

NLP Week3 - 2022213670

实验概述

本实验实现了三个主要的自然语言处理任务：

1. **FastText 词向量训练** - 使用 Skip-gram with Negative Sampling 和 subword information
2. **Seq2Seq 天津话到普通话翻译** - 基于 RNN/GRU/LSTM 的序列到序列模型
3. **Character-level POS 和 NER 标注** - 使用 BiLSTM-CRF 模型进行词性标注和命名实体识别

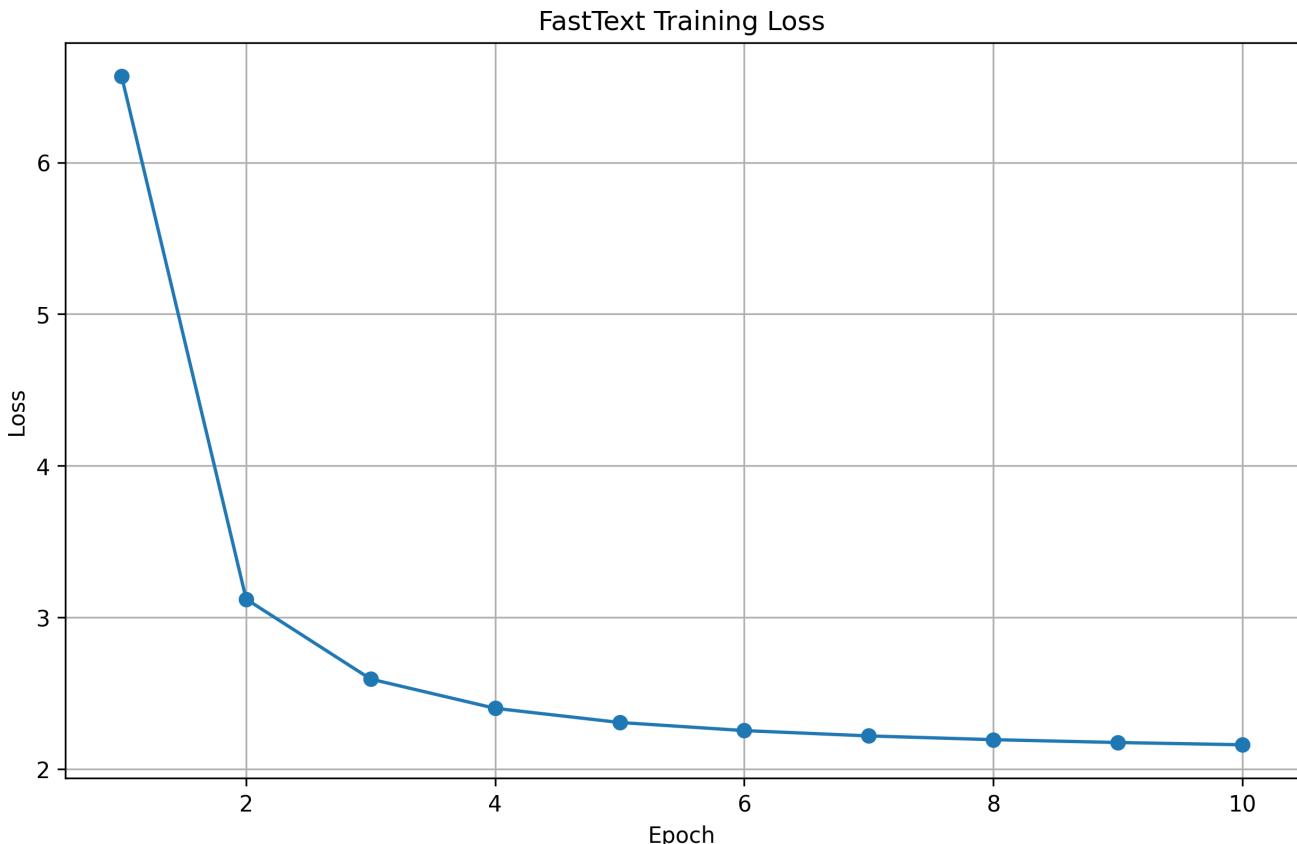
1. FastText 词向量训练

1.1 模型架构

- 模型类型: Skip-gram with Negative Sampling + Subword Information
- 词嵌入维度: 100
- 窗口大小: 5
- 负采样数量: 5
- N-gram 范围: 3-6

