

基于深度学习的社交网络平台细粒度情感分析

李阳辉, 谢明, 易阳

(南京工业大学 电气工程与控制科学学院, 南京 211816)

摘要: 在当下互联网迈入 Web 2.0 时代, 多样的社交网络平台呈现出巨量而丰富的文本情感信息, 因此挖掘网络数据文本信息并作情感倾向判断对人与机器交互与人工智能具有重大的现实意义。传统的解决文本情感分析问题的方法主要是浅层学习算法, 利用回归、分类等方案实现特征的提取及分类。以这类方法为起点, 探索采用深度学习的方法对网络文本进行细粒度的情感分析, 以期达到即时获取依附于网络世界的社会人的情感, 甚至是让机器达到对人类情感表达的深度理解。对于深度学习的具体实现, 采用的是降噪自动编码器来对文本进行无标记特征学习并进行情感分类, 利用实验训练获得最佳的参数设置, 并通过对实验结果的分析和评估论证深度学习对于情感信息的强大解析能力。

关键词: 情感分析; 深度学习; 降噪自动编码器; 社交网络平台

中图分类号: TP391.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2017)03-0743-05

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.03.024

Fine-grained sentiment analysis for social network platform based on deep-learning model

Li Yanghui, Xie Ming, Yi Yang

(College of Electrical Engineering & Control Science, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)

Abstract: With the Internet striding into the Web 2.0, the varieties of social networking platforms presented a huge amount of emotion and rich text information. Therefore, mining the network text information data and having a sentiment judgment made great practical significance to human-computer interaction and artificial intelligence. The traditional method to solve text sentiment analysis was mainly based on shallow learning algorithm, using regression, classification and other similar scheme to achieve feature extraction and classification. With these methods as starting point, this paper explored the use of deep learning method for fine-grained network text sentiment analysis, which achieved human emotions attached to the world of social networks. Moreover, it even let the machine to a depth of understanding of the human emotional expression. As for the specific implementation of deep learning, this paper adopted the denoising-autoencoder to learn emotion classification with the unmarked text characteristics. And then it obtained optimal parameter settings through the experiment. Finally, according to the analysis and evaluation of the experimental results demonstrate the powerful analytic capability of the deep-learning model, and also embody its robustness.

Key words: sentiment analysis; deep-learning; denoising-autoencoder; social network platform

0 引言

近年来, 信息科学技术的爆发式发展使得人与人之间的交往从现实中的物理世界逐步渗透到网络世界, 人们不满足于被动地从网络中获取信息, 而倾向于主动而随意地向网络世界发布信息、传播信息, 并实现人与人之间的社交互动。这是由于这种人与网络、网络与人、人与人三者之间在计算机中的热烈而频繁的交互活动使得互联网 Web 2.0 服务应运而生。Web 2.0 的诞生无疑增添了互联网世界的乐趣, 并同时催生了诸多互联网社交平台, 如论坛、博客、空间、微博等^[1]。

人们以这些网络平台为媒介相互交流、讨论、传播有关政治、经济、文化、社会等各个层面的大事小情, 故而这些平台必然承载了巨量而丰富的个人情感信息。因此, 网络文本信息的意见挖掘和情感分析成为把握热点话题的重要研究工具, 为

即时地获取某个时段某个地区某类群体的舆论走向提供了便利, 为大数据分析提供了最真实的数据, 为社会管理和社会信息分析提供了可靠的数据支撑。

所谓情感分析又称为意见挖掘, 是对人们的观点、情绪、评论、态度以及针对诸如产品、服务、组织、个体、事件、主题等实体的情感倾向作出有效的挖掘和分析, 然后进一步地对挖掘出来的信息归纳和推理的一类技术。目前, 针对情感信息文本有多个层面的解析如篇章级、段落级、句子级、词语级, 其中涉及到的内容包括文本情感信息分类、文本情感信息抽取、文本情感信息分析等^[2]。鉴于互联网发展的日趋成熟, 大数据时代要求人们更加细致而精准地对网络文本进行细粒度的情感分析, 做到对情感词语的精准归类, 从而把握无论是对短句还是长文的情感倾向。所以, 对网络文本的细粒度情感分析势必突破传统的人与计算机的信息简单传递, 它为智慧的人机交互提

