

転移学習 # ?

Chapter 10, 11.

few shot learning.

Domain Generalization...

2025.9.22. 岡本有司

few-shot learning

N way K shot
class数 $\sim$ データ数.

$\mathbb{R}^d, \{0, 1\}^N$

$$D = \left\{ \underset{\neq}{\underset{\sim}{(x_i, z_i)}} \right\}_{i=1}^{N \times K}$$

★ データの変換



$\Rightarrow$ { Pre-training + fine-tuning
or
In Context Learning.

few-shot Learningの分類

入力

関数

出力

1. データの拡張 (x, z)

$f: X \rightarrow X$ $(f(x), z)$

例

2. ラベルを付与 x

$f: X \rightarrow Y$ $(x, f(x))$

3. 入出力データの变换 (x, z)

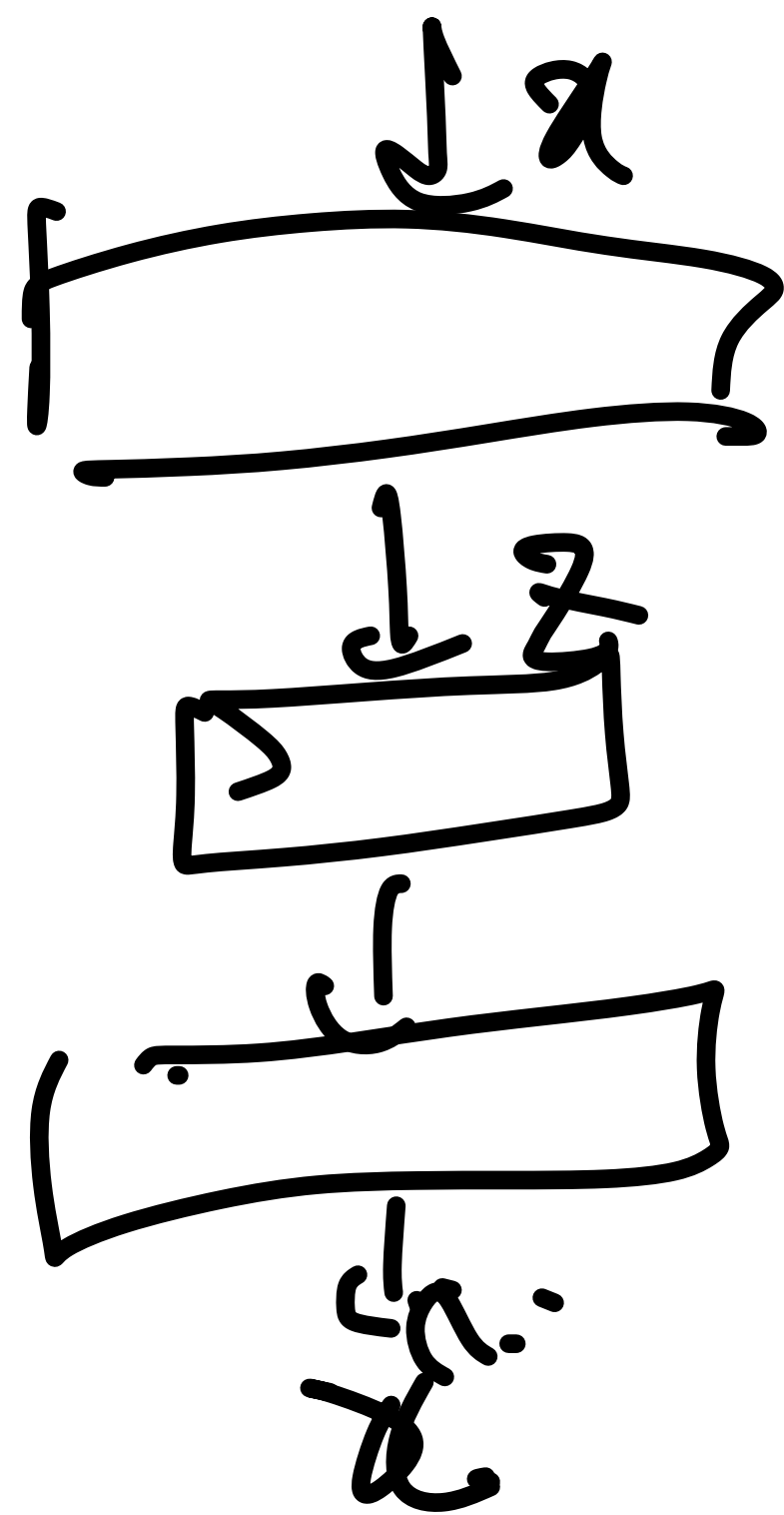
$f: X \times Y \rightarrow X \times Y$ $f(x, z)$

