PAPER SKYGEST：Bluesky 上的个性化学术推荐

Sophie Greenwood康奈尔科技 纽约州纽约市
sjgreenwood@cs.cornell.edu

Nikhil Garg
康奈尔科技 纽约州纽约市
ngarg@cornell.edu

arXiv:2601.04253v1 [cs.SI] 6 Jan 2026

摘要

我们构建、部署并评估了 PAPER SKYGEST——一个面向科学内容的自定义个性化社交媒体信息流，用于呈现用户在 Bluesky 和 AT 协议上的网络所发布的内容。我们利用了新兴去中心化社交媒体平台的一项新能力：任何人都可以为其他用户构建并部署信息流，供他们像使用平台原生构建的信息流一样使用。据我们所知，PAPER SKYGEST 是由学者持续部署的首个、也是规模最大的信息流，此类信息流每周使用次数超过 50,000 次，日活跃用户超过 1,000 名，且全部通过自然方式获得。首先，我们从定量和定性两方面评估了 PAPER SKYGEST 的使用情况，表明其使用情况保持稳定并能满足用户需求；我们进一步展示了，采用 PAPER SKYGEST 会增加用户与研究相关帖子互动的次数，以及互动率如何随帖子顺序而变化。其次，我们分享完整代码并介绍系统架构，以支持其他学者可持续地构建和部署此类信息流。第三，我们概述了 PAPER SKYGEST 等自定义信息流在研究算法设计、促进用户自主性，以及面向自然用户开展推荐系统实验而无需与中心化平台合作等方面的潜力。

1 引言

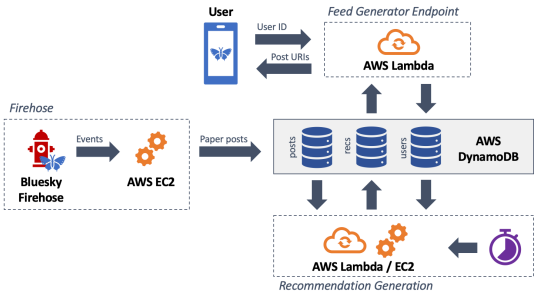
社交媒体推荐信息流——涵盖 Facebook、Twitter/X、Bluesky、Reddit、TikTok 等平台——影响着个人和社会对新闻报道、科学内容及娱乐内容的消费与讨论 [23, 80, 90]。这些信息流大多由中央统一设计和部署，用户只能在平台中央开发的少数“算法”信息流和“非算法”版本之间进行选择；后者按时间倒序展示用户关注账号发布的帖子。

这种中心化限制了对算法设计以及信息流在此类平台上的因果效应的学术研究 [56, 65, 71]。（1）首先，受官僚和工程方面的限制，研究人员必须选择：（a）与中心平台合作，研究算法设计如何影响自然用户 [31, 32, 39, 47, 55, 57, 66, 78], ；或（b）在外部运行受控实验室实验，使用模拟平台，或在平台之上开发自定义层（例如通过浏览器扩展程序）[14, 18, 20, 42, 43, 46, 62, 71, 72, 76, 89]。平台合作机会十分有限，[1] 而实验设计也受到平台利益的制约。实验室实验需要招募一批参与者（通常需要付费），而浏览器扩展程序的设计空间往往仅限于对平台信息流呈现的内容进行重新排序 [71, 72]。[2]如何让用户持续使用外部平台也是一项挑战。（2）其次，更根本地说，一个常见的设计特点是，单个信息流算法往往会呈现所有 类型的内容——无论是政治、研究、娱乐内容还是社交内容。因此，无论是与平台合作还是使用浏览器来研究算法放大——

[1]正如 González-Bailón 等人 [27] 所言：“几乎没有研究比较人们在平台上可能看到的内容与他们实际看到的内容 [, Bakshy 等人 [4]]的研究除外。”[2]正如 Piccardi 等人 [71] 在谈到浏览器实验时所解释的：“如果无法访问完整的平台内容清单，要提高信息流中内容的排序，所面临的挑战比降低内容排序更大。服务器返回的内容是通过对内容清单进行评分获得的，其中包括所有可供展示的潜在帖子的完整候选集。如果没有完整集合或有意义的近似集合，干预就只能作用于交付给用户的预选内容，也就是内容筛选算法已经预先筛选出的排名靠前的条目。”



(a) PAPER SKYGEST 在 Bluesky 界面中的用户视图。



(b) PAPER SKYGEST 基础设施。

图 1：（a）用户使用 PAPER SKYGEST 的视角：用户切换到信息流，看到关注网络中的用户发布的关于研究论文（包括更广泛讨论串）的帖子列表。（b）PAPER SKYGEST 后端示意图，由三个主要组件构成：（1）信息流生成器端点，向用户提供缓存推荐；（2）*Firehose*，用于监听并存储论文帖子；（3）推荐生成 模块，定期预先计算向每位 PAPER SKYGEST 用户展示的论文帖子，并将其缓存。

扩展——通常仅限于新闻消费和极化等主题，因为人们认为这些主题会影响整体用户群中的很大一部分。

这项工作利用了社交媒体研究中的一个新机遇，使学术研究人员能够在真实的平台环境中灵活控制用户推荐：Bluesky 上的自定义信息流 [53]。Bluesky 是一个新兴的社交媒体平台，基于 AT 协议构建，用户可以发布短篇文字帖子并进行互动（类似 Twitter/X）；截至 2025年10月，其用户总数约为 4000 万，日活跃用户超过 100 万。Bluesky 允许任何人托管任意推荐算法，其他用户可以（自发地）选择使用这些算法，从而满足了人们对这类去中心化“中间件”的需求 [25]。如图 1a 所示，用户固定的自定义信息流会与平台提供的信息流并列显示。例如，有些热门信息流专门用于展示热门新闻、各类学术社群（机器学习/人工智能、经济学）以及“Quiet Posters”（优先推荐不常发帖的用户）。Graze.social 等工具让任何人都可以无需编写代码来创建信息流，并托管数千个自定义信息流，其中许多拥有数万名用户。

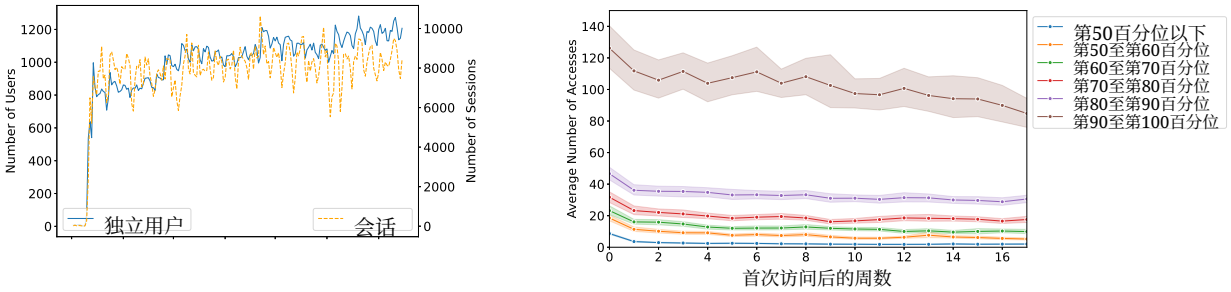
我们抓住这一机遇，并作出三项贡献。（1）首先，我们构建、部署并评估了 PAPER SKYGEST——一个面向科学内容的个性化 自定义信息流：它会显示用户关注网络中的成员发布的、与研究论文相关的帖子。据我们所知，PAPER SKYGEST 是首个（也可能是迄今唯一一个）由学者运营或面向科学内容、在主流社交媒体平台上大规模部署供用户自然使用的个性化社交媒体信息流。[3] PAPER SKYGEST 服务于在 Bluesky 上讨论科学内容的科学家及其他用户。社交媒体，尤其是“学术推特”，长期以来一直推动着学术内容的传播。特别是自 2024 年秋季以来，许多学者已从 Twitter/X 转移至 Bluesky， [81], 尽管不同研究领域的采用情况各不相同 [75]。追踪已发表论文在社交媒体上被提及情况的 Altmetric 估计，在 2025年3月的大部分时间里，Bluesky 上指向已发表学术研究的每日链接数量与 Twitter/X 持平或更多 [87]。

PAPER SKYGEST 自 2025年3月公开上线以来持续运行，并获得了大量用户自然采用：每周使用次数超过 50,000 次，日活跃用户超过 1,000 人，迄今累计使用次数超过 200 万次。我们通过定性和定量分析表明，用户认为 PAPER SKYGEST 很有用，并会持续回访该信息流；我们还利用 PAPER SKYGEST 数据展示用户如何消费和互动科学内容，以及使用 PAPER SKYGEST 如何使内容消费模式转向科学内容。

（2）为了让其他学者能够为自己构建、部署和评估此类信息流，我们介绍了 PAPER SKYGEST 背后的工程架构。我们总结了在工程方面获得的经验，尤其是供其他有意构建此类研究信息流的学者参考。我们的代码已发布于 https://github.com/Skygest/PaperSkygest。

(3) 我们阐述了学者如何利用 AT 协议和 Bluesky 提供的新功能，在无需与平台合作的情况下，面向自然用户开展大规模随机田野实验，以研究算法设计。这项新功能使研究者能够部署并评估新的方法，以支持用户自主性、发现小众主题，以及超越互动优化的信息流排序。

[3]像《科学》信息流或各种人工智能/机器学习信息流这样的信息流，会向所有人展示相同的内容。总的来说，构建个性化信息流比构建非个性化信息流更具挑战性；后者可以借助 Graze 等“无代码”解决方案来构建。



（a）日活跃用户和访问次数随时间的变化。　　（b）个人使用持续性随时间的变化

图 2：PAPER SKYGEST 的使用数据随时间的变化。(a) 图 2a 展示了自上线以来每天使用 PAPER SKYGEST 的独立账户数量，以及 PAPER SKYGEST 的会话次数（会话定义为从 Bluesky 请求帖子首页）。独立用户数量随时间增加，而每日会话次数保持稳定。用户数和会话次数在一周内均有波动，工作日较高，周末较低。(b) 图 2b 展示了用户随时间变化的平均使用轨迹，用户按 PAPER SKYGEST 总访问次数的百分位分组。我们考察了 2025年5月21日 至 2025年9月16日 期间的使用数据，纳入在 2025年5月21日 之前首次访问 PAPER SKYGEST 的用户；我们对用户数据取平均值，并报告 95%置信区间。

