arXiv:2304.02388v1 [stat.AP] 5 Apr 2023

挪威公众对风能的情绪机器学习

预印本

Oskar Vågerö*
技术系统系
奥斯陆大学
挪威 Kjeller
oskar.vagero@its.uio.no

Anders Bråte
物理系
奥斯陆大学
挪威奥斯陆
anders.brate@fys.uio.no

Alexandra Wittemann
信息学系
奥斯陆大学
奥斯陆，挪威
alexankw@ifi.uio.no

Jessica Yarin Robinson
媒体与传播系
奥斯陆大学
挪威奥斯陆
j.y.robinson@media.uio.no

Natalia Sirotko-Sibirskaya
数学系
奥斯陆大学
奥斯陆，挪威
nsibirska@math.uio.no

Marianne Zeyringer
技术系统系
奥斯陆大学
Kjeller，挪威
marianne.zeyringer@its.uio.no

2023年4月4日

摘要

在欧洲各地，负面的公众舆论一直限制、并可能继续限制向净零能源系统转型所需的可再生能源基础设施部署。因此，了解公众情绪及其时空变化，对决策和构建为社会所接受的能源系统至关重要。本研究采用基于自然语言处理机器学习框架 NorBERT 的情感分类模型，分析从 Twitter 收集的 2006年至2022年数据，以考察挪威反对风力发电的情况。我们从 68,828 条带有地理空间信息的推文中发现，关于风力发电的讨论在 2018年/2019年愈发激烈，同时负面推文的趋势持续至 2020年；这一现象既出现在区域层面，也体现在挪威整体。此外，我们发现数据中的地理聚类现象较弱，表明相关讨论遍及全国，并非由特定地区的事件或发展主导。Twitter 数据能够深入揭示公众情感的时间特征；将这项研究扩展至更多关于不同技术、国家和数据来源（如报纸及其他社交媒体）的案例研究，或有助于补充传统调查研究，并加深对公众情绪的理解。

关键词 风力发电 · 机器学习 · 情感分析 · Twitter · 公众情绪 t

*通讯作者

1 引言

风能技术被认为是实现净零能源系统转型的关键 [北欧能源研究机构, 2016, IRENA, 2020年, IEA, 2022年, European Commission, 2022]并有助于提升欧洲的能源独立性；然而，包括英国在内的许多国家对此仍存在争议 [Roddis等人, 2018], 丹麦 [Ladenburg等人, 2020] 和挪威[Normann, 2021]。负面的公众情绪可能阻碍那些在技术和经济上原本可行的风能项目发展 [Devine-Wright, 2005, Johansson and Laike, 2007, Firestone et al., 2009]。因此，风能对于实现气候目标以及应对欧洲能源危机都至关重要，了解公众情感也就显得十分重要。

自20世纪80年代初以来，公众对陆上风力发电的接受程度一直是研究议题 [Wüsten- hagen 等人， 2007] 相关研究试图找出影响接受或反对的因素，例如国家和地方层面的所有权与使用情况 [Warren 和 McFadyen，2010，Brennan 等人，2017, Linnerud 等人，2022，Vuichard 等人， 2022],与风力发电场的接触及其邻近程度 [Brennan 和 Van Rensburg，2016, Dugstad等人， 2020] 以及相关的生态影响 [Vuichard 等人， 2022]。研究结果并不总是一致：有些研究表明，例如，接触风力发电场会提高公众的接受度 [Liebe 等人， 2017], 另一些研究则得出了相反结论 [Dugstad 等人，2020]。近期研究凸显了地理差异以及开展更多跨国比较的必要性[Vuichard 等人， 2022], 这表明，公众接受度的时间和空间维度都需要进一步探讨。

调查研究和访谈传统上一直是获取公众意见数据的重要方法。然而，这些方法存在局限，可能导致分析产生偏差，例如覆盖误差、抽样误差、测量误差和无应答误差 [Ponto， 2015]。尽管已有经过科学检验的策略可用于减少这些不足并提高研究的严谨性 [Ponto，2015，Sovacool 等人， 2018], 调查研究也可能受到样本规模的限制，尤其是在通过电话、电子邮件或面对面方式开展调查时。Devine-Wright [2005] 呼吁采用超越调查、捕捉风能公众认知其他维度的新方法（第 135 页）。

近年来，数据科学和自然语言处理（NLP）计算模型取得了新进展，加之社交媒体活动日益频繁，为获取和分析大量公众意见数据开辟了新途径。例如，这使得研究更长的时间跨度、考察公众意见随时间的演变，以及比较不同地域和技术成为可能。据我们所知，目前尚无研究将 NLP 应用于 Twitter 数据，以对风能进行情绪分析。
在此，为弥补这一研究空白，我们旨在了解挪威各地公众对风能的情绪。这个斯堪的纳维亚国家是一个有参考价值的案例：该国设定了雄心勃勃的温室气体减排目标，但扩大风能生产的努力却因公众反对声浪上升而受阻。在此背景下，我们展示了如何将挪威语情感分类模型 NorBERT [Kutuzov 等人，2021], 应用于2006年至2022年间从 Twitter 收集的挪威公众对风力发电的意见数据，并将结果与两项调查的数据进行比较。我们的研究结果表明，即使仅限于单一平台，这种方法也有助于追踪公众对风力发电关注度的时间变化，并帮助解释调查中意见的波动。

因此，我们为以下领域不断增长的文献作出贡献：1. 公众对可再生能源技术的看法，以及对这些看法及其时空变化的深入理解；2. 机器学习方法（如自然语言处理）何时适用于对比或补充传统调查研究；3. 更广泛而言，如何利用 Twitter 数据分析有关气候变化减缓的问题。

本文结构如下。第2节介绍挪威风能辩论所处的背景。接着，第3节考察 Twitter 作为公众讨论风能的平台，以及以往使用自然语言处理的研究。第4 节概述数据收集、预处理、NorBERT 微调的过程，并总体介绍最终数据集。第5节呈现情绪分析的结果，并在第6节进一步讨论这些结果。

2 挪威的风能

优异的风能资源、技术进步以及与欧洲能源市场互联程度的提高，共同推动了挪威此前规模较小的风力发电行业迅速发展 [NVE，2019年，Inderberg 等，2019], 其中，装机容量在2016年至 2021 [Vasstrøm 和 Lysgård，2021] 从1.0吉瓦增至4.2吉瓦，相当于总发电装机容量的3.0%和10.7% [1]。与其他欧洲国家类似，风电开发的迅速增长引发了冲突，例如围绕其环境影响

[1]水电 装机容量：31.6GW（2016年）、34.1 GW（2021年）；火电装机容量：1.1 GW（2016年和2021年均为此值）)

对生物多样性、景观美学和所有权结构的影响 [Dugstad 等，2020年，Linnerud 等， 2022], 以及在挪威水资源与能源局（NVE）于2019年4月公布陆上风电国家框架（NFWP）提案时，引发了新的辩论与抗议。公众对风电开发的反对最终导致该国家框架提案被撤回、新许可证审批暂时停止，以及风电许可规则变得更加严格 [挪威石油与能源部， 2020]。

过去几年，公众对风力发电的态度发生了显著变化：支持建设更多陆上风电的比例从 2018and2021 [Aasen 等人， 2022]。

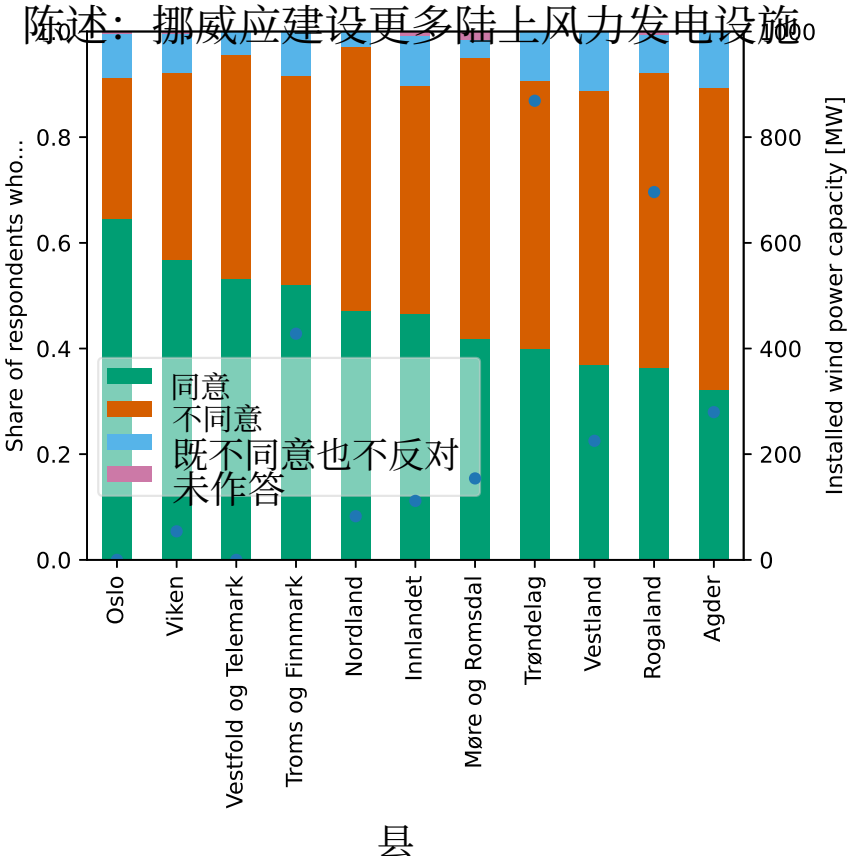

图 1：支持建设更多陆上风电的空间差异（NUTS3级），依据Ivarsflaten 等人 [2020]；蓝点表示 2019年已安装的风电装机容量（兆瓦）

此外，调查显示，如图1所示，陆上风电的支持度存在地区差异；在风电开发较多的地区，支持度较低，例如挪威西南部（罗加兰）和挪威中部（特伦德拉格）。

3 Twitter：公众情绪的表达平台

近期，Kim 等人 [2021] 使用自然语言处理（NLP）和社交媒体平台 Twitter 的数据，对美国公众对太阳能的情绪进行了分析。自然语言处理是计算机科学的一个分支，致力于让计算机理解并回应输入的文本或语音数据。它可用于语音识别等任务；在了解公众看法时，也可用于情绪分析 [IBM CloudEducation， 2020]。情绪分析是对文本进行分类，通常分为正面（世界需要更多风能）、负面（风力发电厂有害于环境）或中性 [Tonkin， 2016]。 Kim 等人 [2021] 从 Twitter 获取数据。Twitter 是用于公众交流的社交媒体平台，用户可以在上面发布和互动交流「推文」，即长度不超过 280 个字符的短消息 [Bruns 和 Enli， 2018]。与其他平台相比，消息简短、节奏快，且接近

实时交流。因此，Twitter 上的帖子逐渐以新闻和公共事务为主，而非个人动态 [Burgess 和 Baym， 2020]。

在挪威，和许多其他国家一样，Twitter 是记者、政治人物、非政府组织负责人及其他意见领袖之间的主要沟通方式 [Larsson 和 Moe， 2014]。截至2022年，超过四分之一的挪威成年人拥有 Twitter 个人资料 [益普索，2022年，第 4], 其中男性（33%）拥有个人资料的可能性高于女性（24%）。虽然 Twitter 在挪威人口中的使用并不像 Facebook 或 Instagram 那样普遍 [益普索， 2022], 但它被视为政治参与者的重要小众渠道。以往研究表明，Twitter 对挪威环境问题的讨论可能尤为重要 [Rogstad， 2016], 尤其是气候变化议题 [Kirilenko 和 Stepchenkova， 2014]。

此外，Twitter 是一个相对开放的平台，只有一小部分用户将个人资料设为私密[Bruns 和 Enli， 2018], 这与完善的应用程序编程接口（API）相结合，使数据易于获取，例如可用于研究。利用 Twitter 的研究案例包括 Falkenberg 等人 [2022], 他们使用 2014 年至 2021 年的 Twitter 数据研究围绕联合国气候变化缔约方大会的讨论，Cody 等人 [2015] 他们使用 2008 年至 2014 年的数据进行气候变化情绪分析。Labonte 和 Rowlands [2021] 分析了 2017 年 9 月 2 日至 2018 年 1 月 12 日期间加拿大安大略省有关能源问题和政治的 Twitter 话语，而 Müller-Hansen 等人 [2022] 则利用 Twitter 数据分析德国的煤炭辩论。

尽管 Kim 等人 [2021] 研究了美国对太阳能支持度的空间差异，但在其他情境下，将自然语言处理应用于来自 Twitter 等平台的大型数据集，也有助于研究公众对气候变化减缓技术和工具的情感。

4 材料与方法

本研究借鉴了 Kim 等人 [2021], 的方法，但将其应用于新的情境：挪威的风力发电，而非美国的太阳能。我们通过社交媒体平台 Twitter 的 API 抓取数据，获取了有关挪威公众对风力发电情绪的信息。随后，在将机器学习方法应用于该数据集进行情感分析之前，我们对获取的数据进行了人工预处理。数据收集过程见 4.1节，而4.2 节概述了 NorBert 以及机器学习算法的应用。

4.1 数据收集

在收集数据时，我们通过 Twitter API 提取用户创建的帖子（推文）。我们使用一组关键词和一个时间范围查询该 API，它会返回与给定关键词匹配的推文。分析仅纳入挪威语推文。API 查询中包含的关键词为：'(havvind OR vindkraft OR vindmølle OR vindmøller OR vindmøllene OR vindturbiner OR vindenergi) lang:no', 分别意为海上风能、风力发电、风车、风车、风车、风力涡轮机、风能。选择这些查询关键词，是因为 Twitter API 将关键词数量限制为 8 个参数，且必须明确列出拼写变体。
除了推文本身的文本外，API 还返回了有关推文和用户的一定数量的补充数据，这些数据被称为字段[2]。这些字段提供的信息包括但不限于点赞数、转推数、完整用户名、推文的地理位置（如有）以及用户位置。为了构建空间定位数据集，以便分析挪威不同地区的发展情况，我们需要了解推文的地理分布。推文位置是描述用户位置最准确的信息；然而，由于这是 Twitter 上的一项选择加入功能，默认处于关闭状态，因此它在我们的数据集中用途有限。因此，我们还结合了用户自定义位置，即用户创建 Twitter 账号时填写的位置。不过，这种做法有其局限性：该位置只是一个字符串输入字段，并不局限于实际地理位置。为此，我们参照 Bruns 等人 [2017]的方法，遍历了一个主要来源于维基百科的挪威城镇和城市列表。我们将推文中带有位置字段，或用户字段中包含可辨识的位置，且该地点位于挪威的推文纳入主数据集。训练 NorBERT 时，推文无需关联地理位置，因此训练数据可以从更大的数据集中抽取。

收集到的推文可追溯至 2006年 与风能相关的首条推文。由于挪威 Twitter 生态的绝对用户数量相对较少[3]（根据计算方法不同，用户数介于 716 000 至 1 120 000 人之间

