

# 面向抑郁症行为特征的领域词典构建

周若彤<sup>1,2</sup>, 朱广丽<sup>1,2</sup>, 李书羽<sup>1,2</sup>, 段文杰<sup>1,2</sup>, 李嘉伟<sup>1,2</sup>

1. 安徽理工大学计算机科学与工程学院, 安徽 淮南 232001;
2. 合肥综合性国家科学中心人工智能研究院, 安徽 合肥 230088

## 摘要

抑郁症患者的行为表征反映其临床特征及病情状况, 有利于病情诊断。当前抑郁症领域词典在构建时忽略了抑郁症文本中的行为特征与患者病况的关联性, 导致词典领域信息不足。为此, 提出面向抑郁症行为特征的领域词典构建方法, 拓展了领域词典涵盖的情感表示。首先, 采用TF-IDF算法构建情感类和行为类种子词集, 通过PMI计算现有词典与情感类种子词的相似度获得情感类词集; 其次, 基于行为特征与患者病况的对应关系, 设置行为类种子词标签, 再将种子词与抑郁症文本输入WoBERT生成动态词向量, 计算二者的相似度得到候选词集; 然后, 基于词间相似度构建语义图, 并使用标签传播算法获得行为特征词集; 最后, 收集微博负面情感表情符号构建表情符号词集, 合并情感类词集、行为特征词集与表情符号词集, 得到中文抑郁症领域词典。实验结果表明, 构建的词典可以提升抑郁症文本分类效果。

## 关键词

抑郁症; 领域词典; 行为特征; WoBERT; 标签传播算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2024009

## *Building domain lexicon oriented to behavioral features in depression*

ZHOU Ruotong<sup>1,2</sup>, ZHU Guangli<sup>1,2</sup>, LI Shuyu<sup>1,2</sup>, DUAN Wenjie<sup>1,2</sup>, LI Jiawei<sup>1,2</sup>

1. School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China
2. Institute of Artificial Intelligence Research, Hefei Comprehensive National Science Center, Hefei 230088, China

## *Abstract*

Behavioral representations of the patients with depression reflect the clinical features and condition of the patients, therefore it is beneficial for disease diagnosis. However, in the construction of current depression lexicon, the correlation between the behavioral features and the condition of patients in depression texts is overlooked, resulting in incompleteness of the lexicon information. To address this problem, a domain lexicon construction, oriented to behavioral features in depression, was proposed which aimed to extend the domain lexicon's coverage of emotional expressions. Firstly, the seed word sets of sentiment and behavior were constructed by the TF-IDF algorithm respectively, the word set of sentiment was obtained by calculating PMI similarity between the seed word set of sentiment and the existing sentiment lexicon. Secondly, the seed words of behavioral were labeled based on correspondence between behavioral features and the condition of

patients, and further inputted into WoBERT with depression texts to separately generate dynamic word vectors. In addition, the candidate word set was acquired by calculating the similarity between the seed word set of behavioral and depression texts. In addition, based on the similarity between words, the semantic graph was constructed to obtain the word set of behavioral features by label propagation algorithm. Finally, the emoticons with negative emotions on Weibo were collected to build the word set of emoticons. The word set of sentiment, the word set of behavioral features and the word set of emoticons were integrated into the Chinese Depression Domain Lexicon. Experimental results show that the constructed lexicon can improve the effect of depression text classification.

### Key words

depression, domain lexicon, behavioral feature, WoBERT, label propagation algorithm

## 0 引言

中国首次全国性精神障碍流行病学调查显示,超过9 500万中国人得过抑郁症<sup>[1]</sup>。随着社交媒体平台的普及,越来越多的抑郁症患者聚集在网络平台上分享日常生活、表达情绪状态或寻求心理疾病诊断<sup>[2]</sup>。因此,使用社交媒体数据集对检测社交媒体用户的情绪问题和潜在精神疾病情况有所帮助。微博抑郁症话题为深入了解抑郁症患者情绪变化和病状提供了机会,故研究人员将社交媒体中抑郁症文本进行分类以判断用户抑郁倾向。

领域词典能帮助分类模型更好地理解并区分特定领域文本中的术语和关键词。现有抑郁症文本分类任务常采用词典的方式进行辅助判别<sup>[3]</sup>,但未考虑到抑郁症文本中的行为特征与病况的对应关系,未按照患者病况细化行为特征,导致词典内信息不够全面。

将抑郁症文本中细化后的行为特征融入领域词典中,可以提高抑郁症文本分类的准确率。构建面向抑郁症行为特征的领域词典,需要考虑以下两点:①如何利用抑郁症文本中的多元信息扩大领域词典的词汇范围;②如何针对短文本构建抑郁症行为特征与患者病况的对应关系,并细化行

为特征。为此,本文提出面向抑郁症行为特征的词典构建方法,其框架如图1所示。

本文的主要贡献如下。

- 针对抑郁症文本中情感表达方式多元化的现象,利用词频-逆文档频率(term frequency-inverse document frequency, TF-IDF)、点互信息(pointwise mutual information, PMI)算法获得情感类词集;通过WoBERT结合语义图与标签传播算法获得行为特征词集;收集负面情感表情符号获得表情符号词集,最终构建了一种包含抑郁症帖文中的情感词、行为特征、表情符号的领域词典,拓展了词典的语义范围。

- 针对微博抑郁症话题文本信息稀疏的特点,探究行为特征词与患者病况的对应关系并定义行为特征词集的分类标准,将抑郁症文本中的行为特征分为认知意识行为型、躯体化表征型及伤害意识行为型,再通过WoBERT模型、相似度计算扩建词集,最后利用基于词间相似度的语义图与标签传播算法得到行为特征词集。

