

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107479

# 基于长短期记忆网络的电网数据自动摘要研究\*

杨涛<sup>1,2</sup> 黄良<sup>1</sup> 吴建蓉<sup>1</sup> 申彧<sup>1</sup> 李冶<sup>1</sup>

(1. 贵州电网有限责任公司电力科学研究院 贵阳 550002; 2. 清华大学电机工程与应用电子技术系 北京 100062)

**摘要:** 出于在混合大数据中准确且高效地提取电网相关价值性信息的目的,研究基于长短期记忆网络与人工蜂群优化算法的电网数据自动摘要算法。进行双向 LSTM 学习目标词语前后文信息的设计,增加注意力机制,对电力范畴词汇及术语进行提取,借助条件随机场模型执行对嵌入序列的训练任务,预测句子是否可划归至电力范畴,在改进人工封群优化算法的支持下,优化处理大数据电力摘要提取问题,从混合大数据中将价值最高的电力相关数据确定下来。基于实际电网数据对本文算法进行验证,结果显示该算法获得了较好的效果。

**关键词:** 摘要提取;大数据分析;长短期记忆网络;人工蜂群优化算法

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Automatic extracting abstracts of power grid data based on long short term memory network

Yang Tao<sup>1,2</sup> Huang Liang<sup>1</sup> Wu Jianrong<sup>1</sup> Shen Yu<sup>1</sup> Li Ye<sup>1</sup>

(1. Electric Power Research Institute of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, China;

2. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100062, China)

**Abstract:** For the purpose of accurately and efficiently extracting grid related value information from mixed big data, an automatic power grid data summarization algorithm based on long and short term memory network and artificial colony optimization algorithm is studied. Design the contextual information of the bidirectional LSTM learning target words, increase the attention mechanism, and extract the electric power category words and terms. The conditional random field model performs training tasks on embedded sequences to predict whether sentences can be classified into the category of electricity. With the support of the improved artificial clustering optimization algorithm, the problem of extracting power abstracted from big data is optimized, and the most valuable power related data is determined from the mixed big data. The proposed algorithm is validated based on actual grid data, and the results show that the proposed algorithm achieves good results.

**Keywords:** abstract extraction; big data analysis; long short term memory networks; artificial bee colony algorithm

### 0 引言

由国家电网领导的电力行业通过实施电力光纤等智能电网工程<sup>[1]</sup>,使电网与电信网、广播电视网、互联网等有机融合,力促“三网”变“四网”。多网融合的趋势能够提升每个网络的价值,并能够催生出新的应用场景<sup>[2]</sup>,但随之产生的海量数据会引起严重的信息过载问题<sup>[3]</sup>。从海量的混合数据中提取有用信息是数据分析领域一项极为重要的工作,文本数据是网络数据的一种重要存在形式,而自动文本摘要技术<sup>[4]</sup>是从海量信息中获取有价值信息的一项关键技术,通过机器将长文本概括成凝练简洁的摘要,可从海量文

本数据中快速地获取所需信息,以有效解决信息过载。

现有学者研究相对集中,常见的自动文本摘要技术主要分为抽取式方法<sup>[5]</sup>和生成式方法<sup>[6]</sup>两种类型,抽取式方法从文档集中选择重要的句子构成摘要,生成式方法根据文档的核心思想构建摘要。得益于人工神经网络的迅速发展,许多研究人员借助循环神经网络(recurrent neural network, RNN)对依赖关系的提取能力,提出了准确高效的摘要提取技术<sup>[7]</sup>,但需要耗费很多时间,如何加快训练速度,提升效率是关键问题之一。文献[8]设计了分层的自适应循环神经网络结构 HSA-RNN,利用 HSA-RNN 实现了生成式自动摘要技术,所生成的摘要具有较好的准确性,但

收稿日期:2021-08-04

\* 基金项目:基于多维分析的省级集中可视化专利地图研究及应用项目(GZKJXM20180941)资助

所提取的信息较为分散。为 RNN 增加注意机制能够从众多信息中选择出对当前任务目标更关键的信息,文献[9]提出了一种改进的注意力机制应用模型来挖掘评论摘要特征,支持端到端地生成评论摘要的每一个词,但其设计非常负责,不利于研究工作的顺利与高效开展。长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)<sup>[10]</sup>是一种 RNN 网络结构,解决了 RNN 缺乏长期记忆能力的问题,能够对记忆进行有选择地更新,方旭等<sup>[11]</sup>通过对 LSTM 进行研究,构建一个基于注意力机制的序列到序列模型(Seq2Seq),利用原文的核心词对生成的摘要进行修正,不过根据目前的大量研究,虽然 LSTM 在自动文本摘要问题上总体具有一定优势,但所设计的网络结构对文本摘要的性能具有明显的影响<sup>[12-13]</sup>。

