

実装演習 4-1. RNN

入力 [1]:

```
1 import numpy as np
2 from common import functions
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 plt.style.use('ggplot')
```

データ用意

2進数の予測値を実データに近づけていく

入力 [2]:

```
1 # 2進数の桁数
2 binary_dim = 8
3 # 最大値 + 1
4 largest_number = pow(2, binary_dim)
5 # largest_numberまで2進数を用意
6 binary = np.unpackbits(np.array([range(largest_number)], dtype=np.uint8).T, axis=1)
7
8 input_layer_size = 2 # 入力層の数
9 hidden_layer_size = 16 # 隠れ層の数
10 output_layer_size = 1 # 出力層の数
11
12 weight_init_std = 1 # 初期ウェイト
13 learning_rate = 0.1 # 学習率
14
15 iters_num = 10000 # 繰り返し回数
16 plot_interval = 100 # グラフへのプロット間隔
```

入力 [3]:

```
1 # ウェイト初期化 (バイアスは簡単のため省略)
2 W_in = weight_init_std * np.random.randn(input_layer_size, hidden_layer_size)
3 W_out = weight_init_std * np.random.randn(hidden_layer_size, output_layer_size)
4 W = weight_init_std * np.random.randn(hidden_layer_size, hidden_layer_size)
```

入力 [4]:

```
1 # 勾配
2 W_in_grad = np.zeros_like(W_in)
3 W_out_grad = np.zeros_like(W_out)
4 W_grad = np.zeros_like(W)
```

入力 [5]:

```
1 u = np.zeros((hidden_layer_size, binary_dim + 1))
2 z = np.zeros((hidden_layer_size, binary_dim + 1))
3 y = np.zeros((output_layer_size, binary_dim))
4
5 delta_out = np.zeros((output_layer_size, binary_dim))
6 delta = np.zeros((hidden_layer_size, binary_dim + 1))
7
8 all_losses = []
```

学習

入力 [5]:

```
1 for i in range(itors_num):
2     # A, B初期化 (a + b = d)
3     a_int = np.random.randint(largest_number / 2)
4     a_bin = binary[a_int] # binary encoding
5     b_int = np.random.randint(largest_number / 2)
6     b_bin = binary[b_int] # binary encoding
7
8     # 正解データ
9     d_int = a_int + b_int
10    d_bin = binary[d_int]
11
12    # 出力バイナリ
13    out_bin = np.zeros_like(d_bin)
14
15    # 時系列全体の誤差
16    all_loss = 0
17
18    # 時系列ループ
19    for t in range(binary_dim):
20        # 入力値
21        X = np.array([a_bin[-t - 1], b_bin[-t - 1]]).reshape(1, -1)
22        # 時刻tにおける正解データ
23        dd = np.array([d_bin[binary_dim - t - 1]])
24
25        u[:, t+1] = np.dot(X, W_in) + np.dot(z[:, t].reshape(1, -1), W)
26        z[:, t+1] = functions.sigmoid(u[:, t+1])
27
28        y[:, t] = functions.sigmoid(np.dot(z[:, t+1].reshape(1, -1), W_out))
29
30        # 誤差関数はMSEを使用する
31        loss = functions.mean_squared_error(dd, y[:,t])
32
33        delta_out[:, t] = functions.d_mean_squared_error(dd, y[:, t]) * functions.d_sigmoid
34
35        all_loss += loss
36
37        out_bin[binary_dim - t - 1] = np.round(y[:, t])
38
39    for t in range(binary_dim)[::-1]:
40        X = np.array([a_bin[-t-1], b_bin[-t-1]]).reshape(1, -1)
41
42        delta[:,t] = (np.dot(delta[:, t+1].T, W.T) + np.dot(delta_out[:, t].T, W_out.T)) * fur
43
44        # 勾配の更新
45        W_out_grad += np.dot(z[:, t+1].reshape(-1,1), delta_out[:, t].reshape(-1, 1))
46        W_grad += np.dot(z[:, t].reshape(-1, 1), delta[:, t].reshape(1, -1))
47        W_in_grad += np.dot(X.T, delta[:, t].reshape(1, -1))
48
49        # 更新された勾配を適用する
50        W_in -= learning_rate * W_in_grad
51        W_out -= learning_rate * W_out_grad
52        W -= learning_rate * W_grad
53
54        # 更新用の勾配を初期化
55        W_in_grad *= 0
56        W_out_grad *= 0
57        W_grad *= 0
58
59        # 途中経過の出力
60        if i % plot_interval == 0:
61            all_losses.append(all_loss)
62
63            print(f"iters: {i}")
64            print(f"Loss: {all_loss}")
65            print(f"Pred: {out_bin}")
66            print(f"True: {d_bin}")
67
68        out_int = 0
```

```

69
70     for index, x in enumerate(reversed(out_bin)):
71         out_int += x * pow(2, index)
72
73     print(f"{a_int} + {b_int} = {out_int}")
74     print("-"*20)

```

```

iters:0
Loss:1.469399340903874
Pred:[0 0 0 0 0 0 0 0]
True:[1 0 1 0 0 1 0 0]
125 + 39 = 0
-----
iters:100
Loss:1.3968157974462927
Pred:[0 0 0 0 0 0 0 0]
True:[0 1 0 1 1 1 0 1]
73 + 20 = 0
-----
iters:200
Loss:0.9470550270404142
Pred:[0 0 1 0 1 1 1 0]
True:[1 0 0 0 0 0 1 0]
20 + 110 = 46
-----
iters:300
Loss:0.800586017001336

```

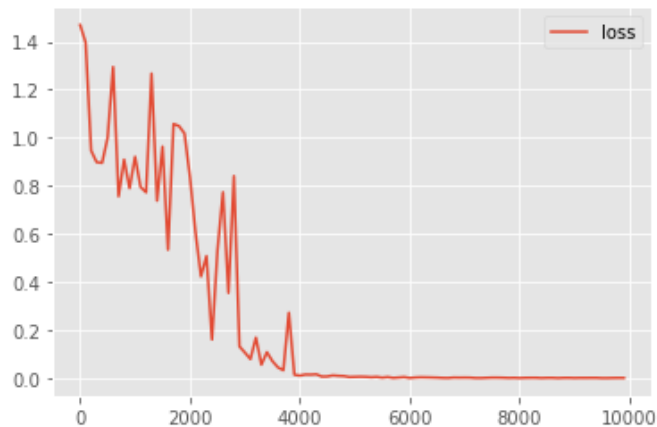
グラフの描画

入力 [9]:

```

1 lists = range(0, iters_num, plot_interval)
2 plt.plot(lists, all_losses, label="loss")
3 plt.legend()
4 plt.show()

```



考察

iters:1600あたりで予測値が正解と一致するようになり、iters:2100あたりから正解値とよく一致するようになった。
iters:3000あたりからは、かなりの精度で正解と一致するようになった。
lossのグラフを見ても、iters:3000あたりからは0.1未満になるようになった。

入力 []:

1