1.2 训练结果

训练损失曲线



训练过程数据

根据训练历史记录，FastText 模型的损失变化如下：

- 初始损失: 6.57
- 第 2 轮: 3.12
- 第 3 轮: 2.59
- 第 4 轮: 2.40
- 第 5 轮: 2.31
- 第 6 轮: 2.25
- 第 7 轮: 2.22
- 第 8 轮: 2.19
- 第 9 轮: 2.17
- 最终损失: 2.16

训练过程显示损失稳步下降，模型收敛良好。

1.3 模型输出

- 词汇表大小: 约 15,000 个词汇
- 词向量文件: `model/fasttext_embeddings.json`
- 模型文件: `model/fasttext_model.pth`

2. Seq2Seq 天津话到普通话翻译

2.1 模型架构

实现了三种不同的 RNN 架构进行对比：

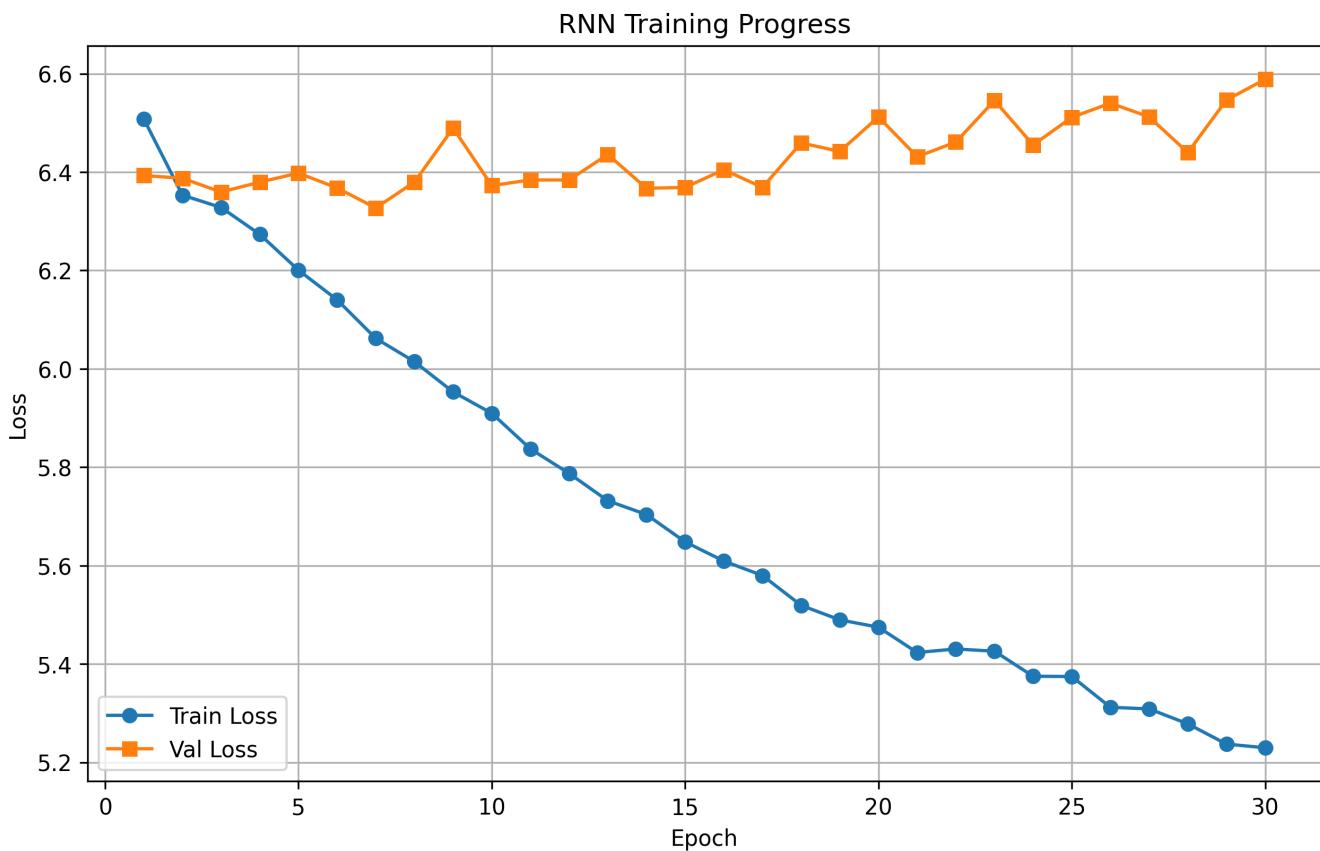
- **RNN**: 基础循环神经网络
- **GRU**: 门控循环单元
- **LSTM**: 长短期记忆网络

