arXiv:2304.09339v1 [econ.GN] 18 Apr 2023

数字技术审查的意外后果——来自意大利 ChatGPT 禁令的证据*

David Kreitmeir†
Paul A. Raschky‡

2023年4月20日

摘要

我们分析了禁止使用 ChatGPT（一种生成式预训练变换器聊天机器人）对个人生产力的影响。我们首先汇编了意大利及其他欧洲国家 8,000 多名专业 GitHub 用户的每小时编程输出数据，以分析禁令对个人生产力的影响。我们将高频数据与禁令突然宣布这一事件结合起来，纳入双重差分框架进行分析，发现禁令实施后的前两个工作日内，意大利开发者的输出减少了约 50%，此后有所恢复。我们采用合成控制法分析每日 Google 搜索和 Tor 使用数据，结果显示，禁令导致审查规避工具的使用显著增加。研究结果表明，用户会迅速采取策略绕过互联网限制，但这种适应活动会在短期内造成干扰并妨碍生产力。

*我们感谢 Yashdeep Dahiya 提供出色的研究协助。

†莫纳什大学经济系和 SoDa Labs。请参阅 davidkreitmeir.GitHub.io 和 david.kreitmeir@mon ash.edu

‡莫纳什大学经济系和 SoDa Labs。请参阅 praschky.GitHub.io 和 paul.raschky@monash.edu

1 引言

不受限制地访问互联网和数字技术，已成为社会的基本组成部分，也是提升现代经济体生产率的重要渠道（Brynjolfsson 和 Hitt，2000年；Jorgenson，2001；Stiroh，2002；Hubbard，2003年；Agrawal 等，2019年）。遗憾的是，世界各地的政府日益限制人们访问互联网和数字技术。部分或全面关闭一国互联网、限制访问特定网站，或禁止使用数字技术的情况屡见不鲜。政府批准的互联网关闭和审查在专制政权中更为常见，但一些民主政府也倾向于通过屏蔽特定网站或应用程序来限制公民访问互联网，通常以网络安全或隐私问题为由。这些政府对数字领域的干预不仅会限制人们获取信息以及表达意见和想法的自由，也会造成直接的经济成本。企业不仅依靠互联网进行通信，还越来越多地将网络和基于云的技术作为生产函数中的投入要素。越来越多的人工智能技术托管在云端（例如 OpenAi），限制互联网访问也会阻碍企业使用这些技术。

本文对互联网审查对生产率的影响进行了实证分析。具体而言，我们利用意大利突然宣布禁止使用 ChatGPT 这一事件，分析了该禁令对 GitHub 用户生产率的短期影响。我们发现，禁令实施后的前两个工作日内，意大利 GitHub 用户的输出减少了约 50%。此后，输出水平恢复正常。我们还将这些发现视为首个证据，表明 ChatGPT 已经在经济活动中的高技能任务中得到积极应用。我们进一步表明，意大利的互联网用户迅速适应了相关立法，通过更多使用虚拟专用网络和 Tor 工具来规避禁令。输出短期下降很可能是用户适应行为以及花时间规避禁令、而非从事生产性活动所致。总之，我们的发现表明，以保护用户数据和隐私为目的、初衷可能良好的互联网访问限制，会对生产率造成意料之外的负面影响，不过这种影响只是短暂的。

我们的论文与经济学和政治学领域的大量文献相关，这些文献强调了互联网审查对各种社会结果以及个人对审查的反应所产生的影响。Roberts（2018）记录了中国防火墙如何对中国的互联网速度造成不利影响，而 Hobbs 和 Roberts（2018）则展示了中国用户在 Instagram 突然遭禁后，如何通过更多使用规避工具作出反应。（Chen 和 Yang，2019）开展了一项田野实验，在实验中

他们随机向中国互联网用户提供审查规避工具。研究发现，仅仅获得未受审查的互联网访问权限，并不会增加用户对审查程度较低的在线信息的需求。然而，当这一访问权限与鼓励使用未受审查互联网的处理相结合时，用户消费审查程度较低媒体的行为会随之改变，并导致其信息水平和政治信念发生变化。在某些情况下，屏蔽特定网站也被用于抵制外国宣传和虚假信息，例如乌克兰对俄罗斯社交媒体平台 VKontakte 实施的禁令（Golovchenko，2022）。我们通过聚焦西方民主国家的审查，并评估其对知识工作者个人生产率的影响，对这一研究文献作出补充。

我们还为日益增长的关于人工智能（AI）技术对生产率影响的经济学文献作出了贡献（Brynjolfsson 等，2017年；Agrawal 等，2019年）。与计算机化带来的时间节省类似（Autor 等，2003年），人工智能技术具有影响更复杂且更具创造性任务的巨大潜力。Brynjolfsson 等（2017年）认为，人工智能对生产率的全部影响难以通过汇总的国家统计数据进行衡量。在微观层面的分析可以提供初步见解。Noy 和 Zhang（2023年）的实验性证据是最早展示 ChatGPT 如何提高知识工作者输出的研究之一。他们开展了一项有激励机制的在线实验，要求参与者完成专业写作任务。他们随机要求一半参与者注册 ChatGPT，并向这部分参与者解释如何在后续写作任务中利用 ChatGPT 来补充自身努力。他们发现，处理组参与者完成写作任务所需的时间更少，书面产出的质量更高，而且使用 ChatGPT 还提高了参与者的工作满意度。

（Eloundou 等，2023年）考察了生成式预训练变换器（GPT）对美国劳动力市场可能产生的影响，重点关注由大语言模型驱动的软件相较于单独使用大语言模型所带来的能力提升。他们的研究结果表明，引入大语言模型可能影响约 80% 的美国劳动力至少 10% 的工作任务，其中约 19% 的劳动者可能面临至少 50% 的影响。这些影响涉及各个工资水平的劳动者，而高薪职位可能更容易受到由大语言模型驱动的软件影响。使用大语言模型可能显著缩短美国劳动者完成约 15% 工作任务所需的时间，同时保持相同的质量水平。若将基于大语言模型开发的软件和工具纳入考量，这一比例将升至 47% 至 56%，这表明由大语言模型驱动的软件可能产生重大经济影响。

