GPU 云服务器

AI 优化

产品文档

腾讯云

文档目录

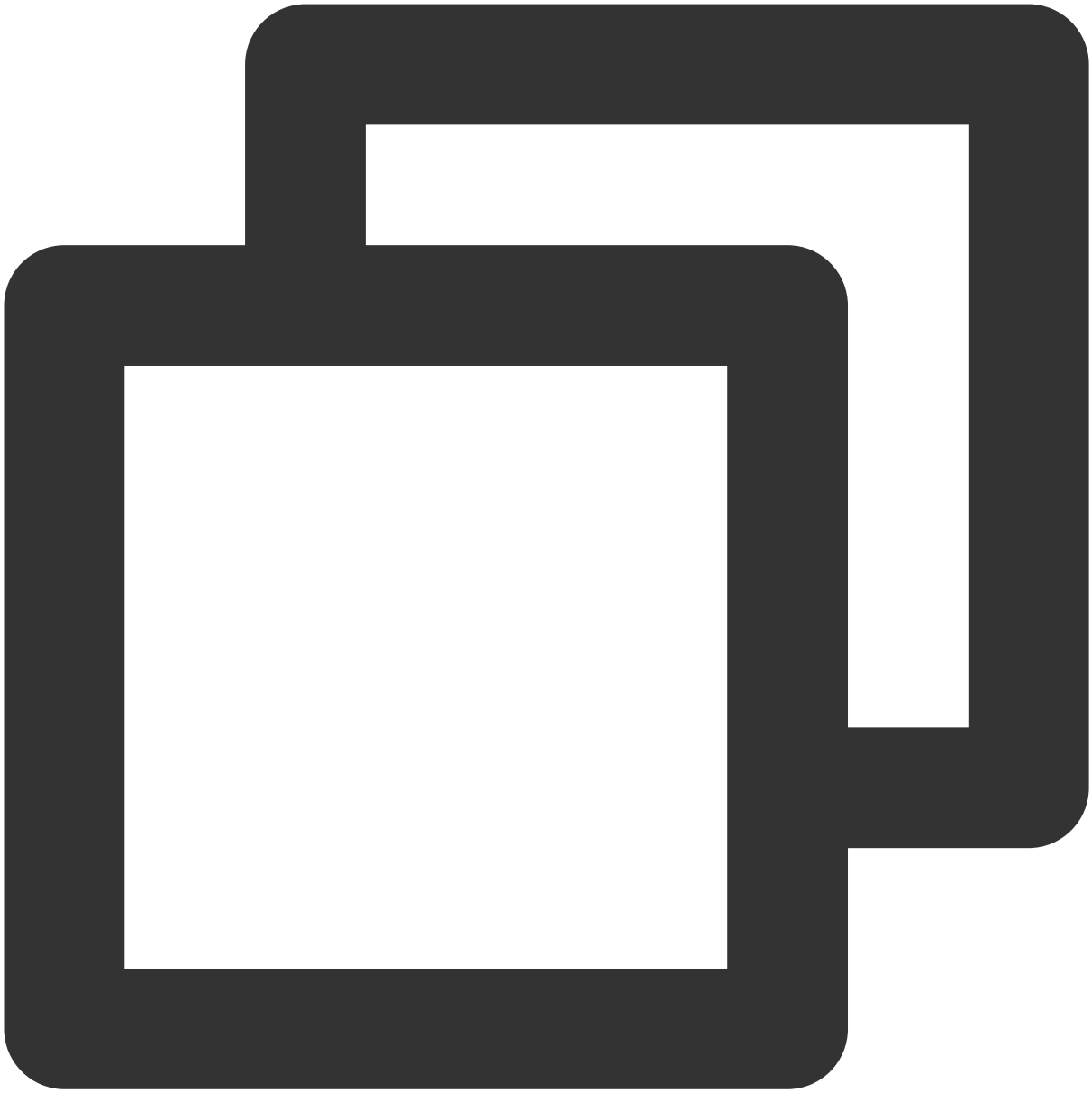
AI 优化
训练加速引擎 TACO Train
部署及实践

最近更新时间：2024-03-27 14:22:10

本文介绍如何在 GPU 云服务器实例上部署及使用 TACO-Training。

说明事项

目前 TACO-Training 仅支持 GPU 云服务器。
目前 TACO-Training 的三个加速组件已集成至同一个 Docker 镜像中，拉取镜像地址如下：



```
ccr.ccs.tencentyun.com/qcloud/taco-training:cu112-cudnn81-py3-0.3.2
```

操作步骤

实例环境准备

1. 参考购买 NVIDIA GPU 实例创建至少两台实例。其中：

实例：推荐选择 计算型 GT4 实例 GT4.41XLARGE948 八卡机型。

镜像：请选择 CentOS 7.8或 Ubuntu 18.04及以上版本。并勾选“后台自动安装GPU驱动”，使用自动安装功能安装 GPU 驱动。
CUDA 及 cuDNN 的自动安装非本次部署的必选项，您可根据实际情况选择。如下图所示：

系统盘：考虑到 Docker 镜像的大小以及训练中间状态文件的存储，推荐配置100G以上的系统盘。
2. 请对应实例的操作系统类型，参考以下文档安装 Docker。

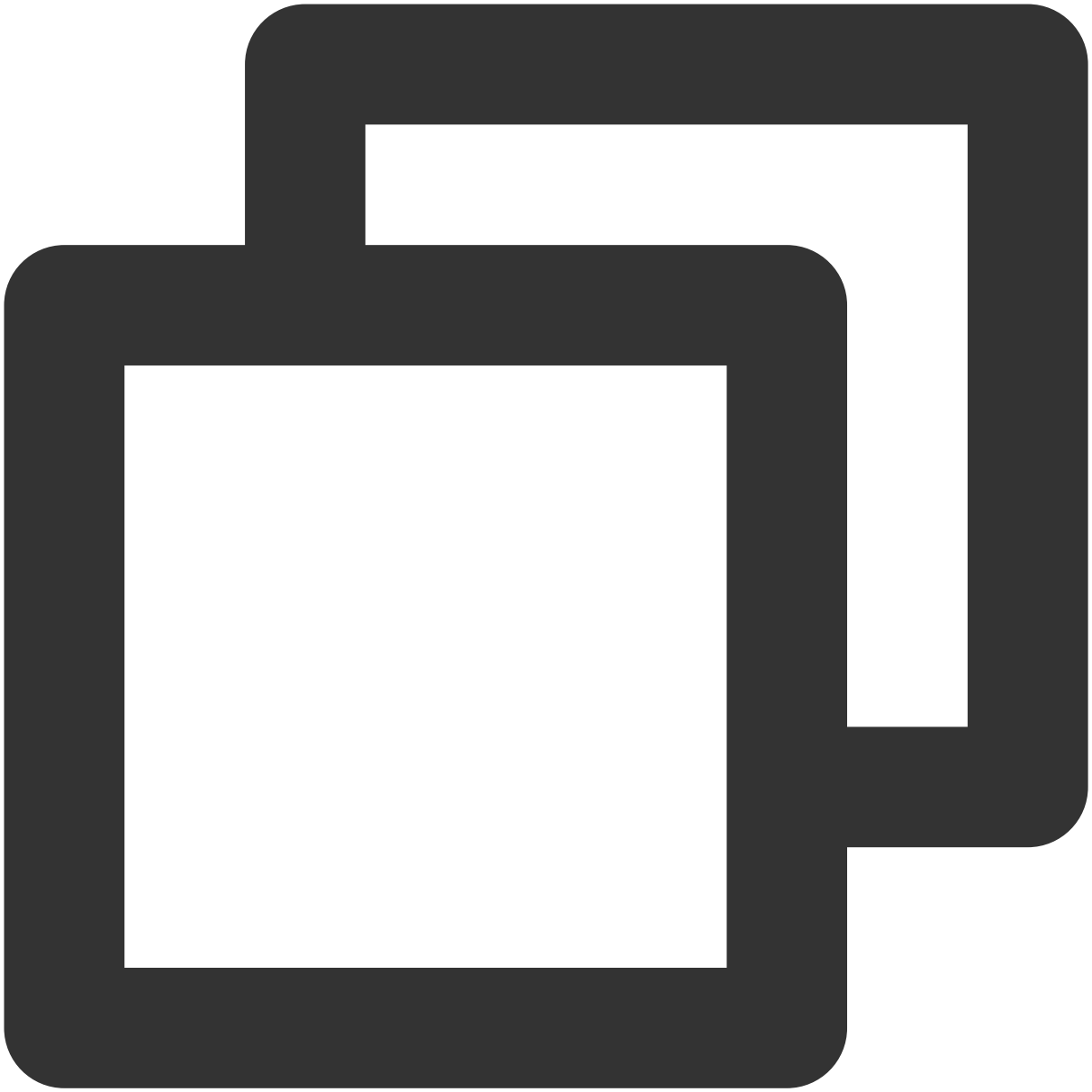
操作系统	说明
CentOS	参考 Docker 官方文档 - 在 CentOS 中安装 Docker 进行安装。
Ubuntu	参考 Docker 官方文档 - 在 Ubuntu 中安装 Docker 进行安装。

3. 安装 nvidia-docker，详情请参见 NVIDIA 官方文档 - 安装nvidia-docker。

使用 TTF

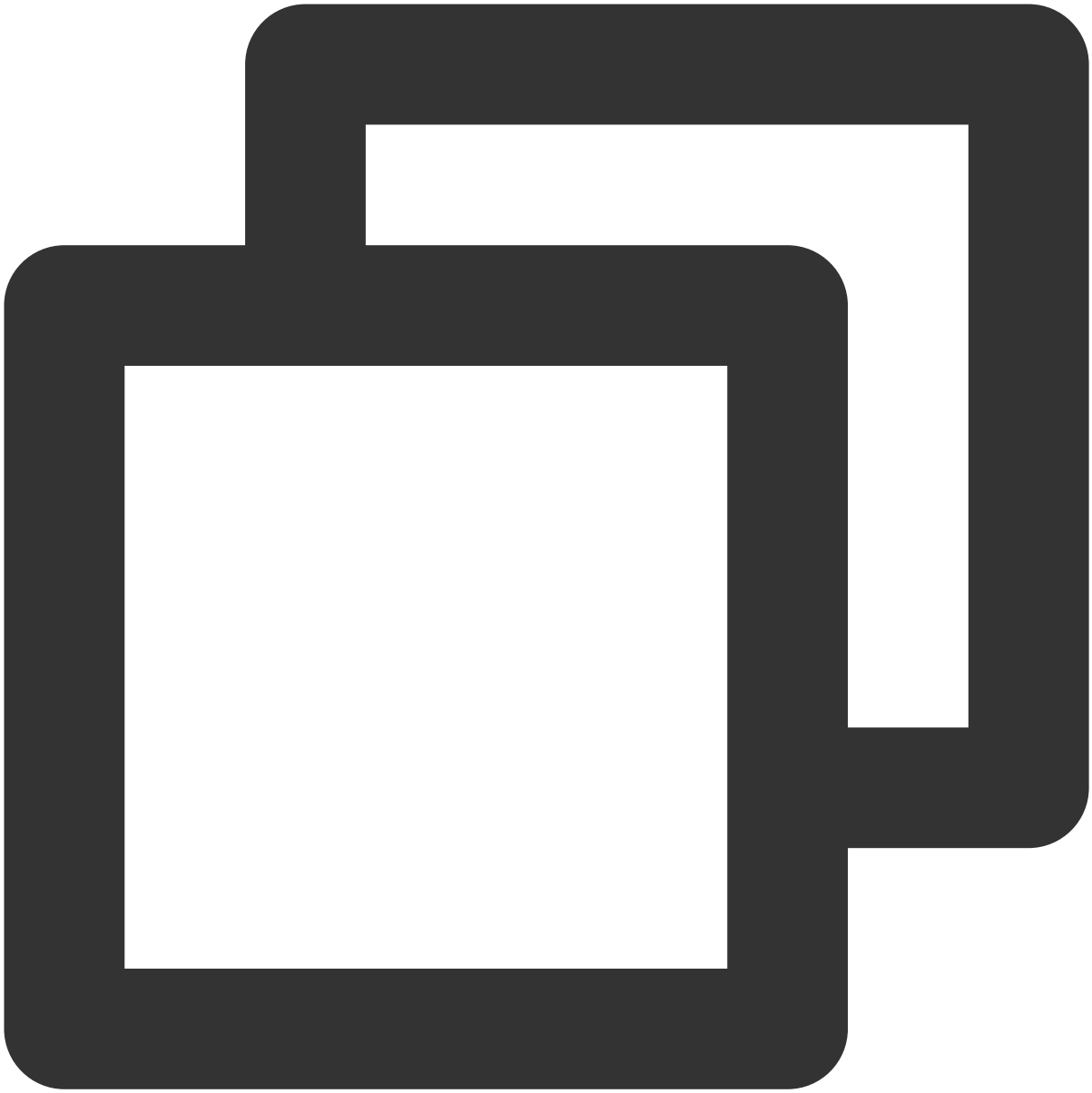
安装

1. 以 root 用户身份执行以下命令，通过 Docker 镜像的方式安装 TTF。



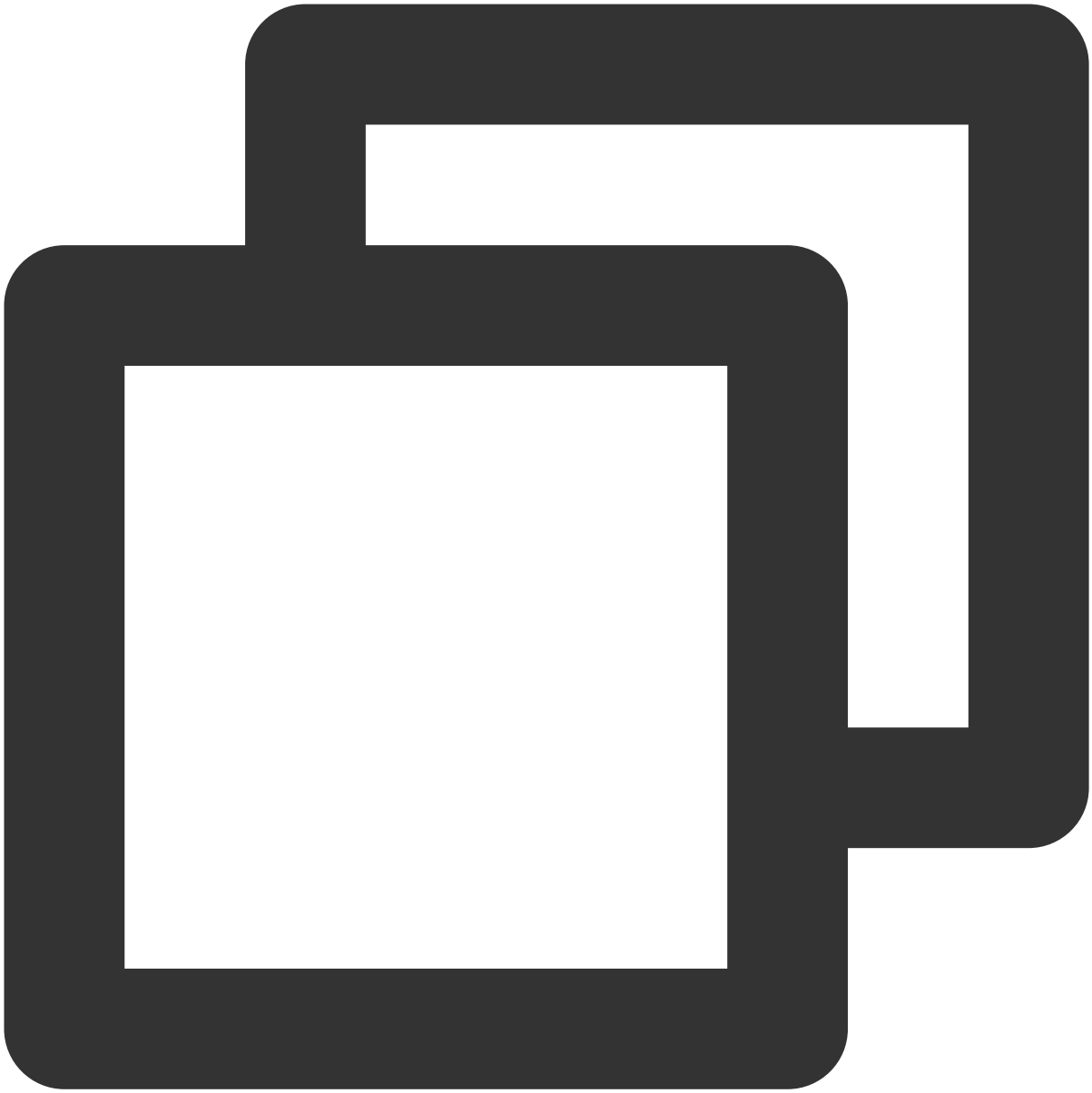
```
docker pull ccr.ccs.tencentyun.com/qcloud/taco-training:cu112-cudnn81-py3-0.3.2
```

2. 执行以下命令，启动 Docker。



```
docker run -it --rm --gpus all --shm-size=32g --ulimit memlock=-1 --ulimit stack=67
```

