doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.065

基于细粒度方面级意见提取的食品感官分析研究

田　萱[1]　李傲涵[1]　王甜甜[1]　朱保庆[2]

(1.北京林业大学信息学院,北京 100083;2.北京林业大学生物科学与技术学院,北京 100083)

摘要:在食品感官研究领域,消费者品评文本承载了丰富的感官评价信息,分析这些文本有助于更好分析食品感官、挖掘消费者偏好和体验。目前人工分析通常需要花费大量时间和精力,同时分析人员的主观倾向也影响最终感官分析结果。为了解决此类问题,基于方面级意见提取提出一种细粒度感官分析模型 FGSAM-OI(Fine-grained sensory analysis model with opinion intensity)。该模型旨在基于深度学习有效提取品评文本中针对食品某方面的感官词及相应感官强度,以准确获取消费者对食品的感官体验。首先,在 FGSAM-OI 中设计了一种强度注意力机制,以增强对输入序列中感官强度词的表示能力。其次,为了进一步将强度词关联到相应感官词,设计了一种强度句法树学习品评文本中的句法关系,以更准确获取感官词与强度词间的联系,进而从整体上提升对食品各个方面的感官分析效果。实验结果表明,增加强度注意力机制和强度句法树分别使感官词和感官强度的提取精确率提高 3.73、5.1 个百分点,有效提升了对食品品评文本的细粒度感官分析能力。

关键词:食品感官评价;意见提取;注意力机制;句法树;细粒度感官分析模型

中图分类号:TP391.1　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0716-09　　**OSID**:



Food Sensory Analysis Based on Fine-grained Aspect-level Opinion Extraction

TIAN Xuan[1]　LI Aohan[1]　WANG Tiantian[1]　ZHU Baoqing[2]

(1. *School of Information Science and Technology*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*

2. *School of Biological Sciences and Technology*, *Beijing Forestry University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In the field of food research, text reviews carry rich sensory information, and analyzing these text reviews can help to better mine consumer preferences and experiences. At present, manual analysis of text reviews usually requires a lot of time and effort, and the subjective tendencies of evaluating reviewers also affect the final sensory analysis results. In order to solve such problems, a fine grain sensory analysis model, i.e., fine-grained sensory analysis model with opinion intensity (FGSAM-OI) was proposed based on the aspect-level opinion extraction method. The model was designed to effectively extract sensory terms and their corresponding intensity levels from text reviews regarding specific aspects of food, based on deep learning, to accurately obtain consumers' sensory experiences of the food. Firstly, an intensity attention mechanism was designed in FGSAM-OI to enhance the representation capability of intensity terms in the input sequence. Secondly, to further associate intensity terms with the corresponding sensory terms, an intensity syntactic tree was designed to learn the syntactic relationships within review texts, thereby more accurately capturing the connection between sensory terms and intensity terms, and thus improving the overall sensory analysis effect for various aspects of the food. The experimental results showed that the addition of intensity attention mechanism and intensity syntax tree can improve the extraction precision of sensory terms and sensory intensity by 3.73 and 5.1 percentage points, respectively, and effectively improve the sensory analysis ability of fine grain food review texts.

Key words: food sensory evaluation; opinion extraction; attention mechanism; syntax tree; fine-grained sensory analysis model

收稿日期:2024-06-16　修回日期:2024-12-09

基金项目:宁夏回族自治区自然科学基金项目(2023BBF01003)

作者简介:田萱(1976—),女,副教授,主要从事智能信息处理与文本挖掘研究,E-mail:tianxuan@bjfu.edu.cn

通信作者:朱保庆(1982—),男,教授,主要从事食品风味化学与感官评价研究,E-mail:zhubaoqing@bjfu.edu.cn

0　引言

食品感官评价旨在通过消费者对食品观察和品尝等行为获得色、香、味、形、质地等方面客观真实的评价和描述，形成对食品感官质量的综合性品评文本[1]。这些文本通常蕴含着丰富的感官信息，反映了消费者对各种食品的感官需求和体验。对这些品评文本进行感官分析不仅能为消费者提供购买建议，而且能为生产者改进产品提供重要依据[2]。

现有的品评文本分析通常由经过培训的专业小组来完成。虽然这种专家标注方法产生了高质量结果，但需要花费大量时间和经济成本[3-4]。为此一些方法开始借助于自然语言处理技术（Natural language processing，NLP）来对品评文本进行感官分析。如 HAMILTON 等[5]提取了文本中包含感官词的描述性语言，然后进行词形还原、词对齐以及标准化，最后通过聚类分析形成了一个风味轮状图，从而实现食品感官分析。这类方法技术流程复杂，难以在大规模数据集上扩展，并且只能简单提取感官词，忽略了感官强度的分析和影响。

意见词提取作为方面级情感分析（Aspect-based sentiment analysis，ABSA）的一个关键子任务，旨在从文本中辨别与特定方面相关联的意见词[6-7]。早期意见词提取工作主要集中在如何手动提取经过细化的特征，并将这些特征输入到支持向量机等分类器中[8]；后来一些研究人员开始采用自动特征提取方法实现意见词提取，例如，文献[9]通过句法关系自适应地将上下文词中的情感传播到方面项。文献[10]则构建了一个无需进行句法分析的特征提取器，以识别指定方面的相关特征。随着深度学习技术发展，为更进一步进行语义建模，文献[11]提出使用与目标相关的长短期记忆网络（Long short-term memory，LSTM）来进行自动特征提取。HE 等[12]则将注意力机制（Attention mechanism，AM）与 LSTM 结合应用于方面级情感分析，以聚合上下文特征进行意见词提取。此外，为了更好关注单词间的句法联系，处理更复杂的句子结构，一些研究也开始将依存句法树、成分句法树和意见句法树等句法树引入到意见词提取中[13-16]。