我们的研究利用有关软件及代码开发人员输出的大量二手数据，对现有研究进行了补充。Kashefi 和 Mukerji（2023年）以及 Sobania 等（2023年）的近期研究已经

强调了 ChatGPT 在不同编程语言中辅助人类进行编程的潜力。除其他用途外，用户还利用 ChatGPT 调试和改进已编写的代码、补全数值代码中缺失的部分、将现有代码改写为其他编程语言，以及实现串行代码并行化。

我们的论文还涉及大量相关文献，这些文献表明，政治因素（Acemoglu and Robinson，2006）、宗教因素（Bénabou 等，2021；Co.sgel 等，2012）或行业或企业内部的激励错配（Desmet and Parente，2014；Atkin 等，2017），会导致人们抵制新技术创新的采用与普及；而新型节省劳动力的技术的出现，则降低了部分工人的收入份额（Caprettini and Voth，2020）。

本文的结构如下：第2节介绍 ChatGPT 及该技术在意大利遭禁的背景信息；第3节介绍数据；第4节和第 5 节分别展示禁令对生产率和适应行为影响的实证结果；第 5 节总结全文。

2 ChatGPT及其在意大利的禁令

ChatGPT 是由美国初创企业 OpenAI 开发的大语言模型（LLM），自 2022年11月推出以来，已有数百万人使用。它是一种大规模人工智能（AI）语言模型，使用基于Transformer的神经网络处理自然语言。ChatGPT 基于截至 2021年的互联网海量在线文本数据进行训练。在训练过程中，该模型学会识别单词、短语和句子之间的模式与关系，从而能够生成文本。[1]

ChatGPT 可通过公共网站（chatgpt.openai.com）或 API 访问，几乎所有人[2] 都可以注册免费账户。其界面设计为聊天环境，用户在其中输入“提示词”，由 ChatGPT 作答。互动内容可以是随意聊天，也可以是类似搜索的查询，还可以是更复杂的互动，例如根据提示词进行文本创意写作、制作食谱。ChatGPT 还能够根据简单的提示词，使用多种编程语言编写代码。

2023年4月1日，意大利数据保护机构（个人数据保护保障机构）以隐私问题为由，禁止使用 ChatGPT聊天机器人。意大利监管机构宣布对OpenAI是否遵守《通用数据保护条例》展开调查

[1]比如这一段文字。[2]在意大利之前，ChatGPT 已经在中国、俄罗斯或朝鲜等国家被禁止使用

（《通用数据保护条例》）。监管机构特别指出，没有法律依据证明，为训练支撑该平台运行的算法而大规模收集和存储个人数据是合理的。[3]

事先无法明确禁令可能会如何影响个人生产率。正如近期论文所示，ChatGPT 可以提升编程（Kashefi 和 Mukerji，2023年；Sobania 等，2023年）以及专业写作任务（Noy 和 Zhang，2023年）的生产率。因此，突如其来的禁令可能会对个人生产率产生负面影响。然而，ChatGPT 仍是一项相当年轻的技术，目前没有可靠的数据能够反映其在经济中的普及情况。围绕该技术的媒体炒作可能会对公司和个人知识工作者采用该技术的情况造成误导性描述。因此，禁令可能不会对个人生产率产生任何系统性影响。还有一种可能是，

3 数据

3.1 GitHub数据

我们获取了意大利（处理组）、奥地利和法国（对照组）的GitHub 用户在意大利ChatGPT 禁令实施前几周及禁令实施后紧接着几周内的个人实时活动数据，即2023年3月27日至4月11日。

GitHub 是全球最大的在线代码托管平台，用于存储编程项目并开展协作，这些项目也被称为代码仓库。对GitHub代码仓库的所有修改都会自动加盖时间戳并存储，GitHub还允许追踪特定文件和代码行的每次迭代。任何能够访问代码仓库的人都可以查看和下载迭代历史及操作记录。团队成员执行的每项操作都会被自动记录，其中包括修改的类型和内容、受影响的文件和代码行，以及执行这些修改的日期。GitHub拥有开发开源软件的历史，因此相当一部分代码仓库没有访问限制，这意味着所有人都可以获取有关项目活动的信息。因此，公开的GitHub代码仓库为全球数百万软件和代码开发者的劳动活动提供了直接的实时衡量指标（McDermott 和 Hansen，2021年）。

GitHub数据已被用于实证研究，考察 COVID-19 暴发初期软件开发者生产率的变化（Forsgren，2021年），以及 COVID-19 如何改变日常和

[3]Shiona McCallum，《意大利因隐私问题禁用 ChatGPT》，BBC，2023年4月1日，https://www.bbc.com/news/technology-65139406

每周的个人劳动分配模式（McDermott 和 Hansen，2021年）；居家办公对个人生产率的影响（Shen，2023年）、空气污染对个人输出的影响（Holub 和 Thies，2023年），或分析社会关系与加入专业软件开发团队的可能性之间的关系（Casalnuovo 等人，2015年）。

我们首选的 GitHub 用户输出衡量指标是发布事件。发布是软件项目的一个可部署版本，使其能够面向更广泛的受众，并让用户轻松下载和安装该软件。发布通常包含一组发行说明、文档，以及二进制文件或源代码。[4]。在小时和日的时间尺度上，发布事件相对少见，因此我们创建了一个指示变量：如果用户在相应时间段（小时或天）内至少记录了一次发布事件，该变量就取值为 1。