3. 执行以下命令，查看 TTF 版本。



```
pip show ttensorflow
```

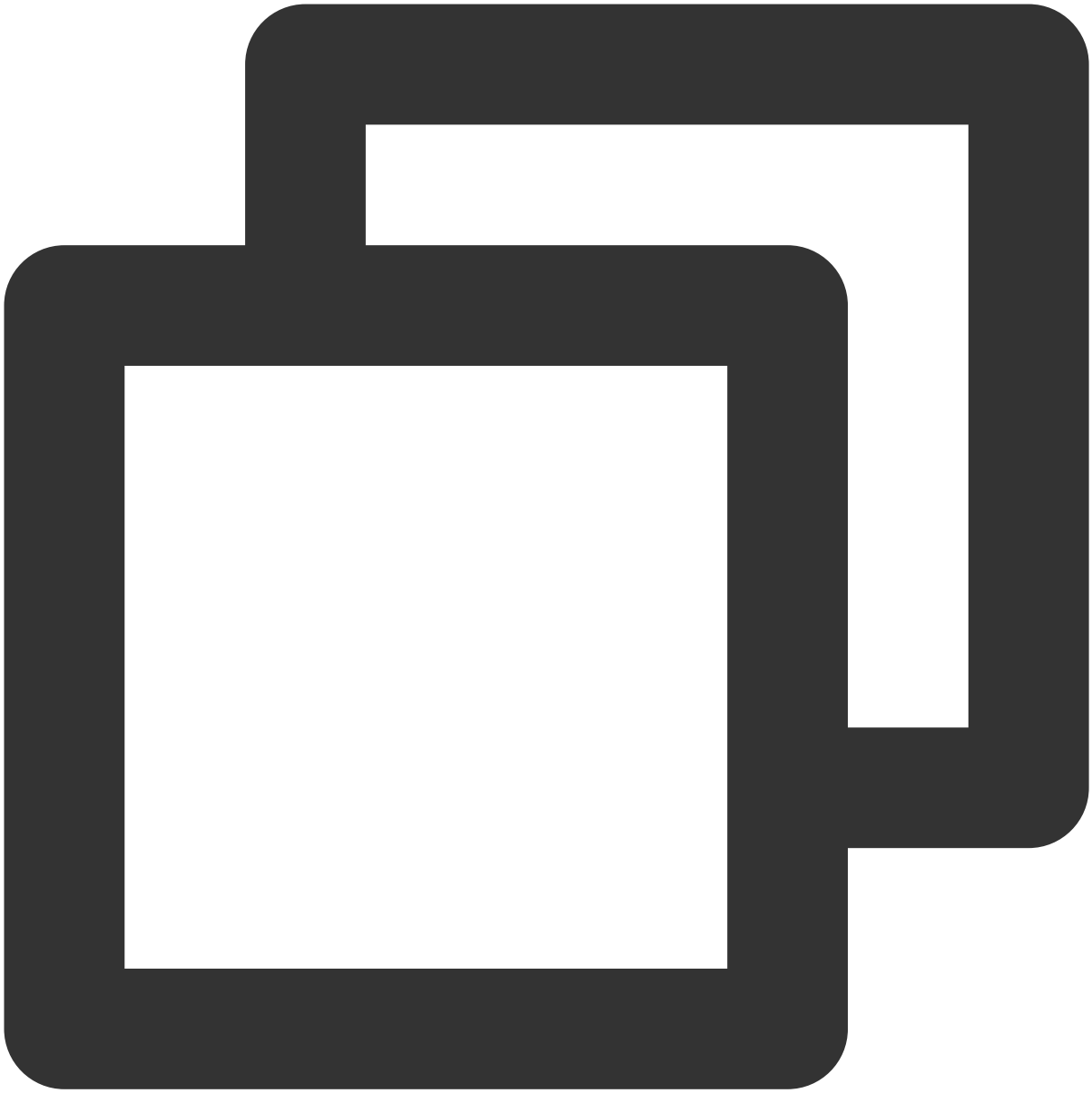
模型适配

动态 embedding

TF 原生的静态 embedding 及 TTF 提供的动态 embedding 代码如下：

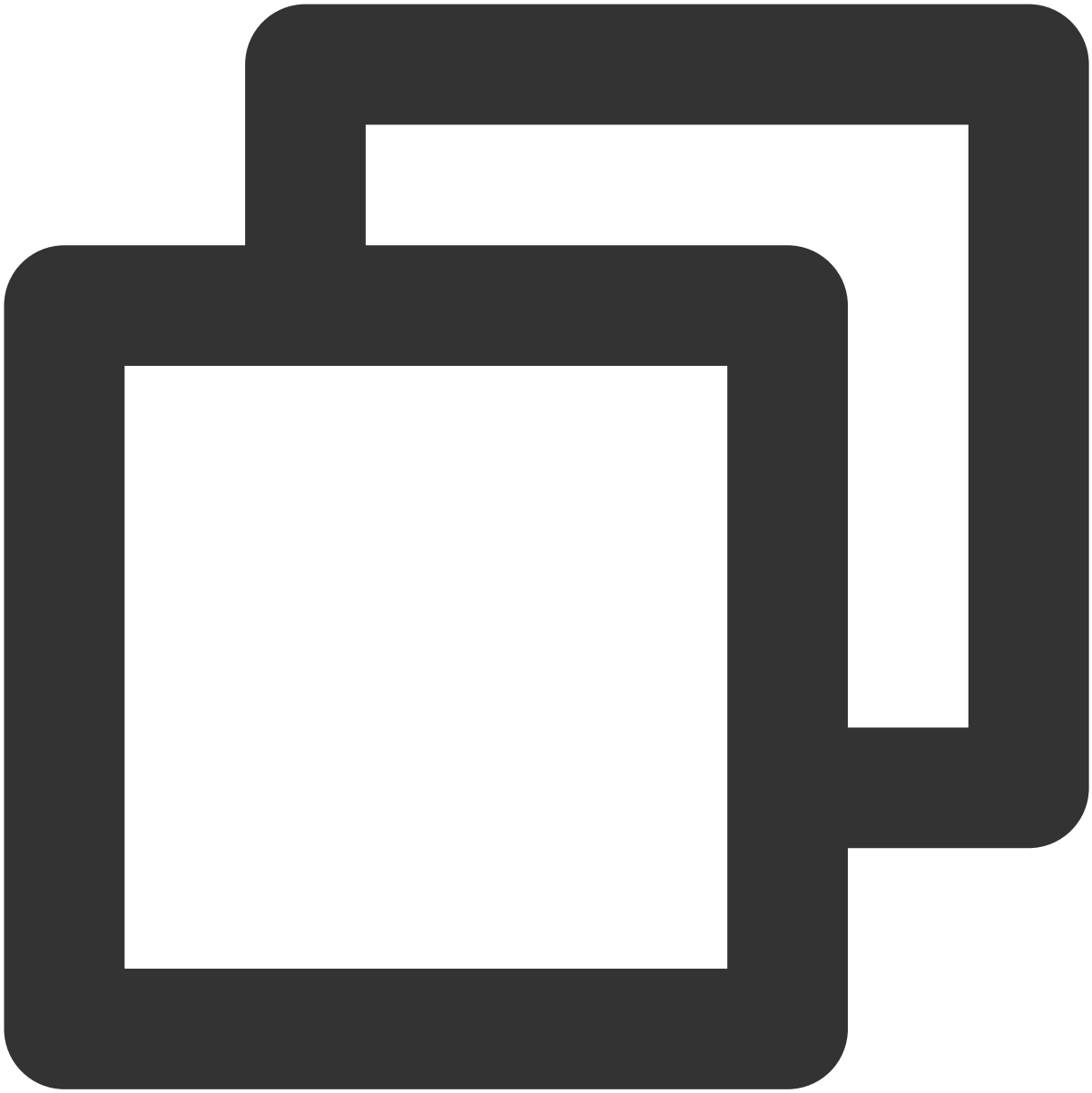
TF 原生的静态 embedding

TTF 提供的动态 embedding



```
deep_dynamic_variables = tf.get_variable(
    name="deep_dynamic_embeddings",
    initializer=tf.compat.v1.random_normal_initializer(0, 0.005),
    shape=[100000000, self.embedding_size])
deep_sparse_weights = tf.nn.embedding_lookup(
    params=deep_dynamic_variables,
    ids=ft_sparse_val,
    name="deep_sparse_weights")
deep_embedding = tf.gather(deep_sparse_weights, ft_sparse_idx)
deep_embedding = tf.reshape(
    deep_embedding,
```

```
    shape=[self.batch_size, self.feature_num * self.embedding_size])
```



```
deep_dynamic_variables = tf.dynamic_embedding.get_variable(
    name="deep_dynamic_embeddings",
    initializer=tf.compat.v1.random_normal_initializer(0, 0.005),
    dim=self.embedding_size,
    devices=["/{}:0".format(FLAGS.device)],
    init_size=100000000)
deep_sparse_weights = tf.dynamic_embedding.embedding_lookup(
    params=deep_dynamic_variables,
    ids=ft_sparse_val,
```

```
    name="deep_sparse_weights")
deep_embedding = tf.gather(deep_sparse_weights, ft_sparse_idx)
deep_embedding = tf.reshape(
    deep_embedding,
    shape=[self.batch_size, self.feature_num * self.embedding_size])
```

对比后可查看 TTF 主要对以下两部分内容进行了替换，使用非常简单：

embedding 使用 `tf.dynamic_embedding.get_variable` ，详情请参见 tensorflow 动态 embedding 说明文档。

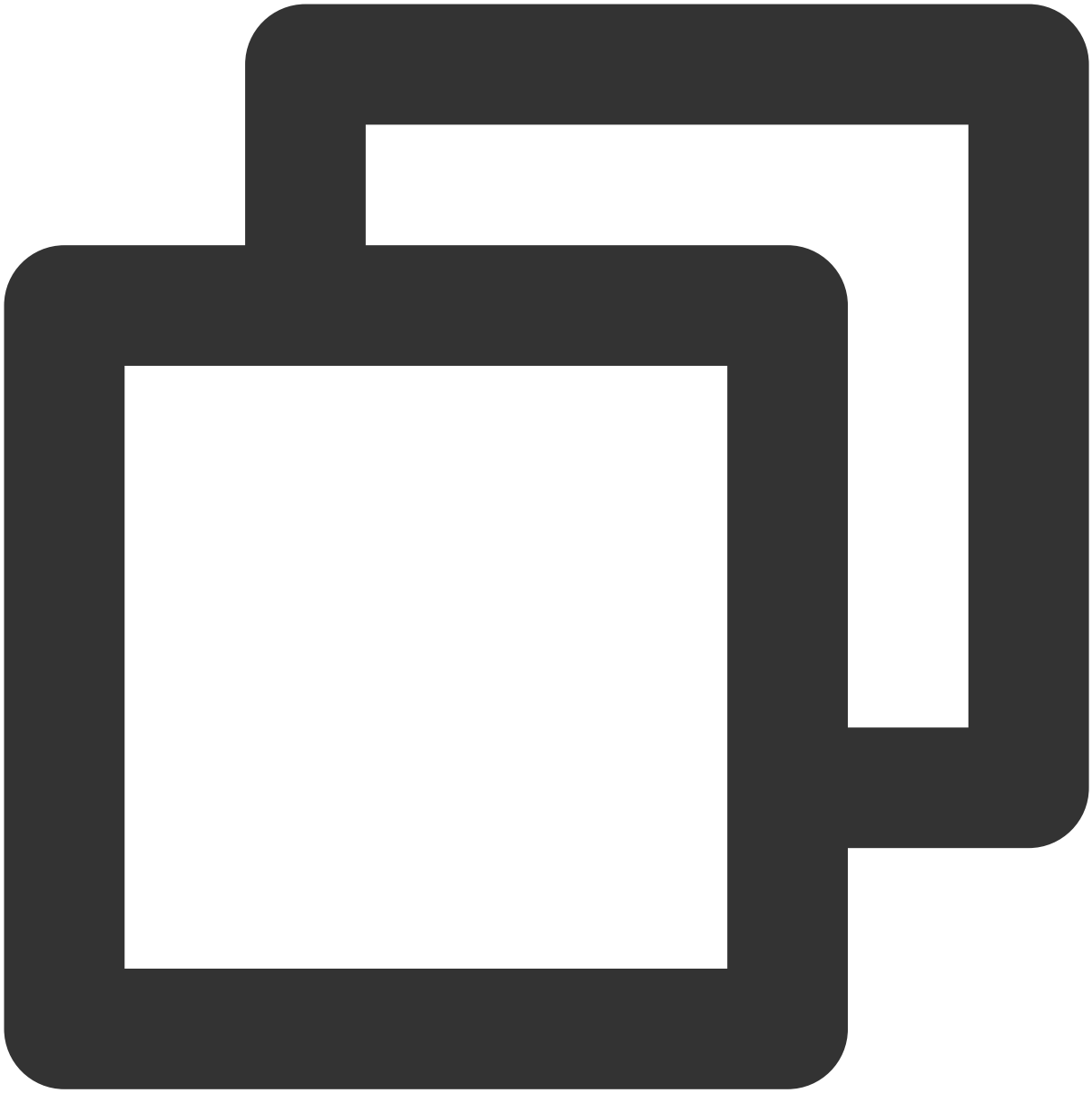
lookup 使用 `tf.dynamic_embedding.embedding_lookup` ，详情请参见 tensorflow 动态 embedding 说明文档。

详细的 API 使用说明文档请参见 tensorflow 动态 embedding。

混合精度

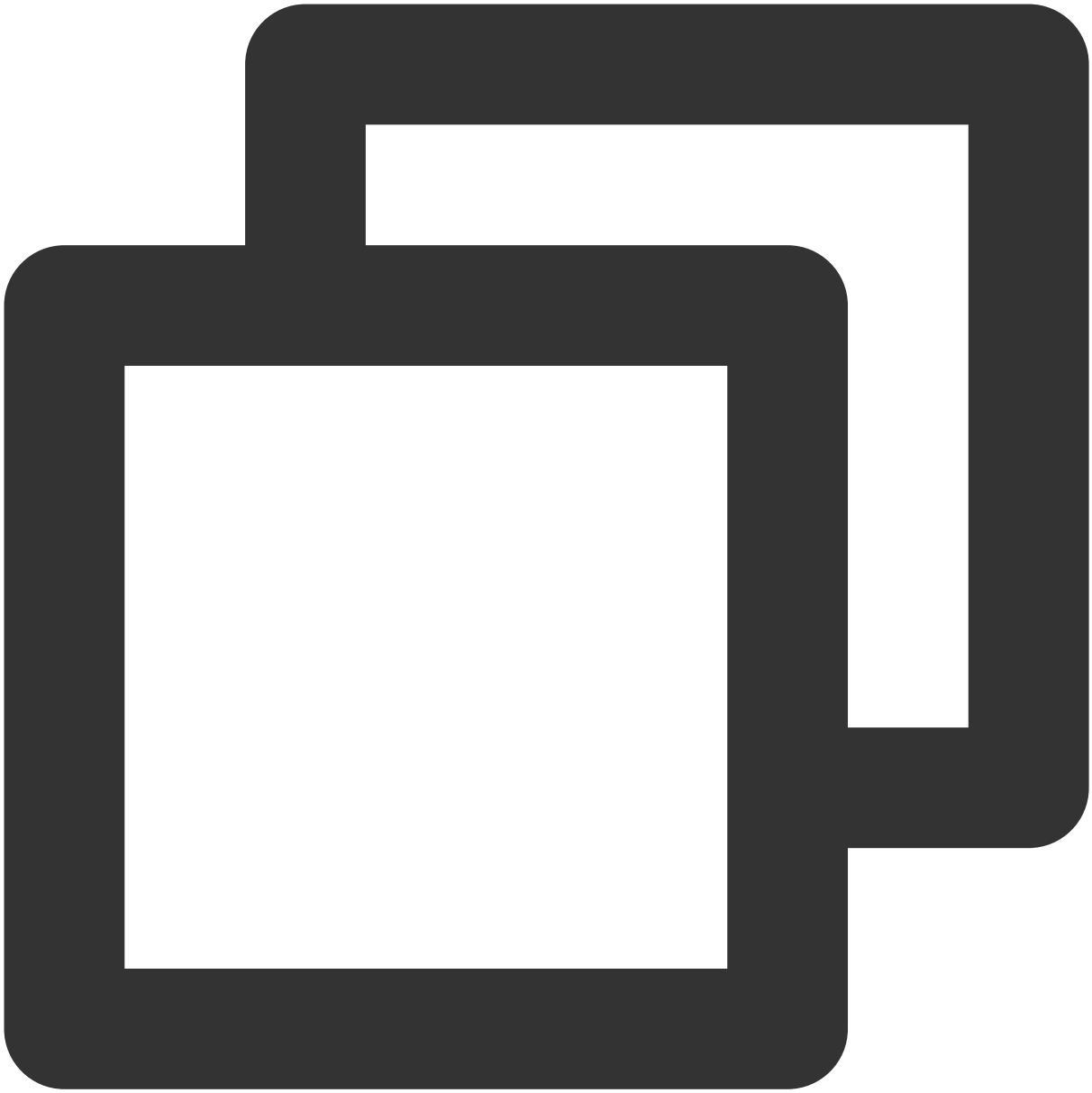
混合精度既可以通过代码对优化器进行重写，也可通过修改环境变量实现。如下所示：

代码修改的方式



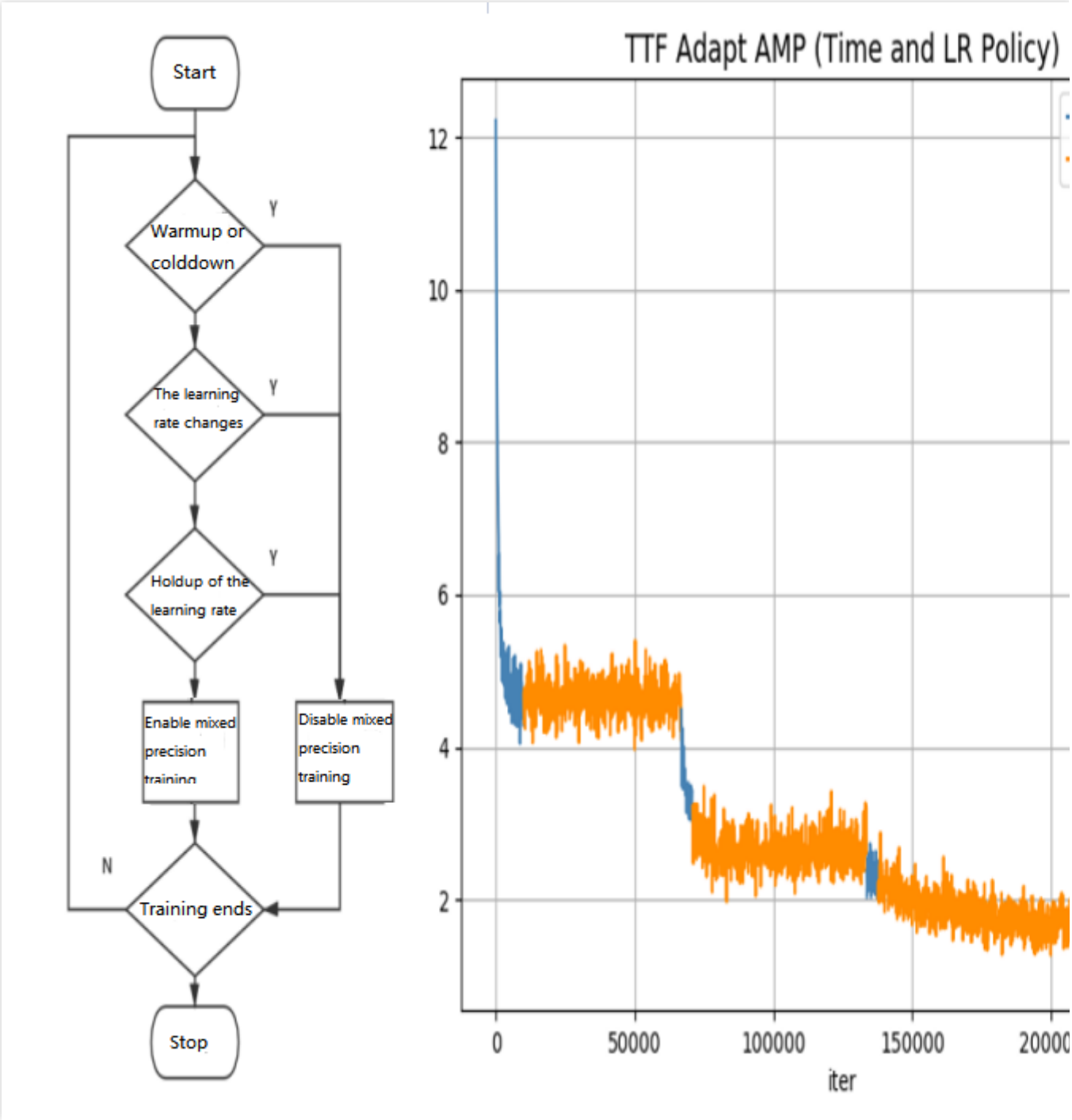
```
opt = tf.train.experimental.enable_mixed_precision_graph_rewrite(opt)
```

环境变量的方式



```
export TF_ENABLE_AUTO_MIXED_PRECISION=1
```

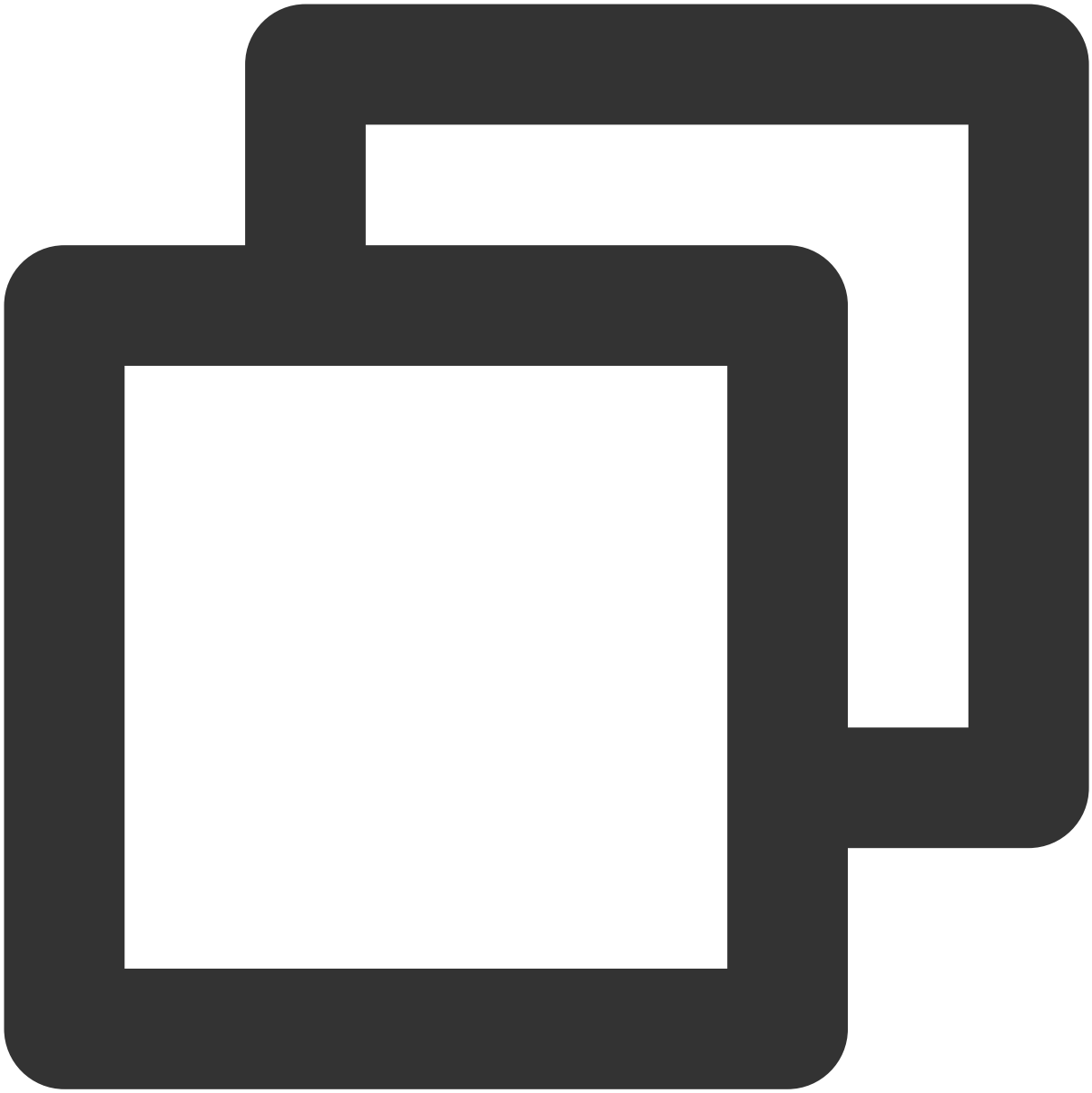
TTF 混合精度在 imagenet 数据集上训练 resnet50 的 loss 变化曲线示例。如下图所示：



XLA

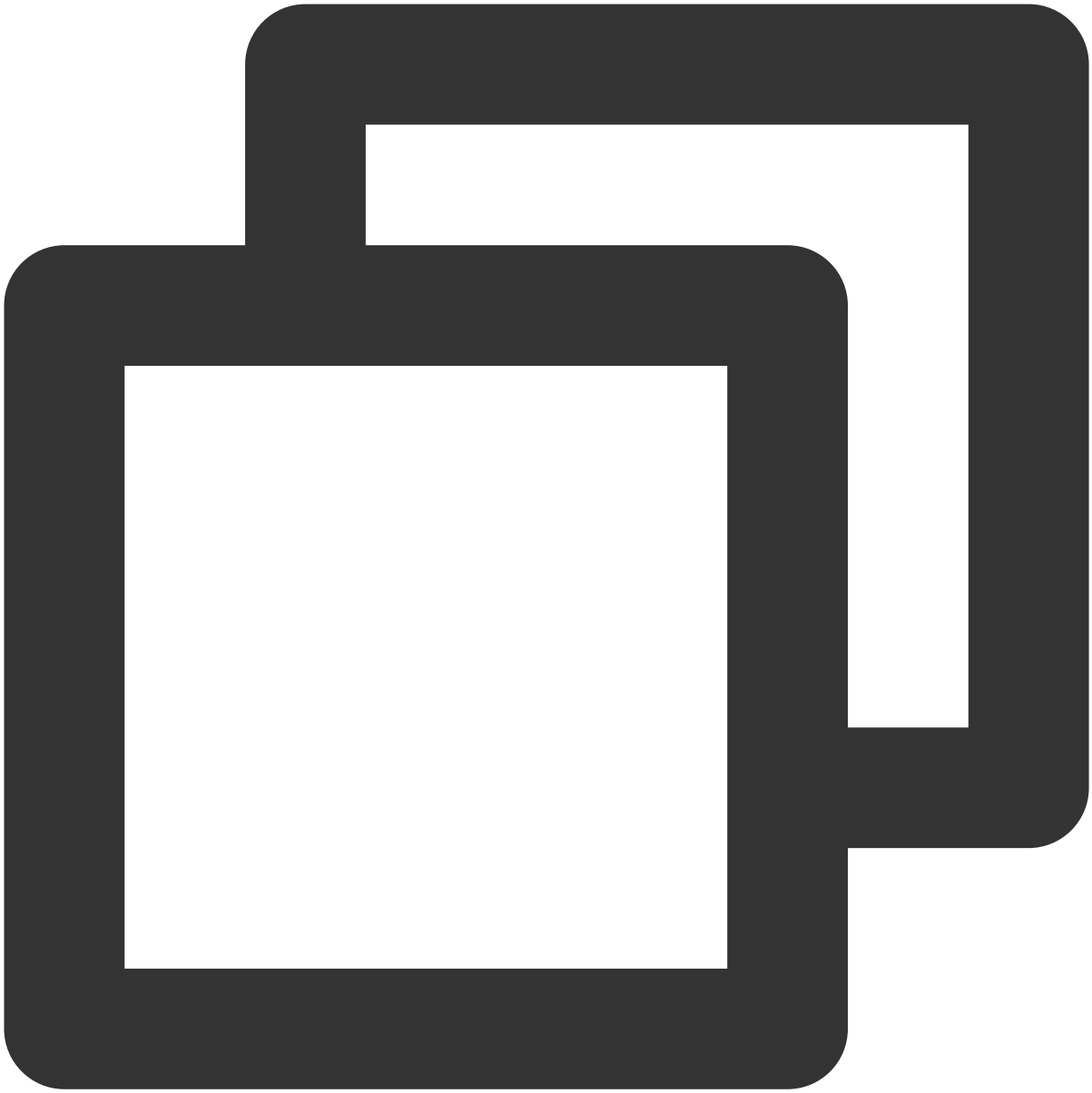
XLA 既可以通过代码进行配置，也可以通过环境变量设置。如下所示：

代码修改的方式



```
config = tf.ConfigProto()
config.graph_options.optimizer_options.global_jit_level = tf.OptimizerOptions.ON_1
sess = tf.Session(config=config)
```