[2] https://developer.twitter.com/en/docs/twitter-api/fields [3] 与例如美国的情况相比

[Bruns 和 Enli，2018年，益普索， 2022]），这并不构成障碍，因此可以在提取推文后分析不同时期的情绪。

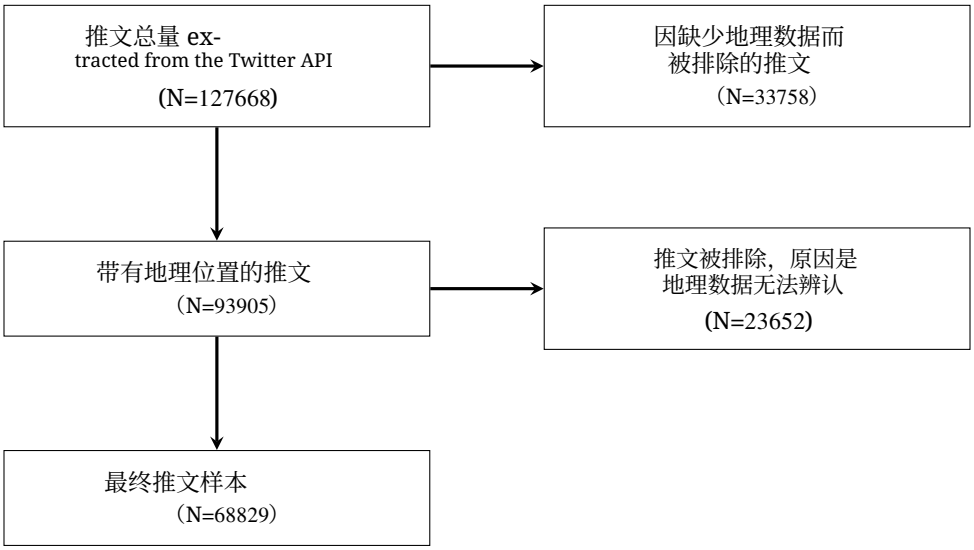

图 2：数据收集与筛选流程图

过滤并排除初始数据收集中无关推文的过程，以图 2中的流程图展示。本节前文所述的搜索查询最初共收集了 127668 条推文。然而，其中有 33758 条推文在推文字段和用户字段中均未包含任何位置，因此被从数据集中排除。随后，又有一些推文未包含可辨认的位置（例如，“沙发上”并未提供用户所在位置的实际空间信息），因此数据集中又排除了 23652 条推文。最终数据集约为初始数据集的一半（68829 条推文）。

Twitter 为用户提供的一项特殊功能是“转推”。转推是 Twitter 上另一位用户对某条推文的重新发布，而这种行为所表达的情绪并不明显。本文将转推视为对原推文的简单转发，并注明原作者（转推获得的点赞数计入原推文）。由于转推者没有添加任何文本或信息，我们假设这意味着转推者认同原文。然而，当转推超过 140 个字符时，便会出现问题。Twitter 曾多次调整推文的最大长度，但为确保向后兼容，转推仍会在原先的 140 个字符处截断；通过 Twitter API 获取时，它们也会以这种形式呈现。我们预见这可能会给模型带来问题，因为情绪可能难以判断，尤其是因为 140 个字符中通常包含“RT :”、原用户名，以及往往还有多个 URL。为处理这一问题，我们提取了所有所谓的 “ 未完成 ” 转推，即以 “RT : @” 开头、后接长度不超过 15 个字符的用户名，并以“...”或特定字符“. . . ”结尾的推文 [4]。随后，我们在整个数据集中搜索被转推的原推文是否也在数据集中。如果找到了，就用推文剩余部分替换截断内容。转推者仍被记为作者，其他内容均不变。如果在数据集中找不到原推文（例如，该用户的账户可能没有关联可辨认的位置），则将这条推文从数据集中删除。Twitter 还提供“引用推文”功能，用户可以在原推文中添加文字。我们没有将其计作转推，而是视为一条独立推文。

对于基于机器学习的情绪分析，需要先清理数据并将其转换为适当的格式。这包括删除表情符号、用户名、URL、停用词以及搜索查询中的关键词，因为这些内容会出现在所有推文中。如果某条推文清理后少于五个字符，就会从数据集中删除，因为它很可能只是一个 URL 或类似内容，而这类内容会在清理过程中被移除。处理代码可在 GitHub 上找到[5]

推文的地理分 布在数据集中明显偏向奥斯陆首都地区，正如 ca n
图中所示3，其 其人口约占13%，但在数据集中发布的推文占全部推文的54%。

[4]("U+2026"（Unicode 中）[5]https://github.com/andebraa/wind_power_analysis [6]基于 2022年 的人口数据，
https://www.ssb.no/statbank/table/07459/

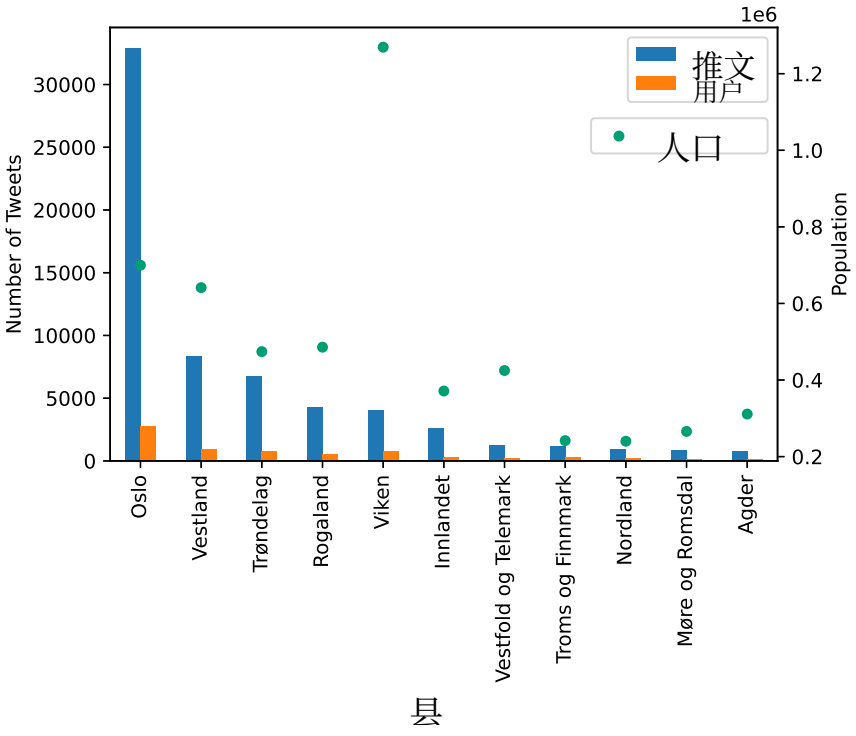

图3：各县的推文数量、用户数量和人口

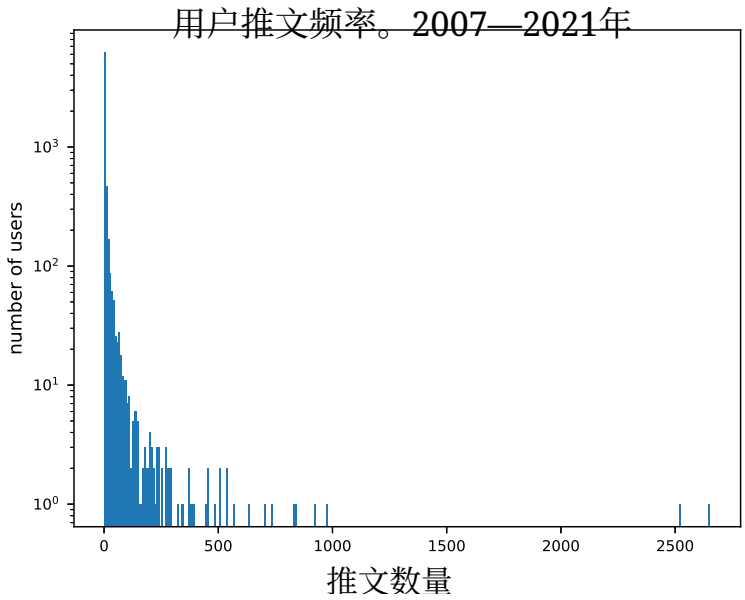

图4：数据集中每位用户发布的推文数量

该数据集包含7287名独立用户，他们在Twitter上的活跃程度各不相同。图4展示了发布特定数量推文的用户数量（采用对数刻度）。大多数用户在数据集中只出现了几次，但也有少数用户发布了近1000、1500和2500条推文。推文最频繁的用户发布了2647条推文，值得注意的是，该用户是组织“La Naturen Leve”，该组织于2013年成立，是一个反风电组织[7]。

[7]https://lanaturenleve.no/om-oss/

4.2 自然语言处理与 NorBERT

自然语言处理（NLP）是一种自动化机器学习方法，使计算机能够理解和使用人类语言。常见应用包括移动设备上的语音识别、翻译，以及短信应用中的文本预测。本文使用这项技术进行情感分析，从文本中提取主观信息；在本研究中，分析的是人们对风力发电的看法。

NorBERT 模型 [Kutuzov 等人， 2021] 本文使用的模型是一种 BERT（来自 Transformer 的双向编码器表示）模型。BERT 模型属于非因果模型，不生成文本，而是构建文本表示，并在许多 NLP 任务中达到当前最先进的性能。NorBERT 专为挪威语及其方言设计。它是一种联合模型，旨在同时处理挪威的两种官方书面语（博克马尔语和新挪威语）。这一点很重要，因为我们希望尽可能纳入农村地区的推文，这些推文可能使用当地语言变体书写。

NorBERT 模型在五种不同的语料库上进行训练，其中包括通过网络爬取的 C4 语料库和挪威语报纸语料库。尽管经过了预训练，我们仍需让模型掌握 Twitter 特有的细微差异，因为这些差异在语料库中可能不太常见，尤其是在挪威语报纸语料库和维基百科等更正式的语料库中。我们通过手动遍历随机推文并为其分配标签来进行微调：0、1 或 2 分别代表负面、中性或正面。如前所述，我们选择完全随机地进行标注，并使用较大的数据集，该数据集并不限于带有地理位置标记的推文。我们还探索了一些替代标注方法，即在首次微调并应用 NorBERT 后，选择结果置信度最低的推文。 [8]

评估各种机器学习模型的主要指标是 F1 分数。F1 分数可用于分类问题，尤其适用于类别分布偏向某一类别的数据集 [Murphy， 2022]。这是因为它还考虑了错误分类，而不只是正确分类的数量。F1 分数定义为精确率和召回率的调和平均数，即

$$\mathrm{F1} = 2 \cdot \frac{\mathrm{Precision} \cdot \mathrm{Recall}}{\mathrm{Precision} + \mathrm{Recall}}.$$

精确率是模型识别出的真正例数占真正例与假正例总数的比例，而召回率是真正例数占真正例与假负例总数的比例。由于调和平均数比算术平均数更保守，因此要获得较高的 F1 分数（接近 1），精确率和召回率都必须较高。

微调期间，我们发现三分类数据集的表现非常差，正面类别的 F1 分数仅为 0.2。我们通过将中性类别与正面或负面推文合并解决了这一问题。由于大多数训练数据属于中性类别，其次是负面类别，将负面与中性合并导致数据集类别分布失衡。这样一来，模型对负面和中性类别的预测准确率很高，因为它们占数据集的大多数；然而，模型难以识别正面类别，因此总 F1 分数低至无法使用（接近 0.3）。使用负面、中性和正面三个标签时，平均 F1 分数为 0.5，但不同类别之间有所差异，其中负面类别最容易识别，得分为 0.7。最终数据集将正面和中性类别合并，形成负面和非负面两个类别，F1 分数达到 0.88。

表 1：训练数据集中的已标注推文数量。训练数据取自执行地理定位之前的原始数据集。

类别	推文数量
负面	1784
中性	3149
正面	967

5 结果

本节首先考察未经情绪分析处理的数据，以识别其总体特征和时序模式。接着，我们将展示机器学习和情绪分析的结果。最后，我们从定量和定性两个方面分析数据的时空发展。

[8]原本认为，这样做只是为了增强模型对其判断不确定的数据的学习效果，但似乎对模型的准确率影响甚微。

表 2：Twitter 数据概览

Year	推文数量	数据集中新增用户数量	活跃用户数量	新用户所占比例	每位用户发布的推文数
2008	16	9	9	1	1.78
2009	411	213	218	0.98	1.89
2010	682	285	349	0.82	1.95
2011	931	328	455	0.72	2.05
2012	2163	654	872	0.75	2.48
2013	1910	538	852	0.63	2.24
2014	2129	449	800	0.56	2.66
2015	2497	431	850	0.51	2.94
2016	2560	299	716	0.42	3.58
2017	2542	318	740	0.43	3.44
2018	4442	413	895	0.46	4.96
2019	15783	1214	2250	0.54	7.01
2020	13288	792	1985	0.40	6.69
2021	9512	714	1944	0.37	4.89
2022	9961	630	1868	0.34	5.33

表2 概述了 Twitter 数据及其随时间的发展情况，此时尚未进行任何情感分类。从这份数据概览中可以看出，在 2019年 活跃度迅速攀升之前，整体活动量逐渐增加；推文数量和活跃用户数量均呈现这一趋势。此外，随着时间推移，首次发布推文（与风力发电相关）的用户占比逐渐下降，这表明发布风力发电相关推文的人群规模随时间不断扩大。2019年 是特殊的一年，数据集中出现了大量新用户，推文发布活跃度也很高，且用户平均发布的推文数量较多。2020年 的活跃度仍维持在同样的高水平，不过加入讨论的新用户有所减少。到了 2021年 和 2022年，尽管活跃用户数量基本保持不变，活动量却有所下降；然而，与 2019年 以前相比，仍处于较高水平[9]。

5.1 风力发电反对情绪的时序发展

公众舆论具有动态性，可能会随着社会的不同发展而随时间变化。研究发现，许多因素会影响公众对风能的情绪，例如人们感知到的生态和视觉影响，以及所有权结构。此外，各国特有的差异也可能影响公众舆论 [Vuichard 等人， 2022]。如前所述，随着时间推移，我们看到相关活动显著增加，尤其是从2019年起；与此同时，已安装风电容量也有所增长。

图5展示了 Twitter 上表达的情绪随时间的演变。直到2018年11月，推文数量总体较少；当月推文数量首次超过500条。从2019年起，Twitter 活跃度和风电装机容量均有所增加。首次大幅活动高峰出现在2019年4月至5月，活动量是2018年12月的三倍多。这一高峰与 NVE 于2019年4月1日公布其 NFWP 提案的时间相吻合 [NVE， 2019]。类似地，2019年8月也出现了活动高峰，时间上正值市政和郡议会选举前一个月；2020年6月也出现高峰，当时政府宣布将收紧风力发电许可流程，而默勒-鲁姆斯达尔郡哈拉姆岛的风电开发争议也受到关注。2020年6月之后，每月活动量保持在500至1400条推文之间。

从按年度汇总的数据研究中，我们可以在图6 中看到，负面推文的份额从2017年开始超出之前的小幅波动而增加，并在2020年达到峰值，32.5%的推文被归类为负面。2020年之后，负面情绪的份额似乎呈下降趋势。此外，我们能够以月度分辨率更详细地探索时间变化。图 7 显示了2015年至2022年间按类别划分的推文份额。负面情绪的份额波动并不剧烈，似乎遵循年度值，负面情绪份额最高的是2020年6月。在此峰值之后，负面推文的份额有所下降，到2022年显示出总体上较低水平的波动。

