

方面情感四元组抽取用于推荐领域研究



李佰密, 崔亚超*, 李昌宇, 罗天铎, 刘贵宝, 谷昌阳

青海大学计算机技术与应用学院, 青海西宁 810016

摘要: 为了增强推荐系统的准确性、新颖性和多样性, 研究人员引入了用户对项目的评论去增强推荐。但是现有的情感分析数据集并不适配推荐领域, 使用情感领域的预训练模型去抽取推荐领域的评论情感效果往往不佳, 而现有的方面情感推荐的研究大多忽略了这个问题。在这项工作中, 将方面情感四元组抽取引入推荐中, 其目标是尽可能多的提取评论文本中的 Aspect-Category-Opinion-Sentiment 情感四元组。为此, 进一步构建了三个新的数据集 Amazon-book、Movies 和 Yelp。Amazon-book 是亚马逊图书推荐情感数据集; Movies 是基于 MovieLens 推荐领域的情感数据集, Yelp 是 Yelp 网站的情感数据集。这三个数据集不仅包含 Aspect-Category-Opinion-Sentiment 四元组的注释, 而且还包含隐含的 Aspect 和 Opinion。最后使用四个四元组方面情感数据集与所构建的三个推荐领域情感数据集进行对比, 实验结果证明了三个推荐领域情感数据集的可用性以及应用推荐领域的可行性。

关键词: 方面情感; 标签数据集; 四元组情感抽取; 情感推荐

DOI: [10.57237/j.cst.2024.04.001](https://doi.org/10.57237/j.cst.2024.04.001)

Aspect Sentiment Quadruple Extraction for Recommendation Research

Baimi Li, Yachao Cui*, Changyu Li, Tianduo Luo, Guibao Liu, Changyang Gu

School of Computer Technology and Applications, Qinghai University, Xining 810016, China

Abstract: To enhance the accuracy, novelty and diversity of the recommendation system, researchers introduced user comments on items to enhance the recommendation. However, the existing sentiment analysis datasets are not suitable for the recommendation field. The effect of using the pre-trained model in the sentiment field to extract the comment sentiment in the recommendation field is often poor, and most of the existing research on aspect sentiment recommendation ignores this problem. In this work, aspect sentiment quadruple extraction is introduced into the recommendation, and its goal is to extract all aspect-category-opinion-sentiment quadruple in the comment text. To this end, three new datasets Amazon-book, Movies and Yelp are further constructed. Amazon-book is an Amazon book recommendation sentiment dataset; Movies is a sentiment dataset based on the MovieLens recommendation field, and Yelp is a sentiment dataset for the yelp website. These three datasets not only contain annotations of the Aspect-Category-Opinion-Sentiment quadruple, but also contain implicit Aspect and Opinion. Finally, the datasets are tested using four quadruple aspect sentiment models, and the experiments prove the availability of the three recommendation field sentiment datasets and the feasibility of applying them to the recommendation field.

Keywords: Aspect Sentiment; Label Dataset; Quadruple Sentiment Extraction; Sentiment Recommendation

*通信作者: 崔亚超, yachaocui@qhu.edu.cn

1 引言

推荐系统通过分析用户的历史行为和偏好，为他们提供个性化的内容推荐。然而，传统的推荐系统主要依赖于用户的点击、购买历史或评分数据，这种方式存在一些不足之处。首先，仅基于行为数据的推荐系统[1]容易陷入“信息茧房”，难以发现用户潜在的兴趣偏好。其次，单纯依靠评分数据往往难以捕捉用户对项目的具体看法和细节需求，这可能导致推荐结果与用户实际兴趣不符。此外，这种方法也容易受到数据稀疏性问题的影响，尤其是在新用户或冷启动场景下，系统难以有效生成推荐结果。因此，传统推荐系统在多样性、准确性和用户满意度等方面存在一定局限性，为了解决上述的问题研究人员将用户对项目的评论引入到传统推荐中。