## 1 相关工作

抑郁症患者具有鲜明的语言风格,抑郁症领域词典有助于模型识别社交媒体中的抑郁用户。抑郁症的一个明显症状是情

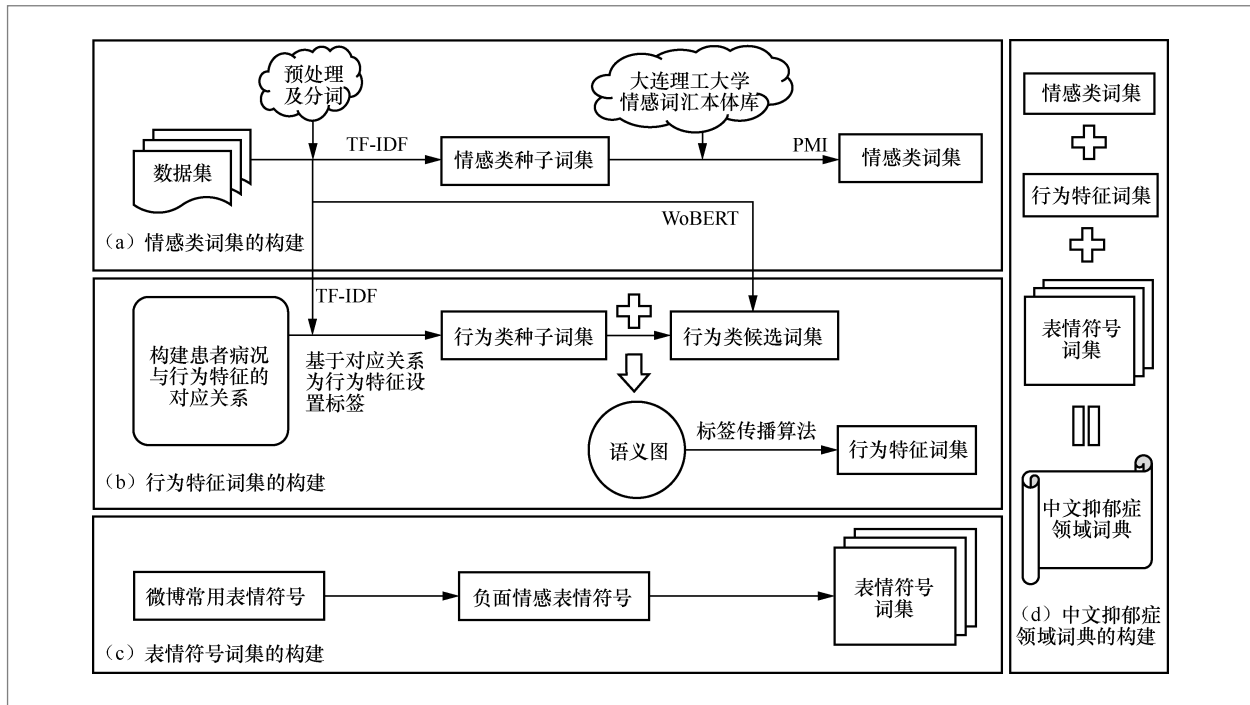


图1 中文抑郁症领域词典构建方法

绪变化,因此研究人员针对抑郁症导致的情绪问题构建了抑郁症领域情感词典。刘豪等<sup>[14]</sup>基于通用域词典和词语相似度计算构建并扩展了中文抑郁症领域情感词典。Li等<sup>[15]</sup>通过单词匹配构建具有复合情绪和抑郁表达的情感词典。尹畅等<sup>[16]</sup>采用PMI算法得到种子词集,再通过计算通用词典与种子词的语义相似度,得到中文抑郁症情感词典。

除了情感变化,抑郁症症状也是判断抑郁倾向的重要因素。Aguilera等<sup>[17]</sup>从标准医学词典中提取与抑郁相关的术语,利用诊所收集的词汇表检索抑郁词汇。Cha等<sup>[18]</sup>通过专家知识辅助,针对不同语言构建了包含抑郁症症状及情绪的词典。上述方式需要专家的鉴定及帮助,具有一定的权威性,但未结合社交媒体平台患者文本的语言特征。Choudhury等<sup>[19]</sup>利用推特帖文标签集合创建抑郁症词典,涵盖情绪、身体症状、负面思维和社交表现4个主要维度的相关词

汇。Shen等<sup>[10]</sup>使用Word2Vec从推特中提取与抗抑郁药和抑郁症状相关的单词以构建抑郁词典。抑郁症的专业术语在不断更新与扩展,部分研究人员基于已有语料库及词典,结合与抑郁相关的其他领域词汇或新术语对词典进行扩建。Yeow等<sup>[11]</sup>基于现有词典扩建词典,定义关键词,收集推文,并添加仇恨言论、辱骂性语言。

受上述工作启发,本文通过构建抑郁症文本中行为特征与患者病况的关系,将患者的行为表征根据病况进行分类,构建更细粒度的中文抑郁症领域词典,并应用于抑郁症文本分类中,从而提高分类准确率。

## 2 中文抑郁症领域词典的构建

为构建中文抑郁症领域词典(Chinese depression domain lexicon, CDDL),本

文首先构建情感类词集,再基于构建的抑郁症行为特征与病况的对应关系获得行为特征词集,最后构建表情符号词集,并将上述词集合并得到所需词典。

## 2.1 种子词集及情感类词集的构建

本文使用TF-IDF算法从预处理后的抑郁症话题帖文中得到高频词,通过词性标注和人工筛选,分别生成情感类种子词集和行为类种子词集。

考虑到抑郁症患者的情感偏消极,本文引入大连理工大学情感词汇本体库中“哀、恶、惊、惧、怒”5种负面类别的特定词汇,通过PMI算法选出与情感类种子词具有语义关联性( $PMI > 1$ )的词语构建情感类词集。PMI的计算见式(1)。情感类词集的词语权重为1,负面情感词语共计586个。种子词集和情感类词集的构建过程如图2所示。

$$PMI = \log_2 \left( \frac{P(w_{E1}, w_2)}{P(w_{E1})P(w_2)} \right) \quad (1)$$

其中,  $P(w_{E1})$ 为情感类种子词集中的单词 $w_{E1}$ 单独出现的概率,  $P(w_2)$ 为本文引入的词库中的特定单词 $w_2$ 单独出现的概率,  $P(w_{E1}, w_2)$ 为 $w_{E1}$ 和 $w_2$ 同时出现在语料中的概率。

