



上海交通大学
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

2025 《人工智能导论》大作业

NIS4307 Rumor Detector

任务名称:	Rumor Detector
完成组号:	第 1 组
小组成员:	马悦钊 李卓恒 刘梓芃 聂鸣涛
完成时间:	2025 年 6 月 6 日

目 录

第 1 章 任务目标	2
第 2 章 具体内容	3
2.1 实施方案.....	3
2.2 核心代码分析.....	5
2.2.1 模型定义 model.py	5
2.2.2 训练模型 train_lstm.py.....	6
2.2.3 接口类定义 classify.py	11
2.3 测试结果分析.....	13
第 3 章 工作总结	14
3.1 收获与心得.....	14
3.2 遇到问题及解决思路.....	14
第 4 章 课程建议	15

第 1 章 任务目标

本次课程设计的任务是基于谣言检测数据集，构建一个检测模型。该模型可以对数据集集中的推文进行谣言检测与识别。任务目标如下：

- 数据集：使用给定的谣言检测数据集，数据集包含推文文本和标签（谣言或非谣言）。
- 模型训练：使用逻辑回归或 GRU 等深度学习模型进行谣言检测，实现二分类任务，用 0 代表非谣言、1 代表谣言。
- 模型评估：使用测试集对模型进行评估，计算分类准确率、精确率、召回率和 F1 分数等指标。
- 模型接口：实现一个接口类，提供谣言检测功能，对外提供一个接口函数，接收一条字符串作为输入，输出一个整数值作为对应的预测类别。
- 泛化能力：模型应具有良好的泛化能力，能够适应不同类型的谣言检测任务。
- 结果可视化：对模型训练结果进行可视化展示。

第 2 章 具体内容

2.1 实施方案

在经过小组成员的讨论后，我们决定采用 AdvancedBiLSTM3（改进型双向长短时记忆网络）模型开展谣言检测任务。该模型在传统 BiLSTM 基础上，结合了注意力机制、Dropout 正则化和 LayerNorm 等技术，能够更好地捕捉文本的上下文依赖关系，并有效缓解过拟合问题。具体方案如下：

首先，我们对数据进行预处理：

- **构建数据集：**除了老师给定的训练集和测试集外，我们还从 PHEME Dataset 额外获取到更多的推特谣言数据集，经过分类处理后按照 8：1：1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。训练集包含约 5500 条推文，验证集和测试集各包含约 600 条推文。
- **文本清洗：**使用正则表达式去除 URL 和 @ 提及，统一转换为小写，并通过 NLTK 进行分词和词干提取，降低词形变化对模型的干扰。
- **词表构建：**基于训练集文本构建词表，过滤低频词（最小频率 2），并添加<PAD>（填充符）和<UNK>（未知词）标记。
- **序列编码：**将文本转换为固定长度的数字序列（MAX_LEN=64），不足长度的文本使用<PAD>进行填充，超长部分截断（采用前向截断），确保输入数据的一致性。

在模型架构上，我们采用的 AdvancedBiLSTM3 模型包含以下关键模块：

- **嵌入层：**使用可训练的词向量，维度为EMBEDDING_DIM=128，并在嵌入层后添加Dropout以缓解过拟合。
- **双向 LSTM 层：**使用双向 LSTM，设置bidirectional=True，并设置隐藏层维度为HIDDEN_DIM=256以捕捉上下文语义。此外还采用 2 层堆叠结构，并在层间使用Dropout。
- **注意力机制：**引入多层注意力机制，通过Tanh激活函数和 128 维的中间层增强特征表达，使用掩码处理填充值，避免无效位置参与注意力计算。
- **分类器：**包含多层全连接网络，使用ReLU激活函数和LayerNorm归一化，最终通过sigmoid函数输出二分类结果，即以 0 表示非谣言，1 表示谣言。

与传统的 BiGRU 或逻辑回归模型相比，AdvancedBiLSTM3 模型具备更强的特征表

达能力和鲁棒性，能够自动学习文本中的复杂语义关系，适应不同领域的谣言检测任务。通过注意力机制，模型能够聚焦于文本中的关键信息片段，提升对谣言特征的捕捉能力。在对比不同策略的训练成果后，我们发现该模型在准确率和泛化能力方面均优于传统方法，具体的实验结果将在后续章节中详细展示。