[9]需要注意的是，最终的数据收集于2022年10月进行，这意味着有一部分2022年的数据未纳入我们的分析。

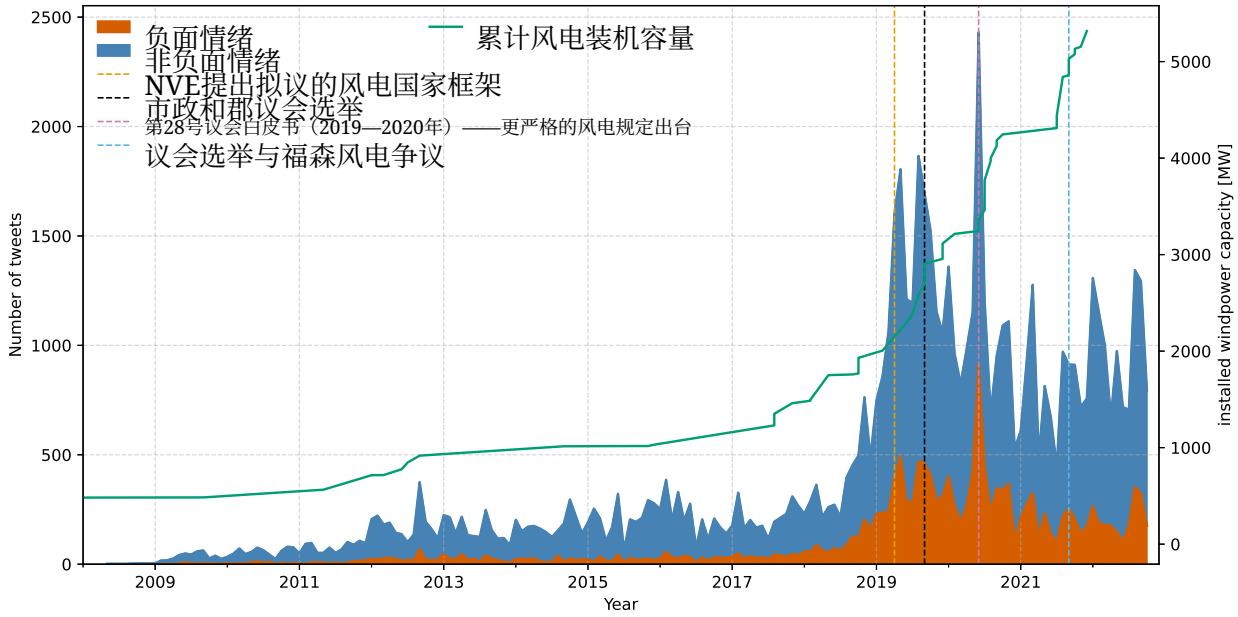

图5：Twitter 上表达的情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

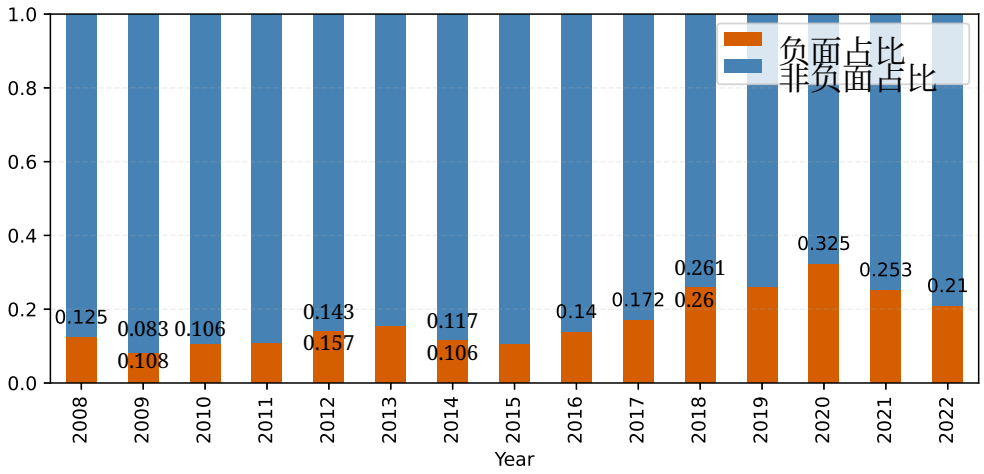

图6：2008—2022年按类别划分的推文占比（按年统计）

到目前为止，我们已在国家汇总层面分析了结果，但结果也可在更高空间分辨率下获得。在图 8中，我们看到挪威每个地区（NUTS3）2019年和2020年按类别划分的推文份额。从结果中我们可以看到负面推文份额的地区差异，以及2019年至2020年变化方面的差异。在一些地区，同比变化仅为几个百分点，而例如在Vestland和特伦德拉格，变化分别为12和15个百分点。地区差异的可视化表示可在附录 B和图 34中找到。

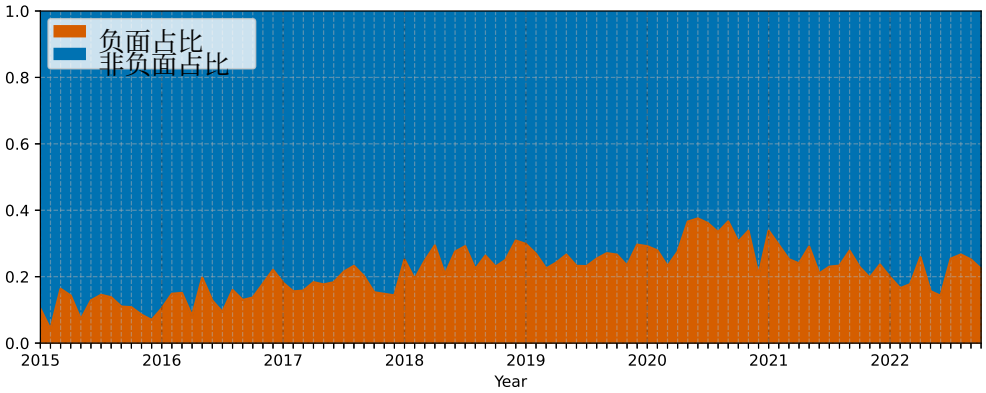

图7：2015—2022年各类别推文占比（月度）

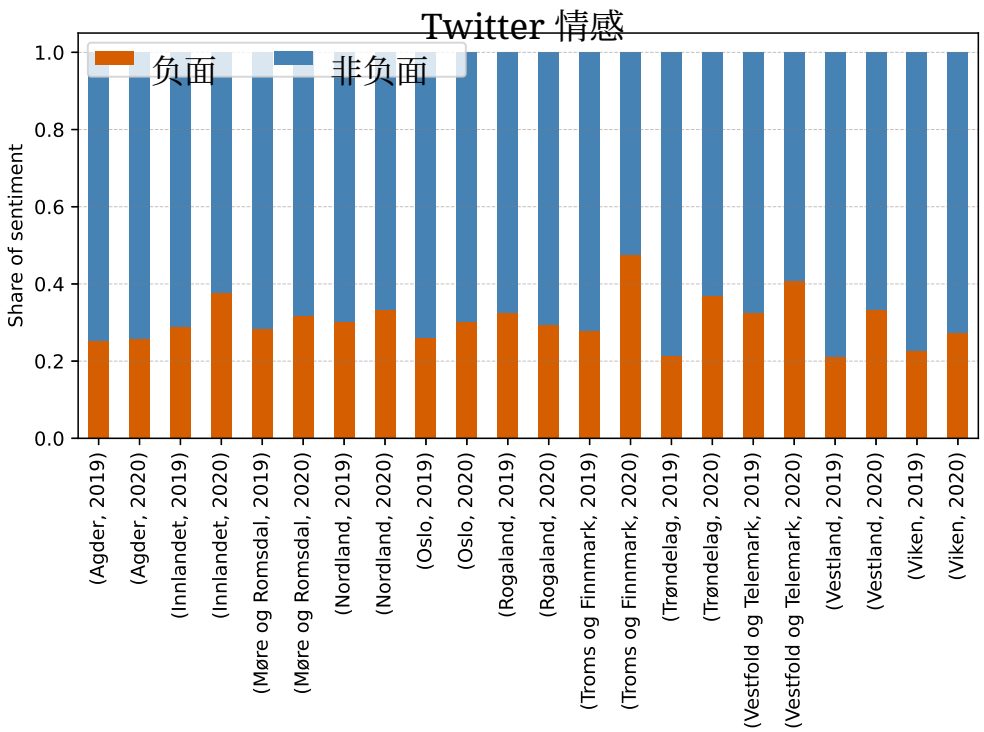

图8：2019年和2020年各类别推文的区域占比

5.2 时空比较结果

除了评估我们的研究结果外，我们还将年度结果和趋势与CICERO的调查研究进行比较[Aasen等人， 2022][10] 以及卑尔根大学的研究 [Ivarsflaten等人， 2020, 2022]。Ivarsflaten等人 [2020,2022] 的调查是挪威公民小组中的特定轮次。该小组通过互联网调查挪威公民对社会和政治问题的态度。受访者从国家人口登记册中随机抽取；第 16 [Høgestøl等人， 2019], 轮共有13697份答卷 22 [Skjervheim等人， 2021]。在被问及是否同意挪威应建设更多陆上风力发电设施的受访者中，

[10]为从Aasen 等人 [2022], 发表的图表中提取数据，我们使用了 WebPlotDigitizer 4 版工具。6 [Rohatgi， 2022], 因此数据可能略有不准确。

第16轮和第22轮分别有1728人和1965人[11]。类似地，Aasen等人 [2022] 的研究基于项目*ACT* - 从目标到行动中的网络调查。该项目由研究机构CICERO组织，数据收集年份为2018年至2021年。每轮数据收集的样本略多于4000名受访者，其中有2006至2477人回答了挪威是否应提高陆上风力发电量的问题。

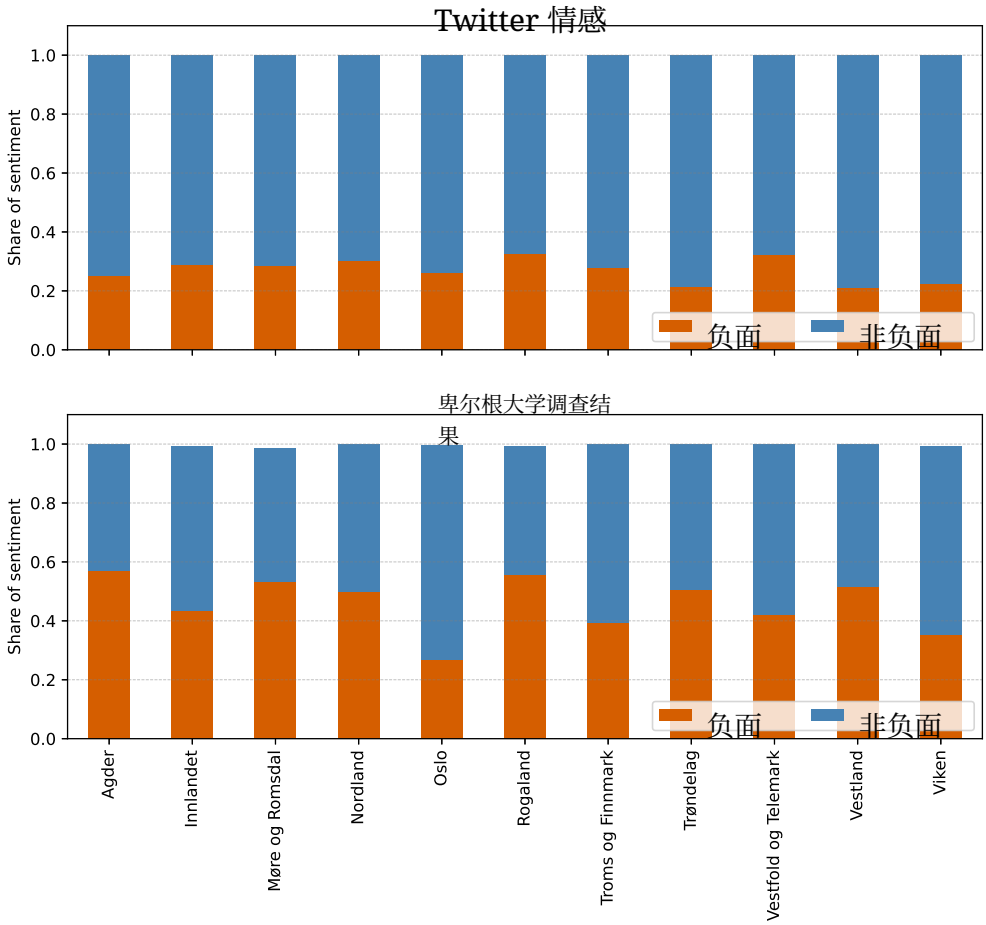

图9：2019年Twitter上及根据调查结果显示的对风力发电支持度的空间差异 [Ivarsflaten等人，2020]

从图9中，我们可以看到2019年挪威不同地区负面/非负面推文占比的差异，包括Ivarsflaten等人 [2020] 的结果以及我们基于Twitter得出的结果。可以看到，2019年除奥斯陆以外的所有地区在Twitter上的负面情绪总体占比较低。如图3所示，各地区的推文数量存在较大差异；Agder、默勒-鲁姆斯达尔郡、诺尔兰、特罗姆斯-芬马克郡以及西福尔-泰勒马克的推文数量非常少，2019年仅为107至265条。
由于最早的调查数据来自2018年，最新数据来自2021年，与Twitter数据相比，调查结果的时序范围要有限得多，因此我们的比较只能涵盖这四个年份。在图10中，我们可以看到2018年至2021年全国范围内Twitter上负面情绪占比的年度变化，以及Aasen等人 [2022]报告的结果。这四年间，Twitter上的负面情绪占比已经相对较高（2017年至2018年间几乎增加了10个百分点）；如果比较的首年是2017年，差异可能会更大。除2020年负面情绪增加了6.5个百分点外，这四年间负面情绪占比总体相近。另一方面，调查结果显示，负面情绪随时间推移呈现出更为明显的上升趋势，尽管其年度增幅逐渐放缓（负面情绪占比分别增加了13.4、9.1和7个百分点）。

