

DEEP
LEARNING
INSTITUTE

第100回お試しアカウント付き並列プログラミング講習会
「REEDBUSH スパコンを用いたGPUディープラーニング入門」

ハンズオン#2: マルチGPUによる高速化体験

山崎和博

NVIDIA, ディープラーニング ソリューションアーキテクト

AGENDA

ハンズオン#2のテーマ: 分散学習

タスク#1: マルチGPUでの学習

タスク#2: マルチノードでの学習

ハンズオン#2のゴール

複数のノードを利用できるようになる

- Reedbushの複数ノードを利用してジョブを流す方法を把握する
- マルチGPU/マルチノードでの学習方法を理解する

ハンズオン#2のテーマ: 分散学習

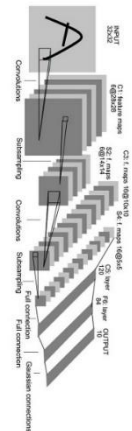
分散学習

モデル/データの大規模化

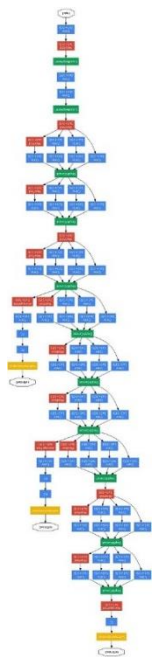
モデルの複雑化

データの拡大

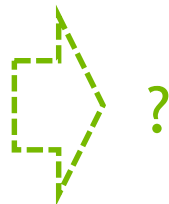
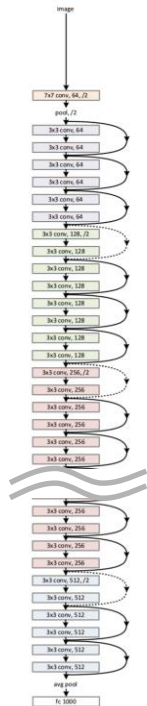
LeNet
5layers



GoogLeNet
24layers



ResNet
152layers

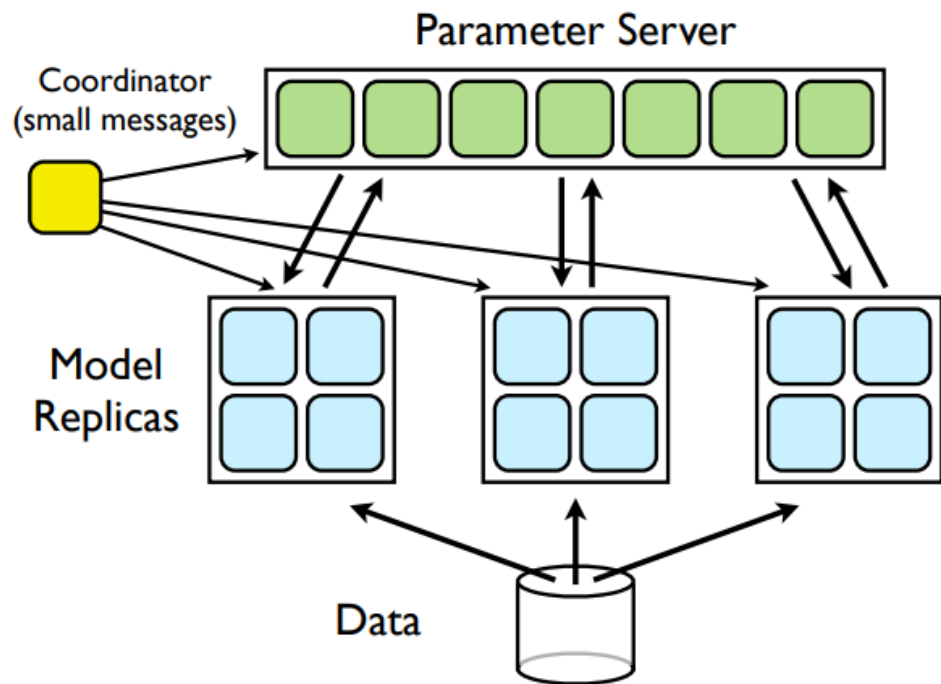


ImageNet
256x256, 1M imgs

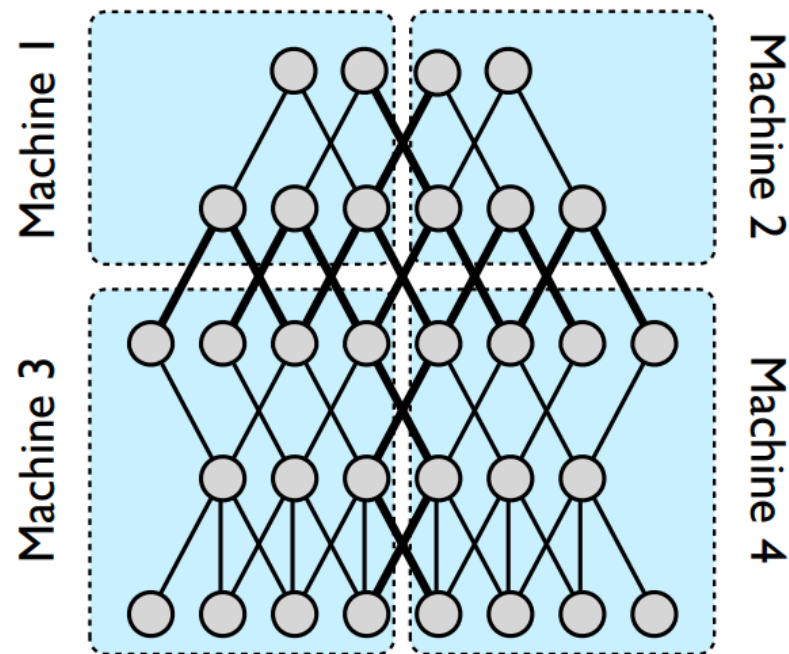
MNIST
28x28, 60K imgs

分散学習

マルチGPU/マルチノードで分散して学習



データ並列 (data parallelism)

