본 영상 교재는
2025년도 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의
SW중심대학 사업의 지원을 받아 제작되었습니다.

한국항공대학교
Korea Aerospace University

KAU
AI융합대학

SW중심대학

PyTorch 코딩

Large ANN과 FSDP

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

01

Large ANN

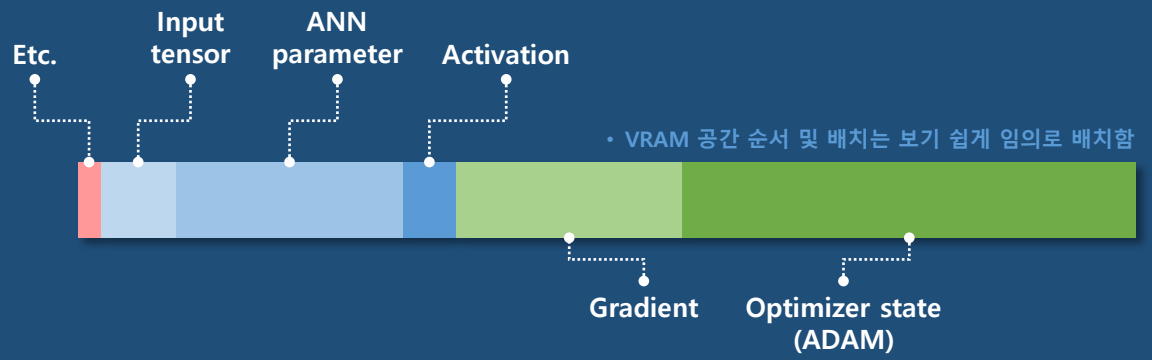
Large ANN

- Chat-GPT 서비스의 핵심인 LLM (Large Language Model) ANN은 그 크기가 매우 큼
  - ANN의 크기가 크다는 말은 parameter의 수가 많다는 뜻
  - OpenAI의 GPT 3는 약 1,750억 개의 parameter로 이루어짐
  - GPT 4는 GPT 3의 약 100배의 parameter로 이루어짐
  - Meta의 LLAMA 2는 다양한 모델이 있으며, 가장 작은 것은 70억 개, 가장 큰 것은 1,300억 개의 parameter로 이루어짐
- ANN의 크기가 크면 training 및 inference에 필요한 VRAM 공간이 커짐
  - 일반적으로 각 parameter는 4 바이트(32 비트) 실수로 이루어져 있으므로, parameter 개수의 4배의 공간이 필요함
    - Mixed precision을 사용하더라도 최소 2배의 공간이 필요함
  - Training 작업의 경우 gradient와 optimizer state등을 저장할 추가 공간이 필요함

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Large ANN

- ANN training에 사용되는 VRAM 공간



- Training 작업에서만 사용되는 gradient와 optimizer state의 VRAM 사용량이 굉장히 큼
  - Gradient는 각 parameter의 변화량을 나타내므로, parameter와 VARM 사용량이 같음
  - ADAM optimizer와 같이 각 parameter의 이동 거리를 저장하는 optimizer는 VRAM 사용량이 굉장히 큼
  - Traning이 진행됨에 따라 각 요소들의 VRAM 사용량이 달라질 수 있으나 대략적인 비율은 위와 비슷함