[11]为了更便于与我们的数据进行比较，我们将不同的强烈回应（例如强烈同意、比较同意和同意）合并为一个类别

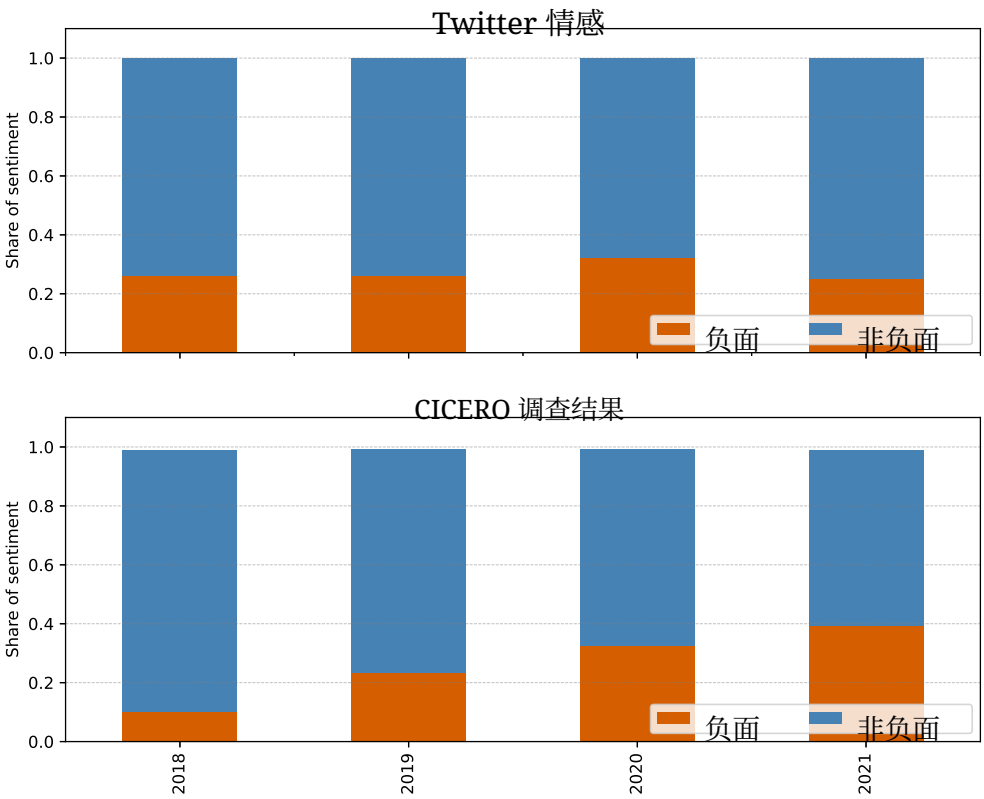

图10：2018年至2021年间，Twitter上表达的情感与CICERO开展的调查结果之间的差异[Aasen等人， 2022]

同样地，我们可以比较不同地区的情绪如何随时间发生变化。图11 为挪威每个县提供了两个独立的数据点，分别对应2019年和2021年。除了Twitter上的负面情绪总体较低外，我们还可以在图示中看到一些相反的趋势。例如，根据调查结果，2019年至2021年间奥斯陆的负面情绪占比有所增加，而Twitter上却呈现相反的变化。同样，调查显示2019年至2021年间Vestland的负面情绪占比有所下降，但Twitter上的占比却有所增加。然而，由于每个县仅有两个数据点，因此只能进行有限的分析。例如，11个县中有7个县在Twitter上的负面情绪占比于2020年达到峰值，而这一情况未被该比较捕捉到。关于各挪威县情感时空发展的更多细节，详见附录A。

6 讨论

自2018/2019年起，Twitter作为风力发电讨论平台在挪威日益受到关注；参与讨论的活跃用户数量以及推文数量分别增长至原来的两倍多和三倍多。这一大幅增长可能与风电开发总体增加有关，尤其是NFWP发布后引发的争议和媒体关注。人们或许会预期负面情绪会发生更显著的变化。然而，从图6 和图7可以看出，2018年之后，无论是年度还是月度负面推文占比都没有发生显著变化，尽管讨论活跃度和新用户数量有所增加。因此，我们的数据表明，随着人们对风电争议的关注增加，加入Twitter并改变讨论方向、批评风力发电的不只是反对者，也有持正面态度或至少非负面态度的人。鉴于这一时期针对风力发电的负面关注和抗议声势浩大，人们或许会预期负面情绪显著增加，非负面推文相应减少。

在2019年至2021年期间，发生了若干可能预期会推动Twitter活动的重要事件，例如NFWP的发布、2019年的市政和郡议会选举，以及政府于2020年提出的更严格

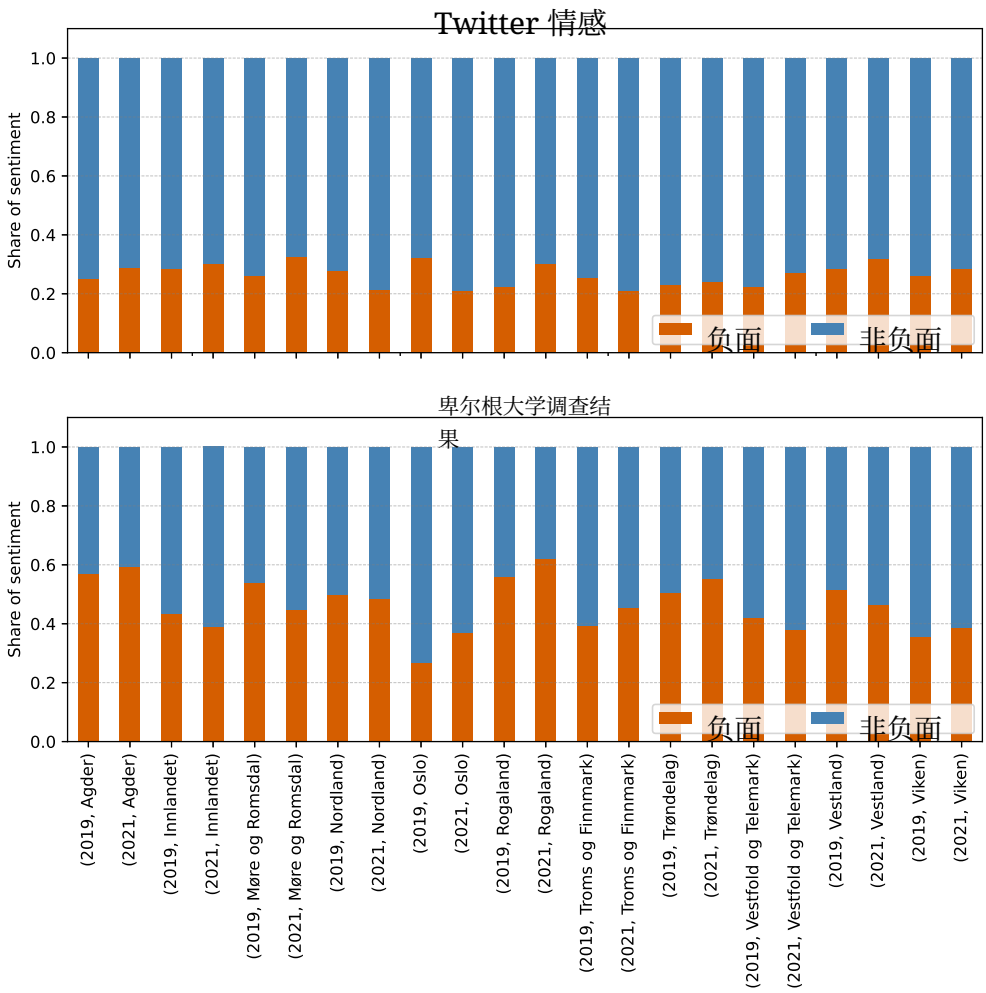

图 11：差异 Twitter 上表达的情感与卑尔根大学开展的调查中表达的情感之间 e
2019年和 2021 [Ivarsflaten 等人， 2020, 2022]

风电部署规则（Meld. St. 28 (2019–2020)[12]）。令人惊讶的是，尽管NFWP发布时活动量很大，但并非压倒性地负面。2019年4月负面推文的占比低于年度平均值，整个2019年仅波动几个百分点。2020年，推文数量和活跃用户略低于2019年，但负面推文占比持续上升，创下历史新高。2020年6月是推文数量、负面推文数量及负面推文占比（37.5%）最高的月份。对该月词频的分析显示，除其他事项外，还提到了位于默勒-鲁姆斯达尔郡的哈拉姆斯岛（Haramsøya），该岛在公共讨论中引起了广泛关注。石油与能源部（OED）于3月批准了该岛66 MW风力发电计划 2020 [挪威水资源与能源局， 2021], 此后引起了大量媒体关注和抗议[13]。2020年6月施工开始，遭到抗议和道路封锁。这很可能是Twitter上所见活动的重要推动因素。

现在判断 Twitter 上的讨论是否已在 2020 年达到峰值、以及负面推文占比是否会继续下降，还为时尚早，但无论是在全国层面还是在大多数地区，负面情绪的占比在 2021 年和 2022 年都有所下降。这一趋势与我们所分析的调查结果形成对比，后者显示负面情绪仍在持续上升，尽管增速有所放缓。对风力发电作为一项技术的认知提高，以及风电在挪威电力结构中占比的增加，很可能使相关讨论的活跃度仍高于 2019 年之前的水平。

[12]提交议会的政府报告（*Meld. St.*）是政府提交给议会讨论的文件，但不提出任何具体决议 [13]
https://www.nrk.no/mr/vindkraft-pa-haramsoya-1.14700225

与普通民众相比，挪威 Twitter 生态对风力发电的态度总体上不那么负面，这一点可通过我们与调查研究的对比看出（例如见图 9）。尽管如此，我们仍能识别出自 2019 年以来全国和地区层面负面情绪上升的趋势，以及讨论内容的变化。有人可能将这种较低的负面程度归因于奥斯陆用户在汇总数据集中的权重较大，因为调查显示该地区是挪威对风力发电负面态度最轻的地区。然而，附录A 中的空间分解数据也显示，奥斯陆的负面情绪无论在绝对还是相对意义上都有所增加。由于不同地区的数据量差异很大，空间分解数据更难分析。如图3所示，差异相当显著。在挪威南部的 Agder，推文数量极少。整个时间段内总共只有 770 条推文，峰值月份也仅有 31 条。这使得数据波动很大，对统计噪声极为敏感，从而限制了其分析价值。数据量有限的其他地区还包括默勒-鲁姆斯达尔郡（N=873）、诺尔兰（N=915）、特罗姆斯-芬马克郡（N=1122）以及西福尔-泰勒马克（N=1257）。对于数据量较大的其他地区，我们看到一些迹象表明，即便许多围绕风力发电的冲突发生在地方层面，Twitter 上的讨论却并不那么孤立。例如，维肯县仅有一个装机容量为 54 MW 的风电集群，于 2019 年开始运营。尽管当地风电规模很小、地方冲突也很少，维肯的数据中仍出现了明显的峰值（见图 33，附录A），这很可能更多与全国层面或其他地区的发展和讨论有关。 Bruns 和 Enli [2018] 此前曾报告称，挪威账号之间总体上连接良好，几乎没有所谓“回音室”存在的证据。在我们数据量较大的六个地区中，我们进一步看到地理聚类较弱的迹象：活动的发展和突然增加（峰值）呈现出非常相似的模式，尤其是在按该地区推文总量进行归一化之后，如图 35（附录 C）所示。通过对 Twitter 网络进行网络分析（见附录 D），我们量化了地理区域与 Twitter 网络之间的这一关系，尽管存在一定程度的区域聚类，但结果显示这种聚类较弱（$V = 0.142$）。

由于调查的时间范围有限，尤其是缺乏用户个人资料元数据，我们在比较 Twitter 与调查结果时受到限制。因此，我们无法充分了解数据集中代表了哪些人群，以及哪些社会群体被过度或代表不足。然而，调查研究表明，在挪威，注册并每日使用 Twitter 的男性多于女性，而且 18—29 岁、30—39 岁和 40—49 [益普索，2022]。

在 NorBERT 语言模型的性能方面，我们的二分类 F1 分数（0.88）略低于Kim 等人 [2021]（0.91）；在三分类任务中则差得多（0.50，相比之下为 0.80）。NorBERT 的表现不如其英语对应模型，可能是因为挪威 Twitter 生态中非正式语言（例如方言词汇）的使用更为频繁。

从我们的分析中得出一般性结论的一个限制因素是我们的数据集中缺乏用户个人资料元数据，导致我们不知道所表达的情绪应在何种程度上被视为代表一般人口。所示结果以及本研究得出的结论仅提供了对Twitter上时空变化的洞察。即使这些洞察可能有助于理解公众对可再生能源技术的意见，也应谨慎对待。

此外，将中性和正面推文合并到非负面类别中会导致数据集中的细微差别减少和信息丢失。探索正面和中性情感之间的差异将加强洞察力，并允许与调查结果进行更详细的比较，因为那些研究包含了此类信息。

7 总结与结论

在这项工作中，我们使用挪威Twitter数据和BERT深度学习语言模型NorBERT，研究了对风力发电的情感如何在时空上演变。尽管不能代表一般挪威人口，我们的结果有助于了解Twitter用户的公众情绪，并且可以补充现有的调查研究。通过应用基于机器学习的情绪分析，我们能够处理来自7287个独特Twitter用户的68828个单独情绪表达。虽然模型训练仅允许我们对具有负面和非负面情绪的推文应用二元分类，但我们实现了0.88的F1分数。

我们的结果表明，与更广泛的政治话语类似，风力发电在2018年/2019年之后成为Twitter上一个重要得多的话题，平均产生的活动量是此前的4倍。在这一时期前后，风力发电在挪威因抗议活动和抵制团体的形成而受到大量负面关注，最终导致国家风能框架被撤回；然而，Twitter上负面情绪的增加则较为温和。尽管如此，Twitter上负面情绪的占比仍有所上升，并在2020年达到峰值，其中32.5%的推文为负面推文，此后便有所下降。由于某些地区的推文数量有限，对结果进行空间分析较为困难。然而，尽管不同地区呈现出不同趋势，我们发现地理区域与

Twitter网络之间的关系较弱，这表明相关讨论遍及全国，并非由特定地区的事件或发展主导。结合区域和全国数据，可以深入了解特定时间段和事件。例如，2020年6月负面情绪在全球范围内达到峰值，显示出哈拉姆索亚岛备受争议的风电开发相关进展的重要性。同样，2021年1月的推文似乎在一定程度上围绕有关风力发电厂导致鹰类死亡的报道展开。因此，尽管二元分类和有限的用户资料元数据会导致部分细微差异丢失，但凭借数据的高时间分辨率，仍能获得新的洞见。

这是首项使用 Twitter 数据分析公众对风能情感的研究，也为未来研究提供了诸多拓展机会：1. 在挪威，针对 Twitter 数据的自然语言处理在空间维度上的应用仍有限；人口更多的国家，如德国或法国，或许更适合作为应用场景。更大规模的数据可能有助于实现更高的空间分辨率，并可能缓解对数据集中哪些人群得到代表这一问题的部分理解难题。2. 我们将 Twitter 数据与风能项目的位置进行了比较。未来研究可以把具有明确空间位置的 Twitter 数据与其他空间数据集（如景观美感数据）结合起来，以更好地理解公众对风能的情感及其驱动因素。3. 为进一步绘制和理解公众对未来能源系统关键组成部分的情绪图景，应更深入地探索报纸或其他社交媒体平台等其他数据来源。

致谢

本文作者获得了来自多个来源、额度不一的资助。O. Vågerö 感谢 Include——社会包容型能源转型研究中心提供的资助，该中心由挪威研究理事会资助，项目编号为 294 687。A. Bråte 和 A. Wittemann 感谢 UiO:Energy 提供的资助。资助机构未参与本研究的任何环节，相关责任由作者承担。

我们谨向奥斯陆大学信息学系的 Andrei Kutuzov 致谢，感谢他在理解、应用并为本项目微调 NorBERT 方面提供的支持。

作者贡献

Oskar Vågerö：概念构思、验证、形式分析、数据整理、撰写初稿、可视化、项目管理；**Anders Bråte：**方法学、软件、验证、形式分析、调查、数据整理、撰写初稿、可视化；**Alexandra Wittemann：**方法学、软件、形式分析、调查、数据整理、撰写初稿；**Jessica Yarin Robinson：**概念构思、方法学、形式分析、资源提供、审阅与编辑、可视化；**Natalia Sirotko-Sibirskaya：**概念构思、方法学、软件、形式分析、审阅与编辑、监督、项目管理；**Marianne Zeyringer：**概念构思、方法学、审阅与编辑、监督、项目管理、经费获取

参考文献

北欧能源研究机构。《北欧能源技术展望2016——城市、灵活性与实现碳中和的路径》。技术报告，2016年。

IRENA。《全球可再生能源展望：2050年能源转型》。技术报告，2020年4月 .