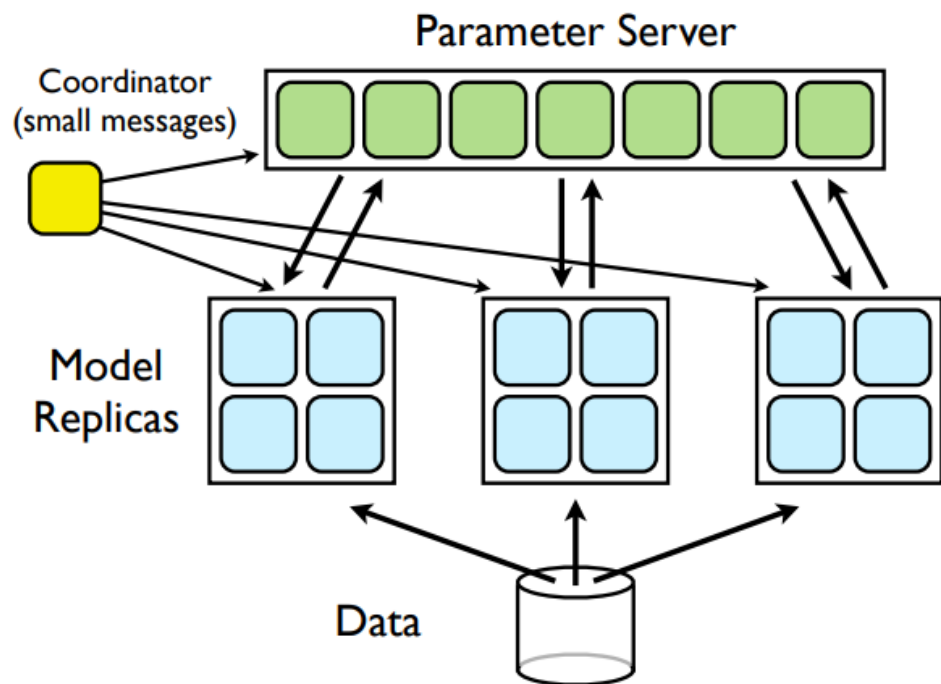


モデル並列 (model parallelism)

Large Scale Distributed Deep Networks より

分散学習

マルチGPU/マルチノードで分散して学習



データ並列 (data parallelism)

- 複数GPUで同じネットワーク (パラメータ) を共有
- データを分割してそれぞれ勾配計算し、パラメータを更新

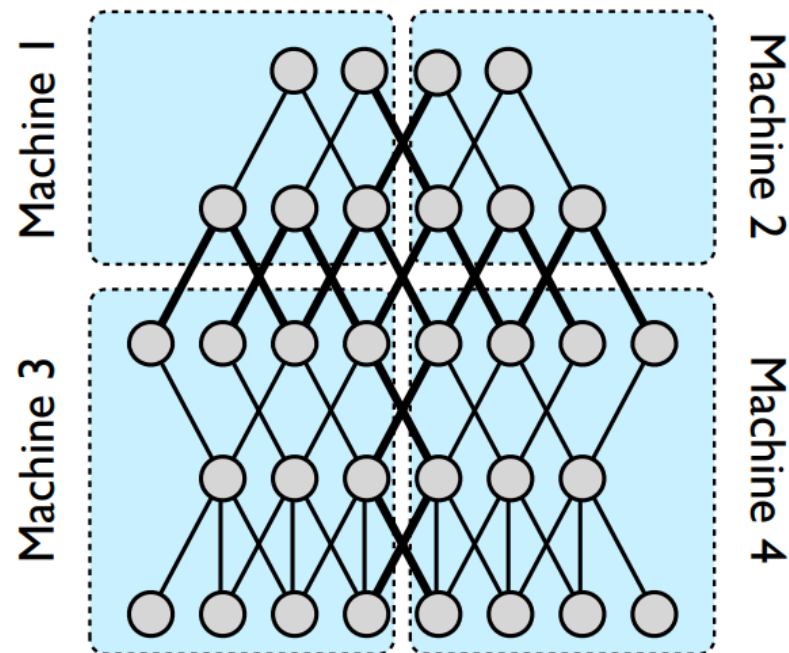
→ **学習時間の短縮が期待できる**

分散学習

マルチGPU/マルチノードで分散して学習

- ネットワーク（パラメータ）を複数GPUで分散して保持
- 同じデータに対し、各GPUが協調してパラメータを更新

→ 1GPUに乗り切らない大規模なネットワークを処理できる可能性

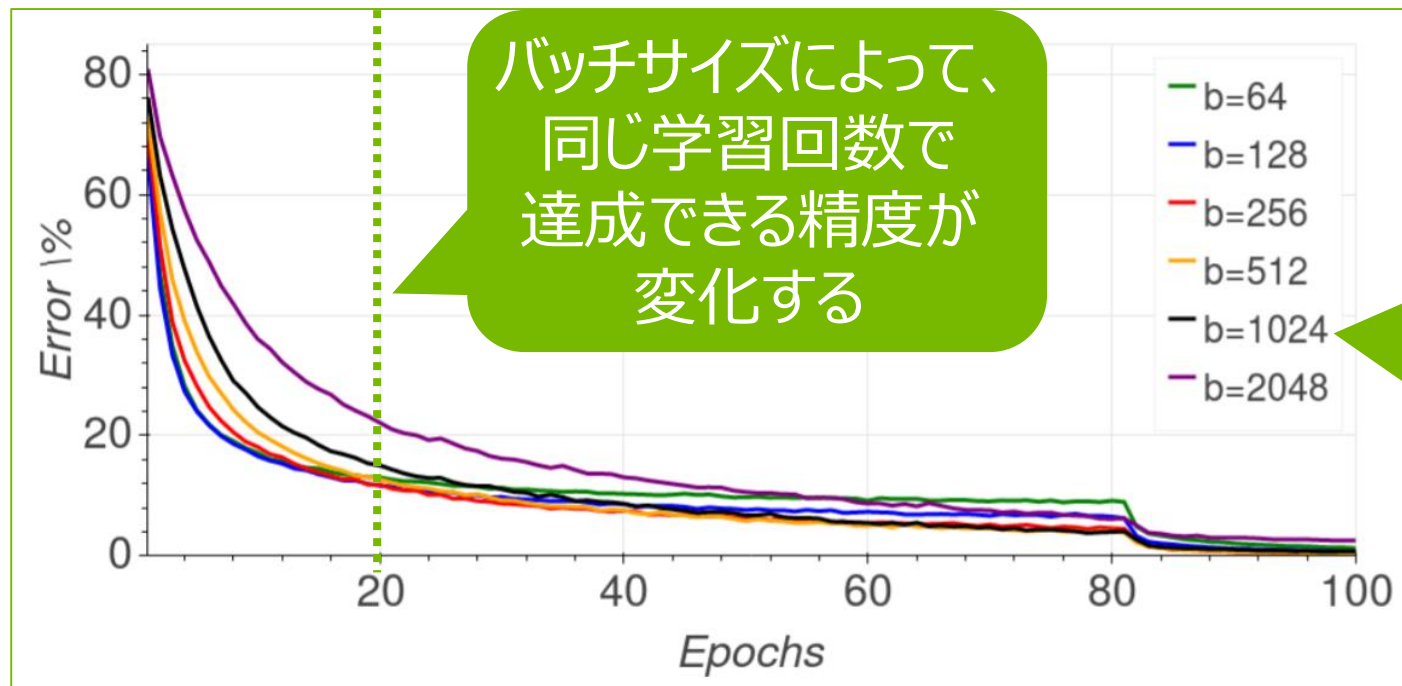


モデル並列 (model parallelism)

