









文本数据, 并且带有情感色彩标注. 另一部分则是用来训练词语语义向量的大规模无标记的 Wiki 中文数据集. 其中, 评论文本数据是通过 Python 语言编写相应爬虫程序从京东商城的官网上获取的, 主要包括了手机、笔记本电脑、水果、书籍、服装、洗发水 6 个领域的评论文本, 共有 12000 条, 并且各领域下积极评论和消极评论都为 1000 条; 而 Wiki 中文数据集是从 Wiki 官网上下载的中文压缩包, 大小为 1.64 GB. 文献 [19] 指出使用大规模的文本语料集训练出来的词向量较符合中文语言模型; 文献 [20] 也表明通过此种方法训练出来的词向量可以使模型的性能得到有效改善. 因此, 本文将使用 Word2Vec 工具中的 Skip-Gram 模型训练 Wiki 中文数据集以获得高质量的词向量, 然后以此对评论文本中的特征词项初始化.

经过对话料库的训练后, 便可以得到相应维度下的词语特征语义向量, 各词向量间在语义上具有一定的关联性. 如在维度为 100 的情况下, 根据训练后的词向量模型, 可获取到词语“购买”的语义相似词列表和对应的相似度, 具体如表 1 所示, 该词语的向量表达如图 5 所示. 接下来, 则在语义向量的基础上根据 2.1 小节介绍的方法构造融合情感特征的词向量, 同时根据 2.2 小节的介绍使用 Skip-Gram 模型训练评论文本的字向量.

表 1 “购买”语义相似词列表

相似词	相似度
出售	0.8020534515380859
支付	0.7931450605392456
预付	0.7819747924804688
退款	0.7776365280151367
进行拍卖	0.7726336121559143
收取	0.7687054872512817
全款	0.7683306932449341
购物券	0.7644824981689453

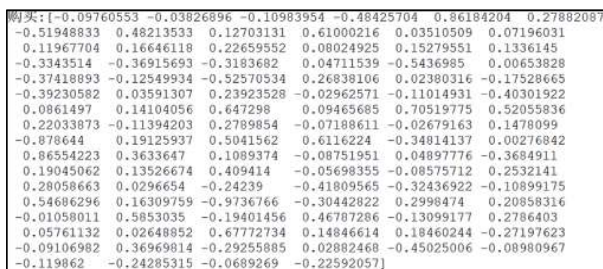


图 5 “购买”词向量表达式

### 3.3 实验参数

实验时对模型中各个参数值的设定直接影响着实验结果, 为了使模型达到较好的性能, 就需要对模型中的各个参数进行不断地调整与优化. 表 2 展示了本文在进行调优时的各参数取值范围和最终的取值. 其中, 参数取值范围表示在研究卷积神经网络模型不同参数对中文文本情感分类效果的影响时所取的数值, 模型参数值则是依据网格搜索的调参方法得到的本文所提出模型分类准确率最高时的取值. 各参数在本文实验数据集中的表现具体如图 6 所示.

表 2 模型参数

参数	参数取值范围	模型参数值
卷积核大小	[1,2,3], [2,3,4], [3,4,5]	[1,2,3]
卷积核数量	32、64、128	64
隐藏层个数	32、64、128、256	128
向量维度大小	50、100、150、200	100
批训练大小	8、16、32、64	16
Dropout失活率	0.1、0.3、0.5、0.7、0.9	0.5

### 3.4 实验设置及结果分析

为了验证本文所提出模型的有效性, 本小节将依据传统的卷积神经网络模型、融合情感特征信息的卷积神经网络模型、双通道卷积神经网络模型以及本文所提出模型在相同的评论数据集上进行文本情感分类实验, 而且各模型的参数值设定一致, 如表 2 所示. 此外还会将经典传统机器学习方法支持向量机的实验结果纳入对比分析范围中. 其中, 各模型的实验介绍如下所示:

- 1) 支持向量机模型: 记为 SVM. 此模型的输入文本以预先训练好的词向量初始化.
- 2) 传统的卷积神经网络模型: 记为 CNN. 此模型为典型的 CNN 模型, 只有一个输入通道, 并使用本预先训练好的词向量对实验文本数据初始化.
- 3) 融合情感特征信息的卷积神经网络模型: 记为 SF-CNN. 此模型结构同典型 CNN 一致, 但在对实验文本数据进行初始化时会加入文本特征的情感信息.
- 4) 双通道卷积神经网络模型: 记为 D-CNN. 此模型具有两个输入通道, 其中一个输入通道初始化文本数据的方式同 CNN 模型, 另外一个则以预先训练好的字向量来初始化文本数据.
- 5) 本文所提出模型: 记为 SFD-CNN. 此模型结构与 D-CNN 相同, 其中一个输入通道的文本初始化方式同 SF-CNN 模型, 另一个通道则是以预先训练的字向

量来初始化文本。

上述模型在同一评论文本数据集上进行十折交叉

验证,并以 10 次实验结果的平均值来衡量模型的情感分类性能,最终的实验结果如表 3 所示。

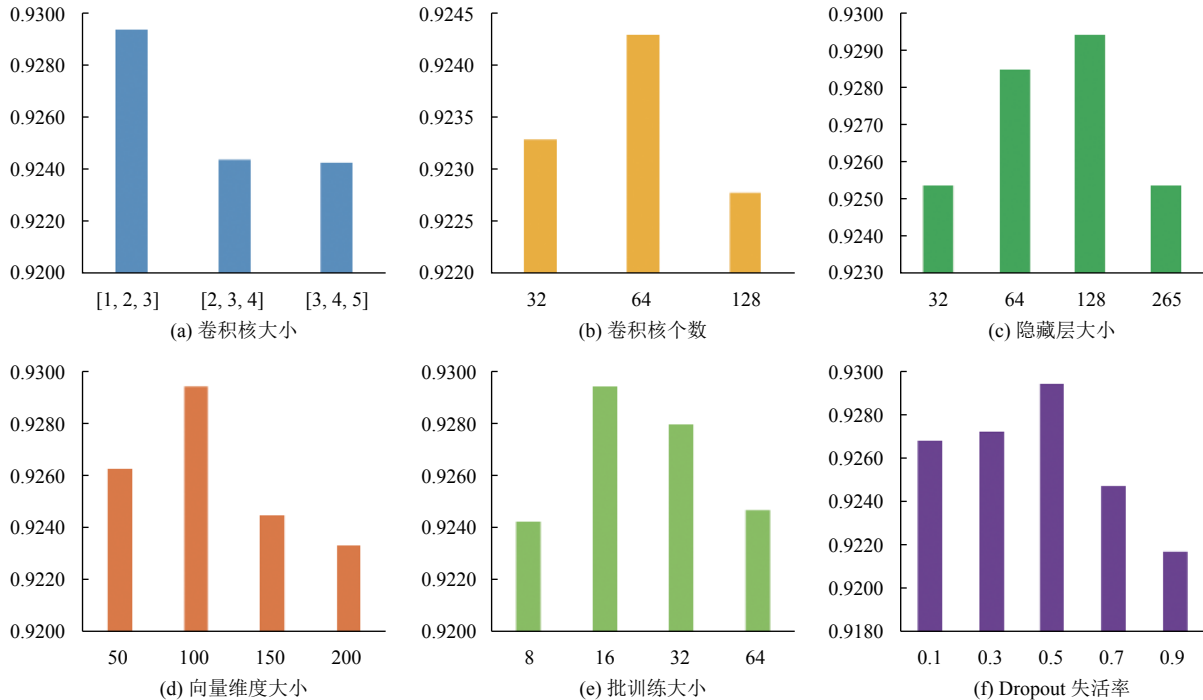


图 6 模型参数取值对准确率的影响

表 3 不同模型情感分类实验结果

模型	积极类			消极类			准确率
	精准率	召回率	F1值	精准率	召回率	F1值	
SVM	0.8571	0.8913	0.8739	0.8868	0.8513	0.8687	0.8713
CNN	0.8860	0.9368	0.9102	0.9339	0.8782	0.9045	0.9075
SF-CNN	0.9070	0.9202	0.9216	0.9208	0.9308	0.9112	0.9120
D-CNN	0.9160	0.9357	0.9254	0.9349	0.9137	0.9238	0.9247
SFD-CNN	0.91230	0.9513	0.9309	0.9500	0.9075	0.9277	0.9294

为了更为清晰地表达各实验结果的对比情况,将表 3 中的数据图形化,具体情况如图 7 所示.其中, Precision+代表积极类文本的精准率, Recall+代表积极类文本的召回率, F1+代表积极类文本的 F1 值; Precision-代表消极类文本的精准率, Recall-代表消极类文本的召回率, F1-代表消极类文本的 F1 值; Accuracy 代表文本的整体准确率。

