关于其对两个变量之间关系理解程度的测试。

参与者在查看数据集前后均进行了信念 elicitation，因此每组变量有 6 次测量（先验：r^{prior}，CI^{prior} r^{post} CI^{post}；后验：，）。在先验信念 elicitation 中，研究人员要求参与者“考虑一下你认为以下变量之间的真实关系是什么。”对于后验

信念 elicitation，研究人员向参与者作出如下指示："现在你已经看过涉及这些变量的数据集，请再次考虑你认为这些变量之间的真实关系是什么。请注意，我们关心的是你对这种关系的真实信念，无论这些信念是否受到上一页所示数据的影响。"这些指示旨在避免参与者在进行后验 elicitation 时，只是简单地重现前一个散点图中显示的相关性。

根据每个数据集前后 elicitation 的信念，我们计算了关于最可能关系的信念变化差异分数（$r^{post} - r^{prior}$）以及不确定性变化差异分数（$CI^{post} - CI^{prior}$）。我们还评估了参与者在各阶段对相关性的信念与散点图中显示的实际相关性之间的差异：我们使用给定数据集的真实样本相关性 r_{data}（见图2）计算先验信念距离（$|r_{data} - r^{prior}|$）和后验信念距离（$|r_{data} - r^{post}|$）。

4.3.3 数据可视化条件。由于 RQ2 旨在探究不确定性可视化在信念和态度改变中的作用，我们的实验设置了三种可视化条件，分别包含和不包含不确定性表示。在每次试验中，参与者完成先验信念 elicitation 后，会查看当前变量对的数据集。参与者被随机分配到三种可视化条件之一（示例见图1）：

- **Line：** 线条条件作为基线，展示散点图并叠加一条相关线。此条件不包含不确定性表示。
- **HOP：** 我们使用假设结果图（HOPs），以动画形式呈现基于该数据集、从总体相关性的95%置信区间中抽取的样本。
- **Ensemble：** Ensemble 展示以静态形式呈现与 HOP 条件相同的、从总体相关性的95%置信区间中抽取的随机样本。

这三种可视化条件的选择参考了以不确定性可视化为背景研究信念变化的先前研究 [26, 63]。所有条件中都呈现了相关线，并且参与者被告知："橙色线表示基于该数据集对两个变量之间关系的估计。"同时，HOP 条件和集成条件下的参与者还被告知："灰色线表示变量之间关系的不确定性，每条线代表一种合理的替代关系。"

参与者可以将鼠标悬停在某个点上与可视化进行交互，悬停后会显示标签，指出该数据点对应的美国州以及变量的精确值。除了数据集，我们还提供了关于变量含义的文字说明、数据源信息，以及如何解读图表的一般性说明。参与者可以自行安排查看每个数据集的时间；除按下按钮继续进行后验 elicitation 外，他们无需作出任何回应。

4.4 问卷

我们加入了几份额外的问卷，用于评估个体在动机和能力方面的因素，这些因素与个体能否接纳挑战既有观点的信息有关 [2, 16, 52]，如第 2.1 节所述。加入这些测量主要是出于探索目的（唯一例外是，我们还计划将认知反思测试用作注意力检测）。我们在补充材料第**??**节中分析了主题特定态度与这些个体测量之间的关系，但由于我们并未针对这些测量提出与研究设计相关的先验假设，因此不再进一步分析。

认识论信念。 我们使用了 [16] 中的问题，从三个维度测量认识论信念：对直觉判断事实的信任（例如："我相信自己的直觉能告诉我什么是真的、什么不是真的"）、证据需求（例如："我需要能够用证据为自己的信念辩护"），以及真理具有政治性（例如："事实由掌权者决定"）。每个维度有四个题项，采用 5 点量表作答，选项从"非常不同意"到"非常同意"。

防御性信心。 防御性信心量表 [2] 由十二个题项组成，用于评估人们认为自己能够为其态度辩护的程度（例如："在讨论我关心的问题时，我能够成功地为自己的观点辩护。"）。参与者采用 5 点量表作答，选项从"完全不符合我的情况"到"极其符合我的情况"。

认知反思测试（CRT）。 我们使用了 [55] 的 4 题认知反思测试，以测量人们倾向于进行直觉思维而非分析性思维的程度。CRT 包含四道开放作答题，每道题都有一个不同于正确"分析性"回答的"直觉"回答（例如："如果你参加赛跑并超过了第二名，你现在排第几？"；直觉回答：第一名；正确答案：第二名）。

认识论信念和防御性信心问卷的施测顺序针对每位参与者进行了随机安排，其中一份在主要任务之前施测，另一份在实验环节结束时施测。四道 CRT 题目穿插在其他问卷中，其中两道在实验开始时施测，另外两道在结束时施测。

5 结果

所有分析均使用 R 4.1.2 [51] 版完成。数据和分析代码可在 https://osf.io/wvqky/ 获取。我们进行了贝叶斯统计分析，并报告所有统计量的后验均值和 95% 可信区间，以及假设检验的贝叶斯因子（BF），除非另有说明。对于下文报告的检验，贝叶斯因子表示相较于零假设，支持某种关系的证据强度；$BF > 1$ 表示证据支持存在效应，$BF < 1$ 表示证据支持零假设 [17]。使用相关性库 [35] 估计相关性，零假设为 $r = 0$，并采用默认先验。使用*brms* [6]进行两组（被试内）比较，通过将测量值之间的差异建模为 t 分布来进行稳健估计，方法详见 [31], ；相应的零假设为平均差异等于 0。

5.1 先前态度与信念

我们首先开展了未预注册的探索性分析，以考察主题特定态度与关于变量集的先验信念之间的关系。

总体态度效价与确定性。 图3展示了与各主题态度相关的因变量分布。参与者对COVID-19疫苗接种的总体态度

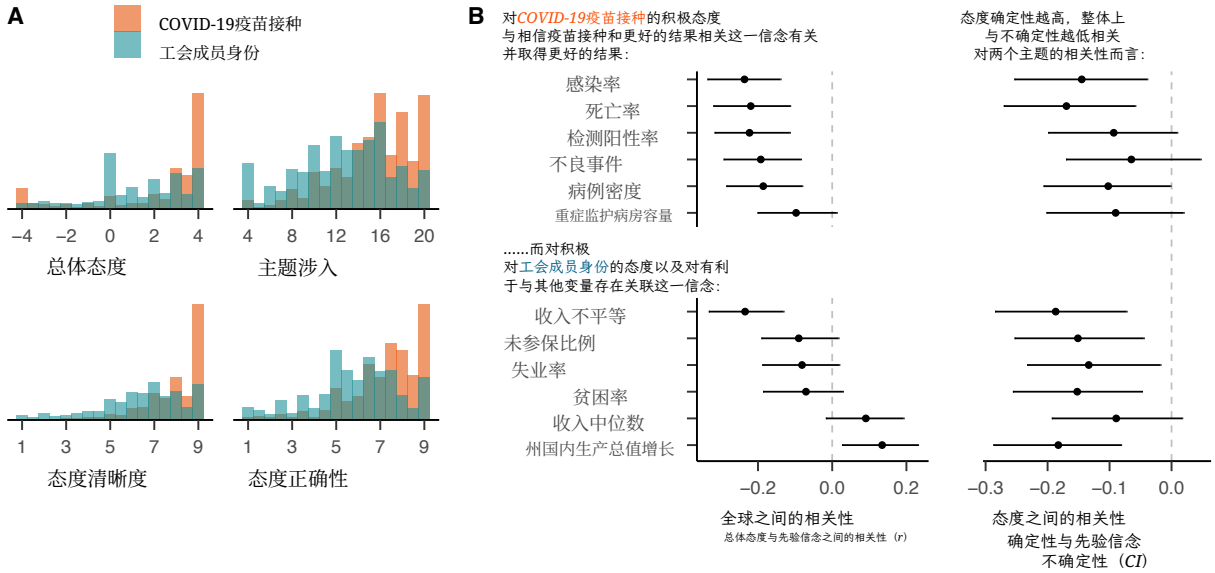


图3：A：与数据可视化交互之前，对每个主题的总体态度、主题涉入、态度确定性（清晰度和正确性）的回答直方图。B：每个变量对中，特定主题的态度效价与先验信念（左），以及特定主题的态度确定性与先前信念的不确定性（右）之间的估计相关性（后验均值和95%可信区间）。