电子商务网站（例如 Amazon 和 Yelp）为了表达用户对商品的购买意见和购买体验，允许用户自发的对商品进行评论撰写以及数字评级。虽然用户对商品有评级，但这些数据往往都比较稀疏，而评论中却蕴含着大量用户对商品的细粒度偏好，这些信息可用于去弥补评级的稀疏性。评论中不仅有用户对商品或服务的整体评价，还包含了对不同方面（如产品质量、价格、性能等）的具体意见。这些信息反映了用户对商品或服务的真实反馈，还能够为推荐系统提供更加细粒度的信息，从而进一步优化推荐效果。通过分析评论文本中的方面项、情感词和情感极性，推荐系统可以更准确地捕捉用户的需求与偏好，提升推荐的相关性和满意度。

虽然评论文本能拓展用户对项目的细粒度偏好信息，但是如何抽取这些信息，成为了一个问题。早期的研究如 DeepCoNN [2]和 TransNets [3]都使用了深度学习方法来建模用户和项目的特征。DeepCoNN 采用了双通道的卷积神经网络（CNN）来分别学习用户和项目的文本表示，而 TransNets 在此基础上进一步引入了一个“Transformation”层，增强了文本和评分特征之间的交互建模能力。为了区分每个评论的重要性，NRPA [4]通过卷积神经网络（CNN）和长短时记忆网络（LSTM）来提取评论文本的特征，并提出了一个个性化注意模型。而 MPCN [5]通过 Review Pointers 机制从评论中提取对评分或推荐最为重要的部分。为了获得评论文本中包含的细粒度信息，一些研究也将方面情感信息引入到评论抽取中去增强推荐，例如，FLAME [6]在处理用户评论数据时，不仅仅关注评分预测任务，

还将情感分析作为辅助任务融入到推荐中。

为了使得情感信息更充分的运用，RAKCR [7]设计了一种回顾型情感感知特征将方面情感和知识图谱推荐有效融合在一起。而 ASKAT [8]则设计了一种情感感知注意力机制来聚合蕴含情感的邻居信息。虽然以上模型都从不同的角度对情感分析任务和推荐任务进行了深层次的融合，但由于方面情感抽取中没有适配推荐的标签数据集，导致获取推荐领域数据集的方面情感效果不是很好，从而会增加噪音，反而会降低推荐效果。为了解决这个问题，我们将对 Amazon-book、Movies 和 Yelp 这三个推荐领域的数据集进行方面情感四元组标注，进而使用标签数据集对四元组抽取模型进行训练，得到的预训练模型可以直接适用于推荐领域的情感抽取。

我们将标注的三个推荐领域的情感数据集 Amazon-book、Movies 和 Yelp 其他四元组数据集进行实验，实验结果表明，我们的标签数据集对比原始标签数据集在推荐领域的情感抽取有显著提升。总之，我们在本文中的贡献总结如下：

- (1) 为了解决方面情感预训练模型抽取推荐领域情感信息效果不理想的问题，我们手动标记了三个推荐领域数据集的情感标签数据。
- (2) 我们的标签数据集增强了四元组情感抽取任务在推荐领域的应用。
- (3) 我们使用四个四元组情感数据集与我们构建的推荐领域四元组情感数据集进行了对比实验。结果证明了新构建的三个标签数据集的有效性。

