基于预训练模型的情感分析

一、前言

近年来纷繁复杂的大模型涌现，其中一些模型的参数量大概在几十到几百 M，可以在个人 PC 上训练。本文即是以探求各模型之间、各模型不同参数量版本的性能差异为目的，系统性地比较多个大模型在情感分析下游任务上的能力。

二、方法

基于 pyhon 中现有 NLP 框架，对基于 Transformer 的 ERINE，BERT，GPT，BART，ELECTRA，Roberta 的不同规模模型、改进型模型在 IMDB 数据集上微调。以情感分析正确率、收敛速度以及训练时间作为评估标准。并在微调后用于其他情感分析数据集，加入针对非预期结果的额外实验，以及与传统方法的效果进行比较。

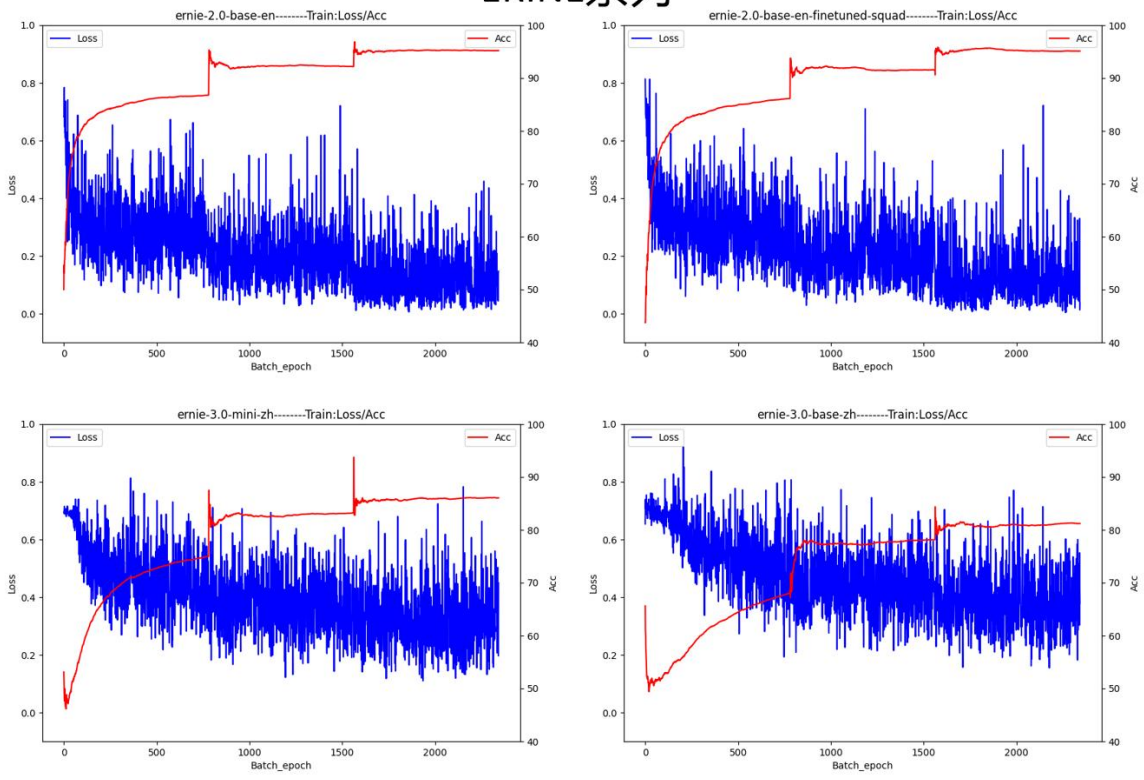
三、实验设定和结果

微调采用 IMDB 训练集，不设验证集，为减少每个模型实验时间，测试集只取其 20%。将结果中较好和较差模型再在 sst-2 数据集测试，其他实验设定如下：

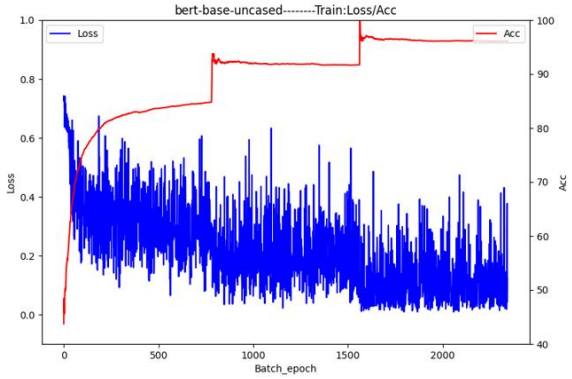
设定项目	内容
Epoch	3
Batch_size	16 或 32（根据参数量改变）
Optimizer	AdamW（初始学习率 2e-5）

