

# Relation Network for Few-shot Learning

——基于多卡的并行加速

---

刘佳玮，计算机科学与技术学院，20031211496

<https://muyuuuu.github.io>

2020 年 11 月 20 日

1. 好的算法与好的设备
2. 发挥设备优势
3. 硬件与软件依赖
4. 模型
5. 并行实现
6. 实验结果

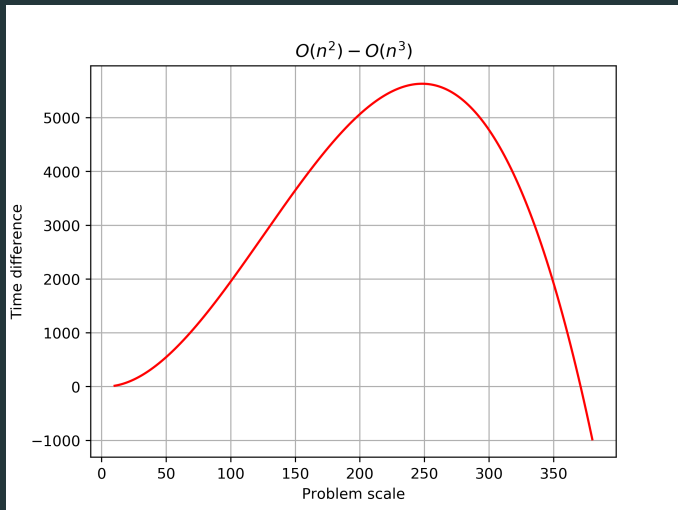
## 好的算法与好的设备

---

# 算法时间复杂度

同一个问题，一个时间复杂度  $O(n^2)$  与  $O(n^3)$  的时间对比，代码开放于：

[https://github.com/muyuuuu/Algorithm/tree/master/Insert\\_sort](https://github.com/muyuuuu/Algorithm/tree/master/Insert_sort)