2 相关工作

在本节中，我们主要介绍与我们的工作高度相关的几个关键任务：

- (1) 方面情感推荐任务
- (2) 方面情感四元组任务
- (3) 情感数据集标注任务

2.1 评论文本推荐

评论文本推荐主要是利用用户和商品评论然后通过编码层得到用户和商品的表示，将两个表示进行融合得出评分预测。早期研究利用卷积神经网络（CNN）提

取商品的特征融入到概率矩阵分解（PMF）中，例如 ConvMF [9] 使用卷积神经网络从用户评论文本中提取高维的深度特征。通过嵌入层将文本词汇转换为词向量，然后应用多个卷积层来捕捉文本中的局部特征。由于不同的词汇重要性的不同，D-Attn [10, 22] 引入了两种词级别的注意力机制为不同的词赋予了不同的权重。在此基础上 NARRE [11] 利用了不同评论的重要性是不同的，有的评论包含信息量大，可能对建模用户或者商品更加有用，而有的评论可能没有作用，提出了评论层的注意力机制来刻画每一条评论文本的权重。ANR [12] 则利用用户行为数据和项目方面特征来进行建模，强调用户对不同方面的兴趣强度。通过对用户和项目的方面特征嵌入以及多头注意力机制来实现细粒度的用户偏好建模。为了从方面情感的角度对用户和商品建模，A2SPR [13] 通过方面级别的情感分析来更细致地理解用户偏好，并结合对抗学习方法，提升个性化评论推荐的准确性和用户满意度，通过细粒度的情感分析和动态调整，来更好地满足用户的个性化需求。

2.2 方面情感四元组任务

方面情感四元组抽取任务[14]旨在从评论文本中抽取（Aspect, Category, Opinion, Sentiment），其中 Aspect 是文本中明确出现的描述目标，Opinion 是用户对项目意见的表达方式，Category 是一个预定义的类别集合用于对方面项的分类，Sentiment 表示当前情感元组的情感极性。四元组抽取概念是由 ACOS [15]首先提出来的，这篇文章他主要的贡献是对方面情感分析四元组的任务定义，以及提供了一个公开数据集 ACOS，并提出了多个基于 Bert 处理四元组任务的 baseline。在这之后，ABSA-QUAD [16]也提出了对方面情感分析四元组的任务定义。同时也提出基于 T5 模型端到端的生成式模型 PARAPHRASE，并构建了公开数据集 ASQP。以上研究，通过将复杂的结构预测任务分解为多个子任务来提取情感元素，这些方法忽略了 ABSA 问题的语义结构，并需要广泛的设计特定任务。为了优化这个问题，OpinionTree [17]引入了一种新的意见树生成模型，旨在联合检测树中所有的情感元素。意见树可以揭示一个更全面、更完整的方面情感结构。为了探究隐式的情感表达遇到的困难，GEN_SCL_NAT [18] 通过鼓励模型产生可区分关键输入属性的输入表示，其可以利用情感极性、隐含意见和方面的存在，来帮助情感四元组的预测。

2.3 情感数据集标注任务

情感数据集标注任务在自然语言处理（NLP）和机器学习[19]领域中非常重要，标注数据集的质量会直接影响情感分析模型的性能。情感分析依赖于有标签的训练数据来学习不同情感类别（如积极、消极、中立）的特征。如果数据集的标注不准确或不一致，模型的预测结果将受到影响。方面情感数据集标注任务初期工作主要集中在二元组情感数据集标注中，例如，Pontiki [20]等人对 Laptop 领域构建了两个标签数据（Aspect, Sentiment）和（Category, Sentiment）。为了探究方面项和情感词的联系，Fan [21]等人对 Restaurant 构建了（Aspect, Opinion）。随着对方面情感分析更加细粒度的研究，方面情感任务进入三元组抽取时期，这样以前的二元组标签数据集已经不再适配新的领域，为此 Xu [22]等人在以往二元组数据集的基础上对 Restaurant 领域构建全新的三元组数据集（Aspect, Opinion, Sentiment）。为了更全面的对方面情感任务进行研究，Cai [15]等人提出了四元组抽取策略并构建了四元组情感抽取数据集（Aspect, Category, Opinion, Sentiment）。从以上研究者中可以看出，标签数据集对于情感抽取任务的重要性。

