

通信理論に特化した深層学習

第10回ゼミ資料

AMPネットの学習2

豊橋技術科学大学
電気・電子情報工学系
准教授 竹内啓悟

損失関数の定義

Multi-loss型の平均二乗誤差

$$\text{Loss}(\mathbf{x}, \{\mathbf{x}_B^t\}_{t=1}^T) = \sum_{t=0}^{T-1} \eta^{T-t-1} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_B^{t+1}\|^2, \quad \eta \in [0, 1]$$

最終結果だけでなく、反復途中の誤差も小さくなるようにする。

$\eta = 0$ の場合

$$\text{Loss}(\mathbf{x}, \{\mathbf{x}_B^t\}_{t=1}^T) = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_B^T\|^2$$

最終結果のみを考慮する。

TensorFlowは複数個の損失関数の重み付き和を最適化できる。

クラスOutputの準備

```
import tensorflow as tf
```

```
class Output():
```

```
    def BER(self, y_true, y_pred):
```

```
        a = tf.math.not_equal(y_true, tf.math.sign(y_pred))
```

```
        return tf.keras.backend.mean(a)
```

```
        #y_trueとy_predの要素の符号が異なる割合を計算
```

評価関数
の追加

```
    def plot_weights(self, weights):
```

```
        T = int(len(weights)/2)
```

```
        with open('weight.txt', mode = 'w') as f:
```

```
            for t in range(T):
```

```
                print(weights[2*t], weights[2*t + 1], file = f)
```

plot_weights
関数の修正

出力データ
の形式

(オンサーガ項の係数 λ_{t-1} , モジュールBの分散 v_t)

⋮

必要な関数等のインポート

以降のコードを順に記述せよ。

```
import os
os.environ['TF_CPP_MIN_LOG_LEVEL'] = '2'

import tensorflow as tf
import numpy as np

from tools.AMP import MIMO_channel, AMPLayer, Output
out = Output()
```

訓練データの生成関数MIMO_channelおよびAMPLayerを表すクラスAMPLayerを./tools/AMP.pyに記述した。

第9回ゼミ資料を参照

パラメータの設定とデータの生成

$M = 64$ #受信次元

$N = 64$ #送信次元

$T = 3$ #レイヤー数 (AMPの反復回数に相当)

$L_INNER = 64$

$L_TRAIN = 1024$

$L_VAL = 512$

$L_TEST = 1024$

#訓練用、検証用、評価用のデータサイズ

$L = L_TRAIN + L_VAL + L_TEST$

$SNR_dB = 10$ #SNRを10 dBに設定

$BATCH_SIZE = 64$

$EPOCHS = 20$ #エポック数

$EPSILON = 0.005$ #学習率の設定

$ETA = 0.9$ #損失関数の重み

`inputs, outputs, A, sigma2 = MIMO_channel(M, N, L, L_INNER, SNR_dB)`

訓練用データ形式の調整

$x_B^0 = \mathbf{0}$ 、 $z_{-1} = \mathbf{0}$ となるように、データに0を詰める。

```
x_train = [  
    np.zeros((L_TRAIN, L_INNER, N)),  
    outputs[:L_TRAIN],  
    np.zeros((L_TRAIN, L_INNER, M)),  
    A[:L_TRAIN]]  
  
y_train = []      空のリスト  
for t in range(T):  
    y_train += [inputs[:L_TRAIN]]      リストの結合
```

検証用データ形式の調整

$x_B^0 = \mathbf{0}$ 、 $z_{-1} = \mathbf{0}$ となるように、データに0を詰める。

```
x_val = [  
    np.zeros((L_VAL, L_INNER, N)),  
    outputs[L_TRAIN:L_TRAIN + L_VAL],  
    np.zeros((L_VAL, L_INNER, M)),  
    A[L_TRAIN:L_TRAIN + L_VAL]]  
  
y_val = []  
for t in range(T):  
    y_val += [inputs[L_TRAIN:L_TRAIN + L_VAL]]
```

