

基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法

冀源蕊¹, 康海燕¹, 方铭浩²

(1.北京信息科技大学 信息管理学院 北京 100192; 2.中国邮政储蓄银行 软件研发中心 北京 100160)

摘要: 为了实现谣言的高效识别,提出一种基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法。首先,设计一种基于双向循环神经网络的深度学习模型,并引入 Attention 机制对长序列编解码的时序问题进行关联,从每个句子中捕获最重要的语义信息,形成长期的记忆,从而高效识别谣言的二次传播;其次,设计 Word Embedding 机制,将文本数据映射到一个低维度的实数向量,避免了高维度的输入导致模型产生维度灾难;最后,在真实数据集上与先进的谣言识别方案进行对比,所提方法能达到 94.3% 的准确率,高于其他三种基于深度学习的谣言识别方案,从而验证了该方法的有效性。

关键词: 谣言识别; 辟谣机制; 循环神经网络; Attention 机制

中图分类号: TP309.2

文献标志码: A

文章编号: 1671-6841(2023)04-0016-07

DOI: 10.13705/j.issn.1671-6841.2022039

Rumor Recognition Method Based on Attention and Bi-LSTM

Ji Yuanrui¹, Kang Haiyan¹, Fang Minghao²

(1.School of Information Management, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2.Software R & D Center, Postal Savings Bank of China, Beijing 100160, China)

Abstract: In order to achieve efficient rumor recognition, a rumor recognition method based on Attention and Bi-LSTM was proposed. Firstly, a deep learning model based on bidirectional recurrent neural network was designed, and the Attention mechanism was introduced to correlate the timing issues of long sequence encoding and decoding, so as to capture the most important semantic information from each sentence and form long-term memory, which could efficiently identify the secondary propagation of rumors. Secondly, the Word Embedding mechanism was designed to map the text data to a low-dimensional real number vector, so as to avoid the dimension disaster of the model caused by high-dimensional input. Finally, compared with advanced rumor recognition schemes on the real data sets, the accuracy of the proposed method could reach 94.3%, which was higher than the other three rumor identification schemes based on deep learning, thus the effectiveness of the method was verified.

Key words: rumor recognition; rumor dispelling mechanism; recurrent neural network; Attention mechanism

0 引言

谣言是指没有相应事实基础却被捏造出来,并利用各种渠道传播的言论。其受众面广,传播速度

快,可能会对正常的社会秩序造成不良的影响。针对社会网络中谣言泛滥的问题,研究者们进行了大量的尝试与探索^[1-5]。目前,针对谣言的检测主要分为基于机器学习的检测方法和基于深度学习的检测方法。基于机器学习的谣言检测方法由三个步骤

收稿日期: 2022-02-20

基金项目: 国家社会科学基金项目(21BTQ079); 教育部人文社会科学项目(20YJAZH046); 国家自然科学基金项目(61370139)。

第一作者: 冀源蕊(1997—),女,硕士研究生,主要从事网络空间安全研究, E-mail: jiyuanrui97@126.com。

通信作者: 康海燕(1971—),男,教授,主要从事网络安全与隐私保护研究, E-mail: kanghaiyan@126.com。

构成^[6], 分别是为训练数据提取有效特征; 利用特征在训练数据集上训练分类模型; 使用训练模型对测试数据集进行预测。如此不断评估优化, 从而判断测试集数据是否为谣言。Guo 等^[7]提取出基于账户的特征, 如用户可信度、可靠性和名誉度等信息, 将这些信息作为有效特征进行机器学习模型的训练。Kumar 等^[8]提出一种基于监督机器学习的谣言检测方法, 采用支持向量机模型对提取特征后的谣言信息进行检测和识别。Gumaei 等^[9]提出一种基于 XGBoost 的谣言检测分类方法, 针对阿拉伯语推文中的谣言信息进行检测。传统的机器学习谣言检测方法依赖特征工程, 需要消耗大量的人力、物力和时间, 且提取的特征主要集中在原始消息和转发消息中的词汇和语义特征, 难以系统地概括谣言的特点。因此, 研究者们尝试使用基于深度学习的谣言检测方法。