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

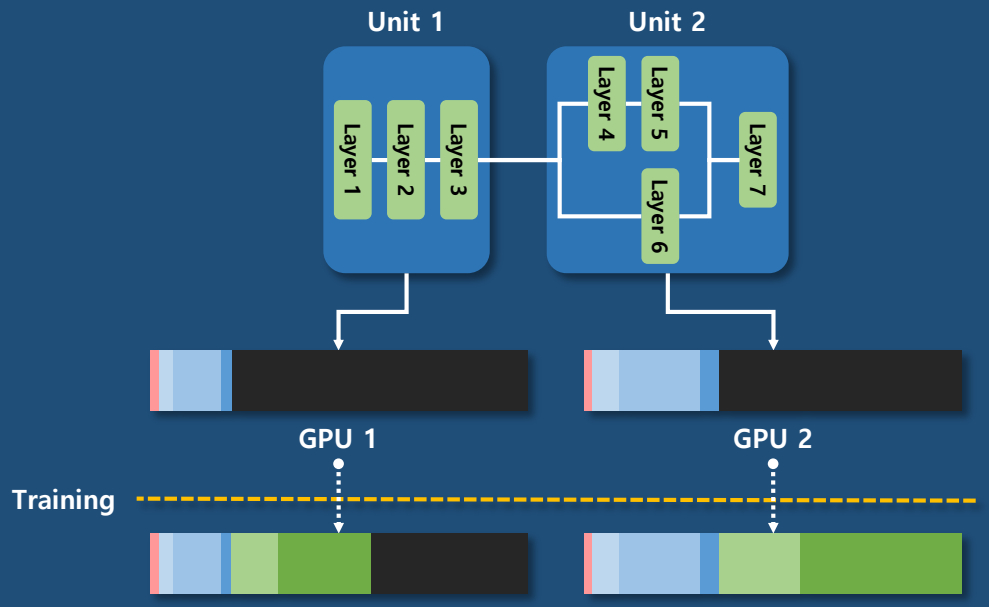
Large ANN

- RAM에 비해 VRAM은 매우 작음
  - nVidia H100과 같이 개당 수천 만원인 GPU도 VRAM이 80 GB 밖에 되지 않음
- 따라서 매우 큰 ANN을 training하기 위해선 하나의 ANN을 여러 GPU에 나누어 저장해야 함
- PyTorch에는 하나의 큰 ANN을 여러 GPU에 나누는 두 가지 방법이 있음
  - Pipelining
    - 하나의 ANN을 layer 단위로 개발자가 직접 나누어 각 GPU에 저장하는 방식
    - Model partitioning이라고도 함
  - Fully sharded data parallel (FSDP)
    - ANN 뿐만 아니라 gradient 및 optimizer 등 모든 내용을 자동으로 균등하게 나누어 각 GPU에 저장하는 방식
    - Model sharding이라 함

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Large ANN

- PyTorch pipelining
  - 하나의 ANN을 layer 단위로 직접 나누어 각 GPU에 나누어 저장하는 방식



Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Large ANN

- PyTorch pipelining은 코딩의 어려움에 비해 성능이 좋지 않음
  - Training에 필요한 추가 VRAM 공간을 예상하여 ANN을 나눠야 함
  - 일반적으로 layer마다 parameter 및 gradient의 수가 다름
    - ANN을 layer 단위로 직접 나누면 parameter를 균등하게 나누기 어려움
    - 균등하게 나누지 못한 경우 일부 GPU는 VRAM을 모두 사용하지 못하거나, VRAM이 부족할 수 있음
  - Tensor들이 GPU 사이를 이동하는 횟수와 양을 최소화해야 함
    - Tensor가 다른 GPU로 이동하는 것이 아니라 복사되므로, VRAM 공간을 중복으로 활용하여 낭비하게 됨
    - VRAM 공간이 부족하기 때문에 pipelining을 활용하는데, VRAM 공간을 낭비하게 되면 그 효용이 사라짐
  - 여러 node를 동시에 활용할 경우 RPC (Remote Procedure Call)를 사용하여 코드가 복잡해짐
- 따라서 본 강의에서는 FSDP만을 다룸
  - FSDP를 제대로 활용하기 위해선 PyTorch 2.4 이상을 설치해야 함

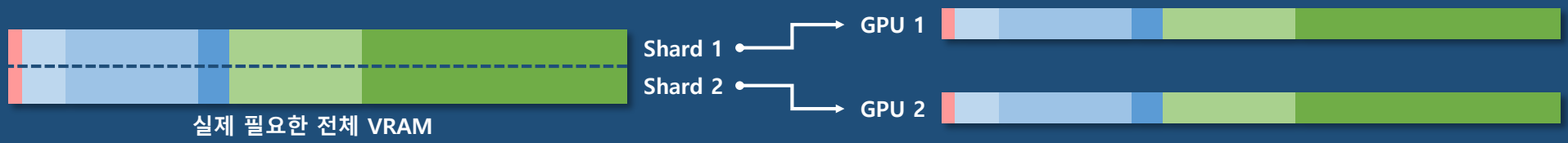
Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