条件随机场模型<sup>[14-15]</sup>拥有可进行长距离信息依赖的特点,可以充分利当前词前后词的属性对当前词进行更加准确的判断,为了在海量数据库中准确、高效地提取出电网相关的有价值信息,本文提出了一种基于条件随机场与长短期记忆网络的电网潜在数据自动摘要算法。首先,采用双向长短期记忆网络学习文字和词语的嵌入表示,然后,对人工蜂群优化算法的雇佣蜂阶段和观察蜂阶段进行了修改,通过人工蜂群优化算法对大数据电力摘要提取问题进行优化处理,从混合大数据中选出最具价值的电力相关数据。

## 1 多文档摘要提取

### 1.1 算法框架设计

图 1 是算法的主要步骤。首先对原档集进行预处理,包括句子分割处理、删除标点符号处理,然后通过上一小节的方法检测所有文档中的电力相关术语,最终提取电力相关的摘要。

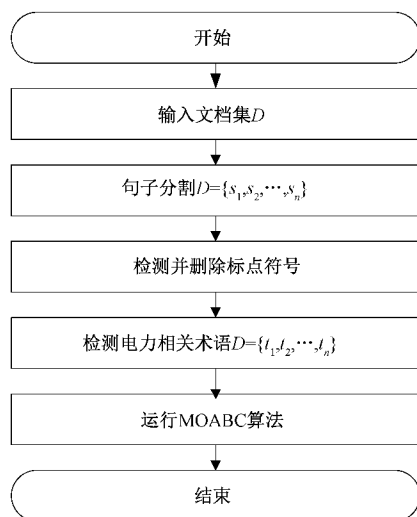


图 1 电力文档集的摘要提取流程

### 1.2 提取电力相关术语

图 2 所示为提取电力术语的流程,具体步骤如下。

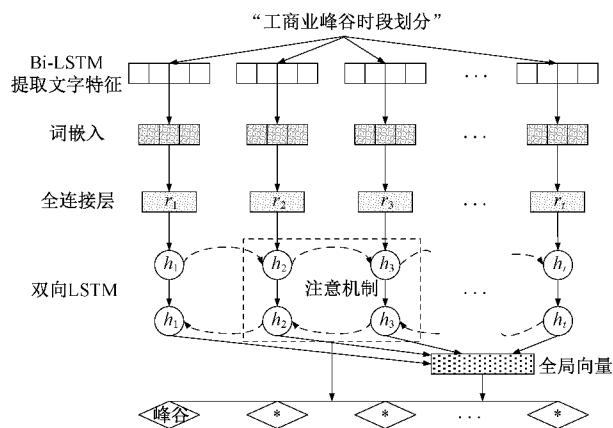


图 2 提取电力相关术语的流程

步骤 1. 向模型输入一个句子, Bi-LSTM 提取文字的嵌入表示。

步骤 2. 基于电力语料库训练词向量, 初始化词的 word2vec 嵌入表示。

步骤 3. 将词嵌入表示和文字嵌入表示传入全连接网络, 输出 200 维的向量。

步骤 4. 将词嵌入序列送入条件随机场模型, 条件随机场预测句子的标记。

#### 1) 基于 Bi-LSTM 的字嵌入

采用 Bi-LSTM 网络提取文字的特征, LSTM 的结构如图 3 所示。Bi-LSTM 处理文字序列, 获得文字的嵌入表示, 然后把嵌入表示传入正向 LSTM 和反向 LSTM 级联处理, 获得一个固定长度的向量表示。采用双向 LSTM 模型能够同时保留文字上下文的信息。

