



基于BERT蕴含分数排序的术语标准化系统

认知医疗组 Al Labs 云知声



任务描述



- 给定一手术原词,要求给出其对应的手术标准词(ICD9-2017协和临床版)
 - 比如
 - VVI型永久心脏起搏器植入术 单腔永久起搏器置入术
 - 埋藏式单腔心脏起搏器安置术 单腔永久起搏器置入术
- 问题抽象
 - 打分排序问题

问题抽象与难点分析



- 难点1:标准名数量大,字面相似度高
 - 协和2017版ICD-9-CM-3共有9467个标准名, 训练集和开发集有1067个标准名
 - 硬脊膜外病损切除术 硬脊膜下病损切除术
- 难点2: 标准名个数不确定
- 难点3: zero-shot以及few-shot
 - 开发集480个标准名中有111个标准名没有出现在训练集中, 66个出现1次

整体方案

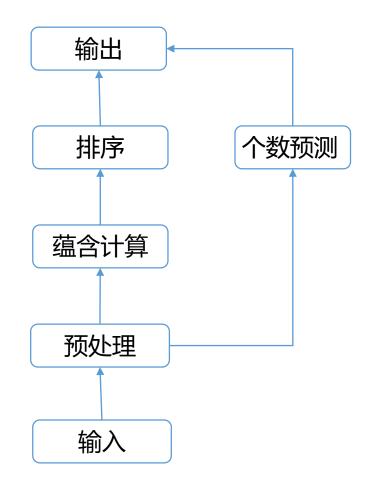


• 模块1: 数据预处理

・模块2:基于BERT蕴含推理

• 模块3:回归排序

・模块4:数量预测



数据预处理



- 规范化
 - 全角转半角
 - 数字标准化
 - 去掉输入中的编码
- 根据训练数据中出现的英文数据,修改了标准名

输入	原始标准名	修改后标准名
PICC	经外周静脉穿刺中心静脉置管术	经外周静脉穿刺中心静脉置管术 (PICC)

• 对包含不的标准名重新进行了修改

原始标准名	修改后标准名
手指骨折开放性复位术 <i>不伴内固定</i>	手指骨折开放性复位术

蕴含推理

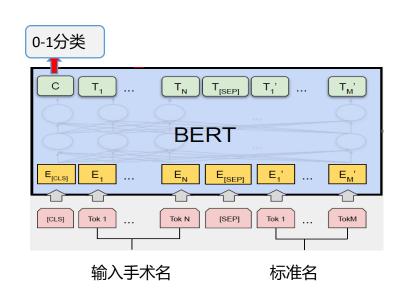


- 任务
 - BERT fine-tuning 0-1分类任务
 - query为partA,标准名称为partB
- 训练集构造
 - 正例: <原始词;,标准词;,1>
 - 负例:标准词集合R,对 \forall 标准词 $i \in R$,以及相似度阈值thres

if
$$\frac{LCS(标准词_{j},原始词_{i})}{max(len(原始词_{i}),len(标准词_{j}))} \geq thres \mid \frac{LCS(标准词_{j},标准词_{i})}{max(len(标准词_{j}),len(标准词_{i}))} \geq thres$$