## 2.2 行为特征词集的构建

本节先挖掘抑郁症行为特征与病况的对应关系,再构建行为类候选词集,并设置标签得到行为特征词集,过程如图3所示。

### 2.2.1 行为特征与病况的关联性

据国际疾病分类与诊断标准第10版<sup>[12]</sup>,可依据核心症状(如抑郁心境、丧失兴

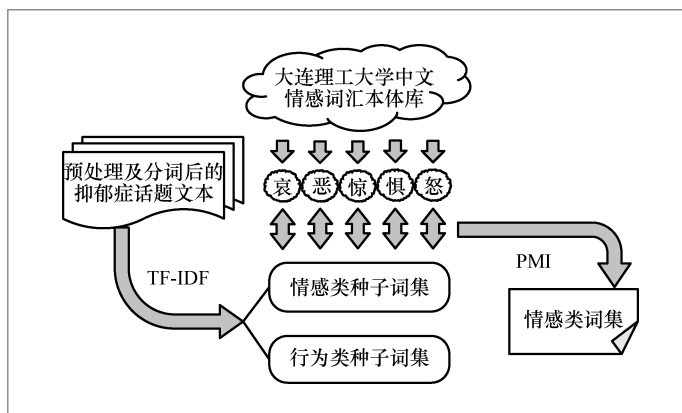


图2 种子词集和情感类词集的构建

趣)和附加症状(如自卑、自杀想法或行为)的出现次数,将抑郁症患者分为轻度、中度或重度。然而微博话题帖文信息稀疏,无法全面反映抑郁症患者病理症状,导致无法精确判断患者病情等级。抑郁症行为特征与患者病况之间的关联示例见表1。

将行为类种子词集中的行为词与患者病况相对应,构成二元组<行为特征,病况>以表示行为特征与患者病况的关联性。如表1中的例句“我很身边的所有人,好想杀人!”,该条帖文中包含行为特征词“杀人”,对应病况为“重度抑郁倾向”,构成二元组<杀人,重度抑郁倾向>。同时也可能存在同一帖文出现多种病况,依据行为特征词与病况之间的关联程度,对行为词进行分类并设置标签。

**定义1** 认知意识行为型行为特征(cognitive conscious behavioral features, CCBF)。

认知意识行为是指患者因出现轻度抑郁倾向,产生社交回避、逃避等意识,从而出现的躲藏、自卑、自责等行为以及认知功能障碍的表现行为。本文将认知意识行为对应的词语或词组表示为认知意识行为型行为特征,定义如下:

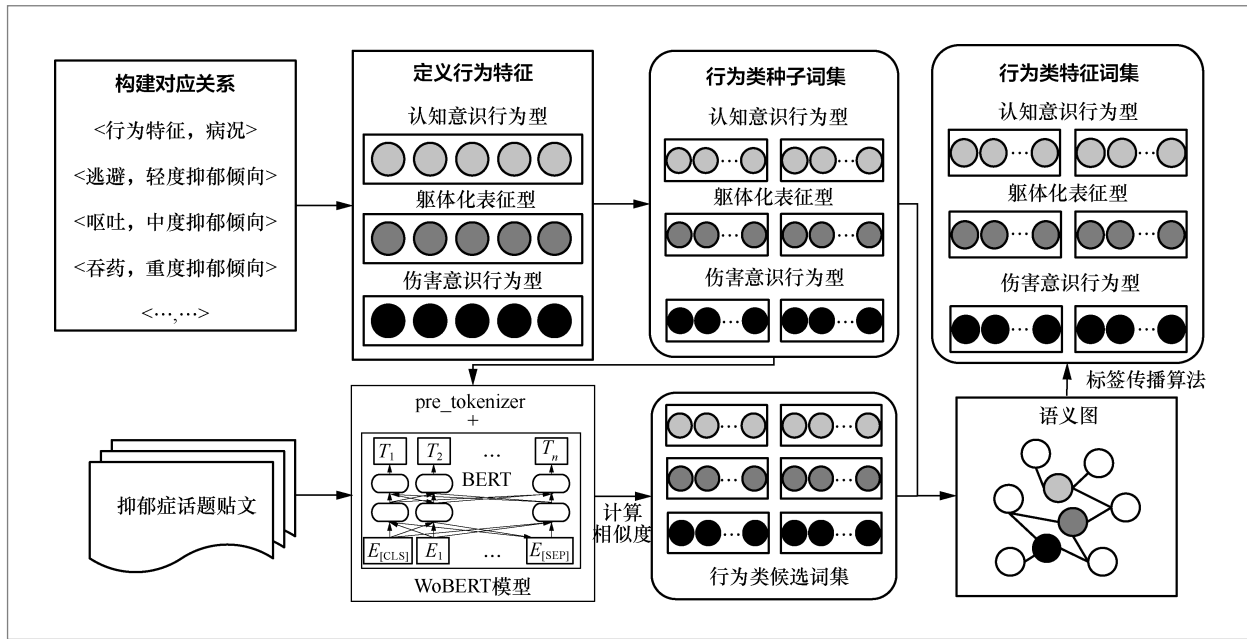


图3 行为特征词集构建过程

表1 行为特征词与病况的关联示例

话题帖文	行为特征词及词组	病况
想把自己藏起来, 逃避一切……	逃避, 藏起来	轻度抑郁倾向
记忆力下降, 严重影响上班了!	记忆力下降	轻度抑郁倾向
还是睡不着, 开始出现幻听和强迫症状, 太折磨了!	幻听, 睡不着	中度抑郁倾向
最近好想自杀, 四五天了, 就差去跳楼了	自杀, 跳楼	重度抑郁倾向
我恨身边的所有人, 好想杀人!	杀人	重度抑郁倾向