2.2 核心代码分析

2.2.1 模型定义 model.py

```
1  import torch
2  import torch.nn as nn
3  class AdvancedBiLSTM3(nn.Module):
4      def __init__(self, vocab_size, embedding_dim, hidden_dim,
5                  num_layers=2, dropout=0.5):
6          super().__init__()
7          self.embedding = nn.Embedding(vocab_size, embedding_dim,
8                                       padding_idx=0)
9          # 嵌入层 Dropout 增强鲁棒性
10         self.embedding_dropout = nn.Dropout(dropout + 0.1)
11         self.lstm = nn.LSTM(
12             embedding_dim,
13             hidden_dim // 2,
14             num_layers=min(num_layers, 2),
15             bidirectional=True,
16             batch_first=True,
17             dropout=dropout if num_layers > 1 else 0
18         )
19         # 带中间层的注意力机制
20         self.attention = nn.Sequential(
21             nn.Linear(hidden_dim, 128),
22             nn.Tanh(),
23             nn.Dropout(dropout),
24             nn.Linear(128, 1)
25         )
26         # 带正则化的分类器
27         self.classifier = nn.Sequential(
28             nn.Dropout(dropout + 0.1),
29             nn.Linear(hidden_dim, 64),
30             nn.ReLU(),
31             nn.LayerNorm(64),
32             nn.Dropout(dropout),
33             nn.Linear(64, 1)
34         )
```

在模型定义中，我们通过hidden_dim//2设置双向 LSTM 的隐藏层维度，确保模型能够捕捉到文本的双向上下文信息。此外我们还引入带中间层的注意力机制，通过Tanh激活函数和 128 维的中间层增强特征表达，使用掩码处理填充值，避免无效位置参与注意力计算。分类器则包含多层全连接网络，使用ReLU激活函数和LayerNorm归一化，最终通过sigmoid函数输出二分类结果。