Large Scale Distributed Deep Networks より

分散学習における注意点

バッチサイズと精度の関係



バッチサイズによって、
同じ学習回数で
達成できる精度が
変化する

分散学習すると、
トータルのバッチサイズ
は大きくなりがち
→ 問題になる
可能性あり

分散学習における注意点

バッチサイズと精度の関係

学習率やバッチサイズを調整することで、精度低下を回避する研究が多数

- Train longer, generalize better: closing the generalization gap in large batch training of neural networks
- Accurate, Large Minibatch SGD: Training ImageNet in 1 Hour
- LARGE BATCH TRAINING OF CONVOLUTIONAL NETWORKS
- Don't Decay the Learning Rate, Increase the Batch Size

.....が、今日は細かいところに踏み込みません

ズ

タスク#1: マルチGPUでの学習

マルチGPUで学習ジョブを流す

簡単な例で、ジョブの流し方を把握する

以下の作業を完了させる。

1. `train_cifar_multi_gpu.py`に「PUT YOUR CODE」という箇所があるので、書き換えてプログラムを完成させる
2. スクリプトの修正完了したら実行
 1. `qsub -j oe run_multi_gpu_training.sh`
3. 結果を確認

スクリプトの変更箇所

```
91 # Set up a dataset and prepare train/test iterators
92 print('Using CIFAR10 dataset: {}'.format(args.dataset))
93 train, test = dataset_cifar10.load_cifar10(args)
94 train_iter = ""PUT YOUR CODE""
95 test_iter = chainer.iterators.SerialIterator(test, args.batchsize,
96                                             repeat=False, shuffle=False)
97
98 # Make a model.
99 class_labels = 10
100 model = L.Classifier(models.VGG.VGG(class_labels))
101
102 # Make a specified GPU current
103 master_gpu_id = ""PUT YOUR CODE""
104 chainer.cuda.get_device_from_id(""PUT YOUR CODE").use()
105
106 # Make optimizer.
107 optimizer = chainer.optimizers.MomentumSGD(args.learnrate)
108 optimizer.setup(model)
109 optimizer.add_hook(chainer.optimizer.WeightDecay(5e-4))
110
111 # Set up a trainer.
112 devices_list = {'main': ""PUT YOUR CODE""}
113 devices_list.update({""PUT YOUR CODE"" for i in range(1, args.n_gpus)})
114 print(devices_list)
115
116 updater = training.""PUT YOUR CODE""
117 trainer = training.Trainer(updater, (args.epoch, 'epoch'), out=args.out)
118 evaluator = extensions.Evaluator(test_iter, model, device=""PUT YOUR CODE"")
119
```

マルチGPU向けに
データ用iteratorを変更

メインのGPUとして
使うものを指定

マルチGPU用の
更新ロジックを指定

デバイス(=GPU)の
リストを作成

テストで使う
GPUを指定

CHAINERのAPI

学習の実行

- ネットワークの更新ロジックを指定
 - `chainer.training.updaters.MultiprocessParallelUpdater(iterators, optimizer, devices)`
 - 基本はシングルGPUのクラスと同じ使い方
 - GPUへのモデル転送は明示的に実施する必要なし
 - 学習データのイテレータをGPU数と同じ数準備する
 - デバイス名をキーとする辞書(dict)を作成
 - メインのGPUのみデバイス名を「main」にする必要あり

メインのGPU ?

ChainerのMultiprocessParallelUpdaterにおけるData Parallelism

シングルGPUの場合



Forward

Backward

Up

計算した勾配を
全GPUで共有して
モデル更新

マルチGPUの場合



Forward

Backward

Update



Forward

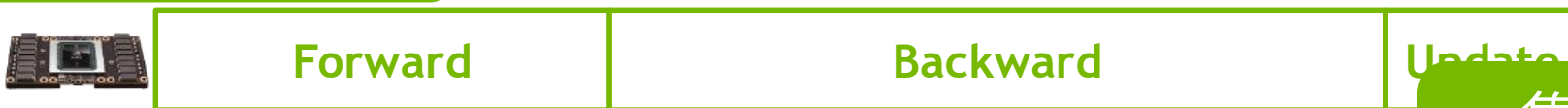
Backward

1iteration

メインのGPU ?

ChainerのMultiprocessParallelUpdaterにおけるData Parallelism

シングルGPUの場合



集約した勾配を使ってモデル更新

マルチGPUの場合



各GPUで計算した勾配をメインに集約

各GPUへ更新済みモデルパラメータを配布

※ ChainerMNとは、異なる計算モデルを使っているようです

iteration

CHAINERのAPI

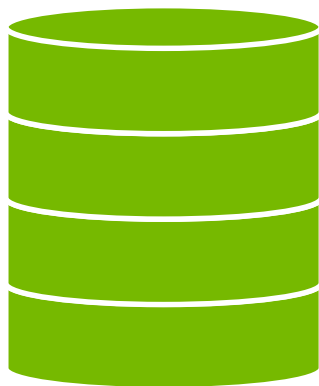
データの分割

- `chainer.datasets.split_dataset_n_random(dataset, n)`
 - 学習データのイテレータ作成時に使用
 - データをランダムにGPU数分割

データ分割？

各GPUへの分配

シングルGPUの場合



マルチGPUの場合

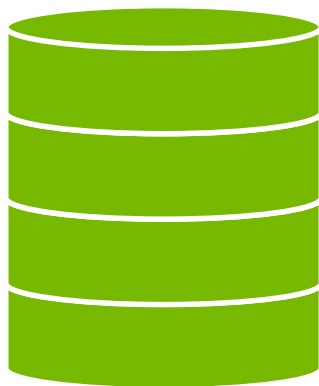


特に何もしないと、
1epochで処理される
データ量がGPU数倍に

データ分割？

各GPUへの分配

シングルGPUの場合



マルチGPUの場合



各GPUで分担して
トータルのデータ量を
統一

スクリプトの修正を試みましょう

コンソールに戻ってください！

スクリプトの変更箇所(答え; 1/2)

```
91 # Set up a dataset and prepare train/test data iterator.  
92 print('Using CIFAR10 dataset: {}'.format(args.dataset))  
93 train, test = dataset_cifar10.load_cifar10(args.dataset)  
94 train_iter = """PUT YOUR CODE"""
```

```
train_iter=[chainer.iterators.SerialIterator(sub_train, args.batchsize) \  
            for sub_train \  
            in chainer.datasets.split_dataset_n_random(train, args.n_gpus)]
```

```
101  
102 # Make a specified GPU current  
103 master_gpu_id = """PUT YOUR CODE"""  
104 chainer.cuda.get_device_from_id("""PUT YOUR CODE""").use()  
105  
106 # ...  
AdamSGD(args.learnrate)  
WeightDecay(5e-4)  
"""PUT YOUR CODE"""}  
113 devices_list.update({"PUT YOUR CODE" for i in range(1, args.n_gpus)})  
114 print(devices_list)  
115  
116 updater = training."""PUT YOUR CODE"""  
117 trainer = training.Trainer(updater, (args.epoch, 'epoch'), out=args.out)  
118 evaluator = extensions.Evaluator(test_iter, model, device="""PUT YOUR CODE""")  
119
```

```
master_gpu_id=0  
.get_device_from_id(master_gpu_id).
```

