

# 基于分层注意力网络的方面情感分析

宋婷<sup>1</sup>, 陈战伟<sup>2</sup>, 杨海峰<sup>1</sup>

1. 太原科技大学计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024;
2. 中国移动通信集团山西有限公司, 山西 太原 030001

## 摘要

基于深度学习的方面情感分析是自然语言处理的热点之一。针对方面情感, 提出基于方面情感分析的深度分层注意力网络模型。该模型通过区域卷积神经网络保留文本局部特征和不同句子时序关系, 利用改进的分层长短期记忆网络(LSTM)获取句子内部和句子间的情感特征。其中, 针对LSTM添加了特定方面信息, 并设计了一个动态控制链, 改进了传统的LSTM。在SemEval 2014的两个数据集和Twitter数据集上进行对比实验得出, 相比传统模型, 提出的模型的情感分类准确率提高了3%左右。

## 关键词

深度学习; 方面情感; 区域卷积神经网络; 分层长短期记忆网络; 注意力机制; 动态控制链

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2020045

## *Aspect sentiment analysis based on a hierarchical attention network*

SONG Ting<sup>1</sup>, CHEN Zhanwei<sup>2</sup>, YANG Haifeng<sup>1</sup>

1. College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China
2. China Mobile Communications Group Shanxi Co., Ltd., Taiyuan 030001, China

## *Abstract*

Aspect sentiment analysis based on deep learning is one of the hot spots in natural language processing. Aiming at aspect sentiment, a deep hierarchical attention network model based on aspect sentiment analysis was proposed. The local features of the text and the temporal relationship of different sentences were retained in model through the convolutional neural network, and the emotional features within and between sentences were obtained by using the layered long short-term memory network (LSTM). Among them, specific aspects of information were added to LSTM and a dynamic control chain was designed to improve the traditional LSTM. A comparative experiment is conducted on the two data sets in SemEval 2014 and the Twitter data set. Compared with the traditional model, the accuracy of sentiment classification of the proposed model increases by about 3%.

## *Key words*

deep learning, aspect sentiment, regional convolutional neural network, layered long short-term memory, attention mechanism, dynamic control chain

## 1 引言

社交网络的使用日益频繁,如何从网络中挖掘并抽取用户的情感信息是自然语言处理的研究热点之一。基于方面的情感分析可针对不同方面挖掘用户深层次的情感,首先区分文本中同一实体的不同属性<sup>[1]</sup>,这是方面情感分析的第一个子任务——方面词的提取,提取的内容可以是一个单词,也可以是一个短语;接着针对各个方面词分析情感极性。例如句子“Good food but dreadful service at that restaurant”,通过分析可知,该语句评论的实体是餐厅,分别对两个方面(即food和service)进行了相应的情感表达,二者的情感极性分别是积极和消极。在初期研究中,文本的分类问题使用的是传统的机器学习方法,首先在训练集上分析、提取数据信息,构建分类模型,从而预测未被标注的数据。传统机器学习构建手工特征的方法是人工规则和特征工程,这是一个较为烦琐的过程<sup>[2]</sup>。近年来,深度学习被广泛应用在自然语言处理领域,并取得了较好的成绩,深度学习结合注意力机制在基于方面的情感分析中取得了比传统网络模型更好的效果。深度学习还被应用在机器翻译<sup>[3]</sup>、句子对建模<sup>[4]</sup>等方面。深度学习最大的特点是能自动学习批量数据,继而挖掘数据中的潜在特征,利用注意力机制加深对目标内容的关注,在训练过程中依次调整参数<sup>[5-6]</sup>。

目前结合深度学习的方面情感分析模型还存在许多问题,如基于卷积神经网络的模型使用滤波器仅获取文本句子内部对象的依赖关系;单层的基于循环神经网络的模型结合注意力机制可获取文本的长距离关系,却忽略了句子间的依赖关系。

基于以上问题,本文提出基于方面情感分析的深度分层注意力网络模型(hierarchical attention network model for aspect-based sentiment analysis, HANMAS),该模型结合区域卷积神经网络和改进的分层长短期记忆网络(LSTM),围绕方面目标,既通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)单词层和单词层LSTM保留了句子的局部特征信息和依赖关系,又通过句子层LSTM获得了句子间的情感依赖关系。本文提出的模型在传统LSTM中嵌入特定方面目标,设计一条动态控制链,通过控制单元获取对应的远距离情感信息,从而获得深层次的方面情感信息。笔者在SemEval 2014的两个数据集和Twitter数据集上进行实验,实验结果表明,相比于基于方面情感的传统神经网络模型和基于注意力机制的网络模型,本文模型的情感分类准确率相对较高。

