情感测量在基于文本的情感感知推荐系统中的应用

John Kalung Leung[1][a] Igor Griva[2][b] William G. Kennedy[3][c] Jason M. Kinser[4][d] Sohyun Park[1][e] 和 Seo Young Lee[5][f] [1]计算科学与信息学、计算与数据科学系，乔治·梅森大学韩国校区，韩国仁川市延寿区松岛文化路119-4号，邮编21985 [2]数学科学系，MS3F2，探索大楼4114室，乔治·梅森大学，美国弗吉尼亚州费尔法克斯市大学路4400号，邮编22030 [3]社会复杂性中心，计算与数据科学系，理学院，乔治·梅森大学，美国弗吉尼亚州费尔法克斯市大学路4400号，邮编22030 [4]计算科学与信息学、计算与数据科学系，理学院，乔治·梅森大学，美国弗吉尼亚州费尔法克斯市大学路4400号，邮编22030 [5]传播学系，乔治·梅森大学韩国校区，韩国仁川市延寿区松岛文化路119-4号，邮编21985 {jleung2, igriva, wkennedy, jkinser, spark230, slee336}@gmu.edu

关键词：（1）情感感知推荐系统，（2）情感计算，（3）用户和项目的情绪画像，（4）基于文本的情绪检测与识别，（5）情感指数与情感指数指标，（6）情绪识别。

摘要：本文提出了一种创新方法，旨在解决研究人员在情感感知推荐系统（EARS）中面临的问题：难以收集大量高质量的情绪标注数据集，以及如何有效保护用户的情绪数据隐私。缺乏足够的高质量情绪标注数据集，研究人员便无法在 EARS 中开展可重复的情感计算研究，也无法基于用户的情绪偏好生成个性化推荐。同样，如果无法充分保护用户的情绪数据隐私，用户可能会抗拒使用 EARS 服务。本文介绍了一种方法，利用生成式预训练变换器技术检测主观文本片段中的情感特征，并以此构建情感指数和情感指数指标（AII）。该方法消除了用户构建情感特征检测机制的需要。本文倡导采用责任分离方法：用户负责保护自己的情绪档案数据，而 EARS 服务提供商则不保留或存储这些数据。服务提供商可以在内存中更新用户的情感指数，而不保存其隐私数据，从而在提供情感感知推荐的同时保护用户隐私。本文为解决情绪的主观性与变异性、数据隐私问题以及评估指标和基准问题提供了方案，为未来的 EARS 研究铺平了道路。

1 引言

情绪感知推荐系统（EARS）根据用户的情感偏好和对……的看法提供个性化推荐

其他相似用户。然而，由于人类情绪固有的主观性和可变性，EARS 研究面临着各种挑战（Qian 等，2019）。这些挑战包括开发准确的情绪检测、分类和预测模型，以及收集足量的情绪标注数据集，因为

[a] https://orcid.org/0000-0003-0216-1134 [b] https://orcid.org/0000-0002-2291-233X [c] https://orcid.org/0000-0001-9238-1215 [d] https://orcid.org/0000-0003-0078-4899 [e] https://orcid.org/0000-0002-1231-5662 [f] https://orcid.org/ 000 0-0001-5867-0726

情绪具有主观性和情境性（Schedl 等，2018）。此外，如何在个性化推荐与用户隐私和数据保护相关的伦理考量之间取得平衡，也是 EARS 研究面临的另一项重大挑战（Bobadilla 等，2013）。评估 EARS 的有效性需要稳健的评估指标和基准，因为情绪对用户行为和满意度的影响既复杂又多面，难以界定和衡量（Ghazi 等，2015；Mohammad，2016）。本文提出了一种创新方法，以解决研究人员在 EARS 中面临的以下问题：难以且费力地收集大量高质量的情绪标注数据集，以及如何有效保护用户情绪数据的隐私。