大多较为积极（M = 2.24， SD = 2.52），但也有少数参与者强烈反对。参与者对工会成员身份的态度总体上也较为积极（M = 1.26， SD = 2.1），但差异更大，许多参与者表达了中立或消极的态度。与COVID-19 D = 1 08 [0 82, 疫苗接种 1 34] $BF = 2.96 \times 10^{11}$ 相比，参与者对工会成员身份的态度不那么积极（均值差异.....，）。

参与者对自身态度的信心在两个主题之间也有所不同：与COVID-19疫苗接种相比，他们对工会成员身份的态度清晰度评分较低（平均差异 D = 1.36 [1.15, 1.57], $BF = 1.89 \times 10^{36}$），态度正确性评分也较低（平均差异 D = 1.4 [1.17, 1.61], $BF = 3.24 \times 10^{29}$）。参与者对工会成员身份的主题涉入程度也低于对COVID-19 D = 2 79 [2 36, 疫苗接种 3 22] $BF = 1.19 \times 10^{29}$ 的涉入程度（平均差异 . . . , ）。对任一主题持有更强烈态度的参与者也更有信心：态度强度（先验态度的绝对值）与态度清晰度（COVID-19：斯皮尔曼 r = 0.57 [0.51, 0.65], $BF = 1.25 \times 10^{28}$；工会： r = 0.59 [0.53, 0.66], $BF = 1.4 \times 10^{30}$）、态度正确性（COVID-19 r = 0 53 [0 46, 0 61] [0 53, 0 67] $BF = 3.36 \times 10^{31}$ r = 0 6： . . . , $BF = 2.13 \times 10^{23}$；工会：. . . , ）以及主题涉入程度（COVID-19：r = 0.31 [0.21, 0.4], $BF = 1.52 \times 10^{6}$；工会： r = 0.5 [0.41, 0.57], $BF = 5.18 \times 10^{19}$ ）均呈正相关。这些相关性与有关态度的现有文献一致：人们往往对更极端或与个人更相关的态度更有把握 [48, 57]。

我们还采用第 4.3.1 节所述的图形 elicitation 方法，直接测量了态度不确定性。根据先前的研究，我们预期这一态度不确定性的直接测量值会与态度清晰度和正确性呈负相关，但实际发现，这些测量值之间呈小幅正相关。仔细检查回答后，我们发现有一组参与者的态度不确定性范围很大（例如，范围涵盖了所有可能态度的整个区间），但他们报告的清晰度和正确性得分也很高，这表明这些参与者可能误解了图形 elicitation 技术。因此，在后续分析中，我们采用态度清晰度和正确性的均值（两者呈强正相关：斯皮尔曼 r = 0.74 [0.7， 0.77], $BF = 10^{113}$）作为态度确定性的综合指标。

总体主题态度与关于相关性的先验信念。接下来，我们考察了总体主题特定态度与关于特定变量对的先验信念之间的关系。如上文所述，关于态度的既有研究表明，态度与关于可观察现象的特定信念存在关联。在本研究的背景下，我们预期，对某项行动（例如 COVID-19疫苗接种）持积极态度的参与者，往往会相信该行动与有利结果相关（例如，疫苗接种率较高时死亡率较低）。为评估先前态度与信念之间的联系，我们估计了主题特定态度（a^{prior}）与关于最可能关系的先验信念（r^{prior}）之间的相关性。图 3B（左）显示了每个变量对相关性的后验均值和 95% 可信区间。对于 COVID-19 变量，对疫苗接种持积极态度的参与者还预测疫苗接种率与其他结果之间存在更消极的关系——换言之，他们认为疫苗接种率提高会降低感染风险、死亡率等。工会成员身份也呈现出类似模式，但对于该主题，态度与先验信念之间的关系在不同变量组之间差异更大。持支持工会态度的人往往认为，工会成员身份与较低的收入不平等和较高的国内生产总值增长相关，而关于其他结果的信念与总体

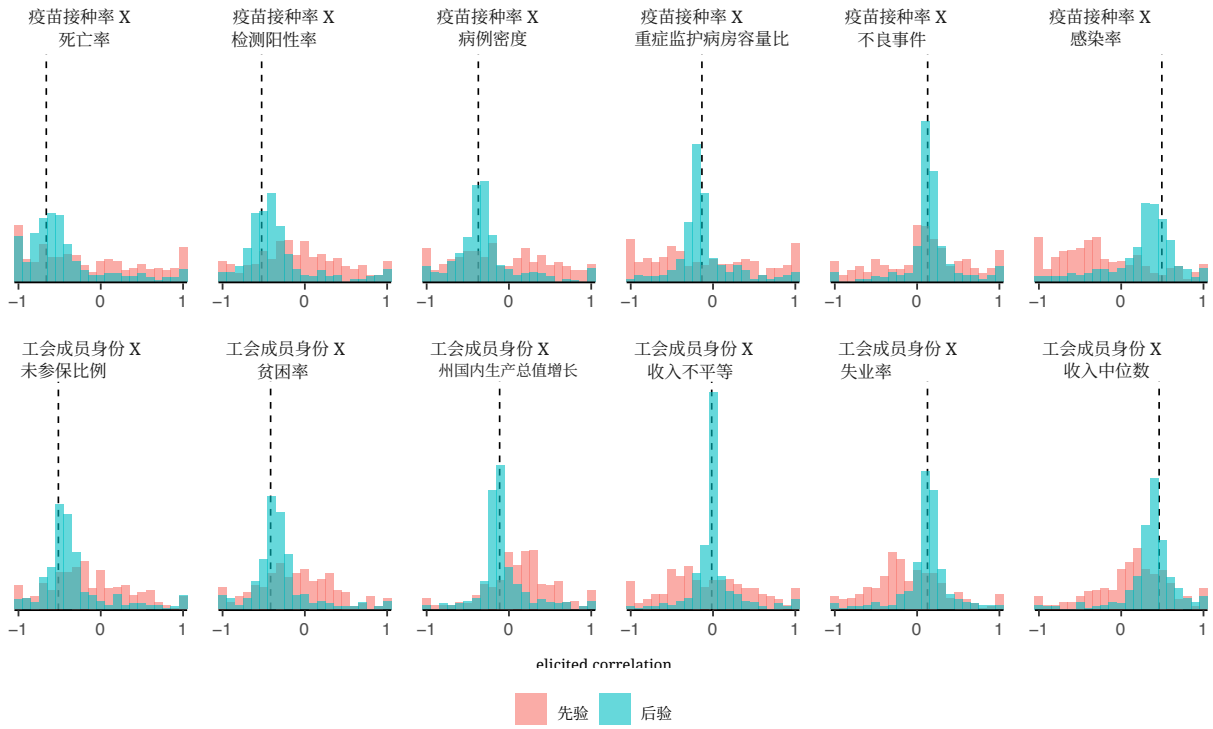


图4：每个变量对的先验信念和后验信念直方图。垂直虚线表示每个数据集的样本相关性。

工会成员身份态度的关联则较弱。这表明，与 COVID-19疫苗接种不同，对工会成员身份的态度并未与关于其与研究中所纳入的某些社会经济变量之间关系的强烈先验信念相关。