从食品品评文本中进行感官分析与上述意见词提取研究类似，两者都需要从文本中自动提取出与某一方面相关的特征描述词，并分析这些词与方面之间的关系。因此，意见词提取中的一些技术和方法可以为食品感官分析提供启发和支持。不过，在食品感官分析领域，感官信息既包括甜、酸、苦、咸等基本味道，也包含质地、口感润滑度、粘稠度等多方面信息[17-20]；同时每一种感官信息都有自己的强度属性。例如某一款饮料的甜度较强，但是酸度较弱，在这种情况下仅提取出酸和甜无法细粒度刻画其感官评价。这导致已有的意见词提取研究难以直接应用在食品感官分析领域，无法直接捕捉食品感官评价中的感官词及对应的感官强度，难以对感官强度进行细粒度处理。

本文旨在针对食品品评文本进行细粒度感官分析，基于方面级意见提取提出一种基于强度注意力和强度句法树的细粒度感官分析模型 FGSAM－OI，构建专用的食品感官分析数据集，并在该数据集上对模型进行实验验证。

1　细粒度感官分析模型描述

为了更好挖掘食品品评文本实现对食品感官的细度分析，本文提出一种细粒度感官分析模型 FGSAM－OI。在 FGSAM－OI 中，提出一种强度注意力动态调整对输入序列不同部分的关注程度以进一步强化对强度词的表示能力；同时，提出强度句法树进一步将强度词关联到相应感官词，以更准确描述感官词与强度词关系，进而从整体上提升食品各个方面感官属性的分析精确度。

图 1 展示了 FGSAM－OI 的整体框架，主要由 4 部分组成：文本编码模块，用于对输入的食品品评文本序列进行编码；强度注意力模块，用于强化对文本序列中强度词的表示；强度句法树融合模块，用于分析强度词和感官词的关联性；分类器，将强度词转化成对应的强度数值。

1.1　问题定义

对于给定的食品品评数据集，每一个数据样本可以表示为 $S=\{w_1,w_2,\cdots,w_n\}$，其中 n 为句子中的 token 数，每个句子会有一个或多个方面项 $w_{asp}\in S$；对某个方面项可以通过 B/I/O 标注方式提取句子中的感官词 $w_{opn}\in S$，并以 B_0、B_1、B_2 和 B_3 表示 w_{opn} 的感官强度，分别代表无感官强度和低、中、高感官强度。

1.2　文本编码模块

文本编码模块的任务是将数据集中的品评文本转化为相应的向量表示，以便后续模型处理。对一个包含 n 个 token 的句子 S，从词嵌入、位置嵌入、词性嵌入和依赖关系嵌入 4 个方面对其进行文本嵌入，以更全面建模和理解输入的品评句子。

