机器学习QoE论文复现说明

1 复现性能展示

- 1. 结果均来自运行项目中 main.py 文件控制台输出得到。
- 2. 生成训练数据集时间仅需要**215.23**s(测试电脑cpu:AMD Ryzen9 5900HX 16核,在python中我运用了**多进程**方式生成,可以大大缩减处理数据所需时间,同时我们采用了**其他方式解析pcap**文件,大大提高了解析速度),下图第一个红色方框所示。
- 3. 对A0/A1/A2/A3采用四折交叉验证,Accuracy如下图所示,偏差与论文数据均小于一个百分点。在下图第二个红色方框中,三个Label的Recall以及Precision也在下图展示。



2 复现思路展示

2.1 概述

1. 复现过程分为

- MergeFileProcess:将txt格式的MergeFile提取成为可读的csv格式文件。
 (MergeFileProcess.py)
- GenerateLabel:将转换为csv格式的文件的复现论文中VideoStateLabeling过程,生成带有Label的csv文件。(GenerateLabel.py)
- GenerateTrainData:生成最终可以输入到训练模型中的csv文件(包含 ChunkDetection以及FeatureExtraction) (GenerateTrainData.py)
- 生成pkl训练模型:在ipython文件 RF_Train 中,使用四折交叉验证,生成了 3*4=12个RF模型。
- 测试模型结果:在 TestModel.py 中,对于四折交叉生成的模型进行测试,得到测试结果。
- <u>main.py</u> 整合了上述1、2、3、5过程,测试所需模型采用了在我们本地生成的pkl模型,当然您也可以重新运行 <u>RF_Train.ipthon</u> 文件,覆盖我们生成的模型,再进行测试。

2.2 VideoStateLabeling过程

1. 该过程在上述 MergeFileProcess 与 GenerateLabel 中完成。将txt文件输入后,输出命名以 *_label.csv 结尾的label文件,保存在LabelDataSet文件夹下,同时复现了论文附录中的smooth算法。生成文件(部分)截图如下所示,BufferWarning的二分类结果以0、1区分,BufferStatus的四分类结果以0、1、2、3区分,Resolution从144p→1080p(舍去了大于1080p的结果)以0→5所分类。

_					
	■ EpochTime ≎	Ⅲ BuffWarning		I≣ status ≎	■ Resolution ≎
	1516221103763			3	
	1516221103964			3	
	1516221104164			3	
	1516221104264			3	
	1516221104364			3	
	1516221104464			3	
	1516221104564			3	
	1516221104764			3	
	1516221104864			3	
	1516221104964			3	
	1516221105164			3	
	1516221105364			3	
	1516221105564			3	
	1516221105764			3	
	1516221105964			3	
	1516221106064			3	
	1516221106164			3	
	1516221106264			3	
	1516221106364			3	
	1516221106466			3	
			_		

2. 程序均采用了python中的 concurrent futures 包中的进程池进行进行并行处理数据, 我们采用的为8个进程并行的方式处理(要求cpu可用核心≥8),这样可以大大缩减 处理数据的时间。

```
with concurrent.futures.ProcessPoolExecutor(max_workers=8) as executor:
    executor.map(cal_label, files)
```

2.3 ChunkDetection与FeatureExtraction过程

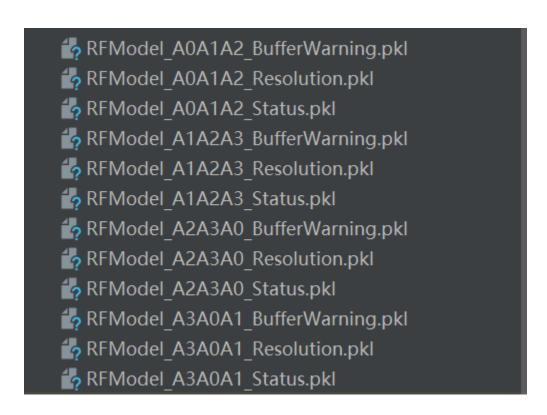
```
Generating A0 training data: 100%| | 95/95 [01:52<00:00, 1.18s/it] Generating A2 training data: 100%| | 91/91 [01:58<00:00, 1.30s/it] Generating A3 training data: 100%| | 119/119 [02:43<00:00, 1.37s/it] Generating A1 training data: 100%| | 130/130 [02:53<00:00, 1.33s/it] ***** Generate TrainData Succeed! ******
Use 175.44763278961182s
```

- 1. 该过程在 GenerateTrainData 中完成,对于pcap文件的解析,我们并没有使用 scapy 包解析(实在太慢),我们用了 dpkt 包解析文件,大大提高了解析速度。过程与论文基本保持一致。同样对于四个不同的文件夹中文件,我采用了多进程并发的方式进行上述过程。可以将这一步的时间缩短四倍。
- 2. 唯一有所差异的地方是:我们生产的Feature是采用了120+2的形式共使用的是122个feature对应3个label。除了120个时间窗口的chunk metrics以外,我们并没有按照论

- 文采用7个chunk metrics,而是从这7个挑选了ChunkSize与DownLoadSize作为Feature的指标。我个人认为StartTime等其他五个似乎不具备Feature的特性。
- 3. 最终得到的结果是一个共120+7+3=130行数的大列表,共四张对应A0→A3文件,存储到TrainData文件夹下。但是对于Resolution的生成与其他两个label的生成不太一样,我们提取出了上述表格中只含有VideoChunk的列(在表格中对于type==0),然后生成了用于训练Resolution的csv数据表格,因此在TrainData文件中,一共有2*4=8个用于训练的文件

2.4 随机森林的训练与预测

- 1. 采用四折交叉验证的方法,及就是三个作为训练集,一个作为验证集。对于前两个 label(Warning与Status)输入的训练矩阵形状是(122*TrainData数目),对于 Resolution的训练输入的矩阵形状是(122*TrainData中type==Video数目)。生成的 模型由3*4=12个。
- 2. 训练结果通过 joblib 包保存问pkl格式,A0A1A2代表这个模型用哪几个训练集合并生成,后面的是label代表是哪个label的模型数据。



3. 死者交叉验证的结果如下,我们计算了与论文的误差,均小于1个百分点。

Туре	BufferWarning		Resolution
Paper Accuracy	 0.92	0.842	 0.669
My Accuracy	0.912	0.837	0.668
Error	0.009 		0.002