billweasley20092@gmail.com

Github: https://github.com/billweasley

工作经历

领英: https://www.linkedin.com/in/horace-haoxuan-wang

- 初始项目是计划产生一个手机上用的关键词识别模型,以结合多模态大模型来保护的士司乘安全。
- 2022.03 2025.02 <u>机器学习工程师,语音识别与语言技术</u>@ Zoom
 - 独立开展ASR/LLM的结合进行语音+文本模态sft的实验,尝试提高ASR解码结果的一致性。目前在全格式的WER(词错率)和正规化的RWER(稀有词词错率)均取得优于产线模型相当的水平。
 - 使用闭源LLM进行ASR error correction后处理,从Zipformer-Transducer模型中导出N-best list,结合biasing word list撰写prompt发送到Claude 3.5 Sonnet进行name entity修正,离线实验在medical数据集上**Rare word WER从37.8%变为17.5**%。
 - 训练语音识别和文本标点模型,从零开始构建LAS-S2S丹麦语模型。测试数据集上的初始词错误率(WER)约为8%,通过数据增强进一步降低了WER,优于Microsoft Teams的结果。初始大小写和标点的整体F1约为70%。
 - 独立完成**Whisper**推理支持的实现,优化和性能评估(WER, RTF/latency/throughput),使用内部in-house VAD(人声检测)模型和开源的 WhisperX,相比OpenAI的实现取得了更高的吞吐,并在多数测试集上实现了更低的wer。
 - 在LAS/seq2seq模型上实现基于多头注意力(MHA)的时间对齐,从而提供良好的单词级时间戳,以满足多语言转录的业务需求。[为此申请了一项美国专利]
 - 维护 ASR 的推理仓库, 并解决线上的转录质量相关的问题.
 - 撰写meta-prompt,使用开源LLM模型(比如Mistral MoE 8x7B)生成几百个对话场景prompt,并结合LLM模型生成的数字序列的不同读法(reading format)。将两者结合创建对话场景下的带数字文本,将文本交由同事使用内部/微软tts服务生成音频,从而得到测试集和部分训练数据。将训练数据对产线模型进行微调后,在另外的内部的digits数据集上有少量提升(Absolute digit WER 降低约0.4%)
- 2019.08 2021.12 数据科学家 @ Barclays
 - 公司地址匹配和实体匹配,没有内部GPU和可用的标签数据。使用主动学习方法解决。从构建一些小数据集开始,只使用外部数据并训练一个 XGBoost树,然后在边界上标记样本并以迭代方式微调BERT模型。在CPU集群上使用我自己从头开始构建的基于DJL的管道完成了600万内部配对 样本的推断。该模型在嘈杂的测试数据集上实现了94%的F1得分(起初为89%)。模型在我们的Spark集群上以分布式方式进行离线推断。对于 600万配对样本,运行时间不到1小时(在拥有80个CPU的集群上)。
 - 使用历史平均值和Informer模型(Transformer的变体)预测聚合的用户交易活动(转账数和转账金额)。然后构建反事实评估,以评估系统停机对银行造成的财务损失,并找出系统可靠性的关键时期。

教育背景

2018 - 2019 硕士,网络科学与大数据分析 @ **伦敦大学学院**,优异 2016 - 2018 学士,互联网计算 @ **利物浦大学***,一等荣誉

2016 - 2018 字士,互联网计算 @ **利彻准大字**",一等宋曾 2014 - 2016 学士,信息与计算科学 @ **西交利物浦大学***

*注:2+2模式(前两年在中国苏州,后两年在英国利物浦),双学位。

个人项目

● 2024.06 - 2024.08 <u>关于病历数据在LLM上的微调与评估</u>

使用十几万条中文病例数据,在科室分类,病历总结,出院证明等任务上对不同的LLM foundation模型(Llama3-instruct, Llama3中文-chat,Qwen2)进行全量 微调,在域内测试数据集上,微调后的数据集在问诊总结/出院总结等场景下的BLEU/ROUGH,和科室分类的多分类accuracy上均取得了巨大的提升(BLEU 0%~30%-> 49%~55%, ROUGE-L 20%~30%-> 60%~64%, Accauracy 0%~36%-> 69%~71%)。我们计划后续将数据开源。

技术分享

• "Accelerating Deep Learning on the JVM with Apache Spark and NVIDIA GPUs"

作者: Haoxuan Wang, Qin Lan [AWS], Carol McDonald [Nvidia]; 链接: https://www.infoq.com/articles/deep-learning-apache-spark-nvidia-gpu/? itm_source=articles_about_ai-ml-data-eng&itm_medium=link&itm_campaign=ai-ml-data-eng

项目

• 2025.02 - 2025.02 <u>Work trail</u> @ Finalround.ai

单周项目,目标是ASR 中间结果的问题意图检测。独立实现了整个检测流程,在验证会议数据上取得了87%的F1结果,其中一半是早于asr final utterance提前检出的,并取得了offer。整个流程包括:1)使用规则处理问候句 2)使用segment-any-text, 句法分析和llama 1B模型的困惑度判断句子是否完整 3)使用sentence bert检测是否是确认性质的问题(e.g. "can you hear me?")4)使用3B SLM判断最终提问意图。此外,实现了简历抽取的prompt,实践中可以大幅提高IIm答案的个性化。

● 2019.06 - 2019.09 <u>项目实习 (硕士学位论文)</u> @ Astroscreen

社交媒体帖子语言来源识别(推文和Gab帖子)项目。完成了Gab.com的语言(帖子)数据收集爬虫,使用正则表达式进行数据预处理,通过微调BERT和 XLNet构建模型来分类这些数据的来源;使用t-SNE可视化结果,进行了"leave-one-hashtag-out"交叉验证,并使用一些常见指标(准确率、F1分数、混淆矩阵、马修斯相关系数)评估模型。微调后,XLNet在标签均衡的测试数据集上显示了86%的F1分数,而在随机均衡的测试数据集上为97%。结果显示了使用模型进行来源检查的潜力,也表明了避免数据泄漏的重要性。

技能

- 语言: Python, Java, C
- 深度学习, 语音识别和自然语言处理: PyTorch, HuggingFace, Whisper, K2, Transformers (和各种变种), LLM fine-tuning (LoRA, Full-paramter)
- 数据处理: Spark, Pandas
- 训练和系统基建: DeepSpeed, AsyncMQ/Kafka, Docker, Kubernetes (Istio, Knative, ...)
- 通用: Jenkins, git, JIRA