

0 摘要

本项目构建了多指标网络舆情安全监测与评估系统，通过对时间指标、内容敏感度指标、用户真实度指标、情感激烈性指标和观点对立性指标等多个方面进行综合评估，帮助用户更好地了解网络舆情发展态势和事件演变过程。在系统开发过程中，我们进行了大量数据爬取、代码编写和算法设计的工作，通过系统的搭建，取得了显著成果，为舆情监测与评估提供了全新的视角和方法。

1 研究课题概述

在互联网的广泛渗透以及社交媒体的兴起过程中，人们的生活方式和社交行为发生了深刻的变革。互联网的普及加速了信息的传播速度，并扩大了信息的覆盖范围，而社交媒体则成为了人们进行交流、分享和获取信息的重要平台。这种趋势不仅对日常生活产生了深远的影响，也在社会管理和公共安全方面带来了全新的挑战。一方面，现实生活中发生的集体性事件在互联网舆论中得到了呈现和反映。另一方面，互联网作为公民日常活动的虚拟场所，也会产生各类集体性事件。在这样的背景下，对互联网网络事件舆情进行评估和分析显得尤为紧迫和重要。

对互联网网络事件舆情进行评估研究具有重要的社会管理和公共安全意义与价值。首先，评估有助于政府、机构和个人更全面地了解互联网网络事件的发展规律、发展本质和事件影响，从而提前预防和化解潜在的社会危机。其次，评估为制定相关政策和法规提供了可靠依据，以更有效地规范互联网的使用和管理。此外，评估还能够帮助公众增强对网络风险的认知，提高网络安全意识，以维护个人和社会的利益。

当前关于互联网网络事件舆情进行评估的研究包含基于分词命中的敏感度指标模型、基于地理位置的分块指标模型、基于文章数量的热度指标模型、基于语义情感倾向的指标模型等模型，涉及机器学习、自然语言处理（NLP）、深度学习、虚假信息监测等领域。

1.1 基于分词命中的敏感度指标模型

在舆情分析领域，处理大量文本信息是至关重要的。从文本数据中有效地提取信息变得尤为迫切。在这一挑战中，分词技术提供了一种可行的解决方案。值得注意的是，采用不同的分词模型可能导致截然不同的结果。因此，存在一些评估模型，其分析基于分词的命中情况。这些模型在评估网络舆情时，主要依赖于分词命中的频率，这一频率越高，意味着舆情事件的敏感度越高。在分析舆情事件时，分词命中数量的增加通常被视为事件更为显著或受关注程度更高的体现。舆情敏感度的提升，往往与分词模型命中率的增加呈正相关，这在舆情分析中占据着重要的地位。

1.2 基于地理位置的分块指标模型

在舆情分析的范畴内，不可避免地涉及到信息提供者以及舆情事件发生的地理位置。特别值得注意的是，随着公开 IP 地址的普及，地理位置信息也日益成为舆情分析中的一个重要指标。这一信息指标常常与其他相关指标相互结合，从而为研究者提供更为可信和有针对性的舆情分析结果。地理位置作为舆情分析的重要组成部分，不仅仅提供了信息的空间位置，更为深入地影响着事件的背景和语境，有助于全面理解和解读舆情事件的本质。

在实际研究中，地理位置信息的运用多方面而丰富多彩。比如，在分析特定地域内的舆情事件时，考虑地理位置信息有助于深入了解该区域的社会文化特征以及环境背景，进而更准确地把握舆情事件的发展趋势和影响因素。此外，地理位置的结合还能够为舆情数据提供更全面的视角和立体式的分析方式，有助于揭示信息在地域上的聚集情况，为进一步的舆情研究提供了丰富的参考价值。

不仅如此，地理位置信息与其他指标的联合运用也是舆情分析领域中的研究热点之一。比如，将地理位置信息与时间序列数据相结合，有助于深入探究舆情事件在不同时间节点和地域位置的变化特征，从而为舆情事件的演变规律提供更为精准的把握。这种多维度、多角度的分析方式，能够更全面地呈现舆情事件的复杂性和多样性，为决策者提供更具参考价值的数据支持。

因此，地理位置信息在舆情分析中的作用不可忽视。通过充分利用地理位置信息并将其与其他指标相结合，可以为舆情研究提供更丰富、更准确的数据支持，为我们对舆情事件的认知和理解提供更为全面的视角和更深层次的洞察。

1.3 基于文章数量的热度指标模型

舆情传播作为信息传递中的关键组成部分，其扩散涉及长篇文章的传播和转发等多个方面。相对于使用聊天工具进行信息传播，长篇文章的传播具有更高的门槛要求。这一特性也使得长篇文章在传播过程中更具可信度。基于文章数量的热度指标模型在对一些引起关注的民生问题进行舆情分析时表现出良好的性能。