2　情感标注数据集

EARS 需要大量高质量的情绪标签数据集，用于训练生成个性化推荐的模型。EARS 要求情绪标签用于标注数据，例如 Ekman 提出的六种基本情绪：快乐、悲伤、愤怒、恐惧、惊讶和厌恶（Humintell，2020）。这些标签对于开发 EARS 技术至关重要，使其能够提供用户和项目的情绪画像。然而，由于情绪具有主观性和可变性（Russell，2003）、缺乏标准化的标签方法（Borth et al., 2013）、时间和资源消耗较大（Lo et al., 2017）、隐私问题（Kompan et al., 2015）、多样性有限（Yang et al., 2021）以及情境因素（Kanjo et al., 2015），收集准确且充足的情绪标签可能极具挑战性（Scherer，2005）。因此，在数据特征工程中，为 EARS 研究收集情绪标签需要对这些因素进行周密规划和考量（Mauss & Robinson，2009b）。

3. 情感指数与情感指数指标

情感指数用于推荐系统中，对用户和项目的情绪画像进行建模。它以概率值衡量人类情绪指标（Acheampong et al., n.d.）。然而，Leung 等人提出的情感指数指标（AII）（Leung et al., 2021a），通过使用余弦相似度指标（Leung et al., 2020b）或最近邻算法（Keller et al., 1985），将源对象的情感属性与一系列目标对象进行比较，从而生成一系列数值相似度。AII 方法已从简单的词表（Kratzwald et al., 2018）发展到更复杂的机器学习方法（Nasir et al., 2020）和基于词典的方法（Hajek et al., 2020），近期的一些研究还结合多种技术，以构建更稳健的 AII（Naseem et al., 2020）。然而，使用 AII 面临的挑战包括可靠性、可解释性，以及与隐私、刻板印象和偏见相关的伦理问题（Mauss & Robinson, 2009a）。持续开发更准确、有效的文本情绪测量方法（Leung et al., 2020a），有助于提升个性化 EARS 的相关性和准确性。

4. 在 EARS 中应用情感指数指标

情感指数指标（AII）是情感感知推荐系统（EARS）中用于衡量文本数据情感内容的一项指标。它反映了文本中表达的情绪词汇的强度，例如快乐、悲伤、愤怒、恐惧、惊讶和厌恶。各种自然语言处理技术通过分析文本中的情感倾向和情绪来计算 AII（Tsytsarau & Palpanas, 2012）。通过考虑用户和项目的情感偏好，推荐系统能够提供更符合用户需求和偏好的个性化推荐（Chang & Hsing, 2021）。AII 对于构建 EARS 具有重要价值，因为它使系统能够在生成推荐时考虑项目的情绪画像以及活跃用户的情感偏好。然而，AII 只是构建 EARS 的众多方法之一，其有效性可能因具体应用场景和用户背景而异。在设计 EARS 时，设计人员必须考虑伦理和隐私问题，确保系统不会延续与情绪或个人特征相关的偏见或刻板印象，并确保用户数据的安全。

5. EARS 研究面临的最大挑战

基于文本的情感感知推荐系统（EARS）研究面临的主要挑战是难以获取高质量的情绪标注数据集，而这些数据集是开展机器学习所必需的。

<款式 id='1'>处理。为应对这一挑战，</款式><款式 id='3'> Guo（Guo，2022年）阐述了一种深度学习辅助的语义文本分析方法，包括定义情绪关键词、确定数据源、制定收集计划、清理和预处理数据，以及评估和改进数据集。然而，研究人员仍然缺乏高质量的情绪标注数据集，而这些数据集对于训练用于分类的情绪预测模型是必要的。尽管标准近期基于Transformer的模型（例如生成式预训练变换器（GPT）技术）尚未建立用于生成的基准数据集，但PaLM（Chowdhery等人，2022年）、GPT-3（Brown等人，2020年）、ChatGPT（Zhou、Li、Li、Yu、Liu、Wang、Zhang、Ji、Yan、He等人，2023年）、BERT（Devlin等人，2018年）、ELMO（Grossglauser等人，2018年）、RoBERTa（Liu等人，2019年）和Transformer-XL（Nassiri和Akhloufi，2022年）为数据集收集提供了富有前景的新方法（Ethayarajh，日期不详）。这些模型已经在大量文本数据上进行训练，以生成情绪标签（Kusal、Patil、Choudrie、Kotecha、Mishra等人，2022年）。它们可以为该领域的研究人员提供宝贵的资源。</款式>

