

基于 LSTM 模型的学生反馈文本学业情绪识别方法

冯翔^{1,2} 邱龙辉² 郭晓然²

(1. 上海数字化教育装备工程技术研究中心, 上海 200062;

2. 华东师范大学教育信息技术学系, 上海 200062)

[摘要] 分析学生学习过程产生的反馈文本, 是发现其学业情绪的重要方式。传统的学业情绪测量方法主要包括使用学业情绪测量问卷和访谈分析, 但这两种方法难以大规模地应用于在线教育环境。本研究旨在通过构建学业情绪自动预测模型, 对大量学生反馈文本进行快速有效的学业情绪分类。研究首先利用词向量训练工具, 将文本转化为多维向量; 然后基于深度学习网络 LSTM 构建学业情绪预测模型, 以文本的多维向量作为模型输入; 最后经过多轮训练, 优化模型参数。实验显示, 上述模型可快速有效识别学生反馈文本中所包含的学业情绪, 该模型在测试数据集上的学业情绪识别准确率可达 89%。

[关键词] 人工智能教育应用; 学业情绪; LSTM; 自然语言处理

[中图分类号] G436 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1007-2179(2019)02-0114-07

在线学习平台上记录了大量基于文本的学生评论反馈, 如何挖掘这些评论文本中隐含的有效信息, 受到众多研究者的关注。情绪分析是文本挖掘的重要研究方向, 近年来已应用于众多领域。与网络舆论、商品评论等领域不同, 学生评论中还隐藏了学业情绪, 包含积极高唤醒、消极高唤醒、积极低唤醒、消极低唤醒四类学业情绪 (Pekrun et al., 2011)。这些学业情绪影响着学生的身心健康、认知过程等 (Ainley et al., 2005; Pekrun et al., 2002)。关注学生的学业情绪对学生的认知提升、身心健康的发展都有重要意义。传统的学业情绪测量方法主要基于访谈和测量问卷, 但由于规模限制, 这种测量方法难

以广泛应用于实际教学。随着人工智能技术的快速发展, 采用机器学习的方法自动化、智能化地识别学业情绪是一种新的发展趋势。本研究基于深度学习中的长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, 简称 LSTM) 构建教育领域学业情绪识别模型, 通过将 LSTM 模型与教育领域深度融合, 快速发现学生反馈文本中的学业情绪类型, 为自动化识别学业情绪提供一种新的手段和方法。

一、研究综述

(一) 学业情绪

学生在学习过程中能够体会到不同的情绪, 例

[收稿日期] 2018-09-24 **[修回日期]** 2018-12-24 **[DOI 编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2019.02.012

[基金项目] 教育部在线教育研究中心 2017 年度在线教育研究基金 (全通教育) 课题“在线教育系统中学生反馈文本的情感分析技术与应用研究” (2017YB126); 中央高校基本科研业务费华东师范大学青年预研究项目“课堂环境中基于面部表情识别的师生情感模式及应用研究” (2017ECNU-YYJ039); 上海市科委科技攻关重大项目“上海数字化教育装备工程技术研究中心能力提升项目” (17DZ2281800)。

[作者简介] 冯翔 (通讯作者), 博士, 副研究员, 上海数字化教育装备工程技术研究中心 (xfeng@eec.ecnu.edu.cn); 邱龙辉, 华东师范大学教育信息技术学系硕士研究生; 郭晓然, 华东师范大学教育信息技术学系硕士研究生。

如对一门课程或知识点掌握后的愉悦感、考试过程中的焦虑感等。这些学习体验与课堂教学、课外学习和学业成就有直接关系。2002年,德国心理学家佩克伦等(Pekrun et al., 2002)将学习过程所有环节中与学生学业学习活动体验相关的各种情绪统称为学业情绪。俞国良等人(2005)将学业情绪的范围进一步扩大,认为它不仅包括学生在获悉学业成功或失败后所体验到的各种情绪,还包括在课堂学习、日常完成作业过程中以及在考试期间的情绪体验等。

