

自动化网络情绪分析综述——概念、技术与误区

张荣显、陈浩、曹文驾、赵莹¹

摘要：本文利用在线内容分析工具梳理自动化网络情绪分析的概念和技术方法，分析及测评当前应用最为广泛的两类情绪分析技术：基于词库的词汇匹配技术和基于机器学习技术。研究发现近五年来关于自动化网络情绪分析的论文呈倍数增长，但在自动化情绪分析技术的应用中，存在概念和测量、情景及语境和指涉对象三方面的误区，因此，结合案例分析，研究在技术层面、操作层面及在当前自动化网络舆情分析应用中存在的问题方面提出思考及改善建议。为自动化网络情绪分析技术和研究的优化提供参考。

关键词：网络文本；情绪分析；词库匹配技术；机器学习

前言

随着互联网科技的发展，诸多媒介形式涌现，面对海量的非结构化数据，计算机辅助功能和智能技术可以帮助高效地获取、挖掘和分析这些海量信息。在巨量的网络文本信息中，部分含有网民或用户的观点、评价、态度的等可能表达情绪的信息，尤显其重要价值。众多研究者致力于发展及创新基于计算机技术的自动化情绪分析技术，力图以科技手段，快速获悉及挖掘深度情绪或情感信息，以达到帮助决策制定、品牌监测等目的。本文提及情绪分析，意指以文本数据为对象的情绪分析，以视频、音频等数据格式为基础的情绪分析不在本研究讨论范围之内。

本研究基于网络情绪分析应用技术的相关知识和研究，从情绪分析的理论和技术层面，探究自动化网络情绪分析所存在的问题和误区，并针对相关误区提供应对措施建议，以期自动化网络情绪分析提供理论和操作层面的参考。

一、自动化情绪分析的概念

(一) 情绪分析与情感分析的概念

当前各学科中使用的情绪分析或情感分析概念多采用心理学科的定义，在传播学和舆论学领域中，“情绪是个体与环境意义之间关系的反映。”^①社会情绪或网络情绪分析结果作为预测趋势的重要指标被广为关注。具体而言，情绪(emotion)在心理学中是一个复杂概念，学界对其概念与内涵未有共识，传统上主要从情绪结构的分类取向和维度取向方面进一步理解。分类取向(categorical approach)认为情绪是个体在进化过程中发展出来的对刺激的适应性反应，包括基本情绪和复合情绪。单一基本情绪都有较为明显的特征，较易测量，例如，包括快乐(joy)、悲伤(distress)、愤怒(anger)、厌恶(disgust)和惊讶(surprise)等类别^②，也有其他研究者提出不同种类和数量的情绪分类体系^③。复合情绪则是多种基本情绪混合的产物。情绪维度取向(dimensional approach)认为不同情绪是高度相关的连续体，是一种较为模糊的状态，较难严格区隔出彼此绝对独立的的不同种类情绪。

考虑到进化心理学视角在当代情绪研究中占据越来越主导地位的趋势。我们可以特别关注一下进化心理学者中相对公认的情绪定义：情绪是被自然选择过程塑造的专门化操作模

¹ 作者简介：张荣显，澳门互联网研究学会会长，会长，angus@boyidata.cn
陈浩，南开大学社会心理学系，副教授，教授，hull1919@gmail.com
曹文驾，珠海横琴博易数据技术有限公司，研究员，wennyciao@boyidata.cn
赵莹，珠海横琴博易数据技术有限公司，研究员，cathy.zhao@boyidata.cn

式,以调整有机体生理、心理和行为的参数,增加它对于特定情境中威胁和机遇特征的适应性反应能力与倾向^④。

这一定义解释中存在两个要点。第一个要点是每一种特定情绪对应不同的特定适应问题。第二个要点是每一种特定情绪都是多要素和历时性展开的,因此情绪更像是过程而非简单的结果^⑤。

在计算机学科领域,情感分析(sentiment analysis)是指运用自然语言处理(natural language processing)、统计或机器学习(machine learning)等技术对文本的主观态度、情绪或观点进行语义定向(semantic orientation)或极性(polarity)分析,也可称为意见挖掘(opinion mining)^⑥。因而,情绪分析可视为情感分析中的一部分,它是在笼统的正负极效价情绪光谱中,继续识别出更加具体的特定情绪类别^⑦。

当前的很多研究中经常会将情感分析与情绪分析混为一谈。两者之间的区别在于,情感分析的指向更像是社会心理学中所指的态度,即包含认知(如赞同或反对)、情绪(感受)、行动(意向)三部分。情感是一种长期稳定的对某一对象的内在感受和动机特征,是在长期互动过程中形成的。而情绪是即时性的,主要是生理和动机唤起,带有感知性。因此严格来说,在一段文本信息中,尤其是网络文本信息,从文本信息发布及表达中所感知的是当时所呈现出来的情绪,而非情感^⑧。

基于情感分析在社会计算领域中使用的广泛性,很多应用社会科学研究受此影响,提及本来是属于情绪分析的部分,依然使用情感分析这个概念。区别于心理学中的概念,社会计算领域中的情感分析实际上更偏向于情绪分析。因而,本文主要聚焦于情绪分析来论述²。

(二) 情绪分析的应用及研究概况

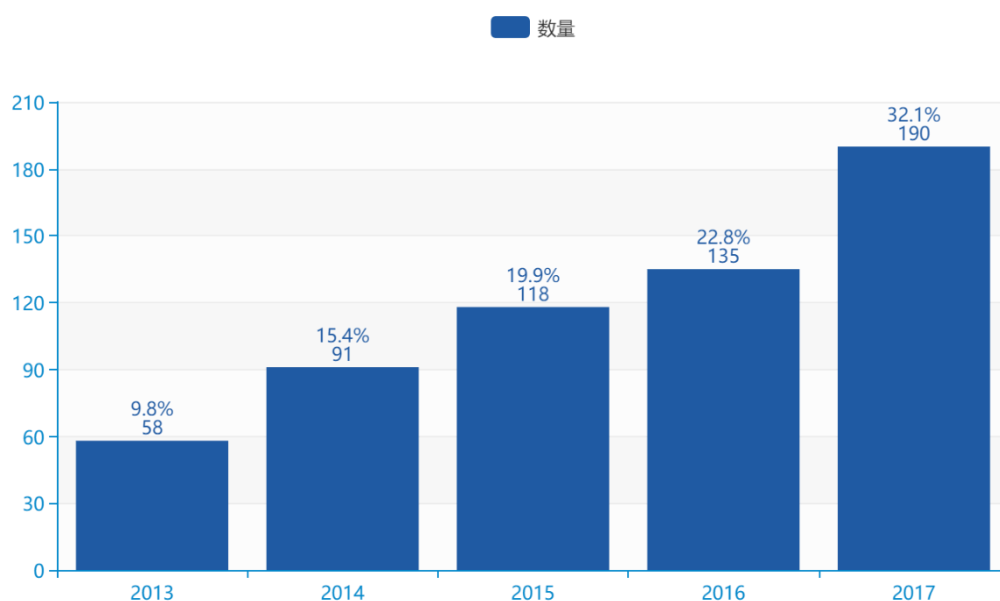
为了解情绪分析相关研究的全貌,本研究以“情绪分析”和“情感分析”为搜索关键词,在“中国期刊全文数据库”中搜索于2013年1月1日至2017年12月31日期间发表的学术期刊论文,详细了解当前中文学术领域对于情绪分析的相关研究情况。为保证文献分析质量,本研究使用博易数据挖掘平台 DiVoMiner[®]作为分析工具,采用在线内容分析法(Content Analysis),整理关于情绪分析领域的研究现况。