2.2.2 训练模型 train_lstm.py

```
1  import torch
2  import torch.nn as nn
3  import torch.optim as optim
4  from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
5  import pandas as pd
6  from collections import Counter
7  import re
8  import joblib
9  import matplotlib.pyplot as plt
10 from sklearn.metrics import precision_score, recall_score,
    f1_score
11 import numpy as np
12 from nltk.tokenize import word_tokenize
13 from nltk.stem import PorterStemmer
14 from model import AdvancedBiLSTM3 as AdvancedBiLSTM
15 import nltk
16 try:
17     nltk.data.find('tokenizers/punkt_tab')
18 except LookupError:
19     nltk.download('punkt_tab')
20
21 # 超参数设置
22 BATCH_SIZE = 32          # 批大小
23 EMBEDDING_DIM = 128      # 嵌入维度 (可修改)
24 HIDDEN_DIM = 256        # 隐藏层维度 (可修改)
25 EPOCHS = 30             # 训练轮数 (可修改)
26 MAX_LEN = 64            # 文本最大长度
27 LEARNING_RATE = 0.9e-2  # 学习率 (可修改)
28 FACTOR = 0.9            # 学习率衰减因子
```



```
29 WEIGHT_DECAY = 1e-4      # L2 正则化
30 DEVICE = torch.device('cuda:0' if torch.cuda.is_available() else '
    cpu')
31
32 # 路径设置
33 model_parameter = f'{EMBEDDING_DIM}_{HIDDEN_DIM}_{EPOCHS}_{
    LEARNING_RATE}'
34 model_path = f'../Output/Model/{model_parameter}.pt'
35 vocab_path = f'../Output/Vocab/{model_parameter}.pkl'
36 train_path = '../Dataset/split/train.csv'
37 ex_train_path = '../Dataset/split/ex_train.csv'
38 val_path = '../Dataset/split/val.csv'
39 ex_val_path = '../Dataset/split/ex_val.csv'
40 test_path = '../Dataset/test/test.csv'
41 diagram_path = f'../Output/Diagram/{model_parameter}.png'
42
43 def tokenize(text):
44     """对文本进行分词和预处理"""
45     # 处理 URL 和 @ 提及
46     text = re.sub(r'http\S+', '<URL>', text)
47     text = re.sub(r'@\w+', '@USER', text)
48     # 使用 NLTK 分词 + 词干提取
49     tokens = word_tokenize(text)
50     stemmer = PorterStemmer()
51     return [stemmer.stem(w.lower()) for w in tokens if w.isalpha()]
52
53 def build_vocab(texts, min_freq=2):
54     """构建词表, 与示例代码相同"""
55     pass
56
57 def encode(text, vocab):
58     """将文本编码为数字序列, 与示例代码相同"""
59     pass
60
61 class RumorDataset(Dataset):
62     """自定义数据集类, 与示例代码相同"""
63     pass
```




```
64
65 def evaluate(model, loader):
66     """评估函数，调用外部库计算返回准确率、精确率、召回率和F1-score"""
67     pass
68
69 def plot_learning_curve(train_metrics, val_metrics, epochs,
70     save_path):
71     """绘制包含损失率和核心指标的双图学习曲线"""
72     pass
73
74 def main():
75     # 读取数据集
76     print("正在加载数据...")
77     train_df = pd.read_csv(train_path)
78     ex_train_df = pd.read_csv(ex_train_path) # 读取新增训练集
79     print(f"ex训练集大小: {len(ex_train_df)}")
80     print(f"原始训练集大小: {len(train_df)}")
81     train_df = pd.concat([train_df, ex_train_df], ignore_index=True)
82
83     print(f"合并后的训练集大小: {len(train_df)}")
84     val_df = pd.read_csv(val_path)
85     ex_val_df = pd.read_csv(ex_val_path)
86     print(f"验证集大小: {len(val_df)}")
87     print(f"新增验证集大小: {len(ex_val_df)}")
88     val_df = pd.concat([val_df, ex_val_df], ignore_index=True)
89     print(f"合并后的验证集大小: {len(val_df)}")
90
91     # 构建词表
92     print("正在构建词表...")
93     vocab = build_vocab(train_df['text'])
94     joblib.dump(vocab, vocab_path) # 保存词表
95
96     # 构建数据集
97     train_set = RumorDataset(train_df, vocab)
98     val_set = RumorDataset(val_df, vocab)
99
100     train_loader = DataLoader(train_set, batch_size=BATCH_SIZE,
101     shuffle=True)
```



```
99     val_loader = DataLoader(val_set, batch_size=BATCH_SIZE)
100
101     # 初始化模型、优化器和损失函数
102     print("正在初始化模型...")
103     model = AdvancedBiLSTM(len(vocab), EMBEDDING_DIM, HIDDEN_DIM).
104     to(DEVICE)
105     optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=LEARNING_RATE)
106     scheduler = optim.lr_scheduler.ReduceLROnPlateau(
107     optimizer, mode='max', factor=FACTOR, patience=3, verbose=True
108     )
109     criterion = nn.BCEWithLogitsLoss()
110
111     # 记录训练过程指标
112     train_history = {
113         'loss': [], 'accuracy': [], 'precision': [], 'recall': [],
114         'f1': []
115     }
116     val_history = {
117         'loss': [], 'accuracy': [], 'precision': [], 'recall': [],
118         'f1': []
119     }
120     print("开始训练模型...")
121     # 训练模型
122     best_val_f1 = 0.0
123     for epoch in range(EPOCHS):
124         model.train()
125         epoch_loss = 0
126         # 训练一个 epoch
127         for x, y in train_loader:
128             x, y = x.to(DEVICE), y.to(DEVICE)
129             logits = model(x)
130             loss = criterion(logits, y)
131             optimizer.zero_grad()
132             loss.backward()
133             optimizer.step()
134             epoch_loss += loss.item()
135         avg_loss = epoch_loss / len(train_loader)
```



```
134         # 计算训练集指标
135         train_acc, train_prec, train_rec, train_f1, _ = evaluate(
model, train_loader)
136         train_history['accuracy'].append(train_acc)
137         train_history['precision'].append(train_prec)
138         train_history['recall'].append(train_rec)
139         train_history['f1'].append(train_f1)
140         train_history['loss'].append(avg_loss)
141
142         val_acc, val_prec, val_rec, val_f1, val_loss = evaluate(
model, val_loader)
143         val_history['accuracy'].append(val_acc)
144         val_history['precision'].append(val_prec)
145         val_history['recall'].append(val_rec)
146         val_history['f1'].append(val_f1)
147         val_history['loss'].append(val_loss)
148
149         scheduler.step(val_f1)  # 根据验证集 F1 分数调整学习率
150
151         print(f'Epoch {epoch+1}/{EPOCHS}')
152         # 保存最佳模型
153         if val_f1 > best_val_f1:
154             best_val_f1 = val_f1
155             torch.save(model.state_dict(), model_path)
156             print(f'Saved best (Train F1: {val_f1:.4f})')
157             print(f'Train: Loss={avg_loss:.4f}, Acc={train_acc:.4f},
Prec={train_prec:.4f}, Rec={train_rec:.4f}, F1={train_f1:.4f}')
158             print(f'Val: Loss={val_loss:.4f}, Acc={val_acc:.4f}, Prec
={val_prec:.4f}, Rec={val_rec:.4f}, F1={val_f1:.4f}')
159             print('-' * 60)
160             print("\n 训练完成!")
161             plot_learning_curve(train_history, val_history, EPOCHS,
diagram_path)
162
163 if __name__ == '__main__':
164     main()
```