IEA。《可再生能源2022年》。技术报告，巴黎，2022年。

欧盟委员会。《欧盟委员会致欧洲议会、欧洲理事会、理事会、欧洲经济和社会委员会及地区委员会的通报——REPowerEU计划》。技术报告 52022DC0230，布鲁塞尔，2022年。

Philippa Roddis、Stephen Carver、Martin Dallimer、Paul Norman 和 Guy Ziv。社区接受度在陆上风电场和太阳能农场规划结果中的作用：能源公正分析。《应用能源》，226:353–364，2018年9月。ISSN 0306-2619。doi: 10.1016/j.apenergy.2018.05.087。

Jacob Ladenburg、Pablo Hevia-Koch、Stefan Petrovi´c 和 Lauren Knapp。海上与陆上之谜：结合丹麦空间数据考察对风能的偏好。*Renewable and Sustainable Energy Reviews*，121：109711，2020年4月。ISSN 1364-0321。DOI: 10.1016/j.rser.2020.109711。

Susanne Normann. 北欧背景下的绿色殖民主义：探索南部萨米人对风能开发的表征。 *Journal of Community Psychology*,49(1):77–94, 2021. ISSN 1520-6629. doi:10.1002/jcop.22422.

Patrick Devine-Wright. 超越邻避主义：迈向理解公众对风能认知的综合框架。Wind Energy, 8(2):125–139, 2005. ISSN 1099-1824. doi:10.1002/we.124. Maria Johansson 和 Thorbjörn Laike. 对本地风力涡轮机作出回应的意向：态度与视觉感知的作用。Wind Energy, 10(5):435–451, 2007. ISSN 1099-1824. doi:10.1002/we.232. Jeremy Firestone、Willett Kempton 和 Andrew Krueger. 美国海上风电项目的公众接受度。Wind Energy, 12(2):183–202, 2009. ISSN 1099-1824. doi:10.1002/we.316. Rolf Wüstenhagen、Maarten Wolsink 和 Mary Jean Bürer. 可再生能源创新的社会接受度：概念介绍。Energy Policy, 35(5):2683–2691, 2007年5月. ISSN 0301-4215. doi:10.1016/j.enpol.2006.12.001. Charles R. Warren 和 Malcolm McFadyen. 社区所有权是否影响公众对风能的态度？来自苏格兰西南部的案例研究。Land Use Policy, 27(2):204–213, 2010年4月. ISSN 0264-8377. doi:10.1016/j.landusepol.2008.12.010. Noreen Brennan、Thomas M Van Rensburg 和 Cyril Morris. 爱尔兰向英国出口大规模风能发电的公众接受度：来自爱尔兰的证据。Journal of Environmental Planning and Management, 60 (11):1967–1992, 2017年11月. ISSN 0964-0568. doi:10.1080/09640568.2016.1268109. K. Linnerud、A. Dugstad 和 B. J. Rygg. 人们是否更偏好海上风能而非陆上风能？所有权与预期用途的作用。Renewable and Sustainable Energy Reviews, 168:112732, 2022年10月. ISSN 1364-0321. doi:10.1016/j.rser.2022.112732. Pascal Vuichard、Anna Broughel、Rolf Wüstenhagen、Andrea Tabi 和 Jakob Knauf. 保持本地化并友好对待鸟类：探索瑞士、爱沙尼亚和乌克兰对风能的社会接受度。Energy Research & Social Science, 88:102508, 2022年6月. ISSN 2214-6296. doi:10.1016/j.erss.2022.102508. Noreen Brennan 和 Thomas M Van Rensburg. 爱尔兰风电场外部性与公众对社区咨询的偏好：离散选择实验方法。Energy Policy, 94:355–365, 2016年7月. ISSN 0301-4215. doi:10.1016/j.enpol.2016.04.031. Anders Dugstad、Kristine Grimsrud、Gorm Kipperberg、Henrik Lindhjem 和 Ståle Navrud. 风电开发的接受度与暴露——不在任何人的后院。Energy Policy, 147:111780, 2020年12月. ISSN 0301-4215. doi:10.1016/j.enpol.2020.111780. Ulf Liebe、Anna Bartczak 和 Jürgen Meyerhoff. 涡轮机不仅仅是涡轮机：社会背景和公平特征对风力发电地方接受度的作用。Energy Policy, 107:300–308, 2017年8月. ISSN 0301-4215. doi:10.1016/j.enpol.2017.04.043. Julie Ponto. 理解与评估调查研究。Journal of the Advanced Practitioner in Oncology, 6(2): 168–171, 2015. ISSN 2150-0878. Benjamin K. Sovacool、Jonn Axsen 和 Steve Sorrell. 促进能源社会科学的新颖性、严谨性与风格：迈向适当方法与研究设计的实践准则。Energy Research & Social Science, 45: 12–42, 2018年11月. ISSN 2214-6296. doi:10.1016/j.erss.2018.07.007. Andrey Kutuzov、Jeremy Barnes、Erik Velldal、Lilja Øvrelid 和 Stephan Oepen. 挪威大规模情境化语言建模。In 23rd Nordic Conference on Computational Linguistics (NoDaLiDa 2021), 2021. NVE. 国家风电框架提案。技术报告, 2019年1月. Tor Håkon Jackson Inderberg、Helga Rognstad、Inger-Lise Saglie 和 Lars H. Gulbrandsen. 谁影响挪威的风电许可决策？正式要求与非正式实践。Energy Research & Social Science, 52: 181–191, 2019年6月. ISSN 2214-6296. doi:10.1016/j.erss.2019.02.004. Mikaela Vasstrøm 和 Hans Kjetil Lysgård. 什么塑造了挪威风电政策？分析政策制定的建构力量及能源公正的新兴问题。Energy Research & Social Science, 77:102089, 2021年7月. ISSN 2214-6296. doi:10.1016/j.erss.2021.102089. 挪威石油与能源部. 第28号议会白皮书（2019—2020年）陆上风电 - 许可处理的变更。Meldinger Til Stortinget 28, 2020. Marianne Aasen、Marit Klemetsen 和 Arild Vatn. 民众与气候：挪威人对气候变化、气候政策及自身责任认知的发展 2018-2021。技术报告 Report 2022:07, CICERO, 奥斯陆, 2022. Elisabeth Ivarsflaten、Sveinung Arnesen、Erla Løvseth、Lise Bjånesøy、Susanne Bygnes、Gisela Böhm、Kristine Bærøe、Cornelius Cappelen、Stefan Dahlberg、Anne Lise Fimreite、Thea Gregersen、Erik Knudsen、Yvette Peters、Arjan Schakel 和 Endre Tvinnereim. 挪威公民小组第16轮，2019, 2020.

Serena Y. Kim、Koushik Ganesan、Princess Dickens 和 Soumya Panda。《公众对太阳能的情绪——使用基于 Transformer 的语言模型对 Twitter 进行观点挖掘》。Sustainability，13(5):2673，2021年1月。doi:10.3390/su13052673。IBM Cloud Education。什么是自然语言处理? https://www.ibm.com/cloud/learn/natural-language-processing，2020年11月。E. L. Tonkin。第 2 章——工作中的一天（与文本共事）：简要介绍。载于 Emma L. Tonkin 和 Gregory J. L. Tourte 编，《与文本共事》，Chandos 信息专业系列，第 23–60 页。Chandos Publishing，2016年1月。ISBN 978-1-84334-749-1。doi:10.1016/B978-1-84334-749-1.00002-0。Axel Bruns 和 Gunn Enli。《挪威 Twitter 圈》。Nordicom Review，39(1):129–148，2018年5月。ISSN 2001-5119。doi:10.2478/nor-2018-0006。Jean Burgess 和 Nancy K. Baym。《Twitter：一部传记》。NYU Press，2020年。Anders Olof Larsson 和 Hallvard Moe。《弱势者的胜利？比较政治行动者在两次挪威选举活动期间对 Twitter 的使用》。SAGE Open，4(4):215824401455901，2014年12月。ISSN 2158-2440，2158-2440。doi:10.1177/2158244014559015。益普索。《社交媒体追踪器 Q3’22——7 月—9 月》，2022年。Ingrid Rogstad。《Twitter 只是在炒冷饭吗? Twitter 与主流媒体之间的媒介议程设置》。Journal of Information Technology & Politics，13(2):142–158，2016年4月。ISSN 1933-1681，1933-169X。doi:10.1080/19331681.2016.1160263。Andrei P. Kirilenko 和 Svetlana O. Stepchenkova。《关于气候变化的公众微博：Twitter 全球传播的一年》。Global Environmental Change，26:171–182，2014年5月。ISSN 09593780。doi:10.1016/j.gloenvcha.2014.02.008。Max Falkenberg、Alessandro Galeazzi、Maddalena Torricelli、Niccolò Di Marco、Francesca Larosa、Madalina Sas、Amin Mekacher、Warren Pearce、Fabiana Zollo、Walter Quattrociocchi 和 Andrea Baronchelli。《社交媒体上围绕气候变化的日益极化》。Nature Climate Change，12(12):1114–1121，2022年12月。ISSN 1758-678X，1758-6798。doi:10.1038/s41558-022-01527-x。Emily M. Cody、Andrew J. Reagan、Lewis Mitchell、Peter Sheridan Dodds 和 Christopher M. Danforth。《Twitter 上的气候变化情绪：一项非正式公众舆论调查》。PLOS ONE，10(8):e0136092，2015年8月。ISSN 1932-6203。doi:10.1371/journal.pone.0136092。D. Labonte 和 I. H. Rowlands。《推文与转型：探索有关加拿大安大略省能源与电力的 Twitter 政治话语》。Energy Research & Social Science，72:101870，2021年2月。ISSN 2214-6296。doi:10.1016/j.erss.2020.101870。Finn Müller-Hansen、Yuan Ting Lee、Max Callaghan、Slava Jankin 和 Jan C. Minx。《Twitter 上的德国煤炭辩论：对企业政策流程的反应》。Energy Policy，169:113178，2022年10月。ISSN 0301-4215。doi:10.1016/j.enpol.2022.113178。Axel Bruns、Brenda Moon、Felix Münch 和 Troy Sadkowsky。《2016 年澳大利亚 Twitter 圈：关注者/被关注者网络图谱》。Social Media + Society，3(4):2056305117748162，2017年10月。ISSN 2056-3051。doi:10.1177/2056305117748162。Kevin Patrik Murphy。《概率机器学习：导论》。MIT Press，2022年。Ankit Rohatgi。《Webplotdigitizer：4.6 版》。https://automeris.io/WebPlotDigitizer，2022年。Elisabeth Ivarsflaten、Stefan Dahlberg、Erla Løvseth、Hege Høivik Bye、Lise Lund Bjånesøy、Gisela Böhm、Dag Elgesem、Thea Gregersen、Anne Lise Fimreite、Arjan Hille Schakel、Åsta Dyrnes Nordø、Erik Knudsen、Soran Hajo Dahl、Ingrid Kvåle Faleide、Øivind Skjervheim、Olav Bjørnebekk、Amund Eikrem、Joachim Wettergreen 和 Asle Høgestøl。《挪威公民小组第 22 轮，2021年》，2022年。Asle Høgestøl、Øivind Skjervheim、Olav Bjørnebekk 和 Amund Eikrem。《挪威公民小组 2019年，第十六轮，方法学报告》。技术报告，2019年。Øivind Skjervheim、Asle Høgestøl、Olav Bjørnebekk、Amund Eikrem 和 Joachim Wettergreen。《挪威公民小组 2021年，第二十二轮，方法学报告》。技术报告，2021年。挪威水资源与能源局。《许可申请——Haram 风电场》。https://www.nve.no/konsesjon/konsesjonssaker/konsesjonssak/?type=A&id=25，2021年。Mathieu Jacomy、Tommaso Venturini、Sebastien Heymann 和 Mathieu Bastian。《ForceAtlas2：一种连续图布局算法，为 Gephi 软件设计的便捷网络可视化工具》。PLOS ONE，9(6):e98679，2014年6月。ISSN 1932-6203。doi:10.1371/journal.pone.0098679。

Vincent D. Blondel、Jean-Loup Guillaume、Renaud Lambiotte 和 Etienne Lefebvre。大型网络中社区的快速展开。统计力学杂志：理论与实验，2008(10):P10008，2008年10月。ISSN 1742-5468。doi：10.1088/1742-5468/2008/10/P10008。

