



OPEN 使用理性行动理论确定多模式社交媒体帖子的感知受众意图

特丽莎·米塔尔、桑乔伊·乔杜里、普贾·古汉、斯尼基萨·切鲁里和迪内什·马诺查

越来越多地使用社交媒体给青少年带来了许多有害影响。由于对这些平台上消费的多模式内容几乎没有控制，并且这些多模式社交媒体帖子传达的虚假叙述，此类平台通常会影响用户的心理健康。为了减少多模式社交媒体内容的负面影响，重要的一步是了解创作者分享内容背后的意图，并教育他们的社交网络了解这一意图。为了实现这一目标，我们提出了 Intent-o-meter，这是一种用于多模式（图像和文本）社交媒体帖子的感知人类意图预测模型。除了使用视觉和文本特征来改进感知意图预测模型之外，意图测量仪还对心理学和认知建模文献中的想法进行建模。Intent-o-meter 利用理性行动理论 (TRA)，在确定创建者的意图时考虑 (i) 创建者对分享帖子的态度，以及 (ii) 对多模式帖子的社会规范或看法。我们还介绍了 Intentgram，这是一个从公共 Instagram 个人资料中抓取的 55,000 条社交媒体帖子的数据集。我们在四个感知意图预测数据集（Intentonomy、MDID、MET-Meme 和 Intentgram）上将 Intent-ometer 与最先进的意图预测方法进行比较。我们观察到，除了视觉和文本特征之外，还利用 TRA（而不是仅使用后者）可以将预测准确性提高最多

在 Intentgram 上的 AUC 为 7.5%，Top-1 准确率为 8%，并且还开发了一个模仿流行社交媒体平台的网络浏览器应用程序，并向用户显示覆盖有这些意图标签的社交媒体内容。根据我们的分析，大约 70% 的用户确认，用意图标签标记帖子有助于他们更加了解所消费的内容，并且他们愿意尝试根据这些标签过滤内容。然而，需要更广泛的用户评估来了解添加此类感知意图标签 何减轻社交媒体的负面影响。

社交媒体平台已成为人们日常生活的重要组成部分。最近的调查显示，与 10 年前相比，使用社交媒体与他人联系、参与新闻内容、分享信息和娱乐自己的美国人数已从 40% 增加到 75%。尽管社交媒体具有积极影响，但最近的各种调查结果表明，由于缺乏对用户消费的多模式内容的控制，用户受到这些社交媒体平台的不利影响。越来越多的趋势表明，用户发布的内容代表了旨在提升用户在社会中的“社会地位”的虚假叙述。换句话说，用户往往倾向于改变自己在社交媒体上的行为，以给自己留下积极的印象。虽然这种理解存在，但在作为该内容接收者的受众的心中并不总是得到强化。此类内容被其他人消费时，会导致与身体形象、焦虑和心理健康相关的问题——特别是在青少年中——因为不必要的负面社会比较。过去几年的研究表明，用户分享内容时引发的情绪可以通过社交媒体网络传播，导致用户体验到类似的情绪。这已被证明在基于图像/视频的应用中更为普遍。因此，为了减少在社交媒体上分享此类内容的负面影响，重要的一步是了解创作者分享内容背后的意图并进行教育

1 美国马里兰大学帕克分校计算机科学系。美国马里兰大学帕克分校电气与计算机工程系。电子邮件：trisha@umd.edu

他们的社交网络的目的是尽量减少任何负面影响。为了实现这一目标，我们做出了一些努力来理解共享多模式社交媒体内容背后的意图。

感知到的人类意图

虽然该领域的先前工作没有做出这种区分，但我们希望向读者明确表示，我们对多模式社交媒体帖子的感知创作者意图感兴趣，更具体地说，我们关注受众感知的创作者意图。这很重要，因为我们没有创作者本身关于他们每个多模式帖子背后的意图的事实。此外，就这项工作的范围而言，因为我们的目标是保护社交媒体用户免受社交媒体上易受攻击的多模式内容的影响，所以追求感知的创作者意图更有意义。此外，一旦消息被创建并离开创作者，就由观众来解释该帖子，这也是我们将注意力集中在观众对创作者内容的感知意图上的另一个原因。然而，由于多种原因，理解这种多模式内容背后的人类意图是具有挑战性的。首先，不存在专门针对这些社交媒体多模式数据的标准意图分类法。Jia 等人、Kruk 等人、Zhang 等人和 Xu 等人提出了一些社交媒体内容感知意图的常见分类法。这些先前的工作从各种社交媒体平台（如 Instagram、Unsplash (<https://unsplash.com>)、Twitter、微博、Facebook 和 Google 图片。然而，这些先前的工作针对此类多模态数据提出的意图预测模型仅限于标准的视觉和文本理解。此外，这些方法采用黑盒神经网络，缺乏可解释性，并且通常容易受到域转移问题的影响。关于意图分类法，有多种多样且范围广泛的分类法。我们在补充附录 1、补充表 3 中列出了这些不同的分类法。所有其他分类法似乎都是。此外，理解创作者意图超出了标准的视觉识别任务，是人类认知和行为固有的心理任务。

主要贡献

以下是我们工作的新颖贡献。

- 1. 检测社交媒体内容的感知意图：我们提出了 Intent-o-meter，一种针对多模式社交媒体帖子的感知人类意图预测模型。除了视觉（图像）和文本（标题）特征之外，Intent-o-meter 还以理性行动理论 (TRA) 为模型，设计了新的输入特征来建模 (i) 创建者对分享帖子的态度，以及 (ii) 社会规范或对帖子的看法决定了创作者的意图。
- 2. 用创作者的意图教育受众：我们开发了一个类似于社交媒体平台的网络应用程序，这些预测的意图标签显示在帖子上以收集用户的反馈。我们与 100 名参与者测试了该应用程序，并收集了有关此类意图标签的使用及其对减少社交媒体内容对受众的负面影响的潜在影响的反馈。
- 3. 多模式社交媒体内容意图预测数据集：我们引入了 Intentgram，这是一个使用 Apify (<https://apify.com>) 根据公共 Instagram 个人资料整理的感知意图预测数据集。在由图像、标题和主题标签组成的 55K 样本中，采用源自 Kruk 等人的 7 标签意图图分类法，Intentgram 是最大的 (4 迄今为止第二大的数据集。

对 Intentionomy、MDID 和 MET-Meme 数据集的实证评估表明，除了视觉和文本特征之外，利用 TRA 可以将预测准确性提高最多 7.5%，在 Intentgram 上的 AUC 中。据我们所知，我们的感知意图预测模型是第一个在社交媒体背景下利用这种理论来建模态度和社会规范的模型。我们认为这样做可以使模型考虑到社交媒体特征和用户行为；从而提高模型性能。我们还分析了在帖子旁边显示意图标签的 Web 应用程序的用户反馈，并观察到 70% 的用户发现意图标签很有用。准确率为 8%

相关工作

在本节中，我们讨论相关领域的先前工作。首先，我们首先回顾一下社交媒体对用户心理健康的影响（“社交媒体对心理健康的影响”）。我们在“测量社交媒体上的感知意图”中详细阐述了推断社交媒体内容意图的必要性。然后在“社交媒体意图识别模型”中，我们总结了最近提出的用于推断社交媒体内容意图的各种数据集和模型。我们还在“社交媒体和理性行动理论”中提供了对理性行动理论的理解以及我们将其用于我们的模型的动机。