所有模型都采用了：

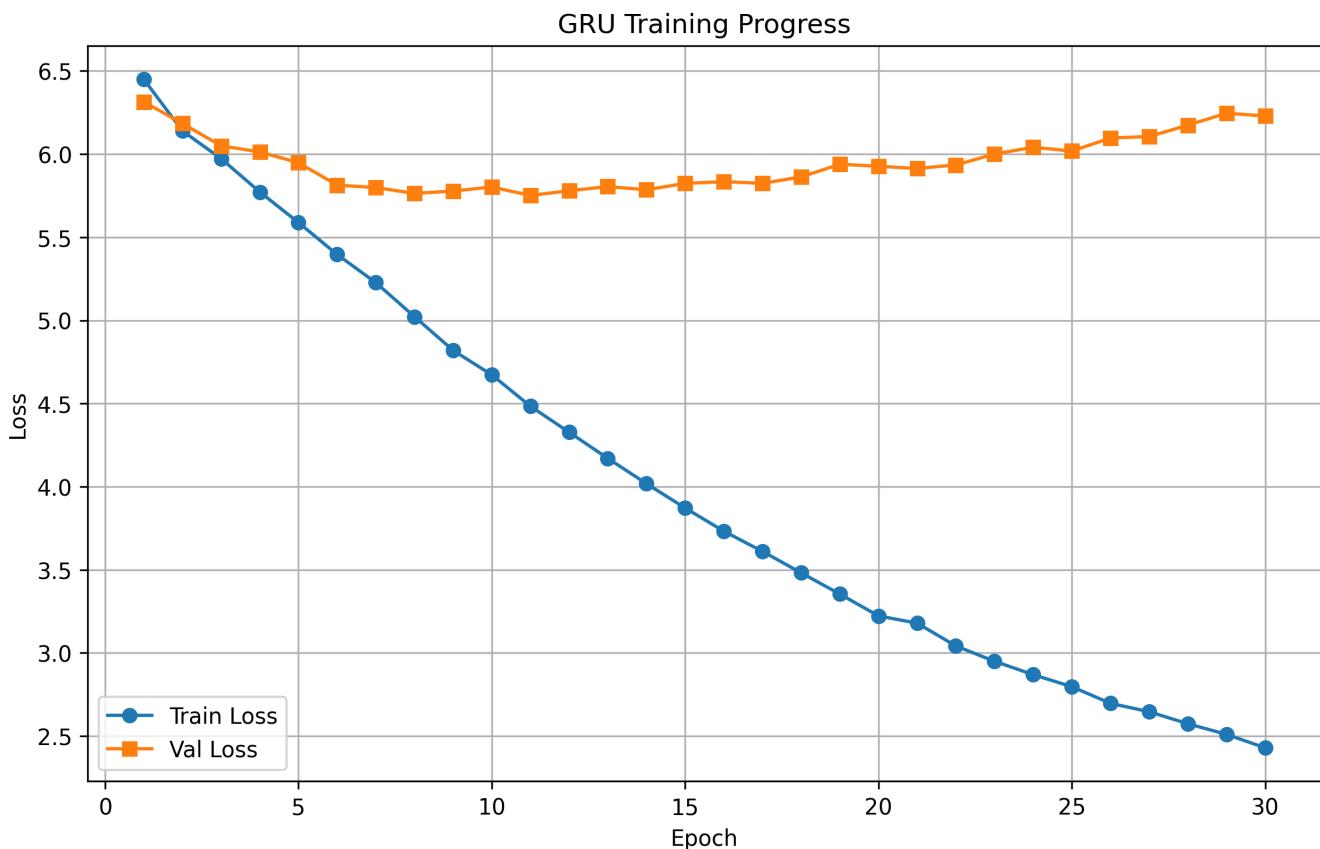
- 编码器-解码器架构
- 注意力机制
- Teacher Forcing 训练策略