A 时空发展

A.1 Agder

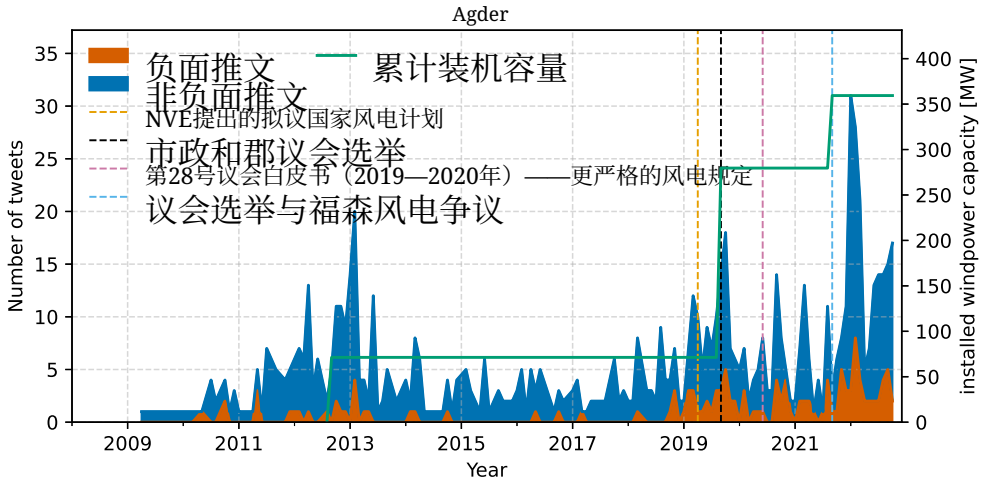

图12：Agder 的 Twitter 情绪时序发展（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

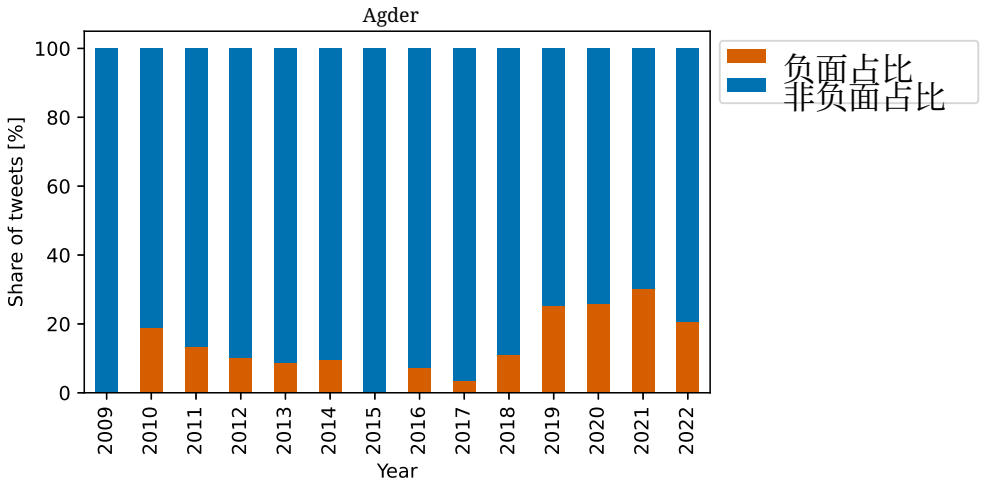

图13：Agder 每年的正面和负面推文占比（N=770）

A.2 因兰内特

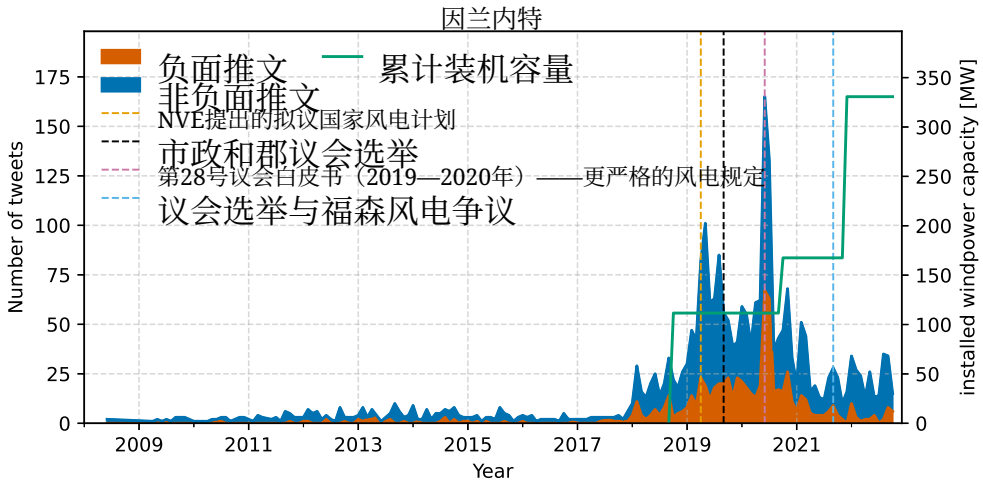

图 14：因兰内特 Twitter 上表达的情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

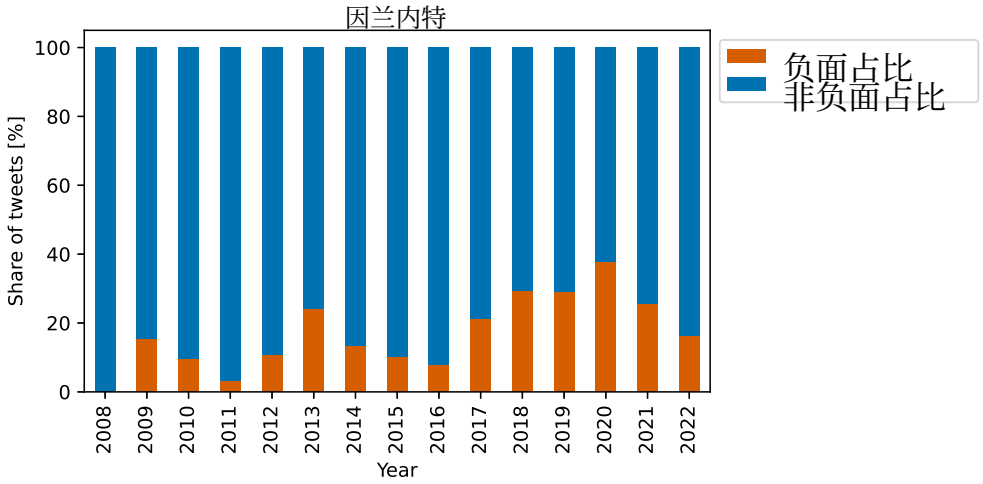

图 15：因兰内特每年的正面和负面推文占比（N=2591）

A.3 Møre og Romsdal

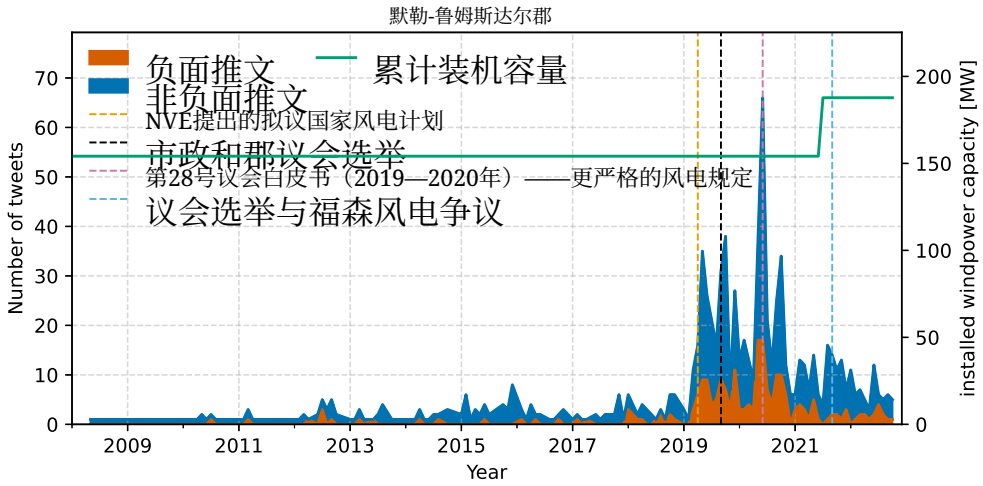

图16：Møre og Romsdal 郡在 Twitter 上表达的情绪时序发展（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

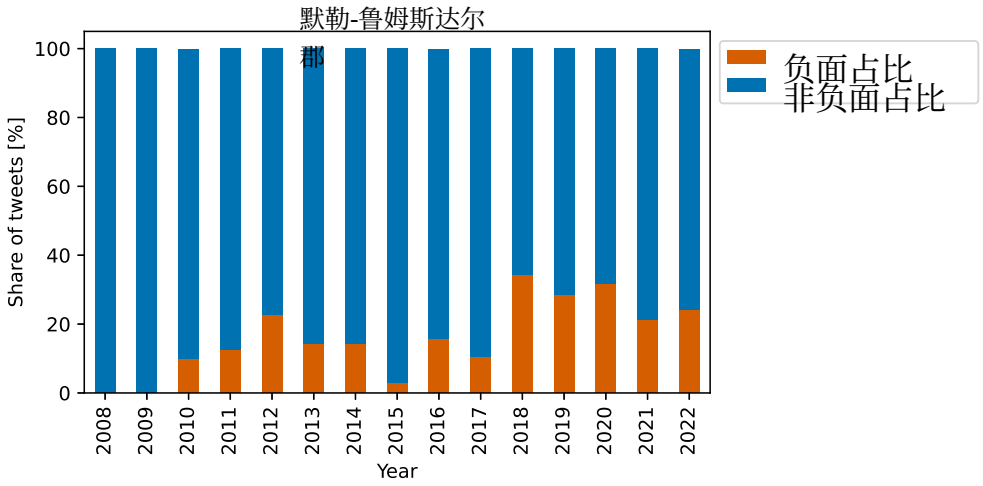

图17：Møre og Romsdal 郡每年正面和负面推文的占比（N=873）

A.4 诺尔兰

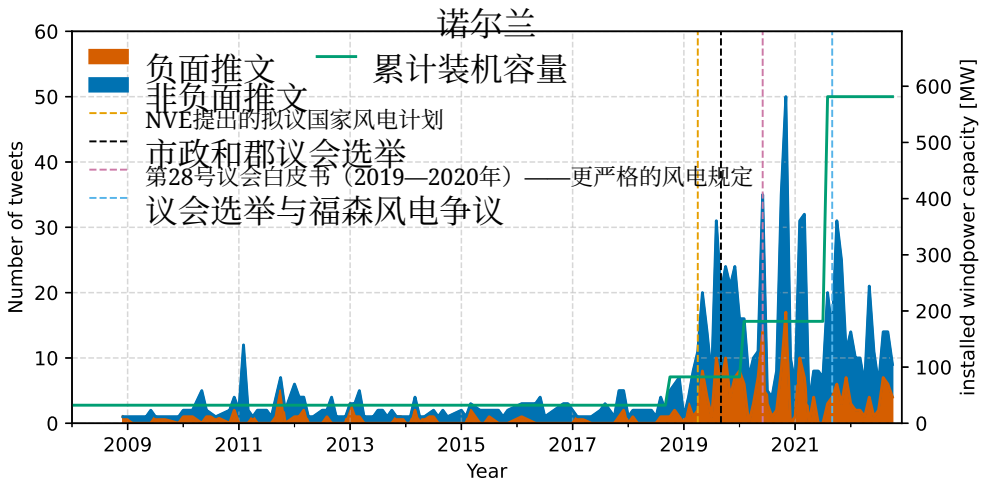

图 18：诺尔兰在 Twitter 上表达的情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

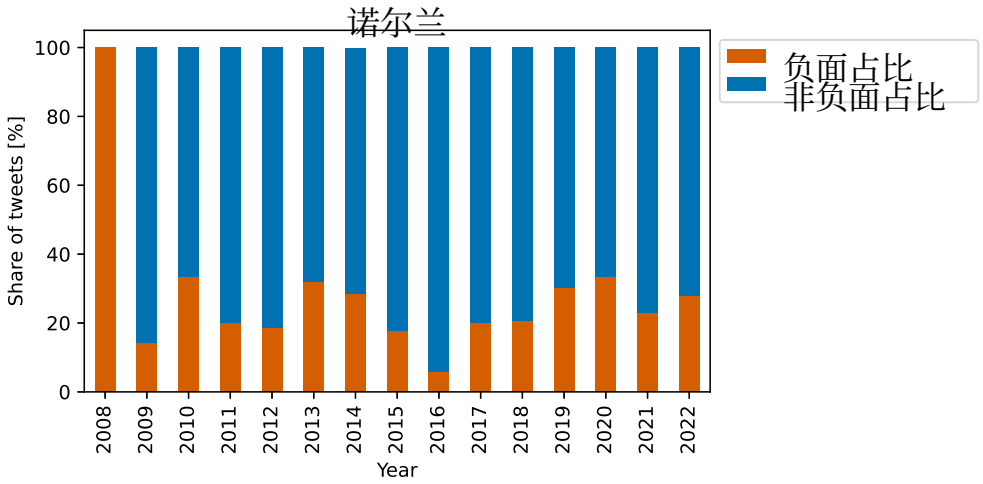

图 19：诺尔兰每年的正面和负面推文占比（N=915）

A.5 奥斯陆

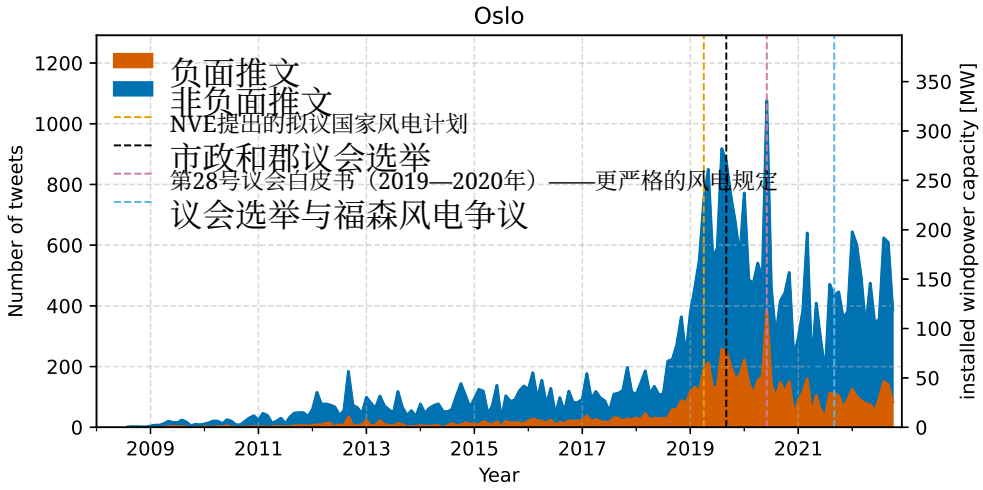

图 20：奥斯陆 Twitter 情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

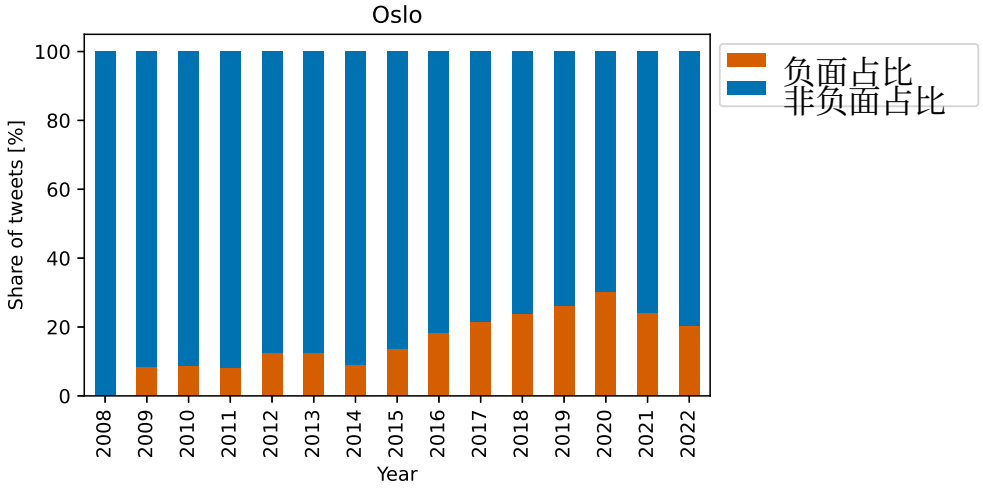

图 21：奥斯陆每年的正面和负面推文占比（N=32901）

A.6 罗加兰

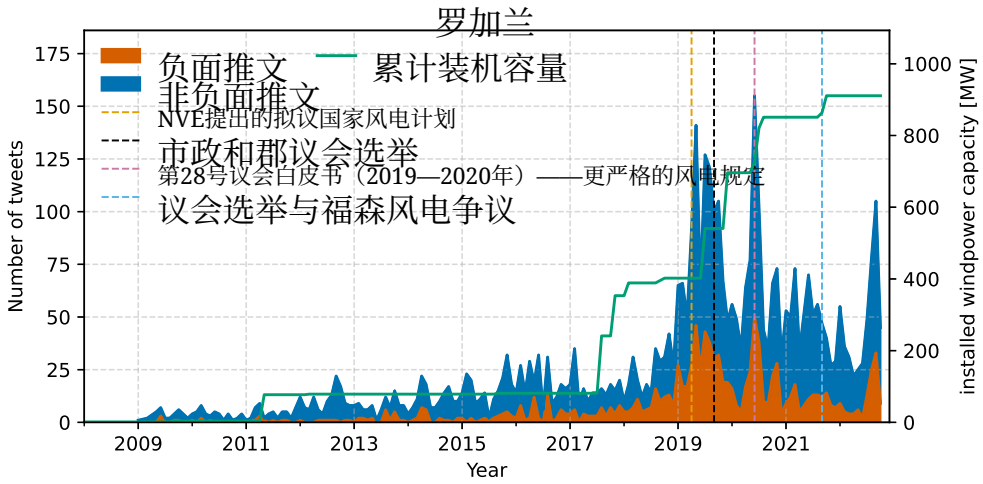

图 22：罗加兰 Twitter 上表达的情绪时序发展（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