本文结构如下：相关工作见第2节。第3节概述 PAPER SKYGEST，并介绍定量使用指标和定性反馈；我们还利用 PAPER SKYGEST 数据展示用户如何在 Bluesky 上浏览、阅读和分享研究。第4节介绍我们的系统架构。第 5 节阐述 AT 协议，尤其是 PAPER SKYGEST，如何支持新形式的社交媒体算法设计与评估。最后，我们在第6节作出总结。

2 相关工作

来自学术界的已部署推荐系统 行业中构建和部署推荐系统十分常见，关于其实验评估和工程经验的论文也很多 [12, 58, 93, 96]。相比之下，学术界推出的面向自然用户的长期推荐系统部署则十分罕见。工程与维护成本、吸引自然用户使用的困难，以及学术激励，都是主要障碍。一个显著的例外是 MovieLens，以及 GroupLens 学术团队部署的其他推荐系统 [19, 35, 36, 54, 68, 77]；较新的例子包括 ScholarInbox [24] 和 POPROX [11, 38]。与我们的工作最相关的是 ScholarInbox，该平台独立运行，专门推荐研究论文，主要面向计算机科学家；Flicke 等人 [24] 介绍了其系统设计，并对用户开展了调查。据我们所知，PAPER SKYGEST 是学术界推出的首个持续部署的个性化社交媒体信息流。为帮助其他人实现类似系统，我们提供了一个系统设计示例和开源代码。

社交媒体信息流与推荐系统设计设计算法信息流引起了学界的广泛关注 [71]，尤其是那些不局限于互动优化，而是支持用户自主性和社会价值的信息流[16, 43, 51, 59–61, 84, 85, 91]。然而，正如 Piccardi 等人 [71] 所言：“对于无法亲自接触数亿用户的人来说，这些问题在很大程度上仍然无从解答。”更广泛而言，推荐系统的算法设计（包括学术内容推荐）也备受关注 [28, 37, 49, 52, 69, 70, 72]。然而，正如 Higley 等人 [38]所述，开展推荐系统研究与实际构建推荐系统之间存在显著差距。如上所述，PAPER SKYGEST 为这类方法提供了部署途径。更广泛地说，我们希望帮助弥合学术研究与信息流设计部署之间的差距。

近期研究也利用了新兴社交媒体[25, 41, 67], 去中心化的特性所带来的机遇，主要通过在 Bluesky 和 Mastodon 上招募少量（可能付费的）受试者进行原型测试与评估 [59, 94]。然而，据我们所知，这些系统尚未大规模部署，以供用户长期自然使用。

对 Bluesky 与社交媒体中科学发现的实证分析近期有不少研究利用 Bluesky 生态系统完全开放（且免费）的数据生态系统 [5, 21, 45, 75, 83],，对其进行了观察性分析。例如，Quelle 和 Bovet [74] 分析了庞大的自定义信息流生态系统。一个特别的研究重点是分析学者如何采用这一平台 [2, 75, 95]；例如，Quelle 等人 [75] 发现

超过 30 万名学者使用 Bluesky。更广泛地说，学者在社交媒体上的行为及其对科学的影响一直是重要的研究领域 [1, 7, 15, 17, 26, 30, 48, 50, 64, 86, 88], ，相关研究考察了社交媒体的使用和曝光度如何影响科学成果与学术生产力。一个值得关注的例子是 Qiu 等人 [73],通过实验评估社交媒体如何影响学术求职结果：他们让 EconTwitter 上有影响力的人随机转发有关学术求职论文的帖子；平均而言，处理组中的女性多获得了 0.9 个工作邀请。类似地，Branch 等人 [9] 通过实验发现，经知名科学传播者推广的论文在推文发布后下载量增加了约 3× ，Altmetric 分数高出 81%；但三年后的引用增幅在统计上并不显著。

我们为这方面的研究贡献了关于社交媒体排名影响的行为观察；例如，相较于在 PAPER SKYGEST 信息流中排名最高也不过第五位的帖子，用户 4× 更有可能点赞排在首位的帖子。正如我们将要讨论的，PAPER SKYGEST 还提供了一个部署环境，可用于通过开展算法设计的随机对照试验等方式，实验性地测量这些影响。

3 Paper Skygest 的使用情况

本节将进一步介绍 Bluesky 的自定义信息流，并描述 PAPER SKYGEST。随后，我们将提供该信息流的使用统计数据，并展示 Skygest 用户的定性反馈及使用统计数据。最后，我们将说明用户与帖子互动时产生的行为影响，以及采用 PAPER SKYGEST 如何与行为转变相对应。

3.1 Paper Skygest 概述

Bluesky 上的自定义信息流是由 Bluesky 组织以外的人员设计并托管的推荐算法。这些信息流并非只是 Bluesky 提供的一项功能——Bluesky 鼓励用户将自定义信息流固定，因为它们是 Bluesky 生态系统的核心组成部分，为用户提供“算法选择” [53]。用户可以通过社交网络或 Bluesky 的信息流搜索工具发现自己喜欢的信息流，然后将其固定到图 1a 所示的信息流导航栏。在使用应用时，用户可以向左或向右滑动，在已固定的信息流之间切换，也可以按自己的意愿调整导航栏中信息流的顺序。

在底层实现中，每当用户在导航栏中打开 PAPER SKYGEST 这类自定义信息流时，Bluesky 都会将该用户的标识符发送给这个自定义信息流的信息流生成器，而信息流生成器则会返回一份帖子排名列表供用户查看。信息流生成器唯一的职责是确定要展示的帖子列表，Bluesky 不会对该列表施加任何限制。

目前，PAPER SKYGEST 会按照时间倒序，向用户展示其关注账号发布的学术论文相关帖子。如果某条帖子的文本或元数据中包含指向预印本或已发表手稿托管网站的链接，或至少包含三个与学术论文发布相关的关键词，PAPER SKYGEST 就会将其纳入其中——我们通过 GitHub 将这套逻辑开源。第4节将介绍更详细的系统架构，图 1b 则展示了示意图。

我们于2025年3月10日公开推出 PAPER SKYGEST。从那时到2025年9月17日，平均每天有 1,029 名独立用户访问 PAPER SKYGEST，平均每周有 1,614 名用户访问，活跃用户数量也随时间不断增长；在此期间，PAPER SKYGEST 的使用总次数达到 1,526,806 次。推出 PAPER SKYGEST 时，我们只是在 Bluesky 上发布了一则公告，并鼓励社交网络中的用户帮忙传播消息、转发公告。此后，随着用户转发或向其他用户推荐 PAPER SKYGEST，我们的用户群逐渐自然增长。值得注意的是，我们没有为 PAPER SKYGEST 投放广告，也没有招募付费参与者——我们的用户都是自然增长而来。

知情同意与研究伦理审批本研究已获康奈尔大学机构审查委员会批准，方案编号0149634。用户首次访问的五次期间，PAPER SKYGEST 会展示一个帖子串，说明我们正在开展研究，并介绍数据收集和知情同意相关信息。[4] 用户可随时申请删除自己的数据并将其排除在研究之外，同时仍保留信息流访问权限。在本研究中，若用户完成这五次访问且未选择退出数据收集，我们便将其纳入分析。我们不将研究团队成员纳入分析。在所有分析和使用统计中，我们仅使用2025年9月17日之前的数据。

[4]这份知情同意信息是在首次部署数月后添加的。添加后，所有现有用户在接下来的五次访问中都会看到这条知情同意串帖。

3.2 定量使用指标

PAPER SKYGEST 的自然使用量相当可观图 2a 展示了 PAPER SKYGEST 自2025年3月上线以来的使用指标；用户群随时间不断增长，日均用户数从4月的889人增至8月的1,147人。PAPER SKYGEST 始终保持着较高的流量；平均每天被访问7,994次，在研究期间总计产生1,526,806次会话。若排除访问模式异常的用户（每人每天访问次数超过20,000次），PAPER SKYGEST 平均每天被访问5,622次，总计产生1,073,812次会话。在所有后续分析中，我们仅纳入总访问次数超过5次且低于20,000次的3,241名用户。[5]

PAPER SKYGEST 用户会随着时间推移而返回 PAPER SKYGEST 也有许多用户没有从信息流中"流失"。每周平均有 810 名用户至少有五天使用 PAPER SKYGEST——其中有一大群是信息流的忠实用户。图 2b 展示了用户首次访问 PAPER SKYGEST 后 16 周内的用户轨迹，并根据用户总体使用 PAPER SKYGEST 的程度划分不同群体。如底部的蓝线所示，大约一半的 PAPER SKYGEST 用户（即通过了 5 条同意帖的用户）在第一周后基本不会再回到信息流。不过，对于其余群体而言，首次访问 16 周后的平均使用量仅略低于第二周的平均使用量；因此，尽管不同用户的访问频率存在很大差异，但用户往往会随着时间推移返回 PAPER SKYGEST。

3.3 定性反馈

自信息流上线以来，我们收到了广泛关注和积极反馈；几乎所有用户增长都源于 PAPER SKYGEST 用户的口碑传播——我们不进行在线广告宣传，据我们所知，Bluesky 上的信息流发现渠道也并不是用户采用该服务的主要途径。在此，我们分析用户在 Bluesky 上发布的关于 PAPER SKYGEST 的内容所反映的定性反馈。以下引文均为 Bluesky 上由独立于研究团队的用户自发发布的公开帖子，这些用户发布内容时并未受到邀请。我们已获得每位被引用用户的许可，可以在本文中收录其帖子；对于明确同意的用户，我们会附上其账号名和帖子链接，否则默认匿名引用该帖子。表情符号以 :emoji-name: 的形式表示。

许多用户强调了 PAPER SKYGEST 在突出展示有关研究论文的帖子方面的实用性，而这些帖子原本可能会被错过，或被其他内容掩盖：

> • 这可能是我在社交媒体上见过的最有用的东西——一个根据你的关注者网络筛选学术论文的个性化信息流！强烈推荐。*#academicsky* – @suryaganguli.bsky.social
>
> • 这个信息流确实让 *Bluesky* 再次成为关注研究动态的好工具。（过去几周，我的主页已经完全被政治内容占据了。）–@nsaphra.bsky.social
>
> • 这是第一个让我感受到真正学术推特氛围的信息流（不管你喜欢还是讨厌它）–@eugenevinitsky.bsky.social
>
> • 对于那些怀念旧 *EconTwitter* 的学者来说，这很有潜力。– 匿名
>
> • 太棒了！*:thumbs-up:* 浏览一遍这个信息流，我就看到了好几篇论文和帖子，而这些内容我在发现动态中都错过了。– 匿名