我们还使用用户 GitHub 事件总数（取对数），即事件；推送与拉取事件之和，即推送与拉取；以及基于 Holub 和 Thies（2023年）的综合输出指标，该指标为推送、拉取请求、拉取请求评论、提交评论、创建和问题的总和。此外，我们利用有关用户组织隶属关系的信息，区分已填写组织隶属关系（即公司或研究机构）的 GitHub 用户与未填写组织隶属关系的用户。

我们从 GitHub Archive 获取个人 GitHub 用户的活动数据。GitHub Archive 每日更新，包含所有公开事件数据。GitHub Archive数据托管于谷歌的 BigQuery 数据仓库系统中，可通过在谷歌云基础设施上执行查询来访问。我们使用 GitHub GraphQL API [5]下载了 GitHub 用户信息。随后，通过唯一的 GitHub 用户登录名将两个数据集连接起来。

描述性统　　计数据以及 GitHub数据的平衡性检验见附录中的表 A.1　　.

3.2 Google Trends与 Tor

为考察意大利 ChatGPT 用户在禁令实施后如何进行适应，我们从两个来源*GoogleTrends* 和*Tor Metrics* 收集了欧盟全部 25 个国家的每日数据。Google Trends 数据已被广泛用于经济学研究，作为预测人类行为和经济现象的指标（Choi 和 Varian，2012）。例如，Böhme 等人（2020）利用 Google Trends 数据中的与移民相关的 Google 搜索词预测国际移民，而 Ginsberg 等人（2009）则利用这些数据预测流感暴发。

[4]参见 https://docs.GitHub.com/en/repositories/releasing-projects-on-GitHub/about-releases[5]用于获取相关国家 GitHub 用户信息的 Python 脚本可在以下地址获取：https://GitHub.com/sodalabsio/GitHub_scrape

我们关注的时期为 ChatGPT-4 于 2023年3月13日发布之后，直至2023年4月7日禁令实施后该工作周结束。由于我们关注的是禁令对输出的影响，因此将周末的观测值从样本中剔除。附录中的图 B.2 以图示方式展示了最终的面板结构。

我们构建了三个结果指标。首先，我们获取关于“虚拟专用网络”的*Google* 搜索次数。谷歌根据所选国家和期间的搜索总次数对搜索次数进行标准化，因此我们的结果指标取值介于 0 和 1 之间。其次，我们下载*Tor*用户数量的信息。Tor 是一种用于实现匿名通信的开源软件。具体而言，我们收集“标准”*Tor*中继用户数量以及*Tor* 桥接中继用户数量。后者不会公开列出，因此防火墙更难识别它们，但可能会降低连接速度。[6] 我们对这两类用户数量均进行对数转换。

4 禁令对生产率的影响

为分析意大利ChatGPT禁令对 GitHub 用户输出的影响，我们估计以下双重差分（DID）事件研究模型的不同变体：

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \sum_{\tau=-3}^{-1} \beta_\tau D_{it}^\tau + \sum_{\tau=0}^{4} \beta_\tau D_{it}^\tau + \epsilon_{it}, \tag{1}$$

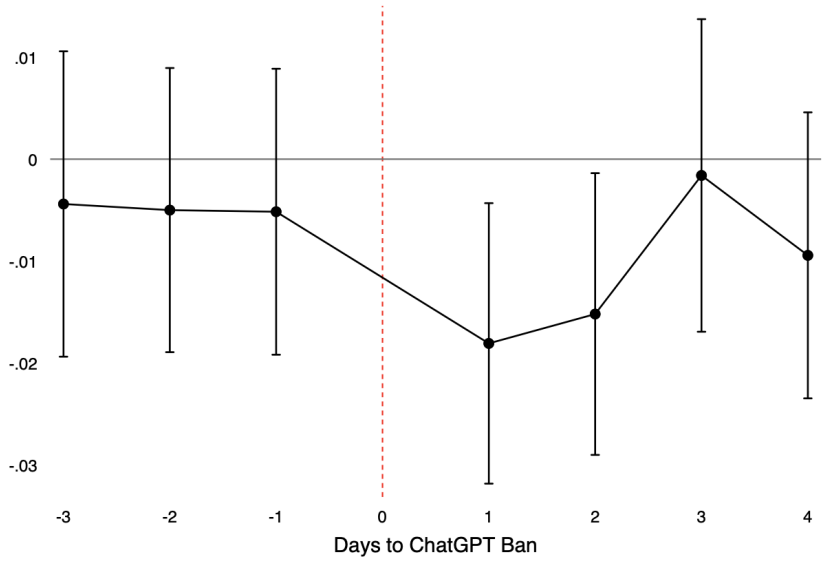
其中，Y_{it} 是一个指标变量：如果用户i 在第t 天于 GitHub 上进行了一次发布，则取值为 1，否则为 0。D 是一个虚拟变量，在 τ 期间处理组中的观测值取 1，否则取 0。 α_i 是用户特定固定效应向量，λ_t 是日期固定效应， β 是我们关注的参数， ϵ_{it} 是误差项。标准误在 GitHub 用户层面进行聚类。

结果如图1所示，ChatGPT 禁令实施后的前两个工作日内，发布可能性显著下降。

随后，我们采用结合前 期和事后期的双重差分设定进行估计。结果见表1。在面板A的第一个设定中，我们将禁令实施前的最后一个周一和周二（2023年3月27日和28日）设为前期，将禁令实施后的第一个周一和周二（2023年4月3日和4日）设为事后期。

[6]如需更多信息，请参阅官方*Tor* 文档：https://tb-manual.torproject.org/bridges/。

图1：ChatGPT 禁令对 GitHub 发布的影响



注：黑点表示根据方程 1 估计双重差分（DID）事件研究模型所得的系数。图中展示了以 GitHub 用户为聚类单位计算的稳健标准误所构建的 95% 置信区间。横轴标签表示 ChatGPT 禁令实施前后的天数。禁令实施前的最后一天，即 2023 年 3 月 31 日，是被省略的时期。禁令实施后的周末（4 月 1 日和 2 日）未纳入分析。