02

Fully Sharded Data Parallel

Fully Sharded Data Parallel

- Fully sharded data parallel (FSDP)
  - Pipelining과 달리 ANN 및 optimizer 등 모든 내용을 균등하게 자동으로 나누어 각 GPU에 저장하는 방식
    - 각 GPU에 나누어 저장한 조각을 shard라 함

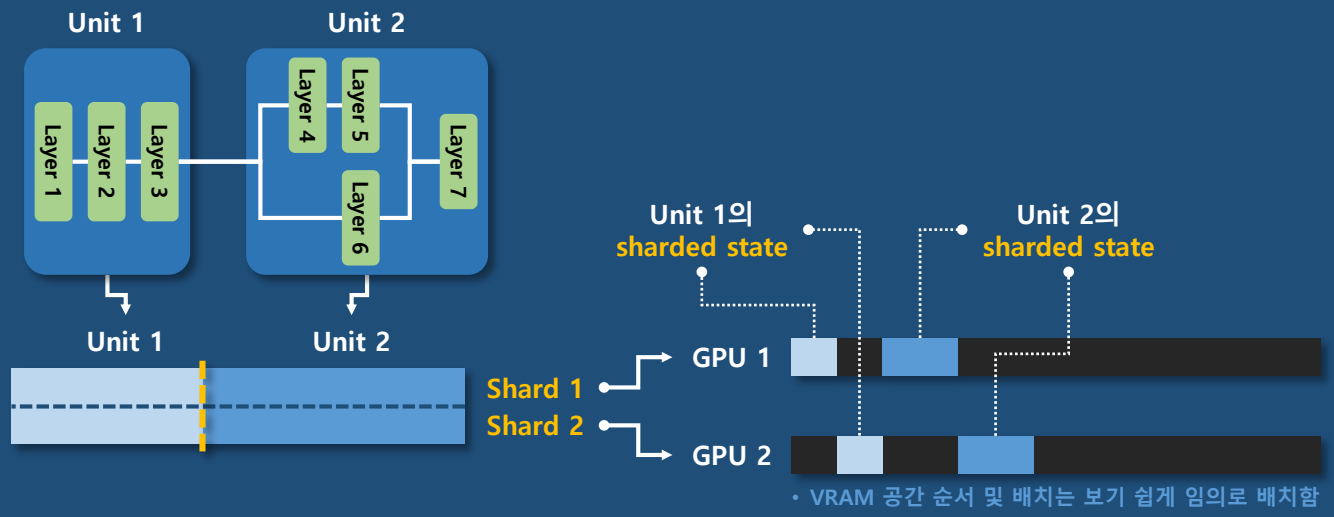


- 모든 내용이 균등하게 나누어 저장하므로 각 모든 VRAM을 최대한 활용할 수 있음
- VRAM 공간을 직접 계산하거나, shard를 직접 관리할 필요가 없어 개발이 쉬움

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- FSDP의 feed-forward 작업 수행 과정