环境变量的方式

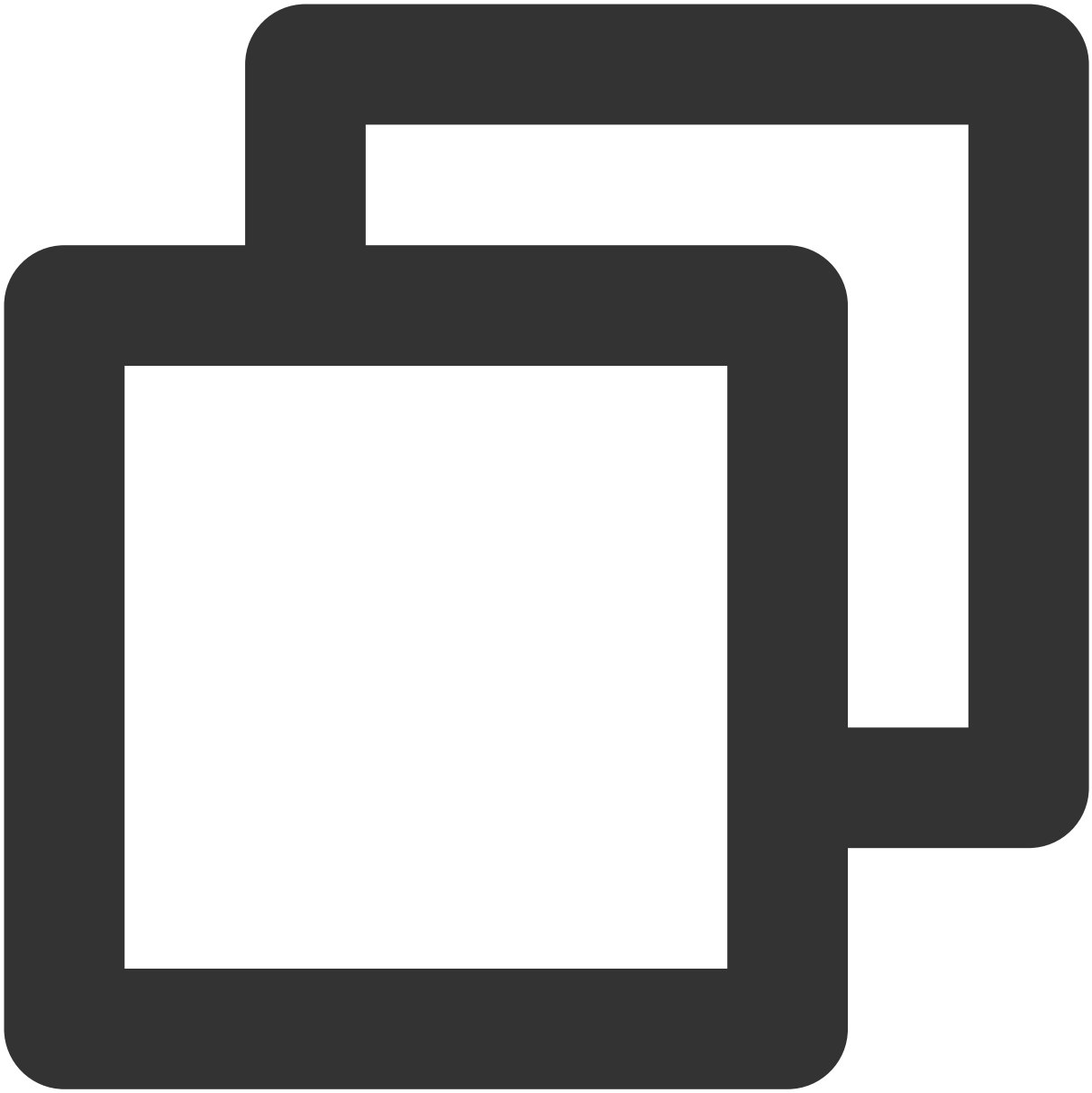


```
TF_XLA_FLAGS=--tf_xla_auto_jit=1
```

Demo

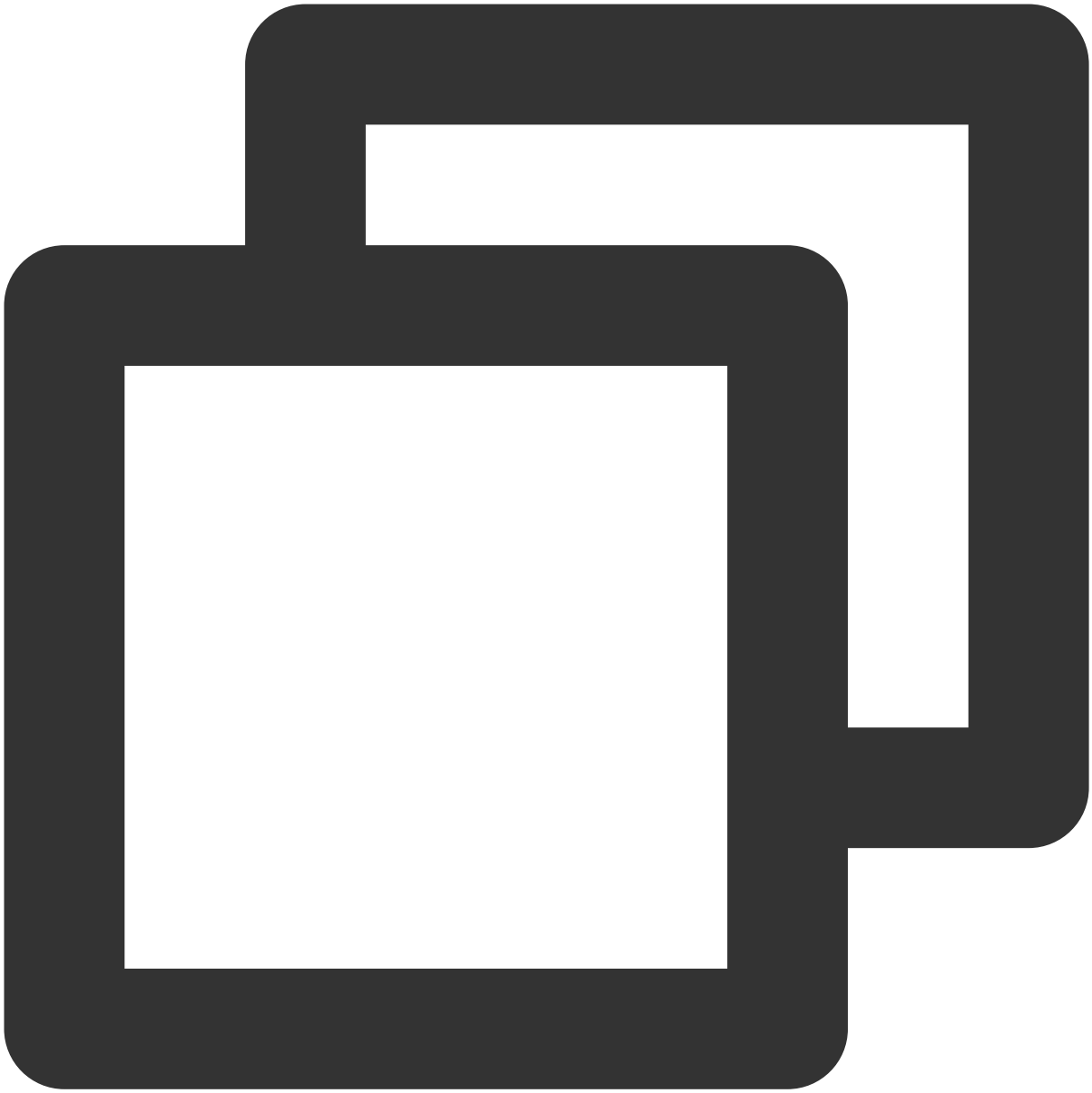
在运行 Demo 前：

1. 执行以下命令，进入 demo 目录。



```
cd /opt/dynamic-embedding-demo
```

2. 执行以下命令，下载数据集。

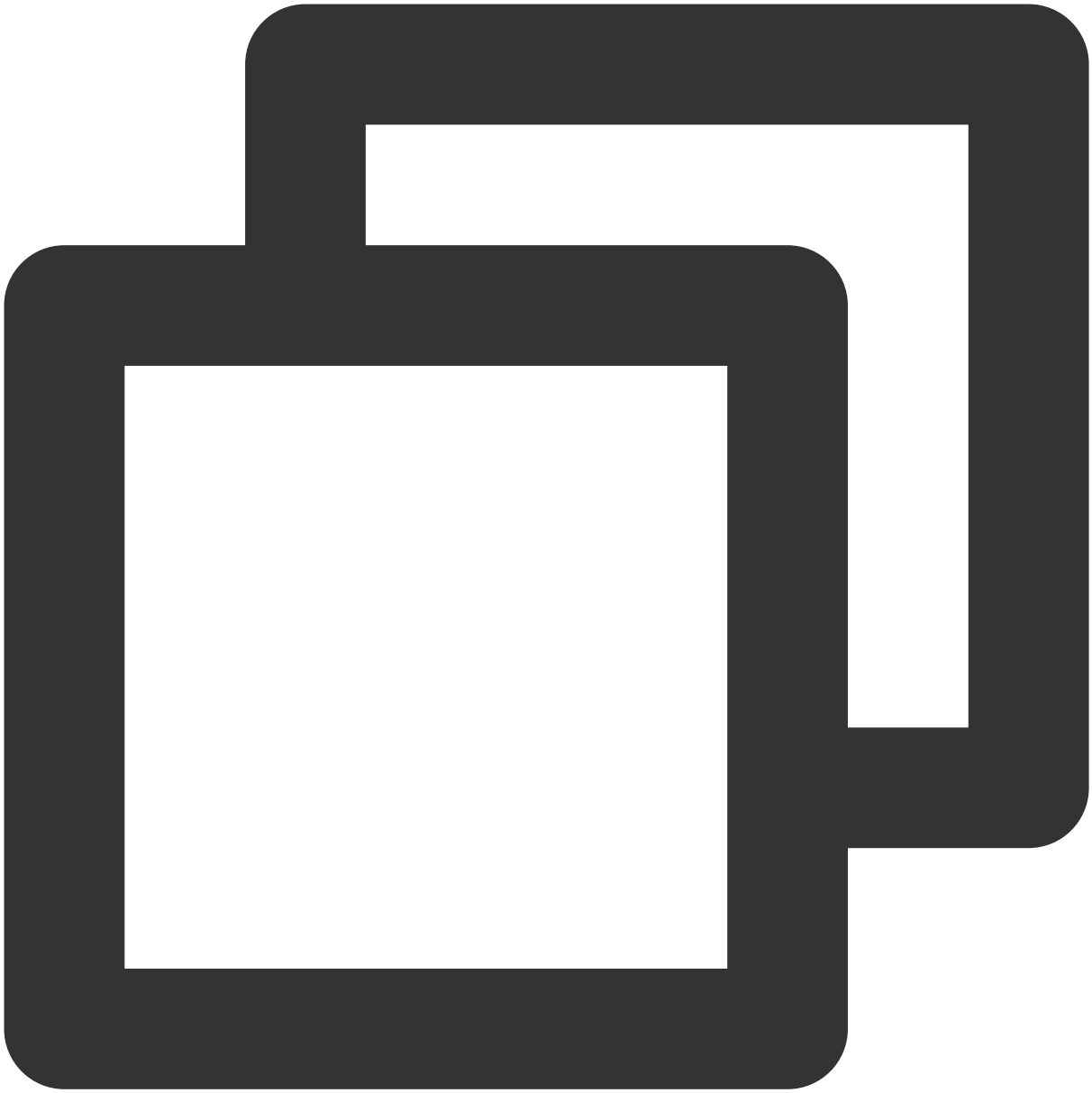


```
bash download_dataset.sh
```

您可根据以下 Demo，快速了解并使用 TTF。

benchmark

此 Demo 用来对比测试动态 embedding 和原生静态 embedding 的性能：

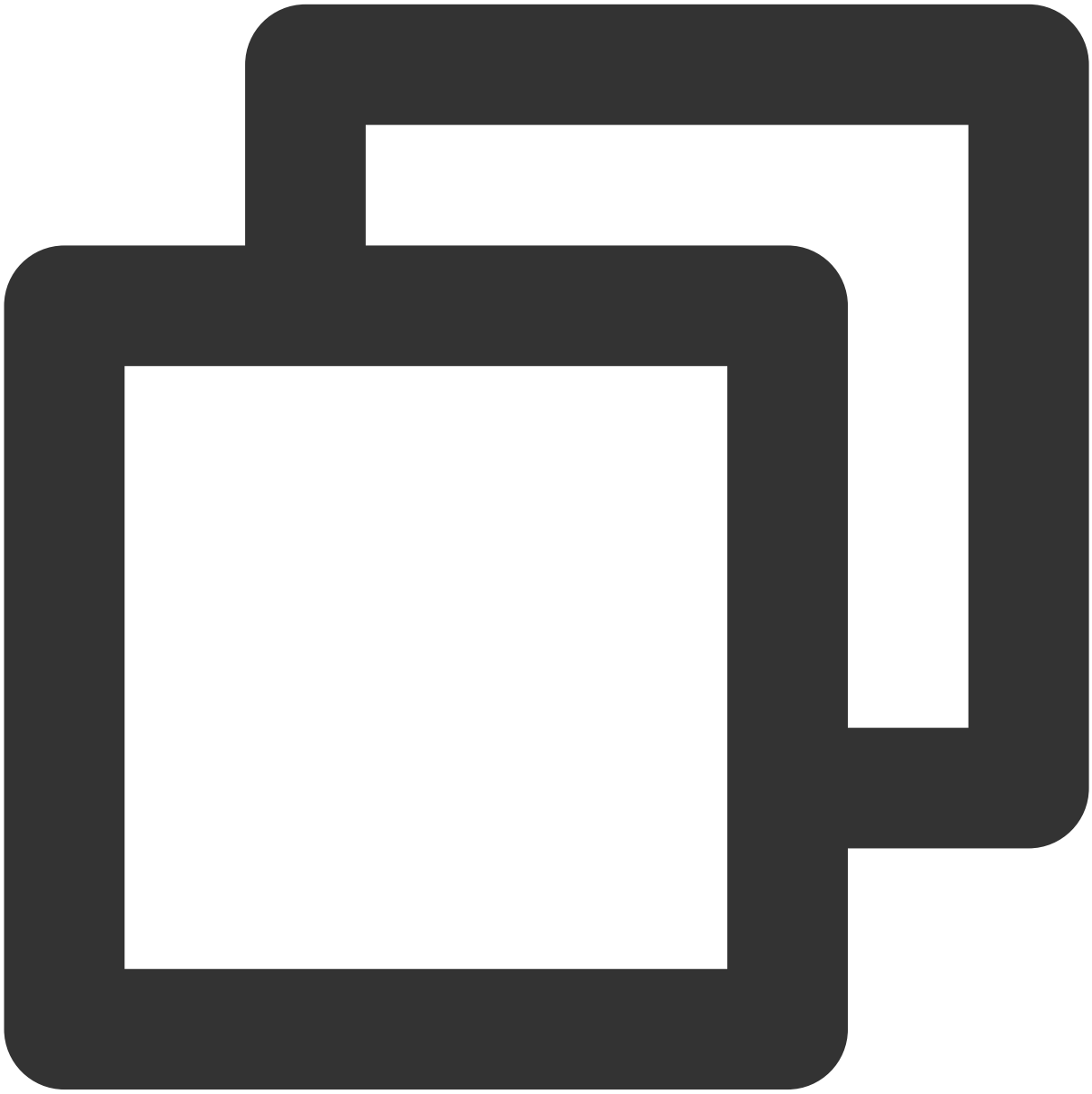


```
#进入benchmark目录
cd benchmark
#按照默认配置运行
python train.py

#每次修改batch size，需要将本地数据集缓存文件删掉
rm -f .index .data-00000-of-00001
python train.py --batch_size=16384

#分别使用静态embedding和动态embedding进行DeepFM模型训练
python train.py --batch_size=16384 --is_dynamic=False
```

```
python train.py --batch_size=16384 --is_dynamic=True

#调整Deep部分的fc层数
python train.py --batch_size=16384 --dnn_layer_num=12
```

ps

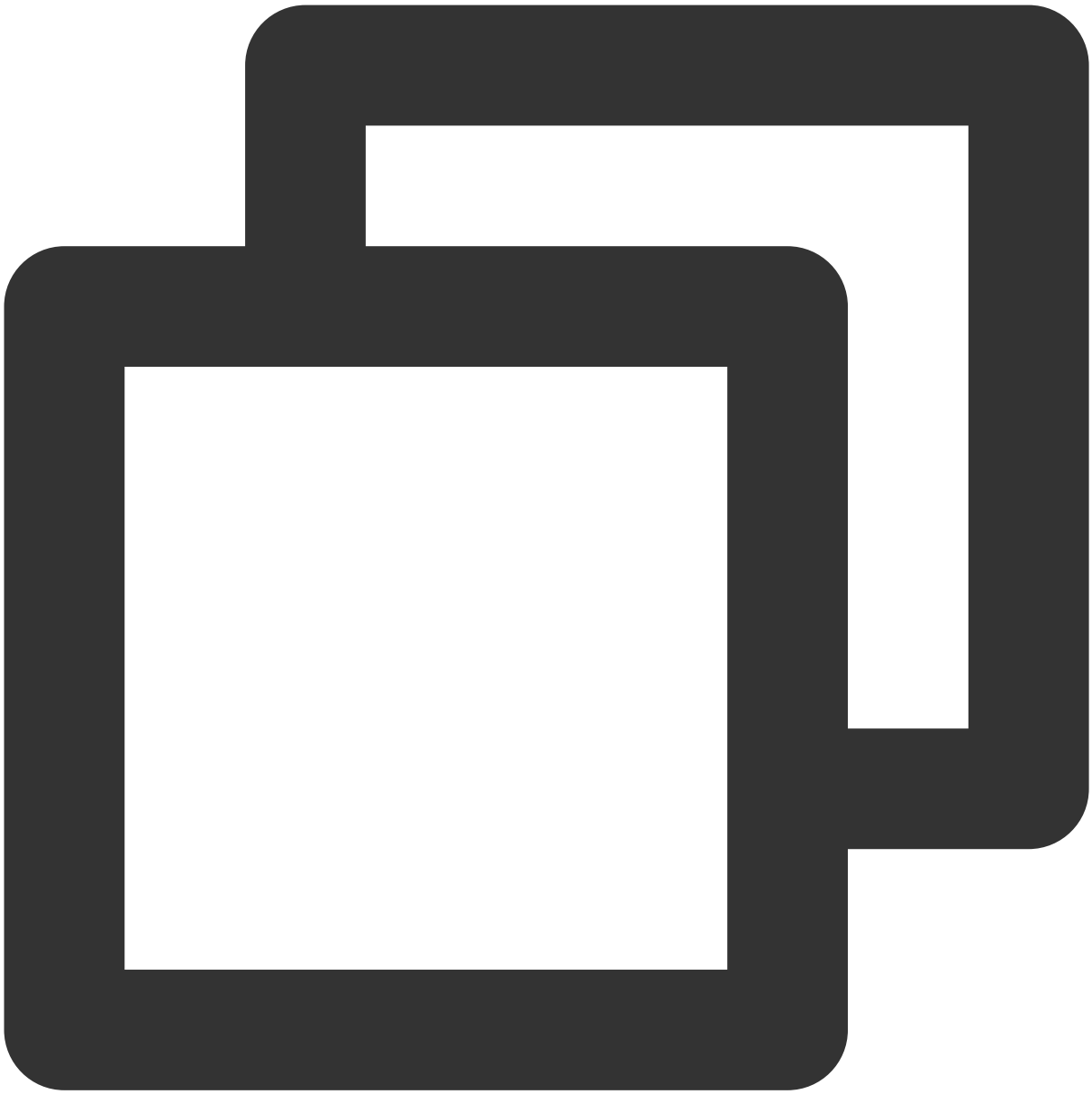
此 Demo 用来展示如何在 ps 模式下使用动态 embedding：



```
cd ps && bash start.sh
```