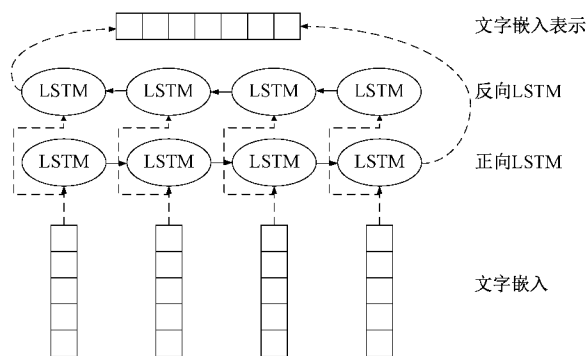


图 3 Bi-LSTM 网络提取文字的特征

#### 2) 基于 Bi-LSTM 的字嵌入

网络包含一个全连接层将文字表示聚合。将 3 个级联的表示传入全连接网络, 全连接层采用 ReLU 激活函数。全连接层的输出包含了每种表示的最显著特征, 将其作为最终的词向量  $x_i$  :

$$x_i = [v_{word} \oplus v_{cm} \oplus v_{lstm}] \quad (1)$$

式中: “ $\oplus$ ”表示向量的级联操作。

最终的词嵌入表示为:

$$w_i = f(W_i x_i + b) \quad (2)$$

式中:  $x_t$  为词向量, 全连接网络的权重矩阵  $W_t$  和偏置向量  $b$ 。  $x_t$  向量的长度设为 200。

### 1.3 相似性度量

设  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$  是从文档集  $D$  中提取的术语集,  $m$  为术语数量。将  $D$  的每个句子  $s_i$  表示成一个术语  $s_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{im})$ , 元素  $\omega_{ik}$  表示术语  $t_k$  在句子  $s_i$  中的权重。采用词频-反文件频率 (term frequency inverse document frequency, TF-IDF) 计算每个元素  $\omega_{ik}$ , 计算方法为:

$$\omega_{ik} = tf_{ik} \cdot \log(n/n_k) \quad (3)$$

式中:  $tf_{ik}$  表示  $t_k$  在句子  $s_i$  中的出现次数,  $\log(n/n_k)$  计算了  $n_k$  在  $D$  中的数量,  $n$  为  $D$  中的句子数量。

将文档集  $D$  的内容表征为  $D$  中所有术语的平均权重, 为  $D$  分配一个向量  $O = (o_1, o_2, \dots, o_m)$ ,  $O$  表示了文档集  $D$  的中心,  $o_k$  的计算式为:

$$o_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_{ik} \quad (4)$$

计算权重间余弦相似性作为最终距离, 计算式为:

$$sim(s_i, s_j) = \frac{\sum_{k=1}^m \omega_{ik} \omega_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m \omega_{ik}^2 \cdot \sum_{k=1}^m \omega_{jk}^2}} \quad (5)$$

式中:  $s_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{im})$  和  $s_j = (\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{jm})$  表示两个句子。

### 1.4 多文档归纳的问题模型

设  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$  表示一个文档集,  $D$  的句子集表示为  $\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 。多文档归纳的目标是搜索一个句子子集  $S \subset D$ , 使其具有最佳的内容覆盖率、最少的冗余以及最短的长度。最大化内容覆盖率和最小化冗余是两个冲突目标, 本文借助人工蜂群优化算法寻找多目标问题的帕累托最优解。

1) 最大化内容覆盖率: 设  $x_i$  是一个二值变量,  $x_i = 1$  或者 0 分别表示句子  $s_i$  是否在  $S$  中出现, 将 ABC 的解表示为向量  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。计算句子  $s_i$  和句子集向量  $O$  之间的相似性, 将结果作为  $s_i$  的内容覆盖率。因此, 第 1 个目标是最大化以下的目标函数:

$$\Phi_{cov}(X) = \sum_{i=1}^n sim(s_i, O) \cdot x_i \quad (6)$$

2) 最小化冗余: 第 2 个目标是 minimized 候选集中  $s_i$  和  $s_j$  间的相似性:

$$\Phi_{rer}(X) = \frac{1}{\left(\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n sim(s_i, s_j) \cdot y_{ij}\right) \cdot \sum_{i=1}^n x_i} \quad (7)$$

式中:  $y_{ij}$  是一个二值变量, 如果  $s_i$  和  $s_j$  同时出现在候选集  $S$  中, 那么  $y_{ij} = 1$ , 否则  $y_{ij} = 0$ 。

