

自然语言处理 课程作业

命名实体识别

 命名实体识别(Named Entities Recognition, NER)是指 从文本中识别出各类命名实体的任务。

B: 开始
BEOBILE OBLEOBLILLEO

1:中间

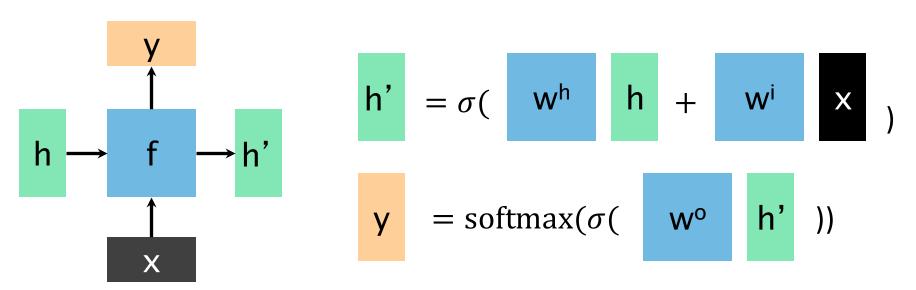
E:结束

0:其他

S:单个

Naive RNN

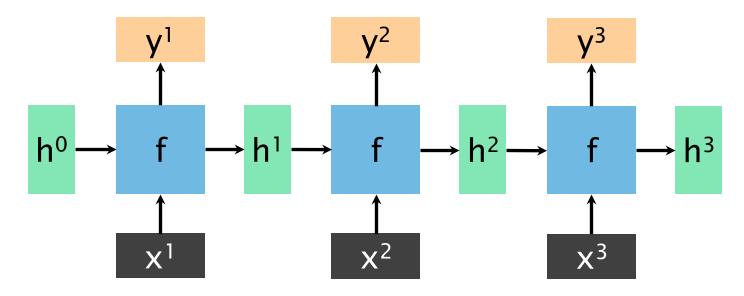
• 给定函数f: h', y = f(h, x)



- x为当前状态下数据的输入,h表示接收到的上一个节点的输入。
- y为当前节点状态下的输出,而h'为传递到下一个节点的输出。

Recurrent Neural Network

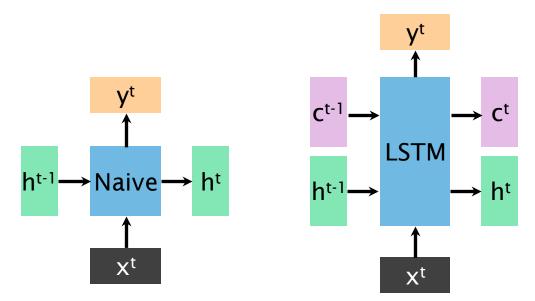
• 给定函数f: h', y = f(h, x), h'和h为具有相同维度的向量



无论输入序列有多长,只需要一个函数 f

Long short-term memory (LSTM)

• LSTM是一种特殊的RNN,能有效缓解梯度消失和爆炸问题。



- c (长期记忆):缓慢更新, c^t 通常为上一个 c^{t-1} 加上一些数值。
- h (短期记忆): 快速更新, h^t在不同时间步下差异较大。

深入LSTM

• 将LSTM的当前输入 x^t 与上一个 h^{t-1} 拼接,得到四个状态。

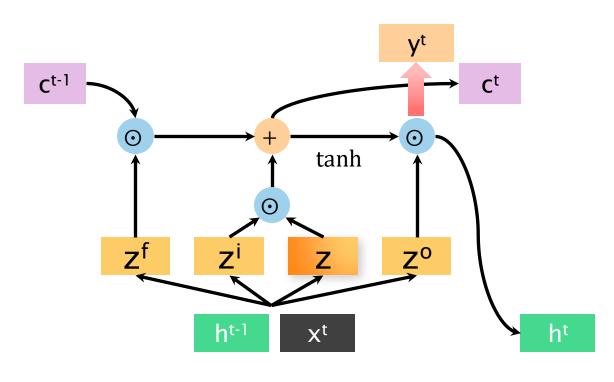
$$z = \tanh(w^{o}) \frac{x^{t}}{h^{t-1}}) z^{f} = \sigma(w^{f}) \frac{x^{t}}{h^{t-1}})$$

$$z^{i} = \sigma(w^{i}) \frac{x^{t}}{h^{t-1}}) z^{o} = \sigma(w^{o}) \frac{x^{t}}{h^{t-1}})$$

- z^f, z^i, z^o 由拼接向量乘以权重矩阵后,过一个sigmoid函数得到0~1的数值作为门控状态。
- z过一个tanh函数得到-1~1的值,作为输入值。

深入LSTM

· 四个状态在LSTM中的使用:

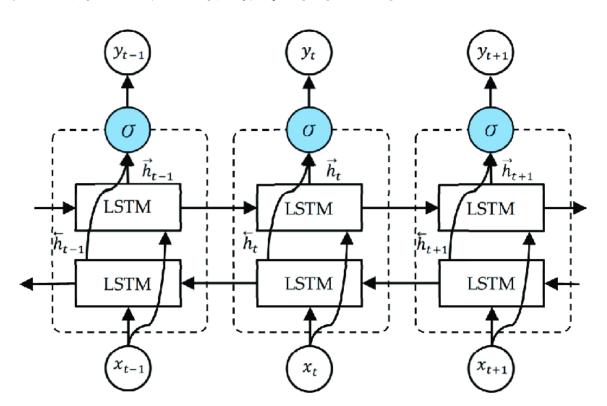


$$c^{t} = z^{f} \odot c^{t-1} + z^{i} \odot z$$
$$h^{t} = z^{o} \odot \tanh(c^{t})$$
$$y^{t} = \sigma(W'h^{t})$$

- 忘记阶段: z^f作为忘记 门控,控制哪些需要留 哪些需要忘。
- 选择记忆阶段: zⁱ作为 门控,对输入x^t进行选 择性记忆。
- 输出阶段: z^o控制哪些 内容被输出。

BiLSTM (Bi-directional LSTM)

• LSTM无法捕捉双向依赖,因此引入BiLSTM



- 数据集
 - CHisIEC 古文命名实体识别数据集
 - tangxuemei1995/CHisIEC: CHisIEC An Information Extraction
 Corpus for Ancient Chinese History (github.com)
 - 数据预处理方法:
 - 将每个汉字映射到一个index和一个char embedding
 - 每个label映射到一个index
 - 考虑embedding table中不存在的OOV汉字如何处理

• 测试集格式

B: Begin, 命名实体的开始

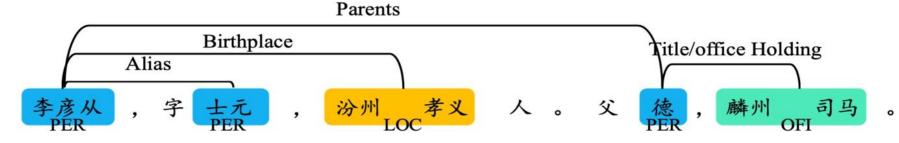
I:Inner, 命名实体的中间的内容

E: End, 命名实体的结束

S: Single, 单字命名实体 Other 标签的字符非常

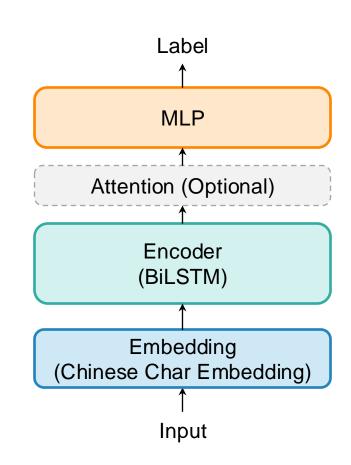
O: Other, 不是命名实体 多, 需要考虑如何处理 类别不均衡的情况。

此外,实体还需要被划分为PER(人)、LOC(地)、OFI(官)和BOOK(书)四类



模型要求:

- 使用 PyTorch 2.0 以上版本实现
- 模型中必须包含 BiLSTM 结构,且该结构 的参数量需占模型除 embedding 层以外 的绝大多数。
 - 即,不能在里面插入一个大模型,然后LSTM只作为最后分类器的一个小部件。



- 实验内容 (不需要排列组合所有变量,验证集测试)
 - Word embedding方式(尝试不同embedding的效果,可用提供版 或者自己寻找更好的版本)
 - Encoder (BiLSTM)
 - BiLSTM后接一层Attention测试效果(可选)
 - 使用网格搜索或随机搜索寻找最佳超参数(可选,超参至少包含学习 率和batch size)
 - · 比较你所知的模型训练技巧对F1-macro值的影响(可选,训练技巧包 括dropout、模型初始化方式、优化器等)

- 考核方式(DDL 10月13日23:59)
 - 学号-姓名.ipynb
 - ipynb 文件包含模型训练过程的输出日志 $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$, $Recall = \frac{TP}{P}$
 - 包含代码各个部分的说明
 - 包含对Accuracy与F1结果的分析
 - 包含模型结构对F1结果影响的分析

$$F1 = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall}$$

- 测试集 F1-macro
 - 合格线:0.6
 - 合格线以上,鼓励创新性探索,无需继续过分关注F1-macro指标。
 如果能找到有效提升F1-macro值的方法,需要在ipynb文件里分析。
- 严禁在测试集上训练、篡改实验数据等学术不端行为

评分标准

- 准时提交文件(有运行过程): 40分
- 测试集分数达到0.6以上: 60分
- 文件中含有相关注释: 70分
- 对模型进行优化改进: 80分
- 对训练过程进行对比分析: 90分
- 有独立思考和发现,性能达到更优,提出改进方向等:91-100
 分
- 迟交: 1天内分数*0.6, 1天后为0分(如有任何特殊情况, 请提前说明, 无充分证明时不接受事后解释)

联系我们

- 邮件:
 - 助教-郭虹麟: <u>hlguo24@m.fudan.edu.cn</u>
 - 助教-叶俊杰: jjye23@m.fudan.edu.cn
 - 助教-金森杰: <u>sjjin22@m.fudan.edu.cn</u>