評価用データ形式の調整

$x_B^0 = \mathbf{0}$ 、 $z_{-1} = \mathbf{0}$ となるように、データに0を詰める。

```
x_test = [  
    np.zeros((L_TEST, L_INNER, N)),  
    outputs[L_TRAIN + L_VAL:],  
    np.zeros((L_TEST, L_INNER, M)),  
    A[L_TRAIN + L_VAL:]]  
  
y_test = []  
for t in range(T):  
    y_test += [inputs[L_TRAIN + L_VAL:]]
```


AMPネットの生成

```
init_v = []  
for t in range(T):  
    init_v += [[0.]]
```

v_t の初期値をすべて0に設定

```
inputs = [  
    tf.keras.Input(shape = (L_INNER, N,)),  
    tf.keras.Input(shape = (L_INNER, M,)),  
    tf.keras.Input(shape = (L_INNER, M,)),  
    tf.keras.Input(shape = (N, M,))]
```

(x_B^0, y, z_{-1}, A) を入力とする。

```
v = inputs  
u = []  
for t in range(T):  
    v = AMPLayer(sigma2, init_v[t], name = 'AMPLayer' + str(t))(v)  
    u += v
```

レイヤー名をAMPLayer2等に設定

AMPネットの生成

```
outputs = []
loss_weights = {}  空の辞書
eta_t = 1.0
for t in range(T - 1, -1, -1):
    outputs += [u[4*t]]  重みを降順で  $\{1, \eta, \eta^2, \dots\}$  に設定
    loss_weights['AMPLayer' + str(t)] = eta_t
    eta_t *= ETA
    入力をinputs、出力を $\{x_B^T, x_B^{T-1}, \dots\}$  に設定
model = tf.keras.Model(inputs = inputs, outputs = outputs)

model.summary()
```

model.summary()の実行結果

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_1 (InputLayer)	[(None, 64, 64)]	0	
input_2 (InputLayer)	[(None, 64, 64)]	0	
input_3 (InputLayer)	[(None, 64, 64)]	0	
input_4 (InputLayer)	[(None, 64, 64)]	0	
AMPLayer0 (AMPLayer)	[(None, 64, 64), (Non 2		input_1[0][0] input_2[0][0] input_3[0][0] input_4[0][0]
AMPLayer1 (AMPLayer)	[(None, 64, 64), (Non 2		AMPLayer0[0][0] AMPLayer0[0][1] AMPLayer0[0][2] AMPLayer0[0][3]
AMPLayer2 (AMPLayer)	[(None, 64, 64), (Non 2		AMPLayer1[0][0] AMPLayer1[0][1] AMPLayer1[0][2] AMPLayer1[0][3]
Total params: 6			
Trainable params: 6			
Non-trainable params: 0			

学習の実行

```
model.compile(optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate =  
EPSILON), loss = 'mean_squared_error', loss_weights =  
loss_weights, metrics = [out.BER])
```

#個別の損失関数を平均二乗誤差、損失関数の重みを
辞書loss_weightsで設定、評価関数をBERに設定

#SGDの場合はoptimizer = tf.keras.optimizers.SGD(learning_rate =
EPSILON)

```
training_history = model.fit(x_train, y_train, epochs = EPOCHS,  
batch_size = BATCH_SIZE, validation_data = (x_val, y_val))
```

```
weights = model.get_weights()  
out.plot_weights(weights)
```

BATCH_SIZE = 64 #計算が高速化されるように適切に設定

```
print(model.evaluate(x_test, y_test, batch_size = BATCH_SIZE))
```

学習時の出力

```
2/20 [.....] - loss: 2.2093 - AMPLayer2_loss: 0.8715 - AMPLayer1_loss: 0.9185  
- AMPLayer0_loss: 0.6310 - AMPLayer2_BER: 0.2251 - AMPLayer1_BER: 0.2471 - AMPLayer0_BER: 0.  
3/20 [.....] - loss: 2.0870 - AMPLayer2_loss: 0.7969 - AMPLayer1_loss: 0.8742  
- AMPLayer0_loss: 0.6214 - AMPLayer2_BER: 0.2069 - AMPLayer1_BER: 0.2372 - AMPLayer0_BER:0.
```