我们对主题特定态度的确定性与参与者对一对变量之间相关性的不确定性之间的关系进行了类似分析，不确定性以引出的置信区间大小衡量。总体而言，态度确定性越高，信念不确定性越低；也就是说，对自身态度越有把握的人，往往会对变量之间相关性的先验估计更加精确（图 3B 右侧）。

总之，参与者对这两个主题的看法在态度的强度和确信程度上有所不同，而这些总体态度与他们对特定经验关系的先验信念相关。对于 COVID-19 疫苗接种的态度极化程度更高，支持疫苗接种的态度与这样一种信念相关：较高的疫苗接种率会与较好的健康结局相关。在同一组参与者中，他们对工会成员身份的态度则更加矛盾，对其特定信念的预测力也较弱；这些信念涉及工会成员身份与某些社会经济结局之间的关系。这表明，与 COVID-19 疫苗接种相比，参与者对这些变量对的信念尚未充分形成。下一节将探讨，参与者对各主题的先验看法差异是否影响了他们在查看散点图可视化时对特定经验关系的信念更新。

5.2 对最可能相关性的信念变化（研究问题1和2）

在与每种数据可视化交互之前和之后，我们都测量了参与者对每对变量之间最可能相关系数的信念。图 4 展示了每对变量的最可能相关系数先验信念（r^{prior}）和后验信念（r^{post}）的分布。总体而言，各数据集的真实样本相关系数（竖直虚线）附近出现了明显的信念转变。本节将探讨，这些信念变化是否与个体的主题特定态度和/或散点图可视化中是否呈现不确定性有关。

5.2.1 绝对信念变化。 在首次预注册的信念变化分析中，我们使用贝叶斯多层模型，考察信念变化幅度是否受到总体主题态度（RQ1）或不确定性表示（RQ2）的影响。我们使用 *brmsR* 软件包 [6],进行零一膨胀贝塔回归，建模参与者对最可能的相关系数的绝对信念变化（转换至 0–1 范围：$|r^{post} - r^{prior}|/2$），并为参与者设置随机截距，为可视化条件（Line/HOP/Ensemble）设置固定效应。所有模型还纳入了以下固定效应：（1）先验距离（样本相关性与参与者先验信念之间的绝对差值），因为我们预期，当先验信念已与样本相关性一致时，不会观察到信念变化（即先验距离为 = 0）；（2）样本相关性的绝对值，因为我们预期样本相关性越极端，信念变化幅度越大

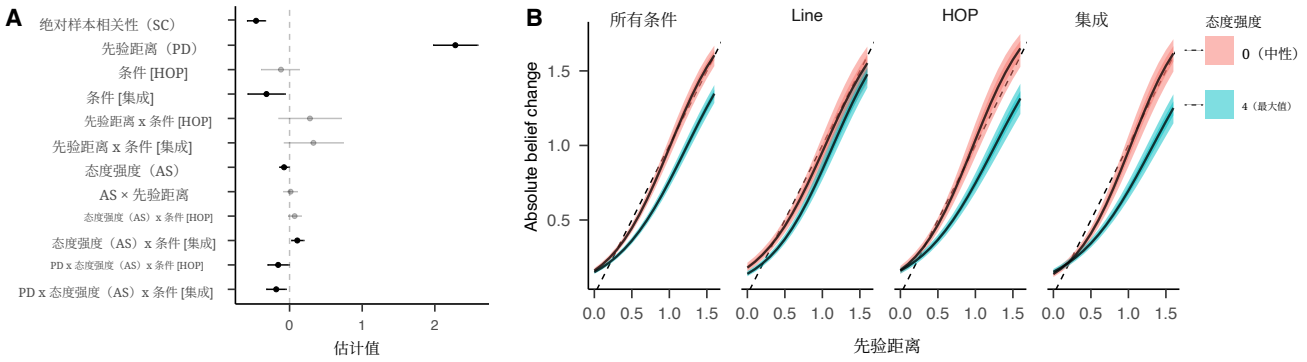


图 5：A：绝对信念变化模型的固定效应估计值（后验均值和95%可信区间）。包含零的95%可信区间以灰色显示。B：按可视化条件和总体态度强度划分的绝对信念变化预期预测分布。该图对比了态度强度为0（对某个主题持中性态度）和态度强度为4（最高评分）时的模型预测。

。我们将这组基准预测变量与纳入总体态度强度（各主题总体态度的绝对值）及其与先验距离和可视化条件交互作用的模型进行比较。[1] 我们使用帕累托平滑重要性抽样近似留一交叉验证（PSIS-LOO）来评估模型，该方法估计期望对数预测密度，即模型对新数据的预期预测能力 [60]。模型定义及模型比较结果的完整详情见补充材料第 ?? 节。

表现最佳的模型（ABC-10）包含可视化条件、先验距离和态度强度的可信效应，以及它们之间的交互作用（主要关注的预测变量的后验均值和95%置信区间见图5A，估计系数的完整表格见补充表S5）。该模型由图5B所示的预期后验预测概括，图中展示了两种态度强度下，绝对信念变化随先验距离变化的预测情况：中性态度（态度强度 = 0）和强烈态度（态度强度 = 4）。正如预期，先验距离对绝对信念变化有显著的正向影响：先验距离较小时，人们不太可能改变原本就与可视化所传达的样本相关性相符的信念；而当先验距离较大、样本相关性与先验信念不同时，绝对信念变化则会增加。

如果参与者调整其后验信念，使之与某个数据集中观察到的样本相关性一致，那么信念变化的幅度就会沿着图5B中的对角虚线变化。然而，表现最佳的模型还表明，先验距离与态度强度之间存在可信的交互作用。对某个主题持中性态度（态度强度为 0）与按先验距离成比例的信念变化相关（红色带状区域沿虚线分布），这说明，对某个主题没有强烈既有态度的人，在先验信念与数据相冲突时，愿意做出大幅调整。相比之下，强烈的总体态度（态度强度为 4）与较小的信念变化相关，即对最可能关系的看法变化较小（如图 5B 中低于虚线的蓝色带状区域所示）。这有力地表明，尽管参与者看到的是相同的数据集，但对某个主题持有强烈既有态度的参与者，相比持中性态度的参与者，对特定相关性的信念调整幅度更小。

有趣的是，表现最佳的模型还包含先验距离、态度强度和可视化条件之间可信的交互作用：与仅呈现散点图和相关线的可视化（线条条件）相比，在带有不确定性表示的可视化条件（HOP和集成）下，总体态度的影响更为显著（见图5B）。这一结果符合我们对RQ2的假设：当先验观点与数据相冲突时，不确定性表示会减少信念更新。不过，需要注意的是，根据LOO准则，其他模型的表现也不相上下（补充表S4）。这些替代模型一致显示，态度强度会影响绝对信念变化，但其中一些模型并未纳入可视化条件与态度强度之间可信的交互作用。因此，我们认为，可视化条件之间的差异——即当人们态度强烈时，不确定性表示会带来较小的信念变化——值得进一步研究，以评估其稳健性。

5.2.2 先验态度对先验和后验信念误差的影响。为了进一步了解强烈的先验态度对信念变化的影响（RQ1），我们在图6中考察了先验和后验信念的有符号误差（即 elicited correlation 与数据所显示的真实相关性之间的差值），并根据参与者对每个主题的总体态度将其分为三组（消极、中等或积极；三个类别在回答量表上各占相同长度）。与上一节所述结果一致，这表明，在COVID-19疫苗接种主题的多个数据集中，参与者的态度与所提供证据是否一致，会影响其信念变化的幅度。例如，来看一看