$$CCBF = A_{i1} \cup A_{i2} \cup \dots \cup A_{in} \quad (2)$$

其中,  $A_{in}$  为第  $n$  个认知意识行为型 (用  $i$  标识) 行为特征词向量。

英国国家健康与临床优选研究所<sup>[13]</sup>提出, 抑郁症患者会出现孤僻、回避接触的现象。多项Meta分析结果表明, 抑郁症患者存在包括认知灵活性等认知功能受损的症状, 部分损害贯穿抑郁症全病程<sup>[14]</sup>。根据上述研究, 当患者的病况为轻度抑郁倾向时, 可能会出现认知功能受损和回避意识的对应行为。据此得出以上定义。

**定义2** 躯体化表征型行为特征 (somatization phenotype features, SPF)。

躯体化表征是指患者由中度抑郁倾向易引起的躯体化症状、躯体焦虑。本文将躯体化表征对应的词语及词组表示为躯体化表征型行为特征, 定义如下:

$$SPF = A_{j1} \cup A_{j2} \cup \dots \cup A_{jm} \quad (3)$$

其中,  $A_{jm}$  为第  $m$  个躯体化表征型 (用  $j$  标识) 行为特征词向量。

常用来评定抑郁障碍的Hamilton抑郁量表<sup>[15]</sup>列出很多躯体症状作为条目内容, 包括躯体焦虑、肠胃道症状等。Katon等<sup>[16]</sup>指出躯体化症状是常见的抑郁症状, 尤其在轻度抑郁中症状更明显。根据上述研

究,当患者的病况为中度抑郁倾向时,可能会出现由疾病引起的躯体行为。据此得出以上定义。

**定义3** 伤害意识行为型行为特征 (harm conscious behavioral features, HCBF)。

伤害意识行为是指患者因具有重度抑郁倾向,想要惩罚自己,严重自卑自罪,从而产生伤害自己或他人的行为。本文将伤害意识行为对应的行为特征词语及词组表示为伤害意识行为型行为特征,定义如下:

$$\text{HCBF} = A_{k1} \cup A_{k2} \cup \dots \cup A_{kp} \quad (4)$$

其中,  $A_{kp}$  为第  $p$  个伤害意识行为型(用  $k$  标识)行为特征词向量。

Angst等<sup>[17-18]</sup>指出在重度抑郁症患者中,情绪障碍与患者的自杀行为或反复的自杀企图高度相关。Ennis等<sup>[19]</sup>根据BDI评分得出重度抑郁症患者易出现危害社会行为。根据上述研究,当患者的病况为重度抑郁倾向时,可能会出现对自己及他人生命造成威胁的行为。据此得出以上定义。

由此,本文依据患者病况与行为特征的关联性将行为特征分为3种类别,设置行为类种子词的标签并赋予相应权重,将认知意识行为型行为特征、躯体化表征型行为特征、伤害意识行为型行为特征的权重分别赋值为1、3、5,行为类种子词集示例见表2。

### 2.2.2 行为类候选词集的构建

传统的词语挖掘方法依赖于词频,但部分低频短语也能体现患者的病情和状态。如图4所示,本文借助以词为单位的WoBERT<sup>[20]</sup>模型获得动态词向量,并通过pre\_tokenizer操作分出中文单词。本文通过WoBERT模型得到抑郁症话题帖文及行

表2 行为类种子词集示例

词语	行为特征类别	权重
自卑, 远离, 自闭	认知意识行为型	1
失眠, 手抖, 恶心	躯体化表征型	3
割腕, 跳楼, 吞药	伤害意识行为型	5

为类种子词对应的词向量(图4中的Trm表示transformer层),通过全连接层将其转化为低维词向量,再利用Softmax函数进行归一化处理。

本文通过余弦相似度表示语义相似度,当计算结果大于阈值0.5时,将对应的文本词汇加入行为类候选词集中,计算式如下:

$$\text{SIM}(S_i, T_i) = \cos \theta = \frac{\sum_{i=1}^n (S_i \times T_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (T_i)^2}} = \frac{S_i \times T_i}{|S_i| \times |T_i|} \quad (5)$$

其中,  $S$ 与 $T$ 分别为行为类种子词与帖文的动态词向量;  $n$ 为维度数;  $S_i$ 与 $T_i$ 为词向量在第  $i$  个维度上的取值。

### 2.2.3 通过标签传播算法设置候选词标签

标签传播算法(label propagation algorithm, LPA)的核心思想是通过迭代传播,利用已标记节点信息预测未标记节点标签。本文利用词间相似度建立语义图,图中节点包含已标注行为类种子词及未标注行为类候选词,边代表节点间余弦相似度。算法以已初始化的行为类种子词标签为基础,将未知标签节点迭代更新为与其相似度最高的相邻节点的标签,直到收敛时停止,种子词标签权重保持不变。本文将语义图定义为  $G=(X, E)$ ,  $X$  为图中节