スクリプトの変更箇所(答え; 2/2)

```
devices_list={'main': master_gpu_id}
devices_list.update({'gpu{}'.format(i): i for i in range(1, args.n_gpus)})
```

```
111 # Set up devices
112 devices_list = {'main': ""PUT YOUR CODE""}
113 devices_list.update({""PUT YOUR CODE"" for i in range(1, args.n_gpus)})
114 print(devices_list)
115
116 updater = training.""PUT YOUR CODE""
117 trainer = training.Trainer(updater, (args.epoch, 'epoch'), out=args.out)
118 evaluator = extensions.Evaluator(test_iter, model, device=""PUT YOUR CODE"")
119
```

device=0

```
updater=training.updaters.MultiprocessParallelUpdater(
train_iter, optimizer, devices=devices_list)
```

マルチGPUでの学習実行結果

```
Start a training script using single GPU.
```

```
# Minibatch-size: 32
```

```
# epoch: 4
```

```
Using CIFAR10 dataset: /lustre/gt00/share/lecture/20180531_dl_intro/dataset//cifar10_256px_5p.pickle.gz
```

```
epoch      main/loss  validation/main/loss  main/accuracy  validation/accuracy  
1          3.56997   9.0989                0.107595      0.141016
```

```
(中略)
```

```
4          2.37658   2.14666               0.199119      0.227344
```

```
Throughput: 51.76725472300107 [images/sec.] (10000 / 193.17230657697655)
```

シングルGPUだと
51.8image/sec.

```
Start a training script using multiple GPUs.
```

```
# GPUs: 2
```

```
# Minibatch-size: 32
```

```
# epoch: 4
```

```
Using CIFAR10 dataset: /lustre/gt00/share/lecture/20180531_dl_intro/dataset//cifar10_256px_5p.pickle.gz
```

```
{'main': 0, 'gpu1': 1}
```

```
/lustre/app/acc/cuda9/chainermn/ofed4.2/1.2.0/lib/python3.6/site-
```

```
packages/chainer/training/updaters/multiprocess_parallel_updater.py:141: UserWarning: optimizer.lr is changed to 0.025 by  
MultiprocessParallelUpdater for new batch size.
```

```
format(optimizer.lr))
```

```
epoch      main/loss  validation/main/loss  main/accuracy  validation/accuracy  
1          3.03633   2.34811               0.107813      0.106641
```

```
(中略)
```

```
4          2.83194   2.33467               0.09375       0.100781
```

```
Throughput: 87.71081415935855 [images/sec.] (10000 / 114.011026985012)
```

同条件で2GPU使うと
87.7image/sec.と高速に

マルチGPUでの学習実行結果

```
Start a training script using single GPU.
```

```
# Minibatch-size: 32
```

```
# epoch: 4
```

```
Using CIFAR10 dataset: /lustre/gt00/share/lecture/20180531_dl_intro/dataset/cifar10_256x_50_nickle.gz
```

```
epoch      main/loss  validation/main/loss  main/accuracy  validation/accuracy
```

```
1          3.56997   9.0989                0.107595       0.141016
```

```
(中略)
```

```
4          2.37658   2.14666                0.199119       0.227344
```

```
Throughput: 51.76725472300107 [images/sec.] (10000 / 193.17230657697655)
```

シングルGPUだと
51.8image/sec.

```
Start a training script using 2 GPUs.
```

```
# GPUs: 2
```

```
# Minibatch-size: 32
```

```
# epoch: 4
```

```
Using CIFAR10 dataset: /lustre/gt00/share/lecture/20180531_dl_intro/dataset/cifar10_256x_50_nickle.gz
```

```
{'main': 0, 'gpu1': 1}
```

```
/lustre/app/acc/cuda9/chainermn/ofed4.2/1.2.0/lib/python3.6/site-
```

```
packages/chainer/training/updaters/multiprocess_parallel_updater.py:141: UserWarning: optimizer.lr is changed to 0.025 by MultiprocessParallelUpdater for new batch size.
```

```
format(optimizer.lr))
```

```
epoch      main/loss  validation/main/loss  main/accuracy  validation/accuracy
```

```
1          3.03633   2.34811                0.107813       0.106641
```

```
(中略)
```

```
4          2.83194   2.33467                0.09375        0.100781
```

```
Throughput: 87.71081415935855 [images/sec.] (10000 / 114.011026985012)
```

同条件で2GPU使うと
87.7image/sec.と高速に

2GPUで約1.69倍？

マルチGPUによる高速化の詳細

高速化のキモは？

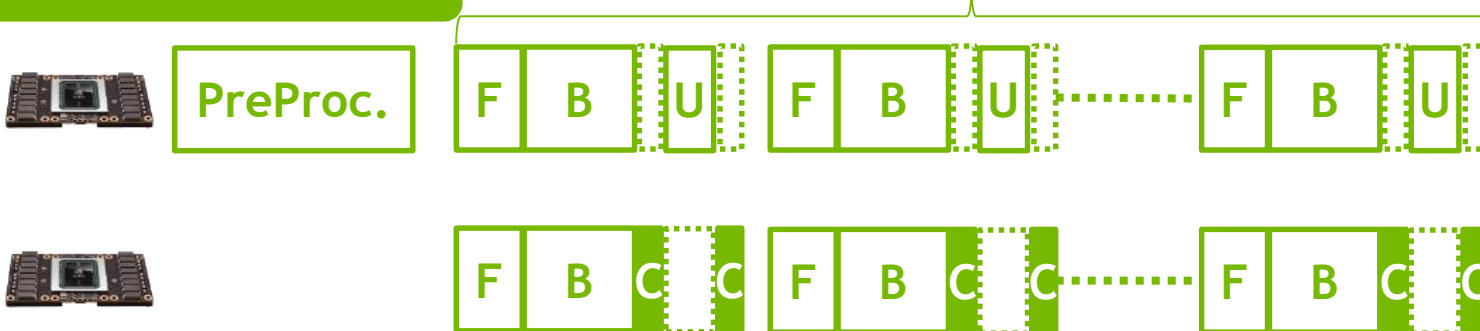
シングルGPUの場合

例: 200 iter.



マルチGPUの場合

例: 100 iter.