在词嵌入阶段，句子中每个 token 转化为一个固定维度的向量表示，从而捕获其语义信息。使用文献[21]提出的预训练中文词向量，该词向量采用

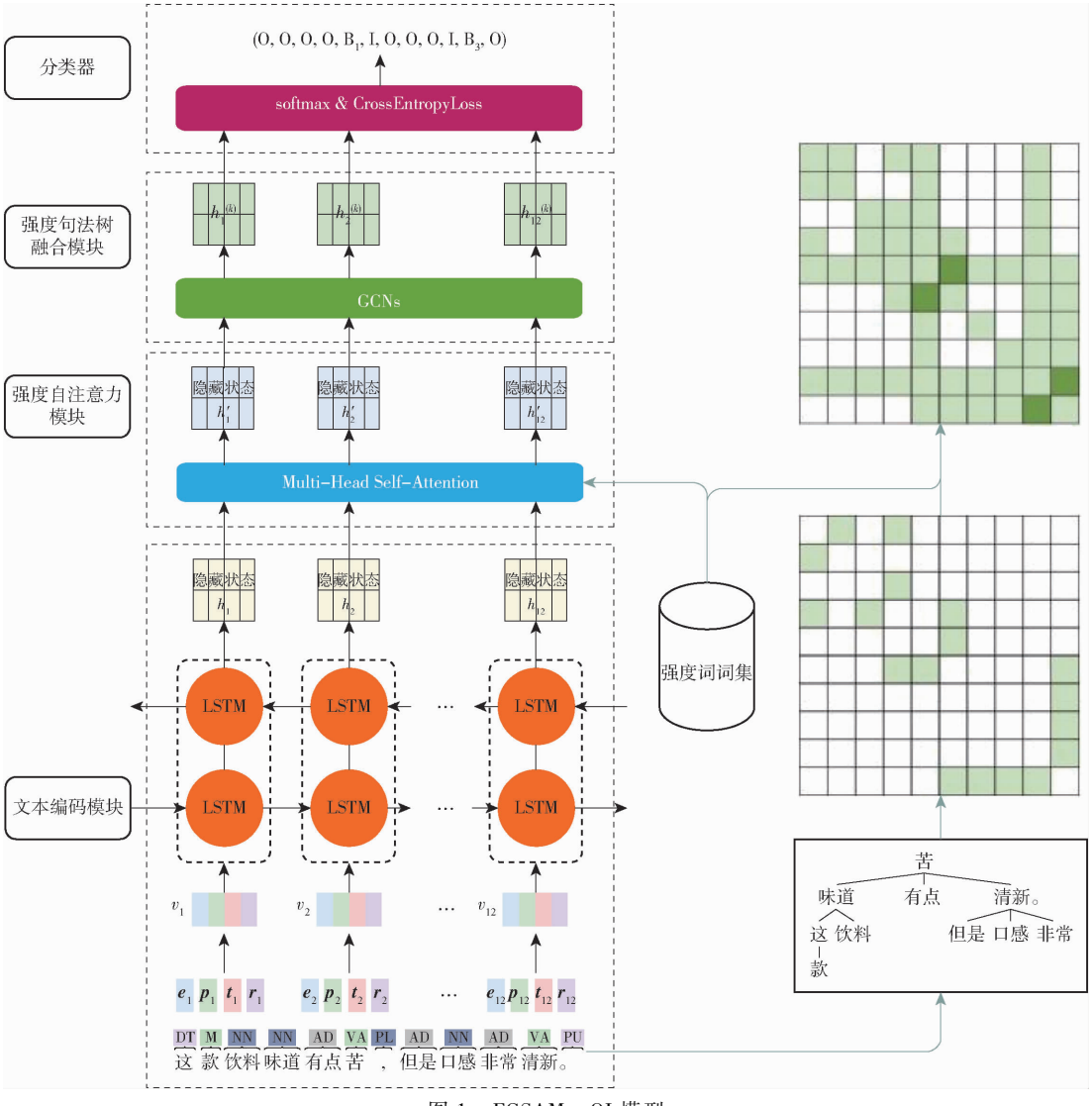


图 1 FGSAM－OI 模型

Fig. 1 FGSAM－OI model

Ngram2vec 训练而成，每个单词的嵌入向量维度为 L。最终，S 会被表示为一个 $n \times L$ 维的词嵌入向量序列 $E = \{\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n\}$。

对于位置、词性和依赖关系的嵌入，借鉴了文献[22]的类似方法，通过 NLP 处理工具 Stanford CoreNLP 实现。其中，位置嵌入用于捕获句子中单词相对于方面词的位置关系，在获取到每个单词位置索引后，整数索引会被映射到固定特征维度的稠密向量中，最终得到 S 的位置嵌入向量序列为 $P = \{\boldsymbol{p}_1, \boldsymbol{p}_2, \cdots, \boldsymbol{p}_n\}$。词性嵌入用于捕获句子中单词的语法信息，如图 2 所示，模型会对训练集和测试集中出现的所有词性标签进行统计，从而得到词性嵌入向量序列 $T = \{\boldsymbol{t}_1, \boldsymbol{t}_2, \cdots, \boldsymbol{t}_n\}$，其中部分词性 Tag 含义描述如表 1 所示。

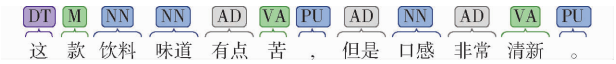


图 2 词性分析示例

Fig. 2 POS tagging example

表 1 部分词性 Tag 说明

Tab. 1 Explanation of partial POS tags

词性 Tag	含义说明
DT	限定词
M	度量词
NN	名词
AD	副词
VA	谓词性形容词
PU	标点
VE	“有”作为主要动词
DEC	“的”作为补语标记或名词化标记

依赖关系嵌入主要用于捕获句子结构信息，同时辅助后续句法树生成，如图 3 所示，其中具体依赖标记含义描述如表 2 所示。根据每个句子的句法结构构造了一个依赖关系矩阵，并提取数据集中所有的依赖关系，由此得到依赖关系向量序列 $R = \{\boldsymbol{r}_1, \boldsymbol{r}_2, \cdots, \boldsymbol{r}_n\}$。

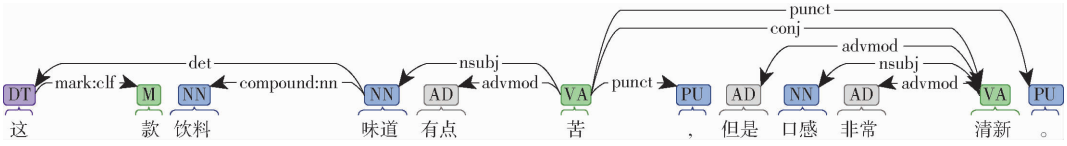


图 3　依赖分析示例

Fig. 3　Dependency parsing example

表 2　部分依赖 Tag 说明

Tab. 2　Explanation of partial dependence tags

依赖 Tag	含义说明
det	关系限定词
msubj	名词主语
mark	从句标记
advmod	副词修饰语
conj	并列连接词
punct	标点符号
dobj	直接宾语
adjmod	形容词修饰语

最后将词嵌入、位置嵌入、词性嵌入和依赖嵌入对应的向量序列拼接在一起，得到 S 的最终文本嵌入向量 $\boldsymbol{V}_{emb}$。具体拼接过程为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{V}_{emb}&=\boldsymbol{E}\oplus\boldsymbol{P}\oplus\boldsymbol{T}\oplus\boldsymbol{R}=\\&\{\boldsymbol{e}_1\oplus\boldsymbol{p}_1\oplus\boldsymbol{t}_1\oplus\boldsymbol{r}_1,\boldsymbol{e}_2\oplus\boldsymbol{p}_2\oplus\boldsymbol{t}_2\oplus\boldsymbol{r}_2,\cdots,\\&\boldsymbol{e}_n\oplus\boldsymbol{p}_n\oplus\boldsymbol{t}_n\oplus\boldsymbol{r}_n\}=\\&\{\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_n\}\end{aligned}\tag{1}$$