内容分析法即是对传播内容进行分析研究的过程,是一种以客观的、系统的、定量的方式测量变量的研究方法,将文本或其他形式的符号进行编码、分类、语义判断及形成可供统计分析使用的研究方法^⑨。本研究采集及处理数据,将相关数据结构化处理后,利用网络挖掘技术,建构、筛选、清理以形成样本库,设置编码类目,对类目进行操作性定义,最终进行机器编码,制作供解读的分析结果。本文在正式编码前,抽取部分样本进行信度测试,每位编码员独立完成信度测试样本的编码,根据霍尔斯蒂指数对3位编码员两两配对^⑩,计算编码员间的信度,经过多次矫正,最终编码员之间信度结果分别为0.93,效果良好。

在线内容分析结果显示,2013至2017五年间,研究范围明确为自动化情绪分析的有592篇,占66.7%。在这592篇论文中,使用“情绪分析”概念有40篇,仅占6.8%,使用“情感分析”有552篇,占93.2%。按年统计论文发表数量,呈现逐年阶梯式增长趋势,2013年仅有58篇相关论文,至2017年,已增长至190篇。可见自动化情绪分析开始出现了研究升温倾向。

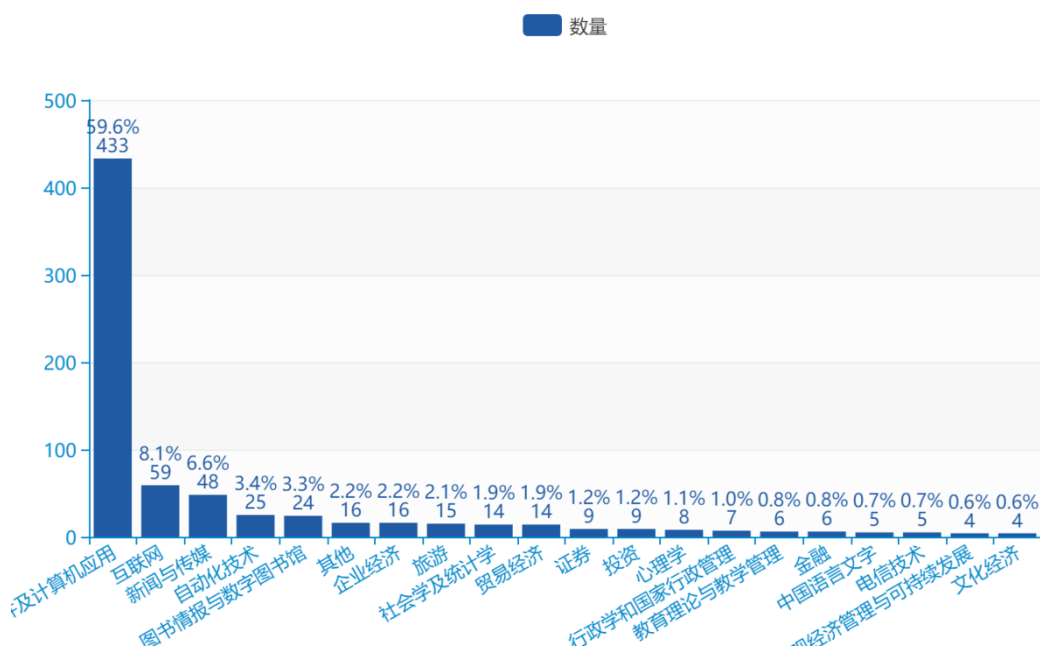
² 因普遍使用习惯的原因,本文在引用其他文献或资料时,沿用中文表达情感分析(sentiment analysis),内涵应是情绪分析(emotion analysis)。

自动化情绪分析论文发表时间



在线内容分析结果显示，以“中国期刊全文数据库”对论文所属学科归类为依据，涉及学科以“计算机软件及计算机应用”为最多，有 59.6%（433 篇），这些论文多以计算机技术为出发点，探讨情绪分析技术本身，以调整技术细节、提出分析模型等为主要内容，以提升情绪分析结果准确率为主要研究目的；其次涉及较多学科为互联网（8.1%，59 篇）、新闻与传媒（6.6%，48 篇）等，范围囊括金融、经济、心理学、语言、文化等领域，反应出情绪分析方法在各领域应用层面的广泛性和实用价值。