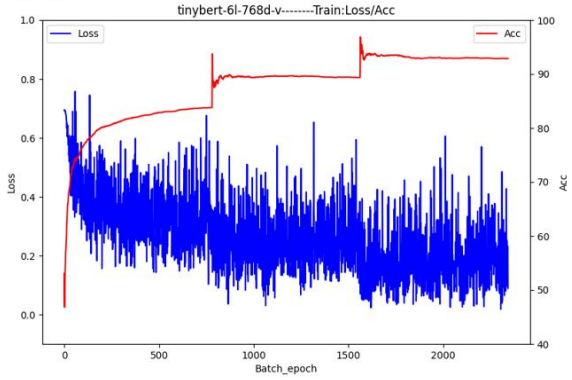
训练集结果：双 y 轴折线图展示，左蓝 Loss，右红 Acc。Loss 以及 Acc 是训练集上每轮 batch 的累计值，且在新 epoch 中重新累计，模型名称在图标标题处。

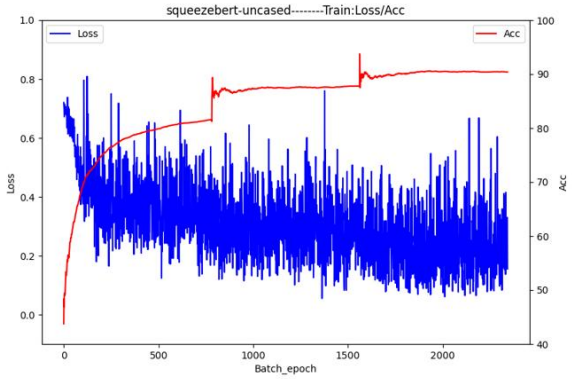
ERINE系列

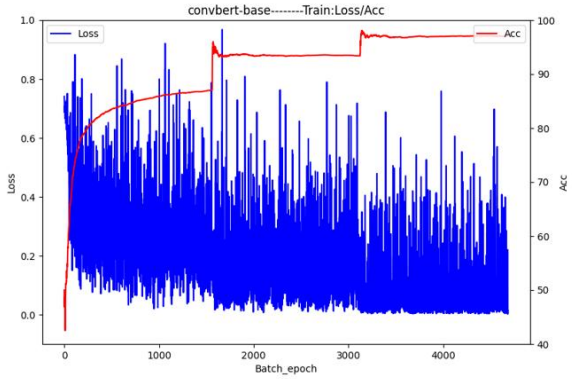


BERT系列

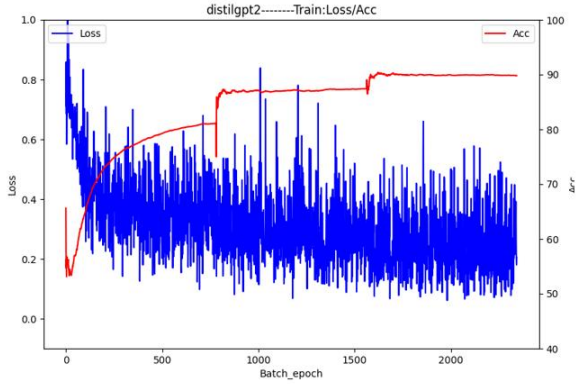


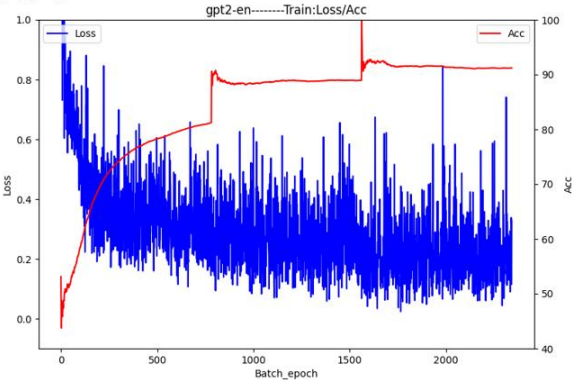