收稿日期: 2016-02-19; 修回日期: 2016-04-05

作者简介: 李阳辉(1993-), 男, 江西赣州人, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能、计算机语言学、自然语言处理(786776209@qq.com); 谢明(1963-), 男, 新加坡人, 教授, 博导, 主要研究方向为人工智能、自然语言理解、机器人; 易阳(1987-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为人工智能、机器人。

供了可能,也为人工智能奠定基础,将对人类网络社交分析提供巨大支持和可靠预测。

多年以来,自然语言处理领域对网络文本的情感信息始终停留在浅层的解析,亦即利用文本的语法分析、句法分析结合有标记的情感词方法对情感倾向进行分类,而且仅仅是分类而丝毫没有考虑到后续的情感强度及语义理解方面。本文将利用深度学习的方法探索无监督学习的情感分析。深度学习是一种表示学习方法,它通过对数据进行多层级的建模来获得关于数据特征的层次结构以及数据的分布式表示。深度学习由于其高度的类人思维学习方法而广受诸多领域的青睐,如图像处理、语音识别等^[3]。正是由于国内外这些应用领域研究的发展和进步,让人们看到了深度学习在自然语言处理方面的可能和希望。

1 相关研究

关于深度学习,它是近年来人工智能领域冉冉升起的明星,受到诸多专家学者的讨论和青睐。既然深度学习是模拟人脑机能来分析数据和信息^[4],那么对于理解人类情绪和感情问题有怎样的效果呢?在国外由于英文的天然优势,自然语言处理技术很早之前就涉足于情感分析研究,其中诸多理论和算法都很成熟,而且情感分析的应用也很广泛。早期的基于简单统计的情感倾向分类,Tsou等人^[5]利用大众对名人的评价语料,全面地统计分析极性元素分布密度和语义强度得到词语的语义倾向;之后基于机器学习的文本倾向性研究开始兴起,Pang等人^[6,7]利用 bag-of-words 技术和朴素贝叶斯、最大熵、SVM 分类器方法对电影影评进行情感倾向分析;Whitlaw等人^[8]则提取文本中形容词和修饰语词组作为特征结合词袋技术形成向量空间模型,并采用 SVM 对电影影评分类;为实现机器的自我学习和减少繁琐的人工标注工作,Turney等人^[9]使用一些固定句法模式来抽取基于词性标注的标签,并使用 PMI 计算抽取词组的情感倾向 SO,通过所有词组 SO 的平均值判断情感类别;而 Taboada 等人^[10]提出基于词库的方法,用带有一定倾向和强度的情感词及词组的词典采用集约化方法计算每个文本的情感分值,最终确定文本的情感类别。

中文较之于英文单词体现出基数大且语义信息丰富的特点,上述方法根本无法套用到中文情感分析中,国内学者从英文情感分析的研究和应用中受到启发奋起直追。谢丽星等人^[11]提出一种基于 SVM 的层次结构多策略中文微博情感分类方法,抽取主题有关的特征之后,利用多策略方法对正负情感分类;韩忠明等人^[12]借助于 HowNet 情感词典,构造出一个计算短文本情感倾向的自动机;陈若涵等人^[13]采用基于词汇的向量空间模型和层次分类方法研究歌词的情感。上述方法及应用的实现一定程度上奠定了对中文情感分析的基础,同时也推进了国内对于情感倾向分类的研究进程。由上述研究可见,国内外对于文本的情感倾向性分析主要表现为两大特点:a) 对情感分析侧重于数学方法如统计和匹配,虽然之后往语义方向作了研究,但仅仅停留在语言的浅层分析和字面词意,导致对词语和句子提取的特征并不全面和完整;b) 这些方法只针对了由 26 个字母组成的英文,一定程度上让统计和机器学习的准确率提高了,但没有突出语法、词意、语义的相关特点,这对于灵活多变的语言应用是不够的,尤其是对于中文,一词多意、一意多词的现象很普遍。本文利用深度学习中降噪自

动编码器的方法,尽可能多地复现词语和语义的相关特征,从多个层面和角度解析词语的含义,一定程度上弥补了数学统计方法特征不足的现象。另一方面,由于深度学习的类人学习模式的特点,较之于固定模式的词典匹配更为灵活和准确,对于情感分析而言其复现和过滤的能力得到了提高^[14]。