基于深度学习的谣言检测方法是当前较为流行的谣言识别方案。由于社交网络中的信息是一种与时间密切相关的时序数据, 而循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 在时间序列和句子等变长序列信息的建模过程中显示出了很好的效果^[10]。Ma 等^[11]最早将 RNN 引入谣言检测过程中, 通过对文本序列数据进行时间维度上的建模分析, 得到谣言上下文信息随时间变化的隐式特征, 并加入长短期记忆 (long-short term memory, LSTM) 和门控单元等额外的隐藏层, 解决长序列训练过程中由于 RNN 层数增加导致的梯度消失和梯度爆炸问题。此外, Chen 等^[12]提出结合 RNN 和变分自编码器的无监督学习模型来学习社会网络用户的网络行为; Alsaedi 等^[13]利用卷积神经网络对 Twitter 上的虚假信息进行分类和识别; Bian 等^[14]利用双向图卷积神经网络对社交媒体中的谣言进行识别。

虽然基于深度学习的谣言检测方法摆脱了人工构建特征工程的方式, 但是其端到端的结构难以把握谣言信息中的关键成分, 使得模型训练缺乏可控性, 训练时间长且模型复杂。另外, 根据文献 [15] 可知, 约 72% 的谣言在刚发布时被转发的次数更多, 如果不能及时阻止其传播, 就会形成谣言的二次传播, 此时辟谣难度加大, 再想消除谣言造成的负面影响变得极为困难。因此, 需要设计一种有效识别谣言二次传播的方案。本文提出一种基于 Attention 与 Bi-LSTM 的深度学习谣言识别方法, 引入 Attention 机制实现谣言二次传播的有效识别, 采用 Word Embedding 机制将文本数据映射到一个低维度的实数向量, 避免了高维度的输入导致 LSTM 模型产生

维度灾难。在真实数据集上的实验结果表明, 所提方法能达到 94.3% 的准确率, 验证了该方法的有效性。

1 基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法

为了快速准确地对谣言进行识别, 设计了一种基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法, 具体流程如图 1 所示。该方法主要包括数据处理模块、核心算法模块和谣言识别模块。其中, 数据处理模块通过词向量模型将预处理后的原始数据转换为训练数据; 核心算法模块负责神经网络的构建以及模型训练; 谣言识别模块负责对新输入的信息进行谣言判别。

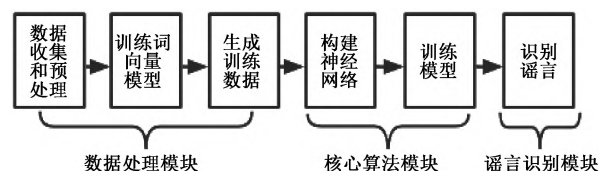


图 1 基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法流程

Figure 1 Flow chart of rumor identification method based on Attention and Bi-LSTM

1.1 数据收集和预处理

利用爬虫技术爬取流言百科、微博辟谣中心等新闻媒体和社交网站进行谣言数据收集; 利用爬虫技术爬取搜狐新闻不同类别的新闻数据进行正常数据收集。将收集的所有谣言数据与正常数据无标记存储为 wordEmbedding.txt, 作为训练词向量模型的输入数据; 将收集的所有谣言数据与正常数据有标记存储为 indexData.csv。

1.2 训练词向量模型

采用 Python 的 Gensim 模块来训练词向量模型, 该模块采用的接口是 word2vec API。将生成的 wordEmbedding.txt 作为输入, 使用 Gensim 模块对词向量模型训练数据进行训练, 并最终得到词向量模型 word2vec.bin。训练过程中, 设置词向量维度为 200, 词向量上下文最大距离为 5, 随机梯度下降法中最大迭代次数为 8, min_count 为 1。最终训练出词向量模型 word2vec.bin 作为输出, 用于生成训练数据。