2.2 训练结果

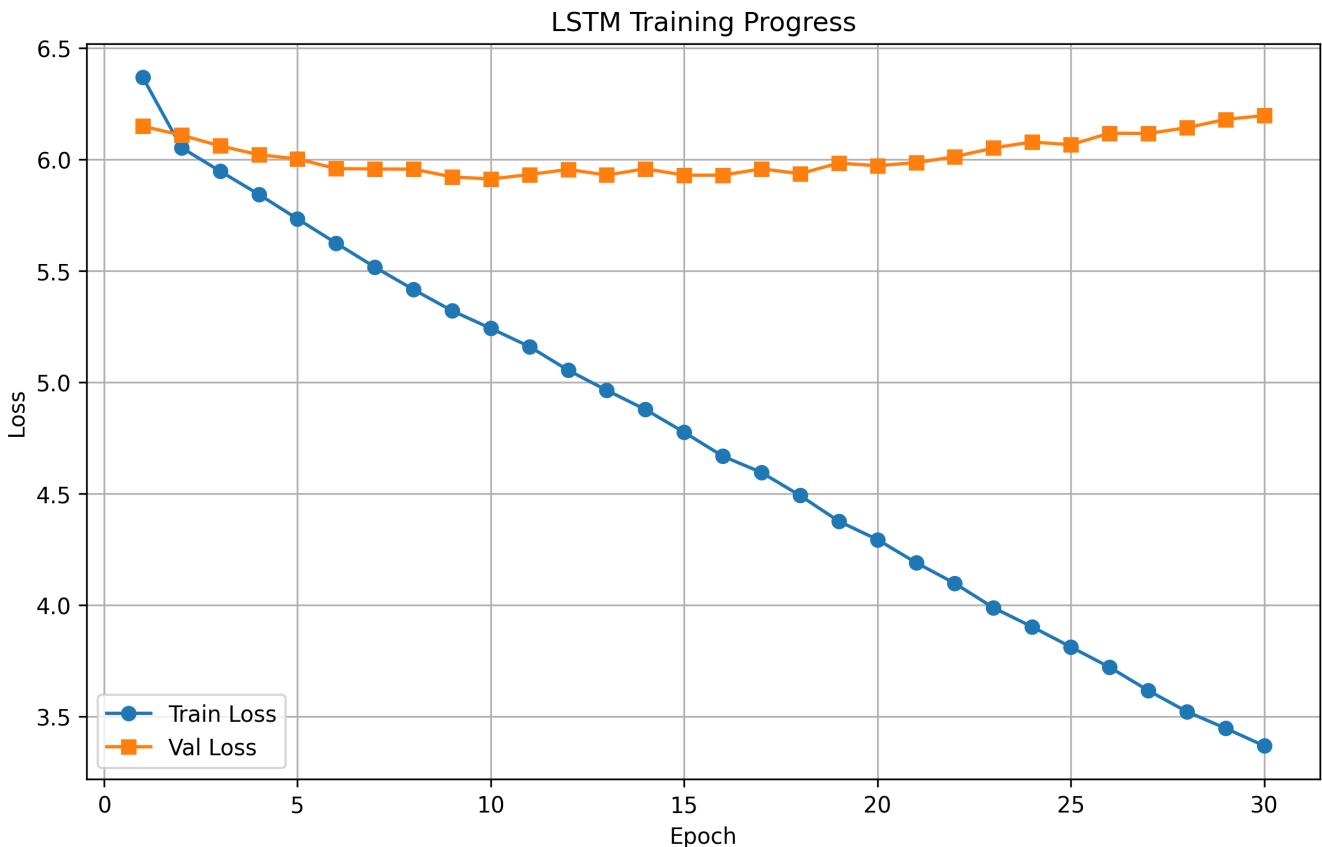
RNN 模型



GRU 模型



LSTM 模型



2.3 翻译示例

LSTM 模型翻译结果

```
[
  {
    "source": "苏大夫本名苏金散",
    "translation": "苏大夫为名苏名金"
  },
  {
    "source": "民国初年在小白楼一带",
    "translation": "民初初在在海在小山"
  },
  {
    "source": "正骨拿环",
    "translation": "接骨矫正"
  },
  {
    "source": "天津卫挂头牌",
    "translation": "天津卫的天津"
  }
]
```