在信息传播领域，舆情传播作为重要组成部分，其涵盖了广泛的传播形式，其中包括长篇文章的传播和转发等多种方式。相较于简单地利用聊天工具进行信息传递，长篇文章的传播过程通常需要更高的门槛。这一传播特性使得长篇文章在信息传播环节中更为可靠和可信。特别值得注意的是，在一些备受关注的民生问题的舆情分析中，基于文章数量的热度指标模型显示出了出色的分析表现。

舆情传播作为信息传递过程中不可或缺的部分，其扩散方式涵盖了长篇文章的传播和转发等多种形式。与利用聊天工具进行信息传播不同，长篇文章的传播往往要求更高的门槛和技能。这一传播特性赋予了长篇文章更高的可信度和可靠性。在关注民生问题的舆情分析中，基于文章数量的热度指标模型展现出了优异的表现。

1.4 基于语义情感倾向的指标模型

舆情传播中，对信息所蕴含情感进行分析乃是舆情预警体系的核心组成要素。精准而有效地评估信息所承载的情感倾向，对于准确预测舆情走势至关重要。文本情感分析，也被称为文本情感倾向衡量，其核心包括对情感倾向方向和情感倾向度的评估与分析。各种情感分析方法的基本原理均源于对文本进行切割、转换，随后进行情感定位并最终进行聚类分析。在情感分析领域，常见的评价模型主要分为两类：基于词典的情感分析模型与机器学习情感分析模型。

文本情感分析作为舆情研究领域中的重要分支之一，其重要性不言而喻。有效地对文本中蕴含的情感进行理解与把握，是舆情分析的关键一环。通过情感分析，可以揭示出信息所承载的情绪、态度和情感倾向，进而有助于舆情监测与应对策略的制定。因此，情感分析方法的选择与应用对于舆情研究与预测具有重要意义。

首先，情感分析在其方法论上主要分为两大类：基于词典和机器学习两种模型。基于词典的情感分析模型依赖于对预先构建好的情感词典进行情感倾向的量化评估，其优势在于简单直观、易于理解。而机器学习情感分析模型则依赖于大量标注好的文本数据，通过机器学习算法进行模型训练与预测，其优势在于能够更好地捕捉文本中的复杂情感表达和语境。

其次，情感分析的核心步骤包括文本切割转换、情感定位和聚类分析。在进行情感分析时，首先需要对文本进行分词或转换为合适的表示形式，如词袋模型或词嵌入表示。随后，通过情感定位，即确定文本中表达的情感位置和强度，再通过聚类分析将文本按照情感倾向进行归类或聚合，以便进一步的分析和应用。

总体而言，情感分析作为舆情预警与预测的重要工具，不仅需要综合考量文本特征与语境信息，更需要结合不同情感分析模型的优劣势来进行合理选择与应用，以更准确地揭示文本信息背后的情感倾向与态度取向，为舆情管理与决策提供有力支持。

2 项目结构

本项目结合当前学界研究成果，设计了五个事件评估指标，同时使用梯度下降算法拟合总指标，基于总指标对当前事件的热度进行评估。为了预测未来的事件热度走向，我们使用基于LSTM的时间序列分析预测模型，使用五个时间评估指标，对事件的未来热度走向进行预测。

其中，时间指标的计算方法基于事件发布时间、转发速度、持续时间等多个维度，以反映事件发展的速度和持续性。内容敏感度指标通过构建并应用针对不同话题或事件的关键词表，对舆情内容的敏感程度进行量化评估。用户真实度指标基于社交机器人识别模块，计算事件相关用户整体真实性态势。情感激烈性指标的计算方法依赖于大型语言模型的应用，系统使用大语言模型积累的大量语料进行事件中用户评论的情感激烈性程度。观点对立性指标则基于dbscan聚类算法，关注舆情事件中不同观点的聚类和对立情况。

对于上述五个指标，我们有总指标计算公式如下所示：

$$TotalIndex = w_1 \times TimeIndex + w_2 \times SensitivityIndex + w_3 \times AuthenticityIndex + w_4 \times EmotionalIntensityIndex + w_5 \times View对立性Index$$

其中的权重值由梯度下降算法计算得出，梯度下降算法的训练数据为已知历史事件热度数据。

2.1 时间指标

网络舆情中热点事件的爆发常常伴随着大量的相关贴文的出现，因此在网络舆情监测和评估系统的构建中，相关贴文的数量是一个非常重要的关注角度。

本项目中的时间指标计算方式如下所示：

对于输入的时间序列 $A = [a_1, a_2, a_3, \dots, a_n]$

计算其临近度为： $Dis = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - B)}{24 \times 60 \times 60 \times n} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - B)}{86400n}$ ，其中 B 为今日日期