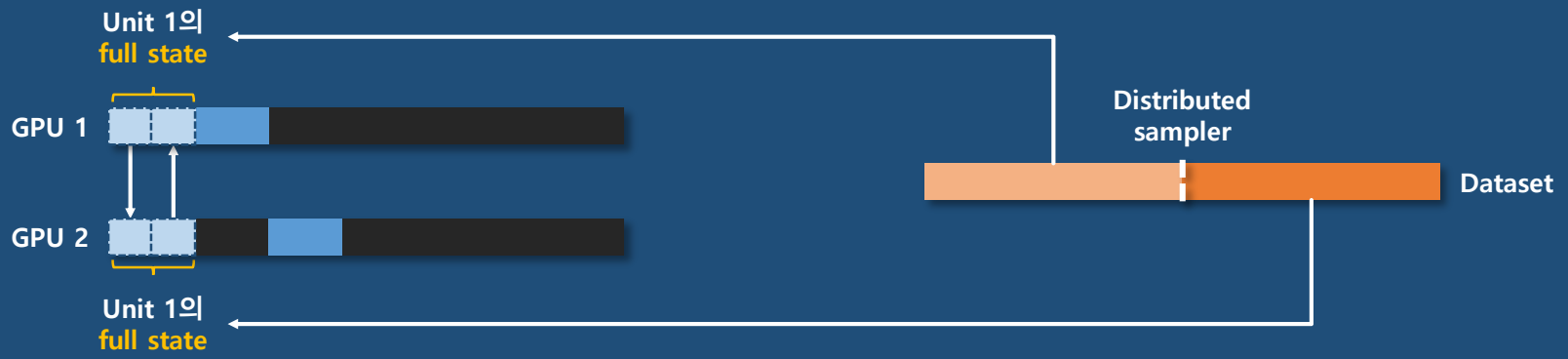


1. 전체 ANN을 unit 단위로 자동으로 나눔(auto wrapping)
2. ANN parameter를 초기화하면서, unit들을 shard로 나누어 각 GPU에 저장

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- FSDP의 feed-forward 작업 수행 과정

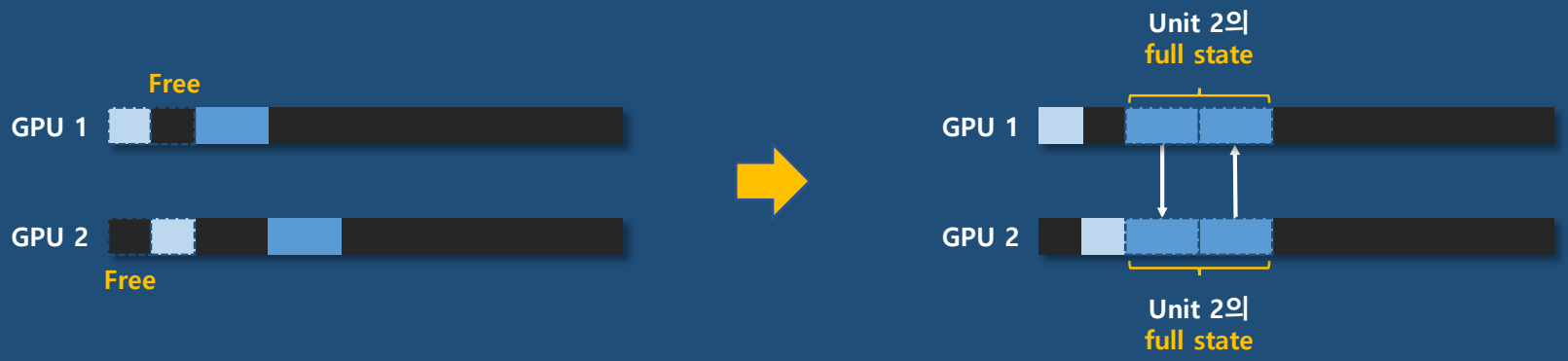


3. 첫 번째 unit의 feed-forward를 수행하기 위해, 각 프로세스가 해당 unit의 shard를 다른 프로세스들로부터 모음(all-gather)
   - 프로세스 개수만큼의 첫 번째 unit이 만들어짐
   - All-gather를 통해 unit의 모든 shard가 합쳐진 것을 full state라 함
4. Distributed sampler가 나눈 dataset을 통해 각 프로세스의 unit들이 동시에 feed-forward 작업을 수행

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- FSDP의 feed-forward 작업 수행 과정



5. 각 GPU가 all-gather를 통해 다른 프로세스로부터 받았던 shard를 제거(free)
6. 3번부터 5번까지의 작업을 반복하여 마지막 unit의 feed-forward까지 수행

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- FSDP의 back-propagation 작업 수행 과정
  1. 각 프로세스는 all-gather를 통해 마지막 unit의 shard를 모음
  2. 각 프로세스는 loss를 통해 마지막 unit의 gradient를 구함
  3. 모든 프로세스의 gradient 평균값을 구한 뒤, 이를 shard로 나누어 줌(reduce-scatter)
  4. 각 프로세스가 all-gather를 통해 다른 프로세스로부터 받았던 shard를 제거(free)
     - 2번부터 5번까지의 작업을 통해 평균 gradient가 각 프로세스의 shard로 나누어져 저장됨
  6. 2번부터 5번까지의 작업을 반복하여 첫 번째 unit까지의 평균 gradient까지 구함