此外，为更好地从嵌入向量中学习感官及其强度信息，使用双向长短时记忆网络（Bi－LSTM）来提取句子的上下文。Bi－LSTM 通过同时考虑前向和后向的上下文信息，能够更好地理解句子中单词之间依赖关系，从而更准确捕捉感官词及其强度，得到编码后的嵌入表示为 H，公式为

$$H=\text{Bi}-\text{LSTM}(V)=\{h_1,h_2,\cdots,h_n\}\tag{2}$$

1.3　强度注意力模块

为进一步实现细粒度感官分析，提取品评文本中的感官词及其相应强度信息，借鉴深度学习中的多头注意力机制[23]，本文提出在模型中增加强度注意力模块。该模块通过反向传播学习权重矩阵动态调整对品评文本中不同词的关注程度，以进一步强化对强度词的关注，提高分析准确率。

注意力模块的处理过程为批次处理，每个批次包含多条食品品评文本，输入会被表示为 $\boldsymbol{H}^b=[\boldsymbol{H}_1,\boldsymbol{H}_2,\cdots,\boldsymbol{H}_{batch_size}]$，$\boldsymbol{H}^b$ 是形状为 $batch_size\times seq_length\times d_model$ 的矩阵，其中 $batch_size$ 表示批处理大小，seq_length 表示当前批次中最长品评文本长度，d_model 表示品评文本中每个 token 经过编码之后的嵌入维度。

模型首先会基于输入隐藏状态 $\boldsymbol{H}^b$ 初始化查询矩阵 $\boldsymbol{Q}$、键矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和值矩阵 $\boldsymbol{V}$。为更好捕获强度信息，增强对强度词的关注，对查询矩阵首先进行强度加权处理，获取初始查询矩阵 $\boldsymbol{Q}_{init}$。

为实现加权，首先基于常见的强度词构建了一个强度词集合 $\boldsymbol{\Sigma}_{word}=\{word_1,word_2,\cdots,word_m\}$，$\boldsymbol{\Sigma}_{word}$ 中包含与感官强度相关的各种词，如“适中”、“微微”、“完全”和“非常”等。然后通过强度注意力加权算法对强度词的嵌入表示进行加权以增强初始查询矩阵中文本上下文对强度词的关注。

完整的强度注意力加权算法如下：

算法 1　强度注意力加权算法

输出：Q_{init}

输入：H^b，$\boldsymbol{\Sigma}_{word}$，$tokens$，$special_token_weight$

```
Q_init ← H^b
for i ← 0 to batch_size do
    sentence ← tokens[i]
    for j ← 0 to seq_length do
        token ← each_sentence[j]
        if token ∈ Σ_word then
            Q_init[i][j] ← Q_init[i][j] × special_token_weight
        end if
    end for
end for
```

其中 $special_token_weight$ 是自定义注意力加权值，为模型超参数。而键矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和值矩阵 $\boldsymbol{V}$ 则直接基于输入进行变换获取，具体计算过程为

$$\begin{cases}\boldsymbol{Q}=\boldsymbol{Q}_{init}\boldsymbol{W}_q\\\boldsymbol{K}=\boldsymbol{H}^b\boldsymbol{W}_k\\\boldsymbol{V}=\boldsymbol{H}^b\boldsymbol{W}_v\end{cases}\tag{3}$$

其中 $\boldsymbol{W}_q$、$\boldsymbol{W}_k$、$\boldsymbol{W}_v$ 为 3 个不同的权重矩阵，由模型随机初始化，并通过反向传播不断学习。

接下来，模型会通过多个自注意力头计算注意力分数，即 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{K}$ 之间的相似度，并与值 $\boldsymbol{V}$ 进行加权，并在缩放后使用 softmax 函数将注意力分数转换为概率分布，最后通过线性变换得到强度注意力输出 $\boldsymbol{H'}^b=[\boldsymbol{H}'_1,\boldsymbol{H}'_2,\cdots,\boldsymbol{H}'_{batch_size}]$，此处不再赘述。

1.4　强度句法树融合模块

在通过强度注意力模块提高对强度词关注程度后，为更好借助句法结构将感官词和强度词进行关

联,本文基于传统的依存句法树设计一种强度句法树(Intensity syntax tree),根据预定义的强度词集合,对与强度词相关的依存关系进行加权处理。

在进入模块前,首先通过 Stanford CoreNLP 提供的句法依赖解析器,为每条品评文本生成相应的依存关系列表,并基于这些关系构建依存句法树。依存句法树会被表示为一个无向图的邻接矩阵 $\boldsymbol{A}^{n\times n}$,其中 n 为句子中的 token 数目(句子长度),初始邻接矩阵中 $A_{i,j}=1$ 表示 w_i 和 w_j 之间存在依存关系,否则 $A_{i,j}=0$。此外,为了确保图卷积神经网络(Graph convolutional networks, GCN)能够更好地学习句子中句法结构和语义信息,将邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$ 的对角线元素 $A_{i,j}$ 统一设置为 1,表示每个节点与自身存在连接,这个自循环有助于节点在后续的 GCN 中逐层传播信息,保证每个节点自身表示不会丢失。

接着,根据上述强度词集合 $\boldsymbol{\Sigma}_{word}$,对邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$ 中与强度词相关的依存边进行加权。依据强度句法树生成算法,如果节点 w_i 被包含在强度词词集中,那么与该节点相关的所有边都会被赋予额外的自定义权重 *weight*。具体的强度句法树生成算法如下:

算法 2 强度句法树生成算法

输出:强度句法树邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$

输入:初始依存句法树邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$, *sentence*, *weight*

```
for i←0 to length of sentence do
    token←sentence[i]
    if token ∈ Σ_word then
        for j←0 to length of sentence do
            A[i][j]←A[i][j] + weight
        end for
    end if
end for

A←A + AT

for i←0 to length of sentence do
    A[i][i]←A[i][i] + 1
end for
```