本文没有设计收集 EARS 研究所需情绪标注数据集的方法，而是主张利用 GPT 存储的涵盖多个领域信息的庞大数据库，通过对话进行查询，以获取主观文本的情感指数，无需额外编写代码。

6. 运用 GPT 技术收集情感指数并构建情感指数指标

本文没有设计收集 EARS 研究所需情绪标注数据集的方法，而是主张利用 GPT 存储的涵盖多个领域信息的庞大数据库，通过对话进行查询，以获取主观文本的情感指数。

有时，GPT 数据库可能已经存储了研究人员需要的领域信息。例如，GPT 存有大量电影情节，因此可以轻松收集这些电影情节的情感指数。一旦 GPT 确认已存储某部电影的情节，研究人员便可以询问 GPT 该故事对应的情感指数。否则，研究人员可以向 GPT 提供电影情节，让 GPT 预测相应的情感指数。使用 GPT 对话从对象描述段落中提取情感指数不仅轻而易举，而且如果得到广泛采用，还可能成为通过对象的主观描述文本为其获取情绪标签的事实标准方法。

推荐系统使用“情感指数”和“情感指数指标”（AII）来衡量用户和项目的情绪，即测量埃克曼六种基本人类情绪（如快乐或愤怒）出现的概率（Leung 等人，2020b）。AII 方法会生成一组数值，用来表示某个源对象与一组具有相似特征的目标对象有多相似，所用算法包括余弦相似度或最近邻算法。AII 可以运用词表或机器学习算法等多种技术来衡量文本中的情绪，但使用这一方法也面临一些挑战，例如确保指标可靠且易于理解，并避免强化刻板印象或偏见。要改进 AII，还需要开展进一步研究。近年来，情感计算受到广泛关注，研究人员致力于开发从主观文本中收集情感指数的标准化方法。在这方面，ChatGPT 等人工智能语言模型在文本情感与情绪分析方面展现出良好的前景（Kocoń 等人，2023）。本研究展示了如何通过短提示查询 ChatGPT，从励志文本中构建情感指数（Thorp，2023）。本研究旨在应对这些挑战，并开发更好的文本情绪衡量方法。

首先，必须对主观段落进行预处理，以确保其格式适用于情感分析。此过程包括移除无关信息或噪声，例如停用词或标点符号，并将文本分词为单个词语或短语。随后，ChatGPT 可以通过为主观段落中的每个词语或短语分配极性分数来分析其情感，指出其表达的是正面还是负面观点（Kocoń 等人，2023）。有多种用于情感分析的库和工具，包括 NLTK（Yao，2019）、TextBlob（Gujjar 和 Kumar，2021）以及 VADER（Song 等人，2020）。

获得每个词语或短语的极性分数后，可以将这些分数汇总，计算主观段落的整体 AII。一种常见做法是计算所有词语或短语的平均极性分数。各种跨领域下游应用都可以使用 AII（Leung 等人，2021b），例如筛除可能不受用户欢迎的主观段落，或提供符合用户情绪偏好的个性化推荐。

ChatGPT 可以使用 Ekman 的六种基本人类情绪，估算主观段落中基本情绪的概率值。

情感分析技术（Munn等人，2023年）。为此，ChatGPT会对文本进行分词和预处理，并利用现有的词典或机器学习模型识别并分类每种情绪的强度。最后，ChatGPT会将每种情绪强度的概率值标准化，从而生成情感指数（Lauriola等人，2022年）。’的

虽然情感分析并非一门完美的科学，但我们的方法为评估主观段落中的情绪内容提供了有益的参考。AII 和情感指数可用于多种应用，包括推荐系统和情绪过滤。

7. 使用 ChatGPT 估计情感指数的概率值

我们展示了如何使用 ChatGPT 来确定给定文本中检测到各种基本人类情绪的概率。我们以《教父1》的剧情为案例研究，请 ChatGPT 计算埃克曼基本人类情绪的强度。它返回了包含情感指数的emotion_probs字典，如下所示：{‘happiness’: 0.02571, ‘sadness’: 0.81373, ‘anger’: 0.05563, ‘fear’: 0.09933, ‘surprise’: 0.00486, ‘disgust’: 0.00074}。情感指数表示检测到的情绪的概率值。我们使用 OpenAI的GPT-3 API 分析剧情中的情绪，并按照建议提取每种基本情绪的分数（Dale，2021）。我们要求 GPT-3 对分数进行归一化，并计算埃克曼六种基本人类情绪分数的概率值。我们的示例显示，电影剧情中的悲伤强度较高，而恐惧和愤怒的强度适中。情感指数可能会因模型及其他因素而异。

