

A General Framework for Transfer Learning

南 俊匠

総合研究大学院大学 統計科学専攻 5年一貫制博士課程2年

はじめに

転移学習: 新しいタスクでの学習を効率的に行うために、別のタスクで得られた知識を活用する学習手法。特に訓練データが十分に得られない場合の学習で効果的な手法。
 現在、多くの転移学習の手法が提案されているが、ニューラルネットワークにおけるファインチューニングのように、それらの多くは特定のモデル構造に依存しているフレームワークであるという意味で汎用的であるとは言えない。また、学習に十分な量のソースのデータを必要にする場合も多く、大量のデータを保存しておくことは現実的ではないため活用の機会に限られる。本研究では密度比推定の考えに基づき、特定のモデルに依存せず、ソースのデータを使用しない、より一般的な転移学習のフレームワークを構築する。

問題設定

	データ	確率密度	モデル
ソース	$D_s = \{x_i^s, y_i^s\}_{i=1}^{n_s}$	$p_s(y x)$	$p_s(y x; \beta_s)$
ターゲット	$D_t = \{x_i^t, y_i^t\}_{i=1}^{n_t}$	$p_t(y x)$	$p_t(y x; \beta_t)$

- $x \in \mathbb{R}^d, y \in \{0,1\}$ (分類) or $y \in \mathbb{R}$ (回帰)
- $n_t \ll n_s$ (ターゲットのサンプル数が少ない場合を想定)
- ソースの訓練済みモデル $p_s(y|x; \hat{\beta}_s)$ は与えられている
- ソースのデータ D_s は与えられていない

アイデア

ターゲットの確率密度を、①ソースの確率密度との比(密度比)②ソースの確率密度、の積に分解した上で、①をモデル化しターゲットのデータを用いて推定する。

- $p_t(y|x) = \frac{p_t(y|x)}{p_s(y|x)} p_s(y|x)$
 $w(y, x; \theta)$ とモデル化 → 訓練済みモデル $p_s(y|x; \hat{\beta}_s)$ を適用
- カルバック・ライブラー距離 $KL[p_t(y|x) || w(y, x; \theta) p_s(y|x; \hat{\beta}_s)]$ を最小化する θ を求める。

提案手法

$w(y, x; \theta) p_s(y|x; \beta_s)$ が確率密度であるという条件の下、カルバック・ライブラー距離を計算することで、以下の目的関数を得る。

目的関数

$$\min_{\theta} \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \left[-\log w(y_i^t, x_i^t; \theta) + \lambda \log \int w(u, x_i^t; \theta) p_s(u|x_i^t; \hat{\beta}_s) du \right]$$

ターゲットのデータに対する当てはまり
ハイパーパラメータ
ソースとの距離に関する正則化

[例 (確率密度に正規分布を仮定)]

$$p_s(y|x; \beta_s) \propto \exp\{-\sigma|y - f_s(x; \beta_s)|^2\}, \quad p_t(y|x; \beta_t) \propto \exp\{-\tau|y - f_t(x; \beta_t)|^2\}$$

$$w(y, x; \theta) \propto \exp\{-\eta|y - f_w(x; \theta)|^2\}$$

$$\text{目的関数} \min_{\theta} \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \left[|y_i^t - f_w(x_i^t; \theta)|^2 - \rho |f_s(x_i^t; \hat{\beta}_s) - f_w(x_i^t; \theta)|^2 \right]$$