一些用户特别指出，PAPER SKYGEST 展示了外部开发的信息流的力量，能够同时惠及用户和研究人员。例如，一位用户在回应我们发布的研究相关帖子、披露我们正在开展研究时说道

> 我一直在思考 *AT Proto* 和 *Bluesky* 如何能够惠及研究人员*[。]* 一种方式是帮助展示相关论文，而这正是 *Skygest* 正在做的事情*[。]* 但 *AT Proto/Bluesky* 本身也可以用于开展研究，这同样是 *Skygest* 正在做的事情！– @o.simardcasanova.net

另一位用户说道

> 这真是 *:sparkles:*太棒了*:sparkles:*，它能捕捉到大家在回复中互相提及的所有论文，以及顶层帖子中的论文。巧妙地利用了信息流的力量。– 匿名

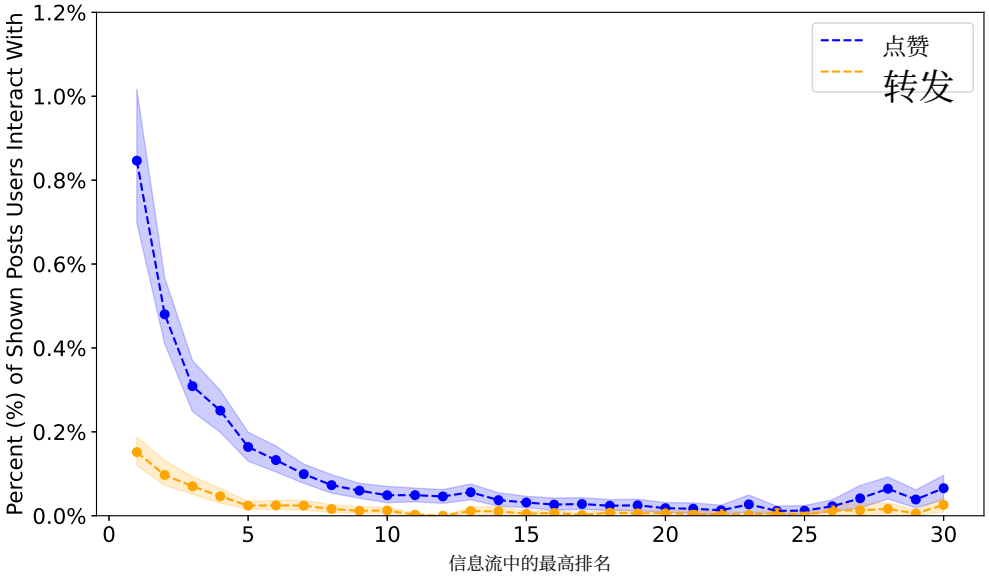


图3：用户点赞或转发某个帖子的比率，与用户切换到信息流时该帖子在信息流中出现的位置高低之间的关系（由于用户可能多次访问信息流，且各次访问中的帖子可能重叠，因此我们采用帖子出现过的最高位置）。信息流位置效应十分显著。我们仅考虑截至2025年9月16日的帖子、点赞、转发和访问次数，并筛选出用户访问 PAPER SKYGEST 后30秒内发生的点赞和转发。Bluesky 通常请求大小为10或30的页面；我们使用 Bluesky 请求30个帖子的情况对应的访问数据。由此得到5,201次点赞和1,046次转发。我们计算每个排名下帖子-用户组合的平均值，并通过生成1,000个用户自助抽样样本，得出聚类95%置信区间。当我们将上述时间间隔延长至30秒以上时，结果呈现出相同的模式（见附录A）。

3.4 用户行为

我们现在利用 PAPER SKYGEST 的访问次数数据和关于学术论文的帖子语料库，研究科学内容如何呈现给 PAPER SKYGEST 用户，以及用户如何与之互动。这些例子展示了 PAPER SKYGEST——以及更广泛而言，Bluesky 上的自定义信息流——在开展随机实验之前就能支持哪些分析。我们将通过筛选条件的帖子语料库称为“论文帖子”。

下文使用的参与度数据通过公共 Firehose 流式传输而来，具体方式见第4节；该数据记录了用户与论文帖子每次互动的时间戳。为获取对一般性（非论文相关）Bluesky 帖子的点赞记录，我们通过 Bluesky 的 API 查询公共 PDS 数据。[6]

参与度与信息流排序的关系推荐系统和信息流设计中一个经常被观察到的现象是，项目的排列顺序很重要——用户更有可能与排在前面的项目互动。例如，Haque 和 Ginsparg[33, 34] 发现，2009年在 arXiv 的多个物理学分类中，每日摘要邮件顶部的论文获得的引用和曝光度高出50%以上；排在最后也有类似的积极影响（相较于排在中间）。同样，Feenberg等人 [22] 发现，在 NBER[7] 的工作论文邮件中排在首位，会使浏览量增加33%、引用量增加27%；尽管论文的排序过程在邮件生成者看来是随机的。

据我们所知，社交媒体公司通常并未发布单个帖子和用户层面的浏览与交互数据，因此，人们尚不清楚这些效应对于社交媒体上的科学内容有多强。图3展示了在 PAPER SKYGEST 中，帖子向用户展示时的最高排名如何影响用户与该帖子的交互率。我们观察到，随着最高排名的上升，点赞数量急剧下降；尽管转发数量少得多，我们在这里也观察到了类似的下降趋势。尤其是，用户更有可能与信息流中靠前的帖子进行首次交互——例如，用户给出现在其 PAPER SKYGEST 信息流第一位的帖子“点赞”的可能性，比给出现在最高排名为第五位的帖子更高。

[5]即使用户尚未查看信息流，Bluesky 有时也会预加载信息流，因此这不应被视为一次真实访问。根据我们目前能够获取的数据，无法区分真实访问与预加载。因此，这些数字可能高估了实际使用情况。[6]公开记录未包含用户在互动时是否正在使用 PAPER SKYGEST 的信息。2025年10月，Bluesky 开始向信息流设计者发送私人记录，注明用户在使用该设计者的信息流时与某个帖子进行互动的情况。我们的分析未使用这些数据。[7]一个颇具声望的经济学组织，会向其成员发送工作论文

转发的相对差异甚至更加明显。这些关系显著强于在 arXiv 和 NBER 场景中发现的关系，凸显了社交媒体算法设计在调节科学内容消费方面的重要性。我们注意到，这种交互差异并非直接源于我们的算法优先展示我们认为用户会更喜欢的内容，因为 PAPER SKYGEST 目前按照逆时间顺序排列帖子。

采用 P 后，用户对科学帖子的参与度APER SKYGEST 接下来我们要问："使用 PAPER SKYGEST 是否会带来 Bluesky 上用户行为的变化？"我们可能会预期，与用户开始使用 PAPER SKYGEST 之前相比，使用 PAPER SKYGEST 会提高用户对学术内容的参与度，因为 PAPER SKYGEST 让这类帖子更容易被发现。

为评估这一点，我们比较每位用户首次访问 PAPER SKYGEST 前一周到后一周这段时间内，他们与帖子的互动情况。我们通过 Bluesky API 查询 PAPER SKYGEST 用户在 Bluesky 上所有帖子中发生的"点赞"事件；我们考察的是在这一时间窗口之前就已在 Bluesky 上积极参与学术内容的用户（以减少捕捉到一些表面效应，例如用户刚开始使用 Bluesky 后就立即首次使用 PAPER SKYGEST）。具体而言，我们考察在该窗口前一周内（即首次使用 PAPER SKYGEST 前两周至前一周）至少点赞过一篇论文帖子和一篇非论文帖子的用户。出于技术上的数据收集原因，并为剔除潜在机器人账号，我们还移除了在 Bluesky 上点赞总数超过 10,000 次的用户。经过这些筛选后，以下分析涵盖 796 名（25%）PAPER SKYGEST 用户。（如果提高最低活跃度门槛，我们发现的趋势大致相同，但会排除更多用户。）

对于每位用户，我们分别统计其首次使用 PAPER SKYGEST 前一周和后一周对论文帖子的点赞数，$\ell^{\text{before}}_{\text{paper}}(u)$ 和 $\ell^{\text{after}}_{\text{paper}}(u)$。我们首先考察使用 PAPER SKYGEST 后这一时间窗口内对论文帖子的点赞数差异：平均差值 $\ell^{\text{after}}_{\text{paper}}(u) - \ell^{\text{before}}_{\text{paper}}(u)$ 为 0。56，标准误为 0。12，由此得出的 95% 置信区间为 (0。33，0。78)。换言之，平均而言，用户采用 PAPER SKYGEST 后一周内对研究论文帖子的点赞数比采用前一周多 0。5 次，且这一差异具有统计显著性——值得注意的是，尽管用户很少进行"点赞"互动（平均而言，他们对展示给自己的论文帖子的点赞比例不到 1%），这一差异仍然存在。

上述分析的一个局限在于——尽管我们筛选了已在 Bluesky 上活跃的用户——用户的活跃度可能会随时间变化，而且采用 PAPER SKYGEST 仍可能与其希望在 Bluesky 上更加活跃的意愿相关。因此，为了更准确地衡量 PAPER SKYGEST 的效果，我们将互动次数的增加与用户和非研究类帖子互动次数的相应变化进行比较；如果用户活跃度的变化导致了上述效果，那么我们可能会预期用户与非研究类帖子也 会有相应程度的互动增加。因此，接下来我们分析用户参与度中与研究相关帖子互动的比例 在首次使用 PAPER SKYGEST 后一周是否发生变化。具体而言，我们统计每位用户前后两个时间窗口内的总点赞数，$\ell^{\text{before}}_{\text{total}}$和 $\ell^{\text{after}}_{\text{total}}$，并计算用户点赞中属于论文帖子的比例

$$\frac{\ell^{\text{after}}_{\text{paper}}(u)}{\ell^{\text{after}}_{\text{total}}(u)} - \frac{\ell^{\text{before}}_{\text{paper}}(u)}{\ell^{\text{before}}_{\text{total}}(u)}.$$

比例差异的平均值为 0.035，标准误为 0.0078，由此得出的 95% 置信区间为 (0.019,0.050)。换言之，用户在采用 PAPER SKYGEST 后，确实会将互动转向与研究相关的帖子；这种效应较小，但在统计上显著（平均而言，他们与论文相关帖子互动的比例增加了 3.5 个百分点）。

内容分布 最后，我们比较 PAPER SKYGEST 向用户展示的学术内容、用户与之互动的学术内容，以及 Bluesky 上全部学术内容。我们关注两个问题：(1) PAPER SKYGEST 用户是否来自各个科学学科（而非例如仅来自计算机科学）；(2) 在用户与所展示内容的互动方式上，不同（子）学科之间是否存在差异?