本文在这些学者的研究基础之上,提出基于深度学习的情感分析,所面向的分析对象是社交网络平台。如图 1 所示,这个深度学习算法的实现主要可以分为两个阶段。第一个阶段是社交网络文本的预处理阶段,第二个阶段是情感分析训练与实验阶段。本文阐述深度学习在处理情感信息文本的准备工作,继而详述降噪自动编码基本原理和图示过程,最后介绍其训练和测试过程。把上文之理论和方法应用的阶段,从多个角度全面地阐述实验环境平台的搭建,以及在这个平台之上对各种网络文本进行情感分析的完整实验流程,并且对所得实验数据进行直观展示和对比,针对实验结果进行深度剖析和科学评估。最后回溯全文对理论和实验的总结,包括肯定了算法应用于情感分析的可行性和不足之处,并提出后续深入研究的展望。

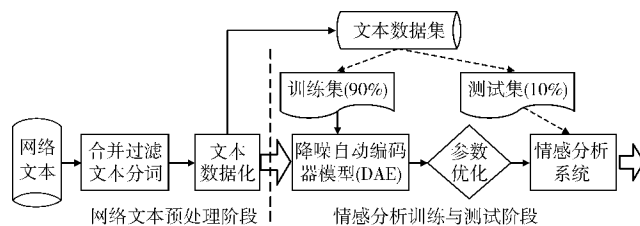


图1 基于深度学习的情感分析结构图

2 降噪自动编码器及其模型

正文内容深度学习通过对数据进行多层级的建模来获得关于数据特征的层次结构以及数据的分布式表示。假设一个系统 S , 它有 n 层 (L_1, L_2, \dots, L_n) , 其输入是 I 输出是 O , 可形象地表示为 $I \rightarrow L_1 \rightarrow L_2 \rightarrow \dots \rightarrow L_n \rightarrow O$; 如果输出 O 经过这个系统变化之后没有任何信息损失而等于输入 I , 可以认为在任何一层 L_i 都是原有信息的另外一种表示。正是这样一种学习方式,使得机器能够全面地表达各个抽象特征及特征之间的关联性。然而大量实验表明,深度模型的训练很容易困于局部极值点,导致其泛化能力差的问题。为解决这个难题,可采用深度模型预训练的方法。本文在深度学习的基础之上构建一个降噪自动编码器模型,在这个模型中首先利用降噪自动编码器对无监督数据进行预训练,之后再继续进行监督调优训练面向具体要实现的任务——情感分析。

2.1 自动编码器(AE)

正文内自动编码器属于多层前传神经网络,是深度学习中常用的模型之一,它的主要依据是人工神经网络具有网络层次结构的特点。这种层次结构使得该神经网络能将高维数据降维,得到低维特征向量并实现分布式特征表示。这个过程中通过模型训练调整参数得到不同隐含层的值,每个隐含层都代表原始数据的一种表达形式^[15]。由此可知,其关键与难点在于降维和特征表达及重构的各个阶段都尽可能挖掘出代表输入数据的主要成分,尽可能以最小误差复现输入数据。

自动编码器由编码器、解码器、隐含层三个部分组成。给定输入样本的向量表示为 x , 输入样本到隐含层的映射关系表示为 y , 而隐含层到输出层的映射关系表示为 z 。以单个样

本的线性变化简单描述编码器、隐含层、解码器三者之间的联系。现实中往往不可能纯粹地分析一个或几个数据,而是成千上万的数据量。因此,假定有 n 个输入数据表示为 $X = \{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)}\}$, 其中输入向量 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$, $x_i = 0$ 或 1 , $i \in [1, l]$ 。映射到隐含层的向量表示为 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, $j \in [1, m]$ 。那么,输入层与隐含层之间的映射函数可定义为

$$y = f_{\theta}(x) = s(Wx + b) \quad (1)$$

其中: $s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 为 sigmoid 激活函数; 编码参数 $\theta \in \{W, b\}$; W 是 $m \times l$ 的权重矩阵; b 是偏移向量。而解码器函数则将隐含层数据映射为重构 z , z 是 x 的复现, 要求尽可能与 x 相等。为实现这种复现, 必须捕捉代表输入数据的最重要因素。其映射函数可表示为

$$z = g_{\theta'}(y) = s(W'y + b') \quad (2)$$

其中: $g_{\theta'}(y)$ 为解码器的激活函数; 解码参数 $\theta' = \{W', b'\}$; W' 是 W 的转置, 即 $W' = W^T$; b' 是偏移向量。