第1至4列报告具有组织隶属关系用户样本的估计结果，第5至8列则报告无组织隶属关系用户的估计结果。首先，对于具有组织隶属关系的 GitHub 用户样本，我们发现 ChatGPT 禁令对 GitHub 事件总数没有系统性影响。不过，我们发现禁令对发布 事件发生的可能性产生了统计显著的负面影响。鉴于样本中发布 的均值为0.024，该点估计意味着，禁令后的前两个工作日内，开发者在 GitHub 上记录到发布事件的可能性约降低50%。输出 和推送与拉取 的估计系数也为负，但在统计上并不显著。对于没有组织隶属关系的 GitHub 用户，我们未发现禁令对其活动产生任何系统性影响。面板B 给出了事后期由禁令后接下来的三个工作日组成时的结果，即周四、周五（4月5日和6日）[7] 以及周一（4月11日）。处理 × 事后 的估计系数均未达到统计显著性，且与面板A的结果相比，系数的绝对值也更小。这表明，禁令造成的干扰持续时间相对较短，意大利 GitHub 用户很快就恢复到了禁令前的生产率水平。

表 2 展示了使用具有组织隶属关系的用户样本进行异质性分析的结果。结果显示，禁令对生产率的不利影响主要由

[7]我们剔除了 4 月 7 日，因为这一天是耶稣受难日

表1：ChatGPT 禁令对 GitHub 输出的影响

	有隶属关系的用户				**无隶属关系的用户**			
	事件	发布	输出	推送与拉取	事件	发布	输出	推送与拉取
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	A：前 *3*月*27/28*日 - 事后 *4*月*3/4*日							
处理×事后	0.115	-0.012**	-0.278	-0.227	0.005	-0.003	0.188	0.192
	(0.109)	(0.005)	(0.295)	(0.207)	(0.120)	(0.005)	(0.221)	(0.189)
Post	0.052	0.002	0.453***	0.323***	-0.013	0.002	0.040	0.051
	(0.053)	(0.002)	(0.123)	(0.094)	(0.060)	(0.002)	(0.119)	(0.101)
N	18332	18332	18332	18332	14496	14496	14496	14496
	B：前*3*月*27/28/29*日 - 事后*4*月*5/6/11*日							
处理×事后	0.048	-0.003	0.135	0.073	0.003	0.000	0.067	0.058
	(0.090)	(0.004)	(0.223)	(0.163)	(0.101)	(0.004)	(0.175)	(0.142)
Post	-0.217***	-0.002	-0.037	-0.001	-0.325***	-0.000	-0.112	-0.069
	(0.042)	(0.002)	(0.097)	(0.074)	(0.050)	(0.002)	(0.095)	(0.078)
N	31983	31983	31983	31983	25368	25368	25368	25368

注： 所有设定均包含用户固定效应。括号内为在用户层面聚类的稳健标准误：*p<0.1，** p<0.5，*** p<0.01。

在 2016年前创建档案的用户以及拥有 15 名或更少关注者的用户所驱动。虽然后者可能表明用户技能较低，但前者的结果表明，较年长的用户受禁令影响更大。

表 2：异质性分析

	事件	发布	输出	推送与拉取	事件	发布	输出	推送与拉取
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	*2016*年之前创建的个人资料				*2016*年之后创建的个人资料			
处理×事后	0.068	-0.015**	-0.131	-0.082	0.157	-0.008	-0.457	-0.404
	(0.144)	(0.007)	(0.461)	(0.293)	(0.160)	(0.006)	(0.326)	(0.273)
Post	0.039	0.001	0.291*	0.214	0.052	0.001	0.596***	0.420***
	(0.068)	(0.004)	(0.170)	(0.130)	(0.080)	(0.003)	(0.165)	(0.125)
N	10192	10192	10192	10192	8728	8728	8728	8728
	GitHub 关注者 $\leq$ *15*				*GitHub* 关注者 $>$ *15*			
处理×事后	0.092	-0.011**	-0.879*	-0.601*	0.131	-0.011	0.359	0.158
	(0.158)	(0.005)	(0.461)	(0.322)	(0.143)	(0.008)	(0.321)	(0.228)
Post	0.052	-0.004	0.619***	0.467***	0.038	0.007*	0.243	0.150
	(0.076)	(0.003)	(0.158)	(0.129)	(0.070)	(0.004)	(0.178)	(0.128)
N	9532	9532	9532	9532	9388	9388	9388	9388

注：仅限具有组织隶属关系的用户。时期：前3月27/28日－事后4月3/4日。模型设定包括用户固定效应。括号内为按用户层面聚类的稳健标准误：*p<0.1，** p<0.5，*** p<0.01。

表 A.2 报告了安慰剂检验的结果。虽然 ChatGPT 可能会影响需要一定生产性活动的 GitHub 事件，但编写和调试代码是稳定发布的前提；对于*Gollum*、成员 或公开 等其他 GitHub 活动，则无需使用 ChatGPT。对于这类活动，我们不预期 ChatGPT 禁令会产生系统性影响