社交媒体对心理健康的影响

Instagram、Facebook 和 Twitter 等社交媒体网站已成为我们日常生活的重要组成部分，尤其是对于年轻人而言。发布“社会可接受”和“社会喜爱”内容的压力往往会导致社交媒体上出现虚假叙述；更具体地说，是基于图像/视频的平台，例如 Instagram。复杂的编辑工具和过滤器加剧了这种虚假的叙述。此类内容对年轻人的影响令人严重关切。他们经常将自己与他人（他们所看到的）进行比较，以评估他们的观点和能力，众所周知，这种比较会导致抑郁。这种比较会对身心健康产生严重影响。年轻人还通过点赞/评论/分享/关注的数量来量化他们的社会接受度，这又让他们陷入了恶性循环。

衡量社交媒体上的感知意图

“意图”是一个广泛的术语，可以在各种情况下使用（代理的下一步/计划、行动、因果关系）尝试识别“玩耍”、“干净”和“摔倒”等行动，并尝试分析这些行为、情绪和态度背后的因果关系）。然而，这样的解释不足以回答“为什么人们在社交媒体平台上发布内容？”的问题。一些先前的工作提出了可以回答上述问题的数据集和意图分类法。然而，所提议的分类法之间几乎没有达成共识。发布“受社会欢迎”的内容的压力常常导致社交媒体上出现虚假叙述。复杂的编辑工具和过滤器加剧了这种虚假的叙述。此类内容对年轻人的影响值得严重关注，导致他们将自己与其他人（他们所看到的）进行比较，以评估他们的观点和能力，并根据点赞/评论/分享/关注的数量来量化他们的社会接受度。实现这一目标的一个步骤是教育年轻人并让他们意识到在这些平台上会发生什么（内容创建者的意图），并确保他们感觉更少受到影响，更不容易受到所看到的影响。

社交媒体意图识别模型

社交媒体数据的意图分类带来了各种挑战。正如“衡量社交媒体上的感知意图”中所讨论的，为社交媒体内容构建的现有意图分类法几乎没有达成共识。我们在补充表 3 中总结了用于社交媒体数据意图预测的各种数据集和分类法。最近的一些工作还探索了各种数据集的意图识别模型。克鲁克等人和张等人。使用视觉（图像）和文本（标题）模式来预测作者对其 Instagram 帖子的意图。贾等。等人。更多地关注基于对象/上下文信息量来预测意图标签，并使用主题标签作为辅助模式来帮助更好的意图预测。这些作品的范围仅限于数据的视觉和文本特征。然而，理解人类意图是一项心理任务，超出了标准的视觉识别范围。因此，我们推测需要来自社交媒体心理学文献的额外线索来提高意图预测的最新技术。

社交媒体和理性行动理论

理性行动理论（TRA）假设人们在从事特定行为（例如在社交媒体上发布内容）时做出理性选择，并且该行为是由意图驱动的。此外，TRA 列出了以下两个决定意图的因素：(i) 对行为的态度和 (ii) 与行为相关的主观规范。对行为的态度是指对相关行为表现的总体评价，主观规范是指来自相关社交网络的感知压力或意见。一般来说，对某种行为持有更有利态度并感知到更强主观规范的个体更有可能表现出更大的执行某种行为的意图。之前的研究已经使用 TRA 来推理和理解社交媒体用户在线分享信息的动机。他们证实 TRA 可以用作社交网络行为的模型。他们还发现，意图和主观规范都与使用社交媒体的意图呈正相关。然而，虽然这些研究证实了 TRA 及其在社交媒体用户意图建模中的作用，但迄今为止还没有任何工作使用 TRA 来预测用户意图

方法

在本节中，我们将介绍 Intent-o-meter，这是我们的算法，用于推断社交媒体帖子中感知到的创建者的意图。我们正式陈述问题并概述我们的方法。接下来，我们在“Intent-o-meter：方法”到“融合：推断感知意图标签”中解释了模型 Intent-o-meter 的所有组件。

问题陈述

问题 1 感知人类意图预测：作为输入给出社交媒体帖子 $P = \{I, T, S\}$ ，它具有三个组成部分：图像 I ，带有相关标题 T ，以及一组主题标签 S ，我们的目标是预测 P 的感知意图标签。 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ ，我们的目标是预测 P 的感知意图标签。

我们在图 1 中概述了我们的感知意图预测模型 Intent-o-meter。由于我们的输入是多模态的，因此我们参考多模态深度学习文献并从输入图像中提取视觉特征 F_v 以及相关标题的文本特征。对于前者，我们使用最先进的视觉特征提取主干网络，ResNet 架构系列，而对于后者，我们利用 GLoVe 词嵌入和循环神经网络。此外，我们还提取了模拟理性行动理论的特征；创建者的态度以及该帖子的社会规范， F_s 。我们在后期融合中将三个特征连接起来以做出最终的意图预测。在以下部分中，我们将更详细地描述每个组件。

意图计：方法

流1：视觉形态
此类社交媒体平台的主导形式通常是视觉形式，即图像和视频。为了与之前的工作保持一致，我们使用在 ImageNet 数据集上预训练的 ResNet-18 网络来编码视觉特征。我们使用倒数第二层的输出来表示图像（ R_{12} ）。到