由上文描述和公式可知, 每一个输入向量 x_i 都将映射为一个隐含向量 y_i 和重构向量 z_i , 该模型逐层进行参数 θ 和 θ' 的调整优化, 优化目标为解码器重构的原始数据与真实原始数据之间的重构误差达到最小。目标函数可表示为

$$\begin{aligned} \theta^* \theta'^* &= \arg \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x_i, z_i) = \\ &\arg \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x_i, g_{\theta'}(f_{\theta}(x_i))) \end{aligned} \quad (3)$$

$$L(x, z) = H(Bx \| Bz) = - \sum_{k=1}^d [x_k \lg z_k + (1 - x_k) \lg (1 - z_k)] \quad (4)$$

式(3)是最小重构误差函数, 将会得到最优化参数 θ 和 θ' , 其中损失函数 $L(x, z)$ 定义见式(4)。自动编码器的算法结构如图2所示。

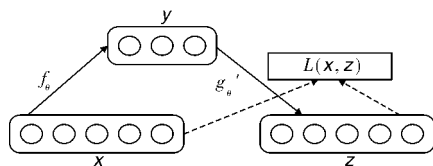


图2 自动编码器结构

由此可见, 自动编码器所构建的模型是在不断优化 θ 和 θ' 过程中使得损失函数等于最小值, 并求得参数 W 和 b 的最佳值, 此处可采用梯度下降的方法最优化参数^[16], 在每个迭代过程中使用式(5)来更新权重矩阵。

$$W \leftarrow W - \eta \cdot \frac{\partial L(x, z)}{\partial W} \quad (5)$$

其中: η 为更新步长, 也可称为学习率; 参数 b 和 b' 采用同样的方式进行更新。以上描述的编码和解码过程提取出了数据的多样化特征, 并完成了对特征的学习和误差控制, 保证了输出层能充分反映输入层数据的主要特征。

2.2 降噪自动编码器

为了提高自动编码器的鲁棒性和特征表达, 也为了使被意外污染的数据能够复现原始信息, 有时会特意“破坏”输入数据, 而通过训练自动编码器模型来重构出原始数据, 称这样的模型为降噪自动编码器。因为破坏输入数据的过程实际上可以看成是对数据加入了噪声^[17]。

因为本文的目的就是对网络平台数据进行情感分析, 但毫无疑问网络文本输入的随意性很高, 在网络空间里发表的文字中不仅会出现重复输入、漏输、错输等情形, 而且输入的内容也

不仅仅是语言还包括个性化符号、自定义形式语言等。正是这样的原因, 选择降噪自动编码器作为文本情感分析的模型。降噪自动编码器原理基本与上文中描述的自动编码器原理相同, 只是多了加噪处理过程。

加噪过程是将原始输入 x 摧毁为 \hat{x} , 其随机映射关系可表示为 $\hat{x} \sim p(\hat{x}|x)$ 。对于该随机映射, 关键在于把每一个输入向量按照一定比例随机选择单元值强制置0。加噪之后, 式(1)则变为 $y = f_{\theta}(\hat{x}) = s(W\hat{x} + b)$, 但对于损失函数式(4)则不变, 仍为 $L(x, z)$ 。降噪自动编码器的结构如图3(a)所示。最后, 随机梯度下降的目标函数转换为

$$\begin{aligned} \theta^* \theta'^* &= \arg \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x_i, z_i) = \\ &\arg \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x_i, g_{\theta'}(f_{\theta}(\hat{x}_i))) \end{aligned} \quad (6)$$