[1]在预注册中，我们指定了一个更简单的基线模型，其中只包含可视化条件的固定效应；但根据 [26] 的结果（该结果表明，这两个因素都会显著影响信念变化），我们决定也在基线模型中纳入先验距离和样本相关性的绝对值。

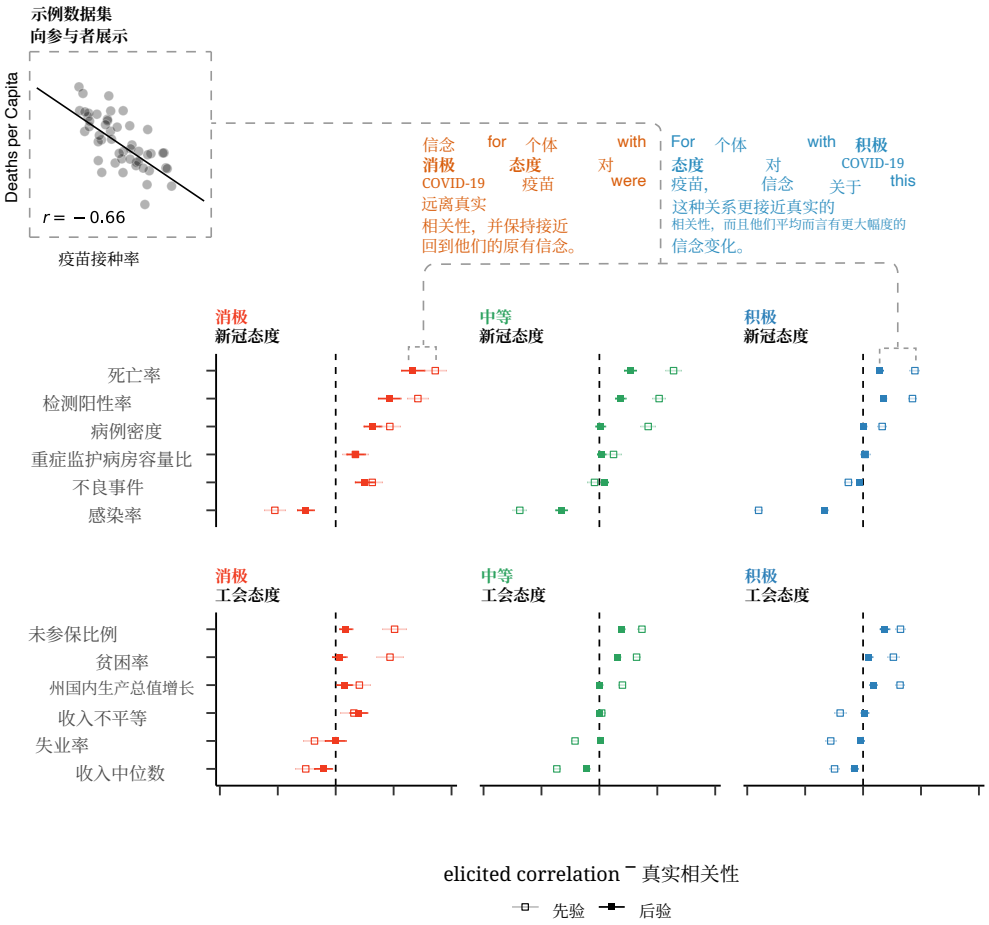


图6：按总体态度划分的先验误差和后验误差。误差线表示均值标准误。垂直黑线表示左侧列出的每个数据集的 elicited correlation 与真实相关性之间没有差异。

COVID-19疫苗接种率与死亡率之间关系的数据集。该数据集显示了强烈的负相关，可解读为支持积极疫苗接种态度的证据。在这个数据集中，与态度中等或积极的参与者相比，既有态度消极的参与者在信念更新中表现出更强的保守倾向；他们的后验信念接近先验信念，与数据所传达的真实相关性仍相距甚远。其他COVID-19数据集——检测阳性率、病例密度、重症监护病房容量和疫苗接种不良事件——也呈现出这一模式。需要注意的是，感染率数据集显示疫苗接种率与感染率之间存在中等正相关；与其他数据集不同，这可能被解读为反对疫苗接种的证据。对于COVID-19主题，这是唯一一个数据集，其中持反对疫苗接种态度的参与者，其后验信念与真实样本相关性的距离，与态度中等或积极的参与者相近。

总的来说，这些结果表明，在观看与自身既有观点相冲突的散点图可视化时，对 COVID-19疫苗接种持消极态度的参与者，其信念变化幅度较小这导致他们的后验信念始终比持中等和积极态度的参与者更偏离真实相关性。值得注意的是，这一模式在工会成员身份主题中远不那么明显。一个可能的例外是收入不平等数据集，该数据集显示工会成员比例与收入不平等之间不存在相关性（即一条水平相关线）。对于这组变量，持反对工会的态度的参与者仍然表示相信这些变量之间存在弱正相关。然而，总体而言，与 COVID-19疫苗接种主题相比，人们对工会成员身份的态度（正如我们之前所指出的，这些态度更弱、更不确定，也被认为与个人关系较小）似乎对人们如何调整其关于特定经验关系的信念影响较小。

5.3 关于相关性不确定性的变化（研究问题1和2）

上一节的研究结果表明，主题特定态度会影响人们如何更新他们对最

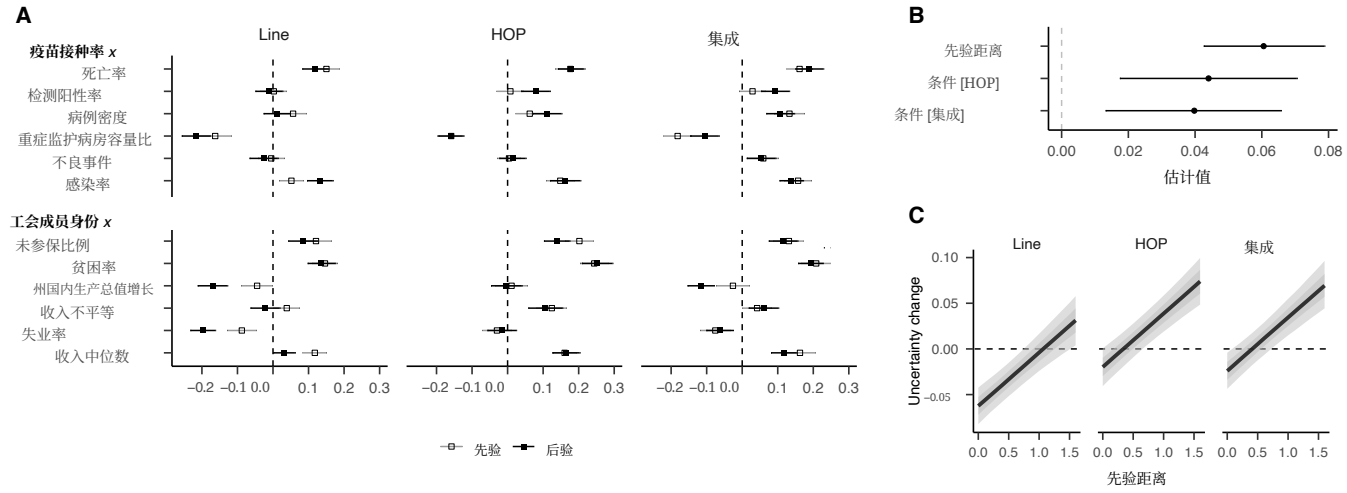


图 7：A：先验和后验 elicitation 中信念不确定性（引出置信区间的大小）的平均变化，以每个数据集的引出置信区间与真实置信区间之差表示。垂直线表示引出置信区间与真实置信区间大小相同。误差条表示均值标准误。B：不确定性变化模型的估计系数（后验均值和 95% 可信区间）。C：按可视化条件和先验距离划分的不确定性变化模型的预期预测分布。