1.3 生成训练数据

设置每条输入的序列处理长度为 200, 一次训练所选取的样本数为 128, 训练数据和验证数据的比例为 9:1。从 indexData.csv 文件中读取数据集, 将句子分割成词表示, 并去除低频词和停用词, 通过

特征提取将标签转换成索引表示,保存为 label2idx.json,从 word2vec 中取出预训练好的词向量,并将词映射成索引表示,保存成 word2idx.json 的数据格式。从词向量模型中读取词嵌入矩阵 W ,作为初始化值输入模型中。自动分割生成训练集和验证集,通过该验证集来测试模型的精确度。

1.4 神经网络模型搭建

本文设计了一种基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法,其中 LSTM 采取的双层结构具有正向和反向两层,通过神经元的双向传递解决 RNN 中的梯度消失问题。由于 LSTM 具有门机制,每个门中的记忆细胞都能够控制 LSTM 单元保留的历史信息的程度以及记忆当前输入的信息,使它们能够保留重要的特征,丢弃不重要的特征。之所以引入第二层神经结构来扩展 LSTM 网络,是因为其隐藏层到隐藏层的连接以相反的时间顺序流动。因此,该模型能够利用过去和未来的信息。该方法引入 Attention 机制,解决了传统中文文本分类对于长序列编解码精度下降的问题,同时计算出每个时序的权重,作为特征向量提高模型精确度。

基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法架构如图 2 所示。所构建的用于谣言识别的 Attention 与 Bi-LSTM 神经网络模型包括输入层、词嵌入层、双向 LSTM 层、Attention 层和输出层。

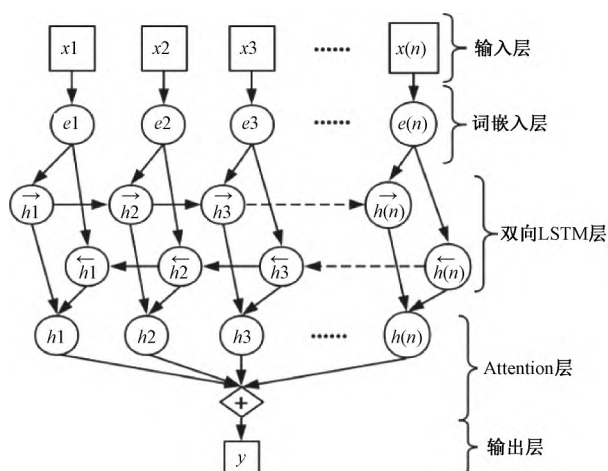


图 2 基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法架构

Figure 2 The architecture of rumor recognition method based on Attention and Bi-LSTM

1.4.1 输入层 将训练集 word2idx.json 中的每个句子定义为 T 个单词组成的句子 $S = \{x_1, x_2, \dots, x_T\}$,每个词定义为 $inputX_i$,标签定义为 $inputY$ 。

1.4.2 词嵌入层 利用 `embedding_lookup` 函数通过词嵌入矩阵将输入的 $inputX_i$ 转换成词向量 x_i ,生成词嵌入矩阵 W ,作为初始值输入模型中。

1.4.3 双向 LSTM 层 包含前向和后向 LSTM 两层,每层具有相同的结构。其中,每个神经元包含四部分:输出门 o_t ,输入门 i_t ,遗忘门 f_t 和长短记忆状态 c_t 。 t 时刻某个神经元的输入门包含三个参数:当前输入 x_t ,前一时刻神经元的隐状态 h_{t-1} ,前一时刻神经元的状态 c_{t-1} 。神经元的输出门是二维的,包含权重 h 和类别 C 。 W 为其对应的词嵌入矩阵, b 为偏置项, σ 为 softmax 函数,tanh 为激活函数。将 128 个样本数据一次性输入双向 LSTM 层进行训练,完成一次正反向传播和参数更新,具体过程如下。