Estimator

此 Demo 用来展示如何在 Estimator 模式下使用动态 embedding：

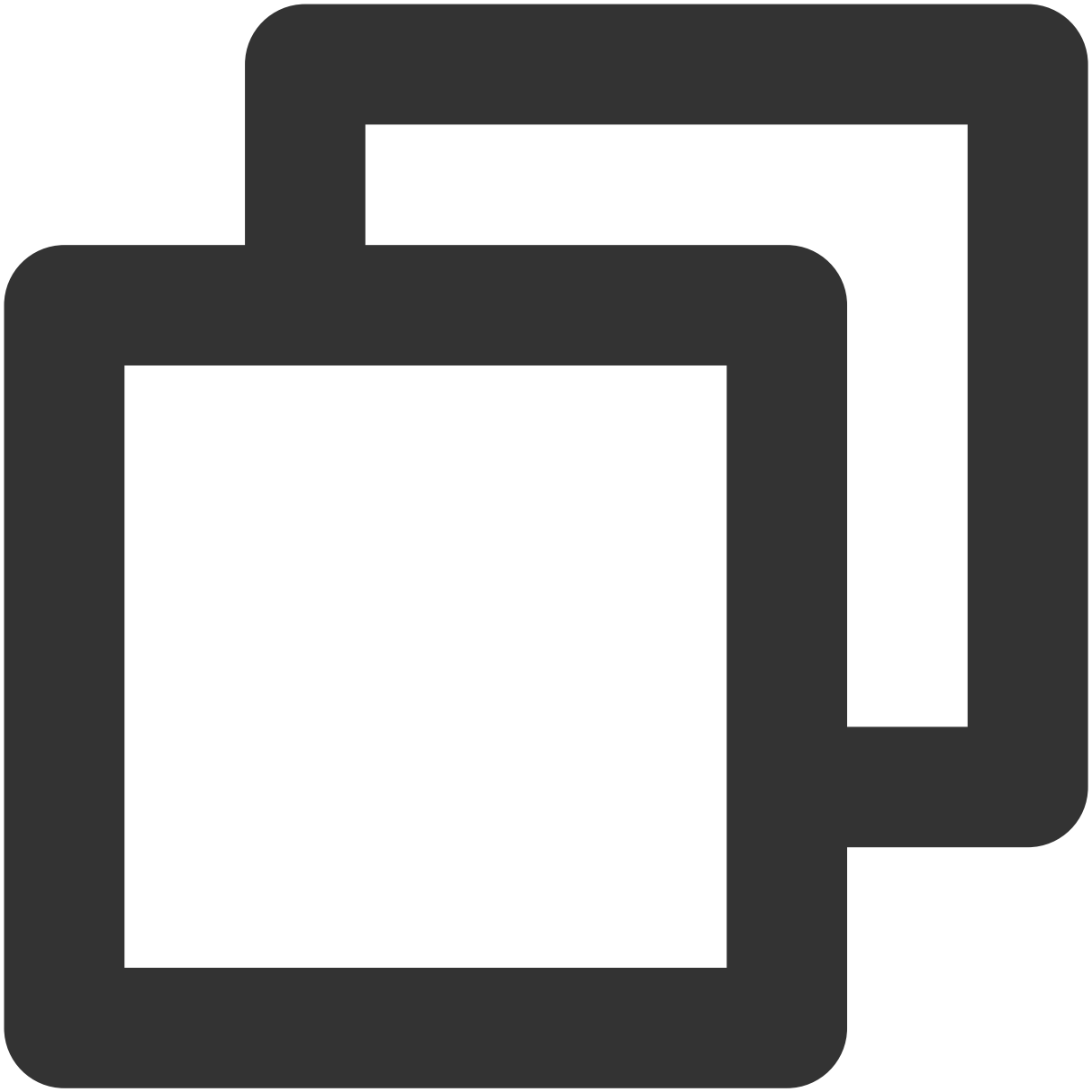


```
cd estimator && bash start.sh
```

使用 LightCC

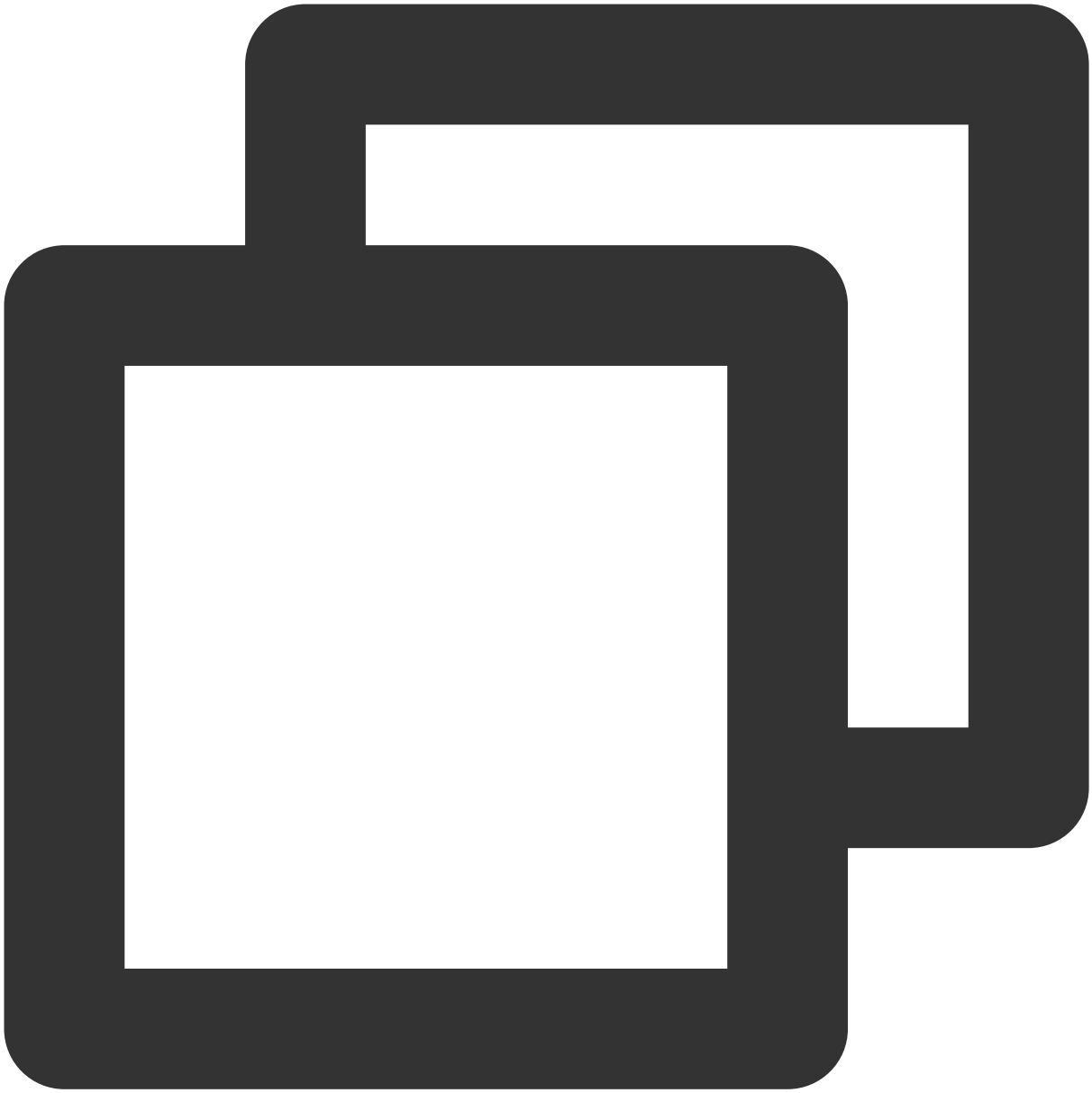
安装

1. 以 root 用户身份执行以下命令，通过 Docker 镜像的方式安装 LightCC。



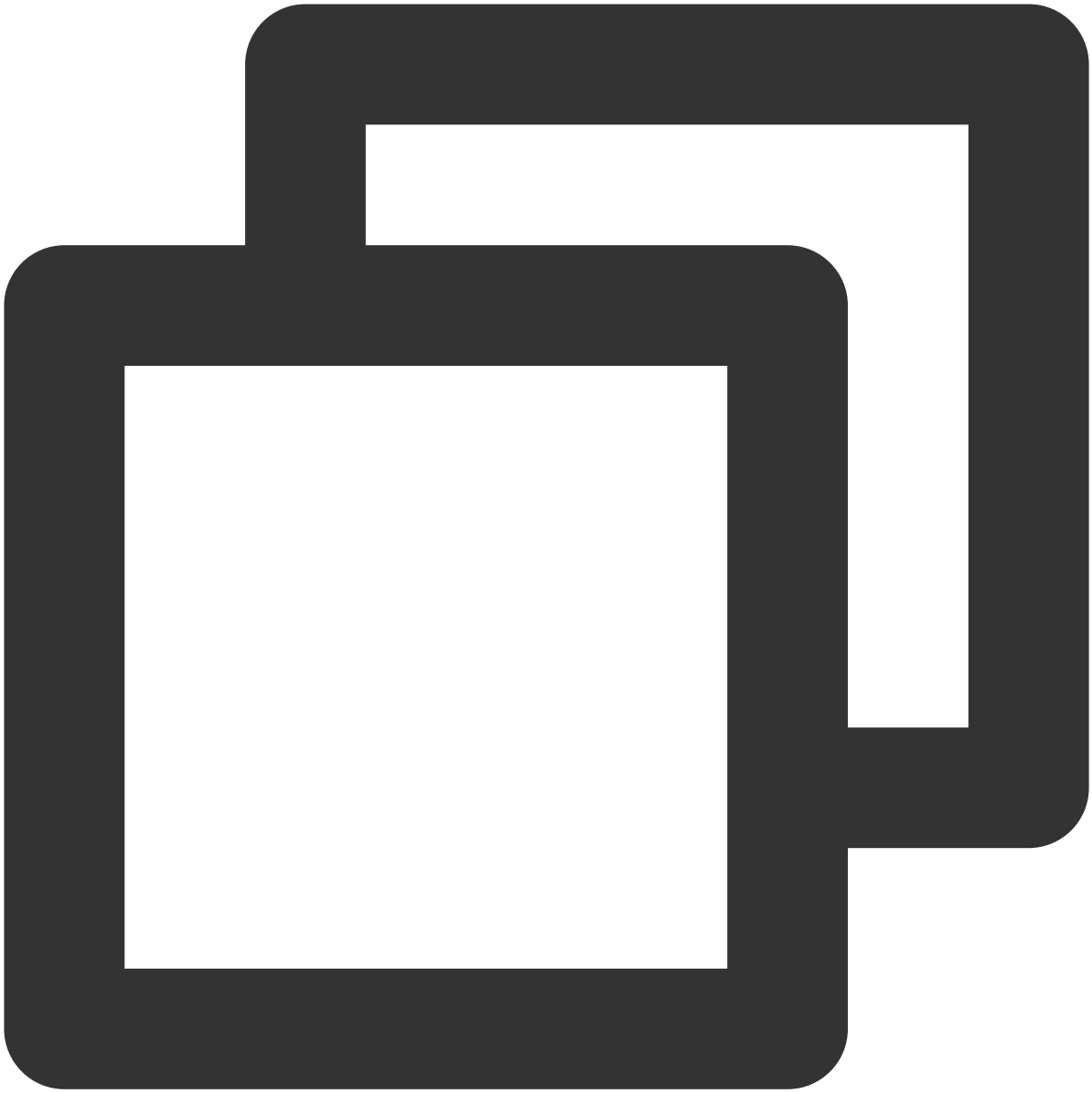
```
docker pull ccr.ccs.tencentyun.com/qcloud/taco-training:cu112-cudnn81-py3-0.3.2
```

2. 执行以下命令，启动 Docker。



```
docker run --network host -it --rm --gpus all --privileged --shm-size=32g --ulimit
```

3. 执行以下命令，查看 LightCC 版本。



```
pip show light-horovod
```

注意：

当使用内核协议栈进行 NCCL 网络通信，或未配置好 HARP 协议栈的运行环境时，需要将镜像内部的 `/usr/lib/x86_64-linux-gnu/libnccl-net.so` 文件移动到系统 lib 库目录之外（例如 `/root` 目录下）。该 lib 库中在 init 时会检查特定目录下的 HARP 配置文件是否存在，如果不存在程序会报错。

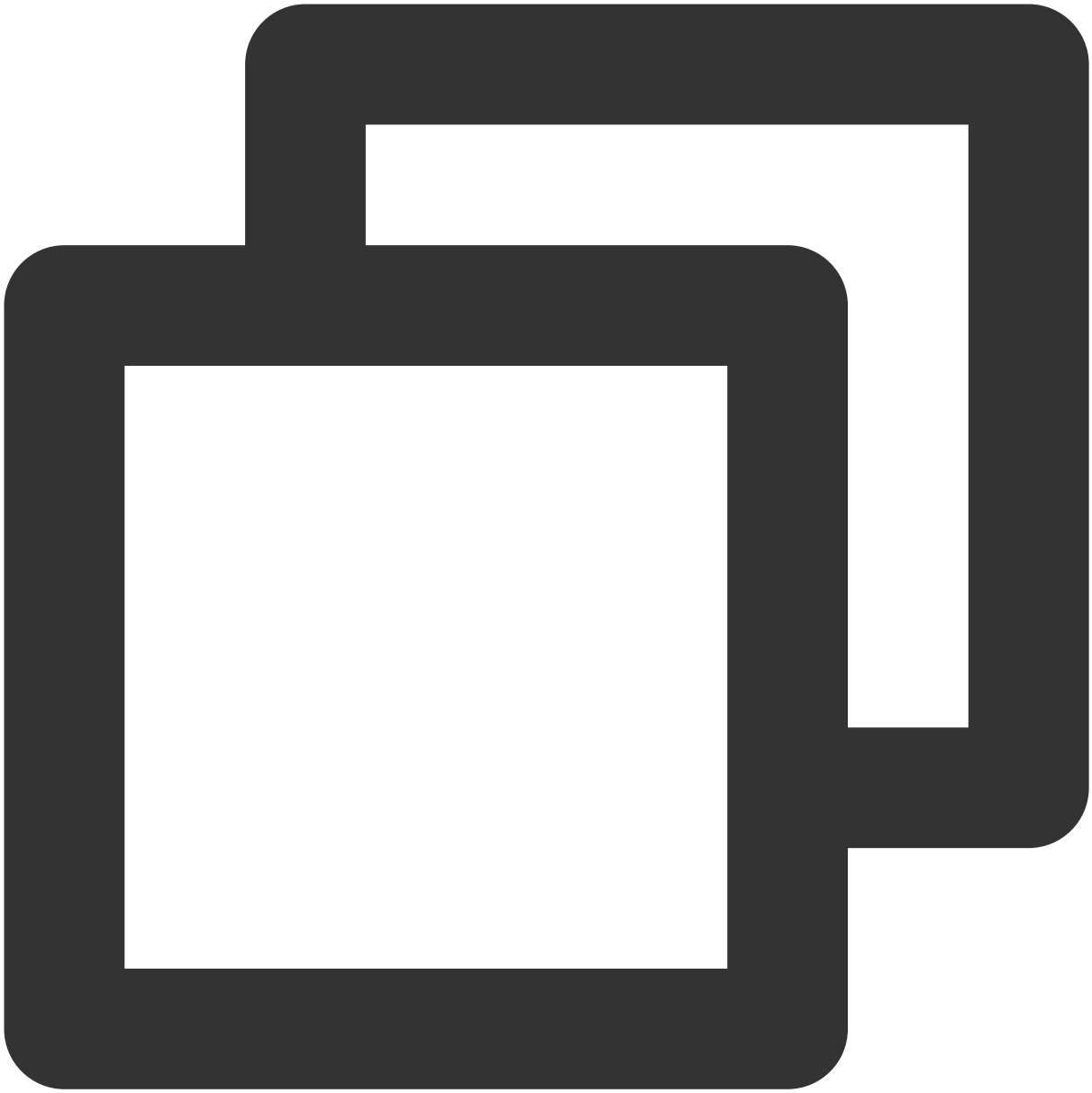
环境变量配置

下表为 LightCC 相关环境变量说明，请按需进行配置。

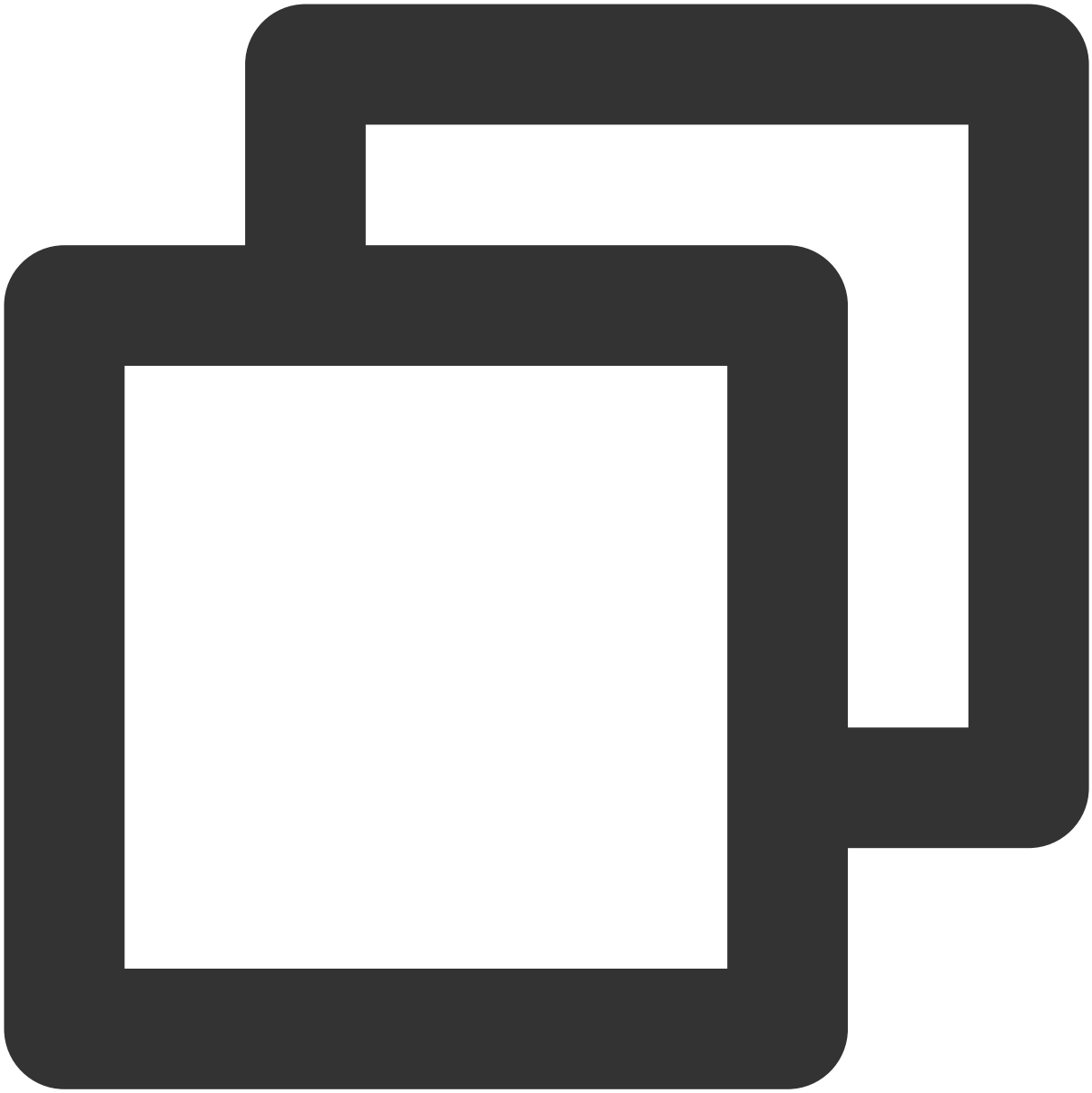
环境变量	默认值	说明
LIGHT_2D_ALLREDUCE	0	是否使用 2D-Allreduce 算法
LIGHT_INTRA_SIZE	8	2D-Allreduce 组内 GPU 数
LIGHT_HIERARCHICAL_THRESHOLD	1073741824	2D-Allreduce 的阈值，单位是字节，小于等于该阈值的数据才使用 2D-Allreduce
LIGHT_TOPK_ALLREDUCE	0	是否使用 TOPK 压缩通信
LIGHT_TOPK_RATIO	0.01	使用 TOPK 压缩的比例
LIGHT_TOPK_THRESHOLD	1048576	TOPK 压缩的阈值，单位是字节，大于等于该阈值的数据才使用topk压缩通信
LIGHT_TOPK_FP16	0	压缩通信的 value 是否转为 FP16

Demo

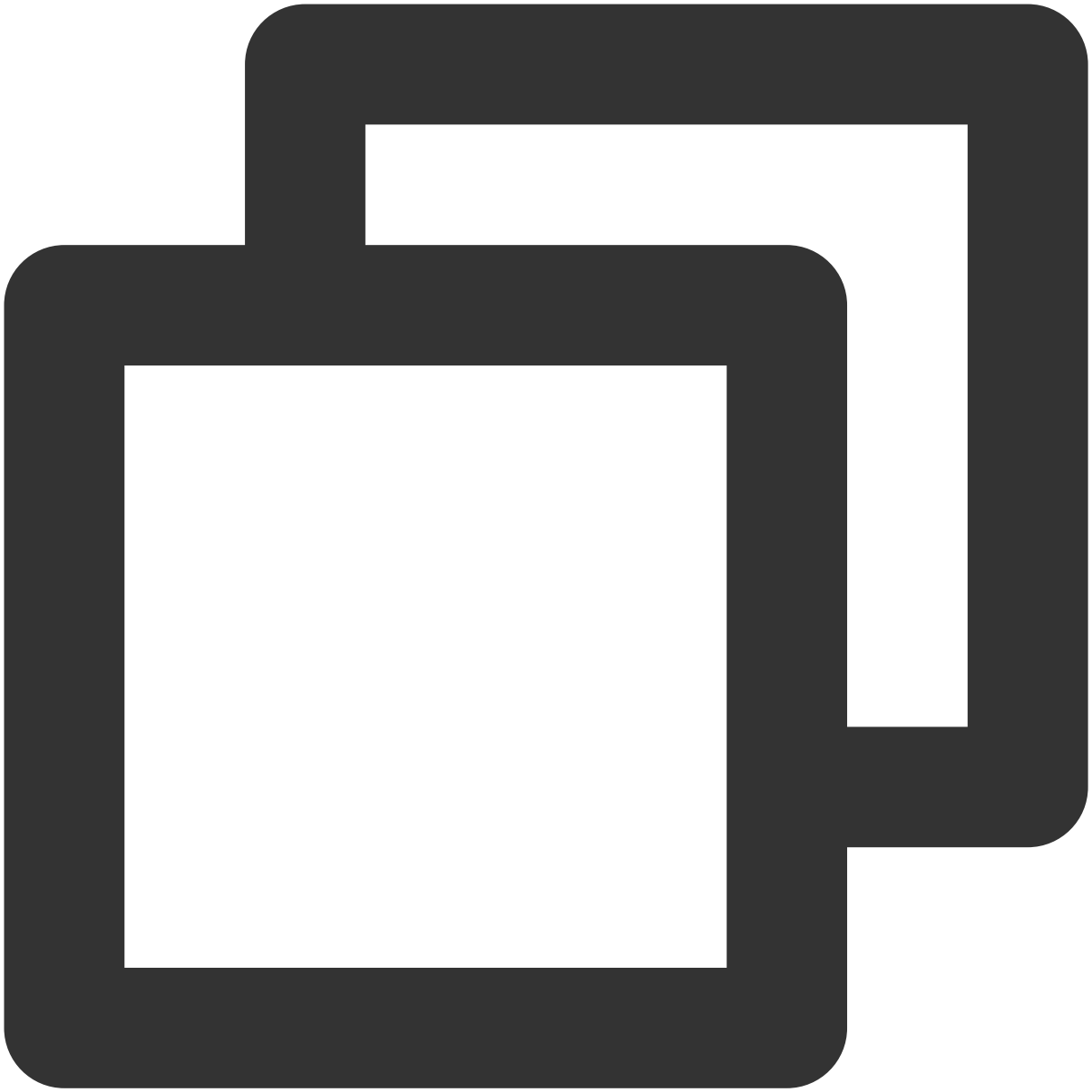
1. 创建两台 GPU 实例后，依次按照上述步骤安装 LightCC 并配置环境变量。
2. 在容器中依次执行以下命令，对两台实例进行 SSH 免密处理。