根据以上原理可知, 降噪自动编码器的预训练过程分为两步:

a) 无监督学习特征过程。如图3(a)所示, 最底层为原始数据带阴影的小圆代表噪声数据, 将这些数据输入到编码器中会得到输入数据的一个表示, 再将这个表示通过解码器输出一个信息, 通过调整编码器和解码器的参数使得重构误差最小。整个降噪自动编码器模型就是由图3(a)这种模块组成, 并嵌入到下一隐层如图3(b)所示, 依次逐层训练得到不同层的特征表示。

b) 面向具体任务即情感分析的有监督微调。在嵌入了如图3(a)(b)中的隐层之后只是学会了去重构或复现输入层而已, 为了实现情感分析的任务, 必须在输出层的前一层添加一个分类器 softmax 层, 然后通过标准的多层神经网络监督训练梯度下降法, 最后得到如图3(c)所示的堆叠多隐层的降噪自动编码器。

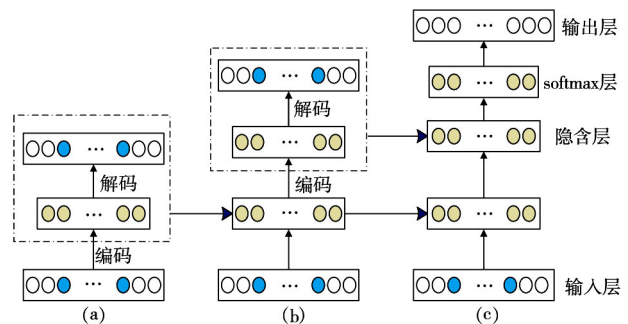


图3 降噪自动编码器逐层训练过程

2.3 模型训练

将多个降噪自动编码器堆叠起来就形成了深度学习网络, 每个降噪自动编码器相当于深度学习网络中的一层, 每一层都提取不同的抽象特征。在训练这个模型的过程中, 第 K 层网络的输入是第 $K-1$ 层网络中编码器输出的文本数据向量, K 层网络通过式(6)不断调整参数值最小化损失函数。获得最优解之后, K 层网络丢弃解码器, 将得到的低维特征向量传递给第 $K+1$ 层, 并重复前面的训练过程, 这个训练过程是在 Python 中编程实现的, 其中定义的部分函数代码如图4所示。

3 实验设计与分析

3.1 实验平台以及数据集

实验环节首先要做的是对实验环境的设置以及实验平台的搭建。本文实验环节主要依托于硬件、软件、语料库三大

部分。

1) 硬件平台 Windows 7 系统、内存 4 GB。

2) 软件平台 Python 2.7 及其库(NLTK、beautifulSoup 库、theano 库)、NLPIR 中文分词系统。

3) 实验数据资料 基于社交网络平台的各类语料库见下文以及表 1 所示。

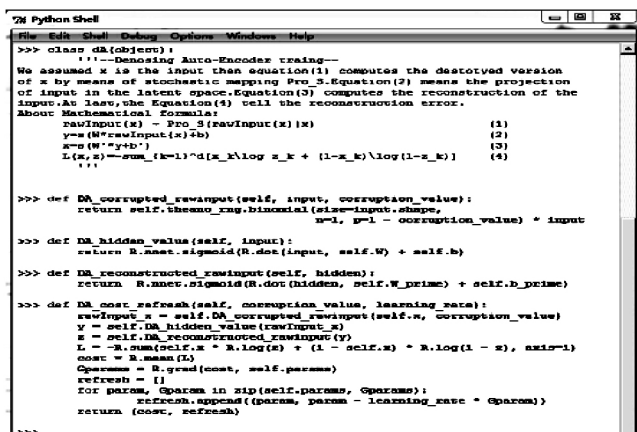


图4 Python 中降噪自动编码器算法的实现图

表1 实验语料库数据组合

序号	语料库名	网络平台类型	数据量/条	积极集/消极集/条	训练集/测试集/条
1	HowNet 平价词典	所有社交平台	2 500	1 250/1 250	2 250/250
2	COAE2014 评测数据集	新闻平台、微博等	4 000	2 000/2 000	3 600/400
3	特色语料库	论坛、影评系统、产品售后中心等	2 500	1 250/1 250	2 250/250
4	人工爬取评价语料库	人人网、空间、知乎等	1 000	500/500	450/50