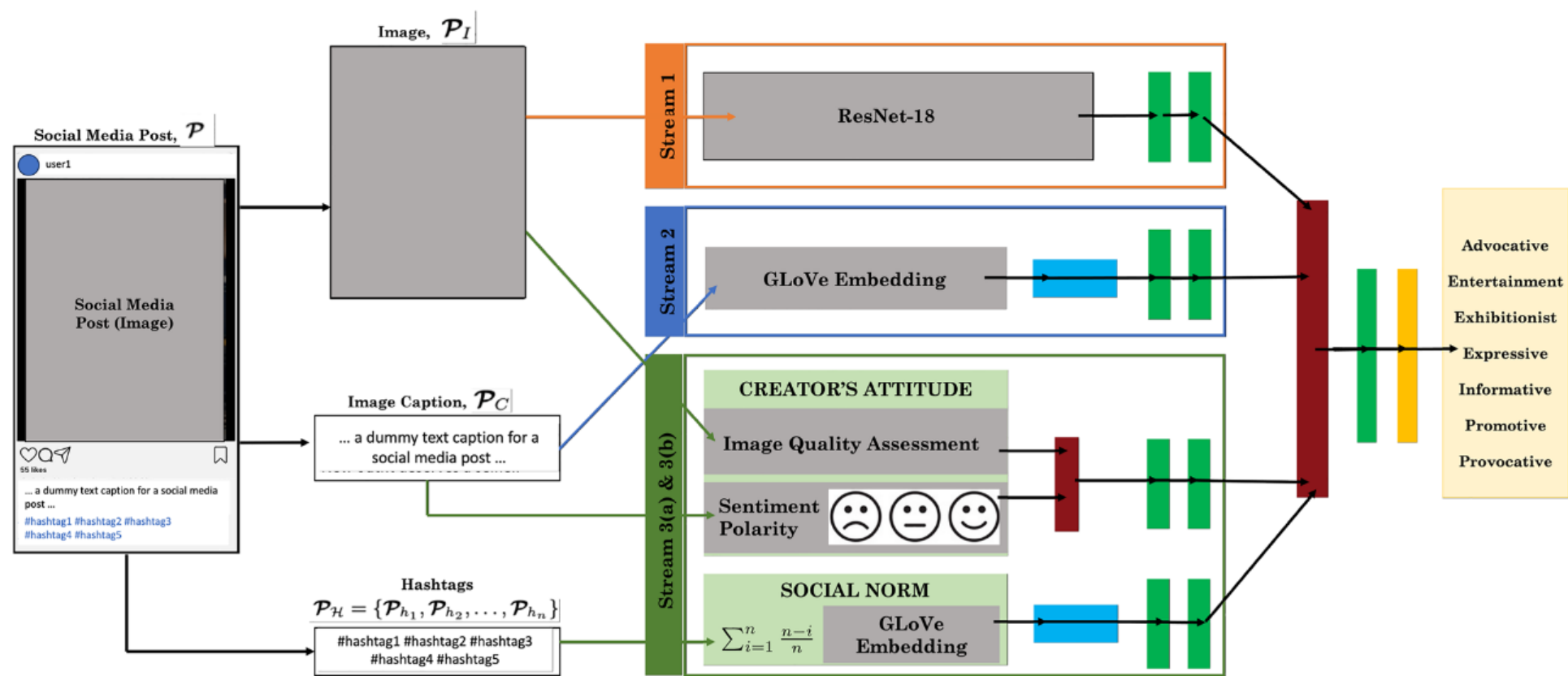


图 1. Intent-o-meter: 以社交媒体帖子作为输入，组件（图像、 P_I ，以及相关的标题， P_C 和一组主题标签， $P_H = \{P_{h_1}, P_{h_2}, \dots, P_{h_n}\}$ ），我们的目标是预测感知意图。在第一个流（橙色）中，我们对图像的视觉特征进行编码，在第二个流（蓝色）中，我们对字幕进行编码，最后，在第三个流（绿色）中，我们对理性行动理论进行建模；作者/创作者的态度和该帖子类型的社会规范 P 。然后，我们融合三个流（深红色）以做出最终的感知意图预测。该网络由全连接层（浅绿色）、LSTM 层（蓝色）、串联操作层（深红色）和 softmax 层（黄色）组成。

对此进行微调，然后我们添加两个可训练的全连接层（ Φ ）具有 ReLU 非线性和 0.5 dropout，终于得到 f 。

$$f = S_{\text{残差网络}(P)} \quad (1)$$

流2：文本形式
先前的多模式学习研究表明，视觉信息通常不足以识别人类意图。我们使用用户生成的标题， P_C ，图像作为补充提示。为了对这些标题进行编码，我们利用预先训练的 GLoVe 词嵌入对 50 维的标题词进行编码。我们使用一个 LSTM 层，后面是两个全连接层（ Φ ）使用 ReLU 非线性和 0.5 dropout 得到 f 。

$$f = S_{\text{LSTM}(\text{GLoVe}(P_C))} \quad (2)$$

第 3 部分：TRA 建模
如前所述，根据理性行动理论 (TRA)，对某一行为（在本例中为发布特定内容）持有更有利态度并感知到更强主观规范的个人更有可能表现出执行该行为的更大意图。许多研究已经验证了 TRA 对用户在社交媒体上发布内容时的影响，但不存在对帖子中的这两个组成部分进行计算建模的方法， P 。我们在下面对此进行描述。

流 3(a) 态度
在 TRA 中，用户的态度表明了创作者对他们在线分享的帖子的信任程度。由于帖子中的“信念”是主观的，因此我们参考了社交媒体心理学文献，其中研究将参与度和频率与社交媒体的使用相关联，特别是其中一项研究指出，“高度参与的年轻人经常以多种方式参与社交媒体平台”：向朋友发送消息，对他人发布的内容做出反应并传播，并生成自己的内容”。我们以两种方式模拟这种参与。第一个是通过标题情绪。克鲁克等人。表明同一张 Instagram 图片的两个不同的标题可以完全改变图像-标题对的整体含义。凭借这种直觉，我们可以计算字幕中表达的情感的极性。我们使用 VADER 库来计算这些特征。

$$f = \text{维德}(P) \quad (3)$$

我们对社交媒体上的用户参与度和频率进行建模的第二种方法是在将图像发布到各种社交媒体平台或复杂的相机之前对图像进行编辑和过滤。

用于捕获图像。这样做可能反映了准备帖子所花费的资源，并表明了创作者对其所分享的图像的态度。为了帮助我们的模型学习这一点，我们计算 k 图像质量或视觉美学特征， q 。其中包括视觉美学特征子集的集合，例如自动颜色相关图、 q 颜色和边缘方向性描述符、颜色布局、边缘直方图、模糊颜色和纹理直方图、Gabor、在一个直方图中加入 CEDD 和 FCTH 的联合描述符、可缩放颜色、Tamura，以及使用 LIRE (<http://www.lire-project.net/>) 库提取的本地二进制模式。正如之前的工作所建议的，我们还使用 Peng 等人提取了颜色、边缘、框和段的各种特征。

$$f = \text{图像质量}(P) = [q, q_0, \dots, q_k] \tag{4}$$

我们连接特征并使用全连接层和非线性来计算 f 。

$$f = S \left(\begin{bmatrix} \text{情绪} \\ f \end{bmatrix} ; f_{\text{质量}} \right) \tag{5}$$

流 3(b) 社会规范

这里的目标是了解所发布内容的社交感知程度。社会规范的通常含义是定义可接受/适当行为的一组规则。然而，我们正在尝试理解社交媒体世界中社会规范的含义。其中一项指标是主题标签的使用与社交媒体帖子。虽然一些创作者根据相关性为其帖子选择主题标签，但也可以选择能够最大限度地覆盖更多受众的主题标签。而且，这个决定可以对帖子的意图发挥巨大作用。此外，我们想要利用的是社交媒体平台的构建方式以及如何让创作者选择主题标签。他们根据最流行、最吸引人的内容来建议主题标签，并且会在他们的平台上引起更多的参与。此外，之前的研究表明，主题标签与发展社交网络和扩大受众直接相关。我们假设最有影响力的主题标签首先出现在可用主题标签集中，

。由于大多数设备都具有自动建议功能，这是一个合理的假设。假设主题标签采用线性分段加权方案，权重为 $\frac{1}{n}$ ，我们使用预训练的 GLoVe 词嵌入将单词编码为 50- 维度特征。

我们使用一个 LSTM 层，后面是两个具有非线性和 dropout 的全连接层来获得 f 。

$$f = S \left(\sum_{i=1}^n \frac{n-i}{n} P \right) \tag{6}$$

我们在本节的结论中强调，我们当前的 TRA 模型基于标题情感、图像美学和主题标签嵌入，是启发式的，并且可能是替代 TRA 建模的几种可能方法之一。因此，不应将其视为 TRA 计算建模的黄金标准方法（这仍然是一个开放的研究问题），我们希望这项工作成为该领域进一步研究的垫脚石。

融合：推断感知意图标签

为了解决我们计算的四条特征/编码， $f_{\text{情绪}}$ ， $f_{\text{文本}}$ ， $f_{\text{态度}}$ ， $f_{\text{质量}}$ ，进行任何单独的意图推断之前将这些特征连接起来。

$$f = S \left(\begin{bmatrix} f_{\text{情绪}} \\ f_{\text{文本}} \\ f_{\text{态度}} \\ f_{\text{质量}} \end{bmatrix} \right) \tag{7}$$

