Optuna Meetup #1

Hydra, MLflow, Optunaの組み合わせで 手軽に始めるハイパーパラメータ管理

東大院・情報理工 修士課程 2 年中村泰貴(なかむら たいき)

自己紹介

プロフィール

- 東大大学院 / 情報理工 / 猿渡・小山研 / M2
- 音声合成 & 声質変換技術を普段研究しています
- Twitter: @supikiti (アイコン:右図)



登壇理由

- 以前 medium.com/optuna にて本発表と同じ題目にて執筆
- Easy Hyperparameter Management with Hydra, MLflow, and Optuna
- <u>Hydra, MLflow, Optunaの組み合わせで手軽に始めるハイパー</u> パラメータ管理

本日の内容

紹介すること

- Hydra + MLflow + Optuna を用いた効率的なハイパラ管理
- それぞれの単体での使い方 & 組み合わせた具体的な使い方

紹介しないこと

- それぞれのライブラリの仕組み & 内部動作等
 - 素人なので…

本日の共有資料は zoom のチャット欄に掲載 サンプルコードはこちら

ハイパラ管理

ハイパラ管理の方法

Argparse による管理

```
parser = argparse.ArgumentParser(description='WaveNet e
parser.add_argument('--batch_size', type=int, default=B
                    help='How many wav files to process
parser.add argument('--data dir', type=str, default=DAT
                    help='The directory containing the
parser.add_argument('--store_metadata', type=bool, defa
                    help='Whether to store advanced deb
                    '(execution time, memory consumptio
                    'TensorBoard, Default: ' + str(META
parser.add_argument('--logdir', type=str, default=None,
                    help='Directory in which to store t
                    'information for TensorBoard, '
                    'If the model already exists, it wi
                    'the state and will continue traini
                    'Cannot use with --logdir_root and
parser.add_argument('--logdir_root', type=str, default=
                    help='Root directory to place the l
                    'output and generated model. These
                    'under the dated subdirectory of --
                    'Cannot use with --logdir.')
parser.add_argument('--restore_from', type=str, default
                    help='Directory in which to restore
                    'This creates the new model under t
                    'in --logdir_root. '
                    ICannot use with leadin IN
```

hparam.py 等による管理

```
vocab_size = 1024
N = 6
Head = 2
d \mod el = 384
duration_predictor_filter_size = 256
duration_predictor_kernel_size = 3
dropout = 0.1
word vec dim = 384
encoder n layer = 6
encoder head = 2
encoder_conv1d_filter_size = 1536
max_sep_len = 4096
encoder output size = 384
decoder n layer = 6
decoder head = 2
decoder conv1d filter size = 1536
decoder_output_size = 384
fft_conv1d_kernel = 3
fft conv1d padding = 1
duration predictor filter size = 256
duration_predictor_kernel_size = 3
dropout = 0.1
```

ハイパラ管理の問題点

argparseによるハイパラ管理

- 往々にして設定するハイパラ数が膨大になりがち
- どのハイパラが model / preprocess などに対応するか見づらい

設定ファイルを用いたハイパラ管理

ハイパラ変更のたびに設定ファイルを編集あるいは作成

Hydra + MLflow + Optunaによるハイパラ管理

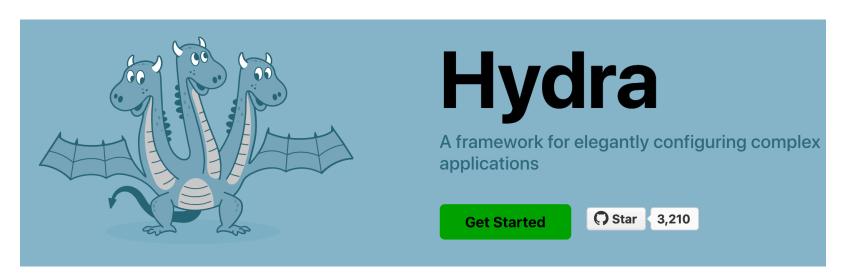
- 設定パラメータをコマンドラインから数種類変更 & 実行可能
- ハイパラのグリッドサーチが容易に可能 & 数種類の管理が容易
- 強力なハイパラ探索をコマンドラインから利用可能