ChatGPT。表 A.2 的结果显示，该政策的实施对这些活动基本没有影响。

在图 B.1 中，我们比较了3月27日至4月6日期间（按协调世界时计），意大利 GitHub 用户与来自对照国家的 GitHub 用户每小时平均发布的可能性[8]。第一行（图 a–d）展示了禁令实施前周一至周四的情况；第二行展示了禁令实施后第一周周一至周四的情况；第三行则展示了3月31日，星期五（禁令宣布之日）、4月1日，星期六（禁令开始实施之日）以及4月1日，星期日（禁令实施后的第一个（第二个）周末日）的情况。红线表示意大利用户每小时平均发布的可能性，蓝线表示对照国家用户的相应数值。在大多数工作日图（a–i）中，可以看到典型工作日的日内模式。清晨的输出相对较低，大约在8:00开始增加，随后在当地时间18:00–20:00之后再次下降。在禁令实施前的工作日（图 a–d），意大利用户与对照组用户的输出在一天中的变化非常相似。在禁令宣布当天，即3月31日，星期五（图 i），以及接下来的星期六和星期日（图 j–k），GitHub 发布模式也没有差异。这两天的输出也相对较低。一种解释是，这些日子里主要是那些在编程工作中不依赖 ChatGPT 的用户活跃，或者用户主要会在周末居家工作，因为他们已经设置好私人虚拟专用网络或 Tor 连接（或者在周末更容易设置），以规避禁令。此外，我们的结果还提供了初步证据，表明 ChatGPT 尽管问世仅数月、仍被认为处于测试版阶段，却已经被系统性地用于支持软件与编码活动。

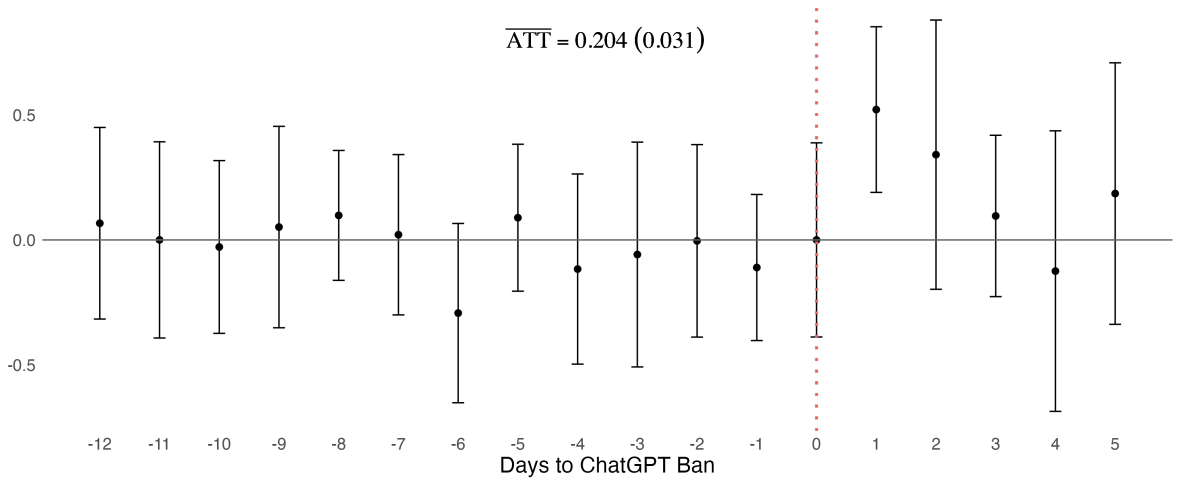
5 对 ChatGPT 禁令的适应

鉴于实施 ChatGPT 禁令后个人生产率相对迅速地恢复，我们现在转而关注适应行为。规避 ChatGPT 禁令最简单的方式是使用虚拟专用网络工具，或通过 Tor 网络进行加密路由。我们在国家—工作日层面开展分析。为估计 ChatGPT 禁令对来自意大利用户的平均处理效应，我们采用 Xu（2017）提出的广义合成控制法。处理组单位的处理效应（平均处理效应（ATT））是实际结果与其估计反事实结果之间的差异。为获得反事实结果，我们针对控制组数据估计了一个（交叉验证的）交互固定[8]奥地利、意大利和法国的时区为协调世界时（UTC） +2 小时。图 B.1 中的 6:00 对应当地时间 8:00。

效应（交互固定效应模型）模型。[9] 所有交互固定效应模型均纳入加性单位固定效应和时间固定效应。[10] 为进行推断，在处理组单位数量较少的情况下，我们采用 Xu（2017）提出的参数自助法程序。

图 2 展示了 ChatGPT 禁令对 VPN 主题的*Google* 查询数量的影响。我们观察到，在禁令后的第一个工作日，意大利关于 VPN 的网络搜索占比相对于其他主题显著上升，并在接下来的三天里逐渐回落。4 月 3 日的估计效应相当显著：VPN 搜索占比增加了 52.2 个百分点。整个工作周内，意大利关于 VPN 的查询占比平均高出 20.6 个百分点。这一观察结果与意大利用户在禁令实施后仍在寻找访问 ChatGPT 的方法，并在付出一些初期搜索成本后成功访问的情况相符。不过，我们的估计可能仅反映陈述性偏好。