## 2 相关工作

基于方面的情感分类属于细粒度分类任务,传统的情感分类方法有支持向量机、朴素贝叶斯、最大熵等,深度神经网络是当下比较常用的方法。

卷积神经网络和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)是常用的针对情感分析任务的深度网络模型<sup>[7]</sup>。卷积神经网络通过卷积操作提取文本的局部特征,无时序性;循环神经网络根据上一时序状态和当前输入确定当前网络状态,由此获得网络时序性。参考文献[8]在传统卷积神经网络的基础上,依靠门控制部件输出不同特定方面对应的信息,使模型性能得到了有效提升。参考文献[9]采用LSTM获取句子的情感信息,LSTM是RNN的变

体,其网络嵌入了上一时刻的状态值,使模型较好地解决了长距离依赖问题。参考文献[10]在传统的卷积神经网络基础上结合了注意力机制,分别获取词向量、词性、位置信息的注意力计算,是一个多注意力机制的卷积网络,此方法在未获取外部知识的状态下得到了方面情感极性。Wang Y Q等人<sup>[11]</sup>提出基于方面嵌入的长短期记忆网络(LSTM with aspect embedding, AE-LSTM)和基于注意力机制的方面级长短期记忆网络(attention-based LSTM with aspect embedding),这两种网络都是基于传统长短期记忆网络建模的,它们基于方面目标信息获取上下文特征,结合句子隐藏状态计算注意力向量,由此得到情感分类结果,后者比前者更加突出了方面目标信息的嵌入。参考文献[12]基于特定方面目标信息,结合长短期记忆网络和卷积神经网络,分别获取文本长距离依赖,且通过注意力机制获得句子表示,取得了较好的分类结果。参考文献[13]提出了嵌入常识知识的长短期记忆网络(attentive LSTM with commonsense knowledge, Senti-LSTM)模型的特定方面情感分析,其中利用情感常识分析文本内容,获得了较优的模型性能。Tang D U等人<sup>[14]</sup>提出了目标依赖情绪分类长短期记忆网络(TD-LSTM)模型和目标连接长短期记忆网络(target-connection LSTM, TC-LSTM)模型的方面情感分析,两种模型都结合特定方面目标嵌入了上下文语义。参考文献[15]结合注意力机制提出自注意力网络(transformer),设计了多头注意力机制来获取深层次注意力信息。Ruder S等人<sup>[16]</sup>提出了分层的双向LSTM模型来获取句子级别的相互关系。

以上工作大多围绕深度神经网络和注意力机制进行研究。

### 3 基于方面情感分析的深度分层注意力网络模型

本节主要介绍基于方面情感分析的深度分层注意力网络模型的相关细节。该模型通过区域卷积神经网络和改进的分层长短期记忆网络获取情感分类。图1为基于方面情感分析的深度分层注意力网络模型,由以下4个部分组成。

- 区域卷积层。根据不同方面目标将句子划分为不同区域,对于每个独立特定方面,卷积神经网络将抽取局部情感信息。
- 改进的单词层LSTM。在传统LSTM中嵌入了句子特定方面信息,设计一条动态控制链,通过控制单元获取相应方面目标远距离情感信息,得到改进的嵌入方面信息的长短期记忆网络(LSTM with aspects, A-LSTM)。
- 句子层LSTM。基于改进的LSTM,区域卷积层的输出和改进的单词层LSTM的输出合并进入句子层LSTM,获取基于特定方面目标的整个文本句子间的依赖关系。
- 情感输出层。获取分类结果。

#### 3.1 任务定义

给定句子  $s = \{w_s^1, w_s^2, \dots, w_s^n\}$ , 包含  $n$  个单词, 其中  $w^i$  为句子  $s$  的第  $i$  个元素;  $A$  为句子的特定方面表示, 句子通常包含 0 个或若干个方面目标(方面词); 给定方面词  $\text{Asp} = \{w_a^1, w_a^2, \dots, w_a^m\}$ , 包含  $m$  个单词。通过向量化表示得到句子  $s$  的词向量矩阵  $W_s = [wv^1, wv^2, \dots, wv^n]$ ,  $wv \in R^{d_1}$ , 方面目标词的词向量矩阵  $W_{\text{Asp}} = [wa^1, wa^2, \dots, wa^m]$ ,  $wa \in R^{d_2}$ , 其中  $d_1$ 、 $d_2$  是词向量的维度。研究目标是基于方面目标获取句子的情感极性, 基于