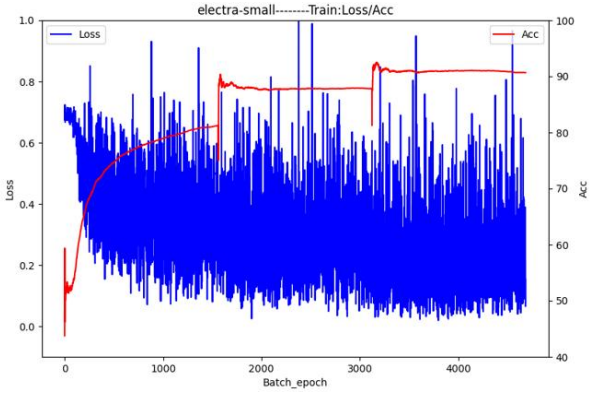


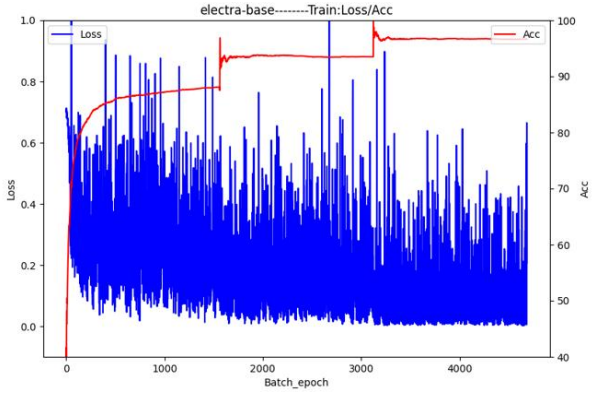
GPT系列



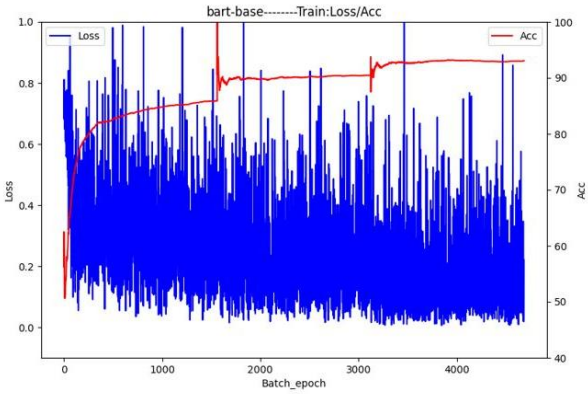


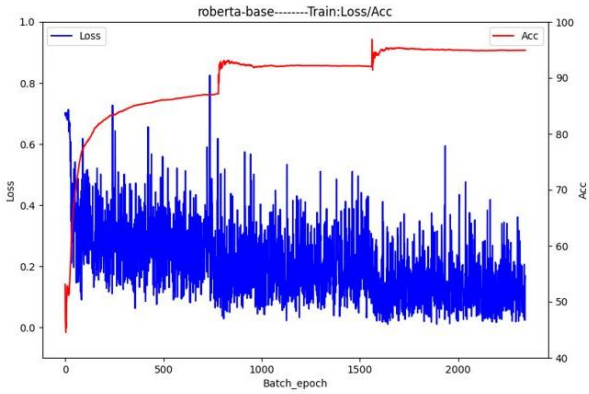
ELECTRA系列





BART,Roberta





PS:由于算力限制,参数较多的模型批次大小设置为 16,x 轴数据范围更大。

测试集实验结果及其他：以表格展示

其中 Acc(i)是指第 i 轮 epoch 后在测试集上的正确率（单位%）；Loss(i)同理，参数为模型参数量（单位 M），Time(单位 s)为每个 batch 的平均用时