图 2：ChatGPT 禁令对 VPN 的 Google 搜索的影响



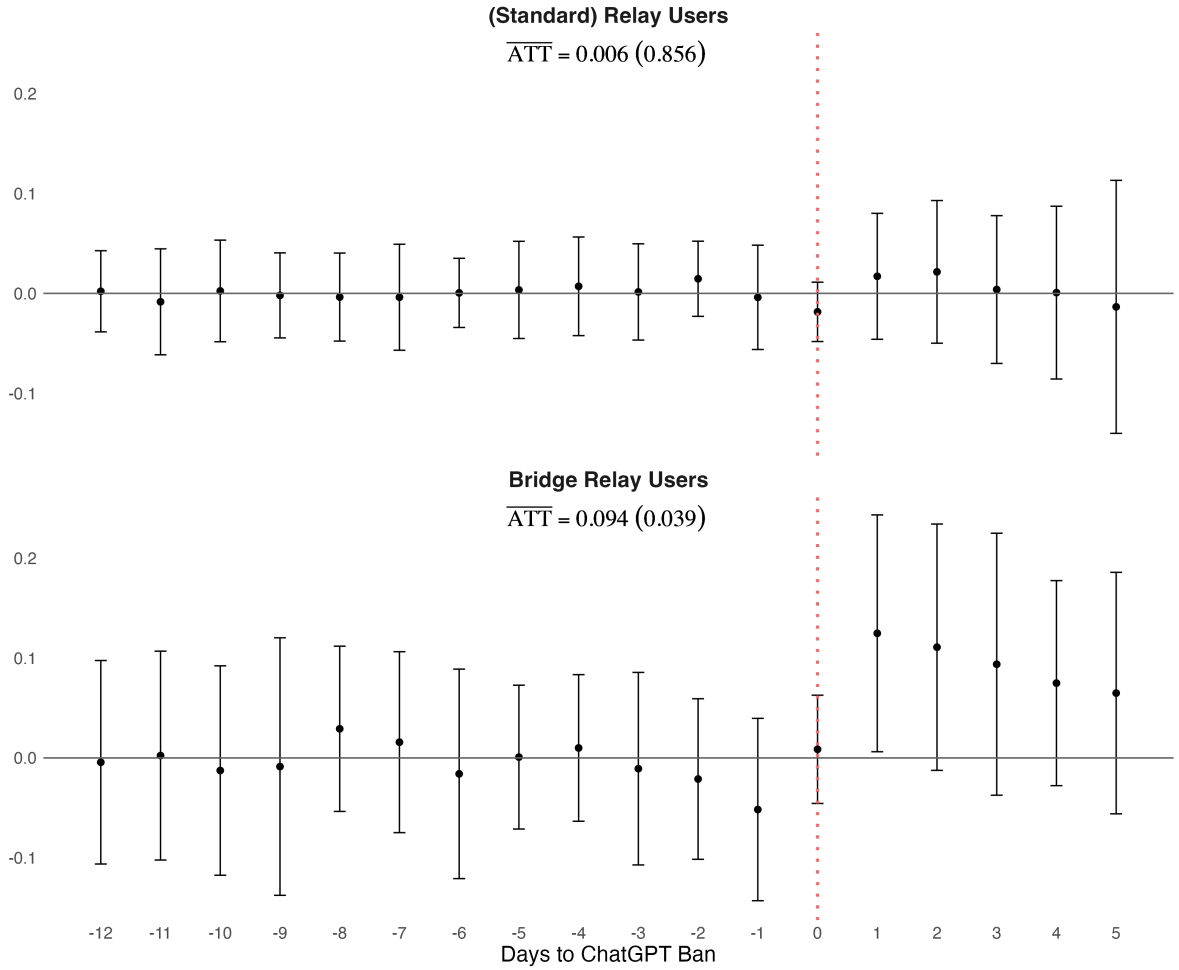
注：图中展示了采用 Xu（2017）提出的广义合成控制法估计的动态处理效应。处理组单位（意大利）的反事实结果通过交互固定效应模型估计。图中还展示了采用 Xu（2017）提出的参数自助法程序计算的 95% 置信区间。此外，还列出了 ChatGPT 禁令后整个工作周的平均处理效应（ATT）及其*p*值（括号内）。

为探究这项禁令是否确实改变了意大利用户的行为，我们考察了另一个结果指标：*Tor* 用户数量的对数。图 3 展示了*Tor* 中继 用户（上图）和*Torbridge* 用户（下图）的结果。禁令实施后的几天里，*Tor* 中继 用户数量仅略有增加；而禁令后的第一个工作日，意大利*Tor* 网桥 用户数量的平均处理效应（ATT）为正且具有统计显著性。*Tor* 网桥 的使用量在

[9]具体而言，我们采用 Gobillon 和 Magnac（2016）提出并在 **R** 软件包`gsynth` 中实现的 EM 算法（Xu 和 Liu，2022）。该算法还使用了前处理期的处理组信息，从而使估计系数更加精确（但提升幅度不大）。[10]需要注意的是，在选定时间段内，*Google Trends* 数据已按国家进行了标准化。因此，本案例中的交互固定效应模型仅包含时间固定效应。

整个工作周都维持在较高水平，用户数量平均增加约 9.4 个百分点。这一模式与用户转而使用网桥 而非“标准”中继的情况一致，因为前者更难被防火墙识别，从而降低了被拒绝访问 ChatGPT 的可能性。[11]

图3：ChatGPT 禁令对 Tor 使用情况的影响



注： 图中展示了采用 Xu（2017）广义合成控制法估计的动态处理效应。上图展示了意大利“标准”*Tor* 中继 用户对数的平均处理效应。下图展示了*Torbridge* 中继用户的平均处理效应（ATT）。处理组单位（意大利）的反事实结果通过交互固定效应模型进行估计。图中展示了采用 Xu（2017）提出的参数自助法程序计算的 95% 置信区间。此外，还展示了 ChatGPT 禁令实施后工作周期间的平均 ATT 及其p值（括号内）。

总体而言，我们的研究结果支持这样一种观点：禁令实施后，输出出现了幅度较大但持续时间较短的下降，这是因为意大利用户寻找并成功找到绕过对 ChatGPT 的访问封锁的方法。

[11]关于拒绝访问 ChatGPT 的讨论，请参阅以下 OpenAI 论坛讨论：https://community.openai.com/t/access-denied-error-1020/38758/23。

6 结论

我们研究了意大利对 ChatGPT 这一基于网络的生成式人工智能技术实施禁令所带来的后果。我们汇总了意大利及其他欧洲国家 8,000 多名用户的 GitHub 活动高频数据，以衡量软件和代码开发者的个人输出。我们发现，ChatGPT 禁令突然实施后，意大利用户的输出在最初两天内下降了约 50%。此后，我们未发现输出受到任何影响。这种模式很可能是由意大利用户试图绕过禁令所致。我们采用合成控制设计，利用 Google 搜索趋势和 Tor 数据发现，禁令实施后的几天里，关于虚拟专用网络的搜索量上升了约 52 个百分点，而 Tor 网桥的使用量则上升了 9.4 个百分点。