所属学科【可多选】

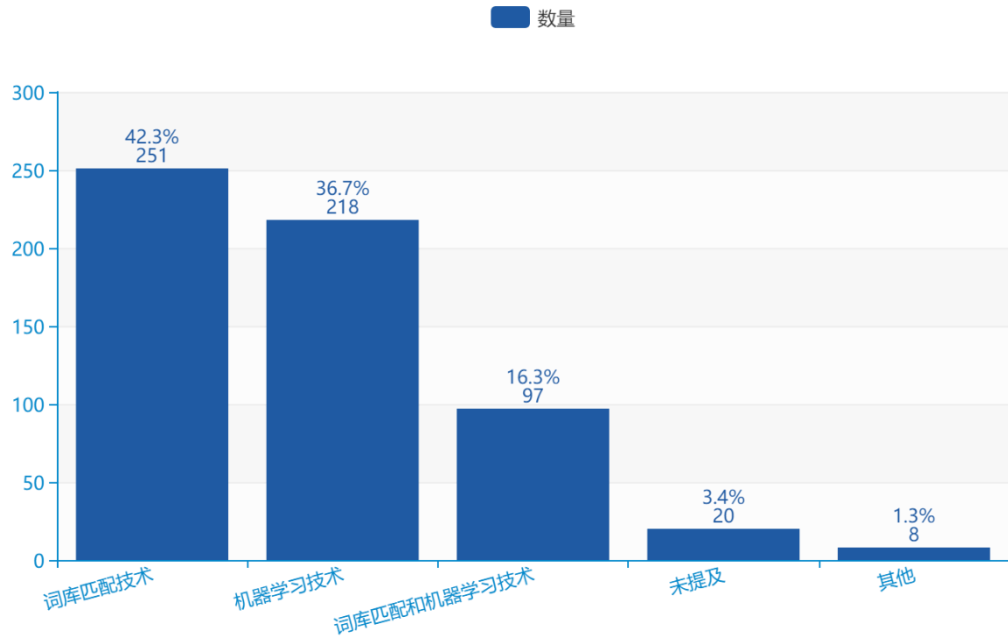


二、 自动化情绪分析的技术

目前主流的情绪分析方法主要是基于词库的词汇匹配技术，以及基于机器学习的自动化

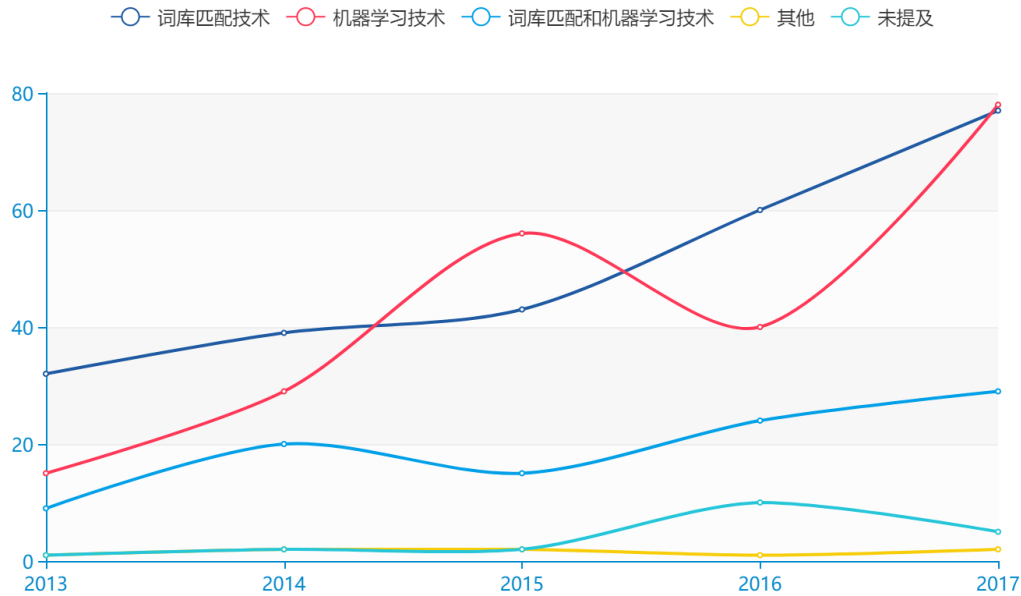
分析的方法。本研究统计，近五年对“情绪分析”及“情感分析”的研究论文成果中，采用基于词库匹配技术和机器学习技术作为研究方法的论文分别是 42.3% (251 篇) 和 36.7% (218 篇)，比例接近。除分别应用两种技术外，也有一部分研究结合两种技术进行自动化分析，其比例占到 16.3% (97 篇)。

使用自动化情绪分析技术方法



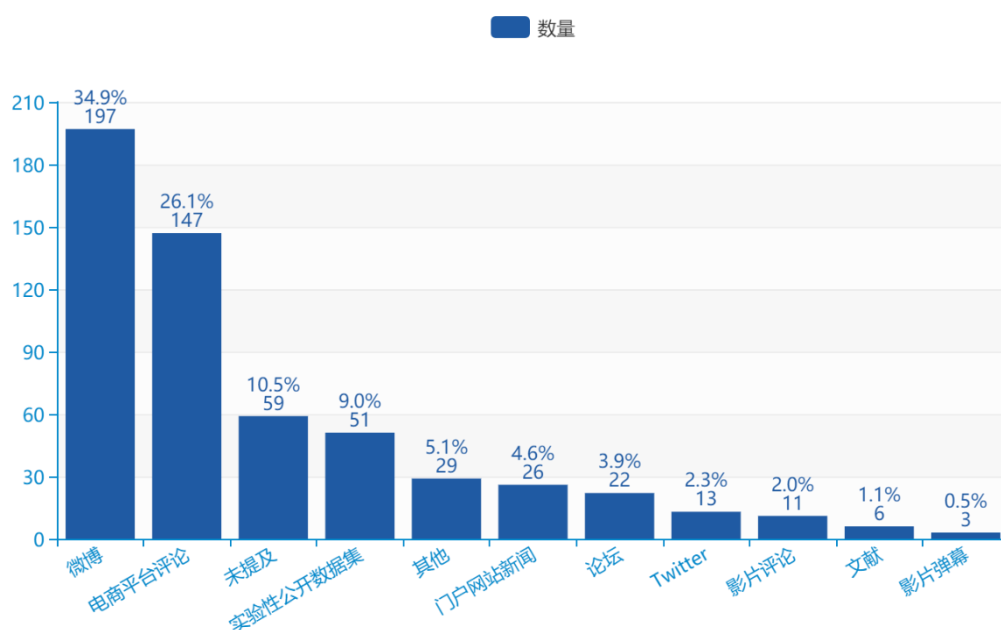
从时间趋势上来看，以词库匹配方式作为技术方法的论文数量稳定增长，使用机器学习技术的论文，在 2015 年达到小高峰，次年明显下降，至 2017 年再度上升形成高峰。

使用自动化情绪分析技术方法时间趋势



在线内容分析结果显示，自动化情绪分析的文本数据对象较为多元，但是以短文本数据类型较多，如微博 (34.9%，197 篇) 和电商平台评论 (26.1%，147 篇)，10.5% (59 篇) 的论文未在研究中汇报文本数据类型，仅以理论为主的概念、技术或算法研究。9.0% 使用实验性公开数据集 (51 篇)，其他文本数据类型相对较少。

分析文本数据类型【可多选】



下面将针对两种技术进行详细介绍，并以实际案例数据加以测试和计算情绪分析结果，以观察并检验不同算法的结果。

(一)基于词库匹配技术的情绪分析

1. 基于词库匹配技术方法

基于词库的词汇匹配技术主要通过构建词库，基于已经构建好的情绪词典，将分析文本中的词语与词库进行比对，统计每个情绪类别的词汇在一个文本中出现的数量，然后根据文本中出现情绪类别词最多的那一类来决定该文本的情绪标签。

情绪词库的建立决定基于词库的词汇匹配技术的质量。建立情绪词库的方法可由人为对其分类，如兼具情绪词库计算机情绪分析程序General Inquirer，词库依据《哈佛词典（第4版）》（Harvard IV-4 Dictionary）和《拉斯韦尔词典》（Lasswell's Dictionary）的情绪词而建立。后来，台湾大学自然语言处理实验室根据General Inquirer的中文翻译和《中文网络情绪词典》（Chinese network sentiment dictionary, CNSD）的词汇建立了《台湾大学情感词典》（National Taiwan University Sentiment Dictionary, NTUSDKu）^⑩。