我们使用两个全连接层，后面跟着一个 softmax 层。 f 该输出用于计算损失并将误差反向传播回网络。

用户研究设置

该研究由一个网络应用程序组成，用户可以在该应用程序中与“类似 Instagram”的界面进行交互，其中的帖子取自 Intentgram。对于每个帖子，用户还会看到该帖子的意图标签（在图 2a 顶部以绿色突出显示）。我们指导参与者滚动浏览 feed 5-10 分钟来体验界面。在与界面交互之前，我们确保 (a) 参与者年龄在 18 至 30 岁之间，并且 (b) 他们签署了同意书。此外，我们要求他们根据目前 Instagram 的使用情况回答一份由六个问题组成的预研究问卷（补充附录图 1a）。我们还向用户提供 Web 应用程序的屏幕录制 (<https://youtu.be/9w1dj93evyA>)，以防用户在访问 Web 应用程序时遇到问题。最后，在任务结束后，我们要求参与者回答一份研究后调查问卷，其中包括另外六个问题，以收集他们对我们的网络应用程序的反馈（补充附录图 1b）。

道德考虑

我们注意到，我们的数据集来源于从公共个人资料中抓取的 Instagram 帖子。然而，为了保护隐私，我们将仅发布所有这些图像的 ResNet-18 特征。此外，我们还提供了获取 Instagram 数据以实现可重复性的详细说明。用户研究方案得到了马里兰大学帕克分校的机构审查委员会 (IRB) 的批准 (IRB #1890563-2)。所有参与者和/或其法定监护人均已获得书面知情同意书。作者确认所有方法、研究和实验均按照相关 IRB 指南和规定进行。

Data

我们介绍了 Intentgram 的感知创作者意图分类法和数据收集程序，然后与其他社交媒体意图数据集进行了比较。补充附录 1 中提供了更详细的见解。

分类、收集和预处理

7-标签分类法：我们遵循 Kruk 等人使用的意图分类法。 ，因为他们还定义了 Instagram 数据上的标签。我们在表 1 中进一步总结了这一点。

抓取 Instagram 帖子：我们使用 Apify scraper 从公开的个人资料中收集 Instagram 帖子，与 Kruk 等人类类似。第一步，我们首先使用 Kruk 提供的主题标签抓取属于七个类别的 Instagram 帖子（表 1）等人。我们最初收集并聚类了大量 Instagram 内容，以了解和识别流行的主题标签。根据使用频率，我们为每个意图标签选择前 10 个主题标签。我们已在补充附录 1 的表 2 中添加了这些主题标签。

数据集预处理：为了收集大量公开的 Instagram 帖子，我们为所有考虑的主题标签抓取了 2000 个样本。因此，在初始阶段之后，我们最终总共收到了 1, 40, 000 个帖子。在抓取内容的过程中，我们不限关注者数量有限的用户，只根据主题标签进行抓取。因此，被抓取的帖子可能来自拥有广泛追随者的个人，包括那些使用社交媒体平台作为工作的人。Apify 平台提供了原始 Instagram 帖子的镜像（仅在短时间内可用）以供下载。然后，我们按照补充附录“Intentgramcleaning andprocessing”中的描述应用预处理和清理，以获得包含 55, 272 个帖子的最终数据集。为了公平评估，我们将样本总数限制为 10, 053 个（在所有七个类别中均匀分布），用于训练、验证和测试。我们将发布整个数据集，以方便社区进一步研究。

数据集统计：我们还收集每个帖子的相关元数据，例如标题、主题标签、点赞数和评论数。出于隐私考虑，我们仅发布 Instagram 帖子中图像的 ResNet-18 特征（社交媒体研究中普遍采用的做法）。

Intentgram 与 SOTA 数据集的比较

表 2 将我们提出的数据集 Intentgram 与最先进的意图分类数据集进行了比较。意图-gram 使用 7 标签分类法（倡导性、娱乐性、暴露狂、表达性、信息性、促进性、

标签	# 样本	解释
倡导者	9293	倡导形象、想法、运动
娱乐	8938	使用艺术、幽默、模因等进行娱乐
暴露狂	5327	创建反映人的自我形象
富有表现力	9800	对外部实体表达情感
信息丰富	7964	有关主题或事件的信息
促销	4661	推广活动、产品、组织
挑衅	9289	直接攻击个人或团体
全部的	55, 272	

表 1. 意图分类法：我们总结了 Intentgram 采用的 7 标签分类法（借自 Kruk 等人）以及每个标签的样本数量。

数据集	特征				#Labels	Size	来源
	I	V	C	H			
MDID	✓	✗	✓	✓	7	1299	Instagram
内在论	✓	✗	✗	^a ✓	28	14, 455	未飞溅
MET Meme	✓	✗	✓	✗	5	10, 045	推特、微博 谷歌、百度
^a 普罗希特等人。	✗	✗	✓	✗	3 4000		推特
^a 多MET	✓	✗	✓	✗	4	6109	推特、脸书
最小记录	✗	✓	✓	✗	20	2224	电视剧
为什么行动	✗	✓	✓	✗	24	1077	YouTube 视频
意向图	✓	✗	✓	✓	7	55, 272	Instagram

表 2. 意图预测数据集的特征：我们将 Intentgram 与最先进的意图预测数据集进行比较。有关这些数据集之间比较的详细讨论，请参阅“比较 INTENTGRAM 与 SOTA 数据集”。I：图像，V：视频，C：标题，H：主题标签。不公开。

挑衅性) 借用 MDID 数据集, 该数据集基于 Goffman 和 Hogan 之前针对 Instagram 数据的工作。Intentgram 的可用模式 and 功能最为多样化, 包括图像、标题和主题标签。MDID数据集也使用Instagram作为源数据, 但比 Intentgram 小。事实上, Intentgram 是包含大约 55K 数据点的最大数据集。最后, 我们注意到, 虽然 MDID、Intentionomy、MET-Mete、MultiMET 和 Purohit 等人提出的数据集。MIntRec 和 WHYACT 专门用于意图分类和社交媒体分析, 实际上是动作预测数据集。

结果

我们的实验回答了以下两个问题: (i) TRA 建模是否可以更好地预测社交媒体帖子的意图? (ii) Intent-o-meter 与最先进的 (SOTA) 方法相比如何?

实验装置

数据集分割: 我们使用四个意图预测数据集: Intentionomy、MDID、MET-Meme 和 Intentgram。我们使用了作者为 Intentionomy、MDID 和 MET-Meme 数据集提供的原始分割。出于实验目的, 我们从 Intentgram 中抽取了 10、053 个帖子 (七个意图标签分别为 1443、1154、1415、1576、1475、1420 和 1570 个帖子), 并将训练集、验证集和测试集分成比例为 60 : 20 : 20, 分别产生 6031、2011 和 2011 个训练集、验证集和测试集样本。

评估指标: 不同的数据集使用不同的指标进行评估。Intentionomy 数据集使用 Micro F1 分数和 Macro F1 分数。同样, MDID 报告准确性和 AUC 指标。对于 MET-Meme 数据集, 我们报告了验证和测试 F1 分数并进行了比较。对于我们的数据集 Intentgram, 我们报告准确性、AUC 指标和 Micro-F1 分数。

训练细节: 我们的所有结果都是在 NVIDIA GeForce GTX1080 Ti GPU 上生成的。我们模型的超参数在验证集上进行了调整, 以找到最佳配置。我们使用 Adam 优化器来优化批量大小为 50 的模型。我们对模型的超参数范围进行了实验, 例如: dropout {

0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6}, 学习率 {1e-2, 1e-1e}, 纪元数 {50, 75, 100, 125}, LSTM 层的隐藏维度 {32, 24, 16}.