不同方面目标将句子划分为不同的独立语句,依次判断情感极性。

### 3.2 区域卷积层

区域卷积层将句子划分为包含多个方面的目标子句,通过注意力机制重点关注各个方面目标及其上下文语义。本文根据句子中不同方面词将句子分割成若干个独立部分,由此分别获取不同方面的情感极性。假设句子  $s = \{w_s^1, w_s^2, \dots, A_1, \dots, A_2, \dots, w_s^n\}$  包含两个方面词  $A_1$ 、 $A_2$ , 根据方面词  $A_1$  和  $A_2$  将句子分割成两个独立的目标子句:  $s_1 = \{w_s^j, w_s^{j+1}, \dots, A_1, \dots, w_s^{j+z-2}\}$  和  $s_2 = \{w_s^j, w_s^{j+1}, \dots, A_2, \dots, w_s^{j+z-2}\}$ , 每个子句的长度是  $z$ 。若句子包含0个或1个方面目标,则只得到一个目标区域,即一个目标子句。每个独立的目标子句进入卷积神经网络,通过第  $i$  个卷积核进行卷积操作,得到  $c_i$ , 如式(1)所示:

$$c_i = f(w \cdot s_i + b) \quad (1)$$

其中,卷积核长度为  $l$ , 参数  $w \in R^{d \times l}$  和  $b$  分别为卷积核的权重矩阵和偏置项。由此得到目标子句的特征图  $c \in R^{z-l+1}$ , 如式(2)所示:

$$c = [c_1, c_2, \dots, c_{z-l+1}] \quad (2)$$

通过局部特征下采样抽取每个特征图最重要的特征  $\hat{c} = \max\{c\}$ , 下采样方法利用最大池化(max-over-time pooling)获取局部特征,  $k$  个卷积核得到的特征如式(3)所示:

$$\hat{c} = [\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_k] \quad (3)$$