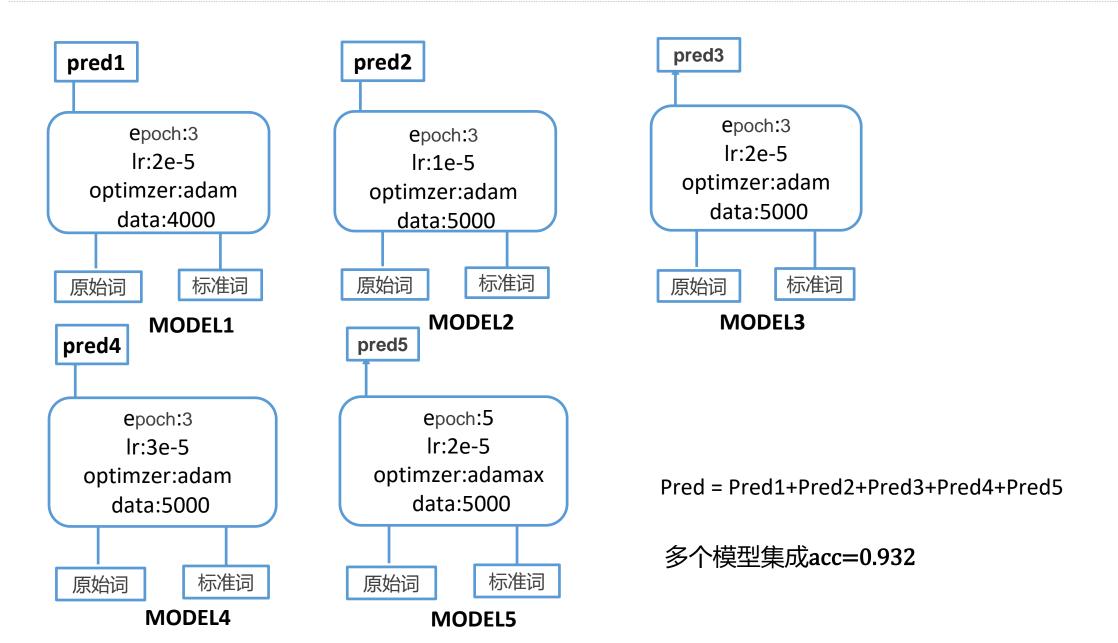
then add <原始词 $_i$,标准词 $_i$,0 >

- 训练
 - · vocab中增加了一些生僻字,如髌、跗等
 - 8gpu, batch-size=16, max-seq-length=128
- 结果
 - acc=0.92



模型集成及结果





排序



- Logistics回归
- 特征: 蕴含分数、部位相似度、术式相似度
 - 对输入query和标准名称抽取部位和术式
 - 利用BERT的向量进行相似度计算
- 开发集 acc=0.941

基于BERT的数量预测



- 任务
 - BERT fine tuning 多分类任务
 - 标签为1、2、3、4
 - 对于数量超过4的按照分隔符个数确定数量
- 数据集构建
 - Step1: 原始训练数据中case
 - Step2: 加入icd中的带有"伴"的标准名称,数量为1
 - Step3:加入从官方训练集中拆分得到的1对2或者2对1的query
 - Step4: 利用前三步得到的数据拼接数据,使得训练集标签为1、2、3、4的case数量相当
- 训练
 - 训练数据: 2.8w
 - gpu=1, epoch=3, learning rate=0.00005, batch size=32, max seq length=128
- 结果
 - 开发集上数量预测acc=0.988; 直接用简单规则acc=0.945; 全部预测为1, acc=0.95

最终结果

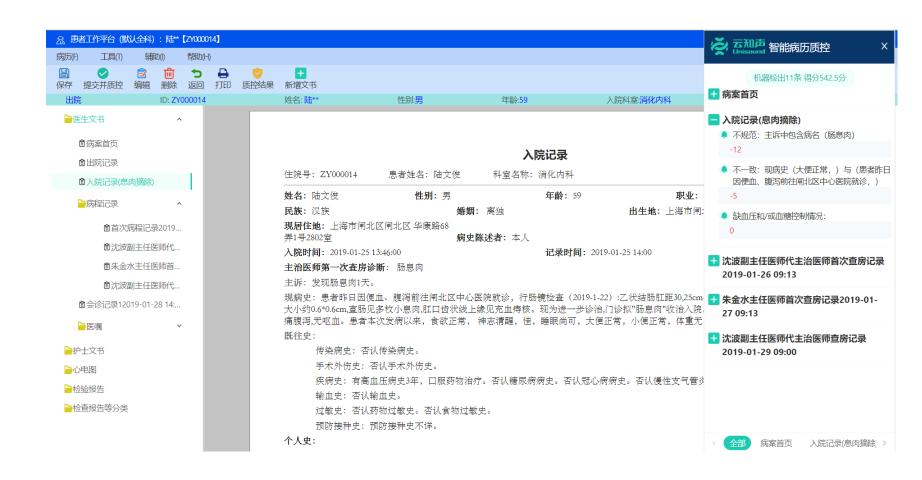


• 盲测集acc=0.94825, 排名第一

实际应用



- 工程化
 - 运行速度提升(响应时间从10分钟降低到400ms, acc=0.939)
- 产品化
 - 病案首页质控
 - 编码错误检查
 - 病历质控
 - 手术名称错误



结论



- 基于BERT蕴含分数和数量预测能够较好解决术语标准化问题
- 超多分类问题可以用BERT转换成二分类问题解决
 - 训练集尤其是负例的构造方法很重要
- BERT能够较为准确的预测标准名称的个数
- 部位和术式对手术术语标准化有所帮助



知音知医 智享医疗



招聘



病历质控