Hydra

Hydraについて

特徴

- Facebook Al Research が公開しているパラメータ管理ツール
- パラメータを階層立てて構造的に YAML ファイルに記述
- コマンドラインから設定値を上書き & 実行
- ハイパラの数種類のグリッドサーチを 1行で実行可能



https://hydra.cc/

● 管理したいハイパラを yaml 形式で Config ファイルへ記述

```
model:
```

node1: 128

node2: 64

optimizer:

lr: 0.001

momentum: 0.9

■ 関数にデコレータを渡すことで関数内からハイパラへ参照可能

```
import hydra
from omegaconf import DictConfig
@hydra.main(config_path='config.yaml')
def main(cfg: DictConfig) -> None:
  print(cfg.model.node1) # 128
  print(cfg.optimizer.lr) # 0.001
```

コマンドラインからの値の変更 & 実行

ハイパラの値を調整して再実行したい場合コマンドラインから ハイパラの値を直接変更してプログラムを再実行可能

```
python train.py
# cfg.model.node1 = 128
```

python train.py model.node1=64
cfg.model.node1 = 64

ハイパラのグリッドサーチ

- 数種類のハイパラを順に用いて実行したい場合, Config を 書き換えることなくコマンドラインから直接指定可能
- 指定したハイパラの組み合わせの数に応じて実行

```
python train.py --multirun node1=128,256 node2=16,32
```

#0: node1=128 node2=16

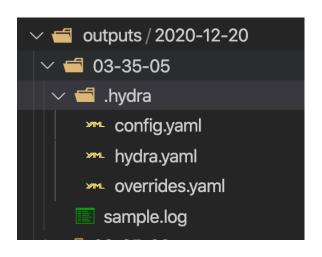
#1: node1=128 node2=32

#2: node1=256 node2=16

#3: node1=256 node2=32

Hydra のハイパラ自動保存機能

- 実行ごとの設定値や実行中の出力等を自動で保存される機能
- Outputs ディレクトリに実行日/実行毎/種々の設定ファイルが 自動保存
- 保存形式の可読性が低くハイパラ比較ができない(左図)ため MLflow を導入しこれを改善(右図)



			Parameters <							
	Start Time	Run Name	mlflow.runnam	model.node1	model.node2	optimizer.lr	optimizer.mome	test.batch_size	train.batch_size	train.ep
	Ø 2020-12-21 08:35:27	-	sample	395	64	0.0001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:34:49	-	sample	489	64	0.0001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:34:23	-	sample	193	64	0.0001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:33:56	-	sample	497	64	0.0001	0.9	64	64	1
	⊘ 2020-12-21 08:33:30	-	sample	498	64	0.0001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:33:06	-	sample	42	64	0.01	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:32:41	-	sample	57	64	0.001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:32:14	-	sample	123	64	0.1	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:31:38	-	sample	235	64	0.001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:31:06	-	sample	67	64	0.0001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:30:32	-	sample	116	64	0.0001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:30:02	-	sample	27	64	0.001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:29:27	-	sample	108	64	0.1	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:28:55	-	sample	332	64	0.001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:28:23	-	sample	375	64	0.001	0.9	64	64	1
	Ø 2020-12-21 08:27:20	-	sample	375	64	0	0.9	64	64	1

MLflow

MLflowの基本的な使い方

MLflow とは

- 機械学習ライフサイクルを実現するオープンソース
- Hydra と組み合わせハイパラの管理 & 保存 & 比較が容易に
- 本発表では MLflow Tracking を用いたハイパラ管理を紹介

MLflow Tracking

- 機械学習などのハイパラのロギング & lossやaccuracy などの メトリクス & 出力ファイルなどの管理を補助する API を提供
- pip でインストール可能