TRA 在感知意图预测中的优势

在表 3 中, 除了利用从图像、标题和主题标签获得的视觉和文本特征之外, 我们还强调了 TRA 建模的好处。具体来说, 我们在所有四个数据集上消除 Intent-o-meter 并报告 F1 分数、准确性和 AUC。特别是, 我们比较第一列中的结果 (“与 7.96% and 8.85% 在 Intentionomy 和 MET-Meme 上, 通过以下方式获得更高的准确性 4% 每个在 MDID 和 Intentgram, 并将 Intentgram 上的 AUC 提高了 5.9 个点。

我们还进行了额外的测试, 分别分析嵌入标题情感和图像美学以及相关主题标签的个体效果。特别是 (“栏 1 + 2 + 3(a)”) 强调了对标题情绪和主题标签排序进行建模的好处。我们还探讨了情绪和主题标签的影响, 这两个方面在流 3(a) 中建模。我们观察到, 对于除 Intentionomy 之外的所有数据集, 情感比图像质量更有帮助。这并不意外, 因为它主要是基于图像的数据集。并且在 (“我 + 2 + 3(b)”) 列, 我们分析等式: 6 通过比较线性分段加权与均匀加权 (每个权重设置为 1), 并得出结论, 某种形式的加权更好。未来的工作涉及探索更复杂的加权方案, 包括基于变压器的注意力。

我们相信, 以我们的方式包含和建模 TRA 在一定程度上融入了人类行为, 并且还捕捉了社交媒体特征 (如主题标签); 这可能解释了 Intent-o-meter 性能的提高。除了上述消融实验之外, 我们还可以从 Intent-o-meter 与仅依赖于视觉和文本特征的最先进的意图预测方法进行比较的实验中得出 TRA 的进一步证据, 我们将在下面进行描述。

明, 利用 TRA

数据集	公制	实验					
		流					
		1 + 2	1 + 2 + 3(a)	1 + 2 + 3(a)	1 + 2 + 3(a)	1 + 2 + 3(b)	1 + 2 + 3(a) + 3(b)
数据集	公制		只有维德	仅图像质量			意向仪
内在论	F1	32.72	37.34	39.24	40.68	-	40.68
MET Meme	F1	38.89	45.21	43.17	47.74	-	47.74
MDID	Acc.	54.29	55.01	54.82	55.58	57.12/55.92(u)	58.20
意向图	Acc.	50.21	51.91	51.02	52.36	53.73/51.23(u)	54.01
	AUC	73.58	75.23	74.23	76.86	75.51/74.87(u)	79.48

表 3. TRA 在感知意图预测中的好处: 我们通过消除意图计并单独分析每个组件, 强调了除了视觉和文本特征之外使用 TRA 的重要性。- 表示数据集中缺少主题标签信息。 (u) 表示主题标签嵌入的统一权重。流 1: 视觉, 流 2: 文本, 流 3(a) 和 3(b): TRA。重要值以粗体显示。

Intent-o-meter 与 SOTA 的比较

我们分别总结了我们的模型与 SOTA 方法在 MDID（表 4）、Intentonomy（表 5）、MET-Meme（表 6）和我们的数据集 Intentgram（表 7）上的比较（未提供所有代码；因此 SOTA 基线是特定于数据集的）。
MDID 数据集上的性能：我们与 Kruk 等人提出的预测模型（由于不可用而由我们复制的代码）和 Gonzaga 等人提出的预测模型进行比较。。而克鲁克等人。Gonzaga 等人建议使用图像和标题来预测意图标签。创建转导图学习方法。我们观察到，我们的模型在 top-1 准确率和 5.3 AUC 点方面优于这些方法高达 3.7%。
Intentonomy 数据集上的性能：我们与 Jia 等人提出的预测模型进行比较。他们建议使用主题标签作为预测意图标签的辅助方式。我们观察到我们的模型在 F1 分数上比他们的方法高出 3.59%。

方法	Top-1 准确率	AUC
随机的	28.10	50.00
冈萨加等人。	54.50	84.40
克鲁克等人。	56.70	85.60
意向仪	58.20	89.70

表 4. MDID 评估：我们在此总结了 MDID 数据集上的实验结果。我们报告 top-1 准确率和 AUC 分数以进行比较。共有七个意图标签。重要值以粗体显示。

方法	微F1	宏F1
随机的	7.18	6.94
克鲁克等人。	32.72	28.57
贾等人。	38.49	31.12
意向仪	40.68	34.71

表 5. 对 Intentonomy 数据集的评估：我们提出了在 Intentonomy 数据集上进行意图预测的实验。我们报告微观 F1 分数和宏观 F1 分数以进行比较。总共有 28 个意图标签。重要值以粗体显示。

方法	验证	Test
	微F1	
随机的	23.20	22.32
克鲁克等人。	36.36	38.89
徐等人。	37.64	41.65
意向仪	41.33	47.74

表 6. 对 MET-Meme 数据集的评估：我们在此总结了 MET-Meme 数据集的实验。我们报告 top-1 准确度和 AUC 分数以进行比较。共有七个意图标签。重要值以粗体显示。

方法	Top-1 准确率	AUC	微F1
随机的	28.10	50.00	—
克鲁克等人。	50.21	73.58	49.15
意向仪	54.01	79.48	53.54

表 7. 对我们的数据集 Intentgram 的评估：我们在此总结了对 Intentgram 的评估。我们报告准确性、AUC 分数和微 F1 分数以进行比较。共有七个意图标签。重要值以粗体显示。

MET-Meme 数据集上的性能：我们与 Xu 等人提出的基线预测模型进行比较。他们只使用图像模态来预测意图标签以及 Kruk 等人。我们观察到我们的模型在 F1 分数上优于这些方法高达 6.9%。

在我们的数据集 Intentgram 上的表现：我们与 Kruk 等人提出的意图预测模型进行比较。我们观察到，我们的模型在 top-1 准确度和 F1 方面比这些方法高出 4%，并且 AUC 点高出 6 个点。
将上一节中的消融实验获得的结果与在 4 个标准数据集上不使用 TRA 的 SOTA 方法的比较结果相结合，我们发现强有力的证据表明，TRA 建模在 F1 分数、top-1 准确度方面显着提高了意图预测和 AUC。

消融实验

在表 8 中，我们证明了 Intento-meter 中流 1（视觉）和流 2（文本）的特征/模型选择的合理性。为了保持与社交媒体先前工作的一致性，我们使用 ResNet-18 来处理视觉特征，使用 GloVe 嵌入来处理文本特征，因为它们非常适合我们数据集的大小。我们使用 Word2Vec 和 FastText 等替代嵌入模型进行了实验，我们发现 GloVe 提供了稍微更好的性能。我们还尝试使用 ResNet-50 和 ResNet-101，前者的准确率略有提高 1%，而后者则导致性能下降。