3 数据集

我们构建了三个新的推荐领域情感数据集：Amazon-book、Movies 和 Yelp。

3.1 来源

我们的三个数据集的原始数据分别是 Amazon、MovieLens 和 Yelp。其中 Amazon 数据集是由亚马逊用户行为数据组成的多个数据集集合，这些数据集是推荐系统研究、自然语言处理、情感分析等领域的重要资源。数据集最初由 Julian McAuley [23]等人整理和发布，主要来源于亚马逊网站的公开用户交互数据。MovieLens [24]是推荐系统领域经典的数据集，包含用户对电影的评分，由于推荐领域常用的 MovieLens 数据集中没有对应的评论数据，我们借鉴了 ASKAT [8]创建了一个新的 Movie 评论数据集。Yelp 数据集是从 Yelp 网站获取的公开数据集，主要用于推荐系统、自然语言处理、情感分析和数据挖掘等领域的研究。Yelp 是一个提供用户评论、评分和本地商业信息的平台，数据集包含了用户对餐馆、商店等本地商家的评论、评分和其他元数据。

3.2 注释

我们将从 Amazon、MovieLens 和 Yelp 三个领域得到的推荐评论数据集进行随机抽取，选取有价值的数据进行标注。例如，对于以下这样的文本 "I enjoy reading novels about real people." 我们进行标注数据格式为：{"aspect": "real people", "opinion": "enjoy", "polarity": "positive", "category": "genre"}。我们选择四名熟悉四元组方面情感分析的研究人员作为注释者，系统的学习 Laptop 和 Restaurant [15] 情感四元组标签数据集注释方式，在定义方面类别时，我们不仅学习 Laptop 数据集中的分类技巧，还根据不同的数据集定义了三个特定领域的方面类别集合，在标注数据集时，使用注释工具进行独立标注。然后对比标注结果，如果有分歧将分歧数据重新提取，通过所有研究员共同讨论做出最终决定，以此来达到标注数据集的一致性和准确性。

3.3 统计与分析

三个数据集的基本统计数据见表 1。Amazon-book 数据集包含 1342 个句子和 2387 个四元组，Movies 数据集包含 1356 个句子和 2319 个四元组，Yelp 数据集包含 1489 个句子和 2496 个四元组，总计有 4187 个句子和 7202 个四元组。从这个数据可以看出我们选择的标注文本不仅四元组含量很高而且也有很大一部分包

含隐含的方面和观点。通过比较两个数据集，可以观察到，Amazon-book 中 Aspect 含量占比高于其他两个领域。在表 2 中，我们进一步比较了我们的三个推荐领域情感数据集与在 ABSA 中现有的代表性数据集。Restaurant-2016-AO 是由 Fan [21] 等人提出的方面-意见对数据集，根据 Restaurant -2016 改编，他们删除了隐性方面的句子，并添加了 Opinion 注释。Xu [22] 等人进一步将原先包含在 Restaurant-2016 的情感添加到 Restaurant-2016-AO 中，得到方面-意见-情感三元组数据集：Restaurant-2016-AOS。

对于 Restaurant-ACOS，Cai [15] 等人整合上述注释以构建 ACOS 四元组，其保留了 Restaurant-2016 中隐含方面的句子，并对隐含的观点做了进一步的注释。因此，Restaurant-ACOS 的大小（包括句子、AO 对和 AOS 三元组）约为 Restaurant-2016-AO 和 Restaurant-2016-AOS 的 1.6 倍。Laptop-ACOS 有 4076 个句子，对 Aspect、Category、Opinion 和 Sentiment 的注释数量分别是 4958、4992、5378 和 4958。我们标注的数据集总计有 4187 个句子，对 Aspect、Category、Opinion 和 Sentiment 的注释的数量分别是 5792、5255、6715 和 5792，通过组合这些元素，我们构建了 5934 个 AS 对、7192 个 AO 对、7252 个 AOS 三元组、6715 个 ACS 三元组和 7202 个 ACOS 四元组，几乎是 Restaurant-ACOS 的两倍。