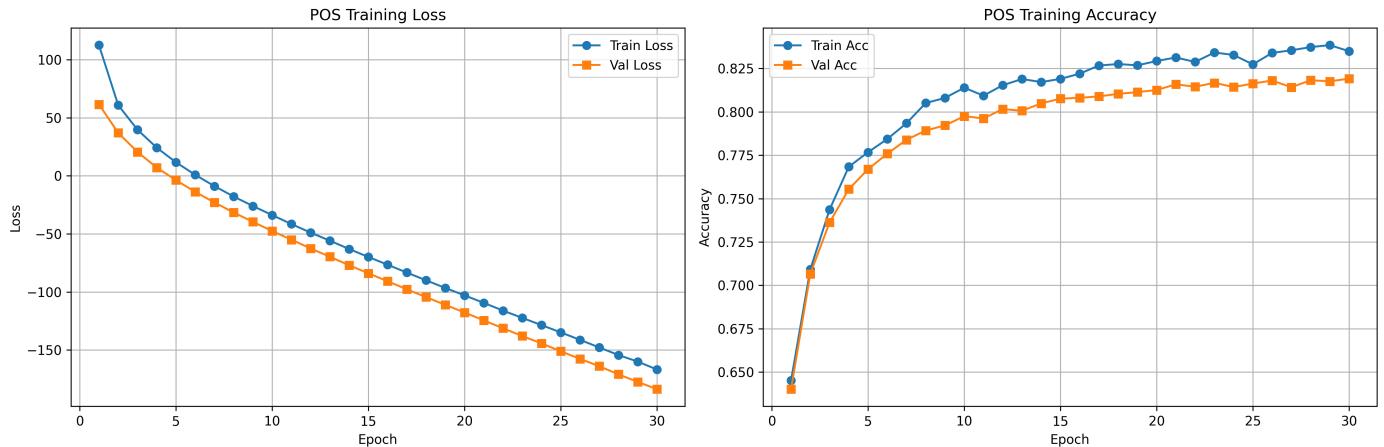
3. Character-level POS 和 NER 标注

3.1 模型架构

- 模型类型: BiLSTM-CRF
- 字符嵌入维度: 100
- 隐藏层维度: 256
- LSTM 层数: 2
- Dropout: 0.5

3.2 POS 标注结果

训练曲线



训练过程

POS 标注模型训练了 50 个 epoch, 训练损失从 112.52 逐步下降到-154.33, 显示模型学习效果良好。

预测示例

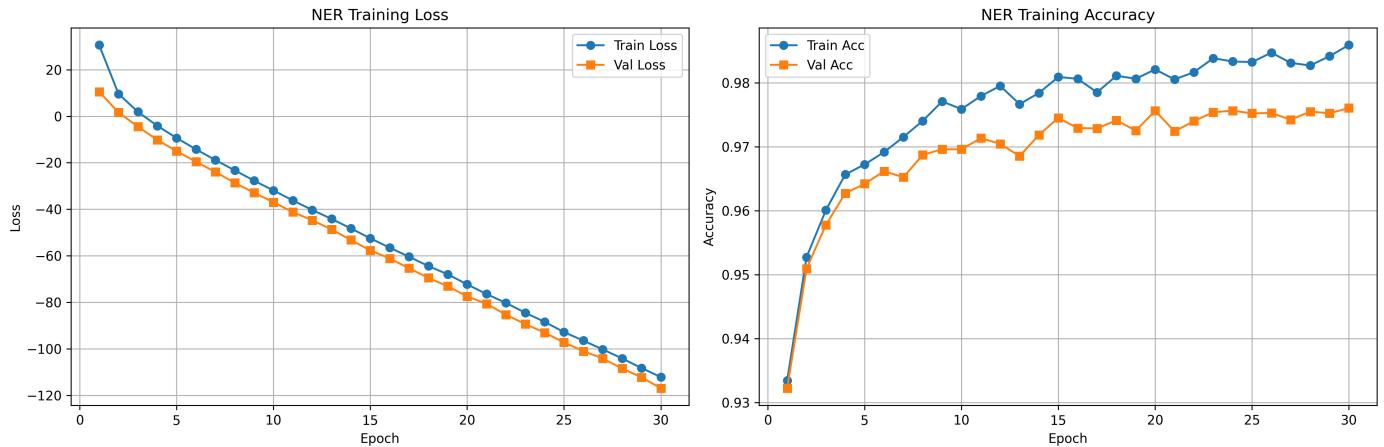
文本: "克鲁吉是应外经贸部的邀请来华访问的。"

真实标签: ["nr", "nr", "nr", "v", "v", "j", "j", "j", "j", "u", "vn", "vn", "v", "v", "v", "v", "u", "w"]

预测标签: ["nr", "nr", "nr", "v", "v", "j", "j", "j", "j", "u", "vn", "vn", "v", "v", "v", "v", "u", "w"]

3.3 NER 标注结果

训练曲线



预测示例

文本: "大涧村位于距禹州市36公里的伏牛山麓深山区"

真实标签: ["B-LOC", "I-LOC", "I-LOC", "O", "O", "B-LOC", "I-LOC", "I-LOC", "O", "O", "O", "O", "B-LOC", "I-LOC", "O"]