在训练模型的代码中，我们首先定义了超参数和路径设置，接着使用tokenize函数对文本进行分词和预处理，build_vocab函数构建词表，并将其保存到指定路径。然

后，我们定义了自定义数据集类RumorDataset，用于加载和处理数据。接下来，我们初始化模型、优化器和损失函数，并记录训练过程中的指标。通过循环迭代训练数据，计算损失并更新模型参数，同时在每一轮训练结束后评估模型在验证集上的性能。

2.2.3 接口类定义 classify.py

```
1  import torch
2  import joblib
3  from model import AdvancedBiLSTM3 as AdvancedBiLSTM
4  from train_lstm import *
5
6  class RumourDetectClass:
7      def __init__(self, model_path, vocab_path, embedding_dim=
8          EMBEDDING_DIM, hidden_dim=HIDDEN_DIM, device=DEVICE):
9          # 加载词表和模型参数
10         self.vocab = joblib.load(vocab_path)
11         self.model = AdvancedBiLSTM(len(self.vocab), embedding_dim
12             , hidden_dim).to(device)
13         self.model.load_state_dict(torch.load(model_path,
14             map_location=device))
15         self.model.eval()
16
17     @classmethod
18     def construct_detector(cls):
19         embedding_dim = EMBEDDING_DIM
20         hidden_dim = HIDDEN_DIM
21         epochs = EPOCHS
22         learning_rate = LEARNING_RATE
23         device = DEVICE
24         model_path = f'../Output/Model/best_{embedding_dim}_{
25             hidden_dim}_{epochs}_{learning_rate}.pt'
```



```
26     def classify(self, text: str) -> int:
27         # 预测流程
28         ids = encode(text, self.vocab)
29         x = torch.tensor([ids], dtype=torch.long).to(DEVICE)
30         with torch.no_grad():
31             logits = self.model(x)
32             pred = (torch.sigmoid(logits) > 0.5).float().item()
33         return int(pred)
```

在接口类中，我们实现了RumourDetectClass接口类，该类提供了两个初始化方法：__init__和construct_detector，分别可以进行指定或默认模型和词表的初始化谣言检测器。此外还实现了一个接口函数classify，接收一条字符串作为输入，输出一个整数值作为对应的预测类别。通过construct_detector方法，我们可以快速构建谣言检测器，加载默认模型和词表。

本项目代码发布在 [GitSJTU](#) 上，包含了数据预处理、模型训练、模型评估和接口类的完整实现。

2.3 测试结果分析

在确定模型架构后，我们经过不断调整训练时使用的参数，最终选定了以下配置：

- 嵌入维度：EMBEDDING_DIM = 128
- 隐藏层维度：HIDDEN_DIM = 256
- 训练轮数：EPOCHS = 30
- 学习率：LEARNING_RATE = 0.009
- 批大小：BATCH_SIZE = 32
- 最大文本长度：MAX_LEN = 64
- 学习率衰减因子：FACTOR = 0.9
- L2 正则化：WEIGHT_DECAY = 1e-4

在经过 30 轮训练后，我们得到了如下图2.1所示的模型训练指标，30 轮训练总耗时约 5 分钟，最佳模型在第 21 轮产生，其验证集 F1 分数达到了 0.8592。可以看到，随着训练轮数的增加，训练集和验证集的损失率逐渐波动降低，验证集的准确率、精确率、召回率和 F1 分数也在不断波动提升，表明模型在谣言检测任务上取得了较好的效果。