本文的目标是对各种社交网络平台的文本信息进行细粒度的情感倾向判断,故而获取来自网络平台的语料库至关重要。基于数据来源多样性的考虑,实验数据将由四大部分组成:a)面向所有网络文本的 HowNet 平价词典;b)面向新闻、微博等平台的 COAE2014 评测数据集;c)面向论坛、影评系统、产品评价系统等的特色语料库;d)通过 Python 的 beautifulSoup 库从其他较为常用的平台手工爬取到的文本数据集。这四类文本数据集合计有 12 198 条。针对这些数据作简单的筛选,去掉重复数据、错误的文本格式等,最后从中选取 10 000 条数据,如表 1 所示。基于网络平台的使用程度、流行程度以及文本格式的考虑,选取的 10 000 条数据并不是等分的,而是有所侧重,对于常用的网络短文本如微博、论坛等分别选取 4 000 条、2 500 条;对于综合性较强的 HowNet 平价词典选取 2 500 条,至于人工爬取的评价数据库因其不规范和稳定性而只选取了 1 000 条数据。对于选取的 10 000 条数据集,其正面评价文本和负面评价文本比例是 1:1,训练集和测试集数据比例是 9:1。

确定数据集之后,需要对所有数据进行预处理以保证下文实验的稳定性和可靠性,即:a)将表 1 中列出的四类原始数据集合并成一个数据集,并且对这 10 000 条数据进行序列编号,序列号为 1~10 000;b)进行细粒度的情感分析,利用 Python NLTK 中的 `_tokenize()` 函数将每条数据块分割成句子级,为保证实验数据集的文本内容的规范和程序可识别性,利用 Python 中较为成熟和常用的正则表达式法删除每条数据中包含的用户名和标签信息、去掉无效链接(如以“http://”“www.”

“url.”等开头),同时在不削弱信息分析的情况下替换掉一些特殊字符使其易于编/解码等处理;c)中文分词,分词对于计算机分析和理解词意、句意尤为关键,此处分词利用 Python 结合 NLPIR 系统。经过预处理之后的几个环节所获得的 10 000 条数据集相对而言已经较为纯洁,基本可以满足后文中深度学习与训练的要求。

3.2 实验结果及分析

1) 最佳深度判定

在进行情感分析实验之前,为了确定最佳的实验参数,必须先进行参数确定实验。主要的两个参数是降噪自动编码器的隐含层数——深度网络的深度 L 、降噪自动编码器的破坏率——corruption。对于深度网络的最佳深度 L ,本文的方法是在数据集没有遭到破坏亦即没有噪声的情况下利用常规自动编码器训练方法对不同深度的网络进行实验。具体操作是选定一系列的深度值 $L_1=45$ 、 $L_2=75$ 、 $L_3=105$ 、 $L_4=135$ 、 $L_5=150$ 、 $L_6=180$ 、 $L_7=200$,将这些值代入自动编码器的训练中,最后得到每个值的训练效果。

图 5 为一些深度经过自动编码器后的聚类效果,其中红色粒子代表判断为积极的文本,绿色粒子代表判断为消极的文本(见电子版)。通过图中粒子的聚类程度和粒子分布判断出比较合适的深度范围为 [150, 180],尤其是当 $L=175$ 时其分类效果如图 5(c) 所示,积极与消极的分度好且整个区域较为均匀。然而观察图 5(a) 中可知造成数据分类效果不好且稀疏的原因是深度不足;增加隐含层数到 150 得到(b)数据稀疏性有所弱化但整体分布不均;而(d)则是因为隐含层太多造成深度过深,数据的重构能力只对某些数据很强,并且强弱的差距随着层数的增加有增大的趋势。所以综上所述,该深度学习网络的最佳深度取值为 $\text{best-}L=175$ 。