並列化によって
総処理時間が
短くなることを期待

time

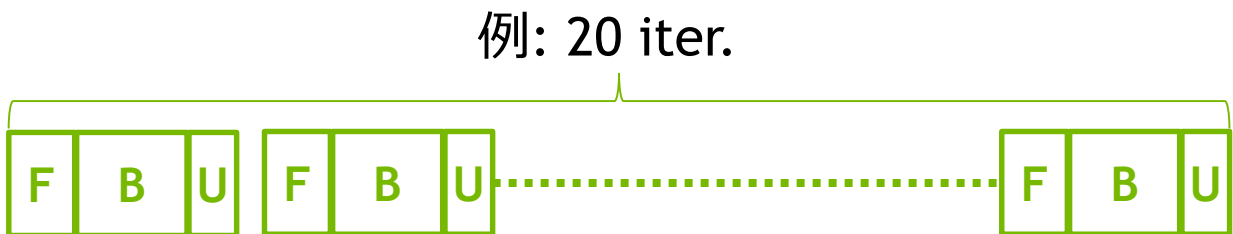
マルチGPUによる高速化の詳細

高速化のキモは？

シングルGPUの場合



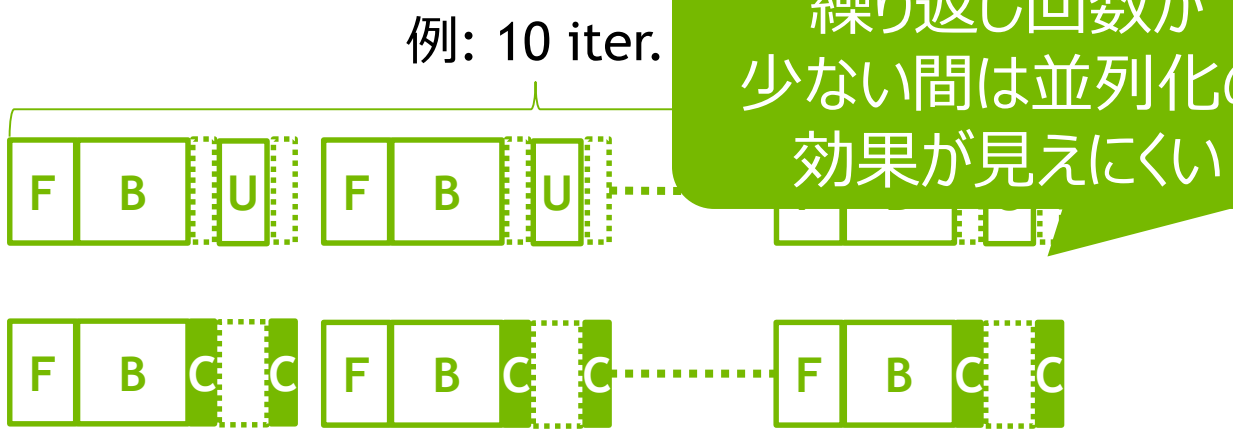
PreProc.



マルチGPUの場合



PreProc.



繰り返し回数が少ない間は並列化の効果が見えにくい

前処理のような共通して時間を要する箇所の比率が大き

time

マルチGPUでの学習実行結果

Start a training script using single GPU.

Minibatch-size: 32

epoch: 50

Using CIFAR10 dataset: /lustre/gt00/share/lecture/20180531_dl_intro/dataset//cifar10_256px_5p.pickle.gz

epoch	main/loss	validation/main/loss	main/accuracy	validation/accuracy
1	3.69785	2.37116	0.111551	0.100781

(中略)

50	0.344069	1.94607	0.882612	0.417578
----	----------	---------	----------	----------

Throughput: 52.20790861389455 [images/sec.] (125000 / 2394.2732685279916)

Start a training script using multiple GPUs.

GPUs: 2

Minibatch-size: 32

epoch: 50

Using CIFAR10 dataset: /lustre/gt00/share/lecture/20180531_dl_intro/dataset//cifar10_256px_5p.pickle.gz

{'main': 0, 'gpu1': 1}

/lustre/app/acc/cuda9/chainermn/ofed4.2/1.2.0/lib/python3.6/site-

packages/chainer/training/updaters/multiprocess_parallel_updater.py:141: UserWarning: optimizer.lr is changed to 0.025 by MultiprocessParallelUpdater for new batch size.

format(optimizer.lr))

epoch	main/loss	validation/main/loss	main/accuracy	validation/accuracy
1	3.08727	4.65611	0.107031	0.091015

(中略)

50	0.338263	2.01606	0.888622	0.432031
----	----------	---------	----------	----------

Throughput: 96.30540731984837 [images/sec.] (125000 / 1297.9541178290383)

シングルGPUの場合は
50epochでも変化なし

50epoch回すと2GPUで
96.3images/sec.の約1.84倍

タスク#2: マルチノードでの学習

マルチノードで学習ジョブを流す

簡単な例で、ジョブの流し方を把握する

以下の作業を完了させる。

1. `run_multi_node_training.sh`の実行環境指定を完成させる
2. `train_cifar_multi_node.py`に「PUT YOUR CODE」という箇所があるので、書き換えてプログラムを完成させる
3. スクリプトの修正完了したら実行
 1. `qsub -j oe run_multi_node_training.sh`
4. 結果を確認

ジョブスクリプト

マルチノード利用の条件指定

```
#!/bin/bash
#PBS -q (対象ジョブキュー名)
#PBS -l (利用ノード数など)
#PBS -W (利用グループ名)
#PBS -l (実行時間制限)
#PBS -N (ジョブ名)
...
```

利用ノードなどのパラメータは、以下を
コロン「:」区切りで指定

- select ノード数
- mpirprocs mpiプロセス数/ノード
- ompthreads スレッド数/プロセス

ノードごとに2GPUで2ノードなので.....
例) -l select=2:mpirprocs=2

スクリプトの変更箇所(ジョブスクリプト)

```
1  #!/bin/sh
2  #PBS -q h-tutorial
3  #PBS -L xxxxxx
4  #PBS -W group_list=gt00
5  #PBS -l walltime=00:10:00
6  #PBS -N multi_node_training
7
```

ノード数などを指定

スクリプトの変更箇所(PYTHON; 1/2)

```
68 # Setup multi-node communicator.
69 comm = chainermn.create_communicator(args.communicator)
70 device = ""PUT YOUR CODE""
71 assert device >= 0, 'invalid device ID'
72
73 if comm.mpi_comm.rank == 0:
74     print('=====')
75     print('Num process (COMM_WORLD): {}'.format(MPI.COMM_WORLD.Get_size()))
76     print('Using GPUs')
77     print('Using {} communicator'.format(args.communicator))
78     print('Num Minibatch-size: {}'.format(args.batchsize))
79     print('Num epoch: {}'.format(args.epoch))
80     print('=====')
81
82 # Split and distribute the dataset. Only worker 0 loads the whole dataset.
83 # Datasets of worker 0 are evenly split and distributed to all workers.
84 if ""PUT YOUR CODE"":
85     print('Using CIFAR10 dataset: {}'.format(args.dataset))
86     train, test = dataset_cifar10.load_cifar10(args.dataset)
87     train_size = len(train) * args.epoch
88     test_size = len(test) * args.epoch
89
90     train_loader = chainermn.MNDataLoader(train, comm, shuffle=True, max_buf_len=1024 * 1024 * 1024)
91     test_loader = chainermn.MNDataLoader(test, comm, shuffle=True, max_buf_len=1024 * 1024 * 1024)
```