学业情绪对学生成长的重要性不容忽视。美国教育研究联合会在1998年召开了主题为“情绪在学生与学业成就中的关系”的年度学术会议,突出了情绪研究对学生与学业的重要性。佩克伦等(Pekrun et al., 2002)指出学业情绪与学业动机、兴趣、意愿和努力等联系密切。情感、情绪、态度等因素对问题解决能力也有重要影响(魏雪峰,2017)。诸多实证研究(王瑞红,2009;俞国良,董妍,2005)表明,学业情绪在很大程度上能够预测学生的学业成就。海亚特等人(Hayat et al., 2018)通过收集800名医学院学生的学业情绪相关数据,发现积极的学业情绪(如希望、自豪等)与学业成绩有显著的正相关关系,享受、希望、骄傲和羞愧的学业情绪可以预测学生学业成绩的差异。王瑞红(2010)通过对398名高职院校的学生进行问卷调查和学业成绩测量,发现学生学业情绪各量表分数与学业成绩之间存在相关关系。

目前的研究大多关注学生面部表情所体现的学业情绪,如江波等(2018)基于在线教辅系统,提出一种针对面部表情的困惑类学业情绪检测方法,为智能教学系统中教学干预提供参考价值。然而,学业情绪不仅体现在面部表情,也体现在课程评论、交流讨论文本等学习反馈文本中。对文本中学业情绪的挖掘,能够为教师优化教学内容与课程设计提供指导方向,从而提高学生在线学习体验,降低网络学习的辍学率。

(二) 学业情绪的分类

早期对学业情绪的研究主要集中在负面情绪,教师希望掌握学生在考试过程中所经历的焦虑、学习过程中的学业倦怠。在学业情绪的分类上多数学者将其分为积极和消极两个维度,如正性负性情绪

自评量表(The Positive and Negative Affect Scale),但这种分类方法难以包含学生学习过程中经历的所有情绪体验。

佩克伦等(Pekrun et al., 2011)在学业情绪理论的基础上,以愉悦度和唤醒水平为分类标准进行研究后发现,不同年龄段学生所经历的学业情绪也会有细微差别。1993年,布莱恩·派崔克(Brian Patrick)及其研究团队研究了儿童在学习活动中所经历的学业情绪,发现积极情绪(兴趣、高兴、放松)、厌倦、痛苦和生气四类情绪是学习活动中主要的情绪体验(Patrick et al., 1993)。董妍等(2007)基于莱因哈德等人的研究,以青少年为研究对象,将学业情绪划分为四个维度:积极高唤醒、积极低唤醒、消极高唤醒、消极低唤醒。其中,积极高唤醒包括自豪、高兴、希望等情绪,积极低唤醒包括满足、平静、放松等情绪,消极高唤醒包括焦虑、羞愧、生气等情绪,消极低唤醒包括厌倦、无助、沮丧、疲乏心烦等情绪。马惠霞等(2010)也遵循佩克伦等人的学业情绪理论,将大学生学业情绪分为四个维度:积极高唤醒(兴趣、愉快、希望)、积极低唤醒(自豪和放松)、消极高唤醒(羞愧、焦虑、气愤)、消极低唤醒(失望和厌烦)。

笔者在构建学业情绪标注语料库过程中,综合青少年和大学生学业情绪的表现特点,将其分为四个维度,共15种学业情绪。其中,积极高唤醒学业情绪包含四种:高兴、希望、兴趣、自豪;积极低唤醒学业情绪包含三种:满足、平静、放松;消极高唤醒学业情绪包含三种:焦虑、羞愧、气愤;消极低唤醒学业情绪包含五种:厌倦、无助、沮丧、疲乏、失望。后文构建学业情绪自动化分类的模型,也主要将学业情绪分为四个类别,即积极高唤醒、积极低唤醒、消极高唤醒、消极低唤醒。