可能的变量对关系的信念，而且对于包含不确定性表示的可视化，这种影响更强。本节将考察这些影响是否也体现为人们对该关系的不确定性 发生变化，具体表现为先验和后验 elicitation 中测得的置信区间大小。

我们采用与第5.2.1节类似的分析，考察从先验信念到后验信念的不确定性变化，以探索主题特定态度或可视化条件的影响。我们使用在 -2 和 2 处截断的 t 分布对不确定性的有符号变化（$CI^{post} - CI^{prior}$）进行建模，并使用 *brms*（参见补充材料第 ?? 节）。由于技术错误，有 88 个试次（2%）未记录一个或两个置信区间，因此这些试次未纳入本分析。

表现最佳的模型是基线模型，其中将可视化条件和先验距离纳入为固定效应。图 7B 展示了该模型估计的系数，表明先验距离对不确定性变化具有可信的正向影响：当数据与先验信念存在强烈冲突时，不确定性会从先验 elicitation 到后验 elicitation 增加。值得注意的是，模型比较显示，在模型中加入态度强度并无优势（补充表S6）。

该模型还显示，两种不确定性可视化条件均产生了可信的效应：与线条条件相比，HOP 条件和集成条件都会对不确定性变化产生积极影响（这两个条件之间没有可信的差异）。这些效应总结于图7C中的后验预测分布。在没有不确定性视觉表示的线条条件下，引出的不确定性往往会从先验反应到后验反应降低，尤其是在样本相关性接近某个个体的先验信念时（即，先验距离接近零）。相比之下，带有不确定性表示的可视化与对变量之间关系的主观不确定性增加相关，尤其是在先验信念不同于数据所描绘的样本相关性时。然而，需要注意的是，与引出的置信区间大小相比，这些效应较小（先验和后验 elicitation 的置信区间中位数分别为 .40 和 .38）。

图7A 展示了与每个数据集相关的真实置信区间，与每个变量对的先验和后验引出置信区间之间的差异。正值表示引出置信区间大于真实置信区间，而负值则表示人们表达的不确定性低于真实置信区间所体现的不确定性。与关于最可能的相关系数的信念结果不同（后验 elicitation 中的回答趋近于样本相关性，见图6），各变量对的先验和后验置信区间相对稳定，且大小相近。令人意外的是，即使在可视化包含不确定性表示的 HOP 和集成条件下，我们也未观察到引出置信区间趋近于各数据集的真实置信区间。这表明，即使参与者能够直接接触 HOP 和集成条件下的不确定性表示，他们表达关系不确定性的方式仍存在相当大的个体差异。

5.4 态度变化（研究问题3）

最后，我们考察了参与者在与各主题的数据可视化互动前后，态度是否发生变化（研究问题3）。对于 COVID-19 疫苗接种（平均差异 D = -0.002 [-0.01, 0.01], BF = 0.002）和工会成员身份（平均差异 D = 0 032 [0 01, 0 07] BF = . - . . , . ），0.025 总体态度均未发生变化。对于态度确定性，工会成员身份方面没有变化（平均差异 D = -0.035 [-0.12, 0.05], BF = 0.022），而对于

COVID-19 $D = 0.002$ [0.01, 0.01] BF疫苗接种（平均差异 = 0.002 -.-.., .）。

尽管总体上对工会成员身份的态度没有变化，但与 COVID-19 主题相比，工会主题在总体态度（ $\beta = 3.49$ [2.69, 4.51] $BF = 8.849 \times 10^{17}$ $\beta = 2$ ……，）和态度确定性（. 37 [1.9, 3.04] $BF = 1.506 \times 10^{12}$.，）的前后变化方面表现出更大的差异。这表明，人们对工会成员身份的态度更加易变；这与该主题较高的初始不确定性和较低的主题涉入程度相一致，尽管所呈现的数据并未系统性地导致更加积极或消极的态度。

6 讨论

数据可视化日益成为围绕一系列紧迫社会议题传播科学信息的重要工具。然而，我们对其说服力的理解仍然有限，尤其是对于那些持有根深蒂固的信念和态度，且这些信念和态度与预期传达的信息相冲突的受众而言。其中一个原因是，过去很少测量个体与可视化进行互动后产生的信念或态度变化。基于既有的信念和态度引出研究 [26, 27, 45]，我们测量了个体的总体态度，以及他们对与两个政治上高度分化的主题相关的特定统计关系的信念：COVID-19疫苗接种和工会会员身份。我们采用图形化信念引出方法，捕捉个体在观看散点图后对双变量相关 [26] 的信念变化。散点图是一种简单且广泛使用的统计可视化形式，在社交媒体和新闻文章等说服性语境中也十分常见。

我们的第一个研究问题聚焦于：人们对各主题的既有态度如何影响他们根据数据所传达的相关性更新信念。我们的态度测量揭示了个体对这两个主题的既有看法存在重要差异：与工会会员身份相比，人们对 COVID-19 疫苗接种的态度更为极端，也伴随着更强的确定感（感知到的态度清晰度和正确性，见 [48]）以及更高的个人相关性。我们的主要发现是，这些态度差异也与人们是否会更新关于各主题中特定经验关系的信念有关：态度越强烈，观看与先验信念不同的可视化之后，信念变化就越小（图 5）。对这些信念变化的进一步考察表明，这种效应在对 COVID-19 疫苗接种持消极态度的参与者中尤为明显（图6）。这些参与者在观察到有利于 COVID-19 疫苗接种的证据后，对自己的信念做出的调整较小；而持中等或积极态度的参与者信念变化更大，其后验信念也更接近数据所呈现的真实相关性。这一发现为近期有关信念更新中的保守倾向的证据增添了新的佐证：当散点图中的数据与个体对相关性的先验信念相冲突时，就会出现这种倾向 [26, 64]。本研究在此基础上进一步表明，仅凭数据与先验信念之间的差异，并不足以解释人们是否会表现出信念更新中的保守倾向。对某一主题的总体态度——可能根植于社会认同和世界观等因素——或许会广泛影响人们是否会改变自己对与同一议题相关的统计关系的信念。因此，散点图等统计可视化的说服力，不仅取决于数据所呈现证据的强度和清晰度，也取决于观看者的背景以及他们对该主题更广泛的看法。

我们的第二个研究问题关注不确定性表示在信念变化中的作用。研究者一直在争论，是否应在可视化 [21]和其他形式的科学传播中纳入不确定性表示（例如置信区间） [8, 28]。我们将基线线条条件（展示数据点散点图并叠加相关线）与两种条件进行比较：一种以静态线条分布表示统计不确定性（集成条件），另一种则通过动画假设结果图（HOP条件）表示。研究结果支持了我们的假设：当先验信念与数据不一致时，不确定性表示会减少信念变化。我们的绝对信念变化统计模型显示，态度强度与可视化条件之间存在可信的交互作用：与线条条件相比，态度强度在集成条件和 HOP 条件下的影响更强（图 5）。换言之，当数据与先验信念相冲突，但观看者对该主题并无强烈的既有态度时，不确定性表示不会产生影响。只有当人们面对与其先验信念相冲突的数据，且对相关关系抱有强烈态度时，不确定性表示才会使信念变化幅度减小。这种影响的一种可能解释是，态度强烈的人更可能关注不确定性表示（例如，查看集成条件中替代相关线的分布），因为他们有动机寻找证据来支持自己对相关性的既有信念，因此在更新信念时，会降低对最可能的相关系数的权重（关于集成可视化的相关影响，见 [44]）。相比之下，态度较弱的个体往往对自己的先验信念不太有把握（图 3B）；他们可能更关注代表最可能关系的相关线，而较少受到查看不确定性表示的驱使。