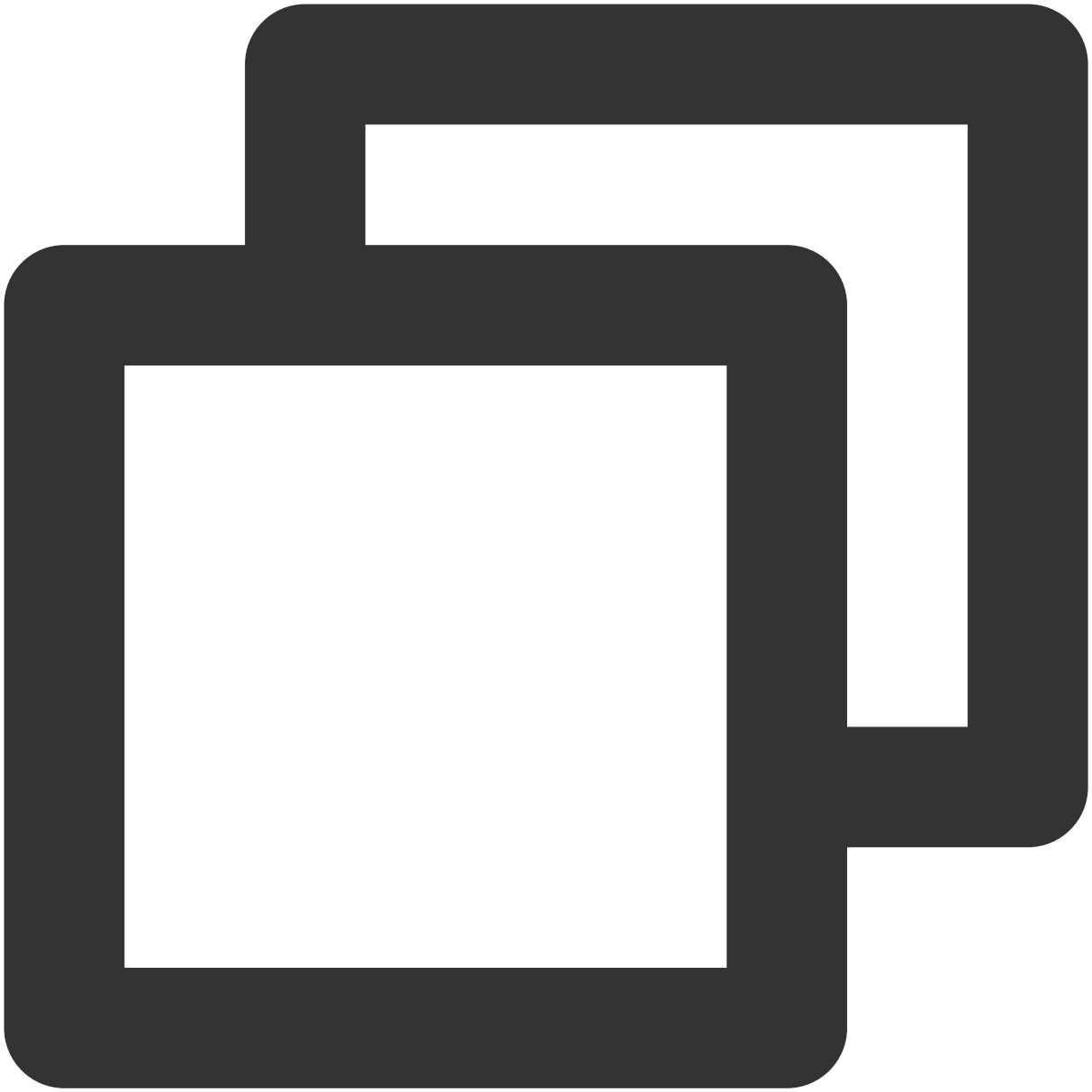
```
#允许root使用ssh服务，并启动服务（默认端口：22）
sed -i 's/#PermitRootLogin prohibit-password/PermitRootLogin yes/' /etc/ssh/sshd_co
service ssh start && netstat -tulpn
```



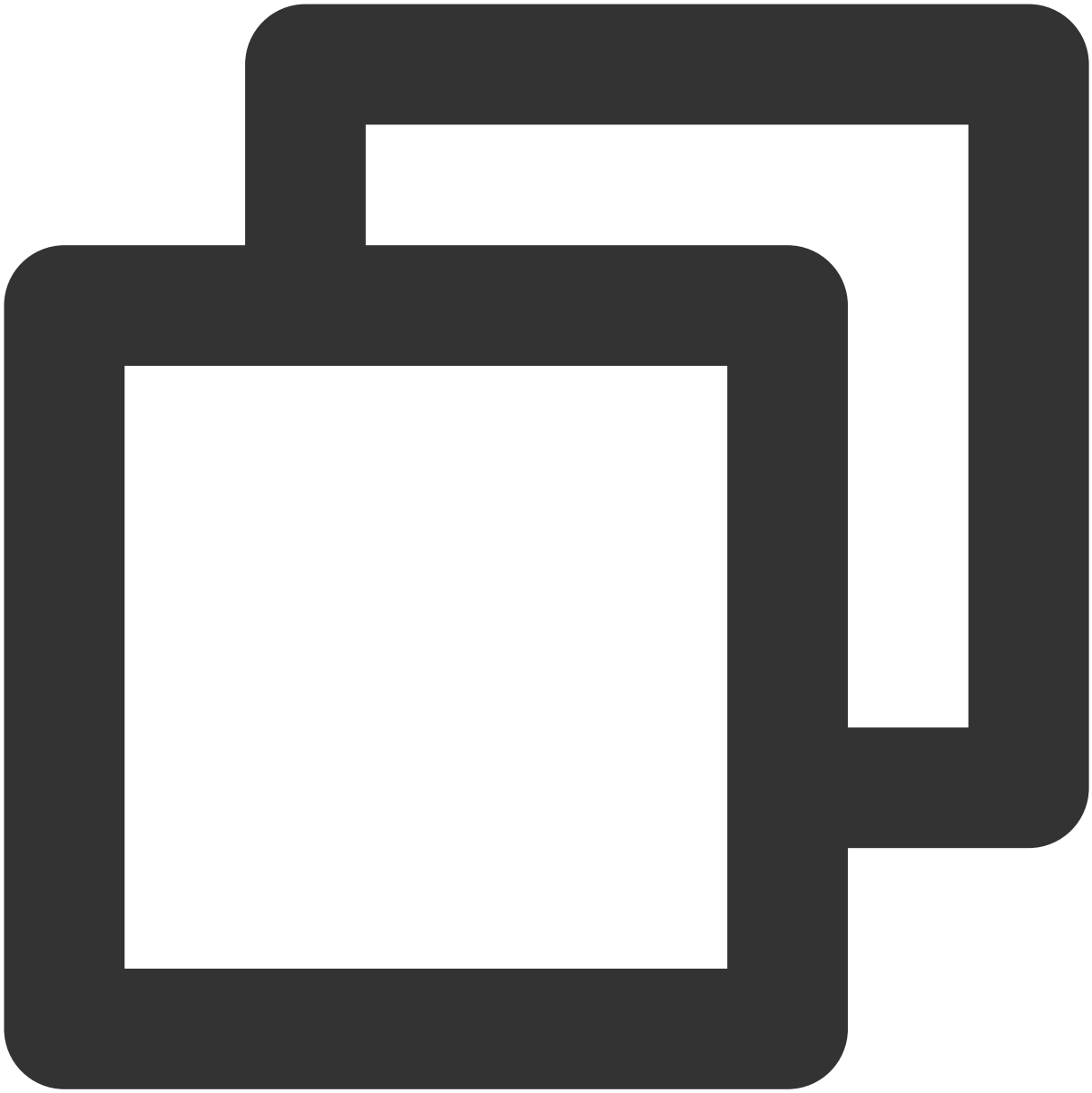
```
#修改容器内ssh默认端口为2222，防止与host冲突
sed -i 's/#Port 22/Port 2222/' /etc/ssh/sshd_config
service ssh restart && netstat -tulpn
```



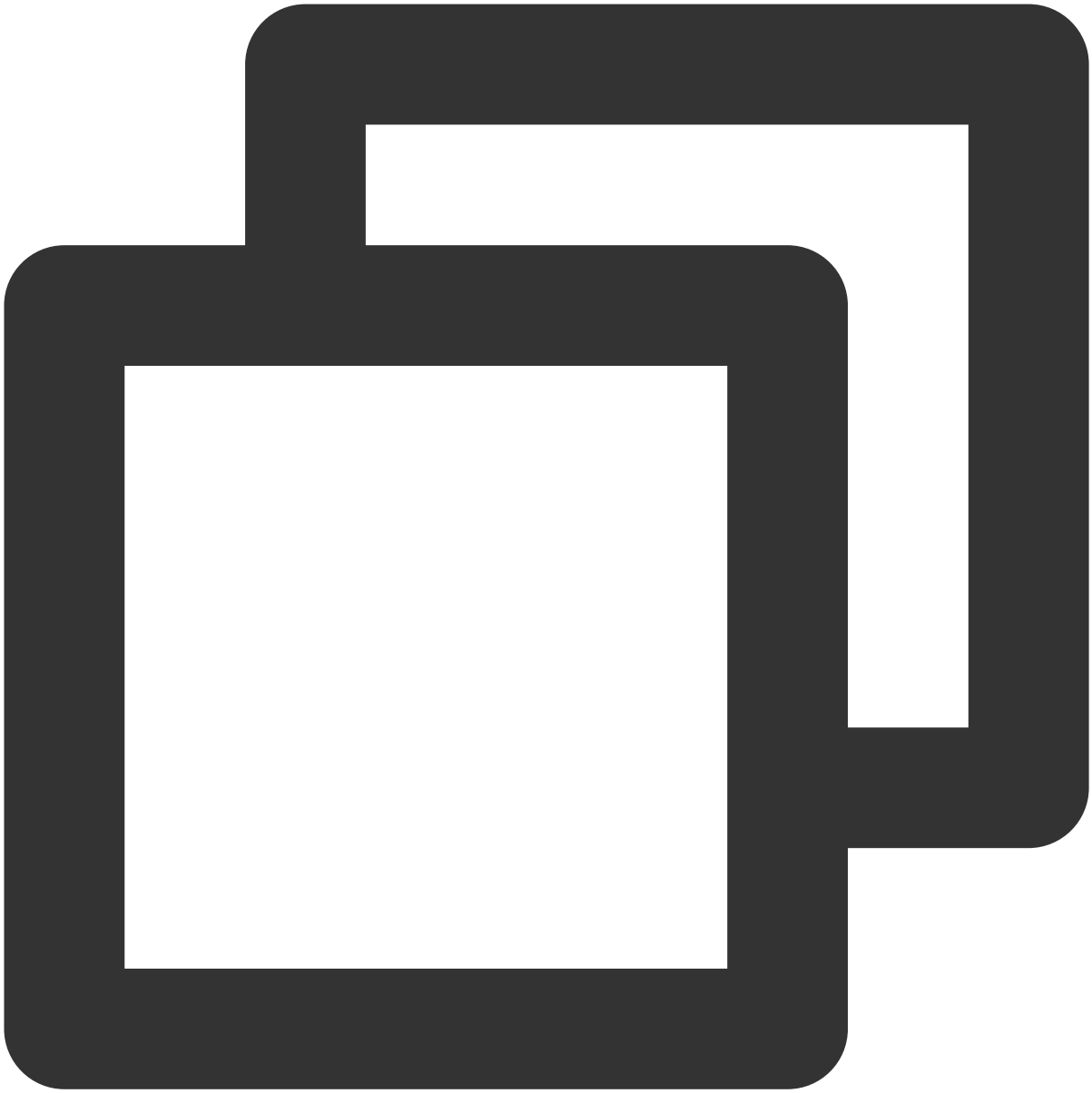
```
#设置root passwd
passwd root
```



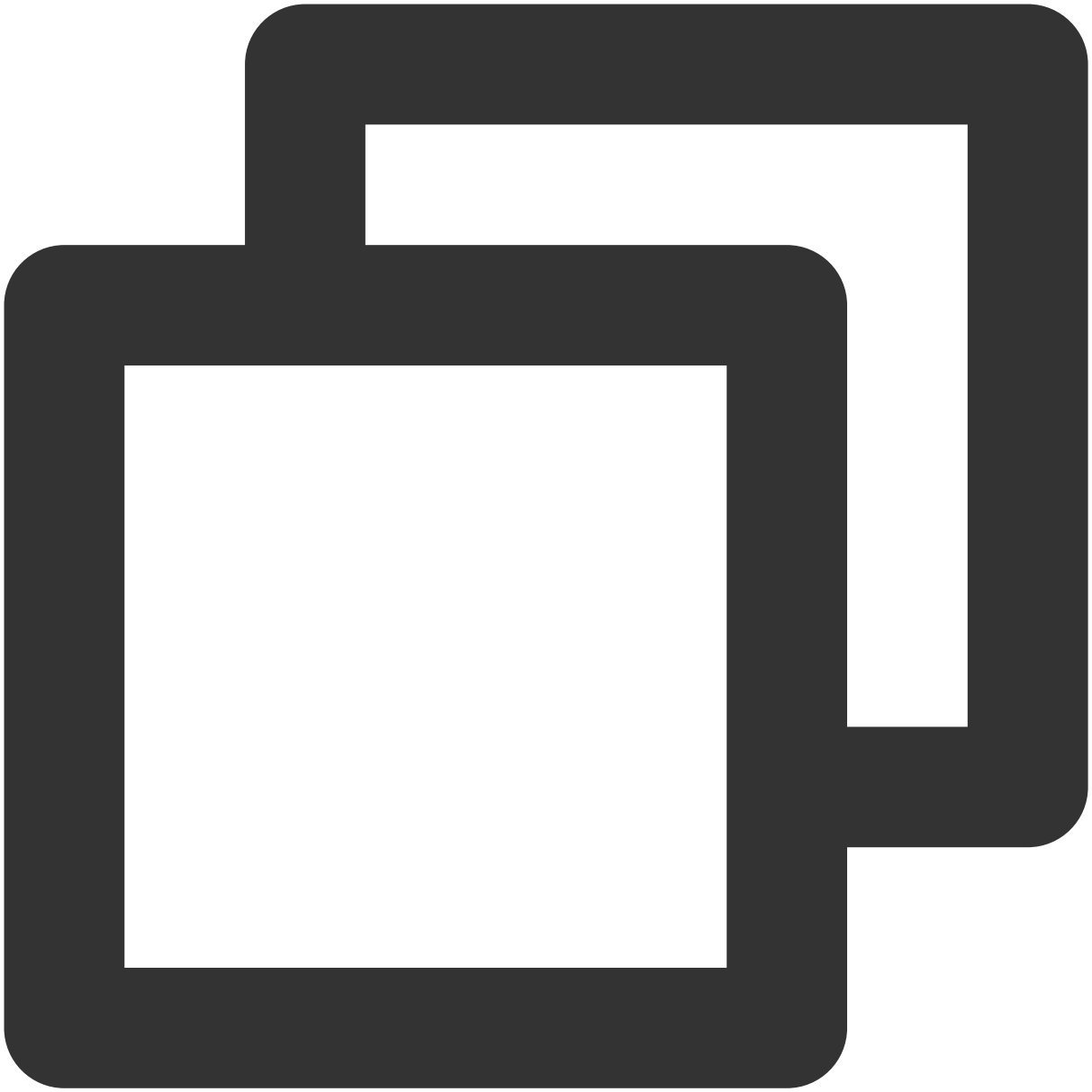
```
#产生ssh key
ssh-keygen
```



```
#配置ssh使其默认使用2222端口
#创建 ~/.ssh/config，并添加以下内容，保存退出
#注意：这里使用的ip是两台机器`ifconfig eth0`显示的ip
Host gpu1
 hostname 10.0.2.8
 port 2222
Host gpu2
 hostname 10.0.2.9
 port 2222
```

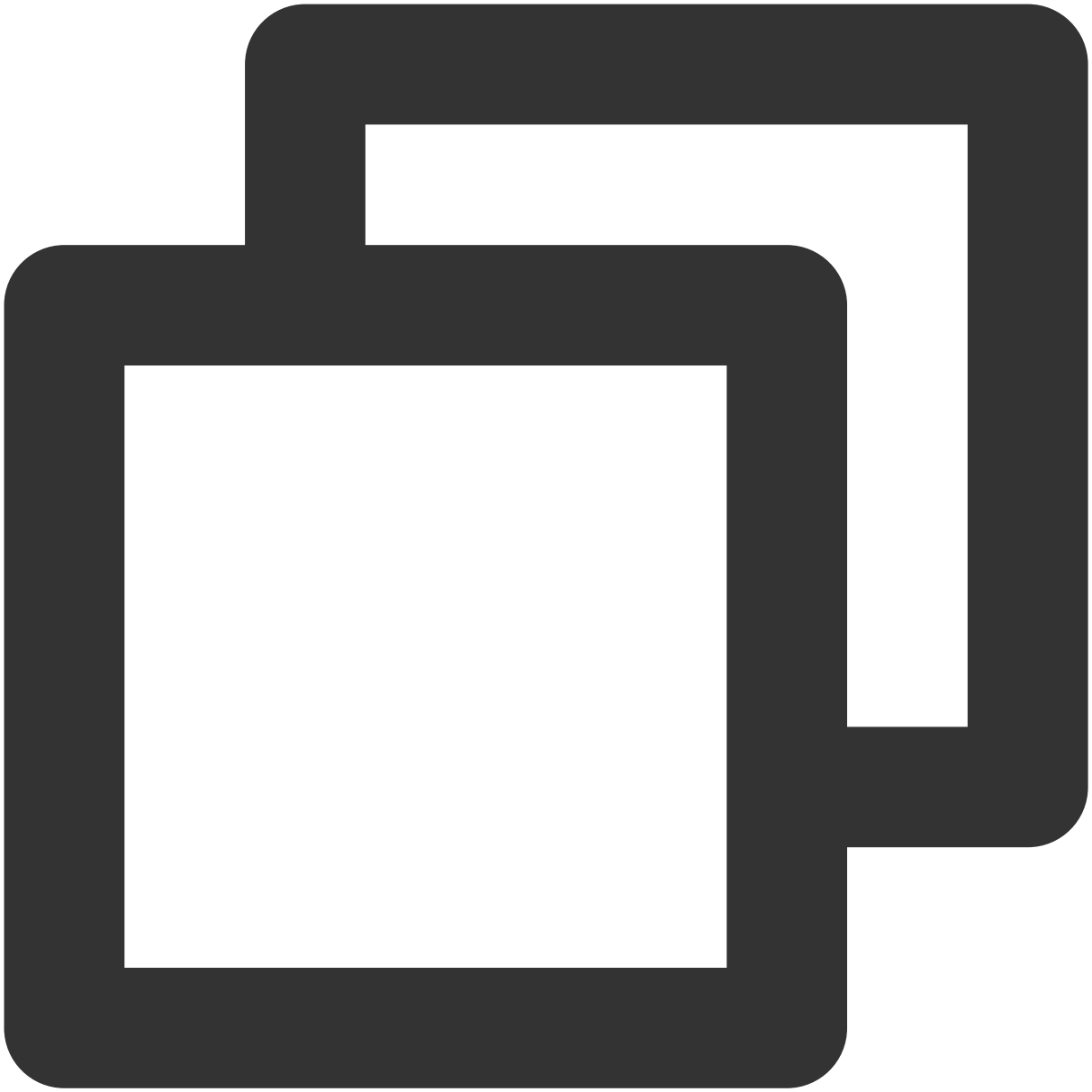


```
#两台机器互相免密，同时本机对自己做免密
ssh-copy-id gpu1
ssh-copy-id gpu2
```



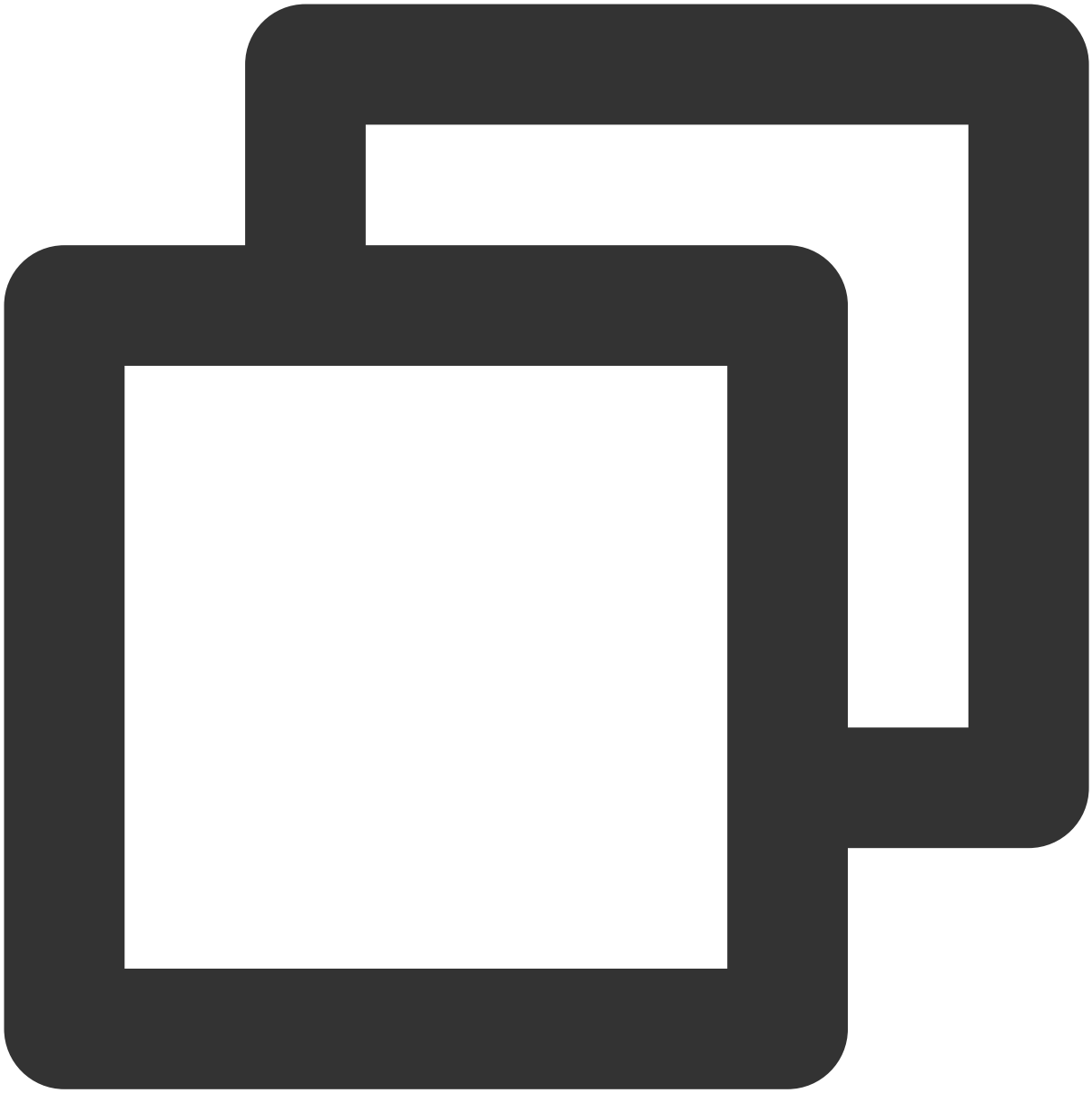
```
#测试是否建立成功免密
ssh gpu1
ssh gpu2
```

3. 执行以下命令，下载 Horovod 的 benchmark 测试脚本。



```
wget https://raw.githubusercontent.com/horovod/horovod/master/examples/tensorflow/t
```