(三) 学业情绪的测量方法

早在2002年,佩克伦等编制了较完善的测量学业情绪的量表,该量表以九种基本学业情绪为测量目标。国内许多学者基于佩克伦等人的研究,针对不同年龄段,编制了不同的测量问卷。例如董妍等(2007)以中学生为主要群体编制了《青少年学业情绪问卷》,马惠霞(2008)以大学生为主要对象编制了《大学生一般学业情绪量表》。戈瓦特和格雷戈尔(Govaerts & Grégoire, 2008)在学生情绪问卷的

基础上编制了学业情绪量表。该量表包括 26 个条目,主要测量六种情绪:高兴、希望、自豪、焦虑、羞愧和挫折。国内也有学者在英文版的学业情绪量表基础上发布了大学生学业情绪量表的中文版(赵淑媛等, 2012)。

基于测量问卷和量表的学业情绪判断方法需要耗费大量人力物力,难以大规模实施。随着自然语言处理等技术的发展,自动化测量文本中的学业情绪成为可能。朱祖林等(2011)使用文本挖掘的方法,判断文本中所包含的学业情绪。自动化识别方法能够节省大量时间,为教师发现学生学业情绪并进行干预提供支持。

(四) 情绪分析方法

情绪分析属于情感分析的范畴,是对文本进行更细致的情绪分类,而不仅限于文本的情感倾向,如积极、消极或中性的情感。情绪自动化分类方法常用于 Twitter、微博、电影评论的分析(郑啸等, 2018; Rajan, et al., 2014; Singh, et al., 2013)。情绪的自动化分析方法主要有基于情绪词典资源和规则的分析方法及基于机器学习的方法。

1. 基于情绪词典的分析方法

情绪分析的无监督学习方法,主要包含基于词典和基于规则的方法。这两种方法基于语言学的思想,只需给定数据资源和设置语句的分析规则就能识别出句子的情绪。文本情绪集中体现于某些情绪词中,如“这节课的知识点我已经掌握了,很开心”这句文本中,情绪主要体现在“开心”一词中,使用基于词典的方法能够快速识别文本句子中所体现的情绪类别,且准确率非常高。有研究(Quan & Ren, 2009)基于大量博客文本构建了情绪语料库,语料库中的词汇包含八种情感类别:期望、喜悦、爱、惊喜、焦虑、悲伤、愤怒和憎恨。也有研究(Taboada et al., 2011)提出了一套更全面的算法和规则,将情感判断对象从形容词、副词扩展到名词、动词等词性,同时引入否定词和强调词等特征辅助判别文本的情感倾向,在众多领域的情感分类语料上都取得较好的效果。

2. 基于机器学习的分析方法

基于机器学习的方法,不依赖于情绪词典的容量和质量,通过训练情绪分类模型预测文本的情绪类别。支持向量机、贝叶斯网络、K-最近邻等机器

学习算法常被用于自动检测文本中的情绪。如李等人(Li, et al., 2014)使用支持向量机,识别出微博中的愤怒、厌恶、恐惧、快乐、悲伤和惊奇等情绪。

随着深度学习的快速发展,越来越多的研究者基于多层感知机(Multiple Layer Perceptron)构造深度学习网络,实现文本情绪分类任务。索赫等(Socher et al., 2013)使用递归神经网络(Recursive Neural Network,简称 RNN)对文本中的情感信息进行建模,并取得了很好的分类效果。在以往的研究中(於雯,周武能,2018; 郑啸等, 2018),基于长短期记忆网络的预测模型在其他领域取得了很好的效果,如微博短文本情感分析、电影评论分析、商品评论分析等。此外,卷积神经网络(Convolutional Neural Network,简称 CNN)近年来也应用于情感分析领域,有研究者(Santos & Gattit, 2014)使用这一技术进行短文本情感分类,并取得显著效果。