がデータの拡張とか...

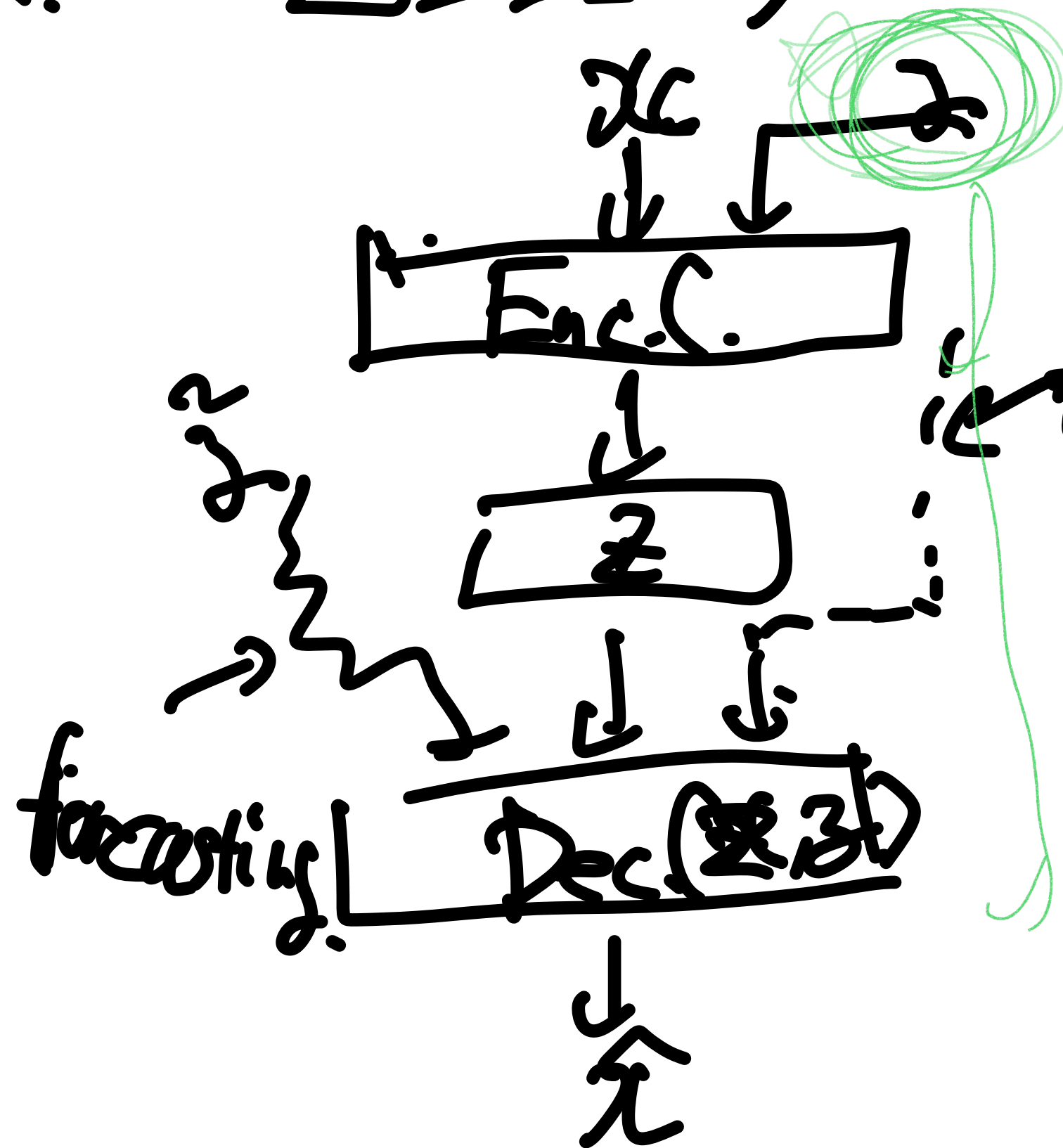
入出力データの变换

変換コダー

Auto Encoder.



変換コダー



Training.

$$\text{Loss} = \|x - \hat{x}\|^2$$

$$= \|x - \text{Dec}(\text{Enc}(x, z), z)\|^2$$

training, $z=1, \rightarrow z=3$.

Prediction

$$x, z, \hat{z} \rightarrow \hat{x}$$

$$\begin{matrix} \uparrow & f \\ p(x|z), & p(x, z) \end{matrix}$$

2. ラベルの付与 σ を返す

★ ラベル伝播法

データ間のグラフ (i, j) $W_{ij} = \exp\left\{\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2}\right\}$

など PL アルゴリズム.

Step 1 $z_0 = [z_1^l, \dots, z_n^l, \underbrace{z_{i:n}^l}_{\text{LIN}}]$ $z = [z_1^l, \dots, z_n^l, z_1^u, \dots, z_n^u]$

Step 2 $z_{1:n} = L_n z_e$
 $z_{1:n} = z_{1:n}^l$ $\Rightarrow z_{e+1} = A^T (L_n z_e)$
.....

CPAAH. ID)

$$[z] := \frac{1}{\sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\{z_i = z\}}}$$