### 3.3 改进的单词层LSTM

通过分层的LSTM得到了单词层(句子内部)、句子层(句子之间)特征信息,本节介绍改进的A-LSTM,以便获取单词层

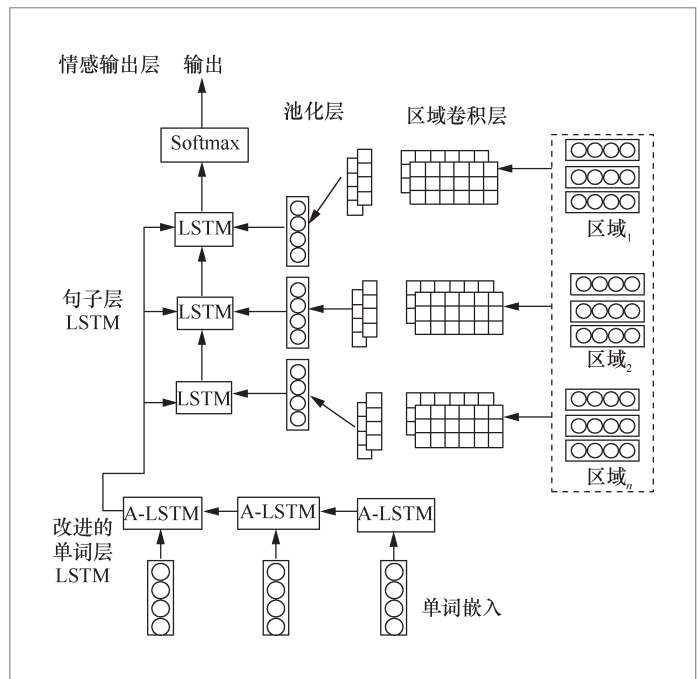


图1 基于方面情感分析的深度分层注意力网络模型

的特征信息,同时,在改进的A-LSTM基础上构建单词层LSTM。

#### 3.3.1 A-LSTM

将方面目标嵌入传统的LSTM,在此基础上设计动态控制链,通过动态控制单元获取上下文记忆,利用注意力机制更有效地围绕方面词获取情感信息。A-LSTM如图2所示。

图2中包含3条控制链:  $w_a^j$ , 第  $j$  个方面目标词向量;  $h_{t-1}^j$ , 针对方面目标  $j$ , 上一时刻网络隐藏层记忆状态;  $z_{t-1}^j$ , 针对方面目标  $j$ , 动态控制链上一时刻的网络状态值。  $k_t^j$ 、 $h_t^j$ 、 $z_t^j$  分别表示方面目标  $j$  的门控单元、现时刻网络隐藏层记忆状态、动态控制链现时刻网络状态值。动态控制链上的动态控制单元是门控循环单元(gated recurrent unit, GRU), 其获取上下文语义的长距离依赖信息, 针对方面目标  $j$ , 通过门控单元和动态控制单元计算网络的



$$y = \text{softmax}(Ws' + b) \quad (12)$$

其中,  $W$ 为全连接层权重参数,  $b$ 为全连接层偏置项,  $s'$ 为句子层LSTM的输出。本文使用反向传播算法训练网络模型, 通过最小化交叉熵优化模型, 计算损失函数loss:

$$\text{loss} = -\sum_{i \in D} \sum_{j \in C} \hat{y}_i^j \log y_i^j + \lambda \|\theta\|^2 \quad (13)$$

其中,  $D$ 为训练集大小,  $C$ 为数据类别数,  $y$ 为文本的预测类别(即情感分类输出),  $\hat{y}$ 为实际的类别,  $\lambda \|\theta\|^2$ 为 $L_2$ 正则项。

## 4 实验及结果分析

### 4.1 数据集

本文提出基于方面情感分析的深度分层注意力网络模型, 通过对比SemEval 2014的Laptop、Restaurant数据集以及Li D等人发布的Twitter数据集<sup>[17]</sup>, 分析模型性能。数据集中分别含有4种极性的情感: 积极、消极、中立、冲突, 冲突类别在数据集中所占比例较低, 因此实验中仅保留积极、消极、中立类别。数据集信息见表1。

### 4.2 评价指标和参数设置

模型性能以分类准确率为评价标准, 使用Glove词向量方法初始化句子单词向量及方面向量, 维度为300。采用均匀分布

$U(-0.1, 0.1)$ 对未登录词进行初始化, 偏置初始化为0, 训练采用Adam优化器更新模型参数。区域卷积神经网络目标区域的长度设置为30, 窗口大小分别设置为整数2至5, 每种大小的窗口的个数设为100, 随机失活率(dropout)设置为0.5。

### 4.3 对比模型

将本文模型分别与以下模型进行对比, 以验证本文模型的性能。

- 卷积神经网络(CNN): 基于传统的卷积神经网络构建模型, 模型将独立句子作为输入, 未嵌入方面目标信息, 获取文本句子内单词间依赖关系<sup>[18]</sup>。

- 长短期记忆网络(LSTM): 基于传统的长短期记忆网络构建模型, 模型将独立句子作为输入, 未嵌入方面目标信息, 获取文本句子内单词间依赖关系<sup>[19]</sup>。

- 基于注意力机制的卷积神经网络(convolutional neural network based on attention mechanism, ATT-CNN): 基于传统的卷积神经网络构建模型, 模型针对特定方面加入注意力机制获取句子内情感关注信息, 将独立句子作为输入<sup>[4]</sup>。

- 基于注意力机制的方面级长短期记忆网络(attention-based LSTM with aspect embedding, ATAE-LSTM): 基于传统的长短期记忆网络构建模型, 模型针对特定方面加入注意力机制获取句子内

表1 数据集信息

情感极性	Restaurant		Laptop		Twitter	
	训练集/个	测试集/个	训练集/个	测试集/个	训练集/个	测试集/个
积极	2 164	728	994	341	1 561	173
消极	807	196	870	128	1 560	173
中立	637	196	464	169	3 127	346
总计	3 608	1 120	2 328	638	6 248	692

情感关注信息<sup>[11]</sup>。

- 带有长短期记忆网络的词嵌入 (composing word embeddings with LSTM, LSTM-R)算法: 基于传统的长短期记忆网络构建模型, 模型将整体文本作为输入, 针对特定方面未关注其注意力机制<sup>[20]</sup>。

- 交互式注意力网络 (interactive attention network, IAN): 用于多层次语义分类, 利用注意力机制针对特定方面获取情感信息<sup>[21]</sup>。