  7. 각 프로세스는 자신의 shard에 있는 parameter들을 gradient를 통해 수정
     - ANN parameter를 수정할 때 optimizer state도 각 shard에 저장됨

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 1-1 : PyTorch FSDP 라이브러리 불러오기

```
> import random
> import os
> import functools                                  # Auto wrapping 정책을 생성하는데 필요한 라이브러리

> import torch
> from torch import nn
> from torch.utils.data import DataLoader
> # from torch.amp import autocast, GradScaler      # PyTorch 2.4의 FSDP는 AMP를 지원하지 않기 때문에, 관련 코드 삭제

> import torch.distributed as dist
> from torch.utils.data.distributed import DistributedSampler
> # from torch.nn.parallel import DistributedDataParallel as DDP   # 기존 DDP 클래스 삭제

> ...
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 1-2 : PyTorch FSDP 라이브러리 불러오기

```
> ...

> from torch.distributed.fsdp import (
>     FullyShardedDataParallel as FSDP,                  # FSDP 클래스
>     wrap                                               # Auto wrapping 기준을 제공하는 라이브러리
> )

> import torch.distributed.checkpoint as dcp             # 분산 환경 checkpoint 라이브러리
> from torch.distributed.checkpoint.stateful import Stateful   # 분산 환경 checkpoint 클래스
> from torch.distributed.checkpoint.state_dict import (
>     get_state_dict,                                    # 분산 환경에서 ANN과 optimizer의 상태를 추출하는 함수
>     set_state_dict,                                    # 분산 환경에서 ANN과 optimizer의 상태를 설정하는 함수
>     get_model_state_dict,                              # 분산 환경에서 ANN parameter를 추출하는 함수
>     StateDictOptions                                   # 분산 환경 checkpoint 생성 정책을 결정하는 클래스
> )

> import torchvision
> from torchvision.transforms import ToTensor
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 4 : ANN feed-forward 작업에서 AMP 관련 코드 삭제하기

```
> class NeuralNetwork(nn.Module):
>     ...
>
>     # @autocast(device_type = 'cuda')    # AMP 관련 코드 삭제
>     def forward(self, x):
>         x1 = self.cnn_stack1(x)
>         x1 = self.linear_stack1(x1)
>
>         x2 = self.cnn_stack2(x)
>         x2 = self.linear_stack2(x2)
>
>         x = x1 + x2
>         y = self.softmax_stack(x)
>
>         return y
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-1 : Checkpoint 클래스 생성하기