表 1 以下是我们标签数据集的数据统计，其中 AS 代表方面情绪组、AO 代表方面观点组、AOS 代表方面观点情绪组和 ACS 代表方面类别情绪组。

	Sentence	Aspect	Category	Opinion	Sentiment	AS	AO	AOS	ACS	ACOS
Restaurant-2016-AO	1407	1968	-	2146	-	2294	-	-	-	-
Restaurant-2016-AOS	1393	1946	-	2101	1946	1946	2247	2247	-	-
Laptop-ACOS	4076	4958	4992	5378	4958	5035	5726	5731	5227	5758
Restaurant-ACOS	2286	3110	2967	3335	3110	3155	3571	3575	3335	3658
Amazon-book (ours)	1342	1923	1769	2120	1923	1955	2278	2297	2120	2387
Movies (ours)	1356	1856	1623	2230	1856	1923	2369	2371	2230	2319
Yelp (ours)	1489	2013	1863	2365	2013	2056	2545	2584	2365	2496
Total (ours)	4187	5792	5255	6715	5792	5934	7192	7252	6715	7202

进行情感分析任务。

4 实验

在本节中，我们使用集成在 PyABSA [25] 上的四元组抽取算法去实现我们构建的情感数据集与其他四元组情感数据集的对比实验。其中 PyABSA 是一个专门用于情感分析和自然语言处理任务的开源库，提供了多种预训练模型和工具来帮助开发者在各种数据集上

4.1 实验设置

我们使用 Pytorch1.13.0 和 Python 3.8 实现了 PyABSA 模型。我们使用的是 PyABSA 中的 ABSAInstruction 模块加载预训练模型 flan-t5-base 去完成对情感四元组数据集的评估。我们将评论句子的最大长度设置为 128，覆盖三个数据集中的所有句子。我

我们将四元组抽取批量大小和学习率分别设置为[16, 5e-5]。为了防止过度拟合，将权重衰减系数设置为 0.01。我们将学习率预热的比例设置为 0.1，以防止学习率突然增大。在表 2 中，我们将原始数据集分为训练集、验证集和测试集。在评估中，当且仅当四个元素及其组合与标签四元组中的元素完全相同时，四元组才被视为正确。在此基础上，我们计算 accuracy、precision 和 recall，并使用 F1 分数作为 AOCS 四重提取的最终评价指标，我们还对比标签数据集和未标签数据集对推荐领域情感抽取的效果。

表 2 训练集、验证集和测试集的划分

	训练集	验证集	测试集
Amazon-book	929	103	310
Movies	940	104	312
Yelp	1029	115	345
Total	2898	322	967

4.2 对比数据集

Laptop-ACOS [15]: 来源于 SemEval-2014 Task 4 的笔记本电脑评论数据，这是一种标准的情感分析基准数据集，Laptop-ACOS 在此的基础上，进行了重新

表 3 四元组抽取中未标签数据集使用提前预训练的餐馆模型，标签数据集采用的是手动标注的图书数据集

评论文本	Before I was able to get a copy of this book, I came across two other books by Wilson (BIOS and Mysterium) which I read and really enjoyed even though they did not have such an interesting premise.		
四元组 抽取	未标签数据集	{"aspect": "books by Wilson ", "opinion": "enjoyed ", "polarity": "positive", "category": "COMPANY#GENERAL "}	
	标签数据集	{"aspect": "BIOS and Mysterium", "opinion": "really enjoyed", "polarity": "positive", "category": "book title"}	
		{"aspect": "premise", "opinion": "not have such", "polarity": "negative", "category": "Writing style"}	