结合表 3 和图 7 的实验结果可知,常用的传统机器学习方法中基于词向量的 SVM 模型情感分类性能最差,而且比同样基于词向量的 CNN 模型准确率低了 2.15%。这是因为 CNN 模型比 SVM 模型具有更高的学习能力,可从词向量中提取到更为抽象的深层次

语义信息.可见,本文提出使用卷积神经网络模型对中文短文本进行情感分析是有效可行的.对比 CNN 和 SF-CNN 两个模型的结果易知,融入特征词语情感信息的 SF-CNN 模型性能相较于 CNN 模型有所提升,其在 F1+、F1-和准确率上的取值分别高于 CNN 模型的 1.14%、0.67%、0.45%。这表明在文本特征词语的语义向量中融入的情感信息在模型进行情感分类时为其提供了额外的有效信息,使模型能够提取到更为有用的、辨别情感类别的文本特征.对于双通道输入的 D-CNN 模型来说,其 F1+、F1-和准确率分别为 92.54%、92.38%、92.47%,所达到的情感分类效果也要优于 CNN 模型,主要是由于该模型从字向量方面在一定程

度上弥补了中文分词错误对模型带来的不利影响,而且以双通道的形式输入文本信息,可以提取到更为全面的敏感信息.进一步,从图7中易知,SFD-CNN模型的情感分类性能最为优越,无论是在F1+、F1-的值上还是准确率上,其值都要比其他模型大.这说明综合考虑SF-CNN模型和D-CNN模型的改进之处可进一步提升情感分类效果.与最初的CNN模型相比,其F1+值提高了2.07%,F1-值提高了2.32%,准确率提高了2.19%.

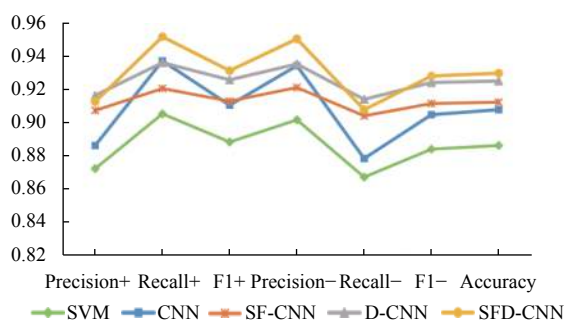


图7 各CNN模型实验结果对比图

## 4 结论

本文针对在情感分类研究中传统机器学习模型的缺陷,提出使用深度学习中的卷积神经网络模型来实现对短文本的情感分类,同时也针对以往研究中文本情感特征提取的不足以及忽视分词错误对情感分类的影响,对经典的卷积神经网络模型进行改进,提出一种融合情感特征的双通道卷积神经网络模型SFD-CNN,并设置对比试验,将其与CNN、SF-CNN、D-CNN以及SVM模型进行比较.最终的实验结果表明SFD-CNN模型的情感分类性能最优,无论是准确率还是F1+、F1-值都要高于其他模型.由于本文所使用的CNN模型都是单层结构,无论是卷积层还是池化层都只有一层,所以接下来可以进一步研究多层结构的CNN模型对文本情感分类的效果.