MPIプロセス情報を参照して
どのGPUを割り当てるか指定

元データは親相当の
プロセスのみ
ロードするよう制御

各プロセスに
データを分配

スクリプトの変更箇所(PYTHON; 2/2)

```
92
93     train_iter = chainer.iterators.SerialIterator(train, args.batchsize)
94     test_iter = chainer.iterators.SerialIterator(test, args.batchsize,
95                                                  repeat=False, shuffle=False)
96
97     class_labels = 10
98     model = L.Classifier(models.VGG.VGG(class_labels))
99
100    if device >= 0:
101        chainer.cuda.get_device(device).use()
102        model.to_gpu()
103
104    # Create a multi node optimizer from a standard Chainer optimizer.
105    optimizer = chainermn. """PUT YOUR CODE""" (
106        chainer.optimizers.MomentumSGD(0.05), comm)
107    optimizer.setup(model)
108    optimizer.add_hook(chainer.optimizer.WeightDecay(5e-4))
109
110    updater = training.StandardUpdater(train_iter, optimizer, device=device)
111    trainer = training.Trainer(updater, (args.epoch, 'epoch'), out=args.out)
112
113    # Create a multi node evaluator from a standard Chainer evaluator.
114    evaluator = extensions.Evaluator(test_iter, model, device=device)
115    evaluator = """PUT YOUR CODE"""
```

マルチノード実行向けに
最適化ロジックをラップ

マルチノード環境で適切に
評価が動くようラップ

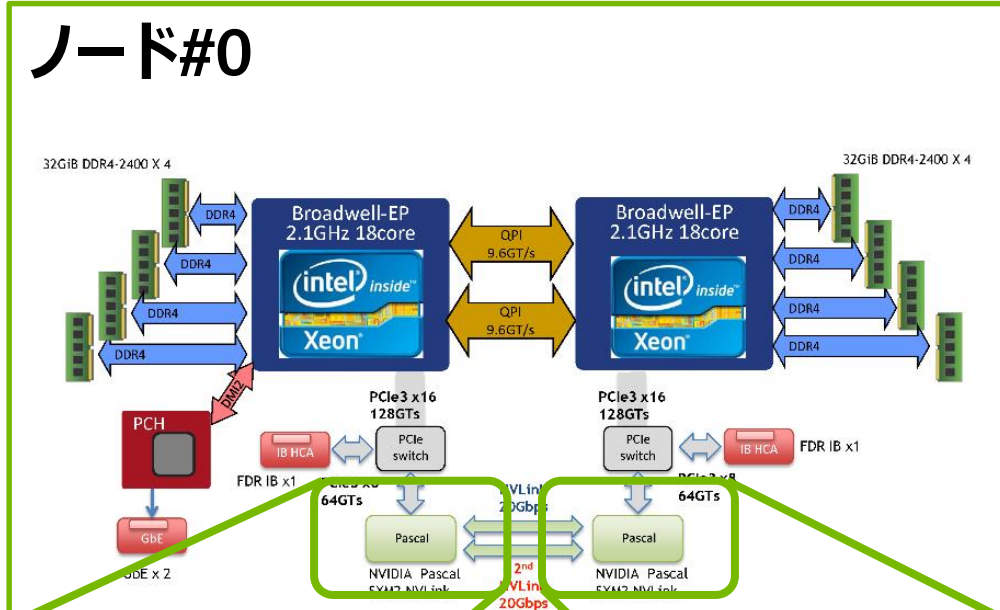
CHAINERMNのAPI

環境情報の取得

- `communicator.rank`
 - ワーカーID(プロセスID)を取得
- `communicator.intra_rank`
 - ノード内のプロセスIDを取得
- ノード内2プロセスで、2ノード使用の場合の例
 - ノード1: `rank=0&intra_rank=0`, `rank=1&intra_rank=1`
 - ノード2: `rank=2&intra_rank=0`, `rank=3&intra_rank=1`

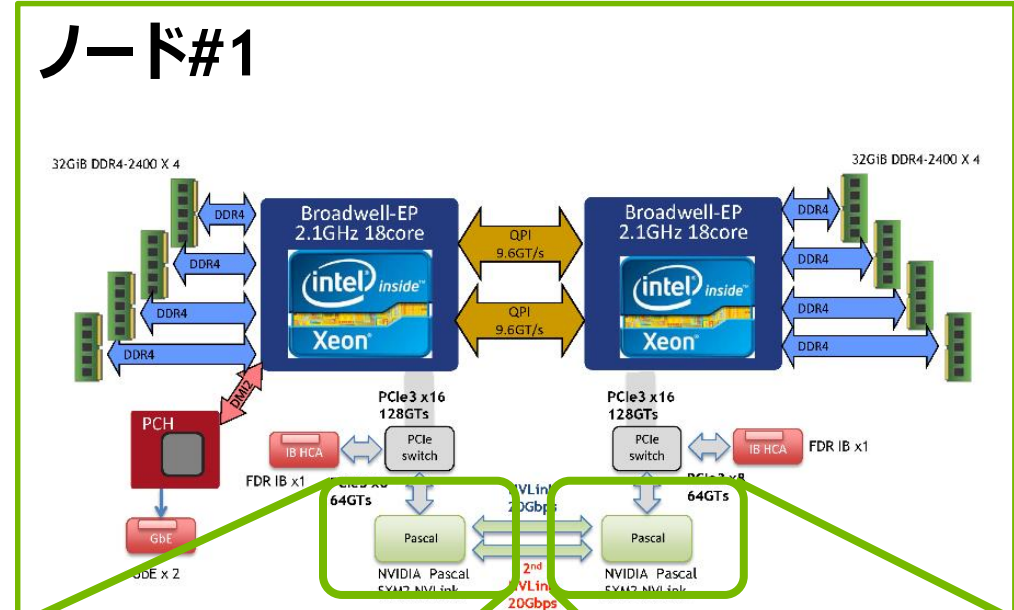
マルチノード実行時の状況

GPUとプロセス: ノード内2プロセス、2ノードの例



Rank=0
Intra_rank=0

Rank=1
Intra_rank=1



Rank=2
Intra_rank=0

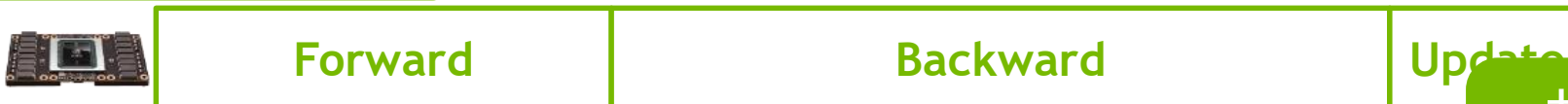
Rank=3
Intra_rank=1

各プロセスのintra_rankの数値を見て、どのGPUを使うかなどを決める

CHAINERMNでの分散ロジック

All-Reduceの利用

シングルGPUの場合



共有された勾配で
GPUごとにモデル更新

マルチGPUの場合



All-Reduceにより
GPU間で勾配を集約・共有

1iteration

CHAINERMNのAPI

分散学習用のAPI

- `chainermn.scatter_dataset(dataset, comm, shuffle)`
 - データセットを分割して、各プロセスに配布
- `chainermn.create_multi_node_optimizer(actual_optimizer, communicator)`
 - マルチノード環境で動作するよう、optimizerをラップ
- `chainermn.create_multi_node_evaluator(actual_evaluator, communicator)`
 - マルチノード環境で動作するよう、evaluatorをラップ