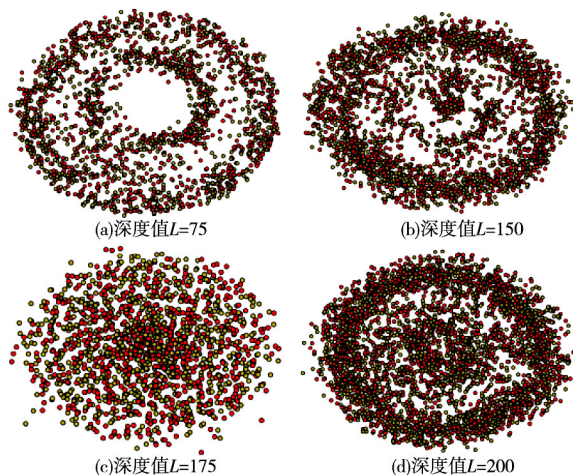


图5 自动编码器对各个深度值分类的染色效果

2) 确定最佳破坏率

前文中已知,降噪自动编码器学习和表示本体的方式就是在数据被部分破坏的情况下通过复现达到重构原始数据的效果。那么在网络深度确定的情况下,对数据加入多大程度的噪声该深度学习模型依然能有效学习特征并表达,且在可接受的范围内表达原始数据呢?这就涉及到降噪自动编码器中破坏率的问题了。所谓破坏率就是对原始数据进行随机抽取并对抽取到的数据进行摧毁,使其失去表征部分特性的能力,而随机抽取的数据比例就称为破坏率^[18]。为了在确定深度的情况下得到一个较为合适的破坏率值,采取实验的方式对各个破坏

率值进行重构效果评估。假定破坏率表示为 corruption, 选定取值为 $[0, 0.5]$ 。针对不同值情况下对原始数据进行细粒度的情感分类, 并计算其 $F1$ 值, 如图6所示。

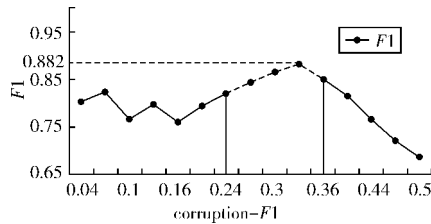


图6 各个破坏率下的 $F1$ 值折线图

由图6可知, 当破坏率 corruption 介于 $[0.24, 0.36]$ 时得到的 $F1$ 较稳定且其值也处于高峰阶段, 可以认为处于两者附近的值破坏后重建数据的效果较佳且更具有鲁棒性。在深度学习网络 best- $L=175$ 的情况下, 降噪自动编码器的最佳数据破坏率 best-corruption = 0.32 时, 重现数据后 $F1$ 评估值可达到 0.882, 具有最佳的情感分析效果。

3) 情感分析实验及结果

经过上述一系列的实验和分析, 已经完成了实验环节所有参数的最佳设置, 下一步就可以将这些参数写入到程序以及实验中进行降噪自动编码器的细粒度情感分析实验, 实验结果如表2所示。为体现本模型的优良特性, 加入两种传统的情感分析方法作对比——支持向量机(SVM)和最大熵(ME)^[19]。

表2 DAE与两种传统算法SVM、ME的分类评估值

algorithm	pos_P	pos_R	pos_F1	neg_P	neg_R	neg_F1
DAE	0.869	0.862	0.865 4	0.877	0.854	0.867 0
SVM	0.848	0.853	0.850 4	0.868	0.849	0.858 4
ME	0.851	0.844	0.847 5	0.861	0.856	0.858 5

由实验结果对比可知, 基于降噪自动编码器的深度学习应用于网络文本的情感分析的效果普遍要比传统的方法——支持向量机和最大熵要好, 这体现在三者之间的 pos_F1 和 neg_F1 的对比; 而从 precision、recall 的角度来比较, 无论是对积极情感还是消极情感, 深度学习的方法都比 SVM 和 ME 的评估数据要稳定且效果好, 这说明降噪自动编码器带给了这个模型较好的鲁棒性。另一方面, 根据对图7积极和消极情感的数据对比发现, positive 的 precision、recall、 $F1$ 值一般来说普遍要高于 negative, 这可能是句子或词语中否定词对情感分析的模糊作用导致的。