模型名称中 base 表示基准规模，规模大小为：base > small > tiny

而 en 表示在英语文本上预训练,zh 表示在中文文本(包括少量英文)上预训练;finetuned 表示在别的数据集上先行微调过。

模型	Acc1	Acc2	Acc3	Loss1	Loss2	Loss3	参数	Time
ernie-2.0-base-en	89.92	95.23	98.02	0.229	0.040	0.034	103	0.345
ernie-2.0-base-en-finetuned-squad	89.08	94.63	98.42	0.497	0.105	0.006	110	0.343
ernie-3.0-mini-zh	80.97	87.86	93.45	0.378	0.239	0.109	27	0.183
ernie-3.0-base-zh	81.13	86.84	90.48	0.312	0.302	0.300	118	0.352
bert-base	88.52	95.41	98.74	0.176	0.048	0.006	110	0.348
squeezebert	85.38	91.03	95.70	0.487	0.267	0.033	51	1.700
tinybert	86.82	92.05	95.95	0.464	0.294	0.142	67	0.198
convbert-base	89.96	95.70	98.50	0.341	0.055	0.005	106	0.472
gpt2-en	87.48	92.45	96.10	0.172	0.181	0.027	117	0.190
distilgpt2	85.74	89.54	94.07	0.494	0.200	0.017	82	0.072
electra-small	86.52	91.65	95.79	0.358	0.485	0.043	14	0.218
electra-base	91.27	96.50	98.42	0.217	0.078	0.001	109	0.329
roberta-base	90.20	95.55	98.48	0.208	0.040	0.117	125	0.192
bart-base	89.96	95.21	98.24	0.041	0.280	0.016	217	0.346

PS:计算 Time 时基准批次大小为 32,而以 16 为批次大小的会合并两个 batch。

后续下游任务:在 IMDB 上微调后,将模型在 SST-2 验证集的 20%上做情感分析

模型	bert-base	tinybert	distilgpt2	electra
正确率%	97.50	90.9	91.2	96.8

除以上展现的实验内容外，还进行了传统情感分析方法，小模型以及非预训练大模型，结果如下：

方法/模型	基于词典	BiLSTM	TextCNN	非预训练 BERT
正确率%	73.0	87.6	87.0	93.3

四、分析讨论

选取以上模型一方面有算力的限制，另一方面是基于：主要在在 ERINE 系列上进行模型版本以及规模的分析，用 ELECTRA 系列上验证这一分析；在 BERT 系列上进行改进方法的分析，在 GPT 系列上验证这一分析。

对以上折线图以及表格进行分析：

1. 对 ERINE 系列模型：

主要是版本，规模以及预训练数据集不同。

(i)即使中文预训练集包含了一些英语单词，模型正确率也差英文预训练模型 6%左右。本质上是单词表大小的影响。

(ii)在 SQuAD 问答数据集上先进行微调的模型和同等的正常数据集模型在正确率与时间上的表现相近，可以认为额外使用少量非下游任务相关的数据集影响很小。

(iii)erine3.0-zh 的 mini 规模最终表现反而比 base 规模好，经查阅得知两个规模的模型只有隐藏层大小不一致，但结果却与预期相反。但是在 ELECTRA 系列模型中，大规模的 base 最终能力是优于 small 的，即使耗时更多。为进一步分析，补做 ERINE 系列的位于 base 和 small 之间的 medium 模型的实验：

模型	Acc1	Acc2	Acc3
ernie-3.0-medium-zh	89.92	95.23	98.02

补做实验更与预期不符，估计只能归结于概率原因。

2. 对 BERT 系列模型：

主要是在 bert-base 的基础上加入了优化和改进方法。

(i)squeezebert 使用了分组卷积来替换 bert 中自注意力层中的几个操作，但在正确率与时间上的表现并不如 bert。

(ii)tinybert 其实是通过知识蒸馏，将大型预训练模型的知识转移到小型模型并实现压缩，以正确率而言，tinybert 保证了原 bert 模型近乎 97%的能力，并且减少了约 50%的参数量和每批次时间。

(iii)convbert 使用基于区间的动态卷积来提升 bert，初始模型能力略强于 bert，但是最终能力持平且参数量和原来相当，每批次时间变长。

3. 对 GPT 系列模型：

(i)distilgpt2 同样采用知识蒸馏的方式对 gpt2 模型进行压缩，最终效果类似于 tinybert 和 bert，以牺牲少许模型能力的代价降低了参数量和训练时间。

(ii)gpt 是单向编码自回归模型而 bert 是双向编码模型，由于编码方式导致 gpt 只能利用上文信息，在 NLU 任务(包括情感分析)上的表现并不如 bert，以上实验数据中 gpt 正确率比 bert 低 2%左右。由于 gpt 单向编码，训练时间也比双向的 bert 少，实验数据中每批次时间约为 bert 的 50%。

4. ELECTRA 系列模型：

(i)electra 模型的特征为替换掉输入序列中的一些单词，并让模型预测这些单词是否被替换，以使模型更好地理解输入序列中的上下文信息。实验数据表面

electra-base 与 bert-base 能力相当,但是 electra-small 用最少的参数量保证了相当高的正确率(参数量为 tinybert 的 25%但正确率相当)。