pip install mlflow

ハイパラの追跡と記録

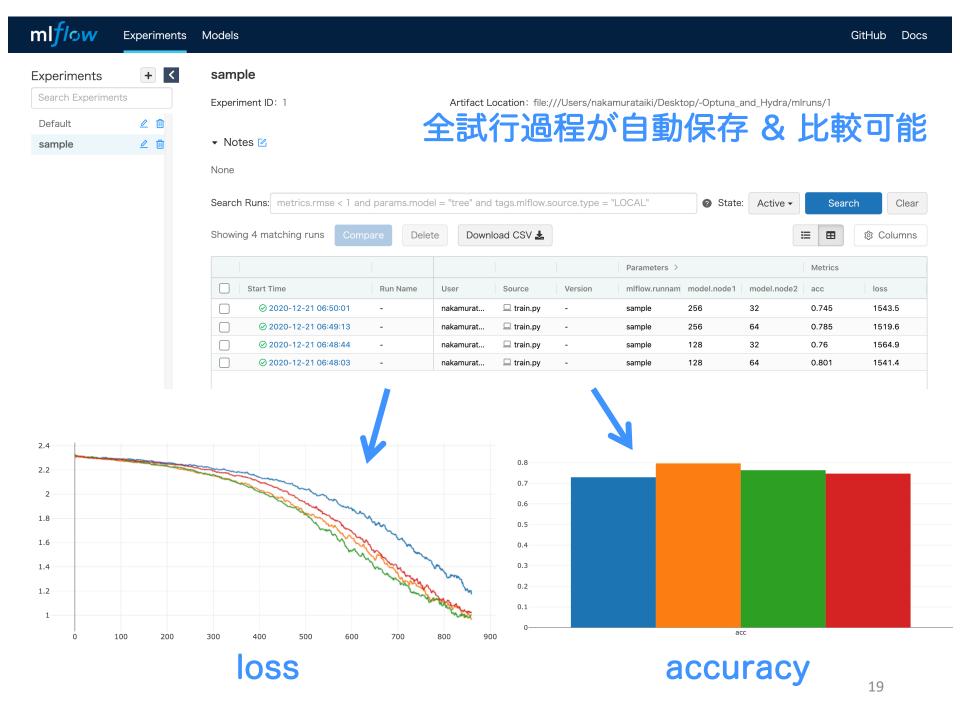
● MLflow が提供するロギング関数を用いてハイパラを記録可能

```
import mlflow
# start new run
with mlflow.start_run():
  # log single key-value param
  mlflow.log_param("param1", 5)
  # log single key-value metric
  mlflow.log_metric("foo", 2, step=1)
 mlflow.log metric("foo", 4, step=2)
  mlflow.log_metric("foo", 6, step=3)
 with open("output.txt", "w") as f:
    f.write("Hello world!")
  # logs local file or directory as artifact,
  mlflow.log artifact("output.txt")
```

```
start_run()
 runID の発行
log_param()
 ハイパラの登録
log_metric()
 メトリックの記録
log artifact()
 出力されたファイル等の記録
mlflow ui
 localserver:5000でGUI
```

```
@hydra.main(config_path='config.yaml')
def main(cfg):
                            Hydra と MLflow の実装例
   model = SAMPLE_DNN(cfg)
    criterion = nn.CrossEntropyLoss()
    optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=cfg.optimizer.lr,
                         momentum=cfg.optimizer.momentum)
   mlflow.set_tracking_uri('file://' + utils.get_original_cwd() + '/mlruns')
   mlflow.set_experiment(cfg.mlflow.runname)
   with mlflow.start_run():
       for epoch in range(cfg.train.epoch):
           running_loss = 0.0
           log_params_from_omegaconf_dict(cfg)
           for i, (x, y) in enumerate(trainloader):
               optimizer.zero_grad()
               outputs = model(x)
               loss = criterion(outputs, y)
               loss.backward()
               optimizer.step()
               running_loss += loss.item()
               mlflow.log_metric("loss", running_loss)
```

```
hydra.mainデコレータ
@hydra.main(config_path='config.yaml')
def main(cfg):
   model = SAMPLE_DNN(cfg)
   criterion = nn.CrossEntropyLoss()
   optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=cfg.optimizer.lr,
                        momentum=cfg.optimizer.momentum)
   mlflow.set_tracking_uri('file://' + utils.get_original_cwd() + '/mlruns')
   mlflow.set_experiment(cfg.mlflow.runname)
   with mlflow.start_run():
       for epoch in range(cfg.train.epoch):
           running_loss = 0.0
                                                   パラメータの登録
           log_params_from_omegaconf_dict(cfg)
           for i, (x, y) in enumerate(trainloader):
                                                   (log_params())
               optimizer.zero_grad()
               outputs = model(x)
               loss = criterion(outputs, y)
               loss.backward()
               optimizer.step()
               running_loss += loss.item()
               mlflow.log_metric("loss", running_loss) メトリックの誉
```