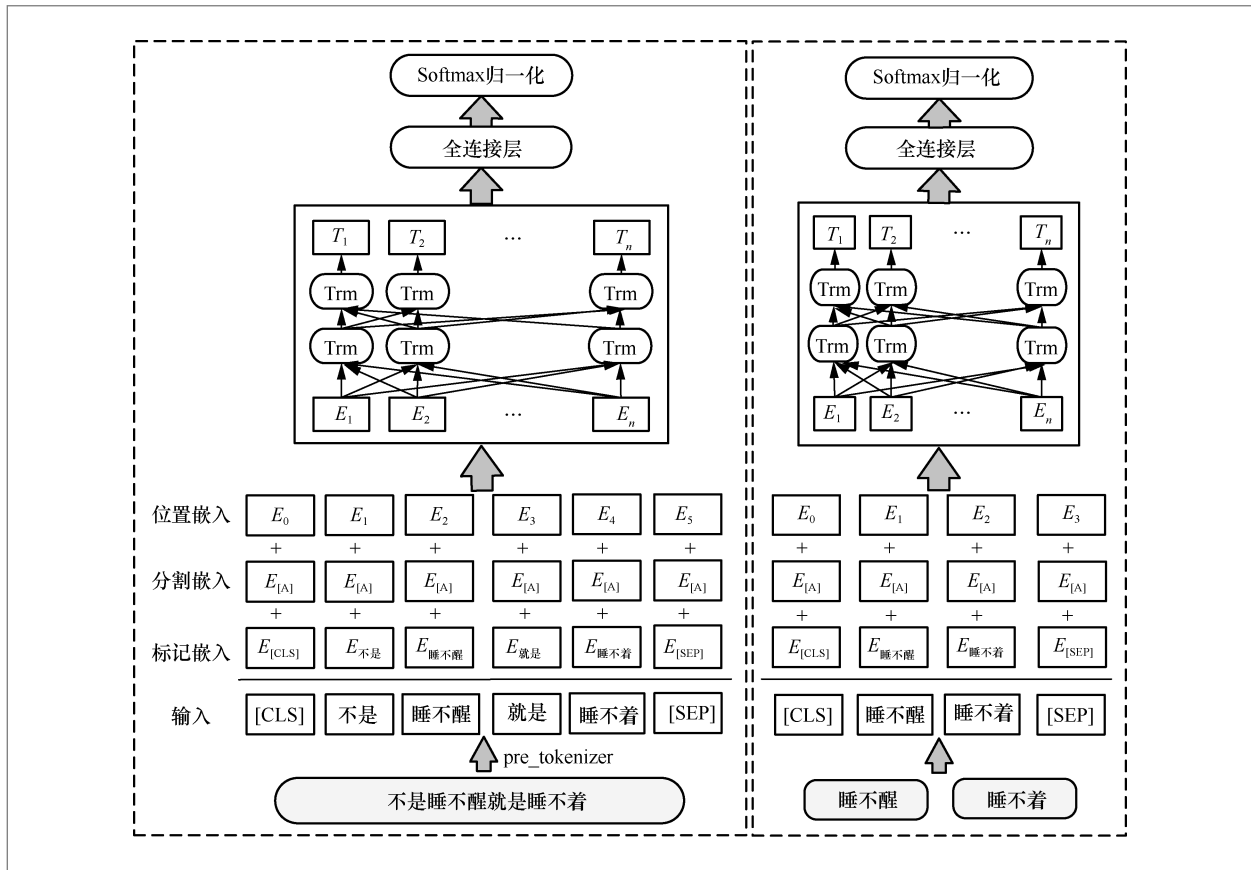


图4 动态词向量的生成

点集合,  $E$ 是图 $G$ 的邻接矩阵, 如图5所示。其中行为类候选词集为 $C=\{C_1, \dots, C_r\}$ ,  $r$ 为行为类候选词个数, 行为类种子词集为 $S=\{\{S_{i1}\dots\}, \{S_{j1}\dots\}, \{S_{k1}\dots\}\}$ ,  $S_i, S_j, S_k$ 分别为认知意识行为型、躯体化表征型、伤害意识行为型对应的行为特征词向量, 标签权

重分别为1, 3, 5, 其余词语因标签未知, 权重记为0。

转移概率矩阵以语义图为基础, 令种子词为 $s$ , 候选词为 $c$ , 构建过程见式(6)。图5中节点对应词语的初始标签向量为 $V$ , 行为类候选词的标签权重为 $W$ 。

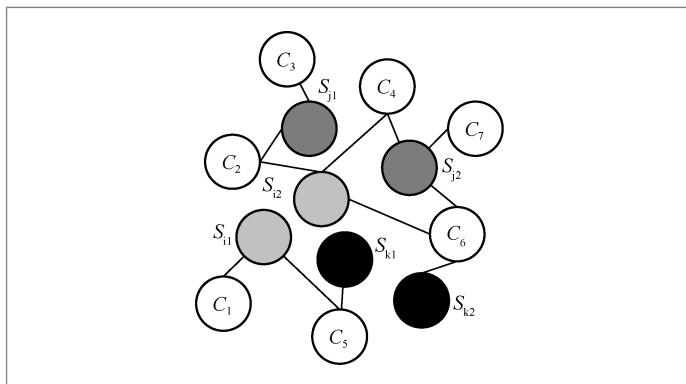


图5 语义图  $G$  示例

$$M[s][c] = \frac{\text{SIM}(w_s, w_c)}{\sum_{c=0}^{c < n+r} \text{SIM}(w_s, w_c)} \quad (6)$$

$$V = [1, 1, 3, 3, 5, 5, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T \quad (7)$$

$$W[c] = \sum_{s=0}^{s < n+r} M[s][c] \times V[s] \quad (8)$$

其中,  $n+r$ 为转移概率矩阵维数,  $\text{SIM}(w_s, w_c)$ 为 $w_s$ 与 $w_c$ 间的余弦相似度,  $W[c]$ 为候选词 $c$ 的可能标签权重,  $M[s][c]$ 为种子词 $s$ 至候选词 $c$ 的转移概率矩阵,  $V[s]$ 为迭代

前节点 $s$ 的初始标签。行为特征词集的构建过程如下:

算法1: 通过标签传播算法得到行为特征词集

输入: 抑郁症话题文本 $D_1$ , 行为类种子词集 $S_A$

输出: 行为特征词集 $L_A$  (认知意识行为型行为词集 $L_{Ai}$ , 躯体化表征型行为词集 $L_{Aj}$ , 伤害意识行为型行为词集 $L_{Ak}$ )

```


1:  $D, S = \text{WoBERT}(D_1, S_A)$  /*生成动态词向量*/
2:  $C, W = \text{SIM}(D, S)$  /*根据相似性计算得到候选词集和对应相似性矩阵*/
3:  $M = \text{trans}(W)$  /*根据相似性矩阵计算转移概率矩阵*/
4:  $V = \text{initialization}()$  /*给定初始标签*/
5: repeat
6:  $U = V$ 
7:  $V = \text{update}(M, V)$ 
8: until( $\text{equal}(U, V)$ ) /*迭代更新标签直到标签不再变化*/
9:  $L_{Ai}, L_{Aj}, L_{Ak} = \text{threshold}(C, V)$  /*阈值计算得到最终类别*/
10:  $L_A = L_{Ai} + L_{Aj} + L_{Ak}$ 
11: return  $L_A$ 
12: end

```

算法1完成了行为特征词集的构建。步骤1~2通过式(5)得到候选词集和相似性矩阵。步骤3通过式(6)得到转移概率矩阵。步骤4~9通过标签传播算法为每个候选词分配唯一标签。步骤10通过合并3类词集完成行为特征词集的构建, 最终得到3类行为特征对应的词语及词组分别是193个、261个、208个, 共662个。

### 2.3 表情符号词集构建

在微博抑郁症话题中, 部分用户会用

表情符号宣泄情绪, 这可辅助情感倾向的判断。微博帖文中的每个表情符号都有对应的中文意义标注, 如: 对应“[伤心]”。本文收集了微博常用的负面情感表情符号, 将对应的中文意义标注加入表情符号词集并将其权重赋值为1, 共计词汇32个。微博负面表情符号示例见表3。

## 3 实验及结果分析

### 3.1 实验环境及数据

本文从新浪微博爬取抑郁症超话帖文、非抑郁症超话帖文作为数据集。本文从抑郁症超话筛选得到带有“抑郁”字样的抑郁倾向帖文4 893条, 并从“日常超话”等超话爬取健康用户文本, 筛选得到健康用户发布的帖文4 856条, 实验数据示例见表4。在中文抑郁症领域词典中, 本文根据抑郁症患者使用的热门网络词语, 根据词义将部分敏感词汇添加至对应的行为词类别中, 得到词语及词组共计1 280个。

### 3.2 评价指标

本文采用准确率 $P$ 、召回率 $R$ 和综合评价指标 $F1$ 作为评价标准, 见式(9)~式(11)。

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (11)$$

其中,  $P$ 和 $R$ 分别为模型分类准确性和分类能力,  $F1$ 为 $P$ 和 $R$ 的调和平均值。

### 3.3 实验步骤

为构建情感类词集和行为特征词集，本文对文本进行预处理。

- 数据清洗。删除停用词、链接、图片以及帖文标题“抑郁症超话”，将特殊符号代替为“^”。删除无意义或与抑郁症不相关的文本。
- 使用Jieba分词工具对抑郁症话题文本语料进行分词和词性标注。
- 构建中文抑郁症领域词典，使用已建词典匹配预处理后的语料，识别关键词。

表3 微博负面表情符号示例




表情符号	中文意义标注
	[悲伤][跪了][怒][怒骂][生病]
	[可怜][泪][抓狂][裂开][打脸]
	[苦涩][伤心][允悲][晕][失望]

表4 实验数据示例

数据集类别	内容
抑郁症文本	今天又发烧了，头疼肌肉酸痛😓 救命啊，我又想割腕了😓
非抑郁症文本	今天天气真好呀😊 坚持记录生活真是太棒了

表5 对比实验结果

组别	分类方法	P	R	F1
第一组	SS3	80.72%	78.98%	79.94%
	SVM	82.63%	81.51%	82.17%
	LSTM	83.96%	81.72%	83.52%
	RoBERTa	85.87%	83.58%	84.50%
第二组	SS3+CDDL	82.95%	81.33%	82.33%
	SVM+CDDL	84.98%	82.63%	84.19%
	LSTM+CDDL	86.14%	83.92%	85.52%
	RoBERTa+CDDL	87.43%	85.37%	86.59%

- 将领域词典的词向量作为额外的特征，与分类模型提取的文本特征进行拼接，并将这些特征输入不同的分类模型中，实现抑郁症文本分类。

### 3.4 对比实验

为验证词典对于抑郁症文本分类的有效性，本文利用抑郁症文本分类模型分别在结合中文抑郁症领域词典与不结合词典的情况下进行对比实验。选择以下主流的抑郁症文本分类模型进行第一组对比实验。

- SS3<sup>[21]</sup>: 监督学习模型，使用单词袋模型处理输入流中的每个句子，用于文本分类。
- SVM<sup>[22]</sup>: 经典的机器学习方法，使用SVM提取抑郁症话题帖文特征并进行分类。
- LSTM<sup>[23]</sup>: 通过长短期记忆递归神经网络提取文本特征并进行分类。
- RoBERTa<sup>[24]</sup>: 通过基于Transformer模型分析抑郁症发作及症状的语法标记以预测抑郁。