5. RoBERTa 和 BART 模型:

(i)RoBERTa 其实也是 BERT 的改进,主要改动在去除了下一句的预测任务,采用动态掩码,即每次输入时生成一个新的掩码模式,以获得更好的文本理解能力.实验数据表明,该模型和 bert-base 正确率,参数量相当,但是批次时间更短。

(ii)BART 模型采用一个双向 Transformer 编码器和一个单向 Transformer 解码,模型最终能力和 BERT 相近,但参数量更大。

6. 其他分析:

(i)由于 Acc 是每轮 epoch 刷新,epoch 中累计,故在新 epoch 开始时 Acc 会有小幅跳跃,但是由折线图仍然见得几乎每个模型都在 2-3 轮 epoch 时收敛,并且收敛速度相差无几。

(ii)更为合理的分析模型的时间效率的方法应该是,计算单位 M 参数量的批次时间,即批次时间/参数量,经计算 distilgpt2 最小,squeezebert 最大。distilgpt2 最小是能够解释的,因其单向编码且参数量较少。

(iii)Loss 小时并不意味着 Acc 小,两者没有很强的相关性,这与经验认识有些许出入。

(iv)在 IMDB 微调后,再在 SST-2 数据集上进行测试,正确率下降大约 1-3%,说明微调有效且效果不错。

(v)由最后的表格可知,预训练大模型的正确率比前预训练大模型方法高出 10-20%。

五、结论

1. 由以上分析基本可以得到经验性的结论:模型规模越大,表现越好,耗时越长以及改进模型优于原模型。但是另一方面,实验中也有例外,并且补做实验让分析更没法进行,只能归于随机因素。

2. 大部分改进方法/模型在本实验的 IMDB 数据集上并不能保证性能更好,甚至由于随机因素在各方面更差。但是其中的 distil 蒸馏方法多次被验证了可以在牺牲极少正确率的情况下,大幅减少模型参数和训练时间。

3. 以上各模型的收敛时间都相差无几,但是单位 M 参数的时间效率仍有较大差异,并且只能部分解释差异原因。

4. Loss 和 Acc 没有很强的相关性。

5. 相比于传统方法,小模型以及非预训练大模型,预训练大模型的正确率提升是非常显著的,达到 10-20%。

六、实验过程总结

由于之前使用学习提供的算力平台,发现效率非常低,于是将选题防在一些较小的大模型上。刚开始实验时首先尝试的是部署 Github 上现成的项目,选择的是 ELMO,但是经过耗时的配置环境,编写代码的努力后发现模型太大训练不了。后面发现了百度开发的 paddle 框架,提供了封装好的 API,大大化简了部署流程。但是依然存在不少问题,即该框架没有详细的使用手册,很多不清楚的地方需要大量尝试。此外,有些 API 无法使用,翻看并尝试修改源码也无法解决。最终的实验内容是尝试成功后的内容。最后进行结果分析时还阅读了各模型原论文,以求给出实验结果的合理分析。实验项目放在

七、组员分工

余淼一人一组，负责所有内容。

八、参考文献列表

[1] 郝政, 等. "ERNIE 2.0: A Continual Pre-training Framework for Language Understanding"[D]. https://arxiv.org/abs/1907.12412

[2] 郝政, 等. "ERNIE 3.0: Large-Scale Knowledgeable Language Model"[D]. https://arxiv.org/abs/2106.09436

[3] Jacob Devlin, 等. "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding"[D]. https://arxiv.org/abs/1810.04805

[4] Forrest N. Iandola, 等. "SqueezeBERT: What Can Computer Vision Teach NLP about Efficient Neural Networks?"[D]. https://arxiv.org/abs/2006.11316

[5] Zhaoxiang Zhang, 等. "TinyBERT: Distilling BERT for Natural Language Understanding"[D]. https://arxiv.org/abs/1909.10351

[6] Zihang Jiang, 等. "ConvBERT: Improving BERT with Span-based Dynamic Convolution"[D]. https://arxiv.org/abs/2104.03759

[7] Alec Radford, 等. "Language Models are Unsupervised Multitask Learners"[D]. https://cdn.openai.com/better-language-models/language_models_are_unsupervised_multitask_learners.pdf

[8] Alec Radford, 等. "Language Models are Few-Shot Learners"[D]. https://arxiv.org/abs/2005.14165

[9] Kevin Clark, 等. "ELECTRA: Pre-training Text Encoders as Discriminators Rather Than Generators"[D]. https://arxiv.org/abs/2003.10555