- 基于词-方面关联融合的长短期记忆网络 (LSTM based on word-aspect association fusion, AF-LSTM): 利用一个连接层, 通过注意力机制结合方面信息获取情感分类<sup>[22]</sup>。

- 支持向量机 (support vector machines, SVM): 将支持向量机作为分类器来抽取特征<sup>[2]</sup>。

#### 4.4 实验结果

本文模型 (HANMAS) 同上述模型的对比结果见表2。

表2中数据是不同模型在3个数据集

表2 不同模型的方面级情感分类准确率

模型名称	数据集		
	Restaurant	Laptop	Twitter
CNN	67.23%	59.32%	70.03%
LSTM	74.30%	66.50%	66.50%
ATT-CNN	68.19%	62.11%	72.18%
ATAE-LSTM	78.50%	69.27%	69.88%
LSTM-R	75.98%	72.59%	—
IAN	78.60%	72.10%	—
AF-LSTM	75.44%	68.81%	—
SVM	80.00%	70.49%	—
HANMAS	79.85%	75.44%	76.39%

上的实验结果, 数据集中包含积极、中立、消极3种类别, 分析可得三分类实验的分类准确率普遍低于以往文献<sup>[8-16]</sup>中的仅包含积极、消极的二分类结果。几种对比模型中基于循环神经网络的模型 (LSTM、ATAE-LSTM) 优于基于卷积神经网络的模型 (CNN、ATT-CNN); 在LSTM上嵌入注意力机制的模型 (ATT-CNN、ATAE-LSTM、IAN) 的分类效果好于单一的传统模型; 嵌入方面信息分别获取情感分类的模型 (ATT-CNN、ATAE-LSTM、LSTM-R) 的分类准确率有显著提高; 将整体文本作为输入的模型 (LSTM-R) 获取了句子间的依赖关系, 分类准确率明显优于将独立句子作为输入的模型 (LSTM)。

本文提出的模型性能优于几种对比模型。本文提出的模型针对特定方面通过注意力机制获取情感信息, 通过改进的分层LSTM深层次地获取句子内部局部特征和句子时序关系以及句子之间的依赖关系, 对比同样结合方面信息的网络模型, 在数据集Restaurant上取得接近SVM的分类性能, 在数据集Laptop和Twitter上得到了较好的分类效果。本文提出的模型层次复杂, 算法复杂度较一般模型有所提高, 模型通过增加模型层次和算法复杂度得到了更高的准确率。

#### 4.5 A-LSTM性能

本节针对改进的A-LSTM进行对比实验, 在数据集Restaurant上分别选取2个、4个、6个方面目标嵌入网络模型, 验证模型的二分类结果, 结果如图3所示。随着方面目标数量的增多, 模型分类准确率能够保持平稳, 说明当面对多方面目标文本时, 模型有较好的扩展性能, 尤其当分类数量增多时, 模型分类准确率优于对比模型。

A-LSTM在实验中经过若干次迭代,通过计算平均损失值判断网络性能,结果如图4所示。随着迭代次数的增加,两种模型的平均损失逐渐降低,但改进后的A-LSTM模型性能较好,在多次迭代下模型收敛的速度较快。

## 5 结束语

本文基于方面情感分析,提出结合区域卷积神经网络和改进的分层LSTM的深度分层注意力网络模型,模型通过卷积神经网络保留文本局部特征信息和不同句子时序关系,利用分层注意力LSTM获取句子内部和句子间的情感特征,其中通过添加特定方面信息并设计一个内部动态控制链,对传统LSTM进行了改进。经过实验对比,验证了本文模型的有效性,与基于方面情感的传统深度网络模型和基于注意力机制的网络模型相比,文本情感分类准确率得到了有效提升。对于包含跨领域词汇和网络用语句子的方面情感分析,本文模型情感分类效果有待提高,此问题将是下一步的研究内容。

## 参考文献:

- [1] PANG B, LEE L. Opinion mining and sentiment analysis[J]. Foundations and Trends in Information Retrieval, 2008, 2(1-2): 1-135.
- [2] KIRITCHENKO S, ZHU X D, CHERRY C, et al. NRC-Canada-2014: detecting aspects and sentiment in customer reviews[C]// The 8th International Workshop on Semantic Evaluation. [S.l.:s.n.], 2014: 437-442.
- [3] SU J S, ZENG J L, XIONG D Y, et al. A hierarchy-to-sequence attentional neural machine translation model[J]. IEEE/