此时计算聚合度为： $C = std(A) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2}$

此时，我们可以计算时间指标为： $q_{time} = \frac{C}{Dis}$

前期工作中我们计算了部分关注事件的时间热度指标如下表所示：

事件ID	事件关键词	时间热度指标	指标计算时间
1	巴以、加沙		
1	巴以、加沙		
1	巴以、加沙		
1	巴以、加沙		

事件ID	事件关键词	时间热度指标	指标计算时间
1	巴以、加沙		
1	巴以、加沙		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		

对于上述事件，我们基于爬取的数据，统计出其时间序列如下图所示。

结合上图，可以发现其时间指标和时间序列的趋势具有一致性，本文的时间指标可以反应出事件的热度。

2.2 内容敏感度指标

对于热点事件，话题参与者讨论的内容也是网络舆情监测和评估课题中重要的角度。其原因在于，一方面，话题参与者的发言内容中的涉敏词语是有关部门需要关注的对象，另一方面，涉敏词语的出现频率一定程度上反应了事件的重要程度。对于社会面而言，越敏感越重要的事件，其后续发展的热度越有可能攀升。

本文的内容敏感度指标的计算方法如下：

对于第*i*条词语长度为*N*的文本，我们定义其文字中匹配到敏感词语的个数为 X_n ，则该文本的内容敏感度指标为 $K_i = \frac{X_n}{N}$

对于所有的*M*条文本，其敏感度指标为 $X = \frac{\sum_{i=1}^M K_i}{M}$

本项目中的敏感词表来源于开源数据集[Sensitive-word](#)，该数据集中包含了暴恐词库、反动词库、民生词库、色情词库、贪腐词库、其他词库，覆盖面广，词语内容丰富。

(<https://github.com/57ing/Sensitive-word/tree/master>)

2.3 用户真实度指标

热点事件舆情参与的主体是互联网的账号个体，其承担着制造信息和转发信息的重要功能。但随着互联网的发展，诸如网络水军之类的自动化社交机器人开始在平台上出现，这使得互联网上的舆情信息开始真假难辨。因此，为了更好的关注网络舆情，精确的识别舆情相关参与者成分，从而进一步判断网络舆情热度，关注账号个体的真实性已然是非常重要的切入角度。

2.3.1 社交机器人识别

论文：基于深度图卷积网络的社交机器人识别方法

(这一部分需要概述一下社交机器人识别的概念和论文中描述的识别方法)

2.3.2 基于GCNII模型的用户真实度指标计算

本文在业界研究的基础上，使用基于GCNII模型（论文：基于深度图卷积网络的社交机器人识别方法）的社交机器人识别模型进行用户真实度指标计算。具体而言对于一个相关用户*i*，我们使用基于SVM的用户可信度模型计算其真实度 T_i ，则对于所有的相关用户的真实性计算公式为：
$$T = \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{n}$$

基于我们爬取的数据，我们对以时间为基准，对事件2（事件ID=2）的相关用户指标真实度进行了计算，具体结果如下表所示

事件ID	事件关键词	用户指标真实度指标	指标计算时间
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		

结果显示，用户指标真实度和时间热度有趋势上的一致性。

2.4 情感激烈性指标

情感激烈性指标是指用户在对相关事件进行评论时言语措辞的激烈程度，这一指标直接反应了个体对于事件的直观感受，因此该指标是网络舆情的一个重要反映。

我们结合prompt工程，使用大语言模型对文本的情感激烈性进行评判，然后汇总结果计算情感激烈性指标。

2.4.1 基于prompt工程的情感激烈性指标计算

对于一条输入的文本X，我们使用如下的prompt对大语言模型进行提问：

1	请对如下这段文本进行情感激烈性评分，当文本措辞非常激烈之时，评分会接近10，当文本非常理性客观，评分会接近于0。你只需要输出一个0到10之间的数字即可。
2	
3	我会给你几个样例，你需要按照样例的输出格式输出。
4	
5	样例一：总所周知，地球是圆的，地球上面的百分之七十是水，百分之三十是陆地
6	
7	评分：0.6
8	
9	样例二：这个人怎么能这样做？他就是个蠢蛋，没脑子的人才会这样做
10	
11	评分：8.9