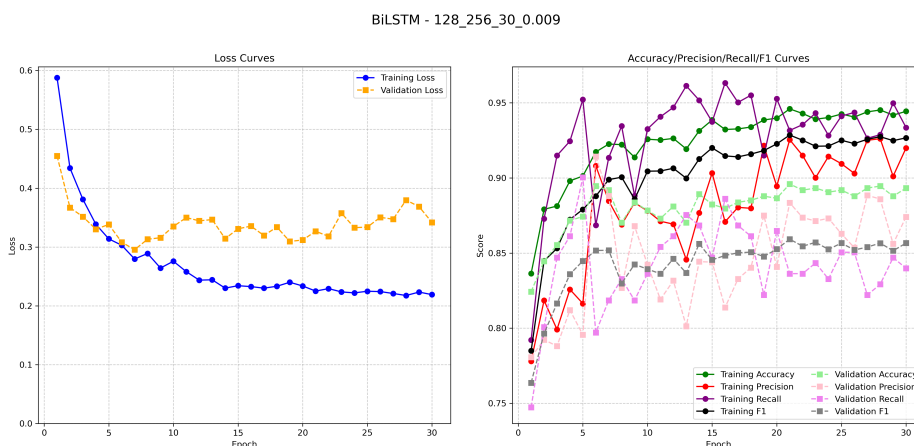


图 2.1 模型训练过程中的损失率和核心指标的双图学习曲线

使用 test.py 脚本对测试集进行评估，我们得到了如下表2.1所示的测试结果。结果表明，此模型在我们的测试集上表现良好，其中预测准确率达到了 86.64%。

预测 \ 真实	非谣言 (0)	谣 言 (1)
非谣言 (0)	303	44
谣 言 (1)	28	164

表 2.1 测试结果

第3章 工作总结

3.1 收获与心得

通过本次课程设计，我们深入学习了深度学习模型在自然语言处理中的应用，特别是双向门控循环单元（BiGRU）和改进型双向长短时记忆网络（AdvancedBiLSTM）模型在谣言检测任务中的应用，也深刻体会到了理解 BiLSTM 结合注意力机制在序列分类中的优势。通过对比不同模型的性能，我们认识到模型的选择对任务结果的影响。此外，我们实现了从数据预处理、模型训练到模型评估的全流程开发，初步掌握了如何使用 PyTorch 等深度学习框架进行自然语言处理任务。

3.2 遇到问题及解决思路

在项目实施过程中，我们也遇到了一些问题，例如数据集不平衡导致模型偏向于某一类标签、训练轮数过多导致出现过拟合现象、以及模型参数设置不当导致训练效果不佳等。针对这些问题，我们采取以下解决思路：

- **数据集不平衡**：我们通过自行搜索 PHEME Dataset 等公开数据集，增加了训练集的样本量，并对数据进行分层随机抽样，确保各类标签的样本数量相对均衡，极大丰富了数据集内容，从而获得更全面的训练样本。
- **过拟合问题**：针对较多训练轮数中验证集损失曲线先降后升的过拟合问题，我们引入了 Dropout 正则化技术，并通过交叉验证选择最佳模型参数，避免模型在训练集上过拟合。
- **模型参数设置**：在实验过程中，我们不断调整模型参数，如学习率、嵌入维度、隐藏层维度等，尝试不同的网络结构和超参数组合。通过对比不同配置下的模型性能，我们最终找到了在有限时间内训练出较为稳定模型的佳配置。

通过这些问题的解决，我们不仅提升了模型的性能，也加深了对深度学习模型在自然语言处理任务中应用的理解。

第 4 章 课程建议

本次课程设计通过实践操作，让我们对深度学习与自然语言处理的结合应用有了具象认知，但在课程学习及实践过程中，也发现一些可以优化改进的方向，此处提出几点建议，希望能为后续课程设计提供参考：

当前课程较多聚焦于基础概念的介绍讲解，但对具体算法的原理推导与代码实现讲解较少，部分概念比较晦涩难懂但缺乏深入剖析，导致学生在理解上存在困难。希望老师能结合代码实例进行拆解演示，如结合 PyTorch 等库的具体实现，深入讲解 GRU、LSTM 等模型的工作原理与数学推导，帮助学生更好地理解模型背后的逻辑。

此外，本课程前期未铺垫相关实践案例，而课程设计在学期末才公布，与其他课程结课任务、考试复习等时间冲突，导致学生难以分配足够精力深入探索，也是我认为可以改进的地方。在本次课程设计中，我们小组成员普遍感受到时间紧迫，从理解任务、数据预处理到模型调优全程压缩在短时间内，尤其是在数据预处理、模型训练与调优等环节，难以进行充分的实验与探索。建议将课程设计主题提前半学期公布，分阶段设置任务节点（如第 8 周完成数据预处理、第 12 周提交模型初版等），并配套阶段性指导，帮助学生合理规划时间，确保实践质量。

而在完成项目的过程中，我们也意识到仅凭课堂上学到的知识，难以独立完成整个项目，特别是对 PyTorch、Sklearn 等库的使用不够熟悉，导致在实现过程中遇到很多问题。建议老师能在前期的课程中结合具体案例，帮助学生更好地掌握这些工具的使用方法。