8. GPT技术的替代方案

多家机构开发了用途相近的语言模型和对话代理。例如，谷歌的 Meena（Thoppilan 等，2022年）采用基于Transformer的神经网络生成类似人类的回复，而微软的小冰（《小冰的设计与实现：一款富有同理心的社交聊天机器人》，2020年）则模仿少女的对话风格和个性。Facebook 的 Blender（Kusal、Patil, Choudrie、Kotecha、Vora 等，2022年）结合基于规则的方法和机器学习方法来生成自然语言回复；亚马逊的 Alexa（Hoy，2018年）和苹果的 Siri（Kepuska 与 Bohouta，2018年）则利用自然语言处理和机器学习来理解并回应用户请求。这些对话代理各有优缺点，具体哪一种更有效取决于使用场景。

其他可比较的工具包括OpenAI的GPT-3（Maddigan和Susnjak，2023年），其规模更大、能力也比ChatGPT更强（（Wahde和Virgolin，2022年））；谷歌的BERT（Devlin等人，2018年），擅长理解词语和短语的上下文；艾伦人工智能研究所的ELMO（Grossglauser等人，2018年），能够生成上下文化的词嵌入；Facebook的RoBERTa（Liu等人，2019年），在更大的数据集上进行了预训练；以及卡内基梅隆大学和谷歌的Transformer-XL（Nassiri和Akhloufi，2022年），能够处理更长的文本序列，并为文本补全任务生成更准确的预测。尽管所有这些语言模型都经过大量文本数据的训练，并采用了Transformer架构的不同变体，但每种模型都有其优势和劣势，可能更适合特定的任务或使用场景（Zhou、Li、Li、Yu、Liu、Wang、Zhang、Ji、Yan和He，2023年）。

9. 情感指数和情感指数指标的应用

本研究介绍了一种利用生成式预训练变换器（GPT）自然语言处理（NLP）数据库检测主观写作中情感特征的新方法。情感指数方法依靠 GPT 创建项目的情感特征画像。为了得出用户的情感画像，可以对所有已消费对象的情感指数取平均值（Leung 等，2020c）。情感指数在使用主观描述的推荐系统中发挥着至关重要的作用，因为它能够确定项目与用户之间的相似度。

该方法将情绪画像的创建和维护职责分开，以保护用户的隐私。用户可以向 EARS 服务提供商提供自己的“情绪 ID”，由服务提供商根据其情绪画像生成情感指数指标列表。服务提供商不会存储用户的情感画像数据，而是在内存中进行处理。

尽管该方法在多种推荐场景中具有潜在应用，包括基于协同的推荐和基于内容的推荐，但数据隐私仍是一个重大问题。一种可能的解决方案是由用户自行负责保护其情绪档案数据。不过，要全面解决这些问题，仍需进一步研究。

10. 结论

情感感知推荐系统（EARS）研究是一个具有挑战性且复杂的领域，旨在根据用户的情感偏好提供个性化推荐。然而，该研究面临着诸多阻碍其发展的障碍，包括主观性和情绪变异性、缺乏成熟且标准化的情感标注方案、对时间和资源的大量需求、隐私问题、多样性有限以及情境因素。这些挑战使得难以收集用于 EARS 研究的情感标注数据集。

本研究重点介绍了如何使用生成式预训练变换器 NLP 数据库，尤其是 ChatGPT，来检测情感特征并生成情感指数。情感指数指标（AII）方法以概率值评估人类情绪。该方法经历了多项改进，包括词表、机器学习算法和基于词典的方法。然而，仍需进一步研究，以提高情绪检测、分类和预测模型的准确性与可靠性。