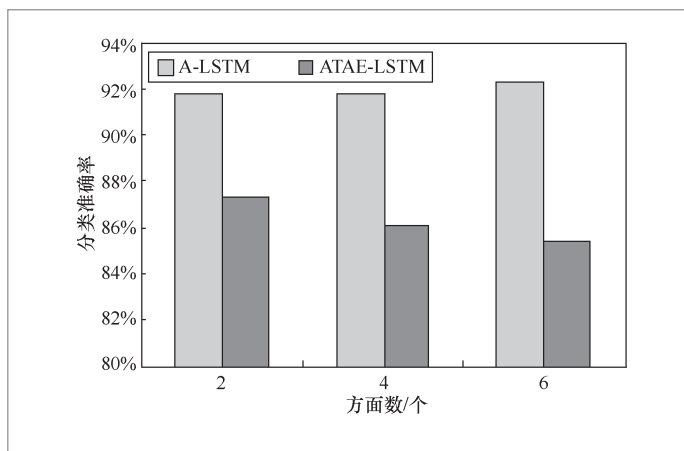


图3 嵌入不同数量方面目标的分类准确率对比

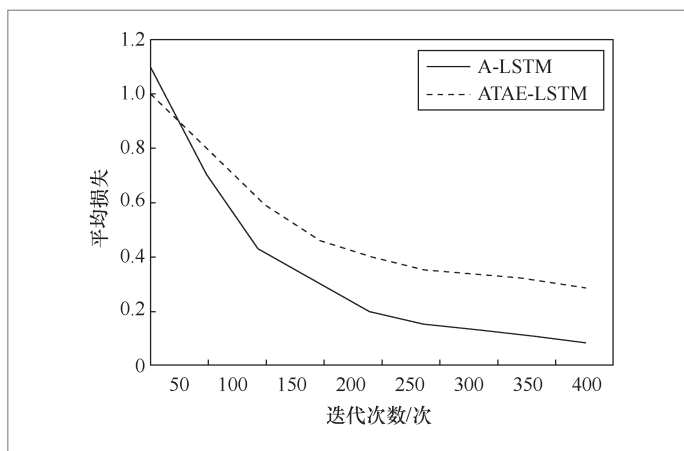


图4 收敛速度对比

ACM Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2018(99): 1-1.

- [4] YIN W P, SCHUTZE H, XIANG B, et al. Attention-based convolutional neural network for modeling sentence pairs[J]. Transaction of the Association for Computational Linguistics, 2016, 4(11): 259-272.
- [5] AL-RIFAIE M M, BISHOP J M. Swarmic sketches and attention mechanism[C]// International Conference on Evolutionary and Biologically Inspired Music and Art. Heidelberg: Springer, 2013.
- [6] LUMER E D. Selective attention to perceptual groups: the phase tracking

- mechanism[J]. *International Journal of Neural Systems*, 1992, 3(1): 1-17.
- [7] ZHANG Z, ROBINSON D, TEPPER J. Detecting hate speech on Twitter using a convolution-GRU based deep neural network[C]// *ESWC 2018*. Cham: Springer, 2018.
- [8] XUE W, LI T. Aspect based sentiment analysis with gated convolutional networks[C]// *The 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Stroudsburg: ACL, 2018: 2514-2523.
- [9] XIAO R, CUI X H, ZHOU P P, et al. LSTM based on the classification of emotion about user evaluation on shopping site[C]// *2016 International Conference on Identification, Information and Knowledge in the Internet of things*. Piscataway: IEEE Press, 2016.
- [10] 梁斌, 刘全, 徐进, 等. 基于多注意力卷积神经网络的特定目标情感分析[J]. *计算机研究与发展*, 2017, 54(8): 1724-1735.
- LIANG B, LIU Q, XU J, et al. Emotional score of specific target based on multi-attention convolutional neural network[J]. *Computer Research and Development*, 2017, 54 (8): 1724-1735.
- [11] WANG Y Q, HUANG M L, ZHU X Y, et al. Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification[C]// *The 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. [S.l.:s.n.], 2016: 606-615
- [12] ZHU Y H, GAO X, ZHANG W L, et al. A bi-directional LSTM-CNN model with attention for aspect-level text classification[J]. *Future Internet*, 2018, 10(12): 116-127.
- [13] MA Y K, PENG H Y, CAMBRIA E. Targeted aspect-based sentiment analysis via embedding commonsense knowledge into an attentive LSTM[C]// *The 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Menlo Park: AAAI Press, 2018: 2576-5883.
- [14] TANG D U, QIN B, FENG X C, et al. Effective LSTMs for target dependent sentiment classification[C]// *The 26th International Conference on Computational Linguistics*. [S.l.:s.n.], 2016: 3298-3307.
- [15] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// *The 31st Conference on Neural Information Processing Systems*. Cambridge: MIT Press, 2017: 6000-6010.
- [16] RUDER S, GHAFFARI P, BRESLIN J G. A hierarchical model of reviews for aspect-based sentiment analysis[J]. *arXiv preprint*, 2016, arXiv:1609.02745.
- [17] LI D, WEI F R, TAN C Q, et al. Adaptive recursive neural network for target-dependent Twitter sentiment classification[C]// *The 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. [S.l.:s.n.], 2014: 49-54.
- [18] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[C]// *The 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. [S.l.:s.n.], 2014: 1746-1751.
- [19] LIU J M, ZHANG Y. Attention modeling for targeted sentiment[C]// *The 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. [S.l.:s.n.], 2017: 572-577.
- [20] WANG X, LIU Y C, SUN C J, et al. Predicting polarities of Tweets by composing word embeddings with long short-term memory[C]// *Meeting of the Association for Computational Linguistics & the International Joint Conference on Natural Language Processing*. [S.l.:s.n.], 2015: 1343-1353.
- [21] MA D H, LI S J, ZHANG X D, et al. Interactive attention networks for aspect-level sentiment classification[C]// *The 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. [S.l.:s.n.], 2017.