此外，哈尔滨工业大学信息检索实验室整合众多词语相关资源，完成了包括汉语大词表的《哈工大信息检索研究室同义词词林扩展版》，该词典在原《同义词词林》的基础上进行扩充和筛选后，总词汇量达77,458条。对于查找情感词的同义词或近义词有很重要的语义指导价值。^⑪再者，中科院语言研究所研究编制的《现代汉语词典》收录的字词超过65,000条，基本反映了目前现代汉语词汇的全貌，对词汇的语义解释具有较强的权威性^⑫。大连理工大学信息检索研究室的情感词汇本体^⑬通过人工整理，结合《现代汉语分类词典》^⑭、《汉语褒贬义词语用法词典》^⑮、《汉语形容词用法词典》^⑯、《中华成语大辞典》^⑰、《汉语熟语词典》^⑱、《新世纪汉语新词词典》^⑲、WordNet、《知网》等，所含词汇较为全面，均有标注词语的词性，且含有词语的情感强度和极性信息，可直接应用在文本的情感计算中^⑳。

除人工手段外，学界还通过自动或半自动化的方式建立词库：如WordNet-Affect词库^㉑，基于《心境状态量表》（Profile of Mood States, POMS）^㉒，在Wordnet（3版）和《罗热新千年同义词词典（第一版）》（Roget's New Millennium Thesaurus）的基础上扩展其核心词范围，筛选后细化情绪类型，构建了适用网络情绪分析的谷歌心境量表（GPOMS）^㉓。

较早出现的计算机软件程序是基于自然语言处理技术（Nature Language Processing, NLP）的语言探索与字词计数（Linguistic Inquiry and Word Count, LIWC）^㉔。其经学者

和多项研究的检验, LIWC 在词语特征、社会关系、思维风格和个体差异方面具有重要作用, 且能够很好的测量情绪表达^②。由于具有良好的信效度, LIWC 被社会学科研究者广泛应用在各个方面。

在不同领域中也逐渐出现了**细分的情绪词典**, 如金融领域的《金融情感词典》(Financial Sentiment Dictionary, FSD), 用于政治领域的《词汇编码情感词典》(Lexicoder Sentiment Dictionary, LSD), 信息科学领域大多基于《HowNet 情感词典》(HowNet Sentiment Dictionary) 构建情绪词库。

2. 基于词库匹配情绪分析测评

为检验基于词库匹配技术的情绪分析效果, 本研究以“港珠澳大桥一地两检”话题为例, 比对自动化情绪分析结果与人工编码结果, 测评该方法的分析效果。

本研究采用博易数据的 DiVoMiner 数据挖掘平台为研究工具, 该平台可通过定义关键词进行针对各媒体渠道的网络数据挖掘, 建立特定话题的专属总体数据库及科学抽样数据库, 结合在线内容分析系统, 可为基于词库和机器学习的自动化情绪分析提供检验平台。它具备数据清洗流程、信度测试系统、编码准确度和效率监督等质量保证机制^③。因此本研究运用该平台进行自动化情绪分析测评及在线内容分析。

本研究在 2017 年 7 月 3 日至 2017 年 8 月 3 日期间港澳媒体对于该事件的新闻报道中, 随机抽取 1,068 篇报道作为研究样本, 使用基于词库的词汇匹配技术进行自动化情绪分析。为确保词库质量, 采用信效度受到普遍认可的 LIWC 情感词典, 并综合台湾大学中文词典、大连理工大学情感词典、知网情感词典及部分行业领域词语, 为进一步提升词库质量, 综合整理各词典标准, 由人工介入对词库进行编辑、筛选, 最大化地确保词库的质量。

我们将自动化情绪分析结果对照人工编码结果, 在 1,068 篇研究样本中, 自动化分析的整体准确率为 0.71。精确率与召回率同样为 0.71。有效程度的平均值为 0.71。³

表 1. 港珠澳大桥一地两检话题自动化情绪分析结果与人工编码结果对比情况

情绪	精确率	召回率	f1-score
负面	0.72	0.68	0.70
中立	0.65	0.62	0.63
正面	0.73	0.81	0.77
平均	0.71	0.71	0.71

可以看出, 自动分析结果的有效程度虽然超过七成, 但是, 距离实际理想的分析结果还有一定的距离。尤其是针对中立的判断的有效程度偏低, 为 0.63。由是观之, 在确保词库质量的情况下, 自动化情绪分析在语义、语境分析方面仍然存在一定的误差和问题。

3. 基于词库匹配技术方法存在的问题

情绪词库的构建基于各类情绪词典, 词典中的词汇相对独立, 这就造成了技术方面无法考量词汇所在语境的问题。网络文本中关于情绪的表达方式多样化, 如否定句、递进句、转折句以及各种修辞方法, 对情景及表达方式的考虑缺失使得自动化情绪分析结果出现误差。例如 LIWC 无法区分负面情绪的否定是正面情绪, 正面情绪的否定是负面情绪。

词汇的语义多样化也为自动化分析带来问题, 一词多义的词汇在测量过程中, 难以准确测量应归类于哪类或哪些类情绪, 以及反义表达等修辞方式。此外, 还涉及中性转义的问题, 即不带有任何情感词语的句子或短语, 整体表达的却是某种情绪偏向。

此外, 将分析文本导入程序之前, 需要将文本中的词语进行分词处理, 而分词工具无法根据词语的含义进行精准的切词处理^④。这就会出现歧义切分和新词识别方面的难题。网络

³ 准确率 (accuracy) = 所有分类正确的样本数 / 所有样本

精确率 (precision) = 特定类正确的样本数 / 所有预测为特定类的样本数

召回率 (recall) = 特定类分对的样本数 / 特定类实际的样本数

有效分析程度 (f1-score) = 2 * 精确率 * 召回率 / (精确率 + 召回率)

文本中，大量的歧义表达、口语化和新词新句的涌现，都将影响整个情绪分析结果。而且，不同的词汇其所指的情绪强度也有所差别，因而，也增加了情绪强度的分析难度。

以 LIWC 软件的应用为例，运用 LIWC 软件进行网络情绪分析的研究较为常见，如周莉及其同事针对 YouTube 网站中关于在 2015 年 11 月 13 日法国巴黎发生的一系列恐怖袭击事件的评论作为研究样本，通过对语料库的准备与清洗、分词、关键词词频分析、情绪词效价分析、情绪词分类，其中将正面情绪细化至信心、满足、幸福，负面情绪细化至生气、焦虑、悲伤。选用 LIWC 进行基于词库的词汇匹配技术进行网络情绪的自动化分析。通过随机抽取 10% 的样本进行人工编码，并将 LIWC 软件分析结果与人工编码结果进行对比，运用 SPSS 进行可信度分析，软件 LIWC 分析结果与人工编码结果的内部一致性 Cronbach Alpha 值为 0.73，虽然达到了科学研究的可信度，但仍存在一定误差^⑧。