Hydra + MLflow まとめ

Hydra

- Facebook Al Research が公開しているパラメータ管理ツール
- コマンドラインから設定値を複数変更 & 実行可能

MLflow

- 機械学習の実験管理を自動で行うツール
- GUI 上でパラメータの違いによる結果の比較が容易に可能

Hydra + MLflow + Optuna

• Hydra のプラグインを利用した Optuna の導入方法を解説

Optuna

Optuna の導入

Optuna とは

- オープンソースのハイパラ自動最適化フレームワーク
- ハイパラの値に関する試行錯誤を自動化
- 優れた性能を発揮するハイパラの値を自動的に発見

Hydra + MLflow + Optuna

- Hydra の Optuna Sweeper プラグインを使用することで Hydra で設定した変数の探索をコマンドラインから実施可能
- 最適化される変数と条件をコマンドラインから変更可能

pip install hydra-optuna-sweeper --upgrade

設定ファイルへの追加点

```
defaults:
  - hydra/sweeper: optuna
hydra:
  sweeper:
    optuna_config:
      direction: maximize
      study_name: mnist
      storage: null
      n_trials: 20
      n_jobs: 1
      sampler: tpe
      seed: 123
```

Hydraの設定ファイルへOptuna に関する 具体的な設定項目を追加で書きこむだけ

細かな Optuna の設定項目を変更可能

● direction: 評価関数を最小化 or 最大化

● n_trials: 探索回数の設定

● N_jobs: 並列ワーカーの数

• ...

main関数での変更点

- デコレータで渡した関数の返り値を最適化する目的変数に設定
- 以下のコードは accuracy を最大化したい場合の例

```
@hydra.main(config_path='config.yaml')
def main(cfg):
  with mlflow.start run():
  accuracy = float(correct / total)
  mlflow.log_metric("acc", accuracy, step=epoch)
  return accuracy
```

探索範囲の指定

- コマンドラインから最適化したい変数および範囲を直接指定
- 以下では optimizer の学習率とモデルのノード数を探索
 - choice はカテゴリ型の変数へ変換されるため optimizer の 学習率は 4 種類探索される
 - range は整数型の変数へ変換されるため model.nodel が [10, 500] の範囲かつ整数の条件で探索される

python train.py --multirun 'optimizer.lr=choice(0.1, 0.01, 0.001, 0.0001)' 'model.node1=range(10, 500)'

o 他にも様々な分布に対応しているがここでは割愛

MLflowでの可視化

Optuna で探索されたハイパラの値および目的関数の値を MLflow で構築したローカルサーバー上で確認可能

		1							
		Parameters <							
Start Time	Run Name	mlflow.runnam	model.node1	model.node2	optimizer.lr	optimizer.mome	test.batch_size	train.batch_size	train.ep
	-	sample	395	64	0.0001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:34:49	-	sample	489	64	0.0001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:34:23	-	sample	193	64	0.0001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:33:56	-	sample	497	64	0.0001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:33:30	-	sample	498	64	0.0001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:33:06	-	sample	42	64	0.01	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:32:41	-	sample	57	64	0.001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:32:14	-	sample	123	64	0.1	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:31:38	-	sample	235	64	0.001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:31:06	-	sample	67	64	0.0001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:30:32	-	sample	116	64	0.0001	0.9	64	64	1
	-	sample	27	64	0.001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:29:27	-	sample	108	64	0.1	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:28:55	-	sample	332	64	0.001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:28:23	-	sample	375	64	0.001	0.9	64	64	1
⊘ 2020-12-21 08:27:20	-	sample	375	64	0	0.9	64	64	1

総まとめ

Hydra + MLflow + Optuna

- 学習時に煩雑になりがちなパラメータ管理の決定版
- Hydra と Optuna でパラメータを容易に変更・探索し
 MLflow で全パラメータを一元管理

さらに学びたい方には

- Kedro: Workflow のパイプライン管理ツール
 - Hydra + MLflow + Optuna + Kedro
 - o より再現性のある使い回しを意識したコードに



Kedro

参考資料

- https://cyberagent.ai/blog/research/12898/
- https://ymym3412.hatenablog.com/entry/2020/02/09/0346
 44
- https://zerebom.hatenablog.com/#Hydra
- https://speakerdeck.com/chck/sok-xiao-sakushi-metedakikuyu-terumlops2020