自动化识别文本中的学业情绪是未来发展趋势,将情绪自动化识别方法应用于教育领域,能够改善教育领域情绪识别方法的不足。

二、学业情绪自动化识别方法

(一) 学业情绪自动识别框架

本文基于 LSTM 模型设计学业情绪自动化识别框架(见图 1)。这一框架包含数据的收集与处理、文本词向量的训练、LSTM 模型的训练、待判别的学

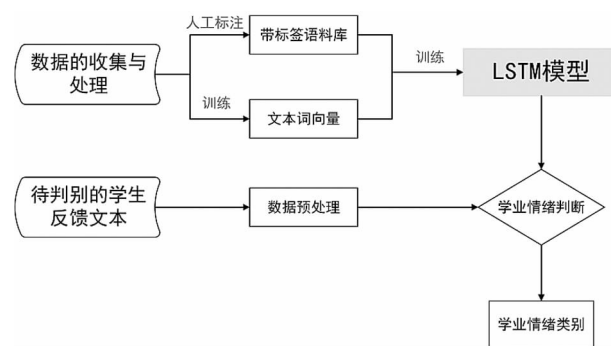


图 1 学业情绪识别框架

(二) 数据的收集与处理

数据的收集与处理是后续过程的基础。本文通过设计爬虫程序获取在线学习平台中的学生反馈文本。数据的预处理阶段主要有两个步骤:第一,去除特殊字符与停用词,减少实验结果的影响;第二,构

建标注语料库。笔者通过设计语料标注系统对学生反馈文本所表达的学业情绪进行人工标注,每条已标注的学生反馈文本都以二元组的形式保存: < 文本内容,学业情绪类别 >。如标注文本‘今天听了老师的课,有一种醍醐灌顶的感觉。把思路打开了,继续好好练习,希望这次雅思考试能取得好成绩。’的学业情绪为‘希望’,其保存形式为 < ‘今天听了老师的课,有一种醍醐灌顶的感觉。把思路打开了,继续好好练习,希望这次雅思考试能取得好成绩’,希望 >。

(三) 训练文本词向量

神经网络模型的输入是一连串的多维特征。文本特征表示方法有多种,其中比较著名的有独热码(one-hot)表示方法,即将所有文本中的文字以一个高维度向量表示,向量的维度是文本词表的大小,向量的绝大多数维度都是 0,只有一个维度用 1 表示,这个用 1 表示的维度代表了当前词。例如:

“教育”用独热码(one-hot)方法表示为:

[0 0 0 1 0 0 ... 0 0 0]

但是使用独热码(one-hot)的表示方法中,词与词之间是相互独立的,难以判读两个词汇之间是否具有上下文关系。

为了更好地利用词向量表示上下文之间的关系,托马斯·米科洛夫等(Mikolov et al., 2013)提出两种词向量训练模型,连结词袋模型(Continue Bag-of-Worf,简称 CBOW)和跳跃元语法模型(Skip-gram)模型。

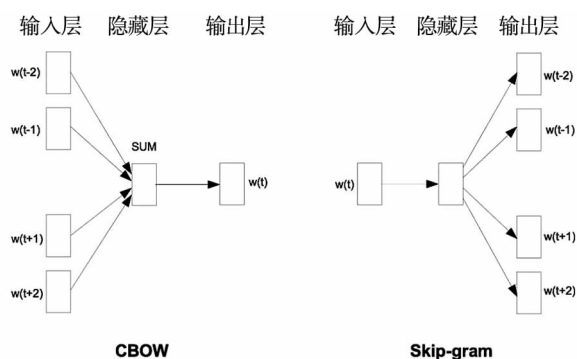


图 2 CBOW 和 Skip_gram 模型

如图 2 所示,两种词向量的训练模型都包括三层:输入层、隐藏层和输出层。CBOW 模型的主要工作是通过上下文预测当前词出现的概率。Skip-

gram 模型则相反,是利用当前词预测上下文。熊富林等(2015)将 Word2vec 应用于中文处理,发现 Skip-gram 模型训练的准确率明显比 CBOW 模型高,且词向量的维度在 250 维左右为佳。因此,本研究采用 Skip-gram 模型对学生反馈文本进行词向量训练,维度设置为 250 维。