1) 遗忘门层。遗忘门决定从当前细胞状态中丢弃什么信息,即控制上一个神经元输入记忆 c_{t-1} 的遗忘程度,使用公式 $f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$ 进行计算,输出当前细胞状态对应的 0~1 之间的数字,其中 0 表示完全丢弃,1 表示完全保留。

2) 输入门层。输入门决定将什么样的新信息存放在细胞状态中,即控制更新的值 $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$,再经过一个 tanh 处理,将更新结果加入新的状态中,获得新的候选值 $\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$ 。

3) 记忆状态层。记忆状态层根据前两层的结果更新细胞的状态,将旧状态与遗忘值相乘,丢弃需要遗忘的信息,再加上新的候选值。因此 t 时刻神经元的记忆状态为 $c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$ 。

4) 输出门层。输出门根据细胞状态确定输出值,先根据 sigmoid 确定将细胞状态中哪一部分进行输出,公式为 $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$,再经过 tanh 处理得到最后的输出 $\vec{h}_t = o_t * \tanh(c_t)$ 。

以上就是正向 LSTM 层的计算过程。在反向 LSTM 层中得到 \vec{h}_t ,最终输出的隐含层词向量权重由正向输出和反向输出组合而成,进行更新得到 $h_t = [\vec{h}_t \oplus \vec{h}_t]$ 。

1.4.4 Attention 层 在双向 LSTM 层后引入 Attention 层,将 LSTM 层输出的权重组合成矩阵 $H = [h_1, h_2, \dots, h_n]$ 。注意力反映的是每一个单词的时序权重对关系分类的重要程度,因此通过学习一个时序权重向量得到最好的输出,计算过程为

$$M = \tanh(H), \quad (1)$$

$$\alpha = \text{softmax}(W^T M), \quad (2)$$

$$r = H\alpha^T, \quad (3)$$

$$h^* = \tanh(r). \quad (4)$$

式(1)通过 tanh 激活函数将向量映射到 -1~1,

式(2)根据 softmax 层得到时序权重的特征,式(3)通过乘以原权重矩阵来增加特征的影响,式(4)把权重输出通过 tanh 激活函数进行映射。最终输出的三维矩阵包含词向量权重、时序权重和类别数。

本文引入 Attention 机制主要解决了输入序列随时间不断增长导致原始权重的表现越来越差的问题,通过保留 LSTM 编码器对输入序列的中间输出结果,打破了传统编码器-解码器结构在编解码时依赖内部一个固定长度向量的限制,再通过训练模型对这些输入进行选择学习,并且在模型输出时将输出序列与之关联,生成一个权重向量。通过与该权重向量相乘,使每一次迭代中词汇的单独特征合并为句子级的特征。

1.4.5 输出层 通过全连接层把高维矩阵转变为低维矩阵,同时把原始特征映射到各个隐语义节点,即分类的显示表达,得到预测标签 y 。将上一层得到的隐藏状态作为输入,句子 S 具有标签 y 的似然函数为

$$p(y|S) = \text{softmax}(\mathbf{W}^s \mathbf{h}^* + b^s)。(5)$$

标签 y 的最大似然函数为

$$y = \text{argmax}_y p(y|S)。(6)$$

样本的损失函数为

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m t_i \log(y_i) + \lambda \|\theta\|_F^2, (7)$$

式中: m 为类别数,是 L_2 正则化参数。 J 的值越大,当前模型的评估效果越差,通过损失函数使模型预测输出更接近真实样本标签。最终得到二维输出预测标签和 \mathbf{h}^* ,保存在神经网络模型中。

1.5 训练模型

在所有收集到的训练数据中,中文数据共有 253 226 条,其中谣言数据 28 991 条,正常新闻数据 224 235 条;英文数据共有 3 798 条,其中谣言数据 1 490 条,正常数据 2 308 条。设置训练数据为 231 322 条,验证数据为 25 702 条,利用这些数据进行模型训练与验证。