12	
13	样例三：我们相信我们的项目必然能够在比赛中脱颖而出，毕竟别的项目本来就不太行。
14	
15	评分：6.8
16	
17	样例四：x

对于大模型的输出，我们使用正则表达式进行匹配，将其中的评分匹配出来。

我们尝试了包括ChatGPT、ChatGLM等在内的多个模型，使用开源数据集NLP-SA（<http://github.com/rippingit/NLP-SA>）对各个模型的运行结果进行了评测，结果如下

模型名称	评测分数
ChatGPT 3.5	阿里、车祸、血槽姐
ChatGLM6B	阿里、车祸、血槽姐
SparkModel V3.0	阿里、车祸、血槽姐
ERNIE	阿里、车祸、血槽姐

在本项目中，出于各方面考虑，我们使用了ChatGLM6B进行情感激烈性指标计算

2.4.2

结合上节算法流程，我们可以计算出第*i*条文本的情绪分数 E_i ，则对于所有的M条文本，其情感激烈性指标为 $E = avg(E_i | i \in [1, n])$

基于我们爬取的数据，我们对以时间为基准，对事件2（事件ID=2）的情感激烈性指标进行了计算，具体结果如下表所示

事件ID	事件关键词	情感激烈性指标	指标计算时间
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		
2	阿里、车祸、血槽姐		

结果显示，情感激烈性指标和时间热度有趋势上的一致性。

2.5 观点对立性指标

随着事件热度的攀升，与事件相关的观点也在随之变化。我们可以通过尝试抓住事件相关观点类型来分析事件热度，并对事件发展趋势做出一些前瞻性的研究。

本项目使用基于dbscan的观点聚类方法对文本的相关观点进行分类，得到观点数 O_p 并将其作为观点对立性指标。

2.5.1 基于dbscan的观点聚类方法

DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, 具有噪声的基于密度的聚类方法) 是一种典型的基于密度的空间聚类算法。和K-Means, BIRCH这些一般只适用于凸样本集的聚类相比, DBSCAN既可以适用于凸样本集, 也可以适用于非凸样本集。该算法将具有足够密度的区域划分为簇, 并在具有噪声的空间数据库中发现任意形状的簇, 它将簇定义为密度相连的点的最大集合。

基于以上原理, 对于事件 E , 我们有该事件相关语料库为 DB_E , 对于 DB_E 中每一条信息 M_i , 我们获取其分词 Cut_{M_i} , 并汇总得到语料库分词汇总 $DB - Cut_E$, 我们使用word2vec模块对 $DB - Cut_E$ 中的词语进行向量化, 得到向量池 Vec_E , 此时我们使用dbscan算法对 Vec_E 进行聚类, 得到观点对立性指标, 即聚类结果 Op

???

2.6 总指标

对于上述五个指标, 我们定义总指标计算公式如下所示:

$$TotalIndex = w_1 \times TimeIndex + w_2 \times SensitivityIndex + w_3 \times AuthenticityIndex + w$$

指标公式中包含5个参数 $w_i, i = 1, 2, 3, 4, 5$

为了确定参数的值, 我们定义线性感知机 M , 其由一个5x1的全连接层 $FC1$ 构成。

我们基于本项目前身“社会雷达”的数据构建了总指标的训练集和测试集, 其信息如下表所示:

数据集类别	训练集	测试集
数据条数	???	???
数据输入项	本项目中五个指标相关数据	本项目中五个指标相关数据
数据输出项	社会雷达热度数据	社会雷达热度数据

经过训练, 最后得到各个参数值如下表所示

参数	值
w1	
w2	
w3	
w4	
w5	

3 热度预测模块

我们尝试基于上述5个指标反应的事件现状, 实现对事件未来热度的预测, 并在此基础上对模型参数进行进一步优化分类。

3.1 LSTM时间序列预测

(这里需要讲清楚用lstm进行时间序列预测的原理)

LSTM (Long Short-Term Memory) 是一种特殊的循环神经网络。与传统的RNN相比，LSTM更加适用于处理和预测时间序列中间隔较长的重要事情。本项目采用改进后的LSTM时间预测^[1]。

3.2 项目实验

本项目基于上节所述LSTM时间序列预测的原理，尝试构建了事件热度模块对事件热度进行预测。

我们选取ID为1的事件，使用其2023年7月至2023年10月的数据，尝试预测2023年10到2023年11月的事件热度。预测结果如下图所示。

XXXXX

可以看出，预测效果大体能和实际情况接轨，不过在事件的转折点模型的效果欠佳。

4 项目效果展示

我们使用JavaScript、Python等编程语言，构建了多指标网络舆情安全监测与评估系统，实现了舆情数据的可视化。

贴图：XXXXX

引用文献

[1]Time Series Forecasting Using LSTM Networks: A Symbolic Approach---Steven Elsworth and Stefan G uttel