(四) LSTM 模型

长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,简称 LSTM)是一种基于序列的链式网络结构,LSTM 模型解决了神经网络中梯度爆炸和梯度消失问题(Kolen & Kremer, 2001)。经过众多研究者的优化(Graves, 2012),LSTM 模型在自然语言处理中取得了很好的效果,并得到了广泛应用。LSTM 模型将神经网络中的神经元替换为拥有记忆能力的 LSTM 单元,根据输入序列,所有的记忆单元被连接在一起。在本文中,每个记忆单元的输入为学生反馈文本词向量 X_t (见图 3)。记忆单元包含记忆细胞(C_t)、遗忘门(f_t)、输入门(i_t)、输出门(o_t),负责存储历史信息,通过一个状态参数记录和更新历史信息;三个门结构则通过 Sigmoid 函数[$\sigma(\ast)$]决定信息的取舍,从而作用于记忆细胞。最后通过 tanh 函数[$\tanh(\ast)$]对当前时刻的记忆细胞状态进行计算,计算过程为公式(1)-公式(5)。

$$f_t = \sigma(w_f \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(w_i \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(w_o \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tanh(w_c \cdot [h_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (4)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (5)$$

在时刻 t , h_t 是隐藏状态时,每个门结构会接收当前的输入 X_t 以及上一个记忆单元输出的隐藏状态 $h_{(t-1)}$,并与其权重矩阵相乘,然后加上 LSTM 记忆单元中各自的偏置量。 w_f, w_i, w_o, w_c 分别为遗忘

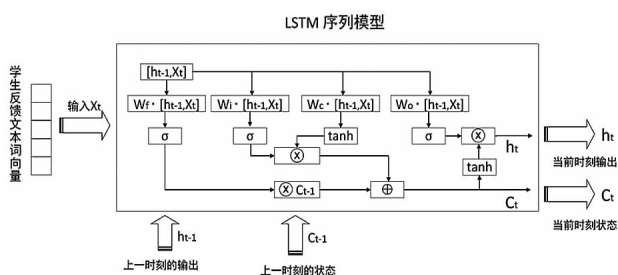


图 3 LSTM 序列模型中的一个网络节点

门、输入门、输出门、记忆单元的权重矩阵, b_f 、 b_i 、 b_o 、 b_c 分别为遗忘门、输入门、输出门、记忆单元的偏置量。

(五) 学业情绪的分类

为了得到文本的学业情绪分类结果,本研究将 LSTM 模型的输出作为 softmax 层(Softmax 回归模型)的输入,通过 softmax 函数,将输入映射到(0,1)区间内,得到待分类数据归属各类别的概率,最后根据概率确定待分类文本的情绪预测类别。笔者将文本的 4 个学业情绪类别以形状为 1×4 的矩阵表示,经过 softmax 层之后,输出结果矩阵得出每个类别的预测概率。预测结果的计算公式:

$$P_{emotion} = \text{softmax}(W \cdot \text{output} + b)$$

三、实验

(一) 数据集

腾讯课堂(<https://ke.qq.com/>)、网易云课堂(<http://study.163.com/>)等在线学习平台吸引了众多学习者。本文通过设计爬虫程序,获取了在线平台中学生反馈文本 10 万余条,总计超过 1 千万中文字符。

实验过程使用人工标注的方法,共随机标注了 8408 条学生反馈文本,其中训练文本为 6658 条,测试文本为 1750 条。训练文本中各情感分布如图 4 所示。

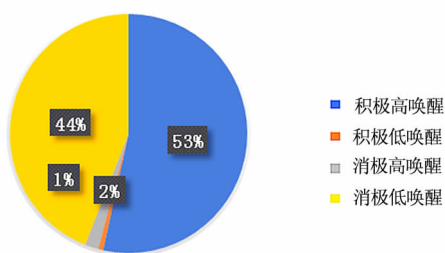


图 4 训练文本学业情绪类别占比

如图 4 显示,在学业情绪的训练文本中,积极高唤醒和消极低唤醒的文本学业情绪占比 97%。从学业情绪类别分布来看,大部分在线课程反馈文本中,学业情绪集中在积极高唤醒和消极低唤醒类别。