将上述模型结合词典后进行第二组实验，实验结果见表5。

根据表5得出，将本文构建的词典融入分类模型，P值、R值、F1值均有一定提升，三者最高分别达到87.43%、85.37%、86.59%。为验证本文构建词典的分类效果，将第二组与第一组的实验结果分别作差，再计算平均值，第二组的P值、R值、F1值平均提高约2.08%、1.87%、2.13%，因为结合词典后，分类模型可利用额外的领域知识和信息，能够更好地捕捉文本特征，提高分类性能。将RoBERTa作为分类模型时，融入词典后的模型效果在P值、R值、F1值上分别提高1.56%、1.79%、2.09%，因为相较于传统分类模型（如SVM、

SS3), RoBERTa模型在文本表征和语义情感信息捕获上更胜一筹。对比实验验证了本文构建的词典有助于模型识别抑郁症文本特征,从而提高分类准确率。

### 3.5 消融实验

为验证挖掘抑郁症文本中的行为特征与情感特征(情感词与表情符号)帮助模型更好地完成抑郁症文本分类,并探究不同词集类别对任务的增益程度,本文选择对比实验中与词典融合效果最好的分类模型RoBERTa,并将词典中情感类词集 $L_S$ 、表情符号词集 $L_E$ 、行为特征词集 $L_A$ 进行不同组合,然后融入分类模型进行消融实验。其中,因表情符号词集 $L_E$ 的词汇量有限,本实验不将其作为单独变量。实验结果见表6。

根据表6得出,去掉任何一个词集类别后, $P$ 值、 $R$ 值和F1值均有所下降。其中,相较于RoBERTa+CDDL方法,RoBERTa+ $L_A$ 方法的 $P$ 值、 $R$ 值、F1值分别下降了1.49%、1.36%、1.83%,说明仅使用行为特征作为文本特征无法完全体现出抑郁症文本的情感倾向。RoBERTa+ $L_S$ 方法相较于RoBERTa+ $L_A$ 方法,F1值上升了0.12%,这表明情感词相较于行为特征更有利于抑郁症文本分类。RoBERTa+CDDL相较于RoBERTa+ $L_A+L_E$ ,F1值提升了1.12%,这也表明在词典中融入带有消极意义的情感词有助于模型识别。RoBERTa+ $L_S+L_E$ 方法较RoBERTa+ $L_S$ 方法F1值提升了0.15%,

这表明表情符号词集的融入增强了文本中的情感特征,表情符号在无显式情感词的抑郁症短文本中可以有效表达用户的情感倾向;RoBERTa+ $L_A+L_E$ 方法较融入单一特征类别的RoBERTa+ $L_A$ 方法、RoBERTa+ $L_S$ 方法、RoBERTa+ $L_S+L_E$ 方法的F1值分别提升了0.71%、0.59%、0.44%,RoBERTa+ $L_A+L_S$ 方法较上述单一特征类别的分类方法F1值分别提升1.49%、1.37%、1.22%,这进一步证明,在用户隐晦表达抑郁倾向时,情感特征与行为特征的融合有助于模型更好地进行识别,行为特征可以更全面反映患者的情感状态。若此时再结合情感特征,模型可获得更多的语义信息,从而提高分类准确率。由于情感类词集包含的情绪词汇更丰富,增强了文本中的情感特征,故RoBERTa+ $L_A+L_S$ 方法F1值相较于RoBERTa+ $L_A+L_E$ 方法提升了0.78%。

本文针对抑郁症文本的多元情感表达及文本稀疏的特点,通过挖掘行为特征与病况的关联性并利用语义图和标签传播算法细化行为特征,再将其与情感类词集和表情符号词集合并,最终得到中文抑郁症领域词典,RoBERTa+ $L_A+L_S+L_E$ 方法在数据集上的 $P$ 值、 $R$ 值、F1值达到了87.43%、85.37%、86.59%,因为融入互补的行为特征和情感特征增加了词典所包含的情感表达种类,有助于识别与抑郁症相关的特定的行为模式,可以提供关于患者情感状态的线索,提高分类模型的准确性。通过消融实验也进一步证明,该词典可以帮助文

表6 消融实验结果

词集类别	分类方法	$P$	$R$	F1
行为特征	RoBERTa+ $L_A$	85.94%	84.01%	84.76%
情感词	RoBERTa+ $L_S$	86.18%	84.07%	84.88%
情感特征	RoBERTa+ $L_S+L_E$	86.36%	84.13%	85.03%
行为特征+表情符号	RoBERTa+ $L_A+L_E$	86.77%	84.50%	85.47%
行为特征+情感词	RoBERTa+ $L_A+L_S$	87.12%	85.18%	86.25%
行为特征+情感特征	RoBERTa+ $L_A+L_S+L_E$ (CDDL)	87.43%	85.37%	86.59%

本分类模型更好地识别和区分抑郁症文本,更准确地挖掘具有抑郁倾向的用户。

## 4 总结与展望

本文提出了面向抑郁症行为特征的领域词典构建方法,将依据病况细化的行为特征融入中文抑郁症领域词典的构建,使得该词典更准确地体现抑郁症的症状,提高了领域词典的词汇覆盖率。实验结果表明,针对微博抑郁症话题文本,融入与患者病况相关联的行为特征可以提升抑郁症文本分类的准确率,为辅助干预重度抑郁倾向用户、检测早期具有抑郁倾向的用户以及诊断患者的病情提供理论支持。