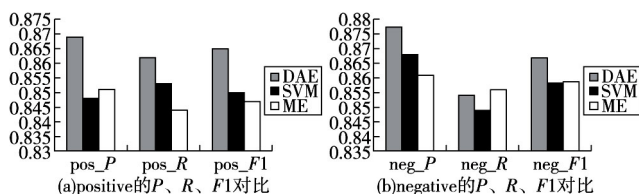


图7 DAE与两种传统算法的评估值对比

4 结束语

随着社交网络平台越来越深入到人们的日常生活中, 对网络社交信息文本进行情感分析毫无疑问是非常有意义的。基于这样一种形势, 本文提出了利用深度学习中降噪自动编码器来实现对文本信息的情感分析, 在分析了降噪自动编码的工作原理和应用优势之后对其进行训练, 并且在实验环节通过多次严谨的实验得出了最佳深度值 best- L 的最佳破坏率 best-cor-

ruption, 为后文中得到准确而可靠的情感分析结果奠定了基础。最后, 利用对比两种传统方法的实验结果证实深度学习对情感分析的优势和应用价值。纵观全文, 虽然得到了超过预期的实验效果, 但有的细节还是值得深入思考。尤其是对情感文本作细粒度分析的过程和方法上, 未来需要深入研究的是计算句子或是短文的情感值, 并根据每个词语的情感强度去把握整个短文的情感并作分析。另一方面, 也需要结合语义理解以及语法知识进行情感分析下一步的研究以及完善。

参考文献:

- [1] 曲建岭, 杜辰飞, 邱亚洲, 等. 深度自动编码器的研究与展望[J]. 计算机与现代化, 2014(8): 128-134.
- [2] Glorot X, Bordes A, Bengio Y. Domain adaptation for large-scale sentiment classification: a deep learning approach[C]//Proc of the 28th International Conference on Machine Learning. 2011: 513-520.
- [3] 王雅思. 深度学习中的自编码器的表达能力研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [4] Vincent P, Larochelle H, Bengio Y, et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders[C]//Proc of the 25th International Conference on Machine Learning. New York: ACM Press, 2008: 1096-1103.
- [5] Tsou B K Y, Yuen R W M, Kwong O Y, et al. Polarity classification of celebrity coverage in the Chinese press[C]//Proc of International Conference on Intelligence Analysis. 2005.
- [6] Pang Bo, Lee L, Vaithyanathan S. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques[C]//Proc of the ACL Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. [S. l.]: Association for Computational Linguistics, 2002: 79-86.
- [7] Pang Bo, Lee L. Seeing stars: exploiting class relationships for sentiment categorization with respect to rating scales[C]//Proc of the 43rd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. [S. l.]: Association for Computational Linguistics, 2005: 115-124.
- [8] Whitelaw C, Garg N, Argamon S. Using appraisal groups for sentiment analysis[C]//Proc of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM Press, 2005: 625-631.
- [9] Turney P, Littman M L. Unsupervised learning of semantic orientation from a hundred-billion-word corpus[R]. 2002.
- [10] Taboada M, Brooke J, Tofiloski M, et al. Lexicon-based methods for sentiment analysis[J]. Computational Linguistics, 2011, 37(2): 267-307.
- [11] 谢丽星, 周明, 孙茂松. 基于层次结构的多策略中文微博情感分析和特征抽取[J]. 中文信息学报, 2012, 26(1): 73-83.
- [12] 韩忠明, 张玉沙, 张慧, 等. 有效的中文微博短文本倾向性分类算法[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(10): 89-93.
- [13] 陈若涵, 许肇凌, 张智星. 以音乐内容为基础的情绪识别分析与辨识[C]//Proc of International Workshop on Computer Music and Audio Technology. 2006: 68-75.
- [14] 孙志军, 薛磊, 许阳明, 等. 深度学习研究综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2806-2810.
- [15] 张开旭, 周昌乐. 基于自动编码器的中文词汇特征无监督学习[J]. 中文信息学报, 2013, 27(5): 1-7.
- [16] 刘勘, 袁蕴英. 基于自动编码器的短文本特征提取及聚类研究[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 2015, 51(2): 282-288.
- [17] 秦胜君, 卢志平. 基于降噪自动编码器的不平衡情感分类研究[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(12): 232-235.
- [18] Liu Bing. Sentiment analysis and opinion mining[M]//Synthesis Lectures on Human Language Technologies. 2012: 1-167.
- [19] Zhu Shaojie, Xu Bing, Zheng Dequan, et al. Chinese microblog sentiment analysis based on semi-supervised learning[M]//Semantic Web and Web Science. New York: Springer, 2013: 325-331.