ChatGPT 可以提供情感指数的概率测量值，并估算主观段落中 Ekman 的六种基本人类情绪的概率值：快乐、悲伤、愤怒、恐惧、惊讶和厌恶。通过相似度测量，将某个情感指数与情感指数列表进行比较，可以生成情感指数指标列表，展示源对象与其同类对象之间情感指数的相似程度。各种推荐场景都可以应用这一相似度得分，例如基于协同、基于内容、基于情境、基于决策以及混合式推荐。

此外，使用用户情绪档案数据会引发对数据隐私的担忧。为解决这一问题，作者建议采用责任分离方法，由用户使用情绪 ID 来保护自己的情绪档案数据。EARS 服务提供商不会存储用户的情感指数，而是使用用户的情绪 ID 生成情感指数指标列表，以便提供推荐。不过，还需要进一步研究，才能了解这一方案在运营方面的影响和特点。

可以使用简短的提示查询来检测情感特征是否存在，并估算对象情感指数的概率值。若与数据隐私的责任分离方法相结合，这为开发更有效且合乎伦理的情感感知推荐系统带来了巨大潜力。然而，仍需进一步研究，以提高情绪检测、分类和预测模型的准确性与可靠性。此外，还需要评估 EARS 方法的有效性，并解决用户隐私和数据保护方面的伦理问题。

参考文献

Acheampong, F. A., Nunoo-Mensah, H., & Chen, W.（无日期）。用于基于文本的情绪检测的变换器模型：基于 BERT 的方法综述。《人工智能评论》，1--41。Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A.（2013）。推荐系统综述。《基于知识的系统》，46，109–132。Borth, D., Ji, R., Chen, T., Breuel, T., & Chang, S.- F.（2013）。利用形容词-名词对构建大规模视觉情感本体与检测器。第 21 届 ACM 多媒体国际会议论文集，223--232。Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., & Askell, A.（2020）。语言模型是小样本学习器。《神经信息处理系统进展》，33，1877--1901。Chang, Y.-C., & Hsing, Y.-C.（2021）。用于情感共鸣对话的情绪注入深度神经网络。《应用软计算》，113，107861。Chowdhery, A., Narang, S., Devlin, J., Bosma, M., Mishra, G., Roberts, A., Barham, P., Chung, H. W., Sutton, C., Gehrmann, S., Schuh, P., Shi, K., Tsvyashchenko, S., Maynez, J., Rao, A., Barnes, P., Tay, Y., Shazeer, N., Prabhakaran, V., ... Fiedel, N.（2022）。PaLM：借助 Pathways 扩展语言建模（arXiv:2204.02311）。ArXiv。http://arxiv.org/abs/2204.02311 Dale, R.（2021）。GPT-3：它有什么用？《自然语言工程》，27(1)，113--118。Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K.（2018）。BERT：深度双向预训练