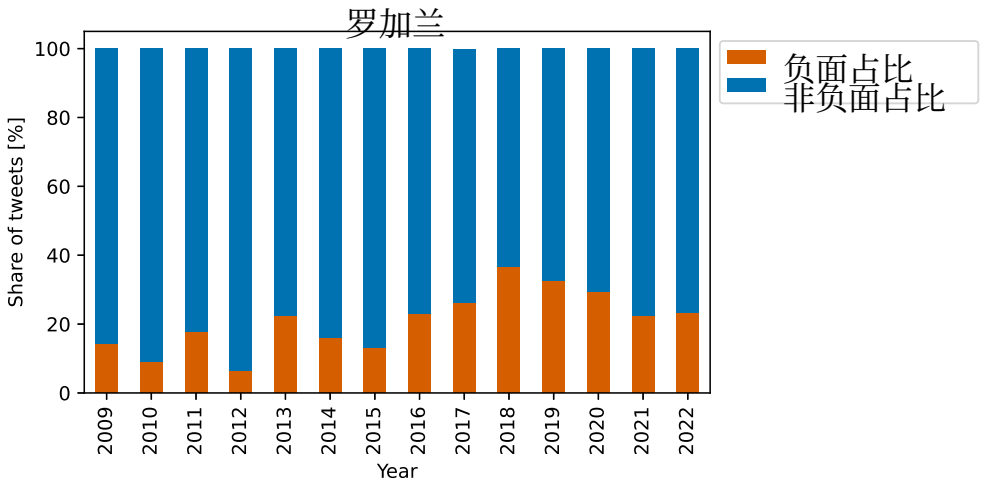

图 23：罗加兰每年正面和负面推文的占比（N=4280）

A.7 Troms og Finnmark

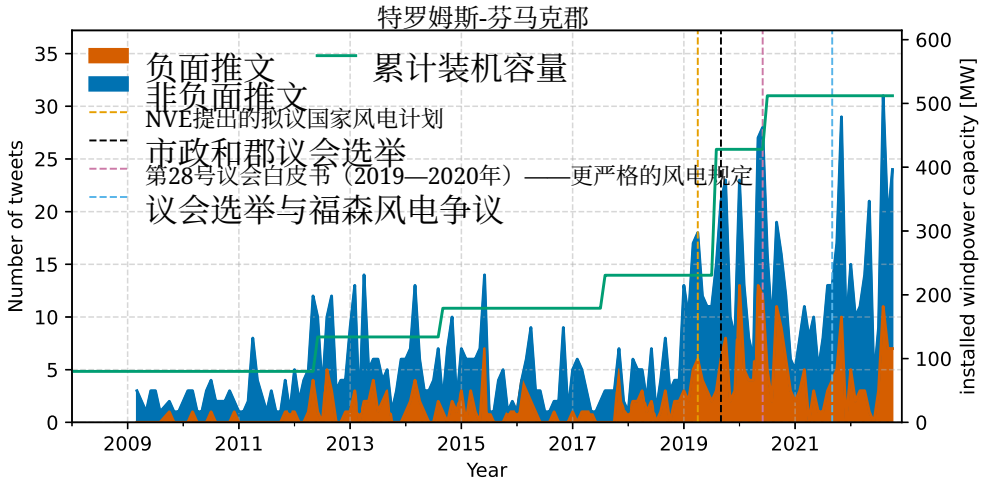

图24：Troms og Finnmark 地区 Twitter 情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

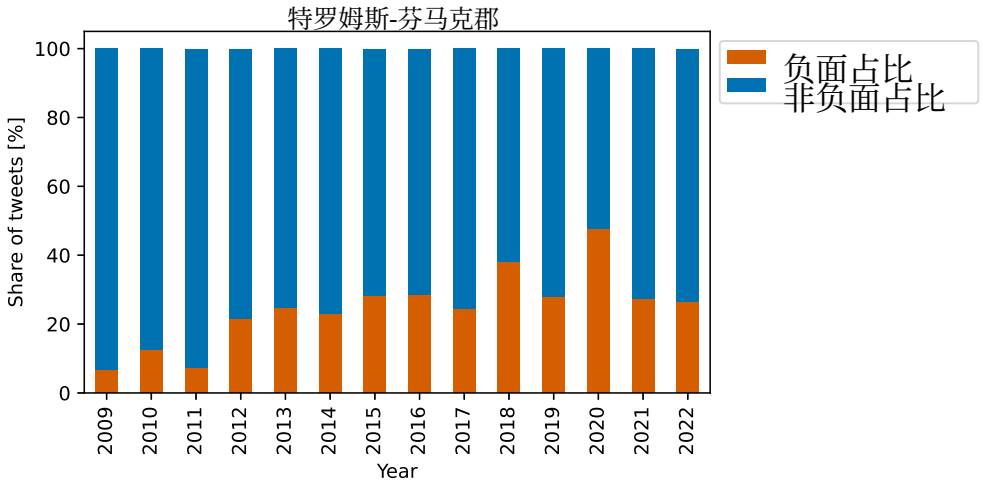

图25：Troms og Finnmark 地区每年的正面和负面推文占比（N=1122）

A.8 特伦德拉格

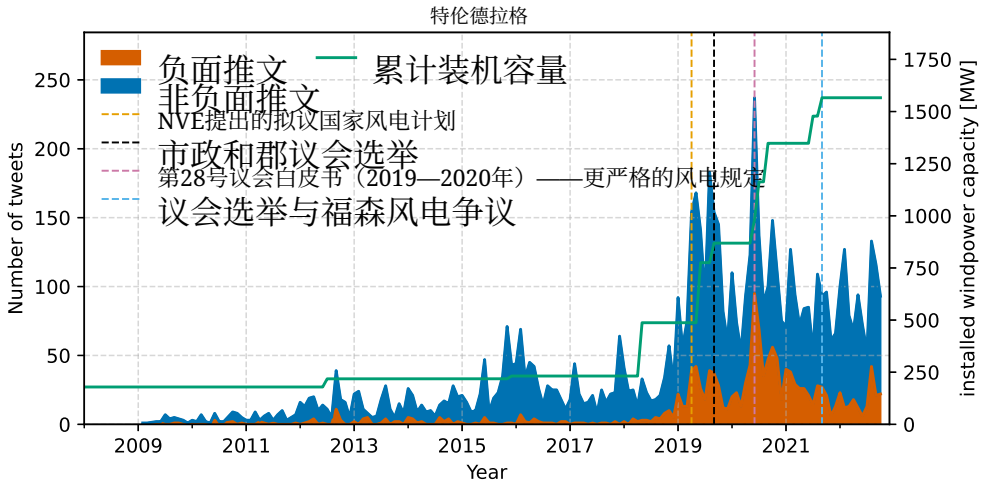

图 26：特伦德拉格地区 Twitter 情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

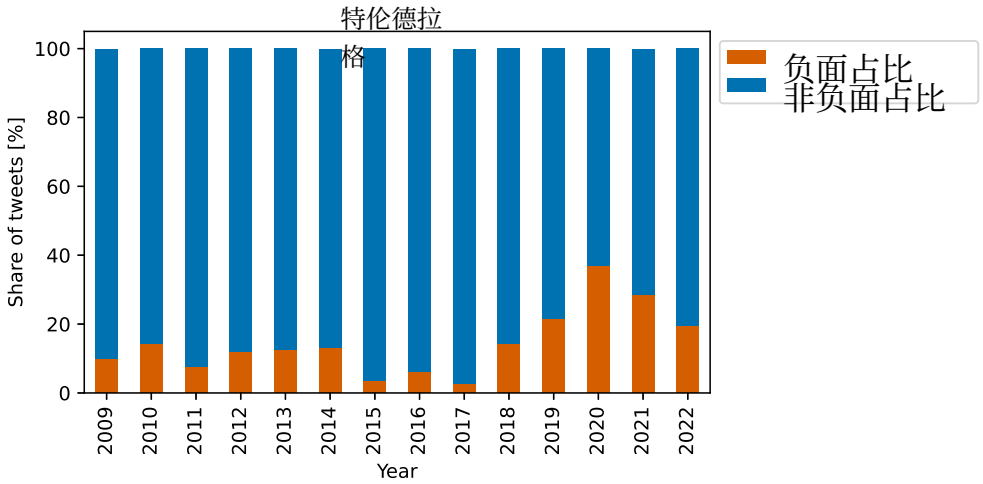

图 27：特伦德拉格地区每年正面和负面推文的占比（N=6718）

A.9 西福尔-泰勒马克

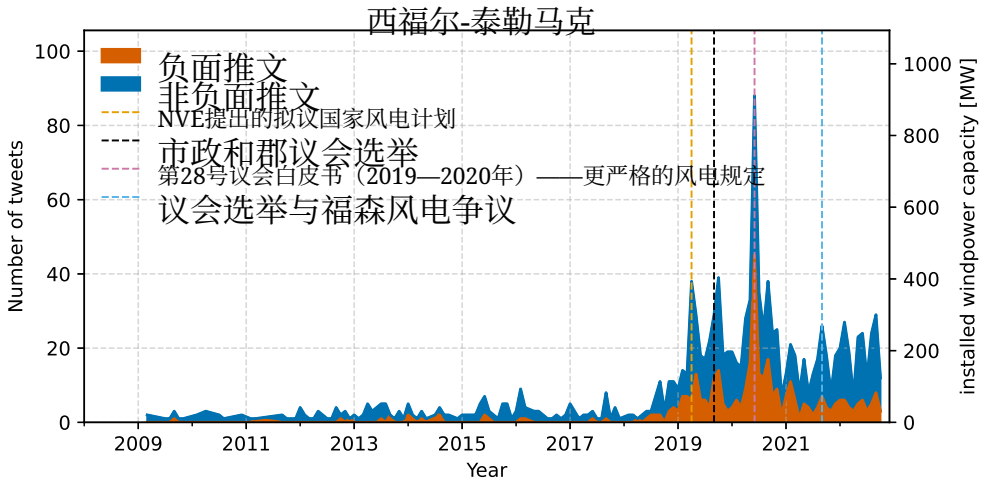

图28：西福尔-泰勒马克地区 Twitter 上表达的情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