了解人类偏好

因为我们正在推断感知到的创作者意图，所以了解人类的偏好以及他们对与社交媒体帖子一起显示的这些意图标签的反应非常重要。为此，我们进行了一项类似于 T-Moodifier 的用户研究，以回答两个问题：(i) 帖子上的这些感知意图标签是否使用户更了解他们消费的内容？(ii) 他们是否愿意让自己的内容被此类标签过滤？我们在“融合：推断感知意图标签”中描述了用户研究设置，并在“理解人类偏好”中分析了研究结果。

用户研究分析

我们招募了 100 名参与者进行用户研究（50 名女性，50 名男性）。我们在图 2b（第 2,3 行）中总结了有关参与者年龄和地理位置的统计数据。我们还收集有关他们社交媒体应用程序 Instagram 的使用量的信息。在图 2b（第 4 行）中，我们报告了社交媒体登录的频率，在图 2b（第 5 行）中，我们记录了参与者发布帖子所需的平均时间。
除了参与者的统计数据外，我们还收集有关社交媒体在他们生活中的作用的信息。在图 2c 中，67% 的人倾向于相信他们通过社交媒体了解了朋友的最新生活，77% 的参与者还认为社交媒体并不能真实反映他们朋友的生活。同样，37% 的参与者表示受到网上所见内容的影响，而 25% 的参与者不确定自己是否受到影响。作为我们网络界面的证明，大约一半的参与者（53%）表示感知意图标签的显示不会妨碍他们的社交媒体应用体验；86% 的参与者似乎同意用于标记帖子的意图标签的分类法；84% 的参与者还表示，所显示的帖子以及他们在自己的个人社交媒体上看到的帖子相似。最后，70% 的参与者表示，显示的意图标签帮助他们了解他们在社交媒体上消费的内容，并且他们更喜欢根据此类意图标签过滤内容。

我们还要求参与者提供有关网络应用程序的可选建议、评论和反馈。这些建议中的一个共同主题是意图标签的呈现。一位参与者建议对意图标签进行颜色编码；另一个建议将意图标签设置为可选，并让用户控制是否要查看带标签或不带标签的帖子。一些参与者欣赏区分标签的绿色突出显示，而其他参与者则提到更喜欢更微妙的外观，例如在角落中以较小的字体。我们在补充附录“更多用户研究分析”中提供了基于性别、年龄和社交媒体使用情况的更深入的分析。

结论

我们提出了 Intent-o-meter，这是一种使用视觉和文本模式以及理性行动理论的社交媒体帖子的感知人类意图预测模型。我们在 Intentionomy、MDID 和 MET-Meme 数据集上评估了我们的模型。我们引入了 Intentgram，这是一个包含 55K 社交媒体帖子的数据集

数据集	公制	实验					
		流1			直播2		
		ResNet-18	ResNet-50	ResNet-101	手套	词向量	快速文本
意向图	Acc.	48.31	49.75	47.12	47.19	46.53	45.91
	AUC	70.29	71.57	69.83	70.86	69.58	70.59

表 8. 视觉/文本模态模型的选择：通过与其他一些基线进行比较，我们分别证明了所选模型/特征、视觉流和文本流（1 和 2）的 ResNet-18 和 GLoVe 的合理性。

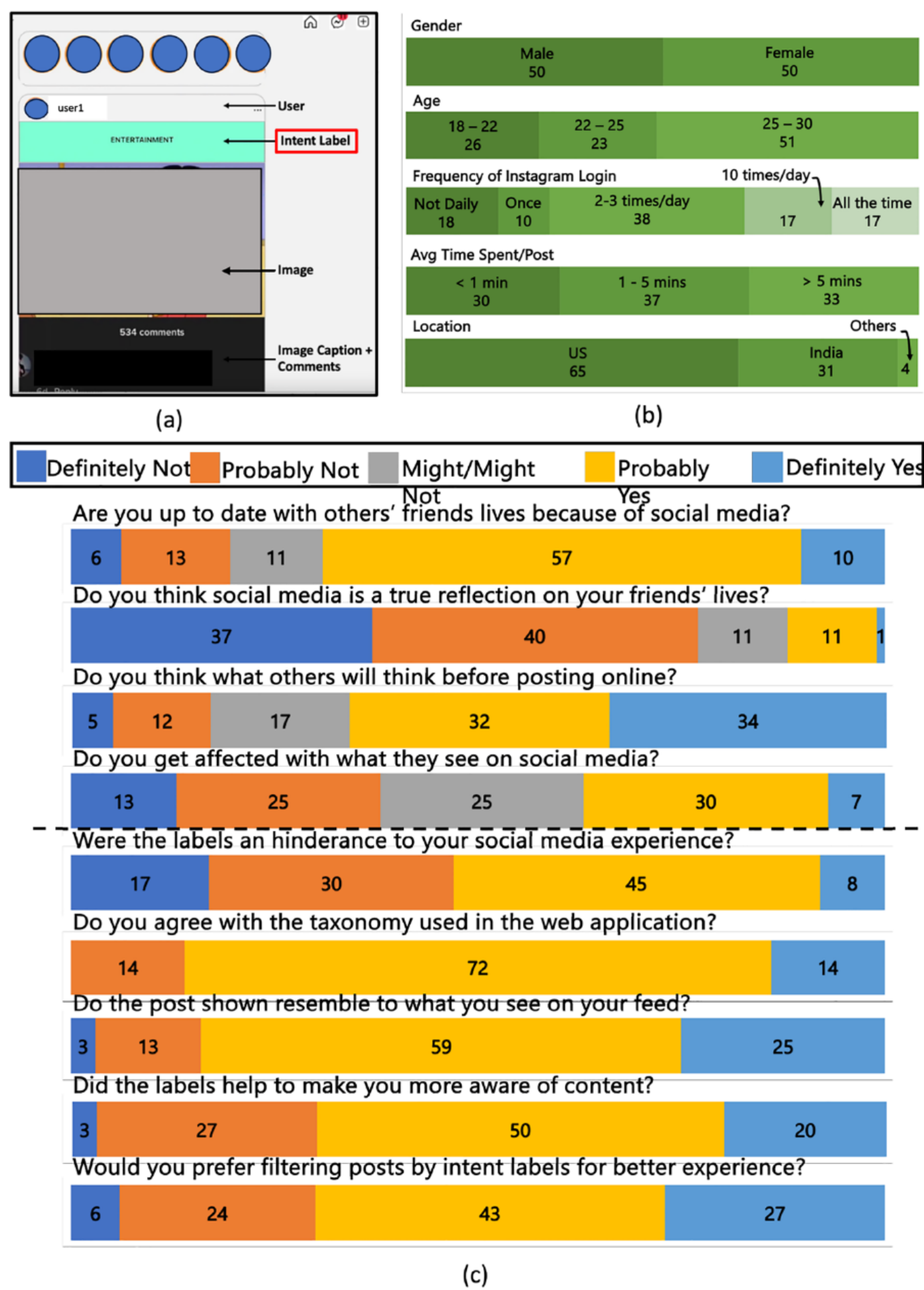


图 2. 用户研究设置和分析：我们在此总结了我们的用户研究设置和结果。在 (a) 中，我们展示了包含各个组件亮点的屏幕截图，在 (b) 中我们报告了为用户研究招募的 100 名参与者的背景，最后在 (c) 中我们报告了预问卷问题的答案并发布调查问卷。