最终, 将两个目标函数总结为下式:

$$\max \Phi(X) = \{\Phi_{cov}(X), \Phi_{rer}(X)\} \quad (8)$$

约束条件为:

$$L - \epsilon \leq \sum_{i=1}^n l_i \cdot x_i \leq L + \epsilon \quad (9)$$

式中: 变量  $l_i$  是句子  $s_i$  长度,  $\epsilon$  是约束条件容错度。

## 2 高维数据的 ABC 算法

### 2.1 人工蜂群优化算法

人工蜂群优化算法 (artificial bee colony, ABC)<sup>[16]</sup> 的主要结构如算法 1 所示。

#### 算法 1 ABC 算法

/\* 初始化阶段 \*/

1. 产生食物源集合;

2. 设置控制参数值;

3. while 不满足结束条件 do

/\* 雇佣蜂阶段 \*/

4. 雇佣蜂飞到新食物源;

5. 从记忆库和新发现的食物源中选择最优食物源;

/\* 观察蜂阶段 \*/

6. 计算每个食物源的选择概率;

7. 所有观察蜂飞到选择的食物源;

8. 从记忆库和新发现的食物源中选择最优食物源;

/\* 侦察蜂 \*/

9. 把最优食物源加入记忆库中;

10. 决定放弃的食物源;

11. 派出一个侦察蜂到放弃的食物源。

12. end while

### 2.2 食物源初始化

分配一个存储文件 *File* 保存所有的非支配解集。将权重向量初始化为随机分布, 基于权重向量的距离初始化子问题的附近区域, 随机初始化解种群。

### 2.3 修改的雇佣蜂阶段

雇佣蜂阶段对高维问题与大数据问题的收敛性较差, 本文为雇佣蜂阶段加入全局最优解信息、选择算子和交叉算子。将解建模为矩阵格式, 矩阵大小为用户预设的摘要提取字数, 矩阵的每个元素对应一个文字。设计了基于轮盘赌的选择算子, 从而提高候选解的质量。轮盘赌机制将轮盘分成多个扇面, 每个解分配一个扇面, 扇面大小与个体的适应度成正比例关系。假设  $x_i$  是选择算子之后雇佣蜂被分配的食物源, 该解共有  $N$  个句子子集, 设  $x_b$  是当前的全局最优食物源。在寻找  $x_i$  附近区域候选食物源的过程中, 产生一个随机整数  $d \in [0, N]$ , 决定交叉算子的交叉点。从  $x_i$  提取  $1 \sim d$  的句子子集, 从  $x_b$  提取  $(d+1) \sim N$  的句子子集, 将两个句子子集插入到候选解  $v_i$  合适的位置。1) 如果  $d=0$ , 将  $x_b$  的所有句子复制到  $v_i$ , 那么雇佣蜂在全局最优解的附近区域搜索。2) 如果  $d=N$ , 将  $x_i$  的所有句子复制到  $v_i$ , 那么雇佣蜂在局部最优解的附近区域搜索。图 4 所示为交叉算子示意图, 每个解包含 4 个句子子集, 交叉点  $d=2$ 。

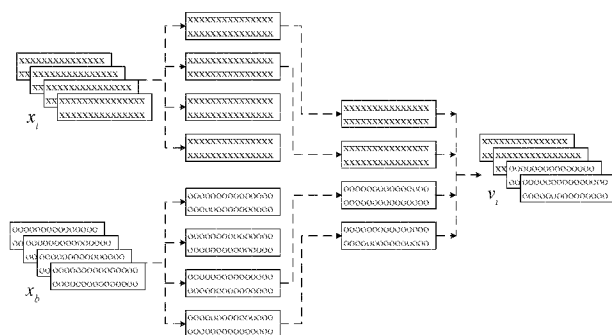


图 4 交叉算子示意图

如果适应度  $fit(v_i) > fit(x_i)$ , 那么将解  $x_i$  替换为  $v_i$ , 并且重新计算轮盘赌的扇形区域; 否则解  $x_i$  保持不变。图 5(a) 是选择算子示意图, 图 5(b) 是解更新示意图。