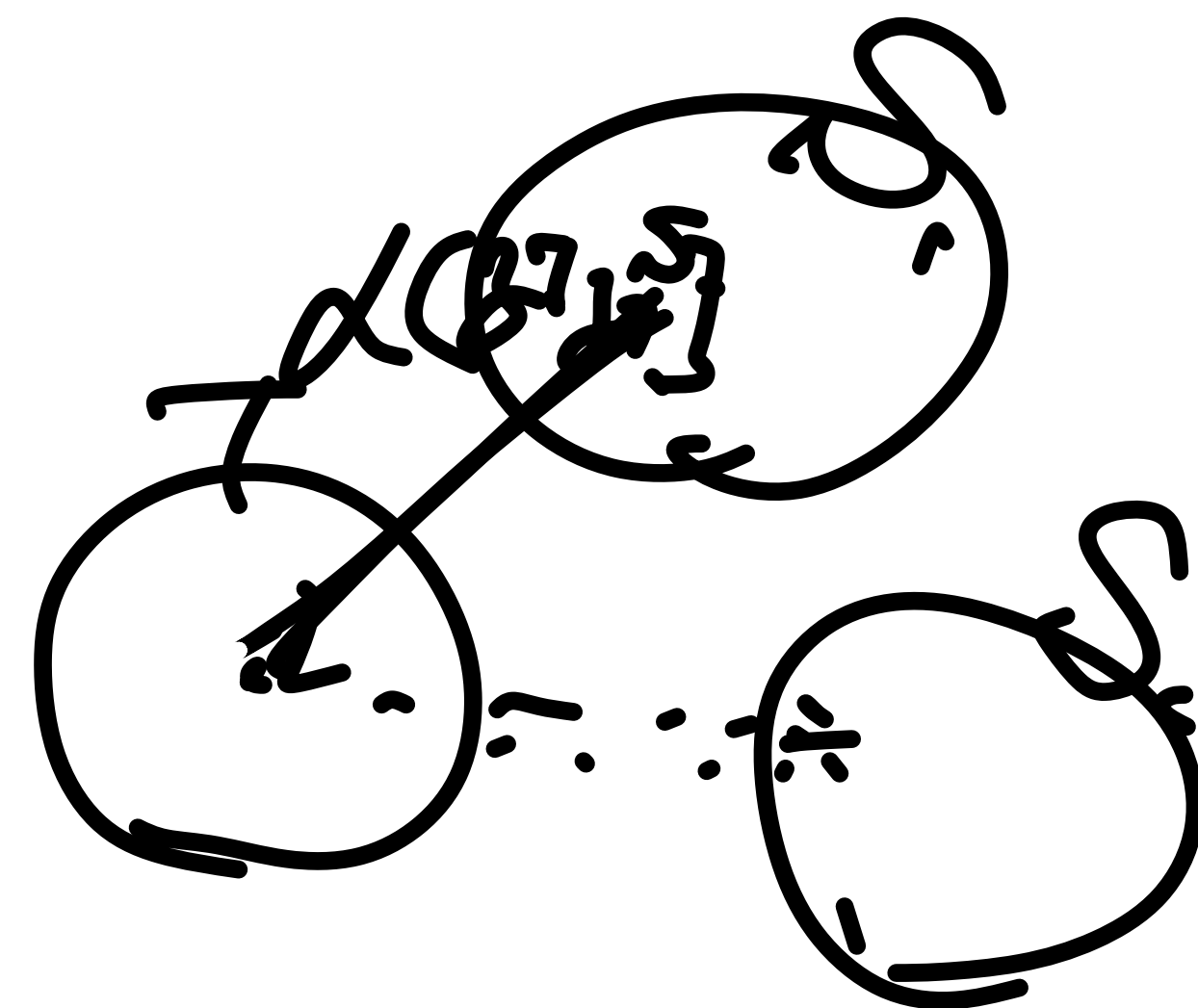
$$\alpha(x^s, z^T) \approx$$

$$\rightarrow [0, 1]$$

$$\sum_{z^s} \frac{\exp\{-\|x^s - z^T\|^2\}}{\exp\{-\|x^s - [z^T]\|^2\}}$$

$$P_{z^s | z^T}$$

$$P(z^s) = \sum_i x_i \delta(z)$$



$$\textcircled{2} \mathcal{L}_{adv} = \mathbb{E}_{x, z^s \sim P_{z^T}} [\log P(z^T | x^T)]$$

$$+ \mathbb{E}_{z^T \sim P_{z^T}} \sum_{x^s, z^s \sim P_{Ra}(z^T)} \alpha(z^s, x^s) [DG^T(x^s)]$$

② cycle :

$$L_{cyc} = E[\alpha(z^E, z^T) (\|G G^T(z^T, z^T) - z^T\|^2 + \|G G^T(z^E, z^E) - z^E\|^2)]$$

③ $L_{cov} = E_{z^T, y} E_{z^E, R_\alpha(z^E)}$

$$[\alpha(z^E, z^T) \text{cov}(z^E)]$$

$G: D_T \rightarrow D_S$
 $G^T: D_S \rightarrow D_T$

final

$$Loss = L_{adv, G, D} + L_{adv, G^T, D} + L_{cyc} + L_{cov}$$

ドメイン正規化

M 個のドメイン, D^d ($d \in \{1, \dots, M\}$), D^T

$$\min_h R_T(h) = \min_{h \in \mathbb{H}} E_{p^T}[\ell(h(x), y)]$$

表現学習ベース
データ拡張ベース
クロス学習ベース

表現学習 ベース.

★ ドメイン: 不変表現

★ ひもつれ.

$$\min_{g, f_i \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n R_i(f_i \circ g)$$

趣向

$$\min R_p(f \circ g_c) + \lambda \text{reg}(g_c, \hat{g}_s) + \mu \text{reg}(g_c, \hat{g}_s)$$

→ g_c → g_s

→ g_c → g_s

$$p(g_s | h) \quad p(g_s | z)$$

まとめ

- Domain 何?

- $f \circ g$ が重要.