# 週間進捗報告

### 権藤陸

5月25日

## 1 進捗

- いただいた論文の読み込み
- スライドの作成

# 2 実装

#### Algorithm 1 RDAE

```
Input: D: data, \{(x^i, y^i)\}; E_{\phi}: encoder; D_{\varphi}: decoder; D_{\pi}: domain
      classifier; B: batchsize; K: number of inner iterations; maxEpoch:
      maximum number of epoches; \alpha: learning rate; \lambda: weight factor
Output: optimal model parameterized with \varphi and \phi
 1: t = 0;
 2: initialize parameters \phi, \varphi and \pi;
 3: repeat
 4:
           t \leftarrow t + 1;
           for each k \in [1, K] do
sample \{(x^i, y^i)\}_{i=1}^B from dataset D;
 5
 6:
                 compute latent code \{z^i\}_{i=1}^B: z^i = E_{\phi}(x^i);
 7:
                 compute output of domain classifier \{\hat{d}_{x^i}\}_{i=1}^B: \hat{d}_{x^i} = D_{\pi}(z^i); compute gradient w.r.t \pi: g_{\pi} \leftarrow \nabla \pi \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B L_d(\hat{d}_{x^i}, d_{x^i});
 8:
 9:
                  update domain classifier: \pi \leftarrow \pi - \alpha \cdot g_{\pi};
10:
11:
            end for
           sample \{(x^i, y^i)\}_{i=1}^B from dataset D; compute latent code \{z^i\}_{i=1}^B: z^i = E_{\phi}(x^i);
12:
13:
            compute output of domain classifier \{\hat{d}_{x^i}\}_{i=1}^B: \hat{d}_{x^i} = D_{\pi}(z^i);
14:
            compute output of decoder \{\hat{y}^i\}_{i=1}^B: \hat{y}^i = D_{\varphi}(z^i); compute gradient w.r.t \phi: g
15:
16:
      \nabla \phi \frac{1}{B} \sum_{i=1}^{B} L_r(\hat{y}^i, y^i) - \lambda \cdot L_d(\hat{d}_{x^i}, d_{x^i});
            update encoder: \phi \leftarrow \phi - \alpha \cdot g_{\phi};
17:
           compute gradient w.r.t \varphi: g_{\varphi} \leftarrow \nabla \varphi \frac{1}{R} \sum_{i=1}^{R} L_r(\hat{y}^i, y^i);
18:
            update decoder: \varphi \leftarrow \varphi - \alpha \cdot g_{\varphi};
20: until converged or t > maxEpoch
```

図1 RDAEのアルゴリズム(擬似コード)

- 勾配降下法によるパラメータの更新 パラメータは  $\phi$  : エンコーダ, $\varphi$  : デコーダ, $\pi$  : ドメイン分類器
- コードは近日中に github で公開と記述
- $\alpha$  は初期値 0.0005 で 550 バッチごとに 0.01 ずつ減少
- λは0.01
- maxEpoch は 100

## 3 考察

### 本研究におけるいくつかの制限

- データセットに偏りがある. 具体的には、平均年齢と血圧が一般的な集団よりも高い ICU の患者から得たデータである.
- データの各レコードあたりの時間が 8~592 秒で,確保されているサンプル数は 32 と少ないため,ドメインの学習には十分でない可能性がある.
- 用いたモデルは、ブラックボックス的なモデルであり、解釈可能性に欠ける.
- ドメイン分類器の損失を計算する際に、異なるドメインが互いに独立であるという仮定をしているため、ドメイン間の類似性は無視されている
- 本研究を含むほとんどの研究は、血圧波形予測を、記録中のサンプルが独立で時間的相関は考慮されて いない状態で行っている.

## 4 計画

- 関連研究の調査
- 発表スライドの作成