我们的研究结果表明，政府强制封锁数字技术可能对经济产生不利影响。尽管这些措施可能出于善意，但往往收效甚微，还可能导致短期输出中断。突然实施的禁令很容易通过虚拟专用网络工具绕过，但这些调整活动同时会扭曲生产过程，并对依赖被禁技术的职业领域的生产率产生负面影响。最终，这可能导致短期经济产出中断。总体而言，我们的研究强调，政策制定者在实施数字技术禁令之前，应考虑其可能带来的经济成本。

参考文献

Acemoglu, D. 和 Robinson, J. A.（2006年）。政治视角下的经济落后。《美国政治学评论》，100(1):115–131。Agrawal, A.、Gans, J. S. 和 Goldfarb, A.（2019年）。人工智能：预测自动化对劳动力市场影响的模糊性。《经济展望杂志》，33(2):31–50。Atkin, D.、Chaudhry, A.、Chaudry, S.、Khandelwal, A. K. 和 Verhoogen, E.（2017年）。技术采用的组织障碍：来自巴基斯坦足球生产商的证据。《经济学季刊》，132(3):1101–1164。Autor, D. H.、Levy, F. 和 Murnane, R. J.（2003年）。近期技术变革的技能构成：一项实证探索。《经济学季刊》，118(4):1279–1333。Bénabou, R.、Ticchi, D. 和 Vindigni, A.（2021年）。禁果：科学、宗教与经济增长的政治经济学。《经济研究评论》，89(4):1785–1832。Böhme, M. H.、Gröger, A. 和 Stöhr, T.（2020年）。寻找更美好的生活：利用在线搜索关键词预测国际移民。《发展经济学杂志》，142:102347。Brynjolfsson, E. 和 Hitt, L. M.（2000年）。超越计算：信息技术、组织转型与企业绩效。《经济展望杂志》，14(4):23–48。Brynjolfsson, E.、Rock, D. 和 Syverson, C.（2017年）。人工智能与现代生产率悖论：预期与统计数据的冲突。工作论文24001，美国国家经济研究局。Caprettini, B. 和 Voth, H.-J.（2020年）。机器之怒：节省劳动力的技术与工业化时期英格兰的社会动荡。《美国经济评论：洞见》，2(3):305–20。Casalnuovo, C.、Vasilescu, B.、Devanbu, P. 和 Filkov, V.（2015年）。GitHub 开发者入职：既有社交关系与语言经验的作用。载于*2015*年第*10*届软件工程基础联合会议论文集，ESEC/FSE 2015，第817–828页，纽约，NY，美国。计算机协会。Chen, Y. 和 Yang, D. Y.（2019年）。媒体审查的影响：《1984》还是《美丽新世界》？《美国经济评论》，109(6):2294–2332。Choi, H. 和 Varian, H.（2012年）。利用 Google Trends 预测当下。《经济记录》，88(s1):2

9. Co₅sgel, M. M., Miceli, T. J., and Rubin, J. (2012). 大规模印刷的政治经济学：奥斯曼帝国的合法性与技术变革。《比较经济学杂志》, 40(3):357–371. Desmet, K. and Parente, S. L. (2014). 技术采用阻力：行会的兴衰。《经济动态评论》, 17(3):437–458. Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., and Rock, D. (2023). GPT就是GPT：初探大语言模型对劳动力市场的潜在影响。2303.10130, arXiv. Forsgren, N. (2021). 新冠肺炎疫情早期开发者生产力、工作节奏与协作分析。技术报告，Octoverse Spotlight. Ginsberg, J., Mohebbi, M. H., Patel, R. S., Brammer, L., Smolinski, M. S., and Brilliant, L. (2009). 利用搜索引擎查询数据检测流感疫情。《自然》，457:1012–1014. Gobillon, L. and Magnac, T. (2016). 区域政策评估：交互固定效应与合成控制法。《经济学与统计学评论》, 98(3):535–551.

Golovchenko, Y. (2022). 通过审查打击宣传：乌克兰禁止俄罗斯社交媒体的研究。《政治学杂志》, 84(2):639–654. Hobbs, W. R. and Roberts, M. E. (2018). 突然审查如何增加信息获取。《美国政治学评论》, 112:621–636. Holub, F. and Thies, B. (2023). 空气质量、高技能劳动者生产率与适应：来自 GitHub 的证据。CRC TR 224 讨论论文系列 crctr224_2023_402，波恩大学与德国曼海姆大学。Hubbard, T. N. (2003). 信息、决策与生产率：车载计算机与卡车运输中的产能利用率。《美国经济评论》, 93(4):1328–1353. Jorgenson, D. W. (2001). 信息技术与美国经济。《美国经济评论》, 91(1):1–32. Kashefi, A. and Mukerji, T. (2023). 用 ChatGPT 编写数值方法程序。2303.12093, arXiv. McDermott, G. R. and Hansen, B. (2021). 新冠肺炎疫情期间的劳动力重新配置与远程工作：来自 GitHub 的实时证据。工作论文 29598，美国国家经济研究局。Noy, S. and Zhang, W. (2023). 生成式人工智能对生产率影响的实验性证据。技术报告，麻省理工学院。Roberts, M. E. (2018). 《被审查》：中国防火长城内的分心与转移。普林斯顿大学出版社。Shen, L. (2023). 居家办公是否有效? 来自封锁措施的自然实验。《欧洲经济评论》, 151:104323. Sobania, D., Briesch, M., Hanna, C., and Petke, J. (2023). ChatGPT 自动错误修复性能分析。2301.08653, arXiv. Stiroh, K. J. (2002). 信息技术与美国生产率复苏：行业数据说明了什么? 《美国经济评论》, 92(5):1559–1576. Xu, Y. (2017). 广义合成控制法：基于交互固定效应模型的因果推断。《政治分析》, 25(1):57–76. Xu, Y. and Liu, L. (2022). *gsynth*：广义合成控制法。R软件包版本 1.2.1。

