实验题目	循环神经网络			实验日期	2022. 5. 24
班级	1903104	学号	1190300321	姓名	郑晟赫

CS32262 模式识别与深度学习实验

实验报告

一、实验目的(介绍实验目的)

- 1. 利用 Pytorch 自己实现 RNN、GRU、LSTM 和 Bi-LSTM
- 2. 利用上述四种结构进行文本多分类
- 3. 任选上述一种结构进行温度预测

二、实验环境(介绍实验使用的硬件设备、软件系统、开发工具等)

1.硬件设备: CPU: i7-9750H; GPU: NVIDIA GeForce GTX 1650; 16G RAM; 512GHD Disk

2.软件系统: Windows 10; Python 3.7.10; PyTorch 1.9.0

3.开发工具: PyCharm

三、实验内容(介绍实验过程、设计方案、实现方法、实验结果等)

这一部分主要介绍实验实现过程以及结果分析。

1. 数据集分析

实验涉及两个数据集,分别是文本分类数据集和天气数据集。

文本分类数据集涉及 10 个类别(书籍、平板、手机、水果、洗发水、热水器、蒙牛、衣服、计算机、酒店)的网购评论数据。在分类过程中根据用户评论信息推测是该条信息属于哪一个类别。数据集划分中共 62774 条数据,按给定顺序编号 i=1,2,…,62774, i%5=4 做验证集, i%5=0 做测试集, 其余作为训练集。

天气数据集每10分钟记录一次气压、气温、风速等天气数据,共420551条记录,历时八年(2009~2016);取前六年做训练集,后两年做测试集;对测试集分段,每七天作为一段,对于每一段而言,给定前五天数据,预测后两天数据。

2. 代码编写

2.1 数据读取

自定义 dataset 类,使用 PyTorch 中的 Dataloader 读取。

2.2 网络搭建

本实验搭建的是四种网络,分别是RNN,LSTM,GRU,Bi-LSTM。四种网络本质上都是循环神经网络,在一个cell输出的数据均需要输入下一个cell,且每个cell之间共享参数。

RNN 图解可见图 1,实现过程中主要分为 cell 内部的一个线性层和一个非线性层。在处理输出的时候,将最后一个 cell 的输出视为最后的输出结果,由于本实验第一个任务要处理的是 10 个类别的分类,因此在最后一个输出之后接一个输出维度为 10 的全连接层。因此RNN 中需要训练的参数就是一个全连接层中的矩阵和偏置,以及最后输出的全连接层,相较于后续实现的 LSTM 等网络来说,相对简单,因此训练速度较快,对于长距离依赖问题也不能很好的解决。因此 RNN 在较长句的处理中性能较差。

实验题目	循环神经网络			实验日期	2022. 5. 24
班级	1903104	学号	1190300321	姓名	郑晟赫

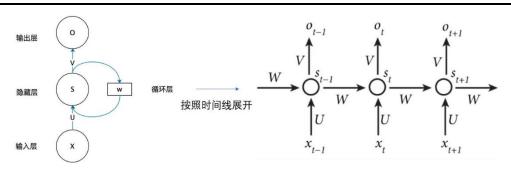


图 1. RNN 结构图

LSTM 相较于 RNN 的不同在于 LSTM 引入了遗忘门、输入门和输出门。其中遗忘门的引入需要处理的就是为了解决 RNN 处理长序列容易出现的梯度消失或者梯度爆炸。遗忘门可以根据输入和细胞状态决定是否丢弃一些信息,从而保证了长距离依赖。LSTM 的结构可见图 2。

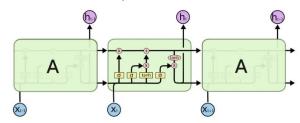


图 2. LSTM 结构图

双向 LSTM 事实上就是两个 LSTM, 一个是从前到后, 一个是从后向前, 将两个 LSTM 的输出连接之后作为输出结构。双向 LSTM 结构可见图 3。

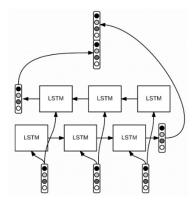


图 3. 双向 LSTM 结构图

GRU 是 LSTM 的一个变体,在实验结果与 LSTM 相近的同时简化计算过程。从而使得 GRU 训练时间相较于 LSTM 大大缩短。GRU 的结构和计算公式可见图 4。

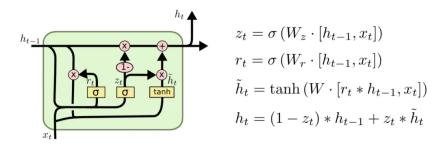


图 4. 双向 LSTM 结构图

	实验题目	循环神经网络			实验日期	2022. 5. 24
Ī	班级	1903104	学号	1190300321	姓名	郑晟赫

2.3 优化器

两个任务均采用 Adam 优化器。

2.4 损失函数

由于任务1是多分类问题,因此任务1采用交叉熵作为损失函数,直接调用PyTorch中的函数。而由于任务2是一个回归问题,因此任务2采用L1 loss作为损失函数,计算预测值与真实值的绝对误差之和。

3. 实验验证

3.1 实验设置

Batch size: 64

Epoch: 2 学习率: 0.001

3.2 实验结果

任务1各算法性能对比如表1所示。

表 1 各算法性能比较

算法	准确率 acc	F1 score	训练时间/s
RNN	0. 7068	0. 5703	88. 0450
LSTM	0. 8120	0. 7629	298. 100
BiLSTM	0. 8388	0. 8026	488. 852
GRU	0. 8277	0. 7439	130. 807 s

观察表中的测试结果可以发现,在四种算法中,双向 LSTM 的性能最好,这是因为双向 LSTM 充分利用了正反两个方向的信息,但是与之相对的,训练的速度也是这几种方法中最慢的;而 GRU 性能与 LSTM 相近,但是训练速度大大上升,这是因为 GRU 简化了每个 cell 内部的计算方式,因此训练速度加快。

任务 2 采用双向 LSTM, 训练结果预测效果与真实结果比较选取其中一段展示如图 4 所示。其中红线为预测效果, 而蓝线为真实气温。可以发现在一定程度上预测结果和真实气温接近。说明双向 LSTM 的能力相对来说还是比较好的。

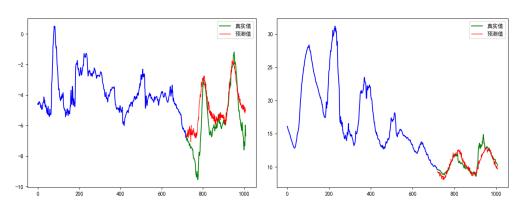


图 4 任务 2 效果展示

任务2的各项训练结果如表2所示。

表 2 任务 2 训练性能

	平均误差	中位误差
图 4 左图	0. 823	0. 546
图 4 右图	0. 612	0. 361

实验题目	循环神经网络			实验日期	2022. 5. 24
班级	1903104	学号	1190300321	姓名	郑晟赫

可以发现任务2的性能还有较大的提升空间,这可能是因为没有充分利用到数据集中提供的多种测量指标。

四、实验结论(总结实验发现及结论)

本次实验实现了四种比较常用的循环神经网络,经过实验发现 LSTM 的性能相对于 RNN 有比较明显的提升,但是训练速度也下降的比较明显。而 GRU 则进行折中,在性能变化不明显的情况下,简化了计算过程,加速了训练过程。经过本次实验,对于循环神经网络有了更深的认识。