[22] TAY Y, LUU A T, HUI S C. Learning to attend via word-aspect associative fusion for aspect-based sentiment

analysis[C]// National Conference on Artificial Intelligence. [S.l.:s.n.], 2018: 5956-5963.

#### 作者简介



**宋婷** (1984- ), 女, 太原科技大学计算机科学与技术学院中级实验师, 主要研究方向为人工智能与数据挖掘。



**陈战伟** (1984- ), 男, 中国移动通信集团山西有限公司高级工程师, 主要研究方向为人工智能与数据挖掘。



**杨海峰** (1980- ), 男, 博士, 太原科技大学计算机科学与技术学院教授, 主要研究方向为人工智能与数据挖掘。

收稿日期: 2020-04-10

# 基于区块链的链上数据安全共享体系研究

刘彦松<sup>1</sup>, 夏琦<sup>1</sup>, 李柱<sup>1</sup>, 夏虎<sup>1</sup>, 张小松<sup>1</sup>, 高建彬<sup>2</sup>

1. 电子科技大学计算机科学与工程学院, 四川 成都 611731;

2. 电子科技大学资源与环境学院, 四川 成都 611731

## 摘要

针对人们在日益增长的数字化交互过程中越来越多地出现隐私直接或间接泄露的问题, 主要研究基于区块链网络建立一套链上数据安全共享体系, 基于密文策略的属性加密的访问控制算法以及同态加密算法实现链上数据的可靠共享, 提出了一种链上数据共享架构, 最后进行了仿真实验, 并分析了实验结果。这项工作有效解决了恶意参与方利用区块链的交易透明性进行数据分析的问题, 并保证了用户数据在共享流程中的隐私安全。

## 关键词

数据共享; 区块链; 基于密文策略的属性加密; 同态加密; 隐私安全

中图分类号: TP309.2

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2020046

## *Research on secure data sharing system based on blockchain*

LIU Yansong<sup>1</sup>, XIA Qi<sup>1</sup>, LI Zhu<sup>1</sup>, XIA Hu<sup>1</sup>, ZHANG Xiaosong<sup>1</sup>, GAO Jianbin<sup>2</sup>

1. School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

2. School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

## *Abstract*

In view of the increasing number of people in the digital interaction process of direct or indirect disclosure of privacy issues, the establishment of a set of data security sharing system based on blockchain network, the access control algorithm based on ciphertext-policy attribute-based encryption and the homomorphic encryption algorithm provides reliable chain data sharing were mainly researched. Data sharing on chain architecture for data sharing on the chain was proposed. Finally, simulation experiments were carried out, and the results of experimental data were analyzed. The work effectively solves the problem of malicious parties using the transaction transparency of blockchain for data analysis and ensures the privacy security of user data in the sharing process.

## *Key words*

data sharing, blockchain, ciphertext-policy attribute-based encryption, homomorphic encryption, privacy security