经过算法 2,即可得到最终的邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$,它是强度句法树的无向图表示,为了更好地学习该图中的拓扑信息以及节点特征,邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$ 将被送到 GCN 中进行训练,GCN 通过信息聚合与传播机制,能够实现对图结构的深度理解和有效学习,通过逐层传播,从隐藏状态中提取感官词及其关联的强度信息,具体的训练过程为

$$H^{(k)}=\mathrm{ReLU}(AH^{(k-1)}\boldsymbol{W}^{(k)})+H^{(k-1)} \tag{4}$$

其中 $H^{(k)}$ 为 GCN 第 k 层的输出,$\boldsymbol{W}^{(k)}$ 为第 k 层的权重矩阵。$H^{(0)}$ 为第 1 层的输入,即强度注意力模块输出的隐藏状态,ReLU 被用作激活函数,同时通过残差连接缓解梯度消失问题,提高 GCN 泛化效果。

1.5 分类器

在模型最后阶段,本文采用了与文献[22]类似的方法进行分类与优化。模型首先将最后一层 GCN 的输出表示 $H^{(l)}$ 应用于线性层,然后使用 softmax 函数对其进行标准化,以输出 S 中每个 token 在集合{B,I,O}上的概率分布以及强度。在训练过程中,通过使用交叉熵损失函数来最小化训练集中文本的预测误差。

最终,模型会输出格式为[[BeginIndex, EndIndex], Intensity]的结果,分别标识感官词及其强度词的起始和结束位置以及具体的感官强度。通过将这些预测结果与特定的方面进行关联,并进行汇总与分析,即可得到最终的食品感官分析结果。

2 实验

2.1 实验数据集

本文以北京林业大学生物学院的风味碳酸饮料 PM&FP(Project mapping & Flash profile)感官调研结果为基础,构建了专有的食品感官分析数据集。该数据集总共包含 180 名消费者共 1 127 条有效评论品评文本,按照 3∶1的比例划分为训练集和测试集。具体的数据集特征见表 3。

表 3 数据集统计量

Tab. 3 Statistics of dataset

参数	训练集	测试集	数据集
品评文本数	845	282	1 127
文本平均长度	20.60	20.85	20.70
文本最大长度	41	40	41
文本最短长度	12	12	12
token 平均数量	13.13	13.15	13.25
token 最大数量	27	26	27
token 最短数量	10	10	10

在对品评文本进行数据标注时,文本分词、句法解析以及词性标注均通过 Stanford CoreNLP 完成,而方面词、感官词和感官强度则由实验人员手工标注以支撑模型训练和测试。

同时,本文将感官词和强度词的提取任务定义为序列标注任务,并改进了原有的 BIO 标注以标识强度信息。具体来说,会将句子中的 token 标记为感官词的开始(B_0、B_1、B_2、B_3 分别代表无强度信息和低、中、高强度信息)、中间或结尾(I),或者不是感官词(O)。数据集标注示例见表 4。

表 4　数据集标注示例

Tab. 4　Annotation examples of dataset

id	sentence	tokens	asp	opn
1	颜色为鲜黄色,有一定的橙子气味。	颜色 为 鲜 黄色 ,有 一定的 橙子 气味。	颜色	颜色\O 为\O 鲜\$B_3$黄色\I ,\O 有\O 一定的\O 橙子\O 气味\O 。\O
2	颜色为鲜黄色,有一定的橙子气味。	颜色 为 鲜 黄色 ,有 一定的 橙子 气味。	气味	颜色\O 为\O 鲜\O 黄色\O ,\O 有\O 一定的\$B_2$橙子\I 气味\O 。\O

2.2　实验设置

2.2.1　实验超参数设置

模型中的基本超参数沿用文献[22]的模型,强度注意力模块和强度句法树融合模块的超参数取自超参数实验的最优结果,具体设置如表 5 所示。

表 5　模型超参数设置

Tab. 5　Hyperparameter settings of model

参数	数值
词嵌入维度	300
位置嵌入维度	30
词性嵌入维度	30
依赖关系嵌入维度	30
BiLSTM 的隐层维度	100
特殊 token 注意力权重	2
多头自注意力头数	5
学习率	0.001
Dropout 比率	0.8
GCNs 层数	3
Mini-batch	16
迭代次数	100

模型基于 PyTorch 2.0.1 版本的深度学习框架完成。参考文献[21]提出的中文词向量嵌入,将文本评论的词嵌入维度 L 设置为 300;将位置嵌入、词性嵌入和依赖关系嵌入的维度均设置为 30。模型在训练过程中采用 Adam 优化器进行优化,学习率设置为 0.001。为了防止模型的过拟合,还对 BiLSTM 的输出采用了 Dropout 机制,比率设置为 0.8。此外,为了提高计算效率同时减少内存占用,模型采用批次大小为 16 的 Mini-batch。每次训练过程均会进行 100 次迭代。

2.2.2　评估标准

为了验证本文所提模型的提升效果,采用文本挖掘领域常见的精确率、召回率和 F1 值来评估模型性能。为减小实现过程中的随机性,对于每组实验,选取 3 次实验平均值作为最终实验结果。

2.3　实验结果对比

本文主要进行了 3 组实验,其中第 1 组以文献[22]提出的模型作为基线,旨在验证 FGSAM－OI 模型在感官词提取方面的效果。第 2 组是针对强度注意力模块与强度句法树融合模块进行的消融实验,以验证 FGSAM－OI 模型对强度词和感官词整体提取效果。此外,还基于不同的注意力头数和注意力权重以及不同的 GCN 层数进行了超参数实验,以探究在针对食品感官分析领域强度注意力机制和强度句法树能够发挥出更好性能的参数设置。