首先，我们发现 PAPER SKYGEST 用户看到的学术内容种类繁多，反映出其用户群的多样性（因为只有在用户关注发布帖子的账号时，才会向其展示相应内容）。我们发现，展示给 PAPER SKYGEST 用户的帖子中，8.9% 包含一篇来自综合性期刊《自然》*Nature*（或《自然》*Nature* 子刊）的文章链接，约 5.8% 链接到

[8]导致这一效应的原因或许还包括其他差异，例如信息流排序和信息流使用时间可能共同与用户互动帖子的其他原因相关；比如，用户在朋友发布论文串后立即打开我们的信息流，以便与该帖子互动。这种混杂因素只能通过针对信息流顺序开展随机对照试验来减轻；我们将在第 5 节讨论此类实验。

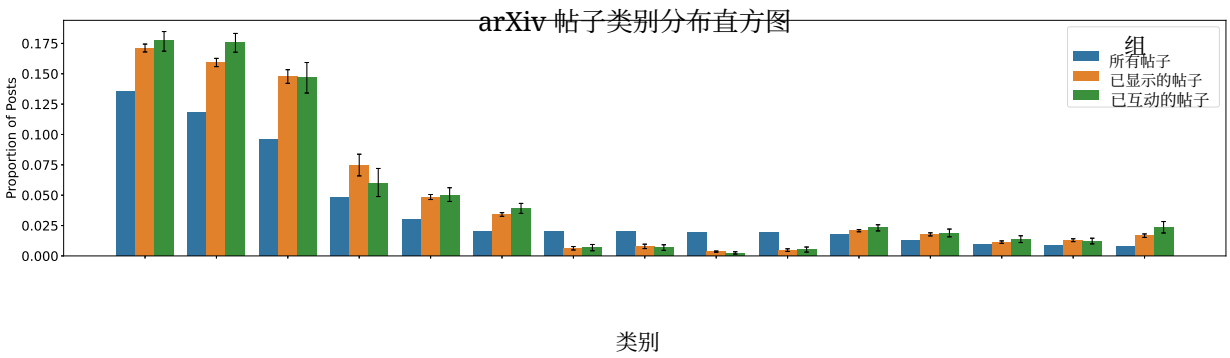


图4：在以下帖子中，arXiv 类别的分布：(a) Bluesky 上包含 arXiv 链接的帖子；(b) 展示给 PAPER SKYGEST 用户的所有包含 arXiv 链接的帖子（允许同一帖子出现在不同用户的列表中）；以及 (c) PAPER SKYGEST 用户点赞的包含 arXiv 链接的帖子（同样允许同一帖子出现在不同用户的列表中）。我们展示至少在其中一种分布中最常见类别排名前 10 的类别。我们通过生成 1,000 份用户自助抽样样本，计算聚类后的 95%置信区间。我们仅考虑来自非机器人账户的帖子。若账户用户名中包含 arxiv 或 bot，或在 Bluesky 上发帖活动极为频繁，我们便将其识别为机器人。我们使用 arXiv [3] 的公开数据，根据帖子的 arXiv 标识符确定其类别。不同类别的帖子互动率存在差异。请注意，由于省略了部分 arXiv 类别，各柱形的数值相加不等于 1。

经济学期刊或预印本服务器，约 14.6% 链接到 arXiv 上的预印本。此外，还有大量内容来自工程学和人文学科等不同领域的期刊。

其次，我们聚焦于链接至 arXiv 的帖子，研究不同学科（及其子学科）之间是否存在行为差异（因为我们可以检索每篇被链接论文的 arXiv 子类别）。在这项分析中，我们进一步筛除了（即未纳入）数据库中明显来自机器人账户的 arXiv 帖子（例如，专门发布某一类别中每篇新 arXiv 论文的账户）；这类机器人帖子约占所有带有 arXiv 论文链接的帖子的 96%。在剩余帖子中，超过 39% 至少被展示给 PAPER SKYGEST 用户一次。图4比较了语料库中帖子所涉及的 arXiv 类别分布、展示给 PAPER SKYGEST 用户的帖子所涉及的 arXiv 类别分布，以及用户对学术帖子点赞所涉及的 arXiv 类别分布。总体而言，计算机科学，尤其是人工智能（AI）和机器学习（ML），占比很高。此外，与 Bluesky 上该类别帖子的数量相比，涉及 AI/ML 论文的帖子获得的点赞和 PAPER SKYGEST 曝光都明显更多。同样，cs.CY（“计算机与社会”）类别的帖子也明显更多地展示给 PAPER SKYGEST 用户，而且展示后更容易获得互动。另一方面，关于量子物理（quant-ph 和 gr-gc）的帖子互动率较低。

4 Paper Skygest 架构

在本节中，我们将介绍 PAPER SKYGEST 的后端基础设施，以帮助其他人开发自己的信息流。我们的代码可在 https://github.com/Skygest/PaperSkygest 获取。图 1b 展示了我们的架构，它主要基于 AWS 服务构建。作为他人可能面临的实现挑战的参考：我们基于先前的模板 [82],[9] 构建了信息流的初始原型，在不到两天内便于 2024年12月完成；不过，该原型的延迟达到数秒，而且一次只能供少数用户使用。我们目前提供的架构延迟约为 50 毫秒，可随用户数量自动扩缩，并支持多种算法——该架构历经数月开发，并由多位测试用户试用，最终于 2025年3月公开发布。

Bluesky 自定义信息流生成器概览 Bluesky 如何与自定义信息流生成器集成的大致流程如下；如需进一步了解技术细节，请参阅 Bluesky 的文档 [8]。当用户选择要查看的信息流（例如 PAPER SKYGEST）时，Bluesky[10] 会查找与该信息流关联的信息流生成器（例如我们的系统），并向该信息流生成器发送请求，同时附带一个可用于识别用户的身份验证令牌。信息流生成器决定向该用户展示哪些帖子，并返回一个有序的帖子标识符列表——AT 协议上的任何帖子都可以被返回，无论用户是否关注与该帖子关联的账户。

[9]我们的初始代码改编自 MarshalX [82], 提供的开源 Python 模板。该模板提供了一个独立的单服务器信息流实现，并使用 Peewee 和 SQLite 数据库。我们将系统拆分为 AWS EC2 和 Lambda 上若干相互依赖的模块，并对其进行了扩展，以实现自动扩缩、提升效率和稳健性。[10]一般而言，其他客户端也可以通过 AT 协议查询自定义信息流；为简便起见，本文以 Bluesky 为例。

Bluesky 随后向用户展示返回列表中指定的大部分帖子；交互数据的填充等所有可视化相关工作均由其处理；此外，它还负责串帖、内容审核和帖子删除，因此最终呈现的帖子列表可能与生成器返回的帖子列表并不完全一致。这些步骤对用户而言是不可见的——在用户看来，她只需点击信息流，就能在 Bluesky 应用中看到一个帖子排名列表。

构建自定义信息流主要包含三个组成部分：(1) 处理来自 Bluesky 的请求，并返回一组帖子；(2) 维护一个用于推荐的候选帖子语料库；以及 (3) 实现推荐逻辑，以确定向每位用户展示哪些帖子。下面我们将详细介绍 PAPER SKYGEST 如何处理这三个组成部分。

4.1 信息流生成器端点

信息流生成器是一种托管信息流的服务器；信息流生成器的主要要求是实现端点 /xrpc/app.bsky.feed.getFeedSkeleton，该端点会返回要展示的帖子列表。对于 PAPER SKYGEST，确定要展示哪些帖子会产生较高的延迟——75% 的用户推荐需要超过六秒才能生成——因为我们需要通过 Bluesky API 获取用户关注的账号。让用户等待这么久是难以接受的，因此我们改为离线生成推荐，并将其存储在数据库中，再实时查询。除了提高效率之外，将推荐生成与推荐提供服务解耦还能提升稳健性：如果推荐生成过程中发生错误，对用户体验的唯一影响就是用户看到的推荐会过时。

基于此，PAPER SKYGEST 对 getFeedSkeleton 端点的实现如下：首先，我们解析请求中的身份验证令牌，以获取用户标识符。如果这是用户首次访问，我们会触发一个事件，在离线状态下生成用户的推荐，并立即返回一条帖子，提示用户几秒钟后刷新。否则，如果 PAPER SKYGEST 之前见过该用户，我们会查询 AWS DynamoDB 数据库（“recs”），获取该用户的缓存推荐列表（按下文第4.3节所述生成）。返回帖子前，我们会触发一个事件，异步重新生成用户的推荐，这样一来，如果缓存推荐已过期，用户几秒钟后刷新便能看到新的推荐。我们还会触发一个后处理事件，异步将用户保存到用户数据库，并记录用户的访问情况，包括展示过的帖子。用户前五次访问时，我们还会展示一个知情同意串帖，说明我们正在开展研究，以及如何选择退出。这种方法兼顾了较低的实时延迟和新鲜内容的提供。

分页 getFeedSkeleton 请求包含两个参数：limit（每页返回的帖子数量）；如果用户已浏览过一页内容，还会包含一个游标（当前页码）。我们从查询推荐数据库得到的帖子列表中，返回从索引 cursor 到 $\text{cursor} + \text{limit} - 1$ 的帖子，并将 cursor +limit 作为新的游标。

云托管详情 我们使用 AWS Lambda 托管此逻辑。AWS Lambda 是一项无服务器计算服务，可根据使用情况扩展分配的计算资源。这使我们能够以稳健且经济高效的方式，适应并应对不同时间的系统负载。我们在 AWS API Gateway 上设置端点，并将其连接到 Lambda 函数。后处理在单独的 Lambda 函数中进行。推荐生成和后处理事件通过 AWS SQS 触发。如果 Lambda 函数几分钟内未被调用，就会关闭，并在下次调用时重新启动；由于重新启动会导致提供推荐内容时出现延迟，我们设置了 AWS EventBridge 定时任务，每四分钟调用一次该函数，以保持 Lambda 函数处于活动状态。