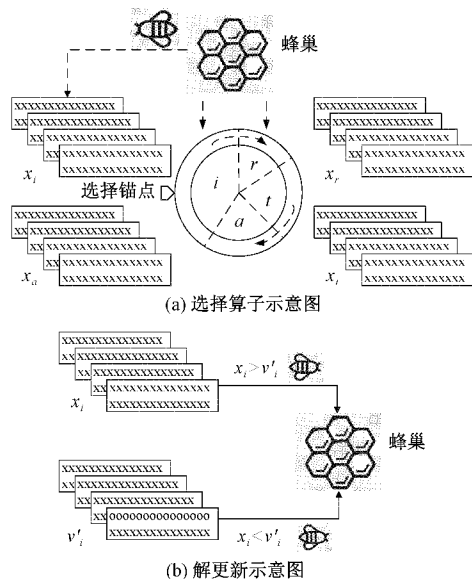


图 5 雇佣蜂阶段示意图

### 2.4 修改的观察蜂阶段

对 ABC 的观察蜂阶段也进行了适当的修改, 改善算法对大数据的优化效果。ABC 观察蜂选择雇佣蜂的食物源, 在食物源附近区域开始搜索, 观察蜂阶段倾向于选择优质的食物源, 但依然可能选择劣质的食物源。原 ABC 将观察蜂送到选择的食物源, 本文对观察蜂阶段进行了修改, 将所有观察蜂均送到当前的最优食物源, 从而避免选择劣质的食物源。算法 2 所示是修改的观察蜂阶段算法, 观察蜂阶段把所有的观察蜂送到全局最优食物源, 搜索全局最优食物源的附近区域。为参数的差值增加一个随机数权值  $\phi \in [0, 1]$ , 增强局部搜索的随机性。

### 3 实验结果与分析

在一台服务器上进行仿真实验, 服务器共有 4 个 AMD Opteron 6344 Abu Dhabi 2.6 GHz 处理器, 每个处理器有 12 核心, 总内存为 64 GB。基于 C++ 语言编程实现每个

#### 算法 2 修改后的观察蜂阶段算法

```

1. iter=1;
2. OnBees=0;
3. 初始化 xb; // xb 为全局最优解
4. while(OnBees ≠ SN) do
5. if p(xiter) > random(0,1) then
6. OnBees++;
7. vb ← xb;
8. vb, j ← xb, j + φ(xb, j - xiter, j); // 全局最优解的附近区域
9. if fit(vb) > fit(xb) then
10. xb ← vb; // xb 修改成最优解
11. end if
12. end if
13. iter = (iter + 1) mod SN; // 索引对 SN 取模运算
14. end while
    
```

算法, 编程环境为 Eclipse IDE 平台, C++ 编译器版本为 GCC5.3.0。

#### 3.1 实验数据集

采用 (a large scale chinese short text summarization dataset, LCSTS)<sup>[17]</sup> 作为 Benchmark 数据集, 该数据集来自于微博爬虫, 数据收集的策略与 page Rank 思想<sup>[18]</sup> 相似, 经过数据过滤、清洗和提取等工作得到最终的数据集, 表 1 所示为其基本信息。LCSTS 数据集共有 200 万个中文短文本以及对应的摘要, 该数据集的创作团队人工标注了 10 666 个文本摘要。表 1 总结了 LCSTS 数据集的基本信息, PartI 为训练集, 共有 2 400 591 个样本, PartII 为验证集, 共有 10 666 个样本, PartIII 为测试集, 共有 1 106 个样本。依据文本内容与摘要的关联度将数据集分类, “1” 表示完全不关联, “5” 表示完全匹配。

表 1 Benchmark 数据集的基本信息

数据集	类别	数量
PartI(训练集)	混合	2 400 591
	类 1	942
	类 2	1 039
PartII(验证集)	类 3	2 019
	类 4	3 128
	类 5	3 538
	类 1	1 106
	类 2	165
PartIII(测试集)	类 3	227
	类 4	301
	类 5	197

从贵州电网的微博中收集了 500 个微博短文与摘要, 另外, 从贵州电网有限责任公司的技术数据库中收集 500

个技术规范短文,人工对每个短文补充了摘要内容。例如:短文内容为“随着贵阳市白云区高新区的快速发展,城市道路建设持续扩大,为保障线路下方车辆通行安全,今天,南方电网贵州贵阳白云供电局的供电蜀黍们,将辖区35千伏班哨线3号杆换成电力铁塔,利用电力铁塔的高度优势...”,其摘要为“贵州贵阳的电力铁塔立起来了”。从1000个电力数据集中随机选择600个电力数据样本加入PartI,300个加入PartII,100个加入PartIII。实验目标是从每个类别中自动提取电力相关的摘要,并通过评价指标评估电力相关摘要的性能。