スクリプトの修正を試みましょう

コンソールに戻ってください！

スクリプトの変更箇所(答え; ジョブスクリプト)

```
1  #!/bin/sh
2  #PBS -q h-tutorial
3  #PBS -l select=2:mpiprocs=2:ompthreads=1
4  #PBS -W group_list=gt00
5  #PBS -l walltime=00:10:00
6  #PBS -N multi_node_training
```

#PBS -l select=2:mpiprocs=2:ompthreads=1

```
27
28  mpirun \
29      --mca pm1 ^yalla --mca mt1 ^mxm --mca coll ^hcoll --mca btl_openib_want_cuda_g
30      --mca mpi_warn_on_fork 0 \
31      ./get_local_rank_ompi.sh \
32      python train_cifar_multi_node.py --no_snapshot --epoch 4 --batchsize 32 --comm
33      > ${LOGDIR}/multi_node_log_$(date +%s).txt 2>&1
```

ChainerMNはmpirunコマンドを使って起動

スクリプトの変更箇所(答え; 1/2)

```
68 # Setup multi-node communicator.
69 comm = chainermn.create_communicator(args.communicator)
70 device = ""PUT YOUR CODE""
71 assert device >= 0, 'invalid device'
72
73 if comm.mpi_comm.rank == 0:
74     print('=====')
75     print('Num process (COMM_WORLD): {}'.format(MPI.COMM_WORLD.Get_size()))
76     print('Using GPUs')
77     print('Using {} communicator'.format(args.communicator))
78     print('Num Minibatch-size: {}'.format(args.batchsize))
79     print('Num epochs: {}'.format(args.epochs))
80
81 # Scatter and distribute the dataset
82 # Datasets of worker 0 are evenly split
83
84 if ""PUT YOUR CODE"":
85     print('Using CIFAR10 dataset:')
86     train, test = dataset_cifar10(args.batchsize, args.epochs)
87     datasize = len(train) * args.batchsize
88
89 else:
90     train, test = None, None
91
92 train = chainermn.""PUT YOUR CODE""(train, comm, shuffle=True, max_buf_len=1024 * 1024 * 1024)
93 test = chainermn.""PUT YOUR CODE""(test, comm, shuffle=True, max_buf_len=1024 * 1024 * 1024)
```

device = comm.intra_rank

if comm.rank == 0:

train=chainermn.scatter_dataset
(train, comm, shuffle=True, ...)
test=chainermn.scatter_dataset
(test, comm, shuffle=True, ...)

スクリプトの変更箇所(答え; 2/2)

```
92
93     train_iter = chainer.iterators.SerialIterator(train, args.batchsize)
94     test_iter = chainer.iterators.SerialIterator(test, args.batchsize,
95                                                  repeat=False, shuffle=False)
96
97     class_labels = 10
```

```
optimizer=chainermn.create_multi_node_optimizer(
chainer.optimizers.MomentumSGD(0.05), comm)
```

```
103     # Create a multi node optimizer from a standard Chainer optimizer.
104     optimizer = chainermn. """PUT YOUR CODE""" (
105         chainer.optimizers.MomentumSGD(0.05), comm)
106     optimizer.setup(model)
107     optimizer.add_hook(chainer.optimizer.WeightDecay(5e-4))
```

```
evaluator=chainermn.create_multi_node_evaluator
(evaluator, comm)
```

```
112     # Create a multi node evaluator from a standard Chainer evaluator.
113     evaluator = extensions.Evaluator(test_iter, model, device=device)
114     evaluator = """PUT YOUR CODE"""
115
```

マルチノードでの学習実行結果

```
[1527482343.161277] [a080:11782:0] sys.c:744 MXM WARN Conflicting CPU frequencies detected, using: 2600.39
```

(中略)

```
Start a training script using multiple nodes.
```

```
=====
```

```
Num process (COMM_WORLD): 4
```

```
Using GPUs
```

```
Using hierarchical communicator
```

```
Num Minibatch-size: 32
```

```
Num epoch: 4
```

```
=====
```

```
Using CIFAR10 dataset:
```

```
/lustre/gt00/share/lecture/20180531_dl_intro/dataset//cifar10_256px_Fmnish10000
```

epoch	main/loss	validation/main/loss	main/accuracy		
1	2.60504	142.057	0.115625		
2	2.7311	2.31962	0.129688		
3	2.80991	2.37229	0.115132	0.1047	57.6684
4	2.8726	2.36062	0.126563	0.1047	57.6684

2ノードx2GPUで173.4image/sec.
(対1GPUで3.35倍)

```
Throughput: 173.3976045844656 [images/sec.] (10000 / 57.670923563011456)
```

(OPTION) 追加で試す

早く終わった方のために

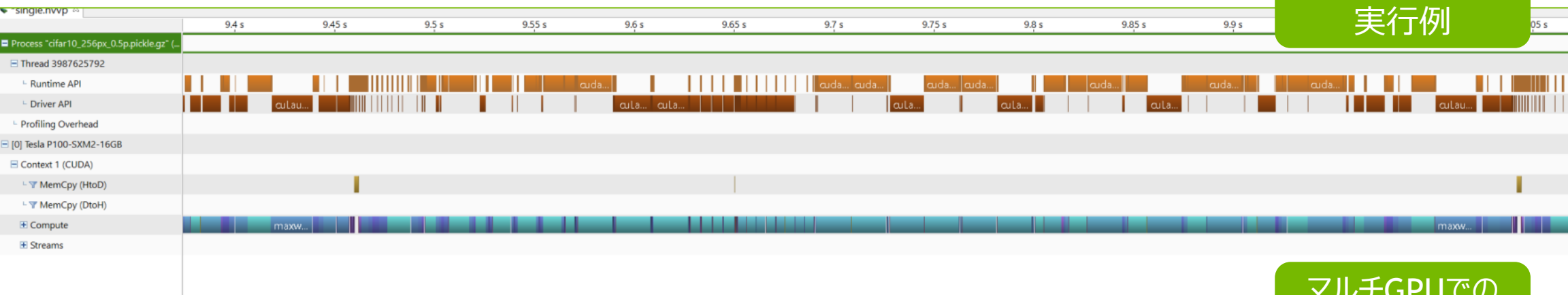
- プロセス間通信のアルゴリズムを変更するとどうなるか比較してみる
 - デフォルトはhierarchicalだが、ほかにも存在
 - 詳細は
http://chainermn.readthedocs.io/en/latest/reference/index.html#chainermn.create_communicator を参照
- Chainer単体で2GPUを使った結果と、ChainerMNで1ノード2GPUを使った結果とを比較してみる
 - 違いがあるのかどうか検証