互联网附录

A 补充表格

表A.1：描述性统计

变量	对照组 N	对照组 Mean	处理组 N	处理组 Mean	N	差异 & t检验
关注者数量	6407	60.768	1786	55.699	8193	5.069
		(1.19e+05)		(78776.127)		
代码仓库数量	6407	42.568	1786	39.597	8193	2.971
		(5616.802)		(3054.544)		
年份 GitHub 个人资料创建时间	6407	2015.956	1786	2016.476	8193	-0.520***
		(14.956)		(15.454)		
组织（是/否）	6407	0.563	1786	0.540	8193	0.022*
		(0.246)		(0.249)		
预发布	6407	0.020	1786	0.023	8193	-0.003
		(0.009)		(0.010)		
预事件	6407	-1.050	1786	-0.995	8193	-0.056
		(5.358)		(5.232)		
预输出	6407	3.642	1786	3.475	8193	0.167
		(27.572)		(27.388)		
预推拉	6407	2.587	1786	2.519	8193	0.067
		(15.012)		(14.806)		

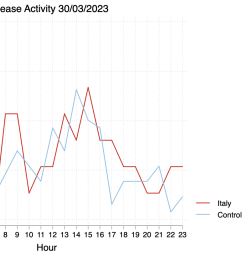
注： 描述性统计。基于 GitHub 活动数据的作者计算。横截面数据。

表 A.2：安慰剂检验

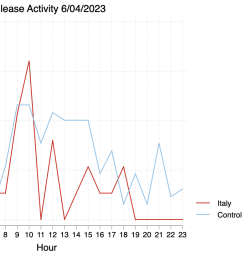
	Gollum	成员	公开	Gollum	成员	公开
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	A：前 *3月27/28*日 - 事后 *4月3/4*日					
处理×事后	-0.001	-0.001	-0.000	-0.001	0.000	-0.001
	(0.002)	(0.003)	(0.003)	(0.002)	(0.004)	(0.004)
Post	0.001	-0.000	0.001	0.002*	0.000	-0.000
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.001)
N	18332	18332	18332	14496	14496	14496

注： 线性概率模型估计值。所有结果变量均为指示变量：若发生特定类型的事件，则取值为 1，否则为 0。模型设定包含用户固定效应。括号内为按用户层面聚类的稳健标准误：*p<0.1，**p<0.5，*** p<0.01。

B 补充图



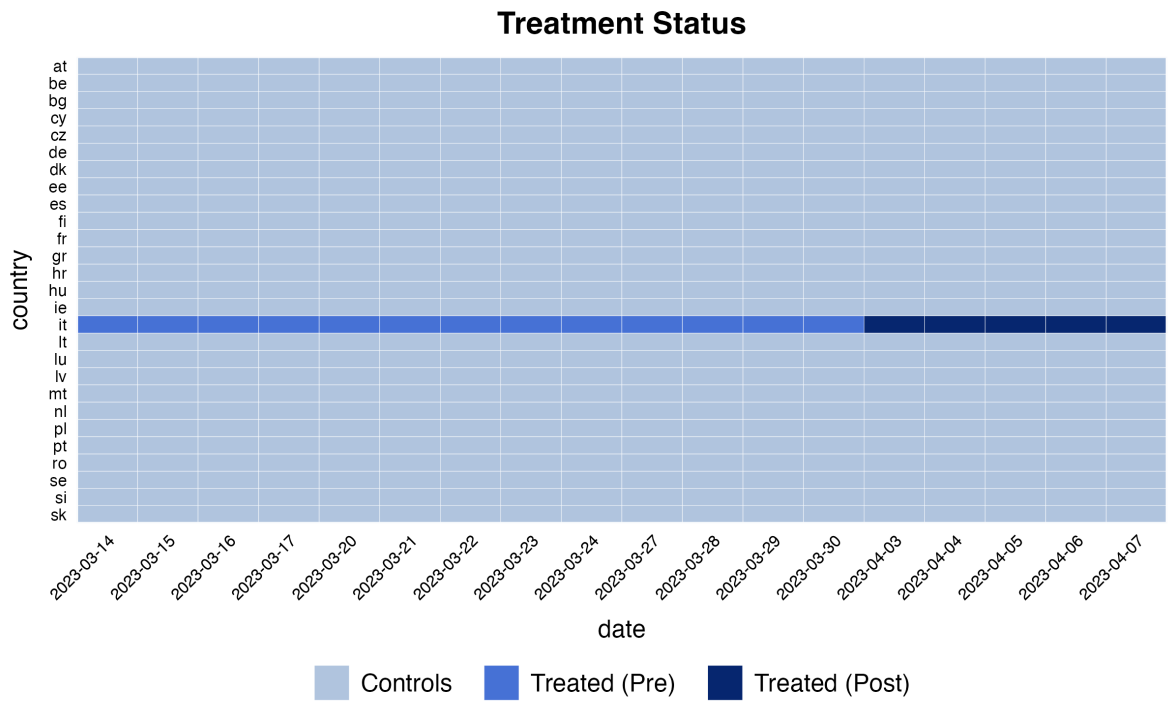
d) THU Pre



h) THU Post



图 B.2：Google Trends 和 Tor 数据的面板结构



注：第 5 节分析中使用的数据集的面板结构。请注意，*(i)Google Trends* 和*(ii)Tor* （“标准”和桥接中继）用户数据集的面板结构相同。