2.3.1　对比实验

鉴于本文的食品感官分析是来源于方面级情感分析的意见词提取方法,因此为了验证模型,选取了近年来表现相对优异的 4 个方面级意见提取模型进行感官词提取效果的对比分析:

(1) Mensah[22]:本文基线,一种基于 Bi－LSTM 和图注意力网络的意见词提取模型。该模型通过 Bi－LSTM 学习评价对象与句子向量的上下文表征,然后使用图注意力网络来学习单词与单词之间的依赖信息。

(2) IAN[24]:一种基于 LSTM 和注意力机制的方面级情感分析模型。该模型通过交互式注意力网络分别建模目标和上下文,并生成各自的表示,同时利用 LSTM 网络获取词级隐藏状态,以目标和上下文隐藏状态的平均值指导注意力向量生成,捕捉意见信息。

(3) PWCN－POS[25]:一种基于 LSTM 和位置关系的方面级情感分析模型。该模型意见词提取模块充分利用了方面与其上下文之间的相对位置,利用位置权重来确定句子中 token 的重要性,进而优化意见词提取。

(4) PWCN－DEP[25]:一种基于 LSTM 和句法关系的方面级情感分析模型,与 PWCN－POS 基本类似,不同的是融合了句法依赖解析后的依赖权重表示,以学习句法关系,而非简单的相对位置信息。

表 6 的实验结果是 3 次随机实验的平均值,结果证明了 FGSAM－OI 的总体有效性。其性能优于未考虑句法信息的基线模型 Mensah 和 IAN 模型;同时对比性能较好的模型 PWCN－DEP 在召回率和 F1 值上也取得了一定的提高。这表明 FGSAM－OI 能够尽可能捕捉到所有与特定方面相关的感官词,以确保分析的全面性和综合性。同时可以看出基于依赖权重和依存矩阵等句法信息的模型往往能够更充分地捕获感官词,从而能在感官分析任务中表现出更好的效果。

表 6 对比实验结果

Tab. 6 Comparative experiment results %

实验模型	精确率	召回率	F1 值
IAN	74.05	60.05	60.94
PWCN - POS	71.84	63.44	64.18
PWCN - DEP	79.43	74.63	73.15
Mensah	72.69	70.23	71.39
FGSAM - OI	79.15	75.21	77.13

不过,PWCN - DEP 在精确率方面表现出了更好的效果,这可能是因为 FGSAM - OI 通过引入注意力机制以关注句子中的强度信息,但由于注意力分配比较集中,从而忽略了部分感官词等其它句子成分,进而略微影响了模型的精确率。

2.3.2 消融实验

为了验证 FGSAM - OI 模型可以同时捕获特定评价方面的感官词及感官强度,本文设计了以下两组消融实验进行分析。

(1)FGSAM - OI w/o DT:在模型中去除强度句法树模块,使用传统的依存句法树对句法结构进行分析,并输入 GCNs 进行学习。

(2)FGSAM - OI w/o MA:在模型中去除强度注意力模块,直接将双向 LSTM 的编码结果 H 输入强度句法树,学习其中的句法信息。

从表 7 的实验结果可以看出,强度注意力模块和强度句法树模块分别使模型的精确率提升了 3.73、5.1 个百分点,均对模型的预测效果产生了积极影响,验证了这两个模块的有效性。同时可以观察到,强度句法树对于模型性能的提升更为明显,这表明在进行感官词及其强度标注过程中,增强的依存关系表示往往能够提供更丰富的语义分析。

表 7 消融实验结果

Tab. 7 Ablation experiment results %

实验模型	精确率	召回率	F1 值
FGSAM - OI w/o DT	76.42	74.90	75.65
FGSAM - OI w/o MA	77.79	74.26	75.98
FGSAM - OI	79.15	75.21	77.13
Mensah	72.69	70.23	71.39

2.3.3 超参数分析

在 FGSAM - OI 中,强度词的注意力权重与注意力头数表征了多头注意力的处理程度,GCNs 的层数则表征了对于强度句法树的学习粒度。为此,针对这 3 个超参数进行了实验分析,以探究最佳的超参数组合。

图 4 展示了注意力模块相关参数的实验结果,由于多头注意力机制中需要确保特征维度可以被注意力头数整除,且注意力头数一般不宜过大,所以选取了 1 ~ 25 的所有可能的注意力头数进行了实验。可以看到对于所有的注意力权重值,精确率和 F1 值表现出相似的变化趋势。具体来说精确率在注意力头数为 5 时表现出最好的效果,F1 值则在注意力头数为 4 时效果最好。因此在后续进行模型调优时可以优先考虑将注意力头数设置为 4 或 5。

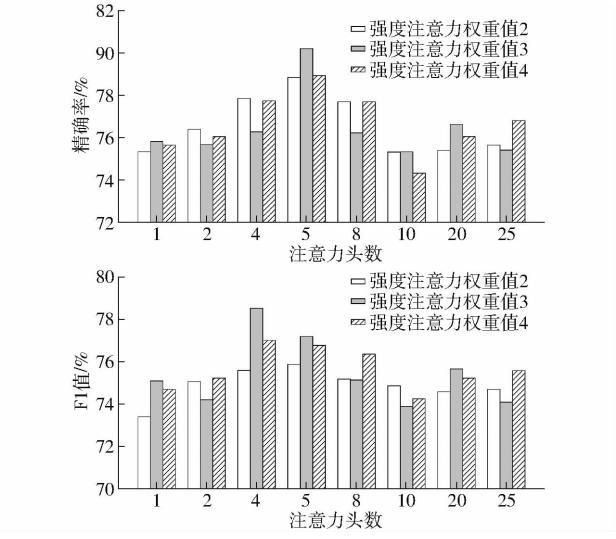


图 4 强度注意力模块参数实验结果

Fig. 4 Experimental results of intensity attention module parameters

而通过图 5 的依赖树相关超参数实验,GCNs 的层数设置为 3 时精确率和 F1 值均取得峰值,这也符合现有的大多数 GCNs 应用实践,说明层数过少可能会导致表示能力不足、信息传播受限,过高的层数则会导致梯度消失和梯度爆炸以及计算复杂度的增加,只有适中的 GCNs 层数才能更好地利用强度句法树,从而更好地融合输入文本中的句法结构信息。