除了 getFeedSkeleton 端点外，我们还会发布一条带有唯一标识符的信息流记录，并实现另外两个必需的端点（/xrpc/app.bsky.feed.describeFeedGenerator 和 /.well-known/did.json）。同样，我们使用 AWS Lambda 和 API Gateway 来实现这些端点；这两个端点的代码与模板 [82]并无显著差异。

4.2 Firehose

为了汇集 Bluesky 帖子语料库，我们搭建了一台 AWS EC2 服务器，用于订阅 Bluesky Firehose。简而言之，Firehose 是 Bluesky 上公开“事件”的信息流，例如用户创建或点赞某条帖子，或关注另一位用户 [53]。具体来说，我们监听帖子创建事件。我们会检查每条新帖子的文本和元数据（包括嵌入链接），并筛选出与学术论文相关的帖子——也就是说，筛选出满足以下条件之一的帖子：(a) 含有指向学术期刊或托管预印本和工作论文的平台的链接；或 (b) 至少包含三个与发布新学术成果相关的关键词。我们也将这一筛选器开源。我们将这些帖子存储在 AWS DynamoDB 数据库（“帖子”）中，并维护一个按创建日期排序的帖子作者索引。

除了帖子创建事件，我们还监听 Firehose 上的其他几类事件，包括用户互动（例如，用户点赞某条帖子）。我们在 EC2 上维护一个本地数据库，记录数据集中所有与论文相关的帖子的唯一标识符，并筛选出与论文帖子相关的互动。我们将筛选后的互动保存到其他 DynamoDB 数据库中。我们还监听帖子删除事件，以便在帖子数据库中将这些帖子标记为已删除。

为提高效率，在摄取相关事件后，我们会将事件添加到队列中。我们设置并行工作进程，从队列中获取事件，进行筛选并写入数据库。

4.3 推荐生成

推荐生成过程用于根据论文帖子数据库和一组推荐算法，为每位用户计算推荐结果。该过程分为两个组件：分派模块负责将 PAPER SKYGEST 用户分配到各个批次，生成模块则并行地为每个批次生成推荐。

推荐分派模块 推荐分派模块查询用户数据库，获取 PAPER SKYGEST 用户列表。该模块将这些用户随机分配到每批 20 人的批次中，并为每个批次触发生成模块的异步调用。该模块每 20 分钟运行一次。

推荐生成模块 对于批次中的每位用户，该模块会生成推荐，并将其保存到推荐数据库中；当用户请求信息流时，信息流生成器会查询该数据库。
对于每位用户，生成模块都会运行一个或多个推荐算法。在默认的 PAPER SKYGEST 使用体验中，用户看到的是由“逆时间顺序”算法生成的推荐；该算法只会按时间倒序展示用户所关注账号发布的帖子。给定用户标识符后，我们会通过 Bluesky 的公共 API 请求该用户关注的账号。随后，我们会查询这些账号各自的帖子作者索引，找出每个账号最近发布的十条帖子。接着，我们按时间顺序对所有这些帖子进行排序，并将最早的 150 条存入推荐数据库。

在生成推荐时，我们目前还会生成包含用户所关注账号发布的转发和引用帖子的备选推荐；截至 2025年11月，这些推荐已部署给随机抽取的一部分用户。要部署这类备选推荐，我们的信息流生成器端点只需向推荐数据库请求不同的算法；事实上，该端点可以为每位用户请求不同的算法。我们还会将每种排序中的前 30 条帖子保存到反事实 _ 推荐数据库中，以便开展未来的分析。这样，我们就能了解用户若当时查看信息流，并且我们采用了其他算法，会看到哪些内容；但用户要求不纳入研究的情况除外。这使我们能够开展 González-Bailón 等人 [27]所建议的反事实比较研究。

最后，由于信息流生成器端点仅与推荐数据库交互，因此我们也可以将推荐生成拆分为适用于不同算法的独立子模块。目前，我们正在开发一个算法信息流原型；部署后，我们可以将这部分逻辑放在现有的推荐生成模块中，也可以放在一个同样写入推荐数据库的独立模块中。

云托管详情 最初，生成模块和分派模块分别部署在独立的 AWS Lambda 函数上。分派模块由 AWS EventBridge 定时计划触发，并通过 Amazon SQS 向生成模块发送生成消息。现在，生成模块和分派模块都是运行在 AWS EC2 实例上的 Python 模块，因为这种方式能够更高效地随着反事实推荐算法数量的增加而扩展。生成逻辑也部署在 AWS Lambda 上，以便信息流生成器在用户访问信息流时触发异步刷新。推荐数据库和反事实_推荐数据库均为 AWS DynamoDB 数据库。

冷启动与引导 如果在生成推荐时，用户查看信息流的次数少于十次，我们会在前面添加一条介绍 PAPER SKYGEST 详情的帖子（也可能附上包含知情同意信息的帖子串）。

当用户的 Skygest 信息流中帖子少于 10 条时（因为他们关注的账号发布的研究内容不足），我们会附加一条帖子，鼓励用户关注更多账号，然后显示一个按以下方式生成的“默认”信息流。在调度阶段，我们还会随机选择一个批次，用于重新生成默认信息流。在推荐模块处理该批次的推荐时，我们会保存该批次向用户推荐的所有帖子中最新的 150 条。我们也会向已登出用户显示这个默认信息流，因为我们没有这类用户的关注者信息。

ATProtocol 与 PaperSkygest 的 5 种应用

Bluesky 上的自定义信息流为学者提供了一个新途径，使他们能够在无需与平台本身合作的情况下，面向自然用户构建、部署和评估社交媒体算法。我们使用 PAPER SKYGEST 的经验表明，学者可以利用自定义信息流托管推荐系统，并获得自然用户的持续使用。我们认为，自定义信息流，尤其是 PAPER SKYGEST，使研究社群能够探索值得关注的新问题。此外，我们希望对系统架构的介绍以及所提供的代码能够助力其他人开展这方面的分析。

对算法设计的因果研究 虽然我们在上文展示的结果是对用户行为的观察，但我们为 PAPER SKYGEST 构建的基础设施旨在支持实验（随机对照试验）。我们支持为不同用户使用不同的算法，包括在用户之间随机分配算法。我们还会为每位用户保存多种不同推荐算法生成的反事实推荐，并随着时间推移收集公开互动数据，例如用户点赞和转发。我们也可以插入征集问卷回复的帖子，就像我们在信息流开头插入包含知情同意信息的帖子一样。利用这些要素，我们可以比较不同信息流设计下的用户参与度和满意度。（我们指出，在帖子层面比较信息流设计会颇具挑战，因为存在排序顺序效应，参见 Schein 等人 [79]。）

以用户自主性为导向的设计 自定义信息流让用户能够从预先设定的一组算法中进行选择，从而实现算法选择；而近期研究提出并探索了这样的平台设计：用户可以对推荐进行精细控制 [63], ，甚至可以在信息流内 进行控制 [43, 44]。例如，Carroll 等人 [13] 推出了一套通过自然语言调整推荐的系统；Instagram 推出了一个页面，让用户选择要纳入其信息流的主题 [40], ；Malki 等人 [59] 则构建了一个提供多种控制选项的界面。Bluesky 为推出可控信息流提供了令人振奋的机会，尤其是因为 Bluesky 用户已经熟悉算法选择，因此可能更愿意主动采用可控信息流。一种途径是构建外部界面，让用户配置自己对 PAPER SKYGEST 这类自定义信息流的偏好（例如，调整转发权重或内容多样性等参数），然后据此为该用户生成自定义信息流。Malki 等人 [59] 通过试点推出面向 Bluesky 帖子的用户控制界面取得了进展，但尚未将其整合到已部署的自定义信息流中。

信息流的其他可能性PAPER SKYGEST 除了 PAPER SKYGEST，还有许多值得探讨的开放问题。例如，可以利用包含两极化内容的信息流来探索新颖的桥接算法 [92]。以娱乐内容为主的信息流则可用于研究过度消费及相关干预措施——例如，可以探讨在向用户展示信息流之前设置延迟或提供健康提醒的效果，Grüning 等人 [29]的研究便采用了类似做法。更广泛地说，由于自定义信息流的设计不限制可展示的帖子，而且所有 Bluesky 帖子都可以通过 Firehose 接入，因此算法设计的空间很大；这与基于浏览器扩展进行重新排序时常见的限制形成了对比 [71]。

局限性自定义信息流实验的一项局限是，由于 Bluesky 或该信息流的用户群体具有独特性，这类实验的外部效度可能较低。此外，自定义信息流实验仍面临研究社交媒体平台上因果效应时固有的若干挑战，例如干扰和共生偏差[6, 10]。最后，尽管去中心化社交媒体平台为学者在平台原生环境中开展研究提供了令人振奋的机会，但他们仍需通过开发用户想要的产品来吸引自然用户。

6 结论

本文介绍了 PAPER SKYGEST，这是 Bluesky 上的一个自定义信息流，为学术用户展示与论文相关的个性化帖子。我们展示了 PAPER SKYGEST 持续使用的定量证据和积极的定性反馈，并利用 PAPER SKYGEST 的数据探索学术界对 Bluesky 的使用。我们详细介绍了基础设施，以便他人借鉴我们的部署经验，并分享了完整的代码。最后，我们强调了 PAPER SKYGEST 等自定义信息流的潜力：它们能够利用自然用户、在没有行业合作的情况下，推动对推荐算法的学术研究。

致谢

作者谨此感谢康奈尔大学人工智能、实践与政策小组，以及其他研讨会和小组会议的参与者。我们还感谢 Rebekah Greenwood 设计 PAPER SKYGEST 标志，感谢 Adi Tsach 整理 Bluesky 上的 arXiv 机器人账户列表，感谢 Devin Gaffney 和 Joseph Schafer 提供宝贵的交流，也感谢

Andrés Monroy-Hernández、Martin Saveski、Mor Naaman 和 Robin Burke 为我们指出相关工作。SG 获得 NSERC PGS-D 博士奖学金 [587665]的支持。NG 的研究获得 NSF CAREER IIS-2339427、斯隆基金会、美国国家航空航天局、康奈尔科技城市技术中心、谷歌、Meta 和亚马逊研究奖的支持。PAPER SKYGEST 基于 AWS 构建，并获得亚马逊研究奖提供的 AWS 积分支持。