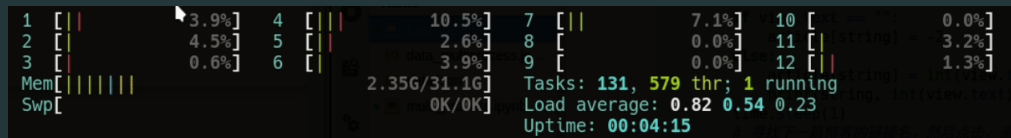


## 发挥设备优势

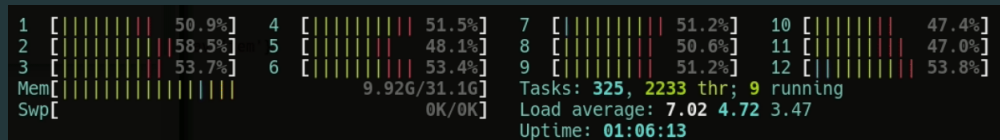
---

## 发挥设备优势

一个耗时 1153 秒的单进程任务：



使用多进程改进，相同任务耗时 105 秒，且多核利用率较为均衡：



任务必须可以并行化。代码地址：

<https://muyuuuu.github.io/2020/03/18/multi-process/>

# 硬件与软件依赖

---

# 硬件与软件

## 硬件部分

**CPU** 2 个 Intel(R) Xeon(R) Gold 5115 CPU 2.40GHz, 10 核心 20 线程

**GPU** 4 路 Tesla P40, 每路显存容量 22GB

**内存** 128GB

**外存** 520TB 可用, 已用 15TB

## 软件部分

**系统** CentOS Linux release 7.3.1611 (执行), Arch 5.9.6(开发)

**python** 3.8.2, 开发语言

**pytorch** 1.6.0, 模型实现, 借助其提供的 API 实现并行

**ssh** OpenSSH\_8.3p1, OpenSSL 1.1.1h: 实现远程登录

**scp** 文件传输



## 命令行内执行

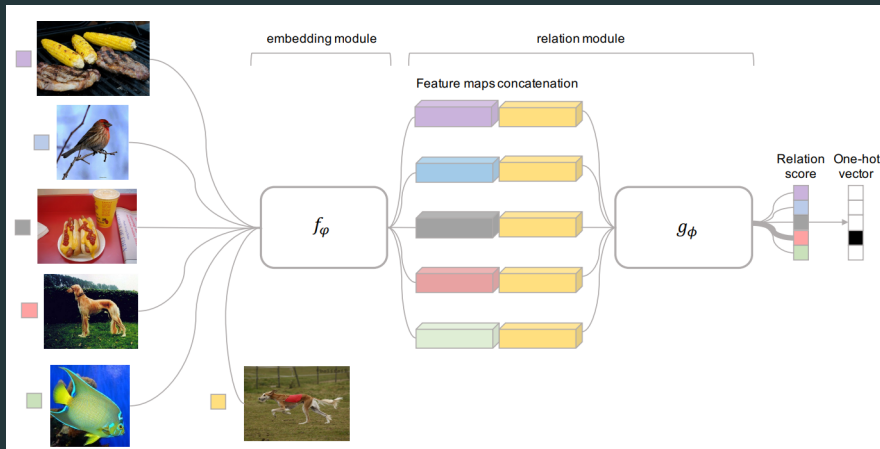
1. mv, cd, ls, cp, cat 等文件操作
2. nohup python train.py > log 挂起运行与重定向输出
3. ps -f|grep python 查看挂起程序是否执行

# 模型

---

# 模型结构

实现的模型为 Relation Network<sup>1</sup>。数据集为 miniImageNet<sup>2</sup>。



<sup>1</sup><https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8778601>

<sup>2</sup><https://drive.google.com/file/d/0B3Irx3uQNoBMQ1F1NXJsZUdYWEE/view>

# 最终模型结构

■ 共计 11,285,569 个参数，约 75MB 左右的参数。

## 13 组特征提取模块，7 组连接处理模块

---

```
1 (conv1): Conv2d(64, 64, kernel_size=(1, 1), stride=(1, 1), bias=False)
2 (bn1): BatchNorm2d(64, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True)
3 (conv2): Conv2d(64, 64, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1), bias=False)
4 (bn2): BatchNorm2d(64, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True)
5 (conv3): Conv2d(64, 256, kernel_size=(1, 1), stride=(1, 1), bias=False)
6 (bn3): BatchNorm2d(256, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True)
7 (relu): ReLU(inplace=True)
8 (0): Conv2d(64, 256, kernel_size=(1, 1), stride=(1, 1), bias=False)
9 (1): BatchNorm2d(256, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True)
```

---

## 1 组计算相关性模块

---

```
1 (0): Linear(in_features=256, out_features=64, bias=True)
2 (1): BatchNorm1d(64, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True)
3 (2): ReLU(inplace=True)
4 (3): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
5 (4): Sigmoid()
```

---

## 并行实现

---

- 保持实验参数一致。

## 并行加载数据

1. `DataLoader`, `num_workers` 指定加载数据进程的数量。
2. `.cuda()` 在指定设备上设置和运行 CUDA 操作, 使其支持 CUDA 张量类型; 之后便可以使用 GPU 完成计算。

## 并行训练模型

1. 单机单卡
2. 单机多卡
3. 多机多卡

模型过大，因此不进行 CPU 实验和 GPU 单卡实验，只对比单机多卡或多机多卡下不同并行方式的加速比。

- `DataParallel`<sup>3</sup>，给定模型，将输入划分给不同的设备。前向计算阶段，每个设备复制一份模型，读取自己的输入并执行；反向传播阶段，每个设备的 loss 汇总到原始模型（指定设备的模型），计算梯度并重新分配下去。
- `DistributedDataParallel`<sup>4</sup>，DDP 使用集群通信来同步梯度和缓冲区的数据。DDP 对模型中每一个可求导的参数申请一个钩子，当对应的参数在反向传播中计算梯度时，钩子会触发信号，DDP 发射信号后来同步不同的进程间的数据<sup>5</sup>，阻塞等待所有参数更新完毕。

<sup>3</sup><https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.DataParallel.html>