```
> class DistributeCheckpoint(Stateful):                                  # 분산 환경 checkpoint 클래스, Stateful 클래스를 상속해야 함
>     def __init__(self, fsdp_model, optimizer, scheduler):              # Checkpoint 생성에 필요한 초기화 작업을 수행, 반드시 구현해야 함
>         self.fsdp_model  = fsdp_model
>         self.optimizer   = optimizer
>         self.scheduler   = scheduler
>
>     def state_dict(self):                                              # 분산 환경 checkpoint를 저장할 때 호출됨, 반드시 구현해야 함
>         model_state, optimizer_state = get_state_dict(self.fsdp_model, self.optimizer)   # get_state_dict()를 통해 ANN 및 optimizer의 상태를 추출
>         checkpoint_state = {
>             'model_state'     : model_state,
>             'optimizer_state' : optimizer_state,
>             'scheduler_state' : self.scheduler.state_dict()            # Scheduler의 상태는 직접 추출해야 함
>         }
>
>         return checkpoint_state
>
>     def load_state_dict(self, checkpoint_state):                       # 분산 환경 checkpoint를 불러올 때 호출됨, 반드시 구현해야 함
>         set_state_dict(                                                # set_state_dict()를 통해 ANN 및 optimizer의 상태를 설정
>             self.fsdp_model,
>             self.optimizer,
>             model_state_dict = checkpoint_state['model_state'],
>             optim_state_dict = checkpoint_state['optimizer_state']
>         )
>
>         self.scheduler.load_state_dict(checkpoint_state['scheduler_state'])   # Scheduler의 상태는 직접 설정해야 함
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-2 : Checkpoint 저장 및 불러오기 작업 변경하기

```
> def save_checkpoint(fsdp_model, optimizer, scheduler):
>     checkpoint = {
>         'checkpoint' : DistributeCheckpoint(fsdp_model, optimizer, scheduler)      # 5-1에서 생성한 분산 환경 checkpoint 클래스 활용
>     }

>     dcp.save(                                                                      # 분산 환경에서 파일 저장
>         checkpoint,                                                                # 파일로 저장할 내용
>         checkpoint_id = 'fsdp_checkpoint'                                          # 분산 파일을 저장할 위치
>     )

> def load_checkpoint(fsdp_model, optimizer, scheduler):
>     checkpoint = {
>         'checkpoint' : DistributeCheckpoint(fsdp_model, optimizer, scheduler)      # 5-1에서 생성한 분산 환경 checkpoint 클래스 활용
>     }

>     dcp.load(                                                                      # 분산 환경에서 파일 읽기
>         checkpoint,                                                                # 파일에서 읽은 내용을 저장할 변수
>         checkpoint_id = 'fsdp_checkpoint'                                          # 분산 파일의 위치
>     )
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-2 : Checkpoint 저장 및 불러오기 작업 정의하기
    - FSDP 환경에서의 checkpoint를 저장하는 방법
      - FSDP 환경에서는 각 프로세스가 ANN과 optimizer 등을 shard로 나누어 관리함
      - 따라서 모든 프로세스들의 shard를 모아 full state로 만든 후 하나의 파일로 저장하거나, 각 프로세스가 자신의 shard를 각자 저장하는 방법이 있음

    - 본 예시에서는 각 프로세스가 자신의 shard를 각자 저장하도록 함
      - 정해진 위치에 프로세스 개수만큼의 파일이 저장됨
      - 이후 프로세스의 개수를 바꾸어 training을 다시 실행해도 정상 작동함

      - PyTorch 2.4에서는 프로세스 개수가 2의 제곱수가 아닌 경우 에러가 발생할 수 있음

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-3 : Training epoch에서 AMP 관련 코드 삭제

```
def train(data_loader, fsdp_model, optimizer, accumulation_number = 1):
    local_rank = int(os.environ['LOCAL_RANK'])
    distributed_loss = torch.zeros(2).to(local_rank)

    fsdp_model.train()
    # scaler = GradScaler()                                    # AMP의 gradient scaler 삭제
    for mini_batch_index, (x, t) in enumerate(data_loader):
        x = x.to(local_rank)

        y = fsdp_model(x)
        t = t.to(y.device)
        loss = torch.nn.functional.cross_entropy(y, t)

        loss.backward()                                        # Gradient scaler 관련 코드를 삭제해 기존 코드로 복원

        if mini_batch_index % accumulation_number == 0:
            # scaler.unscale_(optimizer)                       # Gradient scaler 관련 코드를 삭제해 기존 코드로 복원
            torch.nn.utils.clip_grad_norm_(fsdp_model.parameters(), 1e-1)
            optimizer.step()                                   # Gradient scaler 관련 코드를 삭제해 기존 코드로 복원
            # scaler.update()                                  # Gradient scaler 관련 코드를 삭제해 기존 코드로 복원
            optimizer.zero_grad()

        mini_batch_size = x.shape[0]
        ...
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-4 : Training loop에서 FSDP ANN 생성하기

```
> def training_loop(dataset, mini_batch_size, max_epoch, checkpoint_interval, accumulation_number = 1):
>     ...
>
>     model = NeuralNetwork().to(local_rank)
>
>     wrapping_policy = functools.partial(          # Auto wrapping 정책을 인스턴스로 생성
>         wrap.size_based_auto_wrap_policy,         # Parameter 개수를 기준으로 unit 생성, PyTorch가 기본적으로 제공하는 policy 중 하나
>         min_num_params = 512                      # Unit을 생성할 parameter 개수 기준
>     )
>
>     torch.cuda.set_device(local_rank)             # 일반 ANN을 FSDP ANN으로 변환하려면 반드시 set_device()를 통해 활용할 GPU ID를 지정해야 함
>     fsdp_model = FSDP(                            # 일반 ANN을 FSDP ANN으로 변환, 분산 프로세스 그룹 생성 후에 수행 가능
>         model,
>         auto_wrap_policy = wrapping_policy        # 위에서 만든 auto wrapping policy 적용
>     )
>
>     optimizer = torch.optim.Adam(fsdp_model.parameters(), lr = 1e-2, betas = (0.9, 0.999), weight_decay = 1e-4)
>     scheduler = torch.optim.lr_scheduler.StepLR(optimizer, step_size = 1, gamma = 0.5)
>
>     ...
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-5 : Training loop에서 checkpoint 불러오기

```
> def training_loop(dataset, mini_batch_size, max_epoch, checkpoint_interval, accumulation_number = 1):
>     ...

