



周晨星

年龄：24

185 8305 3106

哈尔滨理工大学

cxzhou7@163.com

## 教育背景

2017.09 – 2021.06

哈尔滨理工大学

自动化(自动化学院)

一本

2021.09 – 至今

哈尔滨理工大学

电子信息(自动化学院)

硕士在读

## 技能情况

- ◆ 熟练掌握 python 基础知识, 熟悉 linux 指令, 具有良好的面向对象编程思想。
- ◆ 熟练掌握 pytorch 和 Tensorflow 深度学习框架, 并对网络训练流程有深入理解。
- ◆ 精通 CNN、RNN、GRU、LSTM、Transformer、BERT、HMM、CRF、InstructGPT、ChatGLM 等深度模型和机器学习算法的应用和原理, 并在项目中熟练运用。
- ◆ 熟练掌握 NLP 关系抽取、文本分类、实体识别、答案评分等任务, 并有相关的实战经验。
- ◆ 熟练掌握大模型的微调技术, 如 LORA, QLORA, P-tuning 并在项目中熟练使用。
- ◆ 有复现开源社区代码能力, 熟练使用 Vscode、Pycharm 等开发工具, 熟练使用 git 命令。
- ◆ 熟练使用 fairseq、transformers 工具包, 熟悉在集群中训练网络模型。
- ◆ 熟练使用 Excel、PPT、Word 等办公软件。

## 实习经历

科大讯飞股份有限公司

助理研究算法工程师

2023.1.3-2023.4.3

### 英语口语考试评分项目

**项目描述:** 通过使用深度学习算法, 搭建端到端系统。实现输入为学生作答的口语考试答案, 输出为学生的考试分数。

**主要技术:** pytorch + Huggingface + fairseq + pandas + 集群训练

**责任描述:** 1、对历史模型进行改进, 历史模型采用 pipeline 形式, 先训练由学生作答到给出人工评语(主语缺失、谓语形式错误等), 再通过人工评语得到最终得分。首先将人工评语从中文改成更专业的英文人工评语; 使用 “[cls]问题[sep]学生作答[sep]评语[sep]” 和 “[cls]答案[sep]学生作答[sep]评语[sep]” 来替换只使用评语作为输入; 再通过历史数据训练基底模型, 并在各省份的定标集上进行 finetune。2、使用端到端的系统完成口语考试的评分, 在 huggingface 上调研适合的模型, 使用 “[cls]答案[sep]学生作答” 作为模型的输入, 直接输出考试得分。使用数据增强的方法扩充数据, 采用 bert 的 mask 方法对正确答案进行 mask 操作以降低过拟合, 并在集群上进行训练。

**工作结果:** 1、历史模型改进后有提升但不明显, 在 finetune 前改进前相关度 0.793, 改进后为 0.818。2、端到端系统改进后的模型在 finetune 前, bert-large 的相关性从 0.866 到 0.877, albert-large 从 0.887 到 0.891, roberta-large 从 0.868 到 0.876。结果表明端到端系统相关性更高, 且经过数据增强后相关性有提升。

## 项目经历

### “商品评价实体情感识别”项目

**项目描述：**通过深度学习算法，对商品评价进行分析，得到评价中的实体位置和实体对应的情感分析（好评/差评）。详细步骤已上传博客：

[https://blog.csdn.net/weixin\\_49327481/article/details/127578363?spm=1001.2014.3001.5502](https://blog.csdn.net/weixin_49327481/article/details/127578363?spm=1001.2014.3001.5502)

**主要技术：**pytorch + Hugging face + Bert + Self-Attention + Bi-LSTM + CRF + 服务器训练

**责任描述：**1、对训练样本进行预处理，形成统一格式。2、自定义 dataset 类来进行数据的批量读取。3、使用 **BERT** 和 **Bi-LSTM** 网络对实体位置进行预测，后接上 **CRF 层**来进行校正。4、模型采用分块思想进行训练，先要得出实体的准确位置，再通过准确位置对情感进行预测，故调高实体预测部分的 loss 权重。5、在进行商品情感预测时，将句子向量和实体附近的特征进行拼接后输入到 **self-attention** 层来提取整个句子的情感特征。

**工作结果：**1、实体位置预测部分的 loss 权重不调高时，在训练集上的 f1 分值为 0.8 左右，验证集上 f1 值为 0.7 左右，调高时效果虽有提升但很小。2、将 bert 参数都设置为可学习的后，在训练集上 f1 分值为 0.95 左右，验证集上为 0.8 左右。

### “基于大模型微调商品评价实体情感识别”项目

**项目描述：**通过使用上述数据集，对 chatglm-6b 大语言模型进行微调，实现对商品评价的实体位置和情感的预测，详细步骤已上传 github: [https://github.com/zzzcccxx/goods\\_glm](https://github.com/zzzcccxx/goods_glm)

**主要技术：**pytorch + P-tuningv2 + ChatGLM\_6b + 服务器训练

**责任描述：**1、对训练样本进行**预处理**，生成 chatglm 模型的输入形式，得到训练数据集和验证数据集。2、通过脚本找到微调训练数据中的输入最大值，更改原模型最大输入长度和输出长度，更改 p-tuning 词向量个数以**适配大模型**对下游任务的微调。3、对大模型进行**微调**，得到 ptuning 的表示，来得到新的模型权重。4、由于任务特殊性，无法使用原模型的 bleu-4 和 rouge-1/2 作为评估指标，故**自写评估脚本**，当模型输出与答案完全一致时为正确，否则为错误，来计算准确率。

**工作结果：**1、使用，原模型 ptuning128 大小时，模型在测试集上准确率 acc=0.777，相关性 corr=0.858。在使用 ptuning64 时，模型 acc=0.766，corr=0.851，训练时间上 ptuning64 时训练时间 30 分钟，当为 128 训练时间 33 分钟。2、在模型训练时，若使用 quantization 来做量化，则训练时间由 30 分钟增加为 60 分钟，显存由 14G 降为 3G。3、在验证微调效果时，输入模型在微调中没见过的评价，依然可以得到正确的答案，甚至预测的 acc=0.85，可见微调后的大模型依然有很好的泛化性。

## 获奖情况

硕士一年级一等学业奖学金

硕士二年级一等学业奖学金

Cet6

## 校园经历

2017.09 – 2021.06

学习委员

2023.08 – 至今

深信服 24 秋招校园大使