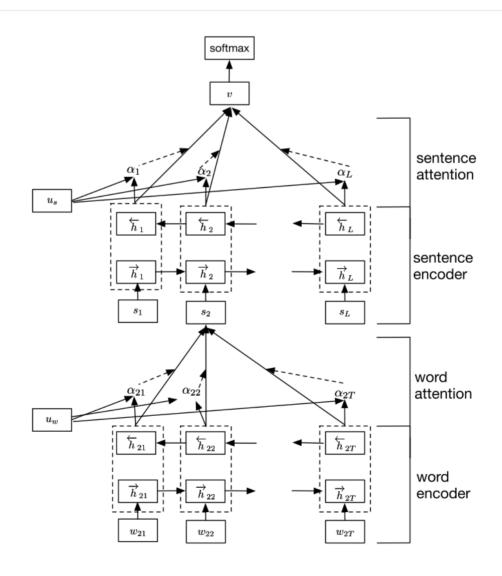
- Hierarchical Attention Networks for Document Classification (HAN)
- <u>Baseline Needs More Love: On Simple Word-Embedding-Based Models and Associated Pooling Mechanisms</u> (SWEM)

# **Hierarchical Attention Networks for Document Classification**

# 特点

- Hierarchical Structure
- 两级 attention 机制
  - o word-level
  - o sentence-level

# 模型



# word sequence encoder

- BiGRU
- $\bullet \quad x_{ij} = W_e w_{ij}$
- character/word embedding
- 句子表示 s<sub>i</sub>
  - 。 通过一个全连接层得到每个 word 的隐层表示  $u_{it} = anh(W_w h_{it} + b_w)$
  - o 计算 attention  $lpha_{it} = rac{\exp(u_{it}^{ op}u_w)}{\sum_t \exp(u_{it}^{ op}u_w)}$
  - o 句子表示  $s_i = \sum_t lpha_{it} h_{it}$

#### sentence encoder

- BiGRU
- $ullet \ h_i = \mathrm{Bi} \overrightarrow{\mathrm{GRU}}(s_i)$
- 篇章表示 v
  - o 通过一个全连接层得到每个句子 sentence 的隐层表示  $u_i = \tanh(W_s h_i + b_s)$
  - o 计算 attention  $lpha_i = rac{\exp(u_i^ op u_s)}{\sum_i \exp(u_i^ op u_s)}$
  - o 篇章表示  $v = \sum_i \alpha_i h_i$

#### 篇章分类

 $p = \operatorname{softmax}(W_c v + b_c)$ 

#### 实验

#### 数据集

共有四个数据集,都是英文的,后期可以在 FUDAN 的中文文本分类数据集上调试测试

数据集	分类数目	平均长度	数据集规模	语言
Yelp	5	151.6~156.9	335018->1125457->1569264	EN
Amazon review	5	91.9	3650000	EN
Yahoo Answer	10	108.4	1450000	EN
IMDB review	10	325.6	348415	EN
FUDAN	20	2981	8823/981/9832	CN

#### 实验结果

数据集	准确率		
Yelp	68.2/70.5/71.0		
Amazon review	63.6		
Yahoo Answer	75.8		
IMDB review	49.4		

# Baseline Needs More Love: On Simple Word-Embedding-Based Models and Associated Pooling Mechanisms

#### 特点

- SIMPLE
- max-pooling 提高可解释性
- hierarchical pooling 保留文本的序列信息

### 模型

• 文档:  $X = \{w_1, \ldots, w_L\}$ 

ullet word  $oldsymbol{:}$   $w_i$ 

• word embedding :  $v_i$ 

文档表示: z

#### **Recurrent Sequence Encoder**

#### **Convolutional Sequence Encoder**

#### SimpleWord-Embedding Model (SWEM)

• SWEM-aver: average pooling

$$z = rac{1}{L} \sum_{i=1}^{L} v_i$$

• SWEM-max: max pooling

o 动机:一个句子中只有少数关键词对最终分类结果起到重要作用

 $\circ$   $z = \text{Max-pooling}(v_1, \ldots, v_L)$ 

• SWEM-concat:将 SWEM-aver 和 SWEM-max 得到的特征 concatenate

• SWEM-hier: Hierarchical Pooling

o SWEM-aver 和 SWEM-max 没有考虑词序和句子的位置(空间)信息

o 引入局部窗口: $v_{i:i+n-1}$ 

#### 实验结果

Model	Yahoo! Ans.	AG News	Yelp P.	Yelp F.	DBpedia
Bag-of-means*	60.55	83.09	87.33	53.54	90.45
Small word CNN*	69.98	89.13	94.46	58.59	98.15
Large word CNN*	70.94	91.45	95.11	59.48	98.28
LSTM*	70.84	86.06	94.74	58.17	98.55
Deep CNN (29 layer) <sup>†</sup>	73.43	91.27	95.72	64.26	98.71
fastText ‡	72.0	91.5	93.8	60.4	98.1
fastText (bigram) <sup>‡</sup>	72.3	92.5	95.7	63.9	98.6
SWEM-aver	73.14	91.71	93.59	60.66	98.42
SWEM-max	72.66	91.79	93.25	59.63	98.24
SWEM-concat	73.53	92.66	93.76	61.11	98.57
SWEM-hier	73.48	92.48	95.81	63.79	98.54

观察其实验结果,主要发现两点问题

- 效果并没有之前的模型好
- 篇章级文本分类的句长多为 100 个词,不适合我们真正的需求

综上所述选用第一个模型为本月计划实现模型