未来将对词典类别进行进一步细化并与国际疾病分类标准相结合,辅助抑郁症早期检测以及抑郁症病情研究。

## 参考文献:

- [1] LU J, XU X F, HUANG Y Q, et al. Prevalence of depressive disorders and treatment in China: a cross-sectional epidemiological study[J]. *The Lancet Psychiatry*, 2021, 8(11): 981-990.
- [2] SHEN J H, RUDZICZ F. Detecting anxiety through reddit[C]//*Proceedings of the Fourth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology -- From Linguistic Signal to Clinical Reality*. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2017: 58-65.
- [3] GUO Z H, DING N N, ZHAI M Y, et al. Leveraging domain knowledge to improve depression detection on Chinese social media[J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2023, 10(4): 1528-1536.
- [4] 刘豪,卓广平,乔俊福,等.基于领域情感词典与字词特征融合的中文抑郁症文本分类方法[J].*中北大学学报(自然科学版)*, 2022, 43(6): 522-529.  
LIU H, ZHUO G P, QIAO J F, et al. Chinese depression text classification based on domain emotion dictionary and word feature fusion[J]. *Journal of North University of China (Natural Science Edition)*, 2022, 43(6): 522-529.
- [5] LI R, ZHANG Y F, YIN L H, et al. EmoMix+: an approach of depression detection based on emotion lexicon for mobile application[J]. *Security and Communication Networks*, 2022, 2022: 1-12.
- [6] 尹畅,张顺香,朱广丽,等.基于词频-极性强度的抑郁症情感词挖掘方法[J].*太原理工大学学报*, 2021, 52(1): 105-110.  
YIN C, ZHANG S X, ZHU G L, et al. A method of mining sentiment word for depression patients based on word frequency-polarity intensity[J]. *Journal of Taiyuan University of Technology*, 2021, 52(1): 105-110.
- [7] AGUILERA J, FARÍAS D I H, ORTEGA-MENDOZA R M, et al. Depression and anorexia detection in social media as a one-class classification problem[J]. *Applied Intelligence*, 2021, 51(8): 6088-6103.
- [8] CHA J, KIM S, PARK E. A lexicon-based approach to examine depression detection in social media: the case of Twitter and university community[J]. *Humanities & Social Sciences Communications*, 2022, 9(1): 325.
- [9] DE CHOUDHURY M, GAMON M, COUNTS S, et al. Predicting depression via social media[C]//*Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. Washington: AAAI, 2021, 7(1): 128-137.
- [10] SHEN G Y, JIA J, NIE L Q, et al. Depression detection via harvesting social media: A multimodal dictionary learning solution[C]//*Proceedings of the International Joint Conference on*

- Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan kaufmann, 2017: 3838–3844.
- [11] YEOW B Z, CHUA H N. A depression diagnostic system using lexicon-based text sentiment analysis[J]. International Journal on Perceptive and Cognitive Computing, 2022, 8(1): 29–39.
- [12] World Health Organization. ICD-10: international statistical classification of diseases and related health problems: tenth revision, 2nd ed[EB]. 2004.
- [13] National Institute for Health and Care Excellence. Depression in adults with a chronic physical health problem: recognition and management[EB]. 2009.
- [14] LEE R S C, HERMENS D F, PORTER M A, et al. A meta-analysis of cognitive deficits in first-episode Major Depressive Disorder[J]. Journal of Affective Disorders, 2012, 140(2): 113–124.
- [15] HAMILTON M. A rating scale for depression[J]. Journal of Neurology, Neurosurgery, and Psychiatry, 1960, 23(1): 56–62.
- [16] KATON W J, WALKER E A. Medically unexplained symptoms in primary care[J]. Journal of Clinical Psychiatry, 1998, 59(20): 15–21.
- [17] ANGST J, ANGST F, STASSEN H H. Suicide risk in patients with major depressive disorder[J]. Journal of Clinical Psychiatry, 1999, 60(2): 57–62.
- [18] BLAIR-WEST G W, MELLISOP G W. Major depression: does a gender-based down-rating of suicide risk challenge its diagnostic validity?[J]. Australian and New Zealand Journal of Psychiatry, 2001, 35(3): 322–328.
- [19] ENNIS J, BARNES R A, KENNEDY S, et al. Depression in self-harm patients[J]. British Journal of Psychiatry, 1989, 154(1): 41–47.
- [20] SU J L. Speeding up without losing points: Chinese WoBERT based on word granularity[EB]. 2020.
- [21] BURDISSO S G, ERRECALDE M, MONTES-Y-GÓMEZ M. A text classification framework for simple and effective early depression detection over social media streams[J]. Expert Systems With Applications, 2019, 133: 182–197.
- [22] SHATTE A B R, HUTCHINSON D M, FULLER-TYSZKIEWICZ M, et al. Social media markers to identify fathers at risk of postpartum depression: a machine learning approach[J]. Cyberpsychology, Behavior and Social Networking, 2020, 23(9): 611–618.
- [23] DINKEL H, WU M, YU K. Text-based depression detection on sparse data[EB]. arXiv preprint, 2019, arXiv: 1904.05154.
- [24] SIVAMANIKANDAN S, SANTHOSH V, SANJAYKUMAR N, et al. scubeMSEC@LT-EDI-ACL2022: detection of depression using transformer models[C]// Proceedings of the Second Workshop on Language Technology for Equality, Diversity and Inclusion. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2022: 212–217.

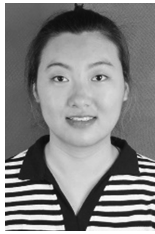
#### 作者简介



周若彤(2000- ),女,安徽理工大学计算机科学与工程学院硕士生,主要研究方向为文本分类。



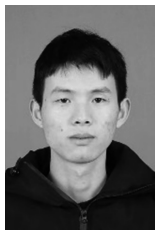
朱广丽 (1971- ), 女, 安徽理工大学计算机科学与工程学院副教授, 主要研究方向为Web数据挖掘。



李书羽 (1999- ), 女, 安徽理工大学计算机科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为文本分类。



段文杰 (2000- ), 男, 安徽理工大学计算机科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为信息抽取。



李嘉伟 (1999- ), 男, 安徽理工大学计算机科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为数据挖掘。

收稿日期: 2023-09-08

通信作者: 朱广丽, glzhu@aust.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.62076006); 安徽高校协同创新项目 (No.GXXT-2021-008)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China(No.62076006), The University Synergy Innovation Program of Anhui Province(No.GXXT-2021-008)