用于语言理解的变换器。ArXiv 预印本 ArXiv:1810.04805。Ethayarajh, K.（无日期）。上下文化词表示的上下文性如何？比较 BERT、ELMo 和 GPT-2 嵌入的几何结构。ArXiv 预印本 ArXiv:1909.00512。Ghazi, D., Inkpen, D., & Szpakowicz, S.（2015年）。检测承载情绪的句子中的情绪刺激。计算语言学与智能文本处理：第 16 届国际会议，CICLing 2015，开罗，埃及，2015年4月14日至20日，论文集，第二部分 16，152--165。Grossglauser, M., Grus, J., Neumann, M., Tafjord, O., Dasigi, P., Liu, N., Hughes, M., Schmitz, M., & Zettlemoyer, L.（2018年）。AllenNLP：一个深度语义自然语言处理平台。ArXiv 预印本 ArXiv:1803.07640。Gujjar, J. P., & Kumar, H. P.（2021年）。情感分析：用于决策的 TextBlob。《国际科学研究与工程趋势杂志》，7，1097--1099。Guo, J.（2022年）。利用大数据通过深度学习方法分析文本以检测人类情绪。《智能系统杂志》，31(1)，113–126。https://doi.org/10.1515/jisys-2022-0001 Hajek, P., Barushka, A., & Munk, M.（2020年）。融合词嵌入与情绪挖掘的深度神经网络用于虚假消费者评论检测。《神经计算与应用》，32，17259--17274。Hoy, M. B.（2018年）。Alexa、Siri、Cortana 等：语音助手简介。《医学参考服务季刊》，37(1)，81--88。Humintell。（2020年）。艾克曼七种情绪面部识别。https://www.humintell.com/ Kanjo, E., Al-Husain, L., & Chamberlain, A.（2015年）。情境中的情绪：考察普适性情感感知系统、应用与分析。《个人与普适计算》，19，1197--1212。Keller, J. M., Lyu, M. R., & Bourgeois, J. A.（1985年）。一种模糊 k 近邻算法。《IEEE 系统、人类与控制论汇刊》，4，580--585。Kepuska, V., & Bohouta, G.（2018年）。新一代虚拟个人助理（微软 Cortana、苹果 Siri、亚马逊 Alexa 和 Google Home）。2018年 IEEE 第八届年度计算与通信研讨会及会议（CCWC），99--103。Kocoń, J., Cichecki, I., Kaszyca, O., Kochanek, M., Szydło, D., Baran, J., Bielaniewicz, J., Gruza, M., Janz, A., & Kanclerz, K.（2023年）。ChatGPT：样样通，样样松。ArXiv 预印本 ArXiv:2302.10724。Kompan, M., Matz, S. C., Gosling, S. D., Popov, V., & Stillwell, D.（2015年）。Facebook作为社会科学研究工具：机遇、挑战、伦理考量与实践指南。《美国心理学家》，70(6), 543。Kratzwald, B., Ilić, S., Kraus, M., Feuerriegel, S., & Prendinger, H.（2018年）。情感计算的深度学习：决策支持中的基于文本的情绪识别。《决策支持系统》，115, 24–35。Kusal, S., Patil, S., Choudrie, J., Kotecha, K., Mishra, S., & Abraham, A.（2022年）。基于人工智能的对话代理：从技术到未来方向的范围综述。IEEE Access。Kusal, S., Patil, S., Choudrie, J., Kotecha, K., Vora, D., & Pappas, I.（2022年）。基于文本的情绪检测综述——技术、应用、数据集与未来方向。ArXiv预印本 ArXiv:2205.03235。Lauriola, I., Lavelli, A., & Aiolli, F.（2022年）。自然语言处理中的深度学习导论：模型、技术与工具。《神经计算》，470, 443--456。Leung, J. K., Griva, I., & Kennedy, W. G.（2020a）。一种情感感知伪关联方法，用于连接多个数据集中的不相交用户——基于文本的情绪感知推荐系统的增强验证方法。《国际自然语言计算期刊》（IJNLC）第9卷第4期。https://doi.org/10.5121/ijnlc.2020.9402 Leung, J. K., Griva, I., & Kennedy, W. G.（2020b）。利用媒体内容元数据中的情感特征，提升电影推荐效果。ArXiv预印本 ArXiv:2007.00636。Leung, J. K., Griva, I., & Kennedy, W. G.（2020c）。基于文本的情绪感知推荐系统。国际自然语言计算与人工智能会议论文集（NLCAI 2020），10, 101–114。https://doi.org/10.5121/csit.2020.101009 Leung, J. K., Griva, I., & Kennedy, W. G.（2021a）。应用情感感知伪关联方法，优化群体情绪推荐系统中面向用户的Top-N 推荐分布。《国际自然语言计算期刊》（IJNLC），10, 1–20。https://doi.org/10.5121/ijnlc.2021.10101 Leung, J. K., Griva, I., & Kennedy, W. G.（2021b）。通过情感感知伪关联方法关联不相交的用户与项目，实现跨领域推荐