公开的 Instagram 个人资料。最后，我们还开发了一个 Web 应用程序，在帖子上显示意图标签，并与现有的 Instagram 用户进行测试。

我们承认 TRA 可能是在社交媒体帖子中模拟心理认知线索的几种方法之一。使用其他推理人类行为的理论（例如感知行为理论）也有助于理解人类意图。我们还将通过识别其他功能来构建现有功能，例如开发更好的用户分析，了解用户的社交网络及其社交媒体活动，以便更好地概括一个人的动机。

我们的用户研究表明，用意图标签标记帖子可以帮助用户更加了解所消费的内容，并且他们愿意尝试根据标签过滤内容。然而，需要更广泛的用户评估来了解添加此类感知意图标签如何减轻社交媒体的负面影响。

挑战

在过去的几年里，社交媒体发生了巨大的变化。随着社交媒体平台使用的增加，我们确实拥有大量的潜在数据以及可以从这些数据中得出的大量见解。然而，为了保护用户数据，平台越来越多地限制开发人员和研究人员在其平台上挖掘数据。我们相信，如果我们能够访问用户个人资料、他们过去的帖子（导致我们正在研究的帖子）以及他们的社交网络，那么诸如推断感知到的人类意图之类的问题陈述就会大有裨益。但是，我们知道这是不可能的。我们相信，社交媒体研究总体上正在提出针对这些数据限制的解决方案，我们也是如此。虽然我们确实认为这会使解决方案变得更加困难，但我们并不认为这会改变解决方案的有效性。

数据可用性

我们已将数据集放在 https://gamma.umd.edu/researchdirections/affectivecomputing/emotionrecognition/intent_o_meter。

收稿日期：2023 年 10 月 2 日；接受日期：2024 年 4 月 21 日
Published online: 08 May 2024

参考

1. 皮尤研究中心。 <https://www.pewresearch.org/internet/fact-sheet/social-media/> (2021)。访问日期：2024 年 4 月 25 日。
2. 皮尤研究中心。 <https://www.pewresearch.org/internet/2013/05/21/teens-social-media-and-privacy/> (2013)。访问日期：2024 年 4 月 25 日。
3. 华尔街日报。 <https://www.wsj.com/articles/facebook-knows-instagram-is-token-for-teen-girls-company-documents-show11631620739> (2021)。访问日期：2024 年 4 月 25 日。
4. 赵 S.、格拉斯穆克 S. 和马丁 J. Facebook 上的身份构建：锚定关系中的数字赋权。计算。哼。行为。 24, 1816–1836 (2008)。
5. Walther, J. B.、Van Der Heide, B.、Kim, S.-Y.、Westerman, D. 和 Tong, S.T. 朋友的外表和行为对 Facebook 上个人评价的作用：我们是否被我们所拥有的公司所认识？。哼。交流。资源。 34, 28–49 (2008)。
6. Kim, J. 和 Ahn, J. 节目必须继续：Facebook 上人际冲突期间的自我呈现。过程。是。苏克。信息。科学。技术。 50, 1–10 (2013)。
7. 斯利普, M.等人。这篇文章不是：探索 Facebook 上的自我审查。2013 年计算机支持合作工作会议论文集。 793–802 (2013)。
8. Rainie, L.、Lenhart, A. 和 Smith, A. 社交网站上的生活基调。皮尤互联网报告 (2012 年)。
9. Jang, J. Y.、Han, K.、Lee, D.、Jia, H. 和 Shih, P. C. 青少年用更少的照片进行更多的互动：Instagram 中行为的时间和比较分析。第 27 届 ACM 超文本和社交媒体会议论文集。 71–81 (2016)。
10. Spitzer, E. G.、Crosby, E. S. 和 Witte, T. K. 通过过滤镜头观察：社交媒体上的负面社会比较和年轻人的自杀意念。心理。大众。医学。 (2022)。
11. Goldenberg, A. 和 Gross, J. 数字情感传染。OSF (2019)。
12. Ferrara, E. 和 Yang, Z. 衡量社交媒体中的情绪传染。PloS 一 10, e0142390 (2015)。
13. Kramer, A. D.、Guillory, J. E. 和 Hancock, J. T. 通过社交网络大规模情绪传染的实验证据。过程。国家。阿卡德。科学。 111, 8788–8790 (2014)。
14. 钱X., 刘X., 郑C., 杜Y.和侯X.使用用户词汇标记照片。神经计算 111, 144–153 (2013)。
15. Crandall, D. 和 Snavely, N. 使用互联网照片集对人物和地点进行建模。交流。ACM 55, 52–60 (2012)。
16. Saldias, F. B. 和 Picard, R. W. 推文情绪调节器：向推特用户提供情感意识。2019 年第八届情感计算与智能交互国际会议 (ACII), 1–7 (IEEE, 2019)。
17. 贾, M.等人。Intentionomy: 人类意图理解的数据集和研究。IEEE/CVF 计算机视觉和模式识别会议论文集。 12986–12996 (2021)。
18. 克鲁克, J.等人。集成文本和图像：确定 Instagram 帖子中的多模式文档意图。2019 年自然语言处理经验方法会议和第九届自然语言处理国际联合会议 (EMNLP-IJCNLP) 论文集。 4622–4632 (2019)。
19. <https://foundationinc.co/wp-content/uploads/2018/12/NYT-Psychology-Of-Sharing.pdf>。访问日期：2024 年 4 月 25 日。
20. Yen, C. 探索用户向社交媒体发布照片的意图。第 28 届 Anais do Research World 国际会议, 苏黎世。 26–30 (2017)。
21. 徐, B.等人。Met-meme: 一个富含隐喻的多模式模因数据集。第 45 届国际 ACM SIGIR 信息检索研究与开发会议论文集。 2887–2899 (2022)。
22. 张 D.、张 M.、张 H.、杨 L. 和林 H. MultiMET: 用于隐喻理解的多模态数据集。计算语言学协会第 59 届年会和第 11 届自然语言处理国际联合会议论文集 (第一卷: 长论文) (计算语言学协会, 在线, 2021 年)。 <https://doi.org/10.18653/v1/2021.acl-long.249>。
23. 徐, B.等人。Met-meme: 一个富含隐喻的多模式模因数据集。第 45 届国际 ACM SIGIR 信息检索研究与开发会议论文集, SIGIR '22。 2887–2899 (计算机协会, 2022)。 <https://doi.org/10.1145/3477495.3532019>。
24. Talevich, J. R.、Read, S. J.、Walsh, D. A.、Iyer, R. 和 Chopra, G. 走向人类动机的全面分类。PloS 一 12, e0172279 (2017)。
25. 麦克奎尔, D.大众传播社会学。安努。社会牧师。 93–111 (1985)。
26. Eftekhari, A.、Fullwood, C. 和 Morris, N. 从 Facebook 照片和照片相关活动中捕捉个性：您需要多少曝光？。计算。哼。行为。 37, 162–170 (2014)。
27. Katz, E.、Haas, H. 和 Gurevitch, M. 关于利用大众媒体做重要事情。是。社会。修订版 164–181 (1973)。
28. Fiske, S. T. 检验意图的作用：了解其在刻板印象和偏见中的作用。无意识的想法 253, 253–283 (1989)。
29. Lakhiwal, A. 和 Kar, A.K. Twitter 分析的见解：对社交媒体个性维度和突破性事件的影响进行建模。在电子商务、电子服务和电子社会会议上。 533–544 (施普林格, 2016)。
30. Van Dijck, J. 和 Poell, T. 了解社交媒体逻辑。医学。交流。 1, 2–14 (2013)。
31. Keles, B.、McCrae, N. 和 Grealish, A. 系统评价：社交媒体对青少年抑郁、焦虑和心理困扰的影响。国际。J.Adolesc. 青年 25, 79–93 (2020)。
32. Tiggemann, M.、Hayden, S.、Brown, Z. 和 Veldhuis, J. Instagram “点赞”对女性社会比较和身体不满的影响。身体形象 26, 90–97 (2018)。