参考文献

[1] Eleonora Alabrese、Francesco Capozza 和 Prashant Garg。政治化科学家：在 Twitter 上进行政治表达的可信度代价。2024年。[2] Wenceslao Arroyo-Machado、Nicolas Robinson-Garcia 和 Daniel Torres-Salinas。Bluesky 上有明星吗？对比探索 X 与 Bluesky 上的 Altmetric 提及。《计量信息学杂志》，19(3):101700，2025年。ISSN 1751-1577。doi: https://doi.org/10.1016/j.joi.2025.101700。URL https://www. sciencedirect.com/science/article/pii/S1751157725000641。[3] arXiv.org。arXiv 数据集，2024年。URL https://www.kaggle.com/dsv/7548853。[4] Eytan Bakshy、Solomon Messing 和 Lada A Adamic。在 Facebook 上接触意识形态多元化的新闻和观点。《科学》，348(6239):1130–1132，2015年。[5] Leonhard Balduf、Saidu Sokoto、Onur Ascigil、Gareth Tyson、Björn Scheuermann、Maciej Korczy´nski、Ignacio Castro 和 Michaundefined Król。纵观 Bluesky 的蓝天。在*2024*年*ACM*互联网测量大会论文集，IMC '24，第76–91页，纽约州纽约市，2024年。计算机协会。ISBN 9798400705922。doi: 10.1145/3646547.3688407。URL https://doi.org/10.1145/3646547.3688407。[6] Guillaume W. Basse 和 Edoardo M. Airoldi。任意干扰与网络干扰下基于设计的因果推断和 A/B 测试的局限性。《社会学方法论》，48(1):136–151，2018年。doi: 10.1177/0081175018782569。URL https://doi.org/10.1177/0081175018782569。[7] Holly M Bik 和 Miriam C Goldstein。科学家社交媒体入门。《*PLoS*生物学》，11(4): e1001535，2013年。[8] Bluesky, PBC。自定义信息流。URL https://docs.bsky.app/docs/starter-templates/custom-feeds。[9] Trevor A Branch、Isabelle M Côté、Solomon R David、Joshua A Drew、Michelle LaRue、Melissa C Márquez、E Chris M Parsons、D Rabaiotti、David Shiffman、David A Steen 等。受控实验发现，Twitter 推广未带来可检测的引用量提升。*PLOS One*，19(3):e0292201，2024年。[10] Jennifer Brennan、Yahu Cong、Yiwei Yu、Lina Lin、Yajun Peng、Changping Meng、Ningren Han、Jean Pouget- Abadie 和 David M. Holtz。通过改进推荐算法的 A/B 测试减少共生偏差。在*2025*年*ACM*万维网大会论文集，WWW '25，第3702–3715页，纽约州纽约市，2025年。计算机协会。ISBN 9798400712746。doi: 10.1145/3696410.3714738。URL https://doi.org/10.1145/3696410.3714738。[11] Robin Burke 和 Michael Ekstrand。使用 POPROX 开展推荐系统用户研究。在第*33*届*ACM*用户建模、自适应与个性化会议附属论文集，第1–2页，2025年。[12] Qingpeng Cai、Zhenghai Xue、Chi Zhang、Wanqi Xue、Shuchang Liu、Ruohan Zhan、Xueliang Wang、Tianyou Zuo、Wentao Xie、Dong Zheng 等。用于短视频推荐的两阶段约束演员-评论家算法。在*2023*年*ACM Web*会议论文集，第865–875页，2023年。[13] Micah Carroll、Adeline Foote、Marcus Williams、Anca Dragan、W. Bradley Knox 和 Smitha Milli。CTRL-Rec：使用自然语言控制推荐系统。在*ICLR 2025*双向人类-*AI*对齐研讨会，2025年。URL https://openreview.net/forum?id=tXl1gdoAoV。[14] Sarah H. Cen、Andrew Ilyas、Jennifer Allen、Hannah Li 和 Aleksander Madry。衡量推荐中的策略化行为：用户会调整行为以塑造未来内容。在第*25*届*ACM*经济学与计算会议，EC '24，第203–204页，纽约州纽约市，2024年。计算机协会。ISBN 9798400707049。doi: 10.1145/3670865.3673634。URL https://doi.org/10.1145/ 3670865.3673634。[15] Kimberley Collins、David Shiffman 和 Jenny Rock。科学家如何在工作场所使用社交媒体？*PLOS One*，11(10):e0162680，2016年。[16] Tom Cunningham、Sana Pandey、Leif Sigerson、Jonathan Stray、Jeff Allen、Bonnie Barrilleaux、Ravi Iyer、Mohit Kothari、Behnam Rezaei、Sanjay Kairam 等。依据互动与非互动信号进行排序：来自行业的经验。《纽约科学院年刊》，2025年。

[17] Emily S Darling、David Shiffman、Isabelle M Côté 和 Joshua A Drew。Twitter 在科学出版物生命周期中的作用。*arXiv* 预印本 *arXiv:1305.0435*，2013年。[18] Dominic DiFranzo 和 Natalie N. Bazarova。The Truman Platform：用于实验研究的社交媒体模拟。2018)。[19] Michael D. Ekstrand、Daniel Kluver、F. Maxwell Harper 和 Joseph A. Konstan。让用户选择推荐算法：一项实验研究。在第*9*届*ACM*推荐系统会议论文集，RecSys '15，第11–18页，纽约州纽约市，2015年。计算机协会。ISBN 9781450336925。doi: 10.1145/2792838.2800195。URL https://doi.org/10.1145/2792838.2800195。[20] Ziv Epstein 和 Hause Lin。Yourfeed：迈向社交媒体的开放科学与互操作系统。*arXiv* 预印本 *arXiv:2207.07478*，2022年。[21] Andrea Failla 和 Giulio Rossetti。"今晚我在 Bluesky"：一年来社交数据的洞见。*PLOSOne*，19(11):1–17，2024年11月。doi: 10.1371/journal.pone.0310330。URL https://doi.org/10.1371/journal. pone.0310330。[22] Daniel Feenberg、Ina Ganguli、Patrick Gaulé 和 Jonathan Gruber。先发优势：阅读和引用 NBER 工作论文时的顺序偏差。《经济学与统计学评论》，99(1):32–39，2017年3月。ISSN 0034-6535。[23] Seth Flaxman、Sharad Goel 和 Justin M Rao。过滤气泡、回音室与在线新闻消费。《公众舆论季刊》，80(S1):298–320，2016年。[24] Markus Flicke、Glenn Angrabeit、Madhav Iyengar、Vitalii Protsenko、Illia Shakun、Jovan Cicvaric、Bora Kargi、Haoyu He、Lukas Schuler、Lewin Scholz 等。Scholar Inbox：面向科学家的个性化论文推荐。*arXiv* 预印本 *arXiv:2504.08385*，2025年。[25] Francis Fukuyama、Barak Richman、Ashish Goel、Roberta R Katz、A Douglas Melamed 和 Marietje Schaake。主导数字平台的中间件：应对民主威胁的技术解决方案。*CyberPolicy Center，Freeman Spogli Institute*，2020年。[26] Prashant Garg 和 Thiemo Fetzer。学者在社交媒体上的政治表达。*Nature Human Behaviour*，2025年。[27] Sandra González-Bailón、David Lazer、Pablo Barberá、Meiqing Zhang、Hunt Allcott、Taylor Brown、Adriana Crespo-Tenorio、Deen Freelon、Matthew Gentzkow、Andrew M Guess 等。在 Facebook 上接触政治新闻时存在不对称的意识形态隔离。《科学》，381(6656):392–398，2023年。[28] Sophie Greenwood、Sudalakshmee Chiniah 和 Nikhil Garg。推荐中的用户-项目公平性权衡。在 A. Globerson、L. Mackey、D. Belgrave、A. Fan、U. Paquet、J. Tomczak 和 C. Zhang 编，神经信息处理系统进展，第37卷，第114236–114288页。Curran Associates, Inc.，2024年。URL https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2024/file/ cf836efd32fd53493e02d26670f04d46-Paper-Conference.pdf。[29] David J. Grüning、Frederik Riedel 和 Philipp Lorenz-Spreen。通过 one sec 自我助推应用引导智能手机使用。《美国国家科学院院刊》，120(8):e2213114120，2023年。doi: 10.1073/pnas. 2213114120。URL https://www.pnas.org/doi/abs/10.1073/pnas.2213114120。[30] Lars Guenther、Claudia Wilhelm、Corinna Oschatz 和 Janise Brück。Twitter 上的科学传播：衡量参与度指标及其与传播学者推文内容中用户互动的关联。《公众理解科学》，32(7):860–869，2023年。[31] Andrew M. Guess、Neil Malhotra、Jennifer Pan、Pablo Barberá、Hunt Allcott、Taylor Brown、Adriana Crespo-Tenorio、Drew Dimmery、Deen Freelon、Matthew Gentzkow、Sandra González-Bailón、Edward Kennedy、Young Mie Kim、David Lazer、Devra Moehler、Brendan Nyhan、Carlos Velasco Rivera、Jaime Settle、Daniel Robert Thomas、Emily Thorson、Rebekah Tromble、Arjun Wilkins、Magdalena Wojcieszak、Beixian Xiong、Chad Kiewiet de Jonge、Annie Franco、Winter Mason、Natalie Jomini Stroud 和 Joshua A. Tucker。社交媒体信息流算法如何影响选举竞选中的态度与行为？《科学》，381(6656):398–404，2023年。doi: 10.1126/science.abp9364。URL https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.abp9364。[32] Andrew M. Guess、Neil Malhotra、Jennifer Pan、Pablo Barberá、Hunt Allcott、Taylor Brown、Adriana Crespo-Tenorio、Drew Dimmery、Deen Freelon、Matthew Gentzkow、Sandra González-Bailón、Edward Kennedy、Young Mie Kim、David Lazer、Devra Moehler、Brendan Nyhan、Carlos Velasco Rivera、Jaime Settle、Daniel Robert Thomas、Emily Thorson、Rebekah Tromble、Arjun Wilkins、Magdalena Wojcieszak、Beixian Xiong、Chad Kiewiet de Jonge、Annie Franco、Winter Mason、Natalie Jomini Stroud 和 Joshua A. Tucker。社交媒体上的再次分享会放大政治新闻，但不会对信念或意见产生可检测的影响。《科学》，381(6656):404–408，2023年。doi: 10.1126/science.add8424。URL https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.add8424。

