以下所有内容均出自于对FedScale的源码阅读。

考虑到FedScale刚刚推出的[website](https://fedscale.github.io/)中有 API documentation, 所以本markdown中与API documentation冲突的地方还是以API documentation 为准。

0. About this framework (some details)

- (这一部分不是必读的)
- 1. 关于每次训练的(超)参数(的模板),参考benchmark/configs/femnist/conf.yml中的内容
 - 如果不知道可以加的参数的全集是什么,可以在 /fedscale/core/config_parser.py 中查看
 - o 有一些参数config是在代码运行过程中自动加入的(比如 --this_rank 这个参数,用来标记 executor 的 index,从1开始编号,就是在 docker/driver.py 中自动生成的),一般这种config不需要我们自己去管它
- 2. 关于整个训练的启动过程,可以参考 docker/driver.py 中的内容
- 3. /fedscale/core/fllibs.py 这个python file 主要是用来提供对全局适用的 model selector 和 dataset selector
- 4. 关于FedScale对femnist的处理: (Why is this essential? 因为我们要跑自己数据的话需要很熟悉这个流程)
 - 在benchmark/dataset/data/femnist/这个目录下,有data/和client_data_mapping/这两个子目录。其中 data/ 是存每个client的手写字符的.png文件的; client_data_mapping/大概存了如下图这么多信息(用来划分不同用户的数据集)

- 如果一个dataset没有client_data_mapping/这个目录,那么划分client数据的时候就会 uniform划分(参考/fedscale/dataloaders/divide_data.py中的uniform_partition)
- o 否则,就会调用 trace_partition 根据 client_data_mapping/ 中的信息进行划分(变量 unique_clientIds 表示原id到新id的mapping, clientId_maps 表示sample_id到新id的 mapping)。函数返回后 self.partitions 就是记录了每一个新id对应了哪些sample_id(list套 list)
- 但这还远远不够,下面是FedScale调用femnist数据集的详细流程:

- 1. 初始数据集的对象都对应于 fedscale/dataloaders/femnist.py 中的类 FEMNIST(), 同时我们需要用到 fedscale/dataloaders/utils_data.py 中的get_data_transform('mnist')来将我们的.png 图片转化成 torch.tensor(不确定,但应该差不多);类 FEMNIST()定义了内置函数 __getitem__(),可以直接拿出一个index对应的图片和它的label(在后面可以用到)
- 2. 然后我们拿到最开始的数据集是通过 /fedscale/core/fllibs.py 中的 init_dataset() 这个函数, 拿到如上述样子的对象 (attention: 之后我们如果要跑我们自己的除了feminst 和reddit的数据集的话, 就需要在这个init_dataset()里多加一个elif, 并且在 fedscale/dataloaders/(\$our_dataset_name).py里写好基本功能, 可能也需要在 fedscale/dataloaders/utils_data.py里多写一个新数据集的transform()函数的内容)
- 3. 而真正要用到数据集的时候是在 /fedscale/core/execution/executor.py 中的 Executor.init_data()。这个函数会先调用上面说到的 init_dataset(),然后再把我们得到的初始数据集喂进 /fedscale/dataloaders/divide_data.py中的类 DataPartitioner进行上面描述过的client数据划分,对femnist而言就是对着client_data_mapping/目录下的文件进行划分
- 4. (这一条针对的是 /fedscale/core/execution/executor.py 中的内容)但这仅仅完成了数据集的初始化,等到之后每一个client要train或者test并需要用数据集时,会分别在training_handler()和testing_handler()里调用 /fedscale/dataloaders/divide_data.py中的函数 select_dataset() 进行数据选取。而这个函数则会根据你是哪个executor(--this_rank)来从对应的数据集中选出数据返回
- 5. (大部分)通信好像用的(都)是gRPC
- 6. /fedscale/core/execution/executor.py 中的 update_model_handler() 和 load_global_model() 是 executor用来和aggregator交互model parameter的地方。其中 self.temp_model_path 这个变量就记录了你这个 executor 对应的临时模型的路径
- 7. 关于FedScale对Test过程的处理: (**Why is this essential?** 因为跑FATE dataset中的classification需要测试的metric不是acc而是auc,这就需要我们很了解FedScale中Test的流程)
 - o 首先值得注意的是,不管是 executor 还是 aggregator,它们运行的Logic都是类似的(如图,第一个是executor,第二个是aggregator

```
def run(self):
 """Start running the executor by setting up execution and c
 """
 self.setup_env()
 self.model = self.init_model()
 self.training_sets, self.testing_sets = self.init_data()
 self.setup_communication()
 self.event_monitor()
```

```
def run(self):
 """Start running the aggregator server by setting up execution
 and communication environment, and monitoring the grpc message.
 """
 self.setup_env()
 self.init_control_communication()
 self.init_data_communication()

 self.save_last_param()
 self.model_update_size = sys.getsizeof(
     pickle.dumps(self.model))/1024.0*8. # kbits
 self.client_profiles = self.load_client_profile(
     file_path=self.args.device_conf_file)

 self.event monitor()
```