4. 执行以下命令，开始 ResNet50的多机训练 benchmark。



```
/usr/local/openmpi/bin/mpirun -np 16 -H gpu1:8,gpu2:8 --allow-run-as-root -bind-to
```

此处命令参数针对八卡机型，如果有其他配置则需修改 `-np` 和 `-H` 参数。其他主要参数说明如下：

`NCCL_ALGO=RING` ：选择 NCCL 中的通信算法为 ring 算法。

`NCCL_DEBUG=INFO` ：开启 NCCL 中的 debug 输出。

`-mca btl_tcp_if_include eth0` ：选择 eth0 设备作为 MPI 多机通信的网络设备。在有多个网卡时需要特殊指定，有些网卡无法通信，不指定 MPI 选到无法通信的网卡会产生报错。

两台 GT4.41XLARGE948 实例下 LightCC 多机训练 benchmark 的吞吐率参考数据，如下表所示：

机型：CVM GT4.41XLARGE948（A100*8 + 50G VPC）

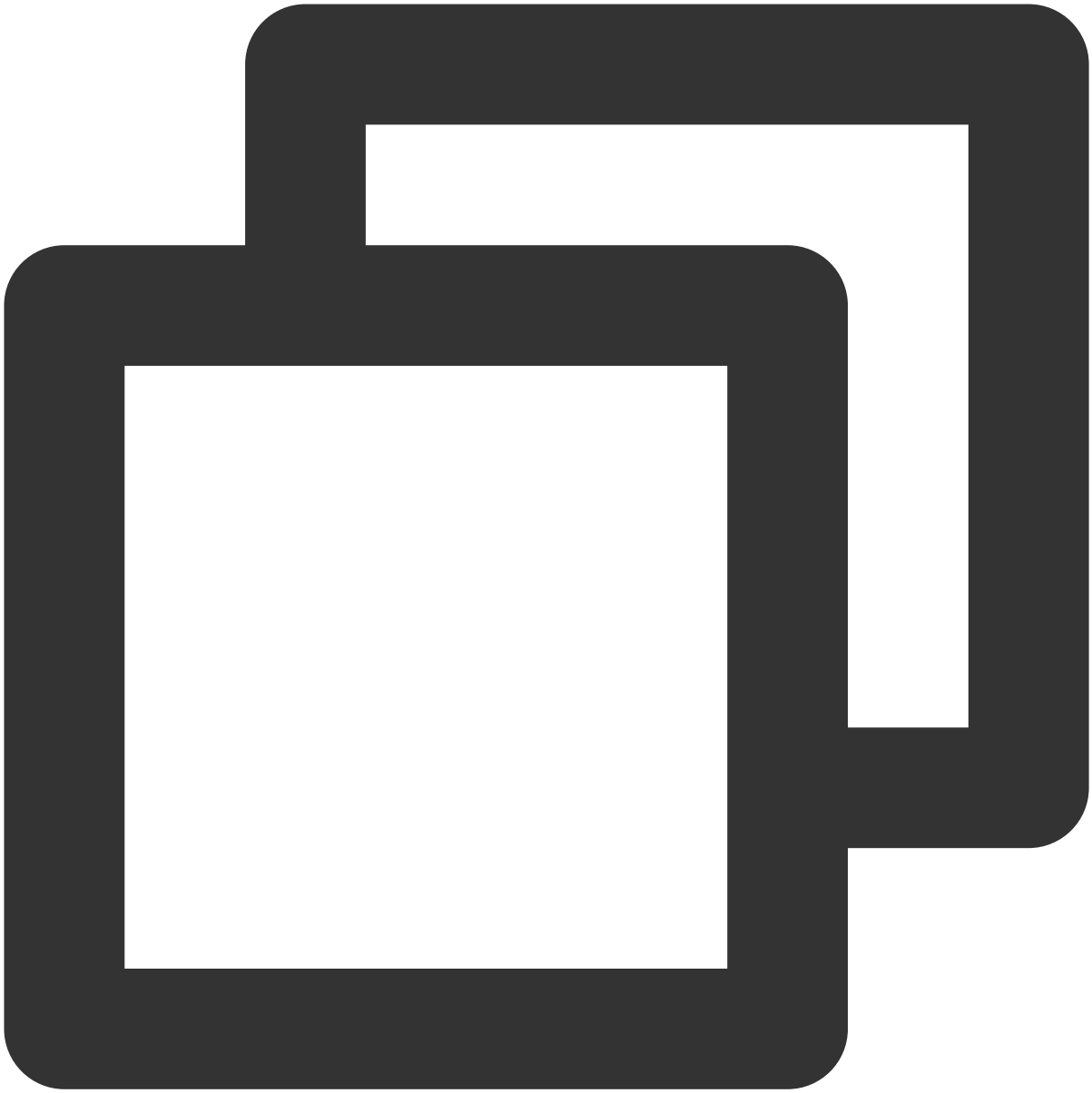
GPU 驱动：460.27.04
容器：ccr.ccs.tencentyun.com/qcloud/taco-training:cu112-cudnn81-py3-0.3.2

network	ResNet50 Throughput(images/sec)	
	horovod 0.21.3	lightcc 3.0.0
NCCL + HRAP	8970.7	10229.9
NCCL + kernel socket	5421.9	7183.5

使用 HARP

实例环境准备

1. 以 root 用户身份执行以下命令，修改内核的 cmdline，配置50G大页内存。



```
sed -i '/GRUB_CMDLINE_LINUX/ s/"$/ default_hugepagesz=1GB hugepagesz=1GB hugepages=
```

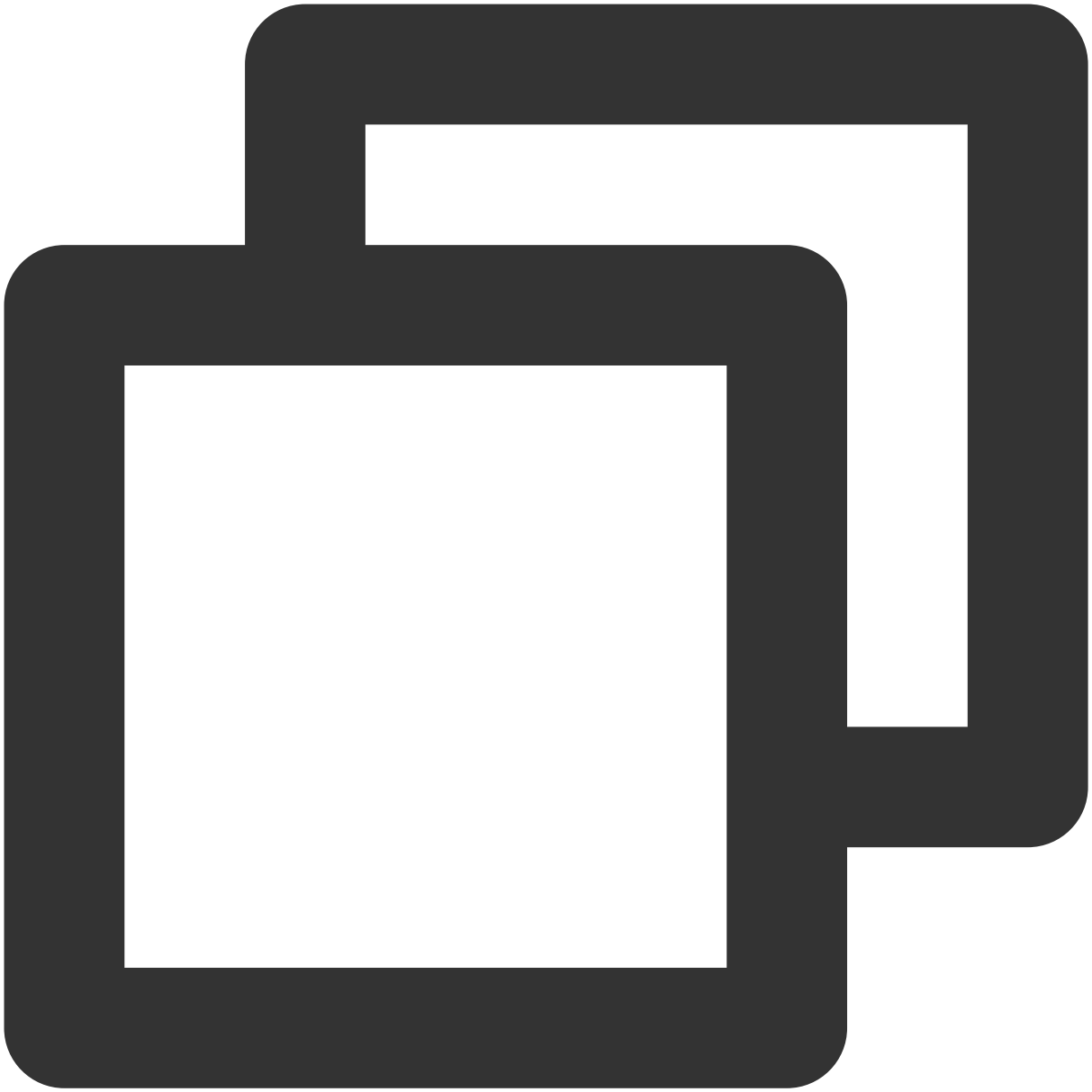
注意：

针对八卡机器可配置 hugepages=50，其他机型建议按照 hugepages=（卡数 × 5+10）进行配置。

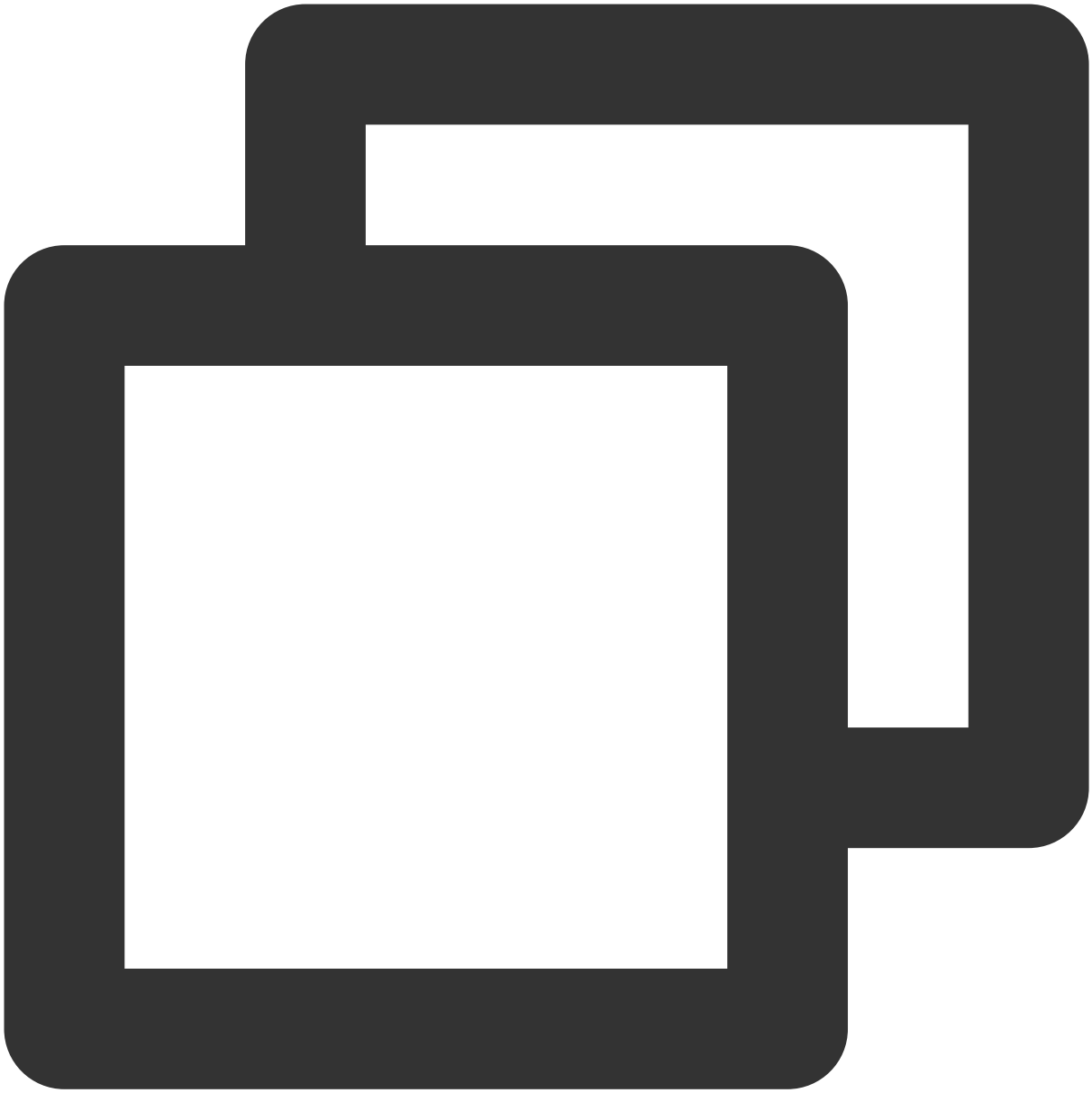
2. 结合实际使用的操作系统版本，执行以下命令，使配置生效并重启实例。

Ubuntu

CentOS 或 TencentOS



```
sudo update-grub2 && sudo reboot
```



```
sudo grub2-mkconfig -o /boot/grub2/grub.cfg && sudo reboot
```

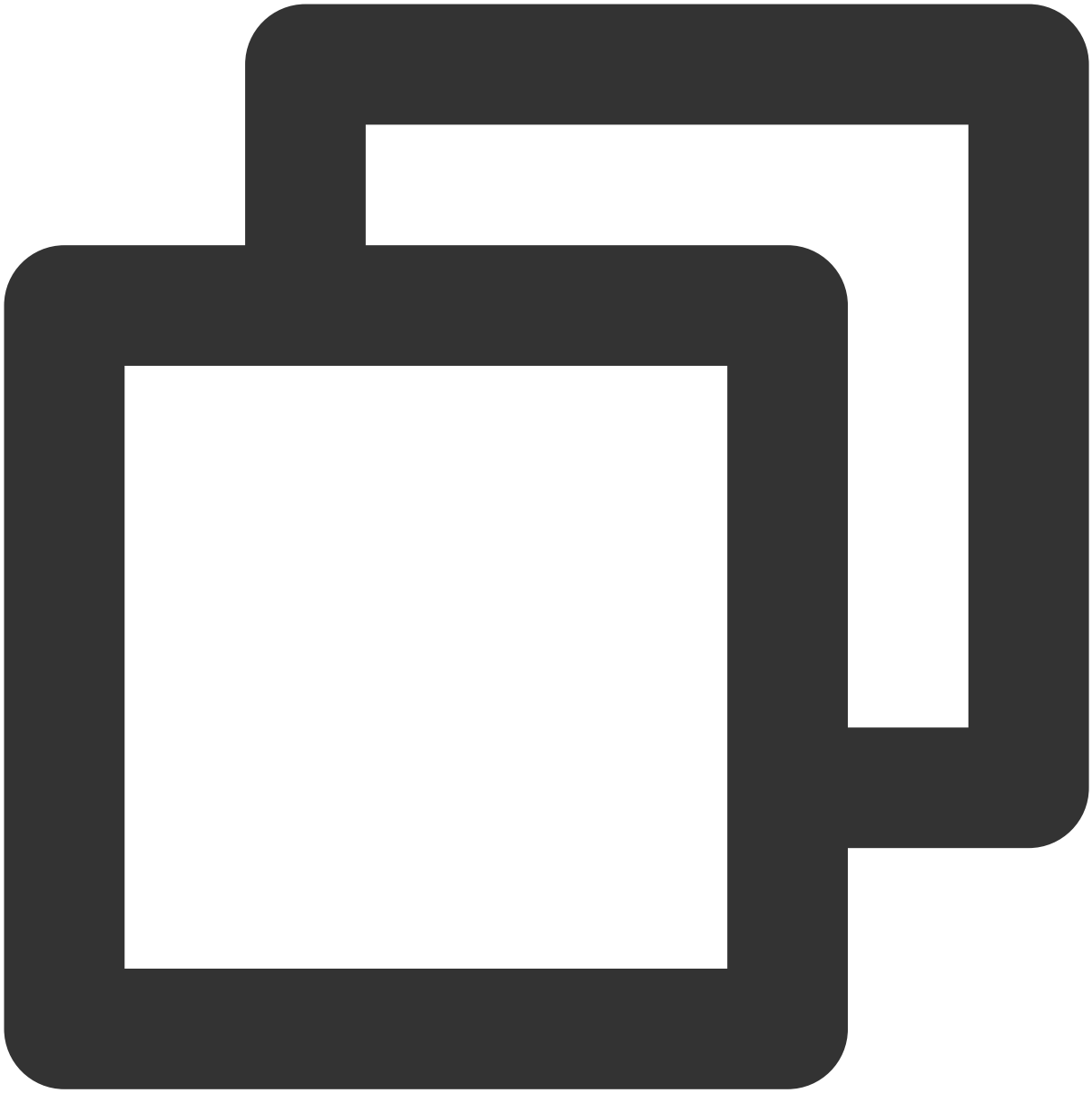
3. 绑定弹性网卡，弹性网卡数量为 GPU 卡数量。具体步骤如下：

3.1 登录 云服务器控制台，选择实例所在行右侧的**更多 > IP/网卡 > 绑定弹性网卡**。

3.2 在弹出的“绑定弹性网卡”窗口中，按需选择绑定已创建的网卡，或新建弹性网卡并绑定。

3.3 单击**确定**即可完成绑定。

4. 执行以下命令，初始化配置信息。

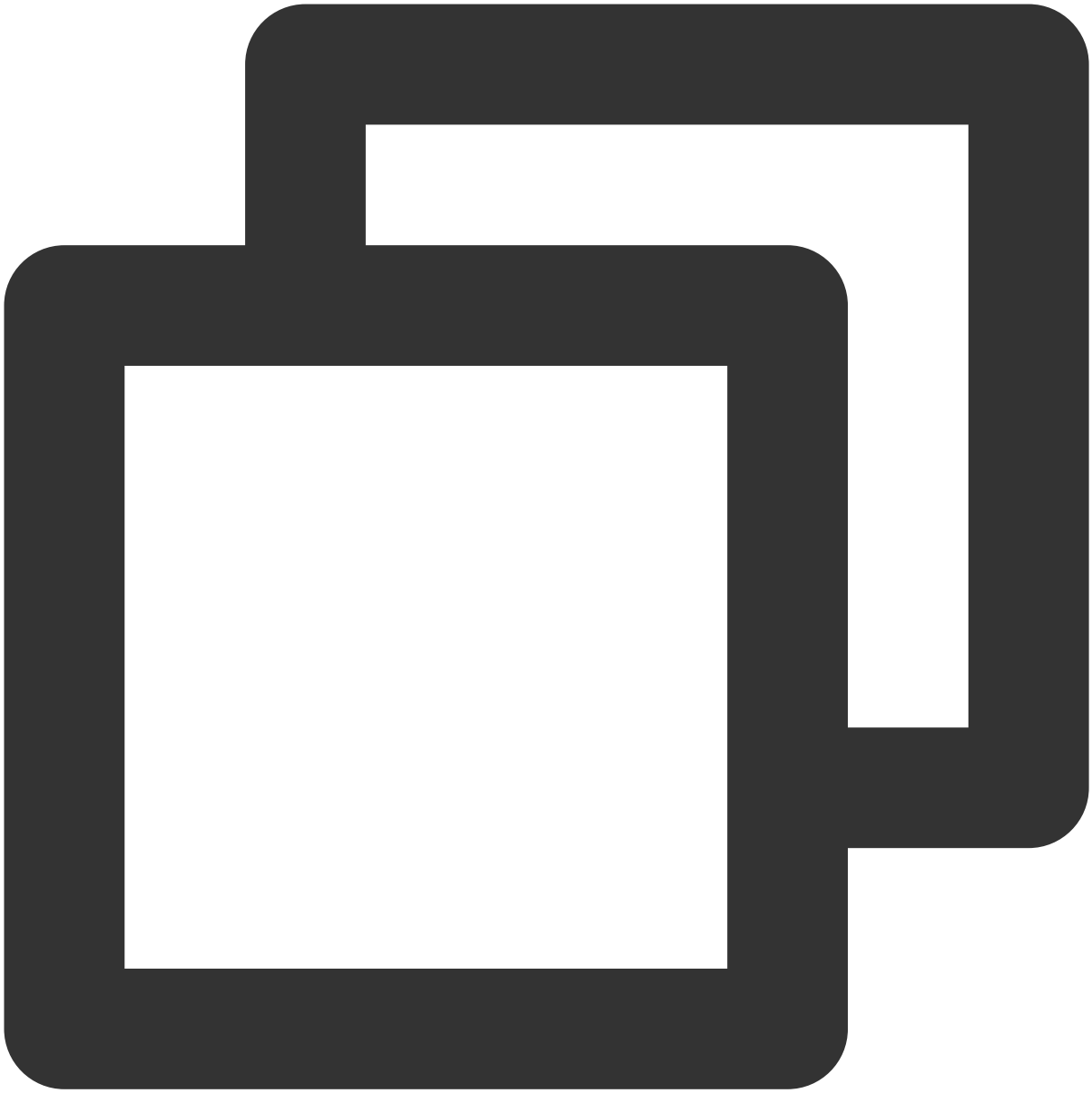


```
curl -s -L http://mirrors.tencent.com/install/GPU/taco/harp_setup.sh | bash
```