(二) 基于机器学习的情绪分析

1. 基于机器学习技术方法

机器学习 (machine learning) 技术通过对数据 (或文本) 的持续观察而生成概率模型、“学习”数据的规律，对未知数据结构或模式进行推断和识别^⑨。基于机器学习的自动化分析的方法，根据训练数据并利用支持向量机 (supported vector machines, SVM) 等技术，将文本分为正负性^⑩，并借助数据或以往的经验，以此优化计算机程序的性能标准，它需要利用大量的数据进行测试和学习，自动找出运算所需的参数和模式，不适用小文本的应用。

机器学习的应用主要有两种，一种是无监督的 (unsupervised) 学习，另一种是有监督 (supervised) 的学习^⑪。情绪分析主要应用有监督的机器学习，使用外部知识对文本进行分类的方法。有监督机器学习的应用主要包括分类 (classification) 和情感分析 (sentiment analysis) 两个方面。基于有监督机器学习的分类方法主要有：朴素贝叶斯、支持向量机和最大信息熵等^⑫。有监督机器学习充分结合了人工与计算机的优势，分类模型可重复使用，提升研究效率的同时也增强了研究的可复制性。

有监督的机器学习主要经历以下几个步骤：第一，构建可靠的训练集 (training set)。具体过程包括，需要研究者创建可信的编码方案作为获得可靠训练集的基础，然后对文档进行抽样。理想情况下，分析样本应为全体样本，然而大数据环境下，数据体量庞大，需要抽样获得足够数量样本以有效地训练分类器 (classifier)^⑬；第二，选择可靠的训练集并且进行人工编码后，需要选择分类学习模型，并使用编码后的训练集对分类模型进行训练，确定分类算法；第三，对分类结果进行效度检验^⑭。

2. 基于机器学习情绪分析测评

为检验基于机器学习方法的情绪分析效果，本研究以“台湾能源争议”话题为例，采集 2010 年 3 月至 2017 年 3 月期间台湾新闻媒体网站、Facebook 专页、论坛中，关于台湾能源议题的文章共 4,908 篇，以人工编码方式对“对台湾能源的情绪”做出正负面判断，作为标准依据。其中，抽取 90% 的样本，即是 4,417 篇，作为机器学习的训练集，寻找规律，对剩下的 10% 样本，491 篇，执行自动化情绪分析，最终将机器分析结果和人工判断结果比对，获悉准确程度。

研究尝试多种机器学习算法，发现运用 Naivy Bayes 模型、SVM 模型和 Gradient Boosting Decision Tree 模型分析结果相对较佳，整体准确率均能达到 84%。

表 2. 台湾能源争议话题机器分析结果与人工判断结果对比情况

	情绪	精确率	召回率	f1-score
Naivy Bayes	正面	0.69	0.13	0.22
	负面	0.85	0.99	0.91
SVM	正面	0.62	0.18	0.28
	负面	0.85	0.98	0.91

Gradient Boosting Decision Tree	正面	0.88	0.08	0.15
	负面	0.84	1	0.91

然而各模型对正面判断结果明显偏低，Naivy Bayes 回归模型下精确率为 0.69，召回率为 0.13；SVM 模型下精确率为 0.62，召回率为 0.18；Gradient Boosting Decision Tree 模型下精确率为 0.88，召回率为 0.08。可观察到，由于训练集分类样本比例严重失衡，导致机器学习的自动化分析结果产生较大误差，这是由于训练集的数量和比例严重影响着机器学习的自动化分析结果的有效程度。

3. 基于机器学习的情绪分析存在的问题

在机器学习的自动分析过程中，训练集的构建过程是影响情绪分析结果的关键因素。由于基于机器学习的分类方法易受训练语料影响，且部分算法涉及了复杂的参数设置，不便于建模^⑧。训练数据所需要的时间较长，对所获取知识的理解上不够智能^⑨。而且，机器学习无法很好地处理自然数据（无标签数据），同时不易应用于深层的网络^⑩。另外针对复杂情境或大篇幅文本中所涉及的多个情绪分析结果的指涉对象，也难以做出智能的辨别和区分。

因此，构建一个可靠的训练集是有监督方法最重要的一环。它包含两个步骤：第一，需要研究者创建一个系统可信的编码方案。但由于语言的多义模糊性、编码人员的有限注意力和概念间的细微差别，即使对有经验的编码人员来说，这些问题的存在使得对文档进行可靠和有效的分类十分困难。

第二，机器学习中的训练集无法达到完全准确、无偏差水平。从总体数据中随机抽取部分样本会导致了训练集中的样本是否具有代表性的问题。另外，训练集中的样本数量也影响着机器学习对情绪分析的分类结果。有研究者使用英语推特（Twitter）数据研究网民舆情时，发现如果将很短时间段内的推文作为训练集用于对长时段推文的舆情分析时，研究的效度将受到极大地损害；此外，若训练集中涵盖的某类目下属的文档数量极少时，也会导致分类器的失灵^⑪。

针对训练集进行人工编码后，选择并应用分类学习模型，使用编码后的训练集对分类器进行训练。虽然有监督方法已经取得了一定的成果，但其依赖于人工标注语料，代价昂贵^⑫。监督机器学习方法仍旧具备一种黑箱本质（black-box nature），研究者无从理解分类得以形成的具体机制，例如“训练数据中不可观察的怪异性（oddity）可能导致分类器错误的判断”^⑬。

三、网络文本自动化情绪分析的应用误区

在自动化网络情绪分析中，以上两种技术方法均被广泛应用，其有效程度也得到了不同程度的认可。然而二者因自身的技术和操作过程，在实际应用中均存在一定的问题，同时这些误区并非仅仅来自于技术手段本身，而是在结合实际研究目的过程中，其技术分析结果放在研究场景下存在解读和理解偏差，这些问题即为自动化网络文本情绪分析的应用误区所在。