1.6 识别谣言

定义 X 为用户输入的未知文本,对其去除停用词、标点符号和分词处理,加载 word2idx.json 和 label2idx.json,将输入的 X 通过 word2idx 建立每个词的词向量,若没有这个词则用 UNK 表示。加载保存的模型,通过调用 softmax 分类器来预测一个句子 S 的标签 y 。分类器将隐藏状态 \mathbf{h}^* 作为输入,经过 softmax 层估计出每个类别的概率,即是否为谣言数据的概率,从而实现谣言的识别。

通过上述六个步骤实现基于 Attention 与 Bi-

LSTM 的谣言识别方法,该方法的主要优势是通过 Attention 机制和双向 LSTM 优化神经网络结构,从而能更好地识别谣言信息。尤其是针对谣言二次传播的识别,即使谣言改头换面或换汤不换药的重新发布,也能快速地判别出来,减少臃肿的判别步骤,避免陷入一个缓慢的重新辟谣循环中。

2 实验与分析

2.1 实验环境与数据

实验平台操作系统为 Windows 10+64 位,开发环境为 Pycharm,编程语言为 Python 3.8,CPU 为 11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-11400H@2.70 GHz,内存为 16 GB。实验使用 TensorFlow1.13.1CPU0 构建深度学习模型。

所使用的数据集包括中文数据集和英文数据集。中文数据集的正常新闻数据主要来自搜狐新闻网站,分为健康、社会、科学、传说轶事和其他五类;谣言数据来自微信辟谣助手、新浪微博辟谣中心、流言百科等网站收集的谣言,其中最大的来源是文献[11]中使用的谣言数据,也分为健康、社会、科学、传说轶事和其他五类。英文数据集的正常新闻数据主要来自 Twitter,谣言数据通过 github 收集整理。

2.2 实验方案

由于谣言数据收集过程中存在一定误差,经过筛选过滤掉字符少于 20 个和两条数据相似度高于 60% 的数据,共得到可用数据 257 024 条,将正常新闻数据标记为 0,谣言数据标记为 1,存储为 csv 文件进行训练。设置学习率为 0.001,神经元个数为 256,嵌入层 embeddingSize 为 300,数据流 batchSize 为 128,遗弃保留率 dropoutKeepProb 值为 0.5,测试数据与训练数据的比率为 0.8。根据上述配置进行模型训练,训练次数为 4,每加载 40 次训练数据后对模型进行一次评估。在得到训练好的神经网络模型后,根据用户输入的未知文章调用训练好的模型来判断输入文章是否为谣言。