表 4 情感-类别-观点-情绪四元组提取任务的主要结果，其中 A, P, R, F 分别是 accuracy、precision、recall 和 F1 得分

	A	P	R	F
Laptop-ACOS	0.3121	0.4609	0.2139	0.2921
Restaurant-ACOS	0.4535	0.4052	0.1639	0.2334
Rest15	0.3562	0.3397	0.1708	0.2273
Rest16	0.5234	0.3029	0.4692	0.3681
A-book (ours)	0.5945	0.3804	0.5236	0.4406
Movies (ours)	0.6577	0.5891	0.2984	0.3961
Yelp (ours)	0.4254	0.4506	0.2998	0.3600

1) 从表 3 和表 4 中，我们可以得出结论，我们数

标注，增加了方面类别、观点词和情感极性的三重信息。

Restaurant-ACOS [15]: 是一个高质量的、专注于餐厅评论的方面级情感分析数据集。它非常适合用于训练和评估细粒度情感分析模型，尤其是在餐饮行业和客户反馈分析方面。

Rest15 [16]: 是 SemEval-2015 Task 12 中的一部分，主要用于方面级情感分析任务。数据集包含关于餐厅的用户评论，并且标注了方面类别、方面词、观点词和情感极性。

Rest16 [16]: Rest16 数据集来自 SemEval-2016 Task 5，是对 Rest15 的扩展，提供了更丰富的标注信息。

4.3 实验结果

如表 3 所示的是对比标签数据集和未标签数据集对推荐领域情感抽取的结果，表 4 所示的是我们的标签数据集与其他标签数据集在 PyABSA 模块中的对比结果。通过分析实验结果，总的来说，我们得到了以下观察结果：

据集在质量和抽取结果方面都比其他数据集更好。

2) 从表 3 中我们可以看出标签数据集抽取的优越性，未标签数据集不仅在抽取精度上不达标，而且在分类上也是延续着餐馆的分类，而经过我们数据集训练的模型不仅可以做到更加细粒度的抽取，而且在抽取广度上也有不错的提升

3) 从表 4 中可以看出 Amazon-book 和 Movies 的整体结果要比 Yelp 好，这可能的原因是因为

- Amazon-book 和 Movies 都是单一领域的数据集, 而 Yelp 则包含领域更广。这说明针对不同领域标注不同数据集的重要性
- 4) 从表 4 所示, Rest15 整体结果最差, Amazon-book 和 Movies 整体结果最好, 其中 Amazon-book 可以实现更高的 recall, Movies 有更高的 accuracy 和 precision。

5 结论

在本文中, 我们提出了三个推荐领域的全新情感数据集, 旨在解决推荐领域评论文本方面情感抽取效果不佳的问题, 对四元组方面情感应用在推荐领域提供了新的思路。我们还对我们的标记工作和数据集规模进行了简单的介绍。最后, 我们使用 PyABSA 将我们的数据集和四个经典的四元组情感数据集作对比。实验结果表明, 我们数据集训练的模型在推荐领域的抽取效果高于方面情感预训练模型。此外, 我们的数据集只针对单一领域, 对跨领域抽取效果不是很好, 这是一个值得深入研究的问题。

对于未来的工作, 我们将从以下两个方面进行深入研究:

- (1) 进一步优化我们构建的数据集, 使得抽取结果更加准确;
- (2) 深入研究评论文本细粒度情感信息在推荐领域的运用。

参考文献

- [1] Pazzani M J, Billsus D. Content-based recommendation systems [M] // The adaptive web: methods and strategies of web personalization. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 325-341.
- [2] Zheng L, Noroozi V, Yu P S. Joint deep modeling of users and items using reviews for recommendation [C] // Proceedings of the tenth ACM international conference on web search and data mining. 2017: 425-434.
- [3] Catherine R, Cohen W. Transnets: Learning to transform for recommendation [C] // Proceedings of the eleventh ACM conference on recommender systems. 2017: 288-296.
- [4] Liu H, Wu F, Wang W, et al. NRPA: Neural recommendation with personalized attention [C] // Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2019: 1233-1236.
- [5] Tay Y, Luu A T, Hui S C. Multi-pointer co-attention networks for recommendation [C] // Proceedings of the 24th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining. 2018: 2309-2318.
- [6] Wu Y, Ester M. Flame: A probabilistic model combining aspect based opinion mining and collaborative filtering [C] // Proceedings of the eighth ACM international conference on web search and data mining. 2015: 199-208.
- [7] Cui Y, Yu H, Guo X, et al. RAKCR: Reviews sentiment-aware based knowledge graph convolutional networks for Personalized Recommendation [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 248: 123403.
- [8] Cui Y, Zhou P, Yu H, et al. ASKAT: Aspect Sentiment Knowledge Graph Attention Network for Recommendation [J]. Electronics, 2024, 13(1): 216.
- [9] Kim D, Park C, Oh J, et al. Convolutional matrix factorization for document context-aware recommendation [C] // Proceedings of the 10th ACM conference on recommender systems. 2016: 233-240.
- [10] Seo S, Huang J, Yang H, et al. Interpretable convolutional neural networks with dual local and global attention for review rating prediction [C] // Proceedings of the eleventh ACM conference on recommender systems. 2017: 297-305.
- [11] Chen C, Zhang M, Liu Y, et al. Neural attentional rating regression with review-level explanations [C] // Proceedings of the 2018 world wide web conference. 2018: 1583-1592.
- [12] Chin J Y, Zhao K, Joty S, et al. ANR: Aspect-based neural recommender [C] // Proceedings of the 27th ACM International conference on information and knowledge management. 2018: 147-156.
- [13] Huang C, Jiang W, Wu J, et al. Personalized review recommendation based on users' aspect sentiment [J]. ACM Transactions on Internet Technology (TOIT), 2020, 20(4): 1-26.
- [14] Zhang W, Li X, Deng Y, et al. A survey on aspect-based sentiment analysis: Tasks, methods, and challenges [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 35(11): 11019-11038.
- [15] Cai H, Xia R, Yu J. Aspect-category-opinion-sentiment quadruple extraction with implicit aspects and opinions [C] // Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). 2021: 340-350.
- [16] Zhang W, Deng Y, Li X, et al. Aspect sentiment quadruple prediction as paraphrase generation [J]. arXiv preprint arXiv: 2110.00796, 2021.

- [17] Bao X, Wang Z, Jiang X, et al. Aspect-based Sentiment Analysis with Opinion Tree Generation [C] // IJCAI. 2022, 2022: 4044-4050.
- [18] Peper J J, Wang L. Generative aspect-based sentiment analysis with contrastive learning and expressive structure [J]. arXiv preprint arXiv: 2211.07743, 2022.
- [19] Zhang L, Wang S, Liu B. Deep learning for sentiment analysis: A survey [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 2018, 8(4): e1253.
- [20] Pontiki M, Galanis D, Papageorgiou H, et al. Semeval-2016 task 5: Aspect based sentiment analysis [C] // International workshop on semantic evaluation. 2016: 19-30.
- [21] Fan Z, Wu Z, Dai X, et al. Target-oriented opinion words extraction with target-fused neural sequence labeling [C] // Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers). 2019: 2509-2518.
- [22] Xu L, Li H, Lu W, et al. Position-aware tagging for aspect sentiment triplet extraction [J]. arXiv preprint arXiv: 2010.02609, 2020.
- [23] McAuley J, Leskovec J. Hidden factors and hidden topics: understanding rating dimensions with review text [C] // Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems. 2013: 165-172.
- [24] Harper F M, Konstan J A. The movielens datasets: History and context [J]. ACM transactions on interactive intelligent systems (tiis), 2015, 5(4): 1-19.
- [25] Yang H, Zhang C, Li K. PyABSA: a modularized framework for reproducible aspect-based sentiment analysis [C] // Proceedings of the 32nd ACM international conference on information and knowledge management. 2023: 5117-5122.