[33] Asif-ul Haque 和 Paul Ginsparg。arXiv 中位置对引用和读者量的影响。《美国信息科学与技术学会期刊》，60(11):2203–2218，2009年。doi：https://doi.org/10.1002/asi.21166。URL https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/asi.21166。[34] Asif-ul Haque 和 Paul Ginsparg。最后但同样重要：位置对 arXiv 中引用和读者量的额外影响。《美国信息科学与技术学会期刊》，61(12):2381–2388，2010年。[35] F. Maxwell Harper 和 Joseph A. Konstan。MovieLens 数据集：历史与背景。ACM Trans. Interact. Intell. Syst.，5(4)，2015年12月。ISSN 2160-6455。doi：10.1145/2827872。URL https://doi.org/10.1145/ 2827872。[36] F. Maxwell Harper、Funing Xu、Harmanpreet Kaur、Kyle Condiff、Shuo Chang 和 Loren Terveen。让用户掌控自己的推荐。载于第九届 ACM推荐系统会议论文集，RecSys '15，第3–10页，纽约州纽约市，2015年。计算机协会。ISBN 9781450336925。doi：10.1145/2792838.2800179。URL https://doi.org/10.1145/2792838.2800179。[37] Andreas Haupt、Dylan Hadfield-Menell 和 Chara Podimata。向策略性用户进行推荐。论文 2302.06559，arXiv.org，2023年2月。URL https://ideas.repec.org/p/arx/papers/2302.06559.html。[38] Karl Higley、Robin Burke、Michael D Ekstrand 和 Bart P Knijnenburg。新闻推荐研究（大多没有）教会我们如何构建新闻推荐系统。arXiv 预印本 arXiv:2509.12361，2025年。[39] Ferenc Huszár、Sofia Ira Ktena、Conor O'Brien、Luca Belli、Andrew Schlaikjer 和 Moritz Hardt。Twitter 上政治内容的算法放大。《美国国家科学院院刊》，119(1):e2025334119，2022年。[40]Andrew Hutchinson。Instagram 测试 Reels 算法控制选项，2025年。URL https://www.socialmediatoday.com/news/instagram-rolls-out-reels-topic-algorithm-control-option/ 802426/。[41] Sohyeon Hwang、Sophie Rollins、Thatiany Andrade Nunes、Yuhan Liu、Richmond Wong、Aaron Shaw 和 Andrés Monroy-Hernández。共同治理：迈向社区运营的社交媒体基础设施。arXiv 预印本 arXiv:2509.19653，2025年。[42] Arvin Jagayat。用户信誉指标：减少社交媒体上的虚假新闻传播。2024年9月。doi：10.32920/26866507.v1。URL https://rshare.library.torontomu.ca/articles/thesis/User_信誉_指标_以_减少_虚假_新闻_的_传播_在_社交_媒体_/26866507。[43] Farnaz Jahanbakhsh、Dora Zhao、Tiziano Piccardi、Zachary Robertson、Ziv Epstein、Sanmi Koyejo 和 Michael S Bernstein。社交媒体排序算法的价值对齐。arXiv 预印本 arXiv:2509.14434，2025年。[44] Dietmar Jannach、Sidra Naveed 和 Michael Jugovac。推荐系统中的用户控制：概述与交互挑战。第278卷，第21–33页，2017年2月。ISBN 978-3-319-53675-0。doi：10.1007/ 978-3-319-53676-7 2。_[45] Ujun Jeong、Bohan Jiang、Zhen Tan、H. Russell Bernard 和 Huan Liu。Descriptor：Bluesky Social 社交互动的时序多网络数据集（BlueTempNet）。IEEE数据描述，1:71–79，2024年。doi：10.1109/IEEEDATA.2024.3474640。[46] Chenyan Jia、Michelle S Lam、Minh Chau Mai、Jeffrey T Hancock 和 Michael S Bernstein。通过社会目标函数将民主价值观融入社交媒体人工智能。《ACM 人机交互论文集》，8(CSCW1):1–36，2024年。[47] Sebastian Jilke、Jiahuan Lu、Chengxin Xu 和 Shugo Shinohara。在公共行政中运用大规模社交媒体实验：评估政府资助非营利组织的慈善效应。《公共行政研究与理论期刊》，29(4):627–639，2019年。[48] Jakob Jünger 和 Birte Fähnrich。真的没有人在意吗？分析传播学者在 Twitter 上的公众参与度。《新媒体与社会》，22(3):387–408，2020年。[49] Hyeonsu B Kang、Rafal Kocielnik、Andrew Head、Jiangjiang Yang、Matt Latzke、Aniket Kittur、Daniel S Weld、Doug Downey 和 Jonathan Bragg。从你认识的人到你读的内容：利用隐式社交网络增强科学推荐。载于2022年 CHI计算机系统中的人为因素大会论文集，CHI '22，纽约州纽约市，2022年。计算机协会。ISBN 9781450391573。doi：10.1145/3491102.3517470。URL https://doi.org/10.1145/3491102.3517470。[50] Qing Ke、Yong-Yeol Ahn 和 Cassidy R S ugimoto。对 Twitter 上科学家的系统性识别与分析。PLOS One，12(4):e0175368，2017年。[51] Jon Kleinberg、Sendhil Mullainathan 和 Manish Raghavan。理解用户需求的挑战：不一致偏好与互动优化。《管理科学》，70(9):6336–6355，2024年。

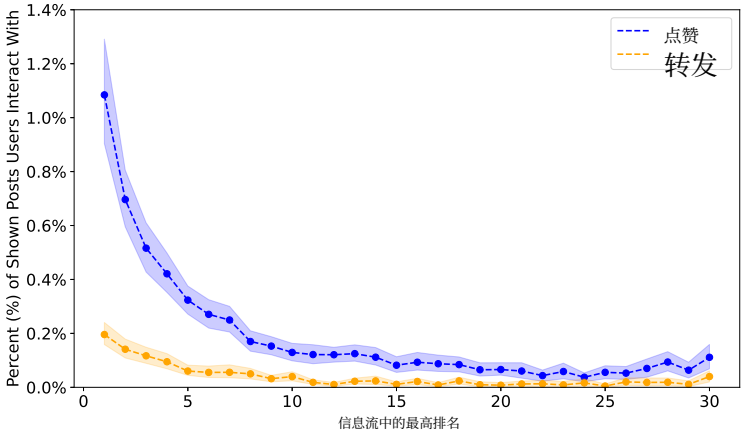
[52] Jon Kleinberg、Emily Ryu 和 Éva Tardos。面向注意力衰减用户的校准推荐，2024年。URL https://arxiv.org/abs/2302.03239。[53] Martin Kleppmann、Paul Frazee、Jake Gold、Jay Graber、Daniel Holmgren、Devin Ivy、Jeromy Johnson、Bryan Newbold 和 Jaz Volpert。Bluesky 与 AT 协议：易用的去中心化社交媒体。载于*ACM Conext-2024 互联网去中心化研讨会论文集*，DIN '24，第1–7页，纽约州纽约市，2024年。计算机协会。ISBN 9798400712524。doi：10.1145/3694809.3700740。URL https://doi.org/10.1145/3694809.3700740。[54] Joseph A Konstan、Bradley N Miller、David Maltz、Jonathan L Herlocker、Lee R Gordon 和 John Riedl。GroupLens：将协同过滤应用于 Usenet 新闻。《*ACM* 通讯》，40(3):77–87，1997年。[55] Adam DI Kramer、Jamie E Guillory 和 Jeffrey T Hancock。通过社交网络发生大规模情绪传染的实验证据。《美国国家科学院院刊》，111(24):8788–8790，2014年。[56] David Lazer。研究互联网上的人类注意力。《美国国家科学院院刊》，117(1): 21–22，2020年。[57] Hause Lin、Haritz Garro、Nils Wernerfelt、Jesse Shore、Adam Hughes、Daniel Deisenroth、Nathaniel Barr、Adam Berinsky、Dean Eckles、Gordon Pennycook 等。利用数字准确性提示广告大规模减少错误信息分享。*PsyArXiv*，2024年。[58] Hongzun Liu、Kang Yin、Tianyu Sun、Rui Huang、Yunsong Li、Xiao Fang、Zhaojie Liu、Weidong Liu 和 Guorui Zhou。De-Anchor：在点击率预测中缓解注意力极化，实现终身用户行为建模。载于*2024 年 ACM Web 会议伴随论文集*，WWW '24，第694–697页，纽约州纽约市，2024年。计算机协会。ISBN 9798400701726。doi：10.1145/3589335.3651486。URL https://doi.org/10.1145/3589335.3651486。[59] Omar El Malki、Marianne Aubin Le Quéré、Andrés Monroy-Hernández 和 Manoel Horta Ribeiro。Bonsai：有意图且个性化的社交媒体信息流。*arXiv* 预印本 *arXiv:2509.10776*，2025年。[60] Smitha Milli、Luca Belli 和 Moritz Hardt。从优化参与度到衡量价值。载于*2021年 ACM 公平性、问责制与透明度会议论文集*，FAccT '21，第714–722页，纽约州纽约市，2021年。计算机协会。ISBN 9781450383097。doi：10.1145/3442188.3445933。URL https://doi.org/10.1145/3442188.3445933。[61] Smitha Milli、Emma Pierson 和 Nikhil Garg。选择恰当的权重：平衡推荐系统中的价值、策略与噪声。*arXiv* 预印本 *arXiv:2305.17428*，2023年。[62] Smitha Milli、Micah Carroll、Yike Wang、Sashrika Pandey、Sebastian Zhao 和 Anca D Dragan。社交媒体上的参与度、用户满意度与分裂性内容的放大。《*PNAS Nexus*》，4(3):pgaf062，2025年。[63] Alex Moehring、Alissa Cooper、Arvind Narayanan、Aviv Ovadya、Elissa Redmiles、Jeff Allen、Jonathan Stray、Julia Kamin、Leif Sigerson、Luke Thorburn、Matt Motyl、Motahhare Eslami、Nadine Farid Johnson、Nathaniel Lubin、Ravi Iyer 和 Zander Arnao。更好的信息流：以人为本的算法。奈特—乔治城研究所，2025年。URL https://kgi.georgetown.edu/research-and-commentary/better-feeds/。[64] Philippe Mongeon、Timothy D Bowman 和 Rodrigo Costas。Twitter 学者开放数据集。《定量科学研究》，4(2):314–324，2023年。[65] Mohsen Mosleh、Gordon Pennycook 和 David G Rand。社交媒体现场实验。《心理科学最新进展》，31(1):69–75，2022年。[66] Brendan Nyhan、Jaime Settle、Emily Thorson、Magdalena Wojcieszak、Pablo Barberá、Annie Y Chen、Hunt Allcott、Taylor Brown、Adriana Crespo-Tenorio、Drew Dimmery 等。Facebook 上志同道合的信息来源十分普遍，但并未加剧极化。《自然》，620(7972):137–144，2023年。[67] Tolulope Oshinowo、Sohyeon Hwang、Amy X Zhang 和 Andrés Monroy-Hernández。观察去中心化社交媒体协议中的政治。*arXiv* 预印本 *arXiv:2505.22962*，2025年。[68] Katherine Panciera、Reid Priedhorsky、Thomas Erickson 和 Loren Terveen。潜水者？Cyclopath 用户？地理维基用户行为的定量生命周期分析。载于*SIGCHI 人机交互系统中的人为因素会议论文集*，第1917–1926页，2010年。[69] Gourab K Patro、Lorenzo Porcaro、Laura Mitchell、Qiuyue Zhang、Meike Zehlike 和 Nikhil Garg。公平排序：批判性综述、挑战与未来方向。载于*2022年 ACM 公平性、问责制与透明度会议论文集*，第1929–1942页，2022年。[70] Kenny Peng、Manish Raghavan、Emma Pierson、Jon Kleinberg 和 Nikhil Garg。调和推荐中的准确性与多样性权衡。载于*2024 年 ACM Web 会议论文集*，第1318–1329页，2024年。