若输入结果包含 "Set up HARP successfully"，并且 `/usr/local/tfabric/tools/config` 目录下已生成配置文件 `ztcp*.conf`，则表示配置成功。

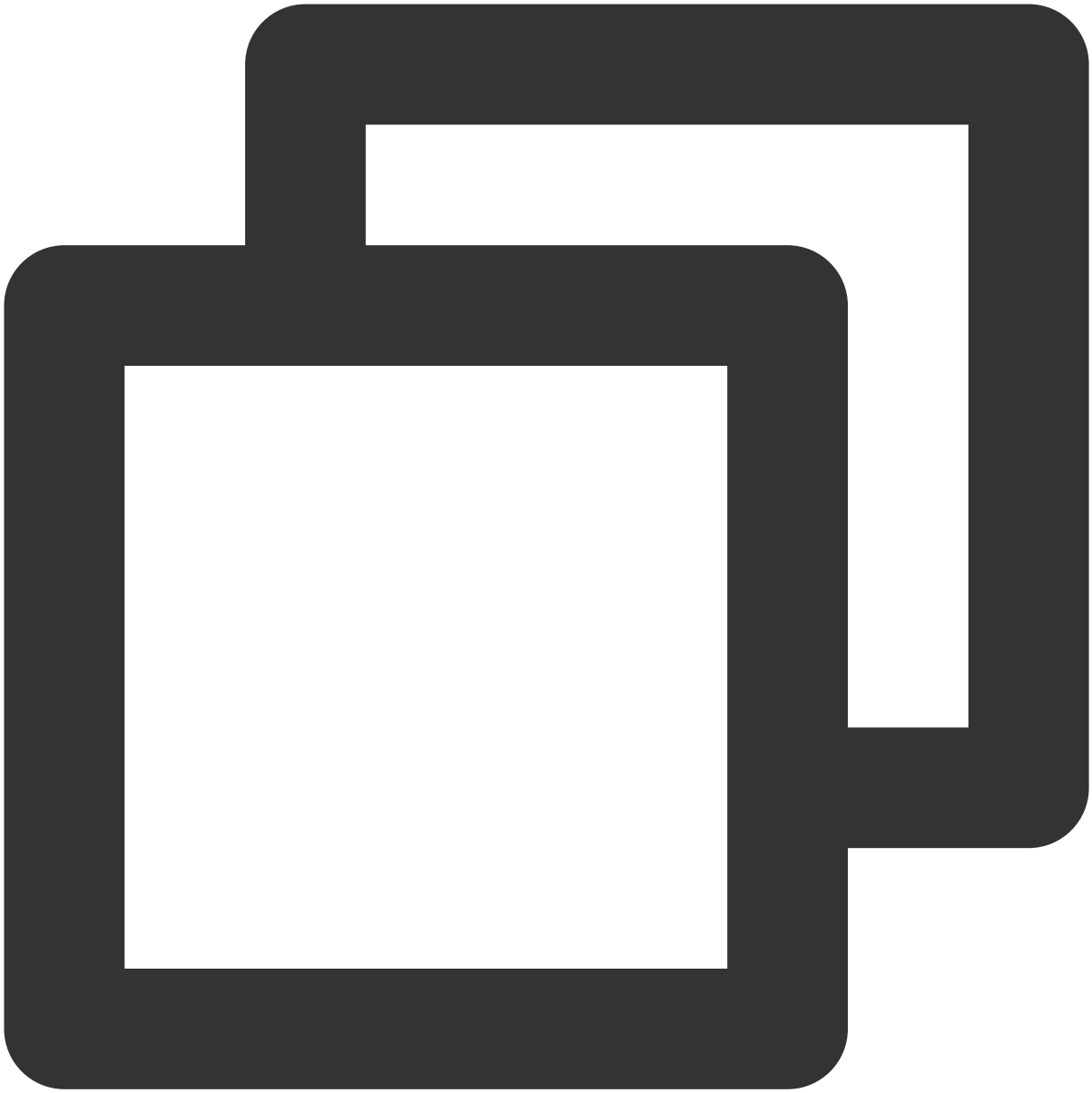
安装

1. 以 root 用户身份执行以下命令，通过 Docker 镜像的方式安装 HARP。



```
docker pull ccr.ccs.tencentyun.com/qcloud/taco-training:cu112-cudnn81-py3-0.3.2
```

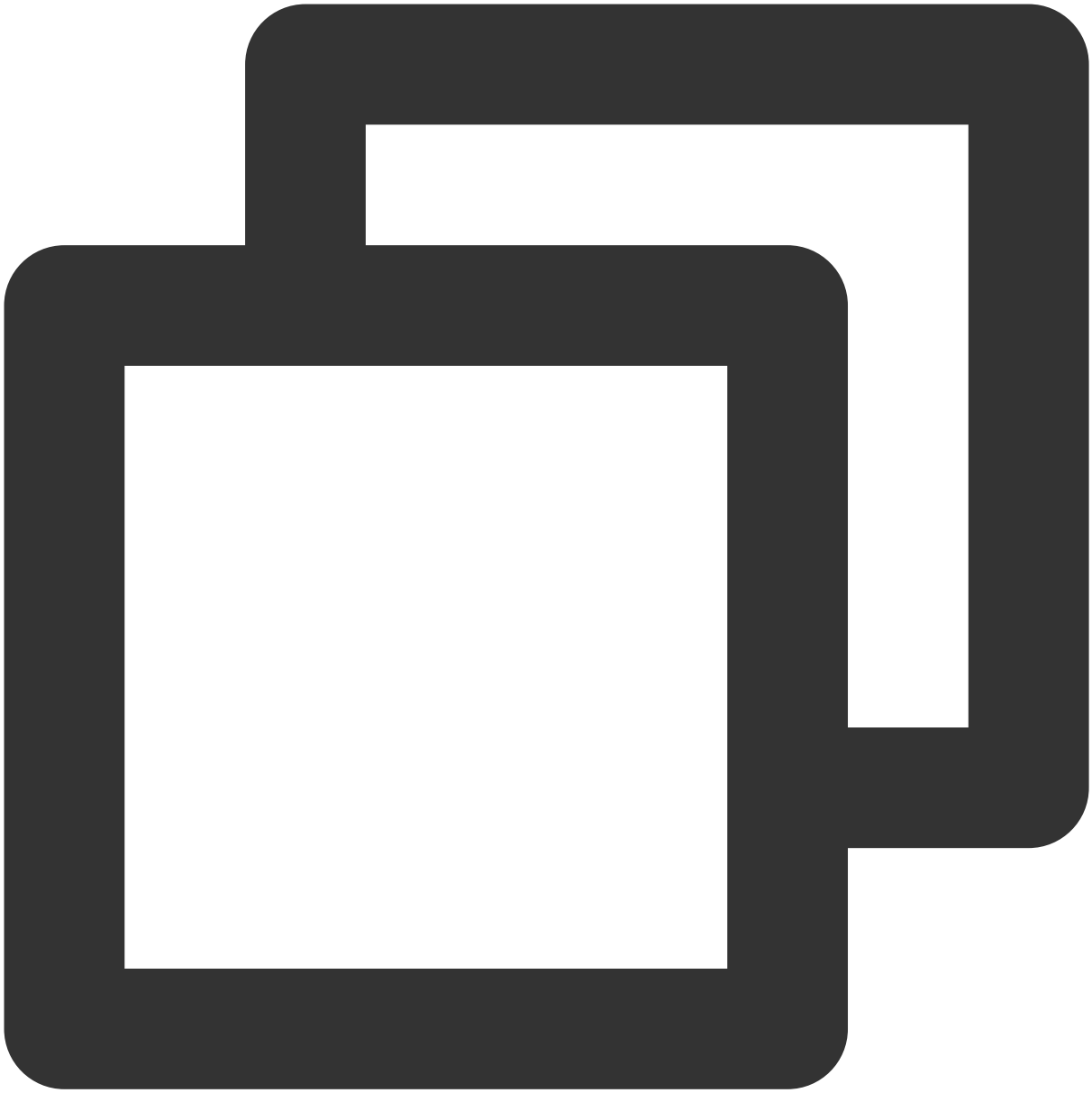
2. 执行以下命令，启动 Docker。



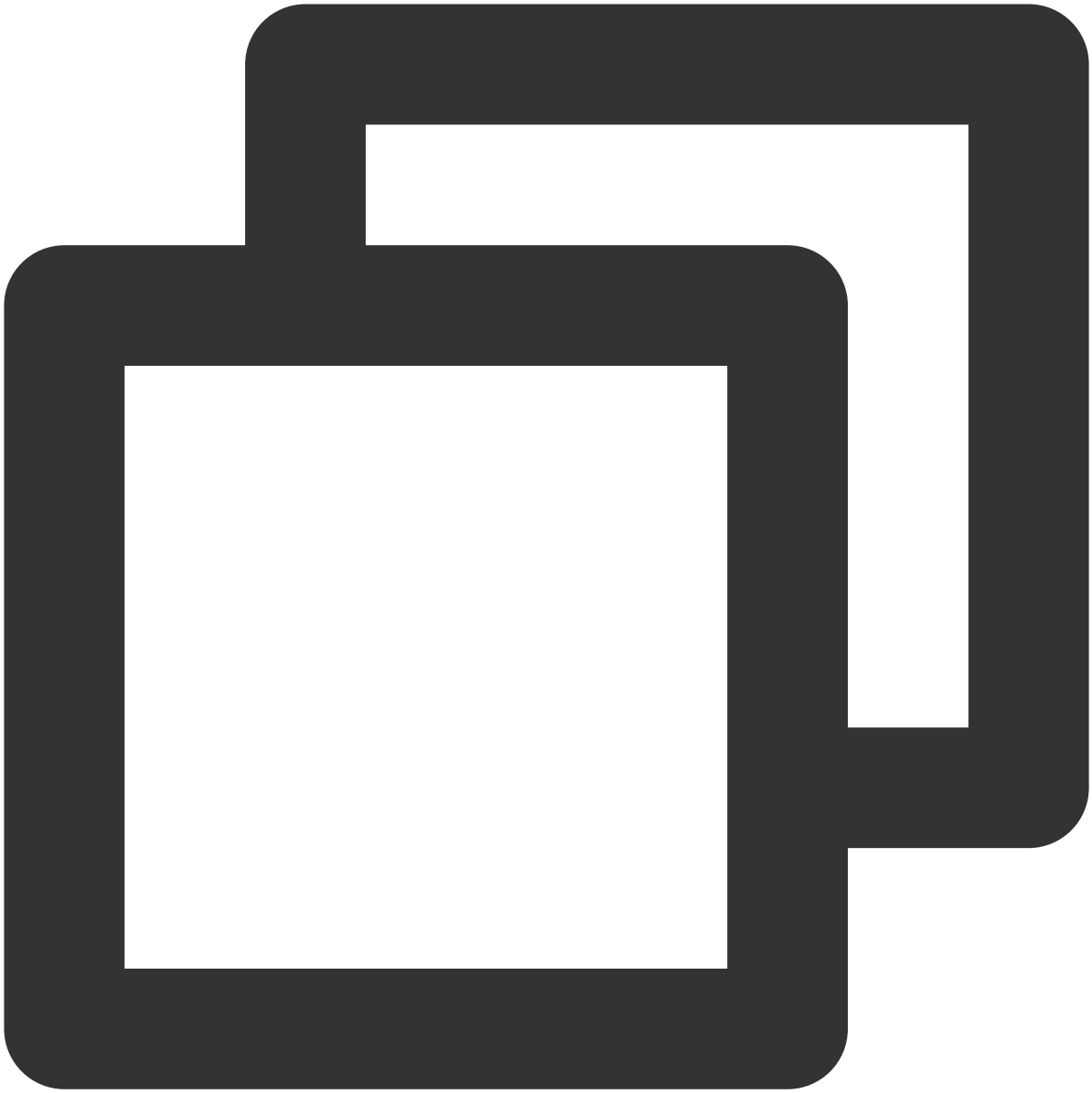
```
docker run -it --rm --gpus all --privileged --net=host -v /sys:/sys -v /dev/hugepag
```

Demo

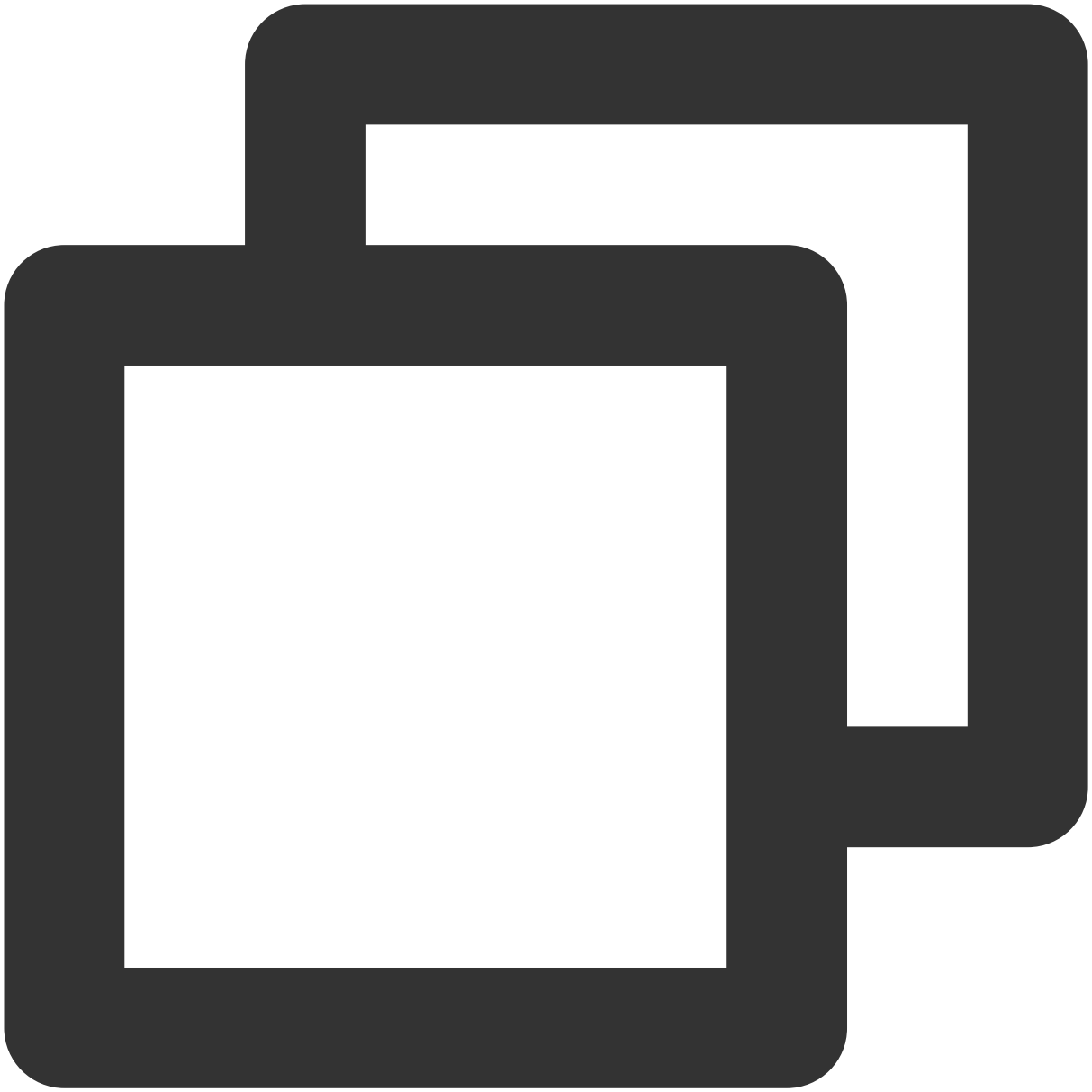
1. 创建两台 GPU 实例后，依次按照上述步骤配置实例环境并安装 HARP。
2. 在 Docker 中依次执行以下命令，对两台实例进行 SSH 免密处理。



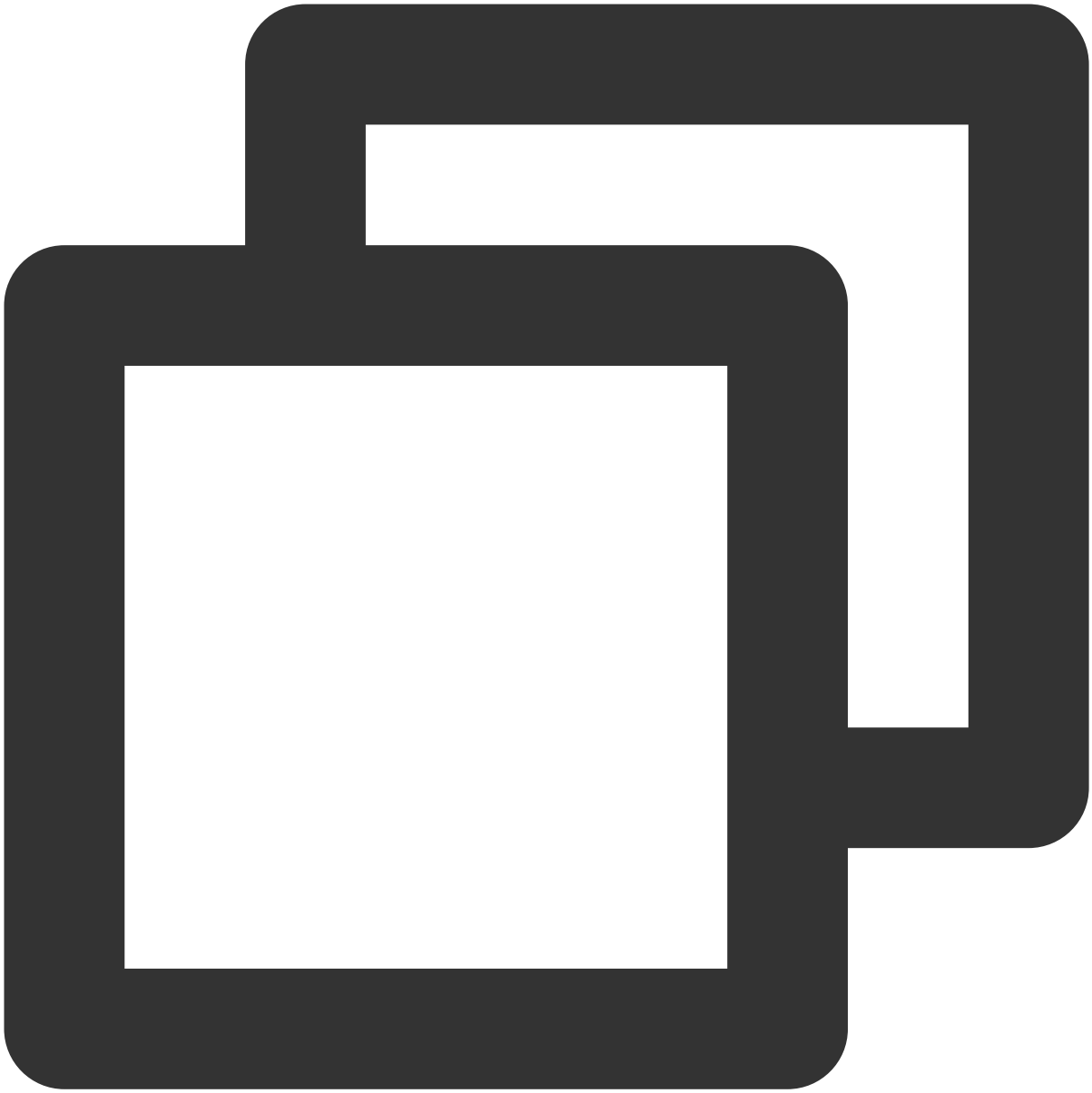
```
#允许root使用ssh服务，并启动服务（默认端口：22）
sed -i 's/#PermitRootLogin prohibit-password/PermitRootLogin yes/' /etc/ssh/sshd_co
service ssh start && netstat -tulpn
```



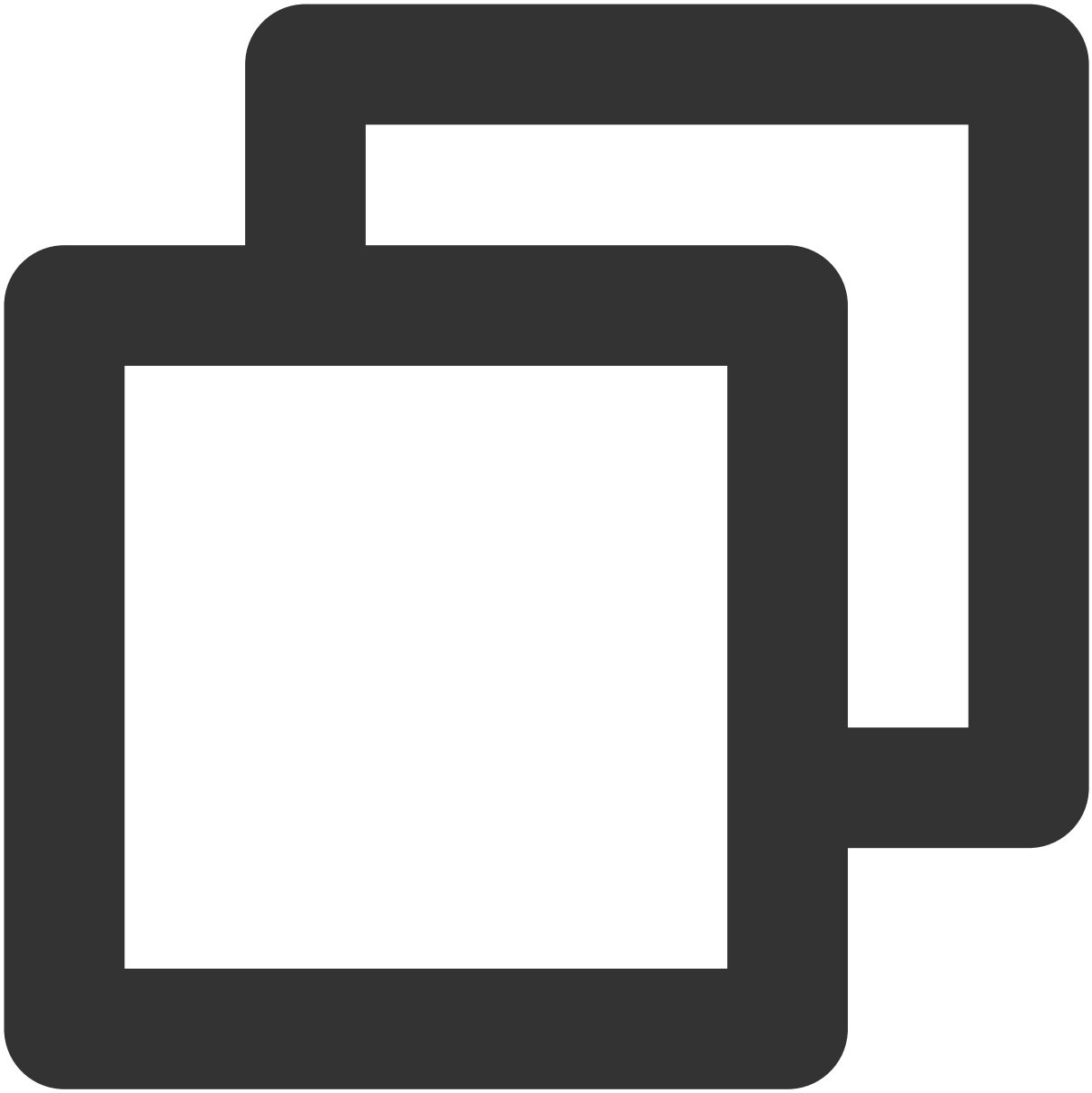
```
#修改容器内ssh默认端口为2222，防止与host冲突
sed -i 's/#Port 22/Port 2222/' /etc/ssh/sshd_config
service ssh restart && netstat -tulpn
```