### 参考文献

- 1 马力,宫玉龙.文本情感分析研究综述.电子科技,2014,27(11):180-184.[doi:10.3969/j.issn.1007-7820.2014.11.052]
- 2 首欢容,邓淑卿,徐健.基于情感分析的网络谣言识别方法.数据分析与知识发现,2017,(7):44-51.
- 3 王根生,黄学坚,闵璐.多元特征融合的GRU神经网络文本情感分类模型.小型微型计算机系统,2019,40(10):2130-2138.[doi:10.3969/j.issn.1000-1220.2019.10.020]
- 4 申昌,冀俊忠.基于双通道卷积神经网络的文本情感分类算法.模式识别与人工智能,2018,31(2):158-166.
- 5 黄贤英,刘广峰,刘小洋,等.基于word2vec和双向LSTM的情感分类深度模型.计算机应用研究,2019,36(12):3583-3587,3596.
- 6 金宸,李维华,姬晨,等.基于双向LSTM神经网络模型的中文分词.中文信息学报,2018,32(2):29-37.[doi:10.3969/j.issn.1003-0077.2018.02.004]
- 7 熊德意,李军辉,王星,等.基于约束的神经机器翻译.中国科学:信息科学,2018,48(5):574-588.
- 8 Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification. Proceedings of 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Doha, Qatar. 2014. 1746-1751.
- 9 Kalchbrenner N, Grefenstette E, Blunsom P. A convolutional neural network for modelling sentences. Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Baltimore, MD, USA. 2014. 655-665.
- 10 王盛玉,曾碧卿,商齐,等.基于词注意力卷积神经网络模型的情感分析研究.中文信息学报,2018,32(9):123-131.[doi:10.3969/j.issn.1003-0077.2018.09.017]
- 11 杨艳,徐冰,杨沐昀,等.一种基于联合深度学习模型的情感分类方法.山东大学学报(理学版),2017,52(9):19-25.
- 12 Zhao X, Zhao JB, LeCun Y. Character-level convolutional networks for text classification. Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal, QC, Canada. 2015. 649-657.
- 13 骆梅柳.文本表示模型在文本挖掘中的应用.现代信息技术,2019,3(7):24-25.[doi:10.3969/j.issn.2096-4706.2019.07.009]
- 14 Hu BT, Tang BZ, Chen QC, et al. A novel word embedding learning model using the dissociation between nouns and verbs. Neurocomputing, 2016, 171: 1108-1117.[doi:10.1016/j.neucom.2015.07.046]
- 15 Mikolov T, Chen K, Corrado G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space. arXiv: 1301.3781, 2013.
- 16 吴佳昌,吴观茂.基于依存关系和双通道卷积神经网络关系抽取方法.计算机应用与软件,2019,36(4):241-246,267.[doi:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.04.038]
- 17 涂海丽,唐晓波.基于在线评论的游客情感分析模型构建.现代情报,2016,36(4):70-77.[doi:10.3969/j.issn.1008-0821.2016.04.013]
- 18 邸鹏,李爱萍,段利国.基于转折句式的文本情感倾向性分析.计算机工程与设计,2014,35(12):4289-4295.[doi:10.3969/j.issn.1000-7024.2014.12.045]
- 19 李平,戴月明,吴定会.双通道卷积神经网络在文本情感分析中的应用.计算机应用,2018,38(6):1542-1546.
- 20 Socher R, Chen DQ, Manning CD, et al. Reasoning with neural tensor networks for knowledge base completion. Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, CA, USA. 2013. 926-934.