我们还发现，与 Line 条件相比，不确定性可视化对相关性不确定性具有积极影响的证据（图 7，右侧）。在集成条件和 HOP 条件下，当先验信念与真实相关性相距较远时，不确定性会增加；而在线条条件下，当数据强化先验信念时，不确定性会降低。然而，与最可能的相关系数信念变化不同，不确定性的变化与参与者的态度无关，并且从先验 elicitation 到后验 elicitation 相对稳定，没有像最可能的相关系数那样向真实值趋同。这一点在集成条件下尤其值得注意：在该条件中，参与者获得了针对给定数据集的实际置信区间的静态表示，但他们仍然表达了对相关性更大的不确定性。这表明，参与者并非只是将其在后验 elicitation 中的回答与所显示的置信区间相匹配，但仍需进一步研究，以了解人们如何利用这种信念引出技术来表达不确定性。

最后，我们探讨了参与数据集交互是否会导致态度发生变化，但没有发现任何主题的态度效价或确定性发生变化的证据。虽然参与者对工会成员身份的总体态度没有出现系统性变化，但与 COVID-19 主题相比，他们对该主题的态度变异性更大，这可能表明参与者对工会成员身份的看法更具可塑性，也更容易受到其与数据互动的影响。我们没有观察到更明确的态度影响，可能有几个原因。虽然我们的 COVID-19 数据集呈现了对 COVID-19 疫苗接种总体有利的观点，但许多参与者原本就持有强烈支持疫苗接种的看法，因此观察该主题的态度变化的空间较小。此外，我们设计研究的首要目标，是向参与者呈现能够"自行说明问题"的可信数据。为此，我们使用了现实世界中的数据集，并提供来源信息来增强可视化的可信度，但没有进一步添加任何说服性信息来强化对数据的积极或消极解读。最后，我们没有要求参与者主动作出判断或与可视化进行互动。关于说服性传播的研究表明，对信息进行精细加工——即接收者主动生成对信息内容的解释，或将其与已有知识联系起来——是态度改变的重要驱动因素 [50], ，而且，如果缺乏这种精细加工，针对特定信念的简短干预通常无法改变已经确立的态度 [1]。因此，本研究结果凸显了进一步研究的必要性，即探讨如何运用说服性传播原则来设计既能传递信息、又能促使更广泛态度产生持久变化的可视化。

6.1 局限性

我们研究的一个重要局限在于，尽管关于相关性的信念可以明确表示为 -1 到 1 之间的数值，但要将态度概念化为此类有界连续值要困难得多。由于每个个体都要自我报告自己的态度，个体之间的比较会受到更多噪声的影响。例如，设想某人自我报告其对 COVID-19 疫苗的态度，并在我们的有界量表上给出最消极的值。完全有可能的是，其他个体的先验态度会更加消极。此外，信念越坚定、先验态度越强烈，对信念变化的影响也可能越显著。如何更好地测量主题特定态度的强度和多维结构，是未来研究需要改进的一个重要方向。

对我们的结果的一种替代解释是，在后验信念 elicitation 中，人们报告的并非主观信念的变化，而只是在尝试回忆并复现刚刚观察到的样本相关性。尽管我们要求参与者报告自己对相关性的真实信念，但仍不能排除部分参与者的后验信念受到数据所示样本相关性的锚定。解决这一问题的一种方法是调整任务，让参与者有动力表达自己对变量关系的信念，而不是去匹配观测数据集（例如，通过奖励参与者对涉及相同变量的其他数据集作出准确预测）。另一个相关的顾虑是，任何看似在此任务中观察到的信念变化都可能转瞬即逝，并取决于参与者记住散点图可视化的能力。未来研究的一个重要目标是测量信念变化是否会持续，以及这类变化在多大程度上取决于对可视化的记忆。

6.2 启示与未来方向

我们的结果表明，人们消费数据可视化并据此进行推断的方式，与我们所处的社会和政治建构密不可分。与其他证据来源一样，可视化是否与观看者的态度和动机相契合，很可能是决定其说服力的关键因素。更复杂的是，不确定性表示与信念变化之间可能存在相互作用。在探讨作者为何不对不确定性进行可视化的研究中，Hullman[21] 列举了可视化作者可能不在设计中纳入不确定性表示的若干原因。具体而言，原则3——"不确定性省略的修辞模型"讨论了一个相关观点：人们认为不确定性表示可能会削弱可视化所传递的"信号"，这是可视化设计师选择不使用这类表示的主要原因之一。有人或许会认为，我们的结果为这种看法提供了支持。然而，重要的是要指出，只有在先前态度强烈时，不确定性表示才与信念变化减少相关。另一方面，态度向来很难改变，且会受到道德信念和政治身份等因素的影响 [53] ，而这些因素可能与具体的可视化无关。因此，我们认为，与其不纳入不确定性表示，不如致力于理解态度改变面临的心理和社会障碍，以及这些障碍对人们如何与数据可视化互动并对其进行评估所产生的影响。

数据可视化与说服的交汇是一个值得进一步研究的重要领域。近期关于如何推理错误信息的研究表明，审议和精细加工可能会使我们的注意力转向更准确的信息 [46, 47]。这表明，如果将数据可视化与说服性信息结合起来，或加入鼓励精细加工思维的互动，可能会产生更强的说服效果。未来，我们有兴趣探究以下做法是否属于潜在的干预措施：鼓励用户对数据进行推理或加以解释、引出其信念和态度，以及加入说服性信息。这些做法能否促进对数据可视化的精细加工，并进而带来态度改变。

7 结论

我们研究了先前态度和不确定性表示对可视化说服力的影响，考察了信念和态度改变。我们发现，面对与先前态度不一致的数据时，较强的先前态度和不确定性表示会导致较小的信念变化。综合来看，我们的结果表明，当参与者看到散点图可视化时，先前态度越强，就越不容易更新他们对统计关系的信念；而当这些可视化包含不确定性表示时，这种效应会更加显著。我们还发现，观看

某个主题下多个相关数据集后，态度几乎没有变化。鉴于可视化在科学传播中的重要性，我们需要开展更多研究，以了解可视化如何促使特定信念和更广泛的态度发生变化。我们的结果凸显了将可视化研究和设计置于更广泛的社会、政治和伦理背景中，考察说服过程的重要性。