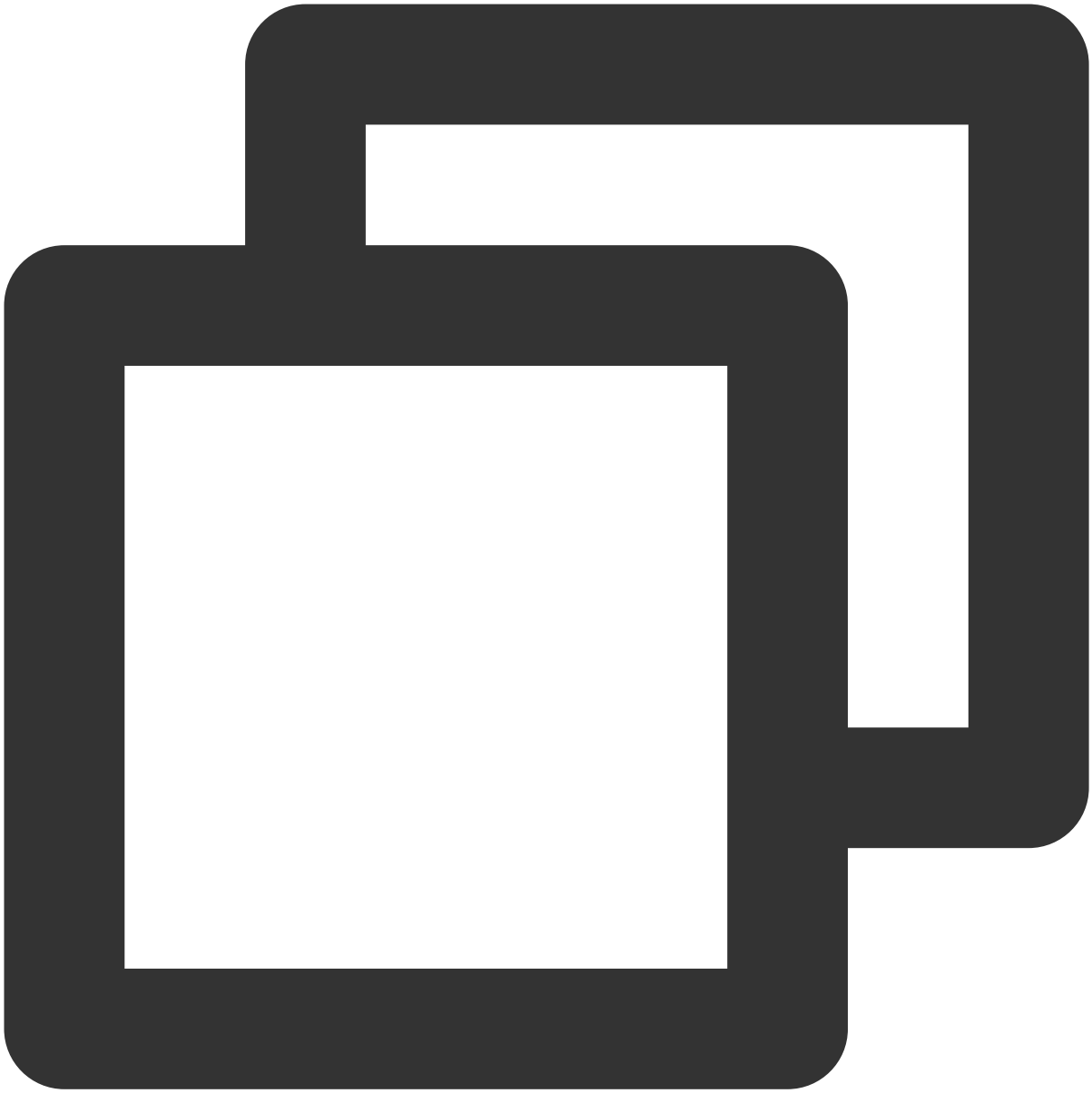
```
#设置root passwd
passwd root
```



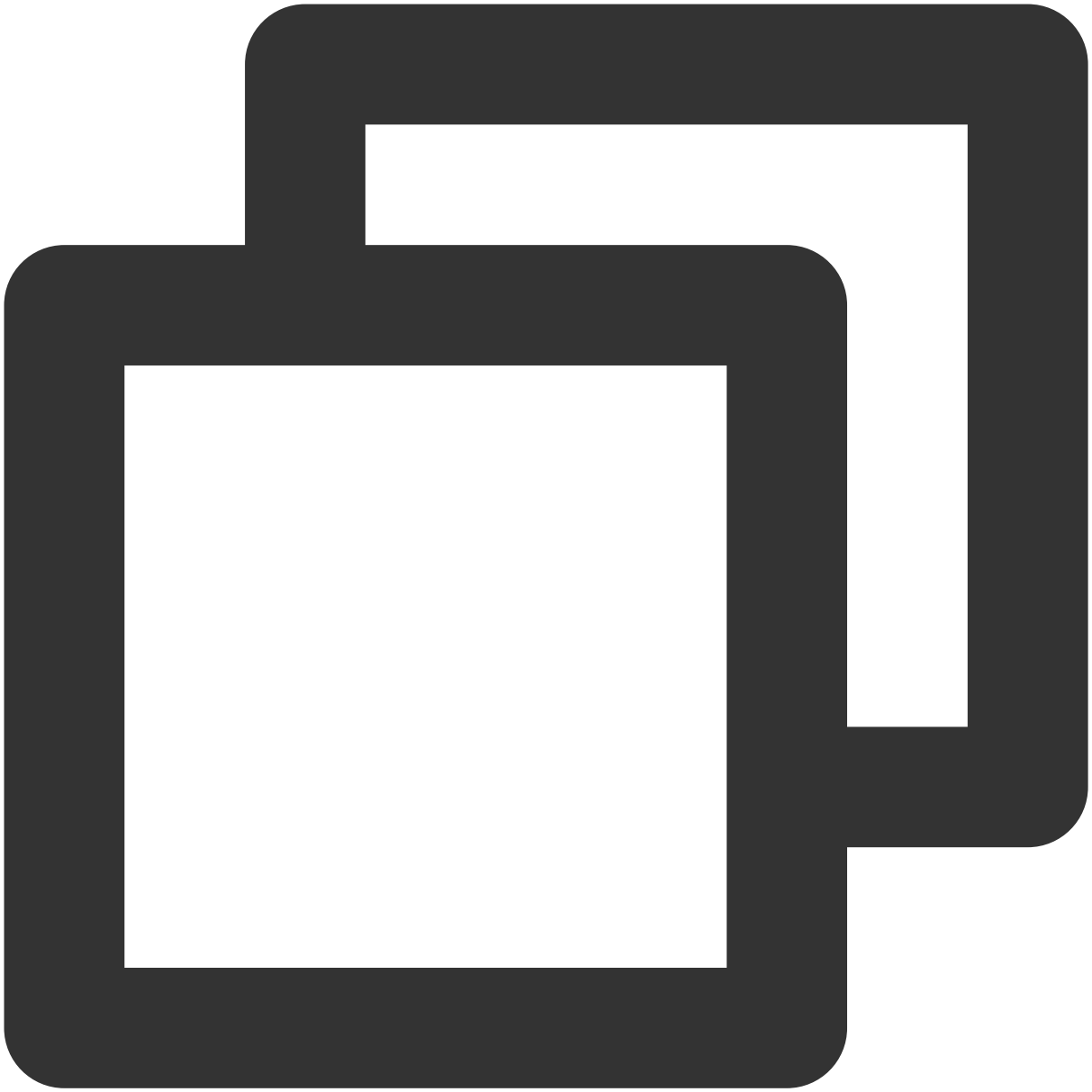
```
#产生ssh key
ssh-keygen
```



```
#配置ssh使其默认使用2222端口
#创建 ~/.ssh/config，并添加以下内容，保存退出
#注意：这里使用的ip是两台机器`ifconfig eth0`显示的ip
Host gpu1
 hostname 10.0.2.8
 port 2222
Host gpu2
 hostname 10.0.2.9
 port 2222
```

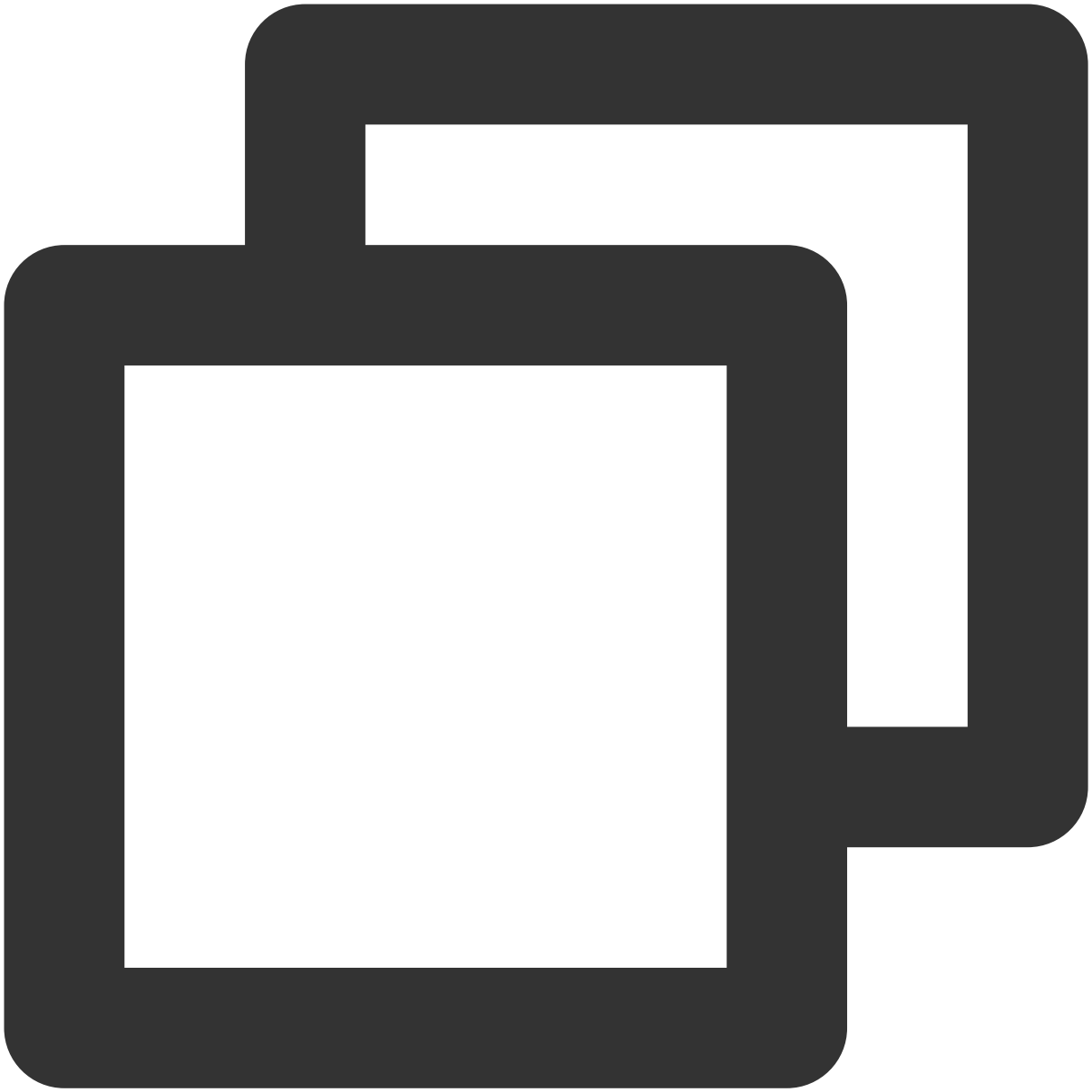


```
#两台机器互相免密，同时本机对自己做免密
ssh-copy-id gpu1
ssh-copy-id gpu2
```



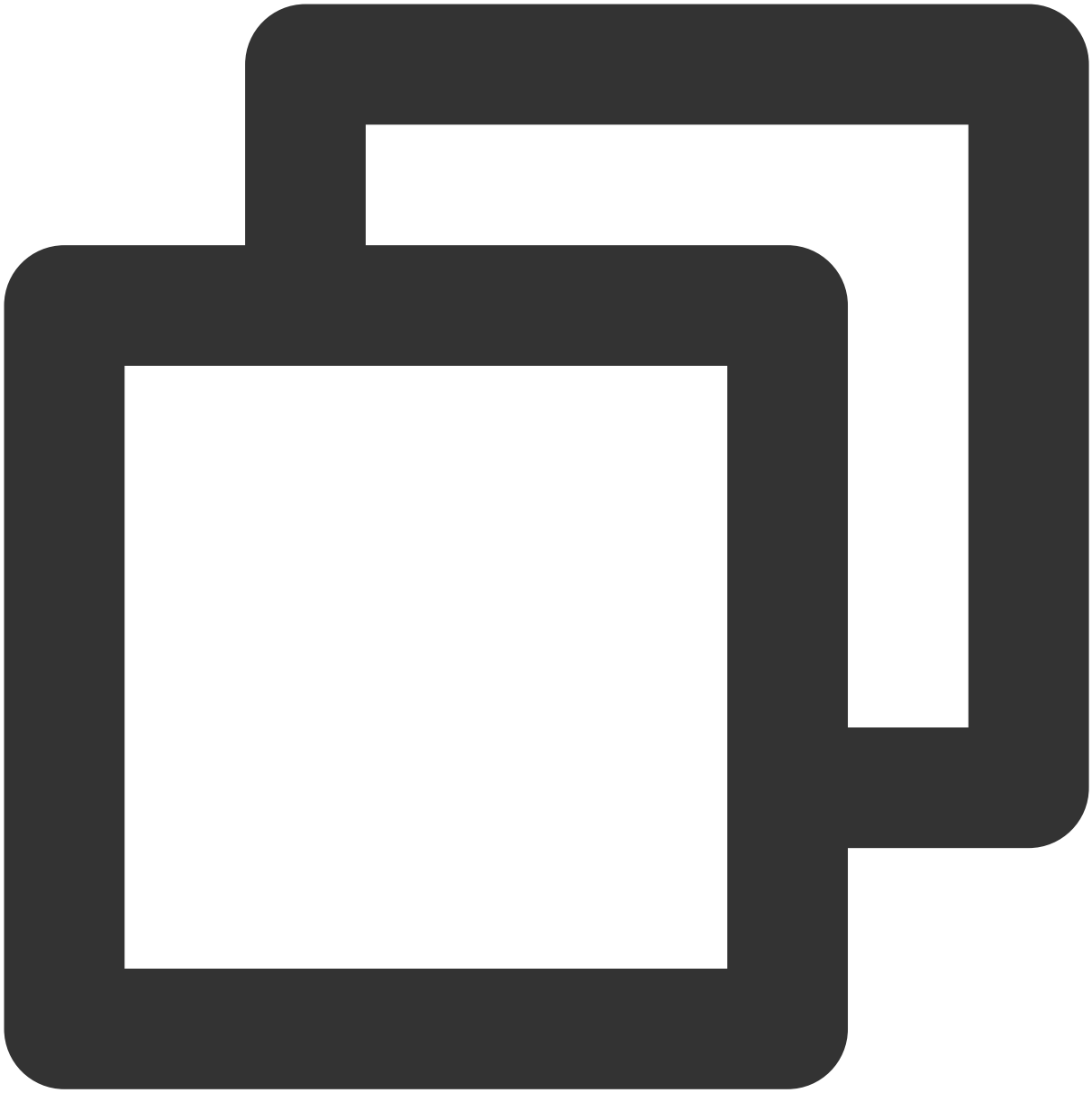
```
#测试是否建立成功免密
ssh gpu1
ssh gpu2
```

3. 执行以下命令，下载 Horovod 的 benchmark 脚本。



```
wget https://raw.githubusercontent.com/horovod/horovod/master/examples/tensorflow/t
```

4. 执行以下命令，开始 ResNet50 的多机训练 benchmark。



```
/usr/local/openmpi/bin/mpirun -np 16 -H gpu1:8,gpu2:8 --allow-run-as-root -bind-to
```

此处命令参数针对八卡机型，如果有其他配置则需修改 `-np` 和 `-H` 参数。其中主要参数说明如下：

`NCCL_ALGO=RING` ：选择 NCCL 中的通信算法为 ring 算法。

`NCCL_DEBUG=INFO` ：开启 NCCL 中的 debug 输出。开启后，HARP 将产生如下图所示的输出：

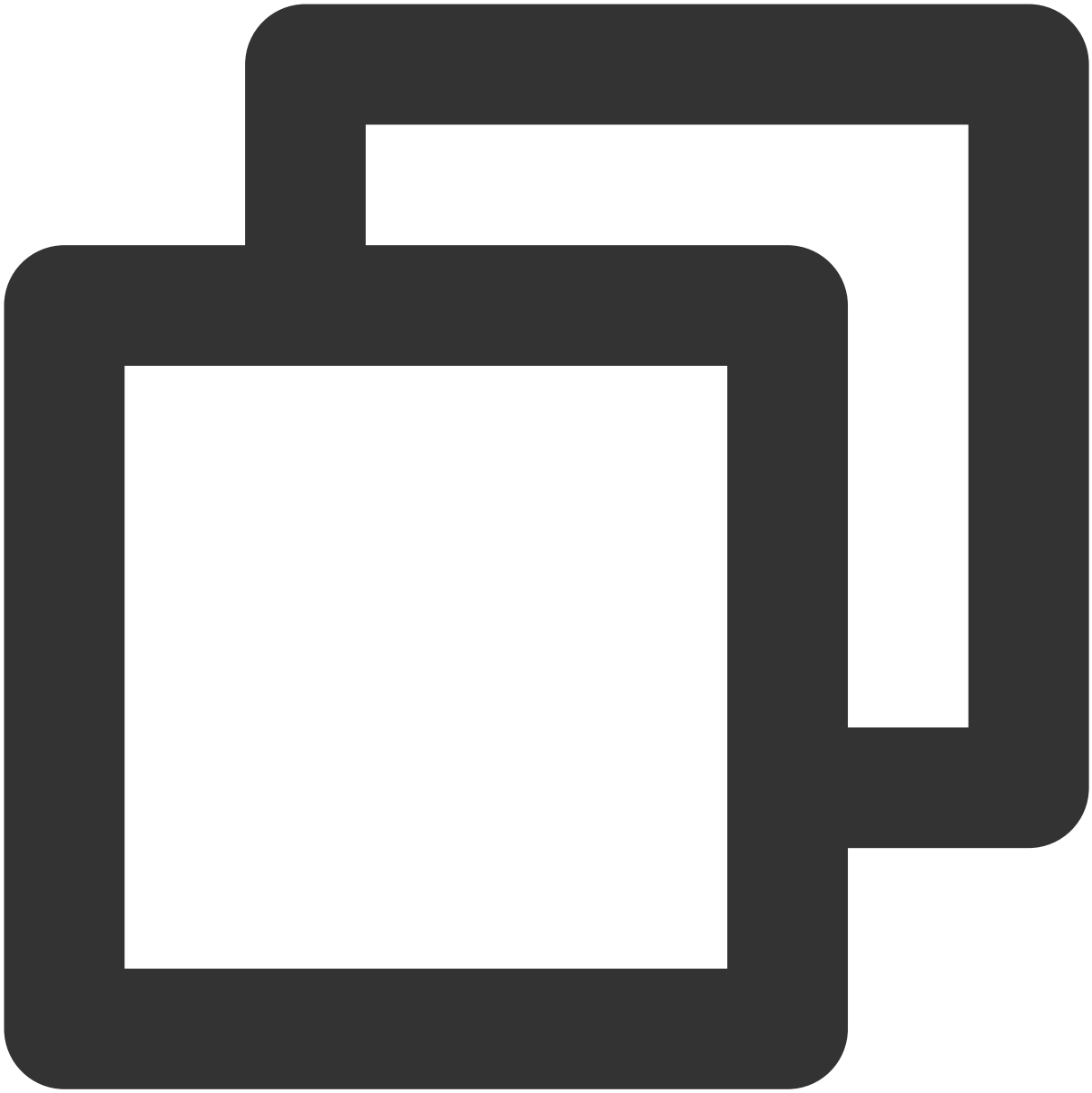
```
[0] NCCL INFO Channel 00 : 1[b010] -> 0[b010] [send] via NET/Tencent
[0] NCCL INFO Channel 01 : 1[b010] -> 0[b010] [send] via NET/Tencent
```

`-mca btl_tcp_if_include eth0` ：选择 eth0 设备作为 MPI 多机通信的网络设备，在有多个网卡时需要特殊指定。有些网卡无法通信，不指定 MPI 选到无法通信的网卡会产生报错。

NCCL 初始化完成后，可查看如下图所示的网络输出：

```
[0] NCCL INFO Using network Tencent_zTCP
```

5. HARP 通过 Plugin 的方式集成到 NCCL 中，无需用户做任何配置，自动启用。如需关闭 HARP，请在容器中执行如下命令：



```
mv /usr/lib/x86_64-linux-gnu/libnccl-net.so /usr/lib/x86_64-linux-gnu/libnccl-net.s
```