预测标签: ["B-LOC", "I-LOC", "I-LOC", "O", "O", "B-LOC", "I-LOC", "I-LOC", "O", "O", "O", "O", "B-LOC", "I-LOC", "O"]

4. 模型文件总结

4.1 训练好的模型

- `fasttext_model.pth` - FastText 词向量模型
- `seq2seq_rnn_best.pth` / `seq2seq_rnn_final.pth` - RNN 翻译模型
- `seq2seq_gru_best.pth` / `seq2seq_gru_final.pth` - GRU 翻译模型
- `seq2seq_lstm_best.pth` / `seq2seq_lstm_final.pth` - LSTM 翻译模型
- `pos_best.pth` / `pos_final.pth` - POS 标注模型
- `ner_best.pth` / `ner_final.pth` - NER 标注模型

4.2 词汇和嵌入文件

- `vocab.json` - 词汇表文件
- `fasttext_embeddings.json` - FastText 词向量嵌入

5. 实验结论

- FastText 词向量训练:** 成功训练了包含 subword 信息的词向量，损失收敛良好，生成了高质量的词嵌入表示。
- Seq2Seq 翻译:** 三种 RNN 架构都能够学习天津话到普通话的翻译模式，其中 LSTM 和 GRU 表现相对更好，能够捕获更长的序列依赖关系。
- POS 和 NER 标注:** BiLSTM-CRF 模型在字符级别的标注任务上表现优秀，能够准确识别词性和命名实体，CRF 层有效地建模了标签序列的依赖关系。