2.3 实验过程与分析

2.3.1 有效性测试实验 正向 LSTM 层的训练过程如图 3 所示。使用真实值与预测值的偏差情况反映模型的拟合能力,偏差值越小,说明模型的拟合能力越强。

由图 3 可以看出,在正向 LSTM 层的训练过程中,偏差值始终在 0 上下波动,说明模型训练过程较

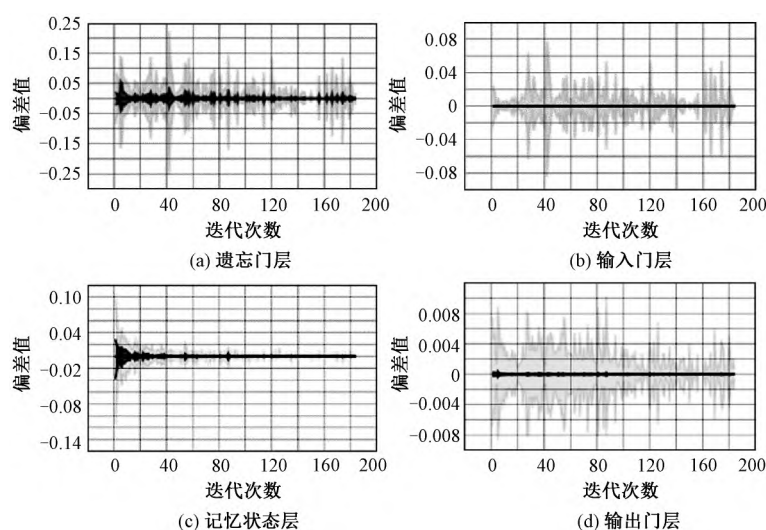


图 3 正向 LSTM 层的训练过程

Figure 3 Training process of forward LSTM layer

为稳定。同时,在正向 LSTM 层的训练过程中,按照数据在神经网络中的传递顺序,从遗忘门层到输出门层,偏差值减小,说明随着模型的不训练,模型

的拟合能力在逐渐增强。反向 LSTM 层的训练过程如图 4 所示。

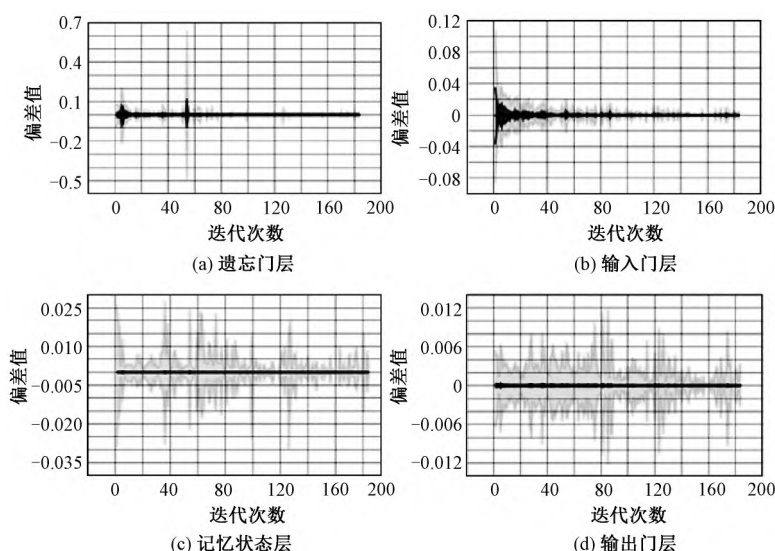


图 4 反向 LSTM 层的训练过程

Figure 4 Training process of reverse LSTM layer

由图 4 可以看出,在反向 LSTM 层的训练过程中,偏差值始终在 0 上下波动,说明模型的训练过程较为稳定。同时,在反向 LSTM 层的训练过程中,按照数据在神经网络中的传递顺序,从遗忘门层到输出门层,偏差值减小,同样说明模型的拟合能力在逐渐增强。

综合图 3 和图 4 可知,经过训练后的 LSTM 层能自动发现那些对于分类起到关键作用的词,形成长期的记忆,从而有效识别谣言的二次传播。

Attention 层的训练过程如图 5 所示。可以看出,随着训练轮次的增加,偏差值在 0 上下波动,说

明训练过程中正常新闻与谣言数据的拟合程度在不断变化,但该值始终维持在区间 $[-0.15, 0.15]$,说明在训练过程中 Attention 层表现较为稳定。

输出层的训练过程如图 6 所示,该图描述了输入与输出的匹配度。可以看出,训练前期匹配度的波动较大,后期波动放缓且趋近于 0,说明训练过程中谣言和正常新闻分类的匹配度逐渐趋于拟合,模型的训练效果较好。