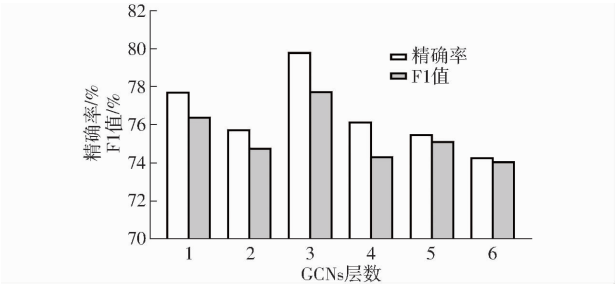


图 5 强度句法树模块参数实验结果

Fig. 5 Experimental results of intensity-based syntactic tree module parameters

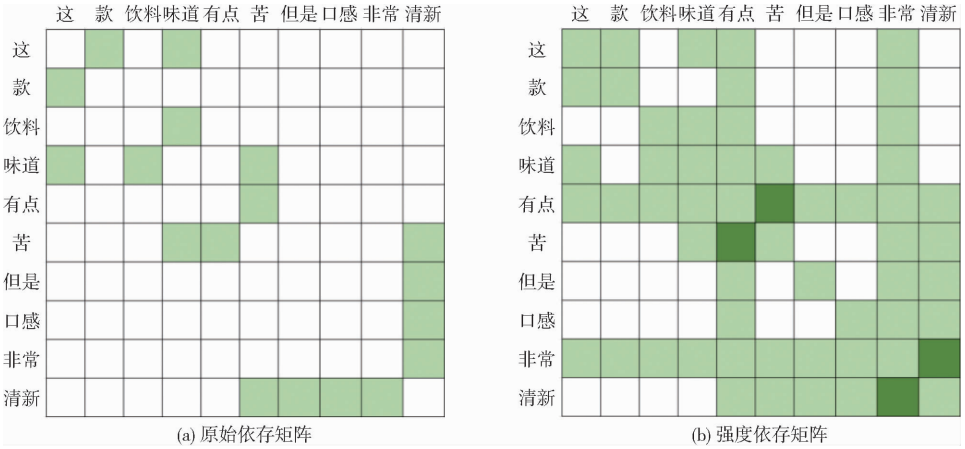
2.3.4 案例分析

为更直观地展示 FGSAM - OI 模型的作用原理及应用方法,参考文献[26 - 27]的方法,结合食品感官分析任务,分别基于单条品评文本和整体数据集进行案例分析。

首先,以一款饮料的品评文本“这款饮料味道

有点苦,但是口感非常清新。”为例,结合模型的数据处理过程进行案例说明。

经过分词和原始依存句法树分析后,该品评文本对应的原始依存矩阵如图 6a 所示。通过观察句子结构不难看出,“有点”和“苦”以及“非常”和“清新”之间的关系对于提取感官强度非常重要。因此所有感官强度词参与的依存边都会获得更高的权重,从而更好地提取强度信息。模型中为了更好地在 GCNs 中传播信息,每个节点还添加了自循环,从而得到了最终的强度依存矩阵(图 6b)。



(a) 原始依存矩阵　　(b) 强度依存矩阵

图 6　依存矩阵

Fig. 6　Dependency matrix

针对测试数据集中的品评文本,提取出感官词及感官强度后对结果进行统计与汇总,可得到饮料最终的感官分析轮状图,如图 7 所示。

3　结束语

本文提出了一种细粒度的方面级感官评价分析模型 FGSAM - OI。基于注意力机制和句法树的感官强度捕获,该模型能够较为有效分析食品品评评论中的感官词及相应的感官强度,以更准确描述消费者对食品的感官体验。实验结果表明,模型相较于其他的意见提取模型能够在食品品评数据集上表现出更好效果。



图 7　测试数据集的感官分析轮状图

Fig. 7　Sensory analysis radial plot of test data

参　考　文　献

[1] 孙灵霞, 詹飞丽, 潘治利, 等. 食品感官品评员对感官评价结果的影响[J]. 食品工业, 2021, 42(10): 268 - 270.
SUN Lingxia, ZHAN Feili, PAN Zhili, et al. Influence of food sensory panelists on sensory evaluation results[J]. Food Industry, 2021, 42(10): 268 - 270. (in Chinese)

[2] MENDES DA SILVA T, TORELLO MARINONI D, PEANO C, et al. A new sensory approach combined with a text-mining tool to create a sensory lexicon and profile of monovarietal apple juices[J]. Foods, 2019, 8(12): 608.

[3] 王宁, 姜金岐, 陈鹤月. 食品感官评价的作用及与方法概述[J]. 农业科技与装备, 2020(6): 63 - 64.
WANG Ning, JIANG Jinqi, CHEN Heyue. Overview of the role and methods of food sensory evaluation[J]. Agricultural Science & Equipment, 2020(6): 63 - 64. (in Chinese)

[4] 高涛, 罗黄洋, 吴韧, 等. 主客观组合权重法在食品感官评价中的应用[J]. 食品工业科技, 2021, 42(18): 300 - 307.
GAO Tao, LUO Huangyang, WU Ren, et al. Application of subjective and objective combination weighting method in food sensory evaluation[J]. Science and Technology of Food Industry, 2021, 42(18): 300 - 307. (in Chinese)

[5] HAMILTON L M, LAHNE J. Fast and automated sensory analysis: using natural language processing for descriptive lexicon development[J]. Food Quality and Preference, 2020, 83: 103926.