(FYI) 性能が思うように出ないときに プロファイラによる解析

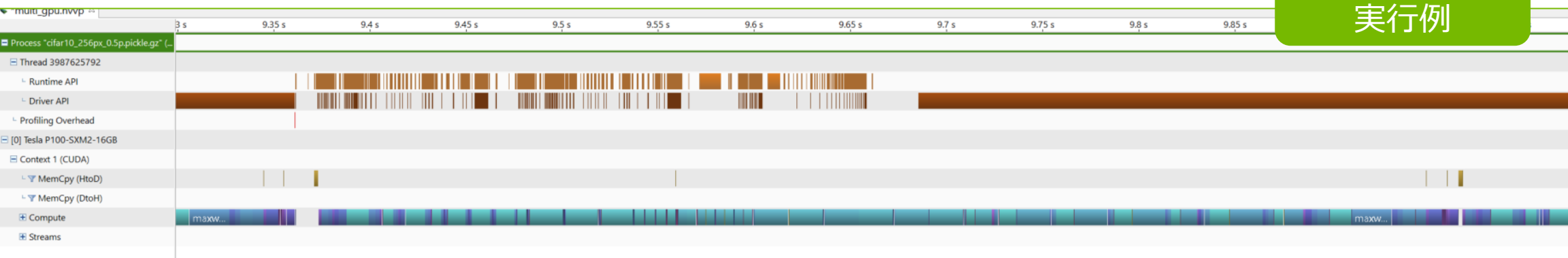
- 十分にGPUを使い切れているかどうかを確認する際、プロファイラが有効なことがある
 - コマンドはnvprof
 - 結果の可視化には[NVIDIA Visual Profiler](#)を使う
- 実行するには対象コマンドcmdに対し、`nvprof -o ${resultfile} cmd`とすればOK
 - オプション`--profile-child-processes`を追加すると子プロセスも追跡できる
 - 子プロセスを追うときは、出力ファイル名に%pを含める（ファイル名にプロセスIDを含めるため）

(FYI) 性能が思うように出ないときに プロファイラによる解析

シングルGPUでの
実行例

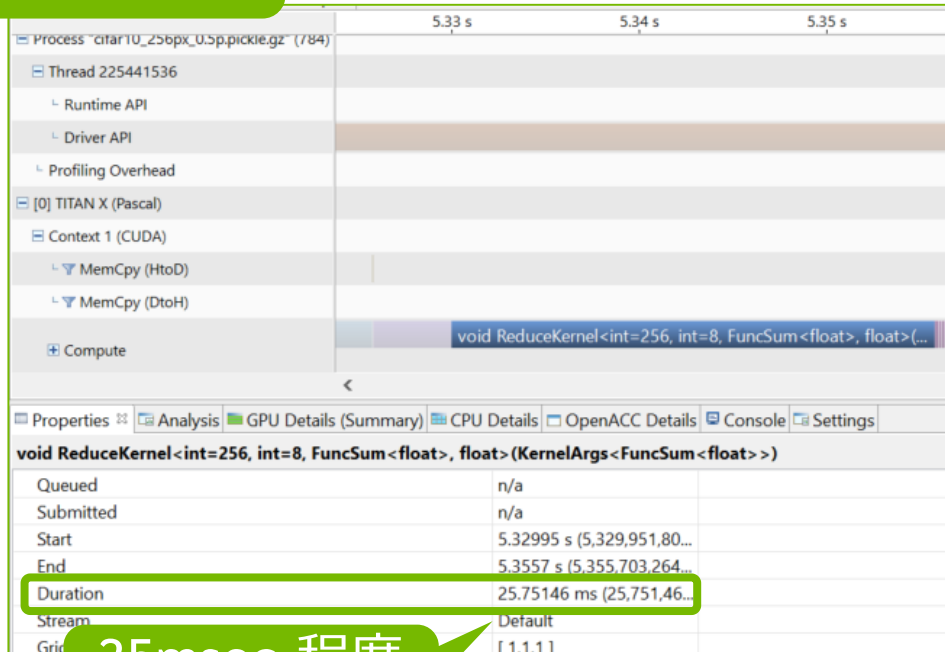


マルチGPUでの
実行例



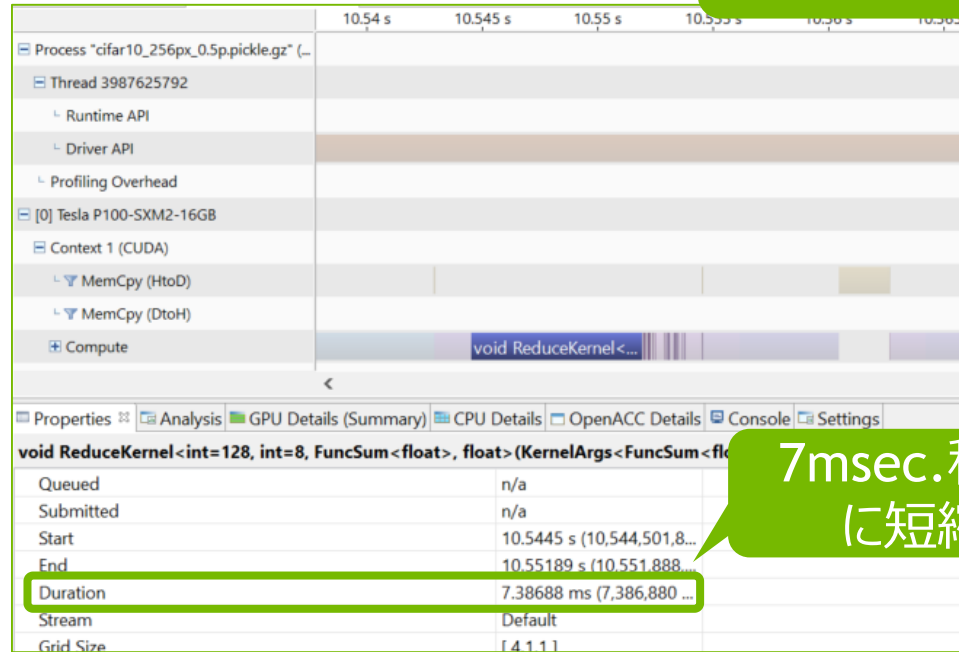
(FYI) 性能が思うように出ないときに プロファイラによる解析

PCIe接続での
GPU間通信の例



25msec.程度
かかっている

NVLinkでの
GPU間通信の例



7msec.程度
に短縮



nvidia.

DEEP
LEARNING
INSTITUTE

www.nvidia.com/dli