>     current_epoch = 0
>     if os.path.exists('fsdp_checkpoint'):
>         load_checkpoint(fsdp_model, optimizer, scheduler)
>         current_epoch = scheduler.last_epoch

>         if local_rank == 0:
>             print(f'Resuming training from checkpoint at epoch {current_epoch + 1}₩n', end = '')
>         dist.barrier()

>     ...
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-6 : Training loop 수정하기

```
> def training_loop(dataset, mini_batch_size, max_epoch, checkpoint_interval, accumulation_number = 1):
>     ...

>     for t in range(current_epoch, max_epoch):
>         training_data_loader.sampler.set_epoch(t)
>         print(f'Worker {global_rank + 1} / {world_size} begins Epoch {t + 1 :> 3d} / {max_epoch}₩n', end = '')
>         training_loss = train(training_data_loader, fsdp_model, optimizer, accumulation_number)
>         scheduler.step()

>         if local_rank == 0:
>             print(f'  Training average loss: {training_loss :>8f}₩n', end = '')
>          ...
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-7 : Training loop에서 checkpoint 저장하기

```
> def training_loop(dataset, mini_batch_size, max_epoch, checkpoint_interval, accumulation_number = 1):
>     ...
>
>     for t in range(current_epoch, max_epoch):
>         ...
>
>         if (t + 1) % checkpoint_interval == 0 and (t + 1) != max_epoch:
>             # if local_rank == 0:                                  # Local rank와 상관 없이 모든 프로세스 수행해야 함
>             save_checkpoint(fsdp_model, optimizer, scheduler)      # 들여쓰기 수정
>
>             if local_rank == 0:
>                 print(f'Saved training checkpoint at {t + 1} epochs under "fsdp_checkpoint"₩n', end = '')
>         dist.barrier()
>         ...
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-8 : Training loop에서 최종 ANN parameter 저장하기

```
> def training_loop(dataset, mini_batch_size, max_epoch, checkpoint_interval, accumulation_number = 1):
>     ...

>     if global_rank == 0:
>         excution_time, peak_VRAM_usage = get_cuda_performace_record()
>         ...

>     state_dict_option = StateDictOptions(                                    # 분산 환경 checkpoint 생성 옵션 인스턴스 생성
>         full_state_dict = True                                               # 모든 shard들을 모아 full state를 만들도록 함
>     )
>     model_state = get_model_state_dict(fsdp_model, options = state_dict_option)  # FSDP ANN의 parameter shard를 모아 full state를 생성, 모든 프로세스가 수행해야 함

>     if global_rank == 0:                                                     # Full state는 하나의 프로세스만 저장해도 됨
>         torch.save(model_state, 'model.pth')                                 # ANN parameter의 full state를 하나의 파일로 저장

>         print('Saved PyTorch ANN parameters to model.pth₩n', end = '')
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- FSDP 실습
  - Torchrun을 통한 deep learning 프로그램 실행
    - Node가 하나뿐인 경우

```
> torchrun ₩                          # PyTorch Torchrun 실행
>     --standalone ₩                  # 하나의 node만 활용하라고 지정
>     --nproc-per-node=gpu ₩          # 현재 node에서 실행할 프로세스 개수, gpu로 설정할 경우 node에 설치된 모든 GPU 활용
>     6-fsdp.py                       # 실행할 파일 이름
```

    - Node가 여러 개인 경우, 각 node에서 아래 명령어 실행
    - Hosts 파일에 동원할 node의 이름과 IP를 추가해줘야 함