综合以上，自动化网络情绪分析的应用误区主要集中于以下三点：

（一）概念与测量

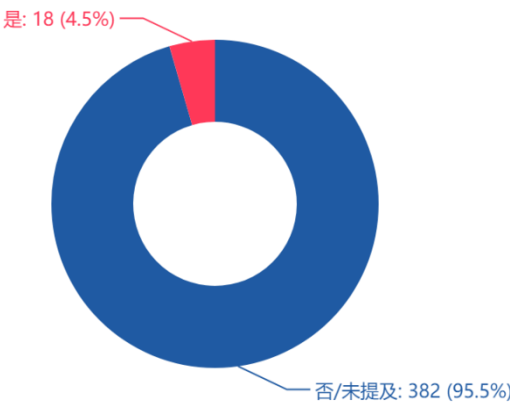
情绪分析不等于情感分析，两者在概念的界定上有所区别，因而在测量方法上也不同。在实际应用中，情绪分析结果在概念上，非等同于支持与否。支持、反对这样的概念在一定程度上是认知层面，即态度的一部分，而非情绪。因而支持与否与情绪感受并不是一回事。例如，对一个事件不满意，但是并非等同于对其主体的不支持。比如对于做错事情的明星，粉丝虽然可能不认同明星的某个行为，对其表达不开心的情绪，但是对该明星还是持支持的态度。因而，网民所表现出来的情绪差异并非完全对应代表网民的态度差异。

传统的社会科学研究对于态度的分析主要是以问卷调查方法，针对具体面向的支持度，直接通过对受访者提问的方式进行点对点问答。而网络文本中，网民的情绪态度混入了事情或者人物因素，那么在这种非结构化的复杂表达方式和语境中，机器自动判断出来的情绪结果与实际上的支持或者反对态度就会有偏差。

本研究对过往论文的检视结果发现，4.5%（18 篇）论文存在概念或测量方面的误用，例如，以自动化情绪分析结果作为搭建满意度模型的依据与方法^④，利用自动化情绪分析方法解读对产品、服务的评价或购买意愿等^④，另有 95.5%未有该问题或完全没有提及结果解读等方面的内容。

■ 否/未提及
■ 是

自动化情绪分析是否存在概念及测量方面的误用？



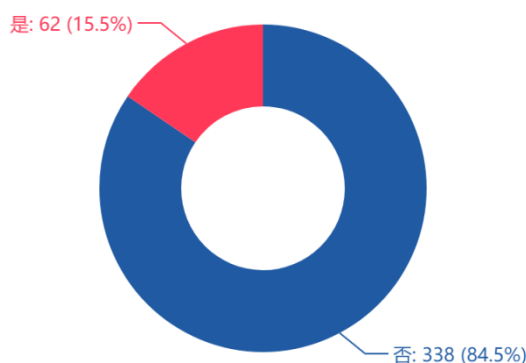
（二） 情景及语境

当前的自动化情绪分析，一方面，无法考虑网络表达的情景及语境，另一方面，难以分析其中的语言使用方法，尤其是在中文表达中，如隐喻、反讽、双重否定等修辞方法^④，会增加其识别的难度。例如，在测量网友对于某食品企业的态度评价时，网友留言：“xx 公司真是好会做生意！好食材都往领导家送，给普通百姓吃的不知道是什么东西！”在这条言论中，网友使用了反讽的表达方式，表达对该公司负面、否定的态度，但是通过自动化情绪分析，分析结果会判定为正面表达。因此，忽略网络表达的情景及语境，非常容易出现对文本情绪的误判。

在前述近五年的相关论文在线内容分析结果中，有 15.5%（62 篇）有考虑或提及情景及语境问题，84.5%（338 篇）没有考虑过该问题。在提及该问题的论文中，有研究提出，语料中存在诸如否定、转折等情感翻转情况，长文本中句子结构复杂导致情绪分析效能较低，目前技术上未能较好处理，是未来改善技术和提升测量效果的方向^④。整体而言，自动化情绪分析的情景及语境问题尚未有通用而高效的解决方法。

■ 否
■ 是

自动化情绪分析是否考虑或提及情景及语境问题？



(三) 指涉对象

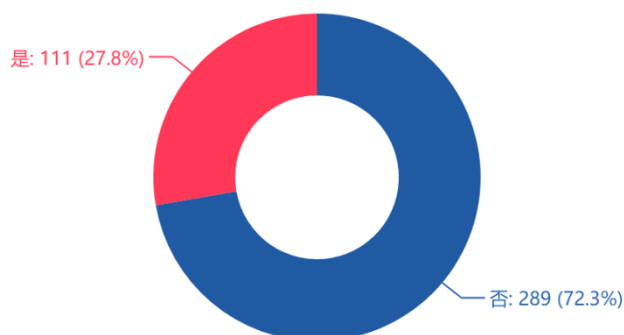
情绪研究在认知判断方面，尤其是海量文本对信息指涉方面的模糊或翻译指称等，为机器自动分析增加难度^⑤。

网络大数据中的文本分析通常以字、词、句、段落等为分析单位，在技术上难以区分情绪态度的指涉对象。网民在表达意见时，很可能会同时谈及多个对象，比如人物、组织机构和事件，情绪分析的结果无法和文本中的某个对象相匹配，换言之，情绪分析出的对象，是不明确的，甚至可能是没有指涉对象。那么该情境下，机器自动分析出来的情绪态度结果就失去了意义。

在线内容分析结果显示，27.8%（111 篇）文献考虑或提及自动化情绪分析的指涉对象，相关研究多集中于电商平台评论文本类型的研究，因该文本类型属性具有一定特殊性，评论文本附属在对应的产品或服务条目下，可依据其对应关系确定情绪分析结果的指涉对象^⑥。

■ 否
■ 是

自动化情绪分析是否考虑或提及指涉对象？



四、 自动化网络情绪分析技术的提升建议

无论是基于词库的词汇匹配技术还是基于机器学习的分类技术，在整个自动化分析方法过程中，在某些环节，如构建词库、断词处理、构建训练集等，必要的人工介入可提升情绪分析结果的有效程度。

（一） 提升词库质量

构建词库时，可根据不同研究议题构建专属词库，综合多种词典，通过人工介入筛选一些对语料库不适用的情绪词汇。另外，可收集一些对情绪分类有用的常见俚语、标点符号、表情符号等来扩充情绪词典。

（二） 校对分词

针对文本进行分词处理的时候，进行人工校对，尽可能减少歧义分词和对新增词语识别的忽略。

（三） 修订编码方案

机器学习的自动化情绪分析过程中，为了解决编码人员在构建训练集过程中，因语言的多义模糊性、编码人员的有限注意力和概念间的细微差别这个缺陷，最佳的措施是不断反复地完善编码方案，确保修订后的编码方案不再存在歧义问题。

（四） 深度学习

近来学界倾向以深度学习（自动化执行机器学习的流程）的方式来持续训练，提升精准度。深度学习（unsupervised feature learning）可无需人为设计特征提取，而是从数据中学习而来，是多层表征学习（representation learning）方法的非线性组合，从原始数据开始将每层特征逐层转换为更高层更抽象的表征，从而发现高维数据中错综复杂的结构^⑨。深度学习是在技术层面的提升自动化情绪分析的趋势。