(二) 词向量训练参数和 LSTM 实验参数

教育领域词向量的训练过程经过多次参数的优化,通过迭代输出训练结果的方法,笔者选中了其中较优的参数结果。词向量训练过程中的具体参数设

置为:向量长度 $\text{vector_size} = 250$,窗口大小 $\text{window} = 7$,神经网络学习率 $\alpha = 0.025$,模型为 Negative Sampling 的 Skip-gram 模型,训练的迭代次数为 15。

本实验使用双层 LSTM 模型训练学生评论文本,其模型参数的设置对实验结果至关重要,经过多次实验效果的对比,本实验采用的参数设置为:学习率为 $\text{learning_rate} = 0.005$,LSTM 的层数为 2 层,批处理条数 $\text{batch_size} = 16$,节点数 $\text{num_nodes} = 128$,训练的迭代次数 $\text{num_steps} = 5000$ 轮。

(三) 实验结果与分析

本研究使用 1750 条人工标记的学业情绪文本对上述训练模型进行测试。经过实验,模型预测的准确率达到 89% (见图 5)。

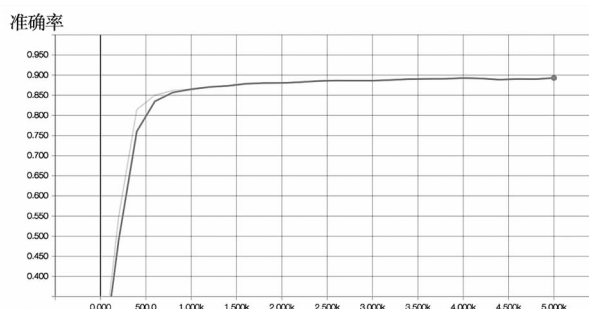


图 5 训练准确率随迭代次数的变化趋势

学业情绪预测结果归一化后的混淆矩阵如图 6 所示。在模型预测混淆矩阵中,积极高唤醒和消极低唤醒的预测准确度较高。这是由于该模型在训练过程中,数据集中在积极高唤醒和消极低唤醒文本中,能够较好识别此类文本所包含的学业情绪特征。经过人工标注数据显示,文本集中在积极高唤醒情

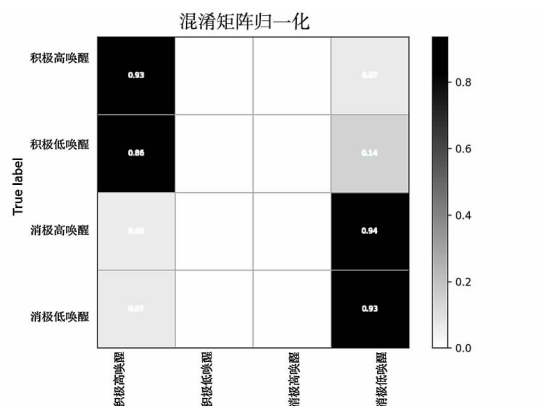


图 6 归一化后的混淆矩阵

绪[‘兴趣’, ‘高兴’]和消极低唤醒学业情绪[‘失望’]中,这两类学业情绪文本数量在总标记数据中占97%,因此本实验对积极和消极唤醒度的学业情绪识别准确率可达92.2%。

四、结论和未来工作

学业情绪检测是分析学生学习状况的重要方法。和人类的基本情绪一样,学业情绪有多样性和多维度性的特点,传统方法难以很好地在文本中发现所隐含的学业情绪。本文基于深度学习的方法,使用 LSTM 网络训练模型对学业情绪进行预测。实验表明,该模型识别文本中学业情绪的准确率达到89%。这种自动化的分类方法可以降低分析人员的工作强度,同时为优化课程教学设计、教学内容等提供重要参考维度。