```
> torchrun ₩
>     --nnodes=? ₩                    # 활용할 node 개수
>     --node-rank=? ₩                 # 현재 node의 정수 ID, 각 node는 서로 다른 ID를 가져야 함
>     --nproc-per-node=gpu ₩
>     --rdzv-id=? ₩                   # 랑데부 포인트의 정수 ID, 각 node에게 같은 ID를 알려주어야 함
>     --rdzv-backend=c10d             # 랑데부 포인트 백엔드 종류, c10d로 설정
>     --rdzv-endpoint=???.???.???.??? ₩  # 랑데부 포인트 역할을 할 node의 IP 또는 host name
>     6-fsdp.py
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

03

고급 FSDP 기능

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 1 : PyTorch FSDP 고급 기능 라이브러리 불러오기

```
> import random
> import os
> import functools

> import torch
> from torch import nn
> from torch.utils.data import DataLoader

> import torch.distributed as dist
> from torch.utils.data.distributed import DistributedSampler
> from torch.distributed.fsdp import (
>     FullyShardedDataParallel as FSDP,
>     wrap,
>     CPUOffload,          # ANN이 너무 큰 경우 CPU와 RAM도 활용하도록 하는 클래스
>     MixedPrecision,      # FSDP mixed precision 정책을 생성하기 위한 클래스
>     BackwardPrefetch,    # Backward prefetch를 위한 클래스
>     ShardingStrategy     # Sharding strategy를 변환할 때 필요한 클래스
> )

> ...
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-1 : Training loop 수정하기

```
def training_loop(dataset, mini_batch_size, max_epoch, checkpoint_interval, accumulation_number = 1):
    ...

    wrapping_policy     = functools.partial(wrap.size_based_auto_wrap_policy, min_num_params = 512)

    cpu_offload = CPUOffload(offload_params = True)      # GPU VRAM이 부족한 경우 CPU와 RAM을 추가로 활용

    bfloat16_policy     = MixedPrecision(       # FSDP ANN에 적용할 mixed precision 정책 인스턴스 생성
        param_dtype     = torch.bfloat16,       # ANN parameter로 16bit brain-float 활용
        reduce_dtype    = torch.bfloat16,       # Reduce 작업에 16bit brain-float 활용
        buffer_dtype    = torch.bfloat16        # Buffer로 16bit brain-float 활용
    )

    torch.cuda.set_device(local_rank)
    fsdp_model = FSDP(
        model,
        auto_wrap_policy        = wrapping_policy,
        device_id               = torch.cuda.current_device(),          # FSDP ANN을 초기화 할 때도 GPU를 활용하여 속도를 높임
        cpu_offload             = cpu_offload,                          # 위에서 만든 CPU offload 방식 적용
        mixed_precision         = bfloat16_policy,                      # 위에서 만든 mixed precision 정책 적용
        backward_prefetch       = BackwardPrefetch.BACKWARD_PRE,        # Back-propagation 작업 중 prefetch를 통해 속도를 높임, 메모리 사용량은 늘어남
        sharding_strategy       = ShardingStrategy.SHARD_GRAD_OP        # Gradient와 optimizer만 shard로 나누어 속도를 높임, 메모리 사용량은 늘어남
    )

    optimizer = torch.optim.Adam(fsdp_model.parameters(), lr = 1e-2, betas = (0.9, 0.999), weight_decay = 1e-4)
    scheduler = torch.optim.lr_scheduler.StepLR(optimizer, step_size = 1, gamma = 0.5)
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Fully Sharded Data Parallel

- 간단한 FSDP 실습
  - Cell 5-2 : Training loop 수정하기

```
> def training_loop(dataset, mini_batch_size, max_epoch, checkpoint_interval, accumulation_number = 1):
>     ...

>     if global_rank == 0:
>         excution_time, peak_VRAM_usage = get_cuda_performace_record()
>         ...

>     state_dict_option = StateDictOptions(
>         full_state_dict = True,
>         cpu_offload = True # Full state가 너무 커 GPU VRAM이 모자란 경우, RAM을 추가로 활용
>     )
>     model_state = get_model_state_dict(fsdp_model, options = state_dict_option)

>     if global_rank == 0:
>         torch.save(model_state, 'model.pth')

>         print('Saved PyTorch ANN parameters to model.pth₩n', end = '')
```

Copyright 2021. Korea Aerospace University. All rights reserved.

Have a nice day!

Fin.