[71] Tiziano Piccardi、Martin Saveski、Chenyan Jia、Jeffrey Hancock、Jeanne L Tsai 和 Michael S Bernstein。《社交媒体信息流重排序：现场实验实用指南》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2406.19571*，2024年。[72] Tiziano Piccardi、Martin Saveski、Chenyan Jia、Jeffrey T. Hancock、Jeanne L. Tsai 和 Michael Bernstein。《社交媒体算法可通过让用户接触反民主态度和党派敌意来塑造情感极化》，2024年。网址：https://arxiv.org/abs/2411.14652。[73] Jingyi Qiu、Yan Chen、Alain Cohn 和 Alvin E Roth。《社交媒体与就业市场成功：Twitter 上的一项现场实验》。可见 *SSRN 4778120*，2024年。[74] Dorian Quelle 和 Alexandre Bovet。《Bluesky：网络拓扑、极化与算法策展》。*PLOSOne*，2025年。doi：https://doi.org/10.1371/journal.pone.0318034。[75] Dorian Quelle、Frederic Denker、Prashant Garg 和 Alexandre Bovet。《学者为何离开 Twitter 转投 Bluesky》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2505.24801*，2025年。[76] M.J. Salganik、P.S. Dodds 和 D.J. Watts。《人工文化市场中不平等与不可预测性的实验研究》。《科学》，311(5762)：854–6，2006年。doi：10.1126/science.1121066。[77] Badrul Sarwar、George Karypis、Joseph Konstan 和 John Riedl。基于物品的协同过滤推荐算法。载于第十届国际万维网大会论文集，WWW '01，第285–295页，纽约州纽约市，2001年。计算机协会。ISBN 1581133480。doi：10.1145/371920.372071。网址：https://doi.org/10.1145/371920.372071。[78] Martin Saveski、Nabeel Gillani、Ann Yuan、Prashanth Vijayaraghavan 和 Deb Roy。《通过换位思考减少社交媒体上的情感极化》。载于国际 *AAAI* 网络与社交媒体会议论文集，第16卷，第885–895页，2022年。[79] Aaron Schein、Keyon Vafa、Dhanya Sridhar、Victor Veitch、Jeffrey Quinn、James Moffet、David M Blei 和 Donald P Green。《评估朋友间短信联系对2018年美国中期选举投票率的影响》。载于 *2021*年网络会议论文集，第2025–2036页，2021年。[80] Elisa Shearer。《超过八成的美国人通过数字设备获取新闻》。皮尤研究中心，12，2021年。[81] D S Shiffman 和 J Wester。科学家认为 Twitter 已不再具有专业用途，并已转用 Bluesky。《综合与比较生物学》，第 icaf127 页，2025年7月。ISSN 1540-7063。doi：10.1093/icb/icaf127。网址：https://doi.org/10.1093/icb/icaf127。[82]Ilya Siamionau。bluesky-feed-generator，2025年。网址：https://github.com/MarshalX/bluesky-feed-generator。[83] Alyssa Smith、Ilya Amburg、Sagar Kumar、Brooke Foucault Welles 和 Nicholas W. Landry。A Blue Start：大型成对及高阶社会网络数据集，2025年。网址：https://arxiv.org/abs/2505.11608。[84] Jonathan Stray、Ivan Vendrov、Jeremy Nixon、Steven Adler 和 Dylan Hadfield-Menell。《你在优化什么？让推荐系统与人类价值观保持一致》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2107.10939*，2021年。[85] Jonathan Stray、Alon Halevy、Parisa Assar、Dylan Hadfield-Menell、Craig Boutilier、Amar Ashar、Chloe Bakalar、Lex Beattie、Michael Ekstrand、Claire Leibowicz 等。《将人类价值观融入推荐系统：跨学科综述》。《*ACM*推荐系统汇刊》，2(3)：1–57，2024年。[86] Leona Yi-Fan Su、Dietram A Scheufele、Larry Bell、Dominique Brossard 和 Michael A Xenos。《信息分享与社区建设：探索 Twitter 在科学公共关系中的应用》。《科学传播》，39(5)：569–597，2017年。[87] Mike Taylor 和 Carlos Areia。《Bluesky 领先在前，但 X 是只死鹦鹉吗？》，2025年。网址：https://www.altmetric.com/blog/blueskys-ahead-but-is-x-a-dead-parrot/。[88] Laura Van Eperen 和 Francesco M Marincola。《科学家如何利用社交媒体传播研究成果》。《转化医学杂志》，9(1)：199，2011年。[89] Angelina Voggenreiter、Sophie Brandt、Fabian Putterer、Andreas Frings 和 Juergen Pfeffer。《点赞的作用：在线反馈如何影响用户的心理健康》。载于第十六届 *ACM* 网络科学会议论文集，第 302–310 页，2024 年。[90] Brian E Weeks 、 Alberto Ardèvol-Abreu 和 Homero Gil de Zúñiga。《在线影响力？社交媒体使用、意见领袖作用与政治说服》。《国际公众舆论研究杂志》，29(2)：214–239，2017年。[91] E Glen Weyl、Luke Thorburn、Emillie de Keulenaar、Jacob Mchangama、Divya Siddarth 和 Audrey Tang。《亲社会媒体》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2502.10834*，2025年。

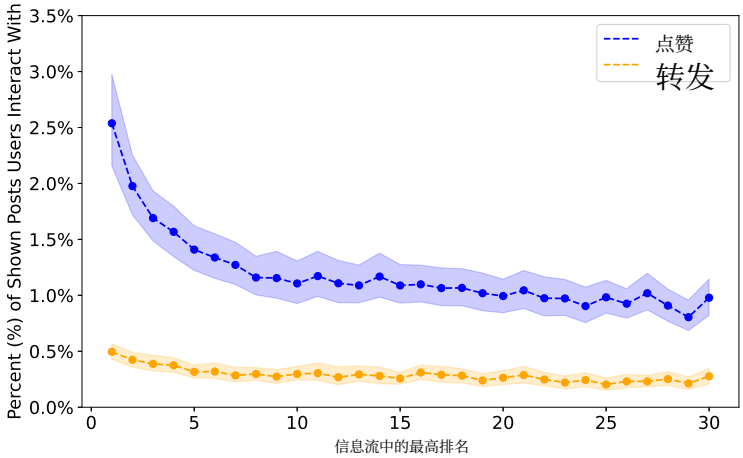
[92] Stefan Wojcik、Sophie Hilgard、Nick Judd、Delia Mocanu、Stephen Ragain、M. B. Fallin Hunzaker、Keith Coleman 和 Jay Baxter。Birdwatch：群体智慧与跨群体连接算法可帮助理解并减少错误信息的传播，2022年。网址：https://arxiv.org/abs/2210.15723。[93] Xinyi Wu、Donald Loveland、Runjin Chen、Yozen Liu、Xin Chen、Leonardo Neves、Ali Jadbabaie、Mingxuan Ju、Neil Shah 和 Tong Zhao。GraphHash：图聚类提升推荐系统的参数效率。载于*2025*年*ACM*万维网大会论文集，第357–369页，2025年。[94] Owen Xingjian Zhang、Sohyeon Hwang、Yuhan Liu、Manoel Horta Ribeiro 和 Andrés Monroy-Hernández。《去中心化社交媒体中的社区级屏蔽名单》。*arXiv* 预印本 *arXiv:2506.05522*，2025年。[95] Er-Te Zheng、Xiaorui Jiang、Zhichao Fang 和 Mike Thelwall。《Bluesky 上如何讨论科学？》*arXiv* 预印本 *arXiv:2507.18840*，2025年。[96] Ruitao Zhu、Detao Lv、Yao Yu、Ruihao Zhu、Zhenzhe Zheng、Ke Bu、Quan Lu 和 Fan Wu。LINet：用于酒店团体推荐的位置与意图感知神经网络。载于*2023*年*ACM Web*会议论文集，WWW '23，第779–789页，纽约州纽约市，2023年。计算机协会。ISBN 9781450394161。doi：10.1145/3543507.3583202。网址：https://doi.org/10.1145/3543507.3583202。

A 信息流排序与参与度的补充图表

图3展示了用户与帖子互动的速率，具体取决于用户查看 PAPER SKYGEST 时，该帖子在其信息流中出现的最高排序。在图3中，我们仅筛选了访问 PAPER SKYGEST 后 30 秒内发生的互动。图5则使用其他时间窗口重复了这一分析。



(a) 筛选访问 PAPER SKYGEST 后 60 秒内的点赞和转发，共计 8,637 个点赞和 1,847 次转发。



(b) 所有点赞和转发（不进行时间筛选），共计 161,669 个点赞和 41,138 次转发。

图5：用户点赞或转发某个帖子的比率，取决于该帖子在用户切换到信息流时显示的位置（由于用户可能多次访问信息流，且帖子有所重叠，因此我们采用该帖子出现的最高位置）。信息流位置效应十分显著。我们仅考虑截至2025年9月16日的帖子、点赞、转发和访问次数。Bluesky 通常请求大小为10和30的页面；对于 Bluesky 请求30个帖子的情况，我们使用其访问数据。我们计算每个排名中帖子—用户配对的平均值，并报告聚类后的95%置信区间。