### 3.2 性能评价指标与对比方法介绍

ROUGE (recall oriented understudy for gisting evaluation) 指数<sup>[19]</sup>是在自动文本摘要领域中被广泛采用的性能评价标准,ROUGE 计算了系统自动生成的摘要和人工标注摘要间的相似性。采用多个对比方法评价本文算法的性能。首先将本文 MOABC 算法与标准的多目标 ABC 算法<sup>[20]</sup>进行比较,评价本文对 ABC 的改进效果,标准多目标 ABC 算法简记为 ST\_MOABC,本文所提的 ABC 简记为 EN\_MOABC。选择文献<sup>[17,21-22]</sup>共3个自动文本摘要算法作为对比方法。

### 3.3 对比实验与分析

将本文算法与文献<sup>[17,21-22]</sup>共4个自动文本摘要算法进行比较,图6(a)~(c)分别统计了5个算法 ROUGE-1、ROUGE-2 及 ROUGE-L 指标的平均值。比较 Rnn 和 Rnn-att 的结果,注意力机制能够明显提升循环神经网络的性能,摘要提取的 ROUGE-1 均值提高了约50%。自编码器 Auto-encoder 技术采用了 Seq2Seq 模型,模型包含 Encoder 与 Decoder 两个部分,Encoder 将任意长度的序列信息编码到一个向量中,Decoder 根据上下文信息向量将信息解码。文献<sup>[21]</sup>为 Seq2Seq 模型增加了 Auto-encoder,有效提高了文本摘要的效果。MOPSO 算法则采用多目标粒子群优化算法直接对词向量进行优化处理,并未采用深度学习的相关技术,其性能差于 Auto-encoder。本文算法采用 Bi-LSTM 提取文字的嵌入表示,初始化词的嵌入表示,将词嵌入序列送入条件随机场模型进行训练与预测,再利用人工蜂群优化算法对自动提取的摘要进行优化,达到了最佳的效果。

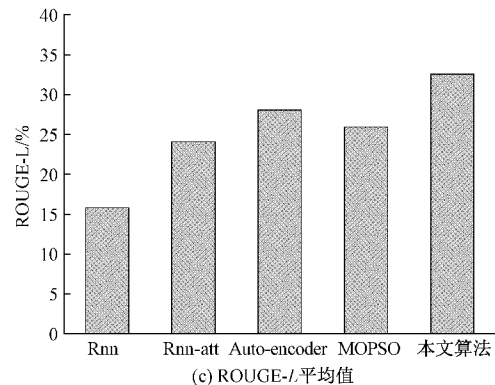
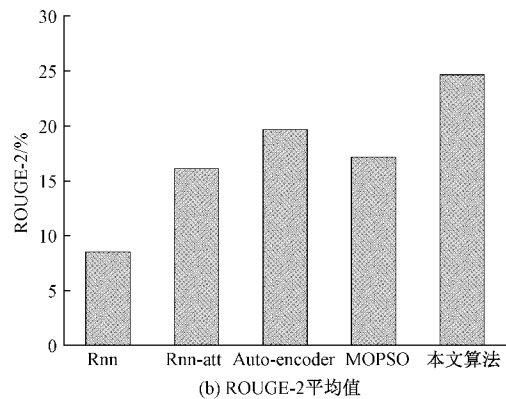
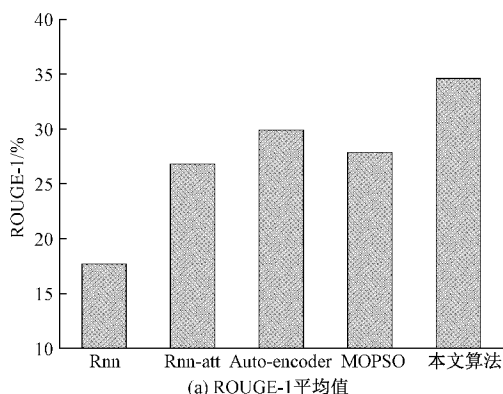


图6 5个自动摘要算法的平均性能

## 4 结论

为了在混合大数据中准确、高效地提取出电网相关的有价值信息,提出了一种基于长短期记忆网络与人工蜂群优化算法的电网数据自动摘要算法。算法采用 Bi-LSTM 提取文字的嵌入表示,将词嵌入表示和文字嵌入表示传入全连接网络,利用条件随机场提取出电力相关的内容。最终运用多目标优化算法提取电力相关的摘要,最大化摘要内容的覆盖率,最小化内容的冗余。