[6] TANG Xiaobo, LIU Guangchao. Research review on fine-grained sentiment analysis[J]. Library and Information Service, 2017, 61(5): 132 - 140.

[7] CHEN Long, GUAN Ziyu, HE Jinhong, et al. A survey on sentiment classification[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(6): 1150 - 1170.

[8] JIANG L, YU M, ZHOU M, et al. Target-dependent twitter sentiment classification[C]// Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 2011: 151 - 160.

[9] DONG L, WEI F, TAN C, et al. Adaptive recursive neural network for target-dependent twitter sentiment classification[C]// Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2014. Baltimore: The Association for Computer Linguistics, 2014: 49 - 54.

[10] VO D T, ZHANG Y. Target-dependent twitter sentiment classification with rich automatic features[C]// YANG Q, WOOLDRIDGE M J. Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI 2015. Buenos Aires: AAAI Press, 2015: 1347 - 1353.

[11] TANG D, QIN B, FENG X, et al. Effective LSTMs for target-dependent sentiment classification[C]// CALZOLARI N, MATSUMOTO Y, PRASAD R. COLING 2016, 26th International Conference on Computational Linguistics, Proceedings of the Conference: Technical Papers. Osaka: ACL, 2016: 3298 - 3307.

[12] HE R, LEE W S, NG H T, et al. Effective attention modeling for aspect-level sentiment classification[C]// BENDER E M, DERCZYNSKI L, ISABELLE P. Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics, COLING 2018. Santa Fe: Association for Computational Linguistics, 2018: 1121 - 1131.

[13] CHEN C, TENG Z, WANG Z, et al. Discrete opinion tree induction for aspect-based sentiment analysis[C]// MURESAN S, NAKOV P, VILLAVICENCIO A. Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2022. Dublin: Association for Computational Linguistics, 2022: 2051 - 2064.

[14] MA Y, PANG Y. Learnable dependency-based double graph structure for aspect-based sentiment analysis[C]// CALZOLARI N, HUANG C R, KIM H, et al. Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics, COLING 2022. Gyeongju: International Committee on Computational Linguistics, 2022: 7086 - 7092.

[15] LIANG S, WEI W, MAO X L, et al. BiSyn - GAT +: Bi - Syntax aware graph attention network for aspect-based sentiment analysis[C]// MURESAN S, NAKOV P, VILLAVICENCIO A. Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2022. Dublin: Association for Computational Linguistics, 2022: 1835 - 1848.

[16] BAO X, WANG Z, JIANG X, et al. Aspect-based sentiment analysis with opinion tree generation[C]// RAEDT L D. Proceedings of the Thirty-First International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI 2022. Vienna, 2022: 4044 - 4050.

[17] DRAKE M, MCINGVALE S, GERARD P, et al. Development of a descriptive language for Cheddar cheese[J]. Journal of Food Science, 2001, 66(9): 1422 - 1427.

[18] CIVILLE G, LAPSLEY K, HUANG G, et al. Development of an almond lexicon to assess the sensory properties of almond varieties[J]. Journal of Sensory Studies, 2010, 25(1): 146 - 162.

[19] LAWLESS L J, HOTTENSTEIN A, ELLINGSWORTH J. The McCormick spice wheel: a systematic and visual approach to sensory lexicon development[J]. Journal of Sensory Studies, 2012, 27(1): 37 - 47.

[20] ICKES C M, LEE S Y, CADWALLADER K R. Novel creation of a rum flavor lexicon through the use of web-based material [J]. Journal of Food Science, 2017, 82(5): 1216 - 1223.

[21] LI S, ZHAO Z, HU R, et al. Analogical reasoning on chinese morphological and semantic relations[C/OL]// GUREVYCH I, MIYAO Y. Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2018. Melbourne: Association for Computational Linguistics, 2018: 138 - 143.

[22] MENSAH S, SUN K, ALETRAS N. An empirical study on leveraging position embeddings for target-oriented opinion terms extraction[C]// MOENS M F, HUANG X, SPECIA L, et al. Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2021, Virtual Event / Punta Cana, Dominican Republic. Association for Computational Linguistics, 2021: 9174 - 9179.

[23] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// GUYON I, VON LUXBURG U, BENGIO S, et al. Advances in Neural Information Processing Systems 30: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2017. Long Beach, 2017: 5998 - 6008.

[24] MA D, LI S, ZHANG X, et al. Interactive attention networks for aspect-level sentiment classification[C]// SIERRA C. Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI 2017. Melbourne, 2017: 4068 - 4074.

[25] ZHANG C, LI Q, SONG D. Syntax-aware aspect-level sentiment classification with proximity-weighted convolution network [C]// PIWOWARSKI B, CHEVALIER M, GAUSSIER É, et al. Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR 2019. Paris: ACM, 2019: 1145 - 1148.

[26] SUN K, ZHANG R, MENSAH S, et al. Aspect-level sentiment analysis via convolution over dependency tree[C]// INUI K, JIANG J, NG V, et al. Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, EMNLP-IJCNLP 2019. Hong Kong: Association for Computational Linguistics, 2019: 5678 - 5687.

[27] DAI A, HU X, NIE J, et al. Learning from word semantics to sentence syntax by graph convolutional networks for aspect-based sentiment analysis[J]. Int. J. Data Sci. Anal., 2022, 14(1): 17 - 26.