本研究初步验证了基于 LSTM 模型构建的学业情绪预测模型的效果,但本文所使用的数据集相对较小,且在实际学习环境中,在线学习平台上的学业情绪分布差异较大,即使获取数十万条学生反馈文本,积极低唤醒和消极高唤醒两类文本的占比仍然较低。后续研究首先需要扩大训练的数据集,增加积极低唤醒和消极高唤醒两类文本的数量,使用机器和人工相结合的在线学习方法快速收集和标注数据,以弥补教育训练文本数据集的匮乏。其次,优化神经网络参数可使学业情绪识别模型的准确率更高。不同领域的文本有着不同特点,在教育领域,训练深度学习神经网络的参数也会和其他领域(如商品评论等)有所不同。同时,神经网络中有大量参数,如何优化这些参数得到更好的训练模型是下一步研究重点。再次,本研究只是对文本中的学业情绪做了总体的分类,并没有对句子中的情绪实现更细粒度的文本分类,如自豪、满足、焦虑、无助等。本研究后续将对学生反馈文本进行更细致的分类识别,更直观地了解学生在学习过程中的学习情绪体验。

[参考文献]

- [1] Ainley, M., Corrigan, M., & Richardson, N. (2005). Students, tasks and emotions: Identifying the contribution of emotions to students' reading of popular culture and popular science texts[J]. *Learning & Instruction*, 15(5):433-447.
- [2] 董妍,俞国良(2007). 青少年学业情绪问卷的编制及应用[J]. *心理学报*, 39(5):852-860.
- [3] Govaerts, S., & Grégoire, J. (2008). Development and construct validation of an academic emotions scale[J]. *International Journal of Testing*, 8(1):34-54.
- [4] Graves, A. (2012). Long Short-Term Memory [A]. *Supervised sequence labelling with recurrent neural networks* [C]. Springer, Berlin, Heidelberg:37-45
- [5] Hayat, A. A., Salehi, A., & Kojuri, J. (2018). Medical student's academic performance: The role of academic emotions and motivation[J]. *Journal of Advances in Medical Education & Professionalism*, 6(4):168-175.
- [6] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8):1735-1780.
- [7] 江波,李万健,李芷璇,叶韵(2018). 基于面部表情的学习困惑自动识别法[J]. *开放教育研究*, 24(04):101-108.
- [8] John, F. K., & Stefan, C. K. (2001). Gradient flow in recurrent nets: The difficulty of learning long term dependencies [A]. *A Field Guide to Dynamical Recurrent Networks* [C] Wiley-IEEE Press: 237-243.
- [9] Li, C., Wu, H., & Jin, Q. (2014) Emotion classification of Chinese microblog text via fusion of bow and vector feature representations [A]. *Natural Language Processing and Chinese Computing* [C]. Springer, Berlin, Heidelberg: 217-228.
- [10] 马惠霞(2008). 大学生一般学业情绪问卷的编制[J]. *中国临床心理学杂志*, 16(6):594-596.
- [11] 马惠霞,张泽民(2010). 大学生学业情绪成套问卷编制的理论构想[J]. *中国临床心理学杂志*, 18(1):34-36.
- [12] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S., & Dean, J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality [A]. *Advances in neural information processing systems* [C]. Curran Associates Inc., Lake Tahoe, Nevada:3111-3119.
- [13] Patrick, B. C., Skinner, E. A., & Connell, J. P. (1993). What motivates children's behavior and emotion? Joint effects of perceived control and autonomy in the academic domain[J]. *Journal of Personality & Social Psychology*, 65(4):781-791.
- [14] Pekrun, R., Goetz, T., Frenzel, A. C., Barchfeld, P., & Perry, R. P. (2011). Measuring emotions in students' learning and performance: The Achievement Emotions Questionnaire (AEQ) [J]. *Contemporary Educational Psychology*, 36(1):36-48.
- [15] Pekrun, R., Goetz, T., Titz, W., & Perry, R. P. (2002). Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement: A program of qualitative and quantitative research[J]. *Educational Psychologist*, 37(2):91-105.
- [16] Quan, C., & Ren, F. (2009). Construction of a blog emotion corpus for Chinese emotional expression analysis [A]. *Proceedings of the 2009 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* [C]. Association for Computational Linguistics, Singapore: 1446-1454.
- [17] Rajan, A. P., & Victor, S. (2014). Web sentiment analysis

for scoring positive or negative words using tweeter data[J]. *International Journal of Computer Applications*, 96(6):33-37.