（五） 控制输入项

情绪分析结果的指涉对象不明确的问题可以从分析单位的精准定位与极小化入手。一般而言，机器在做自动化情绪分析时，由于非人为判断，因此针对请求模型分析的输入内容，会全部计算参数，产生结果。例如一大篇文章透过特定关键词搜索而来准备进行计算，可能仅有特定段落（或是句子）符合研究者所想要分析的主题，就会造成人想看文章的部分内容（段落或句子），但机器却分析一整篇，再加上文本叙事的复杂程度提高，机器判定越不准确，造成人机间对文章情绪分析结果判定的偏差。

因此需要透过输入项的控制，在情绪分析之前，可人工介入，根据文本意义拆分分析单元，以使得分析单元极小化。通过关键词拆分出重要段落，达成分析单位的精准定位，结合机器对不同分析单元赋予权重的方式，针对文本内容进行预处理，降低人机间对文章情绪分析结果判定的偏差。

（六） 考虑文本长度修改情绪分析的判断信心区间

建议考虑文本复杂程度，来修改情绪分析的判断信心区间。文本的复杂程度或段落及句子的多寡会影响机器判断的准确度。例如只有一句话，我们很容易去判断情绪，但若是一则网友评论，则加深判断难度，更遑论一篇新闻报道。

因此，在面临较复杂的叙事时，可以透过通过判断文本的相对长度，设置信心区间，设计判断的临界值，以降低机器自动化判断结果的误差（文章越长，除非通篇态度明显，否则越倾向判断中立），或是辅以一组参数陈述该项判断的信心较低，以降低误判的可能。

（七） 丰富模型输出结果的形式

透过丰富模型输出结果的形式，使得输出结果包含更加丰富多样的信息，来降低人机间对文章情绪分析结果判定的偏差。例如针对叙事较复杂的长文本，即便是人工判断，都很难给出该篇文章整体是偏向正面、负面，或是中立的问题，因此若能在模型输出中，尽量使得输出结果信息多样化，避免只给出唯一的单向情绪结果（例如直接判定正面、负面，以及中立），同时提供该篇叙事较复杂的长文本的各类情绪结果的占比，则能提供针对单一文本更丰富的自动化情绪分析判断结果，并忠实呈现单篇文本的各项情绪分布。

五、网络文本情绪分析的研究与应用展望

就自动化情绪分析的理论及应用层面现状,具体而言,理念上,在概念及测量的效度、场景与语境缺失,以及指涉对象不明等问题上,欠缺明晰的理解,导致应用层面频为出现误用该技术方法或误读结果。另一个方面,即便在理清概念和正确理解情绪分析的研究目的与结果解读的前提下,当前网络文本自动化情绪分析的技术层面,尽管对已有多种探讨,然而在不同维度上的精确度、准确率、召回率等指标并不能达到理想的状态。因此,针对网络自动化情绪分析实际应用情况,需从技术和人工介入两方面结合,提升自动化情绪分析结果的有效程度。虽然技术可以针对海量数据进行批量的分析处理,这是人力无法在短时间内实现的。但机器无法像人脑一样分析问题,因而人工介入可弥补技术上无法实现的缺陷。

网络文本情绪的分析除了在技术上的机器学习和基于词库的自动化分析方法之外,也可以考虑尝试其他方法论在情绪分析中的应用。如针对文本进行分析的常用研究方法——内容分析法,即基于在传播内容的随机抽样中测量某些变量的计数和频率的研究方法^⑥。纽曼基于内容分析的非介入性特点,将内容分析放置在更为广阔的应用场景中,认为“(它)是一种搜集和分析文本内容的技术”,内容指涉了任意一种可被传播的消息,包括“单词、意义、描述(pictures)、符号、思想、主题等”,而文本则是一种用于传播的媒介,包括书面的、视觉上的或是口头表达的^⑦。内容分析法在心理学和行为学领域,主要应用于分析个体或特定群体的心里倾向、特征及其相应的行为取向和特征,以及对某一对象的态度和看法等,比如消费者心理和行为分析、对政治领袖的拥护度分析等^{⑧⑨}。因而,无论是基于词库匹配技术还是基于机器学习的分类技术,内容分析系统对于网络文本情绪分析具有实用意义。针对文本中的情绪进行类目细分,采用编码的方式对情绪分类进行编码,并运用量化分析工具实现数据的可视化呈现。

基于内容分析系统,适应网络海量数据的猛增,结合数据挖掘等大数据技术而开发的在线内容分析法可被广泛应用于网络情绪分析中。在一体化在线内容分析系统中,可并入自动化情绪分析的算法和模型,一方面,对算法本身进行技术上的不断优化,以实现针对海量网络文本的实时情绪分析;另一方面,纳入人工分析成分,可基于科学的分析方法框架,为数万篇人工阅读的中文文章作标记,结合人工阅读并对篇章中与情绪相关的用词、语气以及结构等进行标记,从而形成大型的语料库。以句子为基本单位,结合整篇文章中单句的情绪分析结果计算整体结果。如此,结合技术与人工思维方式,提升网络文本的情绪分析准备度和效率。

注释:

① 丁晓蔚:《大数据、情绪分析和风险管理:舆情研究的现状评析和态势展望》,《南京社会科学》,2017年第6期,第118-124页。

② 乐国安、董颖红:《情绪的基本结构:争论、应用及其前瞻》,《南开学报(哲学社会科学版)》,2013年第1期,第140-150页。

③ Ekman P, Friesen W V. *Constants across cultures in the face and emotion*. Journal of Personality & Social Psychology, 17(2), 1971. pp. 124.

④ 陈浩:《中国社会的脉搏:网络集群情绪的测量与应用》,2014年全国心理学学术会议。

⑤ Nesse R M. Evolutionary explanations of emotions. Human Nature, 1(3), 1990. pp. 261-289.

⑥ Das S, Chen M. *Yahoo! For amazon: Extracting market sentiment from stock message boards*. In proceedings of the Asia Pacific Finance Association annual Conference. Bangkok, 2001.

⑦ 王玮、温世阳:《情感分析在社会化媒体效果研究中的应用——基于分类序列规则的微博文本情绪分析》,《国际新闻界》,2017年第4期,第63-75页。

⑧ Fred N. Kerlinger. *Foundations of Behavioral Research (2nd ed.)*. New York: Holt, Rinehart and Winston, Inc. 1973

⑨ Holsti O R. *Content Analysis for the Social Sciences and Humanities*// Content analysis for the social sciences and humanities /. Addison-Wesley Pub. Co.

1969:137-141.