33. Wooldridge, M. & Jennings, N. R. 智能代理：理论与实践。知道。工程师。修订版 10, 115–152。 <https://doi.org/10.1017/S0269888900008122> (1995)。

34. 布拉特曼, M.E. 意图、计划和实际原因。心灵 97, 632–634 (1988)。

35. Ignat, O.、Castro, S.、Miao, H.、Li, W. 和 Mihalcea, R. WhyAct: 识别生活方式视频博客中的行动原因。2021 年自然语言处理经验方法会议论文集。4770–4785 (计算语言学协会, 在线, 2021)。 <https://doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.392>。

36. Purohit, H.、Dong, G.、Shalin, V.、Thirunarayan, K. 和 Sheth, A. 社交媒体上短文本的意图分类。2015年IEEE智慧城市国际会议/socialcom/sustaincom (smartcity)。222–228 (IEEE, 2015)。

37. Talevich, J. R.、Read, S. J.、Walsh, D. A.、Iyer, R. 和 Chopra, G. 走向人类动机的全面分类。《公共图书馆 ONE》12, 1–32。 <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0172279> (2017)。

38. Fishbein, M. & Ajzen, I. 信念、态度、意图和行为：理论和研究简介。菲洛斯.修辞学 10 (1977)。

39. Kim, S., Lee, J. & Yoon, D. 社交媒体规范：理性行动理论和个人规范在预测与 Facebook 页面（如广告）的互动中的应用。交流。资源。报告 32, 322–331 (2015)。

40. Lin, X.、Featherman, M. 和 Sarker, S. 社交媒体背景下的信息共享：理性行动理论和社会资本理论的应用。信息系统协会 AIS 电子图书馆 (AISel) (2013)。

41. Peslak, A.、Ceccucci, W. 和 Sendall, P. 使用理性行动理论对社交网络行为进行实证研究。J.信息。系统。应用。资源。5, 12 (2012)。

42. Tarkiainen, A. & Sundqvist, S. 芬兰消费者购买有机食品的主观规范、态度和意图。Br. 食品杂志 (2005)。

43. Bang, H.-K.、Ellinger, A. E.、Hadjimarcou, J. 和 Traichal, P. A. 消费者对可再生能源的关注、知识、信念和态度：理性行动理论的应用。心理。市场。17, 449–468 (2000)。

44. 邓, J.等人。Imagenet: 大规模分层图像数据库。2009 年 IEEE 计算机视觉和模式识别会议。248–255 (IEEE, 2009)。

45. 何K., 张X., 任S., 孙J.图像识别的深度残差学习。IEEE 计算机视觉和模式识别会议论文集。770–778 (2016)。

46. Mittal, T.、Bhattacharya, U.、Chandra, R.、Bera, A. 和 Manocha, D. M3er: 使用面部、文本和语音提示的乘法多模态情感识别。过程。AAAI 会议阿蒂夫。英特尔。34, 1359–1367 (2020)。

47. Zadeh, A. B.、Liang, P. P.、Poria, S.、Cambria, E. 和 Morency, L.-P.。野外多模态语言分析: CMU-MOSEI 数据集和可解释的动态融合图。计算语言学协会第 56 届年会记录 (第一卷: 长论文)。2236–2246 (2018)。

48. Pennington, J.、Socher, R. 和 Manning, C. D. Glove: 单词表示的全局向量。2014 年自然语言处理经验方法 (EMNLP) 会议论文集。1532–1543 (2014)。

49. Scott, C. F.、Bay-Cheng, L. Y.、Prince, M. A.、Nochajski, T. H. 和 Collins, R. L. 上网时间: 新兴成年人社交媒体使用的潜在概况分析。计算。哼。行为。75, 311–319 (2017)。

50. Hutto, C. & Gilbert, E. Vader: 一种基于规则的简约模型, 用于社交媒体文本的情感分析。过程。国际。AAAI 会议网络社会。医学。8, 216–225 (2014)。

51. Peng, Y. & JEMMOTT III, J. B. 视觉盛宴: 食物感知和计算机视觉功能对食物照片流行度的影响。国际。J.康姆。12、19328036 (2018)。

52. Martín, E. G.、Lavesson, N. 和 Doroud, M. 标签和关注者。苏克。网络。肛门。分钟。6, 1–15 (2016)。

53. 陈, X.等人。使用社交媒体上有影响力的标签来预测事件受欢迎程度。载于 IEEE 知识与数据工程汇刊 (2020)。

54. 古普塔, V.等人。3massiv: 社交媒体短视频的多语言、多模式和多方面数据集。IEEE/CVF 计算机视觉和模式识别会议论文集。21064–21075 (2022)。

55. Ling, C.、Gummadi, K. P. 和 Zannettou, S. “了解有关 COVID-19 的事实”: 分析 Tiktok 视频上警告标签的使用。arXiv preprintarXiv:2201.07726 (2022)。

56. 张, H.等人。Mintrec: 用于多模式意图识别的新数据集。第 30 届 ACM 国际多媒体会议论文集。1688–1697 (2022)。 <https://doi.org/10.1145/3503161.3547906>。

57. Goffman, E.《日常生活中自我的呈现》(Anchor, 2021)。

58. Hogan, B. 社交媒体时代的自我呈现: 区分在线表演和展览。公牛。科学。技术。苏克。30, 377–386 (2010)。

59. Gonzaga, V. M.、Murrugarra-Llerena, N. 和 Marcacini, R. 使用文本嵌入传播的不完整模式的多模式意图分类。巴西多媒体和网络研讨会论文集。217–220 (2021)。

60. Ajzen, I. 计划行为理论。器官。行为。哼。决定。过程。50, 179–211 (1991)。

作者贡献

所有作者都为论文的结果和分析做出了贡献。

利益竞争

作者声明没有竞争利益。


附加信息

补充信息 在线版本包含 <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60299-w>上提供的补充材料。

信件和材料请求应发送至 T.M.

重印和许可信息可在 www.nature.com/reprints 上获取。

出版商说明施普林格·自然对于已出版地图和机构隶属关系中的管辖权主张保持中立。

 本文根据知识共享署名 4.0 国际许可证获得许可，该许可证允许以任何媒介或格式使用、共享、改编、分发和复制，只要您对原作者和来源给予适当的认可，提供知识共享许可证的链接，并指出是否进行了更改。本文中的图像或其他第三方材料包含在文章的知识共享许可中，除非材料的信用额度中另有说明。如果文章的知识共享许可中未包含材料，并且您的预期用途不受法律法规允许或超出了允许的用途，您将需要直接获得版权所有者的许可。要查看此许可证的副本，请访问 <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>。

© 作者 2024