参考文献

[1] Dolores Albarracin、Blair Johnson 和 Mark Zanna。2005年。《态度手册》。Psychology Press。[2] Dolores Albarracín 和 Amy L. Mitchell。2004年。防御性信心在偏好态度一致信息中的作用：相信自己强大有时如何会成为一种防御性弱点。《人格与社会心理学通报》30，12（2004年12月），1565–1584。https://doi.org/10.1177/0146167204271180[3] Mike Allen、Rebecca Bruflat、Renée Fucilla、Michael Kramer、Steve McKellips、Daniel J Ryan 和 Marieke Spiegelhoff。2000年。检验证据的说服力：结合叙事形式与统计形式。《传播研究报告》17，4（2000），331–336。[4] Mike Allen 和 Raymond W Preiss。1997年。使用荟萃分析比较叙事证据与统计证据的说服力。《传播研究报告》14，2（1997），125–131。[5] 美国人口普查局。2019年。美国人口普查局当前人口调查和美国社区调查。http://data.census.gov 访问日期：2022-04-15。[6] Paul-Christian Bürkner。2017年。brms：一个使用 Stan 的贝叶斯多层模型 R软件包。《统计软件杂志》80（2017），1–28。[7] CA Chinn 和 WF Brewer。1993年。异常数据在知识获取中的作用：理论框架及其对科学教学的启示。《教育研究评论》63，1（1993），1。[8] Jean-François Daoust 和 Frédérick Bastien。2021年。我们是否应在COVID-19死亡预测中纳入置信区间？来自调查实验的证据。《政治研究评论》19，2（2021），302–310。[9] Alice H Eagly 和 Shelly Chaiken。1993年。《态度心理学》。Harcourt Brace Jovanovich College Publishers。[10] Jonathan D Ericson、William S Albert 和 Ja-Nae Duane。2022年。政治倾向调节对 COVID-19 图表的主观解读。《大数据与社会》9，1（2022），205395172210806。https://doi.org/10.1177/20539517221080678[11] Michael Fernandes、Logan Walls、Sean Munson、Jessica Hullman 和 Matthew Kay。2018年。使用分位数点图或累积分布函数展示不确定性可改善公共交通决策。在2018年CHI计算机系统中的人为因素大会论文集（加拿大魁北克省蒙特利尔）（CHI '18）中。计算机协会，美国纽约州纽约市，1 12 10 1145 3173574 3173718 –。[12] https://doi.org/。/。2012 Baruch Fischhoff。2012年。传播不确定性：履行告知义务。《科学与技术议题》28（2012），63–70。[13] 疾病控制与预防中心。2022年。疫苗接种不良事件。http://wonder.cdc.gov/vaers.html 访问日期：2022-03-10。[14] 疾病控制与预防中心。2022年。疫苗接种率。
h
t
t
p
s://
d
a
t
a.cdc.gov/Vaccinations/COVID-19-Vaccinations-in-the-United-States-Jurisdi/unsk-b7fc 访问日期：2022-03-10。[15] Steven L. Franconeri、Lace M. Padilla、Priti Shah、Jeffrey M. Zacks 和 Jessica Hullman。2021年。《视觉数据传播科学：什么方法有效》。《公众利益中的心理科学》22，3（2021年12月），110–161。https://doi.org/10 1177 15291006211051956 。/ R Kelly Garrett 和 Brian E Weeks。2017年。认[16] 识论信念在促进错误认知和阴谋论思维中的作用。《PLOS综合》12，9（2017），e0184733。https://doi.org/ 10 1371 0184733 。/jo urnal.pone。Daniel W Heck、[17] Udo Boehm、Florian Böing-Messing、Paul-Christian Bürkner、Koen Derks、Zoltan Dienes、Qianrao Fu、Xin Gu、Diana Karimova、Henk AL Kiers 等。2022年。贝叶斯因子在心理学研究中的应用综述。《心理学方法》（2022）。[18] Austin Hegland、Annie Li Zhang、Brianna Zichettella 和 Josh Pasek。2022年。《党派化的疫情》：COVID-19如何被预先置于极化框架中。《美国政治与社会科学学会年刊》700，1（2022年3月），55–72。https://doi.org/10 1177 00027162221083686 。/ Jeremy Heyer、Nirmal Kumar[19] Raveendranath 和 Khairi Reda。2020年。推动（视觉）叙事：争议性话题中先前知识引出的影响。在2020年CHI计算机系统中的人为因素大会论文集。计算机协会，1–14。[20] Barry T Hirsch 和 David A Macpherson。2003年。来自当前人口调查的工会成员身份与覆盖率数据库：说明。《劳资关系评论》56，2（2003），349–354。[21] Jessica Hullman。2020年。《作者为何不将不确定性可视化》。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》26，1（2020），130–139。https://doi.org/ 10 1109 2019 2934287 。/TVCG。Jessica Hullman、Xiaoli Qiao、Michael[22] Correll、Alex Kale 和 Matthew Kay。2018年。追寻误差：不确定性可视化评估综述。《IEEE》《可视化与计算机图形学汇刊》25，1 (2018)，903–913. [23] Fabian Hutmacher、Regina Reichardt 和 Markus Appel。2022年。动机性科学接受与数理能力在 COVID-19 大流行背景下的作用。《公众对科学的理解》31，1 (2022年1月)，19–34。https://doi. org/10 1177 09636625211047974 . / Alex Kale、Matthew Kay 和 Jessica Hullman。2021年。用[24] 于效应量判断与决策的视觉推理策略。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》27，2 (2021 272 282 10 1109 2020 3030335)，– 。https://doi.org/ 。/TVCG. 。[25] Alex Kale、Francis Nguyen、Matthew Kay 和 Jessica Hullman。2019年。假设结果图有助于未经训练的观察者判断模糊数据中的趋势。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》25，1 (2019)，892–902。https://doi.org/ 10 1109 2018 2864909 . /TVCG. 。Alireza Karduni、[26] Douglas Markant、Ryan Wesslen 和 Wenwen Dou。2021年。运用贝叶斯认知方法，通过不确定性可视化更新对相关性的判断。《IEEE可视化与计算机图形学汇刊》27，2 2021 978 988 10 1109 2020 3029412 (2021年2月)，– 。[27] https://doi.org/ 。/TVCG. 。Alireza Karduni、Ryan Wesslen、Douglas Markant 和 Wenwen Dou。。图像、情绪与可信度：情绪面部图像对社交媒体新闻内容偏见感知和来源可信度的影响。第17届国际 AAAI 网络与社交媒体大会（ICWSM）（2023年）。[28] Nicole C. Kelp、Jessica K. Witt 和 Gayathri Sivakumar。2022年。接种还是不接种？不确定性传播在公众理解 COVID-19 及相关行为中所发挥的作用。《科学传播》44，2 (2022年4月)，223 239 10 1177 10755470211063628 – 。https://doi.org/ 。/ Silvia[29] Knobloch-Westerwick、Benjamin K. Johnson 和 Axel Westerwick。2015年。在线搜索中的确认偏误：选举前的选择性接触对政治态度强度及其变化的影响。《计算机媒介传播杂志》20, 2 2015 171 187 10 1111 4 12105 (2015年3月)，– 。[30] https://doi.org/ 。/jcc 。Patrick W. Kraft、Milton Lodge 和 Charles S. Taber。。人们为何“不相信证据”：动机性推理与科学信念。《美国政治与社会科学学会年刊》658，1 (2015年3月)，121–133。https://doi.org/ 10 1177 0002716214554758 . / John K. Kruschke。。贝叶斯估计优于 t 检验。《实验心理学杂志：综合》142，2 (2013)，573–603。https://doi.org/10.1037/a0029146[32] Stephan Lewandowsky 和 Klaus Oberauer。2016年。动机性拒斥科学。《心理科学最新进展》25，4 (2016年8月)，217–222。https: //doi.org/ 10 1177 0963721416654436 . / Q Vera Liao 和 Wai-Tat Fu。。超越过滤气泡：感知威胁与主题涉入对信息选择性接触的交互影响。载于《CHI计算机系统中的人为因素大会论文集》。计算机协会，2359–2368。[34] Joha nnes Liem、Charles Perin 和 Jo Wood。2020年。视觉数据叙事中的结构与共情：评估其对态度的影响。《计算机图形学论坛》39，3 (2020年)，277–289。[35] Dominique Makowski、Mattan S. Ben-Shachar、Indrajeet Patil 和 Daniel Lüdecke。2020年。R 中相关性分析的方法与算法。《开源软件杂志》5, 51 2020 2306 10 21105 02306 ( )，。[36] https://doi.org/ 。/joss. Ricardo Matheus、Marijn Janssen 和 Devender Maheshwari。。数据科学赋能公众：智慧城市中用于透明、负责决策的数据驱动型仪表板。《政府信息季刊》37，3 (2020年7月)，。https://doi.org/ 。/j.giq. 。Seth M. Noar 和 Lucinda Austin。。关于 COVID-19 的（错误）传播：来自健康传播与危机传播的启示。《健康传播》35，14 (2020年12月)，– 。https://doi.org/ 。/ 。Covid Act Now。。美国新冠风险与疫苗追踪器。https://covidactnow.org/data-api 访问日期：2022-03-10。[39] Brendan Nyhan、Jason Reifler、Sean Richey 和 Gary L. Freed。2014年。疫苗推广的有效信息：一项随机试验。《儿科》133，4 (2014年4月)，e –e 。https://doi.org/ 。/peds. - 卫生与公众服务部。。重症监护病房容量比率。
h
t
t
p
s://
healthdata.gov/Hospital/COVID-19-Reported-Patient-Impact-and-Hospital-Capa/g62h-syeh 访问日期：2022-03-10。[41] 卫生与公众服务部。2022年。检测阳性率。
h
t
t
p
s://healthdata.gov/dataset/COVID-19-Diagnostic-Laboratory-Testing-PCR-Testing/j8mb-icvb 访问日期：2022-03-10。[42] 北卡罗来纳州卫生与公众服务部 COVID-19 应对部门。2022年。疫苗接种率。https://covid19.ncdhhs.gov/dashboard/vaccinations 访问日期：2022-03-10。[43] Lace Padilla、Helia Hosseinpour、Racquel Fygenson、Jennifer Howell、Rumi Chunara 和 Enrico Bertini。2022年。COVID-19 预测可视化对疫情风险感知的影响。《科学报告》12 (2022年2月)。https: //doi.org/ 10 1038 41598 022 05353 1 . /s - - - Lace M Padilla、Ian T Ruginski 和 Sarah H Creem-Regehr。[44] 2017年。集成展示与摘要展示对地理空间不确定性数据解读的影响。《认知研究：原理与启示》2, 1 (2017), 1–16。[45] Anshul Vikram Pandey、Anjali Manivannan、Oded Nov、Margaret Satterthwaite 和 Enrico Bertini。2014年。数据可视化的说服力。《IEEE