外界都是通

过调用 run() 这个函数来跑)。均为 1. 初始化 2. 建立通信(gRPC) 3. event_monitor() 针对事件进行反应(同时可以注意到 agregator的run()中还有模型大小的信息,这一点或许可以直接用到之后的logging_system中)

- 然后是两个非常重要的函数: /fedscale/core/aggregation/aggregator.py 里的
 CLIENT_EXECUTE_COMPLETION() 和 CLIENT_PING(). 这两个函数的作用相当于大部分训练时间中 executor 和 aggregator 唯一的通信桥梁,起到了承上启下的作用。 (顺带一提/fedscale/core/channels 中的内容应该主要就是这些通信函数的 gRPC 协议之类的东西)
- (个人推测的背景信息) executor 和 aggregator 都用了双端队列来协助 event_monitor() 处理事件。executor中的叫self.event_queue; aggregator中的叫self.broadcast events queue
- 1. 当 executor 的 event_monitor() 收到了要Test的信号,就会调用 self.Test() 进行测试(同时附上一些meta-data,目前只有client_id,在/fedscale/core/aggregation/aggregator.py的get_test_config()中说明了开发者后续可以根据自己的需求添加其他信息,这些meta-data都会被传到executor的self.Test()中)
- 2. 然后 self.Test()就会call self.testing_handler(),而它又会先调用 select_dataset()这个函数来获得自己这个 executor 对应的测试数据(这个函数在之前说明femnist导入的过程中提到过,不过每次select_dataset()都会re-shuffle新id对应的sample_id这个List,新id的定义同样见上面的3.),然后再调用 /fedscale/utils/model_test_module.py 里的 test_model()进行对模型的测试。不出意外的话这(/fedscale/utils/model_test_module.py的函数)应该是整个Test过程最底层的part了,到时候如果要把acc改成auc的话主要改这里就好了(当然其他也要稍微改点,比如logging输出的信息。logging的信息除了在self.testing_handler()里剩下应该都在aggregator的部分里,一会儿提)。
 - 还有一点很重要,那就是 test_model() 返回的 testRes = {'top_1': correct, 'top_5': top_5,'test_loss': sum_loss, 'test_len': test_len} 会作为通信中的 data_result完整地返回给 aggregator,详情见后面 aggregator的部分。如果我们要改 auc的话或许需要动一下这部分
- 3. 然后self.testing_handler()返回local test的结果给 self.Test(), 再通过 self.aggregator_communicator.stub.CLIENT_EXECUTE_COMPLETION() 回传给 aggregator

本executor的local test的结果 (当然之后可能还会有一轮通信,好像不是很重要这里就不关注了)

- 4. 然后就是 aggregator 的部分了。可以注意到 CLIENT_EXECUTE_COMPLETION() 里第三行解析的 request.data_result 其实就是我们上面说过的testRes = {'top_1': correct, 'top_5': top_5,'test_loss': sum_loss, 'test_len': test_len}, 我们会把它传给 self.add_event_handler() 并在其中加到 aggregator 的信息队列 (上面提过) 中去。
- 5. 之后 Aggregator.event_monitor() 会发现收到了 executor 的 local test result, 然后调用 self.testing_completion_handler()
- 6. 在这里面,上述被加到信息队列的local test result会被收进 self.test_result_accumulator 这个变量里
- 7. 而当self.testing_completion_handler()发现所有这一轮测试的 client 都把local test result 发回来了之后,就会调用 /fedscale/core/logger/aggragation.py 中的 aggregate_test_result(), 实现从 test_result_accumulator 到 testing_history 的 mapping的同时在 aggregator 端进行logging (也就是上面说的aggregator端对应可以改的地方)
- 8. 其他的部分可能没太仔细看,或者看了但感觉对目前的task帮助不大。之后可以补充一下(如果需要的话),而且到时候可以直接看 API documentation 了

Task 1

- 主要参考上面的 4. 关于FedScale对femnist的处理,对源码进行一定程度的修改使得我们可以跑通我们自己的 femnist/reddit/give_credit_horizontal/default_credit_horizontal 数据集 (后两个是 FATE的数据集,具体使用方法可以参考toolkit,数据集的属性可以参考 sheet中的内容)
- 可以先使用它默认的metric: accuracy 进行观察

Task 2

• 主要参考上面的 7. 关于FedScale对Test过程的处理,对源码进行一定程度的修改使得可以支持二分类 (give_credit_horizontal/default_credit_horizontal) 的 AUC (建议使用 sklearn 算AUC的函数,以实现和之前框架的对齐)

Task 3

- logging system
- 这周不急

Task 4

- build a docker image for it
- 这周不急