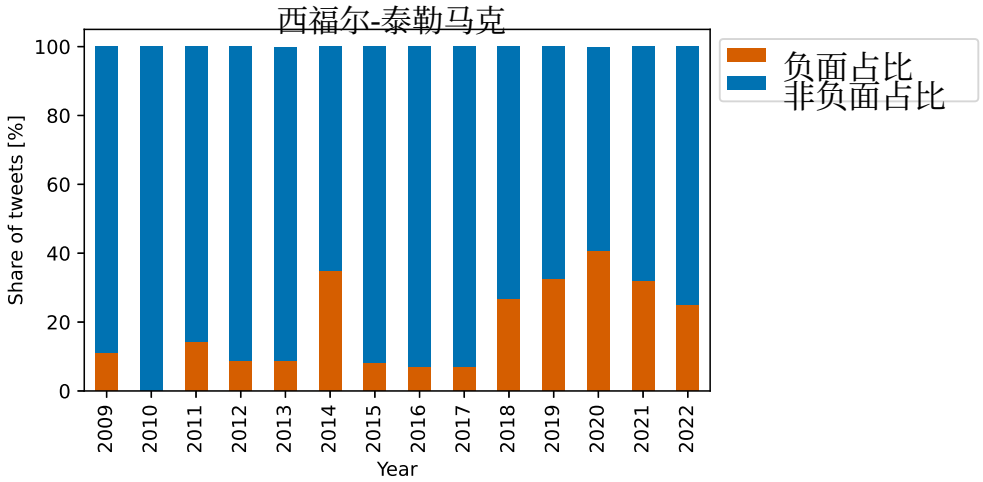

图29：西福尔-泰勒马克地区每年的正面和负面推文占比（N=1257 ）

A.10 Vestland

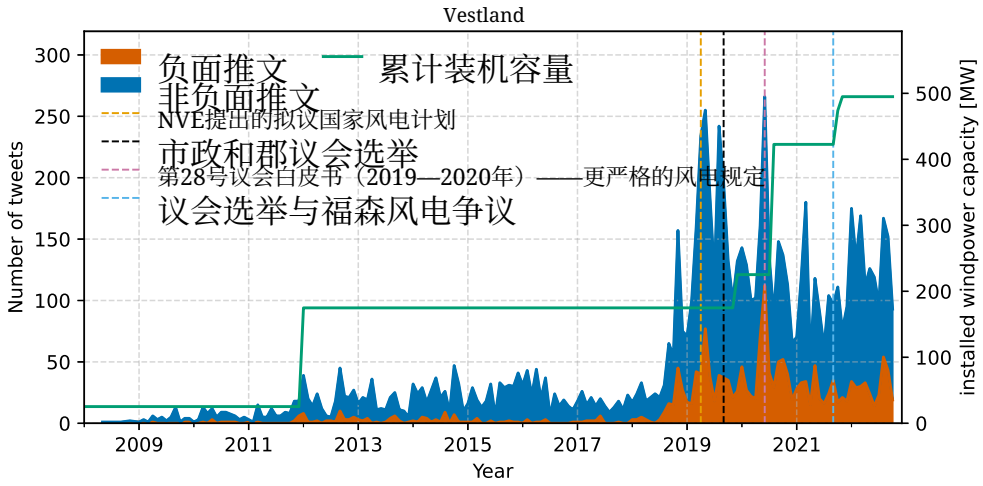

图30：Vestland 在 Twitter 上表达的情绪的时间演变（按月汇总）、已安装风电容量和可能的有影响力事件

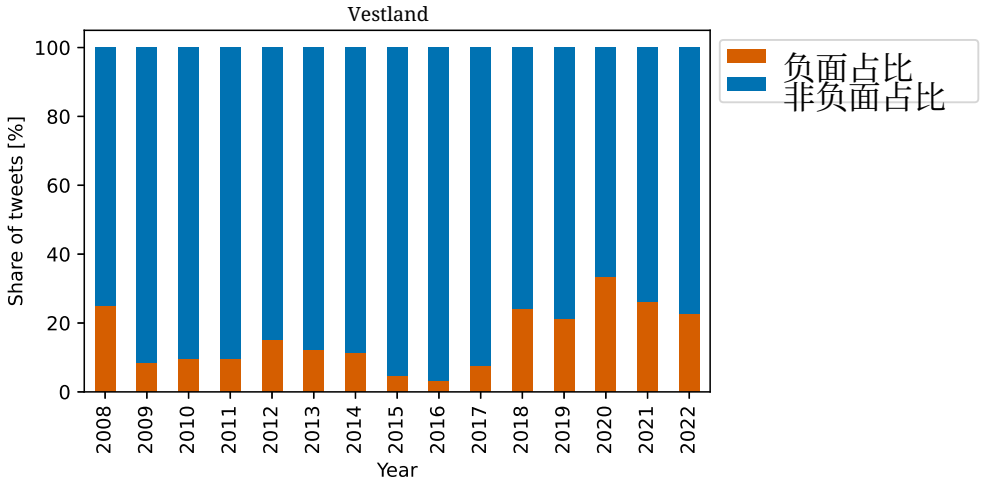

图31：Vestland 每年正面和负面推文所占比例（N=8354）

A.11 维肯

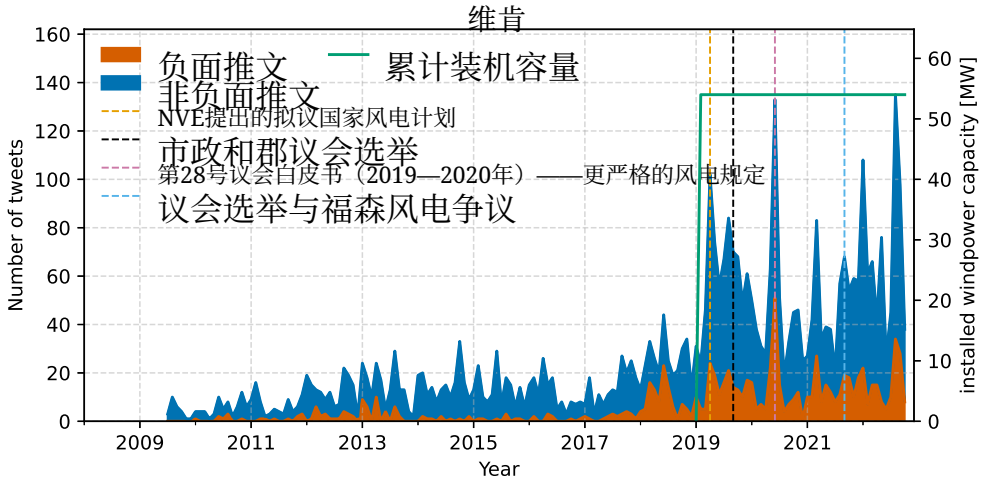

图32：维肯在 Twitter 上表达的情绪时序发展（按月汇总）、已安装风电容量及可能的有影响力事件

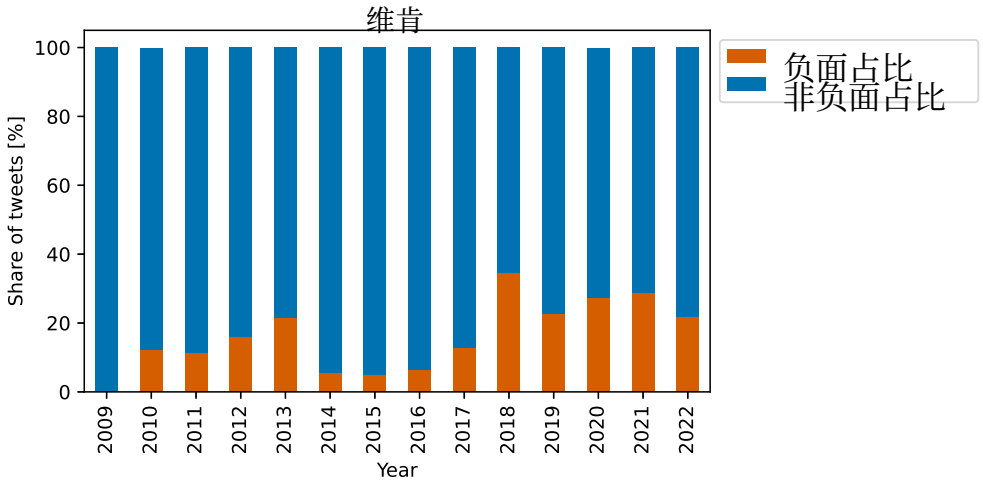

图33：维肯每年的正面和负面推文占比（N=4023）

B 2019—2022年负面情绪占比热力图

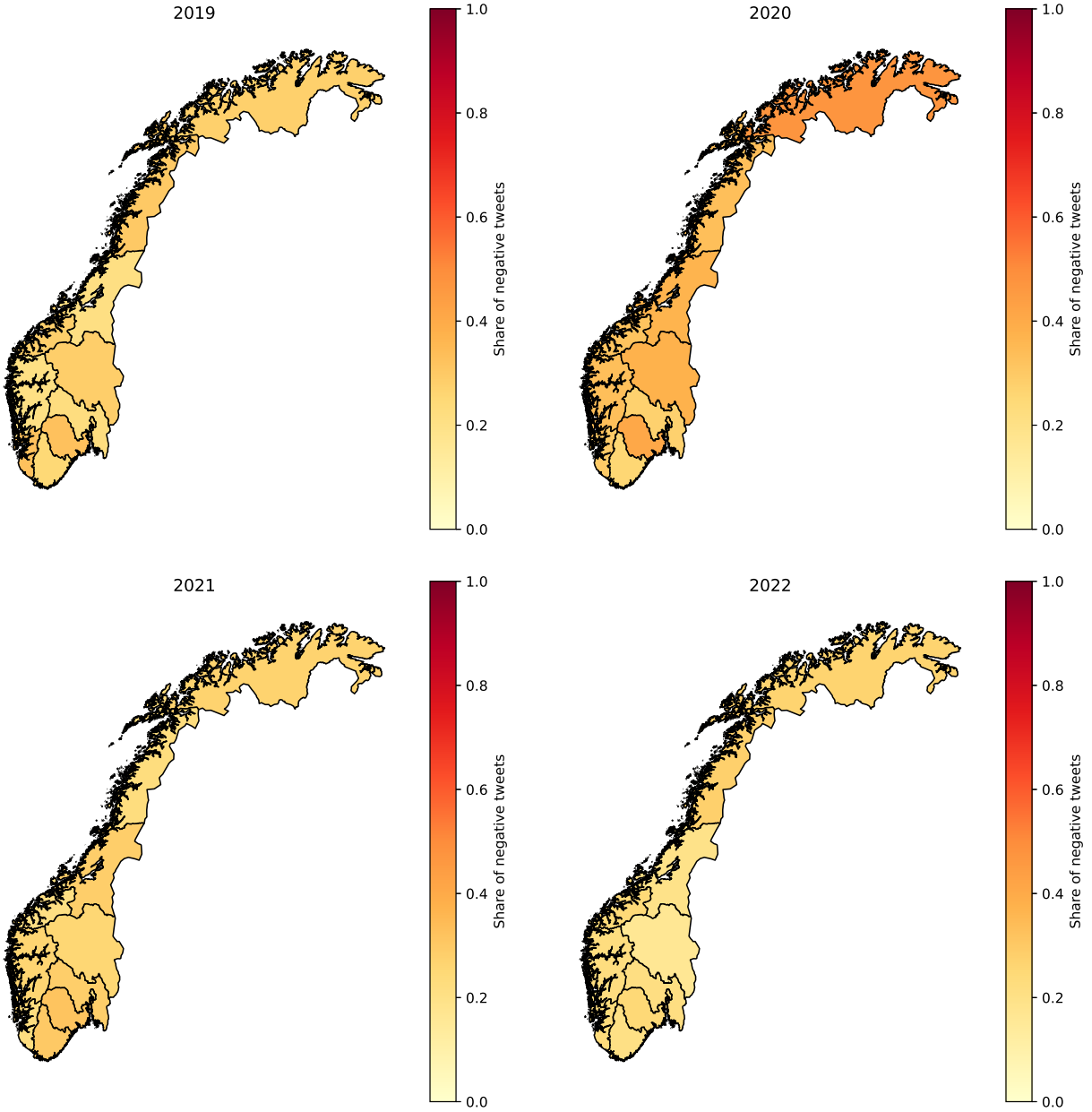

图34：热力图　　挪威各郡（NUTS3级）负面分类推文的占比 f
　　或 2019—2022年

C 标准化区域趋势

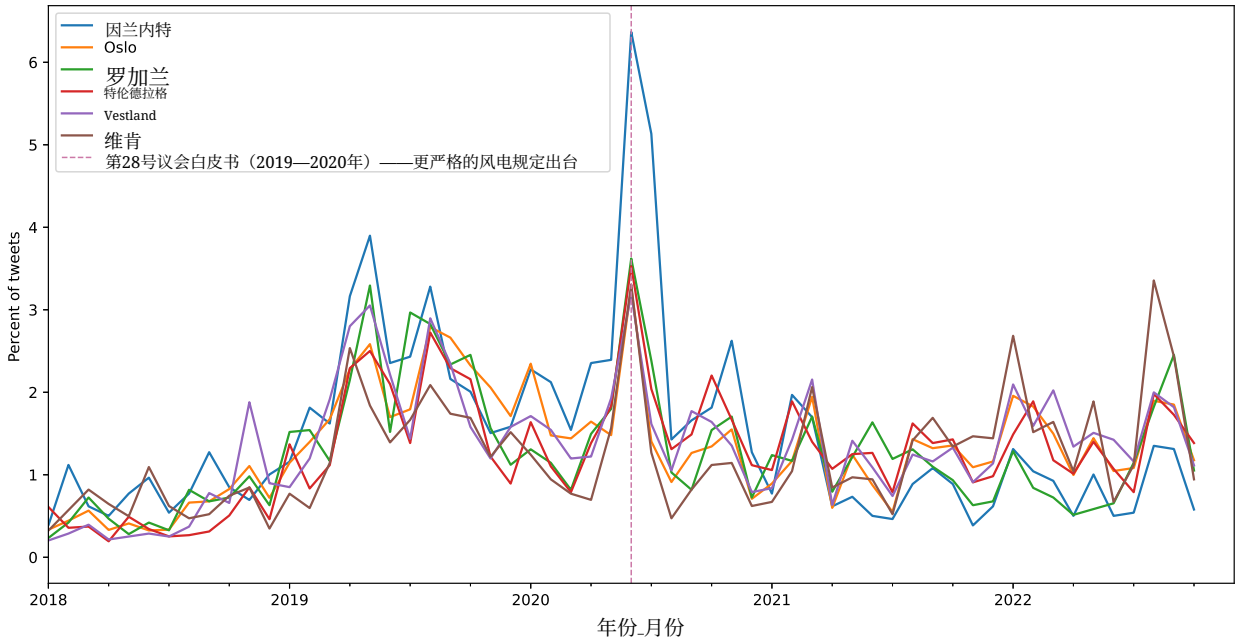

图35：2018年至2022年推文趋势的标准化结果。

D Twitter 网络

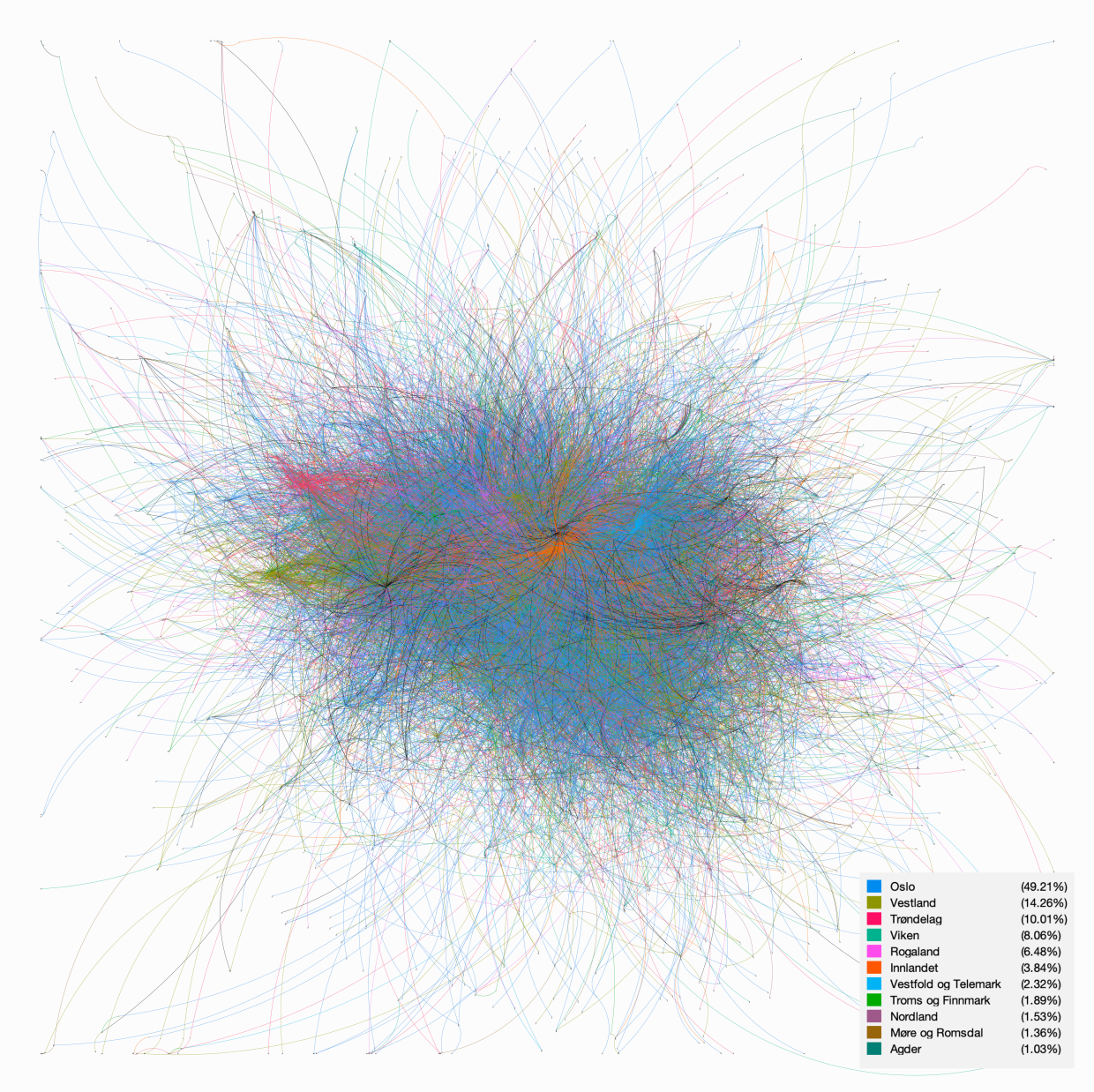

图36：网络图。边的颜色根据发布推文的用户所属县来标示。该网络使用 Gephi 中的 ForceAtlas2 算法进行可视化 [Jacomy 等人， 2014]。为了考察用户是否按地域聚集，首先使用模块度算法将用户划分为不同的社群 [Blondel 等人，2008]；随后对用户所属县与其社群归属进行独立性卡方检验， $\chi^2(50, N = 60450) = 6092.78, p < .001, V = .142$。