《可视化与计算机图形学汇刊》20, 12 (2014), 2211–2220。https://doi.org/ 10 1109 2014 2346419 . /TVCG. 。Gordon Pennycook。 。 [46] 2019 '懒惰而非偏见：对党派性假新闻的易感性，用推理能力不足而非动机性推理解释更为恰当。《认知》188 (2019), 39–50。[47] Gordon Pennycook、Ziv Epstein、Mohsen Mosleh、Antonio A Arechar、Dean Eckles 和 David G Rand。2021年。将注意力转向准确性可以减少网络错误信息。《自然》592, 7855 (2021), 590–595。[48] John V. Petrocelli、Zakary L. Tormala 和 Derek D. Rucker。2007年。剖析态度确定性：态度清晰度与态度正确性。《人格与社会心理学杂志》92, 1 (2007年1月), 30–41。https://doi.org/10.1037/0022-3514.92.1.30[49] Richard Petty、Pablo Briñol 和 Joseph Priester。2002年。大众媒体对态度的改变：说服的精细加工可能性模型的启示。载于《媒体效应》（第零版），Jennings Bryant、Dolf Zillmann、Jennings Bryant 和 Mary Beth Oliver（编）。Routledge, 165 208 1986 10 4324 9781410602428 11 – 。[50] https://doi.org/ 。/ - Richard E Petty 和 John T Cacioppo。 。《传播与说服：态度改变的中央路径与外围路径》。施普林格，纽约州纽约市。[51] R Core Team。2021年。*R*：一种用于统计计算的语言与环境。R 统计计算基金会，奥地利维也纳。https://www.R-project.org/ [52] Jan Philipp Rudloff、Fabian Hutmacher 和 Markus Appel。2022年。关于知识本质的信念塑造人们对大流行病的反应：认识论信念、人格黑暗因子以及与 COVID-19 相关的阴谋观念和行为。《人格杂志》(2022年), jopy.12706。https://doi.org/10.1111/jopy.12706[53] Linda J Skitka、Anthony N Washburn 和 Timothy S Carsel。2015年。道德信念的心理学基础及其后果。《心理学当前观点》6 (2015), 41–44。[54] Stephanie Ternullo。2022年。“我不确定该相信什么”：COVID-19 大流行期间的媒体不信任与意见形成。《美国政治学评论》(2022年2月), 1–14。https://doi.org/10.1017/S000305542200003X [55] Keela S Thomson 和 Daniel M Oppenheimer。2016年。研究认知反思测试的一种替代形式。《判断与决策》11, 1 (2016), 15。

[56]《纽约时报》。2022年。《纽约时报》COVID-19公共数据存储库。https: // github.com/nytimes/COVID-19-data 访问日期：2022-03-10。[57] Zakary L. Tormala 和 Derek D. Rucker。2018年。态度确定性：前因、后果与新方向。《消费者心理学评论》1, 1（2018年1月）， 72 89 10 1002 1004 – 。https://doi.org/ 。/arcp。[58] Anne Marthe van der Bles、Sander van der Linden、Alexandra L. J. Freeman 和 David J. Spiegelhalter。2020年。传播不确定性对公众信任事实与数字的影响。《美国国家科学院院刊》117, 14 2020 7672 7683 10 1073（4月）， https://doi.org/ 。/pnas. 1913678117 [59] 2022 Sander van der Linden。。错误信息：公众易感性、传播与免疫干预。《自然·医学》（2022年3月）。https: //doi.org/ 10 1038 41591 022 01713 6 。/s - - - Aki Vehtari、Andrew Gelman 和 Jonah Gabry。2017年。使用留一交叉验证和广泛适用信息准则进行实用的贝叶斯模型评估。《统计与计算》27, 5（2017年9月）， 1413–1432。https://doi.org/10.1007/s11222-016-9696-4[61] Fernanda B Viegas 和 Martin Wattenberg。2006年。面向传播的可视化：行动倡议。《*IBM*系统杂志》45, 4（2006年），801。[62] Wibke Weber、Martin Engebretsen 和 Helen Kennedy。2018年。数据故事：在数据新闻语境下重新思考新闻叙事。《传播科学研究》（2018年），16。[63] Ryan Wesslen、Alireza Karduni、Douglas Markant 和 Wenwen Dou。2022年。不确定性可视化对退休投资决策中的短视损失厌恶和股票溢价之谜的影响。*IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.* 28, 1（ 2022 454 464 10 1109 2021 3114692 ），– 。https://doi.org/ 。/TVCG。 。Cindy Xiong、Chase Stokes、Yea-Seul Kim 和 Steven Franconeri。2022年。看到你所相信的，还是相信你所看到的？信念偏差与相关性估计。https://doi.org/ 10 48550 2208 04436 。/ARXIV。 。M Zanna。 。P., & Rempel, JK（）。态度：重新审视一个旧概念。《知识的社会心理学》（8），315–334。[66] Yixuan Zhang、Yifan Sun、Lace Padilla、Sumit Barua、Enrico Bertini 和 Andrea G Parker。2021年。绘制COVID-19危机可视化的全景图。载于*2021*年*CHI*计算机系统中的人为因素大会论文集。ACM，日本横滨，1–23。https://doi.org/10.1145/3411764.3445381 [64] [65] 8 1988