- ⑩ 万琪、杨祎:《中文情绪分析方法研究综述》,《现代计算机》,2017年第3期,第3-5页。
- ⑪ 梅家驹、高蕴奇、戴一鸣等:《同义词词林》,上海辞书出版社,1983年。
- ⑫ 中国社科院语言研究所词典编辑室:《现代汉语词典》,商务印书馆,2005年。
- ⑬ 徐琳宏、林鸿飞、潘宇等:《情感词汇本体的构造》,《情报学报》,2008年第27(2)期,第180-185页。
- ⑭ 董大年:《现代汉语分类词典》,汉语大词典出版社,1998年。
- ⑮ 王国璋:《汉语褒贬义词语用法词典》,华语教学出版社,2001年。
- ⑯ 郑怀德、孟庆海:《汉语形容词用法词典》,商务印书馆,2004年。
- ⑰ 刘尊棋:《中国大百科全书出版社》,中国出版,1981年第8版,第15-18页。
- ⑱ 杨兴发:《汉语熟语词典(精)》,四川辞书出版社,2005年。
- ⑲ 王均熙:《新世纪汉语新词词典》,汉语大词典出版社,2006年。
- ⑳ 陈国兰:《基于情感词典与语义规则的微博情感分析》,《情报探索》,2016年第2期,第1-6页。
- ㉑ Strapparava, C., & Valitutti, A. *Wordnet-Affect: An affective extension of WordNet*. In Proceedings of the 4th international conference on language resources and evaluation. Lisbon, Portugal. 2004. pp.1083 - 1086.
- ㉒ McNair D, Lorr M, Droppleman L F. Profile of mood states (POMS).1989.
- ㉓ Pepe A, Bollen J. *Between conjecture and memento: shaping a collective emotional perception of the future*. Computer Science, 2008.
- ㉔ Pennebaker, J. W. *The secret life of pronouns: What our words say about us*. New York: Bloomsbury Press, 2011.
- ㉕ Tausczik Y R, Pennebaker J W. *The psychological meaning of words*. Journal of Language & Social Psychology, 29(1), 2015. pp. 24-54.
- ㉖ 张荣显、曹文鸳:《网络舆情研究新路径:大数据技术辅助网络内容挖掘与分析》,《汕头大学学报(人文社会科学版)》,2016年第32(8)期,第111-121页。
- ㉗ 张信勇:《LIWC:一种基于语词计量的文本分析工具》,《西南民族大学学报(人文社科版)》,2015年第4期,第101-104页。
- ㉘ 周莉、蔡璐、刘煜:《文化差异中的网络情绪表达——YouTube 中四国对“巴黎暴恐”事件的网络情绪分析》,《情报杂志》,2017年第36(3)期,第61-66页。
- ㉙ Wiedemann G. *Text Mining for Qualitative Data Analysis in the Social Sciences. A Study on Democratic Discourse in Germany*. 2016. pp. 31-32.
- ㉚ Pang B, Lee L. *Seeing starts: exploiting chass relationship for sentiment categorization with respect to ratiing scales*. In Proceedings of the 4(3ird) annual meeting on associatio for computational linguistics. NJ: Morristown 2005. pp. 115-124.
- ㉛ Razavi A H, Matwin S, Koninck J, et al. *Dream sentiment analysis using second order soft co-occurrences (SOSCO) and time course representations*. Journal of Intelligent Information Systems, 42(3), 2014. pp. 393-413.
- ㉜ Zhang Jianfeng, Xin Yunqing, Yao Jianmin. *A review towards microtext processing*. Journal of Chinese Infromation Processing, 26(4), 2012. pp. 21-27.
- ㉝ Hopkins D J, King G. *A Method of Automated Nonparametric Content Analysis for Social Science*. American Journal of Political Science, 54(1), 2010. pp. 229 - 247.
- ㉞ Abadi S, Yan W X, Amar D, et al. *A machine learning approach for predicting CRISPR-Cas9 cleavage efficiencies and patterns underlying its mechanism of action*. Plos Computational Biology, 13(10), 2017. pp. e1005807.
- ㉟ 蒋盛益、黄卫坚、蔡茂丽、等:《面向微博的社会情绪词典构建及情绪分析方法研究》,《中文信息学报》,2015年第29(6)期,第166-171页。
- ㊱ 陈小燕:《器学习算法在数据挖掘中的应用》,《现代电子技术》,2015年第38期,第11-14页。
- ㊲ LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature. 521(7553), 2015. pp. 436-444.

- ⑳ Su Y F, Cacciatore M A, Liang X, et al. *Analyzing public sentiments online: combining human- and computer-based content analysis*. Information Communication & Society, 20(3), 2016. pp. 1-22.
- ㉑ 王世泓、牛耘:《基于情绪强度的中文微博情绪分析》,《计算机技术与发展》,2015年第6期,第137-140页。
- ㉒ Boumans J W, Trilling D. *Taking stock of the toolkit: An overview of relevant automated content analysis approaches and techniques for digital journalism scholars*. Cuadernos Info, 2016.
- ㉓ 何薇、张剑、于雪霞等:《基于文本挖掘的电网客户服务满意度评价模型》,《电子世界》,2017年第7期,第81页。
- ㉔ 代婧、王喆、钟静瑶等:《基于房地产企业的社交媒体对资本市场的影响——以微博为例》,《山西农经》,2016年第11期,第117-118页。
- ㉕ 董颖红、陈浩、赖凯声等:《微博客基本社会情绪的测量及效度检验》,《心理科学》,2015年第5期,第1141-1146页。
- ㉖ 李寿山、李逸薇、黄居仁等:《基于双语信息和标签传播算法的中文情感词典构建方法》,《中文信息学报》,2013年第27(6)期,第75-81页。
- ㉗ 谢铁、郑啸、张雷等:《基于并行化递归神经网络的中文短文本情感分类》,《计算机应用与软件》,2017年第34(3)期,第205-211页。
- ㉘ 由丽萍、白旭云:《基于在线评论情感语义分析和TOPSIS法的酒店服务质量测量》,《情报科学》,2017年第10期。
- ㉙ Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. *Deep learning*. Nature, 521(7553), 2015. pp. 436.
- ㉚ Berger A A. *MEDIA ANALYSIS TECHNIQUES*. Bms Bulletin of Sociological Methodology, (33), 1991. pp. 60-60.
- ㉛ Neuman W L. *Social research methods: qualitative and quantitative approaches*. Social Research Methods Qualitative & Quantitative Approaches, 39(3), 2011. pp. 447-448.
- ㉜ 尹绍清:《大学生攻击行为的特点及影响因素分析》,《中国健康心理学杂志》,2011年第19(7)期,第860-861页。
- ㉝ 毛良斌、郑全全:《团队学习行为的测量及其对团队有效性的影响》,2009年全国心理学学术大会。

(作者:张荣显系澳门互联网研究学会会长;陈浩系南开大学社会心理学系副教授;曹文鸳,赵莹系博易数据研究员)