方法。第八届人工智能与应用国际会议论文集（AIAP 2021），11, 113–129。https://doi.org/10.5121/csit.2021.110108 Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., Levy, O., Lewis, M., Zettlemoyer, L., & Stoyanov, V.（2019）。RoBERTa：一种稳健优化的BERT预训练方法。ArXiv预印本 ArXiv:1907.11692。Lo, S. L., Cambria, E., Chiong, R., & Cornforth, D.（2017）。多语言情感分析：从正式语言到非正式语言及资源稀缺语言。《人工智能评论》，48, 499--527。Maddigan, P., & Susnjak, T.（2023）。Chat2vis：使用人工智能语言模型ChatGPT、Codex和GPT-3，通过自然语言生成数据可视化。ArXiv预印本 ArXiv:2302.02094。Mauss, I. B., & Robinson, M. D.（2009a）。情绪测量：综述。《认知与情绪》，23(2), 209--237。Mauss, I. B., & Robinson, M. D.（2009b）。情绪测量：综述。《认知与情绪》，23(2), 209–237。https://doi.org/10.1080/02699930802204677 Mohammad, S. M.（2016）。情感分析：从文本中检测效价、情绪及其他情感状态。载于《情绪测量》（第201–237页）。Elsevier。Munn, L., Magee, L., & Arora, V.（2023）。真相机器：在人工智能语言模型中合成真实性。ArXiv预印本 ArXiv:2301.12066。Naseem, U., Razzak, I., Musial, K., & Imran, M.（2020）。用于Twitter情感分析的基于变换器的深度智能上下文嵌入。《未来一代计算机系统》，113, 58--69。Nasir, A. F. A., Nee, E. S., Choong, C. S., Ghani, A. S. A., Majeed, A. P. A., Adam, A., & Furqan, M.（2020）。采用机器学习方法的基于文本的情绪预测系统（第769卷）。IOP Publishing。Nassiri, K., & Akhloufi, M.（2022）。用于基于文本的问答系统的变换器模型。《应用智能》，1--34。Qian, Y., Zhang, Y., Ma, X., Yu, H., & Peng, L.（2019）。EARS：基于混合信息融合的情绪感知推荐系统。《信息融合》，46, 141–146。Russell, J. A.（2003）。核心情感与情绪的心理建构。《心理学评论》，110(1), 145。Schedl, M., Zamani, H., Chen, C.-W., Deldjoo, Y., & Elahi, M.（2018年）。音乐推荐系统研究中的当前挑战与愿景。《国际多媒体信息检索期刊》，7，95--116。Scherer, K. R.（2005）。什么是情绪？又该如何测量？Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA，44(4)，695--729。Song, C., Wang, X.-K., Cheng, P., Wang, J., & Li, L.（2020年）。SACPC：一种基于概率语言术语的短文本情感分析框架。《基于知识的系统》，194, 105572。《小冰：一款富有同理心的社交聊天机器人的设计与实现》。（2020年）。MIT Press，46(1)，53--93。Thoppilan, R., Billsus, D., Hall, J., Shazeer, N., Kulshreshtha, A., Cheng, H.-T., Jin, A., Bos, T., Baker, L., & Du, Y.（2022年）。Lamda：面向对话应用的语言模型。ArXiv 预印本 ArXiv:2201.08239。Thorp, H. H.（2023 年）。ChatGPT 很有趣，但不是作者。《科学》，379(6630)，313--313。Tsytsarau, M., & Palpanas, T.（2012年）。网络主观数据挖掘综述。《数据挖掘与知识发现》，24，478--514。Wahde, M., & Virgolin, M.（2022年）。对话代理：理论与应用。载于《计算机学习与智能手册：第2卷：深度学习、智能控制与进化计算》（第497--544页）。World Scientific。Yang, K., Wang, C., Sarsenbayeva, Z., Tag, B., Dingler, T., Wadley, G., & Goncalves, J.（2021年）。使用人脸图像数据集的真实失真情况，对商业情绪检测系统进行基准测试。《视觉计算机》，37, 1447--1466。Yao, J.（2019年）。使用 NLTK 对文本数据进行自动情感分析。《物理学杂志：会议系列》，1187(5)，052020。Zhou, C., Li, Q., Li, C., Yu, J., Liu, Y., Wang, G., Zhang, K., Ji, C., Yan, Q., & He, L.（2023年）。预训练基础模型综合综述：从 BERT 到 ChatGPT 的发展历程。ArXiv 预印本 ArXiv:2302.09419。Zhou, C., Li, Q., Li, C., Yu, J., Liu, Y., Wang, G., Zhang, K., Ji, C., Yan, Q., He, L., Peng, H., Li, J., Wu, J., Liu, Z., Xie, P., Xiong, C., Pei, J., Yu, P. S., & Sun, L.（2023年）。预训练基础模型综合综述：从 BERT 到 ChatGPT 的发展历程。https://doi.org/10.48550/ARXIV.2302.09419