### 参考文献

- [1] 龙丹,李晓丹,丁月民. 基于电网需求响应约束的多播路由[J]. 计算机应用,2018,38(4):186-189.
- [2] 戚湧,郭诗炜,李千目. 电网融合泛在网信息平台设计及安全威胁分析[J]. 计算机科学,2017,44(3):150-152.
- [3] CAGLIERO L, GARZA P, BARALIS E. ELSA: A multilingual document summarization algorithm based on frequent itemsets and latent semantic analysis[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2019, 37(2):21-33.
- [4] QIANG J, CHEN P, DING W, et al. Heterogeneous-length text topic modeling for reader-aware multi-document summarization [J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2019, 13(4):1-21.

- [5] 张迎,王中卿,王红玲. 基于篇章主次关系的单文档抽取式摘要方法研究[J]. 中文信息学报,2019,33(8):67-76.
- [6] 周健,田萱,崔晓晖. 基于改进 Sequence-to-Sequence 模型的文本摘要生成方法[J]. 计算机工程与应用,2019,55(1):134-140.
- [7] 沈华东,彭敦陆. AM-BRNN:一种基于深度学习的文本摘要自动抽取模型[J]. 小型微型计算机系统,2018,39(6):66-71.
- [8] ZHAO B, LI X, LU X. HSA-RNN: Hierarchical structure-adaptive RNN for video summarization[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, IEEE,2018:7405-7414.
- [9] 苏放,王晓宇,张治. 基于注意力机制的评论摘要生成[J]. 北京邮电大学学报,2018,41(3):7-13.
- [10] 王鑫,吴际,刘超,等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测[J]. 北京航空航天大学学报,2018,44(4):772-784.
- [11] 方旭,过弋,王祺,等. 核心词修正的 Seq2Seq 短文摘要[J]. 计算机工程与设计,2018,39(12):3610-3615.
- [12] YAO L, GUAN Y. An improved LSTM structure for natural language processing [ C ]. 2018 IEEE International Conference of Safety Produce Informatization(IICSPD), IEEE,2018:565-569.
- [13] ERTUGRUL A M, KARAGOZ P. Movie genre classification from plot summaries using bidirectional LSTM[C]. IEEE International Conference on Semantic Computing, IEEE,2018:248-251.
- [14] 郭红雨,任明荣,王普. 基于条件随机场模型的室内地图匹配算法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(5):107-114.
- [15] 蔡波,周大可,杨欣. 基于显著特征区域和条件随机场的目标跟踪[J]. 电子测量技术,2019,36(8):64-69.
- [16] 乐丽琴,李姿景. 基于改进 ABC 优化 RVM 的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2018,32(8):24-29.
- [17] HU B, CHEN Q, ZHU F. LCSTS: A large scale chinese short text summarization dataset[J]. Computerence, 2015,1(1):2667-2671.
- [18] 王嵘冰,安维凯,冯勇,等. 基于标签和 PageRank 的重要微博用户推荐算法[J]. 计算机科学,2018,45(2):276-279.
- [19] 俞鸿飞,王坤,殷明明,等. 区分冗余序列的抽象文本摘要[J]. 厦门大学学报(自然科学版),2019,58(6):900-906.
- [20] BOUALI H, BENHALA B, BOUYGHF H. Performance study of multi-objective artificial bee colony(MOABC) algorithm by numerical problems benchmark[C]. 2020 1st International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology(IRASET),2020:1-6.
- [21] MA S, SUN X, LIN J, et al. Autoencoder as assistant supervisor: Improving text representation for chinese social media text summarization[J]. Deep Learning for Lanaguage Processing, 2018,10(3):283-291.
- [22] PRIYA V, UMAMAHESWARI K. Enhanced continuous and discrete multi objective particle swarm optimization for text summarization [ J ]. Cluster Computing,2018,12(1):231-237.

#### 作者简介

**杨涛**, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为高电压绝缘技术。

E-mail: yangtao17@foxmail.com

**黄良**, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为智能电力运维。

E-mail: chenjiang\_111@126.com

**吴建蓉**, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为智能电力运维。

E-mail: 18286055223@139.com

**申斌**, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为智能电力运维。

E-mail: shenyu@gzsyysy.csg.cn

**李冶**, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为智能电力运维。

E-mail: liye@gz.csg.cn