[18] Santos, C. D., & Gattit, M. (2014). Deep convolutional neural networks for sentiment analysis of short texts[A]. *Proceedings of COLING 2014, the 25th International Conference on Computational Linguistics* [C]. Dublin City University and Association for Computational Linguistics, Dublin, Ireland:69-78.

[19] Singh, V. K., Piryani, R., Uddin, A., & Waila, P. (2013). Sentiment analysis of movie reviews: A new feature-based heuristic for aspect-level sentiment classification [A]. *2013 International Multi-Conference on Automation, Computing, Communication, Control and Compressed Sensing*[C]. IEEE, Kerala, India:712-717.

[20] Socher, R., Perelygin, A., Wu, J., Chuang, J., Manning, C. D., Ng, A., & Potts, C. (2013). Recursive deep models for semantic compositionality over a sentiment treebank[A]. *Proceedings of the 2013 conference on empirical methods in natural language processing* [C]. Association for Computational Linguistics, Seattle, USA: 1631-1642.

[21] Taboada, M., Brooke, J., Tofiloski, M., Voll, K., & Stede, M. (2011). Lexicon-based methods for sentiment analysis[J]. *Computational Linguistics*, 37(2):267-307.

[22] 王瑞红(2009). 高职院校大学生学业情绪、自我与学业成就的相关研究[D]. 天津师范大学.

[23] 王瑞红(2010). 高职院校学生学业情绪与学业成就的相关研究[J]. *山西青年职业学院学报*, 23(3): 98-100.

[24] 魏雪峰(2017). 问题解决与认知模拟——以数学问题为例[M]. 北京:中国社会科学出版社:99-100.

[25] 熊富林, 邓怡豪, 唐晓晟(2015). Word2vec 的核心架构及其应用[J]. *南京师范大学学报(工程技术版)*, (1):43-48.

[26] 於雯, 周武能(2018). 基于 LSTM 的商品评论情感分析[J]. *计算机系统应用*, 27(8):159-163

[27] 俞国良, 董妍(2005). 学业情绪研究及其对学生发展的意义[J]. *教育研究*, (10):39-43.

[28] 赵淑媛, 蔡太生(2012). 大学生学业情绪量表(AEQ)中文版的修订[J]. *中国临床心理学杂志*, 20(4): 448-450.

[29] 郑啸, 王义真, 袁志祥, 秦锋(2018). 基于卷积记忆神经网络的微博短文本情感分析[J]. *电子测量与仪器学报*, 32(03): 195-200.

[30] 朱祖林, 黄彩虹, 李锐, 洪婧婧(2011). 成人在线学业情绪倾向的测度方法研究[J]. *中国电化教育*, (6):55-60.

(编辑:李学书)

Recognition Method for Academic Emotions of Students' Feedback Texts Based on LSTM Model

FENG Xiang^{1,2}, QIU Longhui² & GUO Xiaoran²

(1. *Department of Educational Information Technology & Shanghai Engineering Research Center of Digital Educational Equipment, East China Normal University, Shanghai 200062, China;*

2. *Department of Educational Information Technology, East China Normal University, Shanghai 200062, China)*

Abstract: *Analyzing emotional texts produced by students in the learning process is an important way to discover students' academic emotions. The traditional method of measuring academic emotion is to use academic emotion questionnaire or interview approach, but this method is difficult to be widely used in an online learning environment. Therefore, this study aims to quickly and effectively discovering the implicit categories of academic emotions in a large number of student feedback texts by constructing an automatic predictive model of academic emotions. This paper first uses the word vector training tool to transform the text into a multi-dimensional vector. Then, based on the deep learning network LSTM, the academic sentiment prediction model is constructed. The model consists of two layers of LSTM, with the multidimensional vector of the text as input. Finally, after several rounds of training, optimizing Model parameters, Experiments show that the above model can quickly and effectively identify the academic sentiment contained in the student's feedback text. The accuracy of the school's academic sentiment in the test data set can reach 89%.*

Key words: *artificial intelligence in education application; academic emotion; LSTM; natural language processing*