训练过程中损失函数的变化如图 7 所示。损失函数是用来估量模型的预测值与真实值不一致的程度,损失函数越小,模型效果就越好。由图 7 可知,

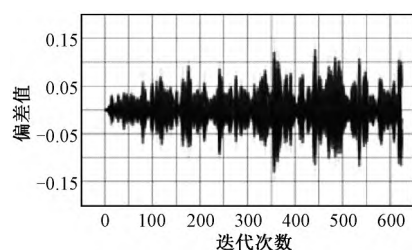


图5 Attention层的训练过程

Figure 5 Training process of Attention layer

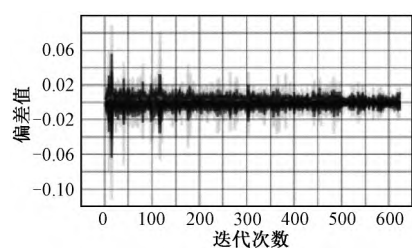


图6 输出层的训练过程

Figure 6 Training process of output layer

损失值在刚开始时很大,随着训练过程的进行逐渐减小,越来越趋近于0,说明该模型的预测值与真实值越来越相近,准确率逐步增高,将该模型用于谣言与正常新闻的分类是可靠的。

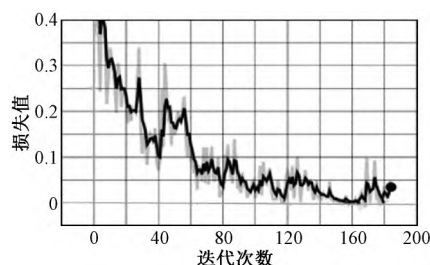


图7 损失函数的变化

Figure 7 Change of loss function

2.3.2 对比实验 对所设计的基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法的准确率进行测试,在真实数据集上进行对比实验。使用二分类问题的精确率、准确率、召回率和 $F1$ 值作为评价指标,定义非谣言为正类,谣言为负类。选择三种基于深度学习的谣言识别方案作为对比方法,分别为基于卷积神经网络的谣言识别方案(CAMI)^[16]、基于卷积神经网络与双向 LSTM 混合的谣言识别方案(CNN-BiLSTM)^[17]和基于深度神经网络的谣言识别方案(DNN-RD)^[18]。将本文方法与上述三种谣言识别方案进行对比,结果如表1所示。

由表1可以看出,与其他三种方案相比,本文方法在谣言识别方面的准确率最高,可以达到94.3%。此外,本文方法在精确率、召回率以及 $F1$ 值指标中

表1 不同模型的对比实验结果

Table 1 Comparative experimental results of different models

方法	类别	评价指标/%			
		准确率	精确率	召回率	$F1$ 值
CAMI ^[16]	谣言	90.9	89.3	92.7	91.0
	非谣言		92.6	89.3	90.8
CNN-BiLSTM ^[17]	谣言	90.9	89.3	90.7	92.0
	非谣言		91.4	86.3	89.8
DNN-RD ^[18]	谣言	86.1	84.3	88.7	83.0
	非谣言		85.6	85.3	84.8
本文	谣言	94.3	91.3	96.2	93.8
	非谣言		95.6	93.3	96.7

均取得了最好的实验结果。说明与其他方案相比,本文所提出的基于 Attention 与 Bi-LSTM 的谣言识别方法在谣言识别方面效果更好,可以实现对所输入谣言信息的准确识别。

3 结语

在当前严峻的网络谣言传播形势背景下,本文提出一种基于 Attention 与 Bi-LSTM 的深度学习谣言识别方法,对用户输入的文本进行判别,及时提醒用户是否阅读到谣言。与传统 RNN 模型相比,本文方法构建了双层 LSTM 结构,解决了 RNN 中的梯度消失问题。此外,引入 Attention 机制能有效地对长序列编解码的时序问题进行关联,从每个句子中捕获最重要的语义信息,并形成长期的记忆,实现针对谣言二次传播的快速识别,弥补传统 RNN 算法在长期记忆方面的不足。未来还可利用云计算技术将模型放入云服务器中,当用户浏览新闻时就可以根据当前浏览数据,实时上传到云服务器进行计算,判别用户是否正在阅读谣言,从而实现对互联网中正在传播的新闻进行实时检测,识别出谣言便可立即拦截,由监测平台方对谣言进行处理,从而降低谣言的传播总量。

参考文献:

- [1] 高玉君,梁刚,蒋方婷,等. 社会网络谣言检测综述[J]. 电子学报, 2020, 48(7): 1421-1435.
GAO Y J, LIANG G, JIANG F T, et al. Social network rumor detection: a survey [J]. Acta electronica sinica, 2020, 48(7): 1421-1435.
- [2] 闫涵,康海燕. 有向重叠社区下考虑兴趣度的谣言免疫策略研究[J]. 郑州大学学报(理学版), 2020, 52(4): 82-88, 95.
YAN H, KANG H Y. Rumor immunization strategy with

- community interest degree in directed overlapping community[J]. Journal of Zhengzhou university (natural science edition) , 2020 , 52(4) : 82-88 , 95.
- [3] TU K F , CHEN C , HOU C Y , et al. Rumor2vec: a rumor detection framework with joint text and propagation structure representation learning [J]. Information sciences , 2021 , 560: 137-151.
- [4] 胡斗,卫玲蔚,周薇,等. 一种基于多关系传播树的谣言检测方法[J]. 计算机研究与发展, 2021 , 58(7) : 1395-1411.
- HU D , WEI L W , ZHOU W , et al. A rumor detection approach based on multi-relational propagation tree [J]. Journal of computer research and development , 2021 , 58(7) : 1395-1411.
- [5] MEEL P , VISHWAKARMA D K. Fake news , rumor , information pollution in social media and web: a contemporary survey of state-of-the-arts , challenges and opportunities [J]. Expert systems with applications , 2020 , 153: 112986-112996.
- [6] YU Y H. Review of the application of machine learning in rumor detection [C] // Proceedings of the 5th International Conference on Control Engineering and Artificial Intelligence. Bristol: IOP Publishing Ltd 2021: 46-52.
- [7] GUO H , CAO J , ZHANG Y Z , et al. Rumor detection with hierarchical social attention network [C] // Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM Press 2018: 943-951.
- [8] KUMAR A , SANGWAN S R. Rumor detection using machine learning techniques on social media [C] // Proceedings of the International Conference on Innovative Computing and Communications. Berlin: Springer Press , 2019: 213-221.
- [9] GUMAEI A , AL-RAKHAMI M S , HASSAN M M , et al. An effective approach for rumor detection of Arabic tweets using eXtreme gradient boosting method [J]. ACM transactions on Asian and low-resource language information processing , 2022 , 21(1) : 1-16.
- [10] KOTTETI C M M , DONG X S , QIAN L J. Ensemble deep learning on time-series representation of tweets for rumor detection in social media [J]. Applied Sciences , 2020 , 10(21) : 7541-7549.
- [11] MA J , GAO W , MITRA P , et al. Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks [C] // International Joint Conference on Artificial Intelligence. Amsterdam: Elsevier Press 2016: 56-66.
- [12] CHEN W L , ZHANG Y , YEO C K , et al. Unsupervised rumor detection based on users' behaviors using neural networks [J]. Pattern recognition letters , 2018 , 105: 226-233.
- [13] ALSAEEDI A , ALSAREM M. Detecting rumors on social media based on a CNN deep learning technique [J]. Arabian journal for science and engineering , 2020 , 45(12) : 10813-10844.
- [14] BIAN T , XIAO X , XU T Y , et al. Rumor detection on social media with Bi-directional graph convolutional networks [C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press , 2020: 549-556.
- [15] SONG C H , YANG C , CHEN H M , et al. CED: credible early detection of social media rumors [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering , 2021 , 33(8) : 3035-3047.
- [16] YU F , LIU Q , WU S , et al. A convolutional approach for misinformation identification [C] // Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Amsterdam: Elsevier Press 2017: 3901-3907.
- [17] RANI N , DAS P , BHARDWAJ A K. A hybrid deep learning model based on CNN-BiLSTM for rumor detection [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Communication and Electronics Systems. Piscataway: IEEE Press , 2021: 1423-1427.
- [18] ASGHAR M Z , HABIB A , HABIB A , et al. Exploring deep neural networks for rumor detection [J]. Journal of ambient intelligence and humanized computing , 2021 , 12(4) : 4315-4333.