<sup>4</sup>[https://pytorch.org/tutorials/intermediate/ddp\\_tutorial.html](https://pytorch.org/tutorials/intermediate/ddp_tutorial.html)

<sup>5</sup>[https://pytorch.org/tutorials/intermediate/dist\\_tuto.html](https://pytorch.org/tutorials/intermediate/dist_tuto.html)

# DataParallel 与 DistributedDataParallel 对比

## DistributedDataParallel

- 多进程实现
- 支持多机
- 支持模型并行，将模型拆分，并放到多个机器
- 通信方式：Allreduce

## DataParallel

- 单进程多线程实现，由于 GIL 锁的存在，效率低下
- 只能用于单机
- 通信方式：scattering inputs and gathering outputs.



# 并行部分伪代码

## 设备检测，即如何监测多卡

```
1 if device_ids is None:
2     device_ids = _get_all_device_indices()
3
4 if output_device is None:
5     output_device = device_ids[0]
```

## DataParallel

```
1 net = DataParallel(Compare(n_way, k_shot)).cuda()
```

## DistributedDataParallel

```
1 1. initialize the process group
2 2. net = DDP(Compare(n_way, k_shot).to(rank), device_ids=[rank])
3 3. destroy_process_group
```

## 实验结果

---

# DataParallel 单机多卡

■ `nvidia-smi` 查看显卡利用率:

NVIDIA-SMI 396.26				Driver Version: 396.26			
GPU	Name	Persistence-M	Bus-Id	Disp.A	Volatile	Uncorr. ECC	
Fan	Temp	Perf	Pwr:Usage/Cap	Memory-Usage	GPU-Util	Compute M.	
0	Tesla P40	On	00000000:3B:00.0	Off		0	
N/A	55C	P0	157W / 250W	22825MiB / 22919MiB	99%	Default	
1	Tesla P40	On	00000000:86:00.0	Off		0	
N/A	58C	P0	185W / 250W	22015MiB / 22919MiB	91%	Default	
2	Tesla P40	On	00000000:AF:00.0	Off		0	
N/A	37C	P0	138W / 250W	11736MiB / 22919MiB	51%	Default	
3	Tesla P40	On	00000000:D8:00.0	Off		0	
N/A	33C	P0	151W / 250W	6451MiB / 22919MiB	28%	Default	

程序执行时间:  $T_1 = 137172$  秒, 约 2286 分钟, 约 1.59 天。

# DistributedDataParallel 单机多卡

■ nvidia-smi 查看显卡利用率:

```
文件(F) 编辑(E) 视图(V) 书签(B) 设置(S) 帮助(H)
Wed Nov 18 21:56:15 2020
```

NVIDIA-SMI 396.26				Driver Version: 396.26			
GPU	Name	Persistence-M	Bus-Id	Disp.A	Volatile Uncorr. ECC		
Fan	Temp	Perf	Pwr:Usage/Cap	Memory-Usage	GPU-Util	Compute M.	
0	Tesla P40	On	00000000:3B:00.0	Off	0		
N/A	63C	P0	146W / 250W	5891MiB / 22919MiB	99%	Default	
1	Tesla P40	On	00000000:86:00.0	Off	0		
N/A	57C	P0	94W / 250W	22839MiB / 22919MiB	98%	Default	
2	Tesla P40	On	00000000:AF:00.0	Off	0		
N/A	52C	P0	53W / 250W	22449MiB / 22919MiB	95%	Default	
3	Tesla P40	On	00000000:D8:00.0	Off	0		
N/A	55C	P0	96W / 250W	22239MiB / 22919MiB	89%	Default	

程序执行时间:  $T_2 = 89856$  秒, 约 1498 分钟, 约 1.03 天。

■ 加速比:  $\frac{T_1}{T_2} = 1.53$

■ 准确率对比: Dataparallel: 0.566, DDP: 0.582。

■ 代码开放于: <https://github.com/muyuuuu/Algorithm/tree/master/meta-learning/Metric-based/Relation-Netowrk>

**感谢聆听！**