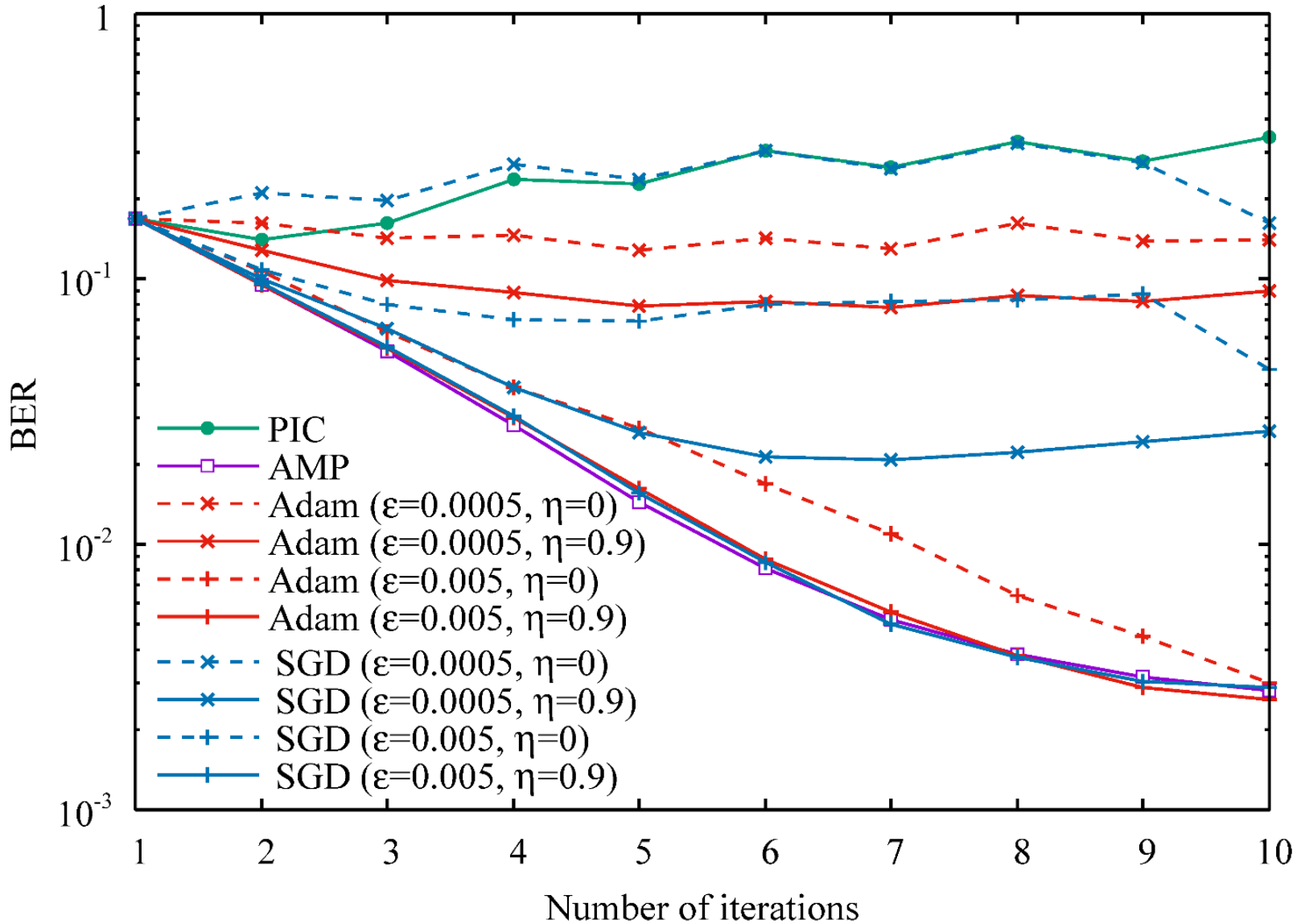
左から順に、損失関数の重み付き和、個別の損失関数値(重みを含まず)、
個別の評価関数値

評価結果も同順で出力される。

```
[0.9177173115313053, 0.21792291, 0.32305843, 0.5049899, 0.071640015, 0.10925293, 0.16622925]
```

一部の表示を削除済み

数値シミュレーション



$M = N = 64, 1/\sigma^2 = 10$ dB