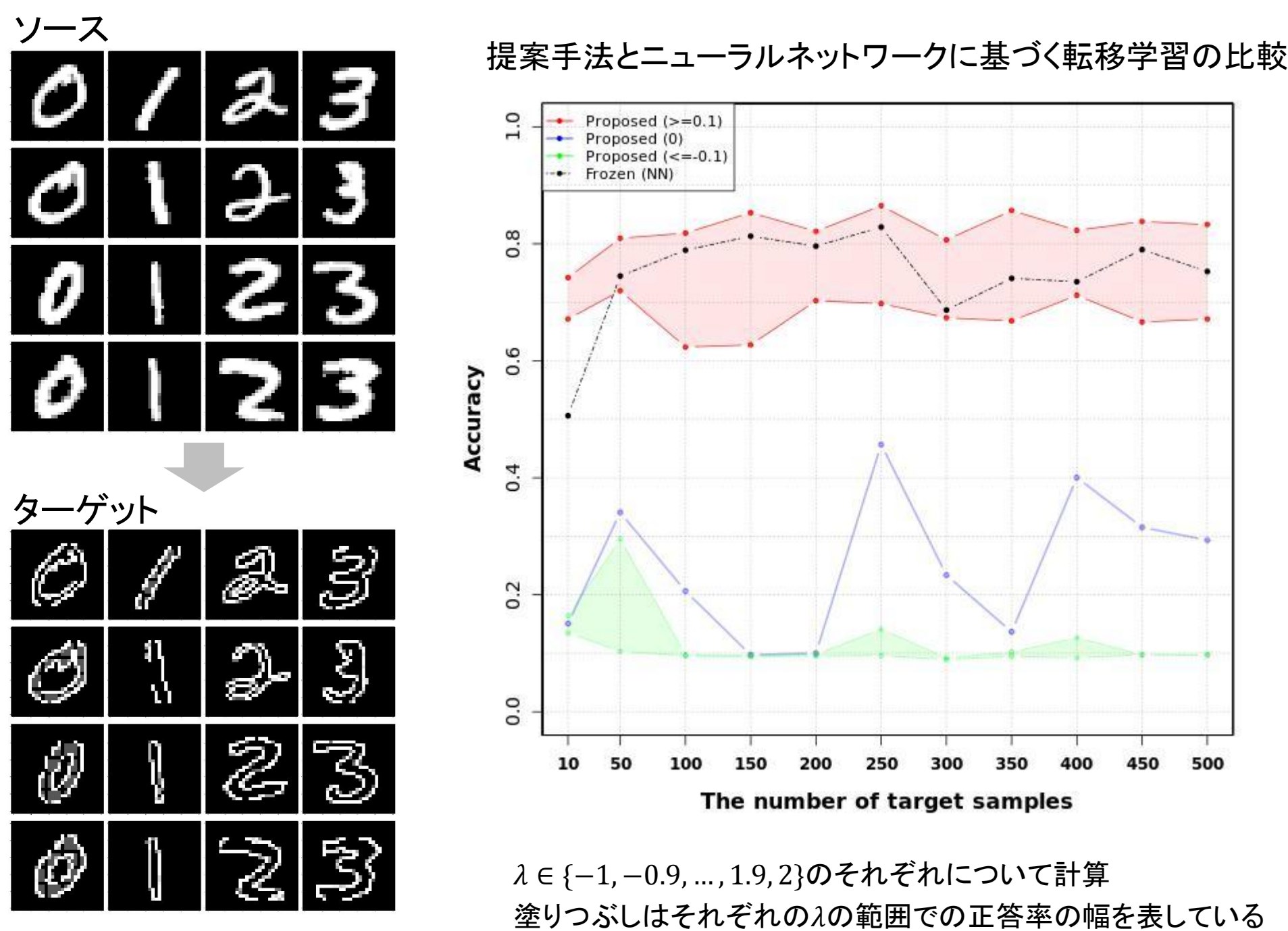
$(\rho = \lambda \frac{\sigma}{\sigma + \eta})$

$\rho < 0$	ベイズの考え方に基づく転移学習
$\rho = 0$	転移を行わない学習
$0 < \rho < 1$	密度比推定の考え方に基づく転移学習
$\rho = 1$	学習を行わない(ソースモデルを直接適用)
$1 < \rho$	新しい領域?

ハイパーパラメータ ρ (or λ) によってベイズ推定と密度比推定の考え方をつなぐことができる。

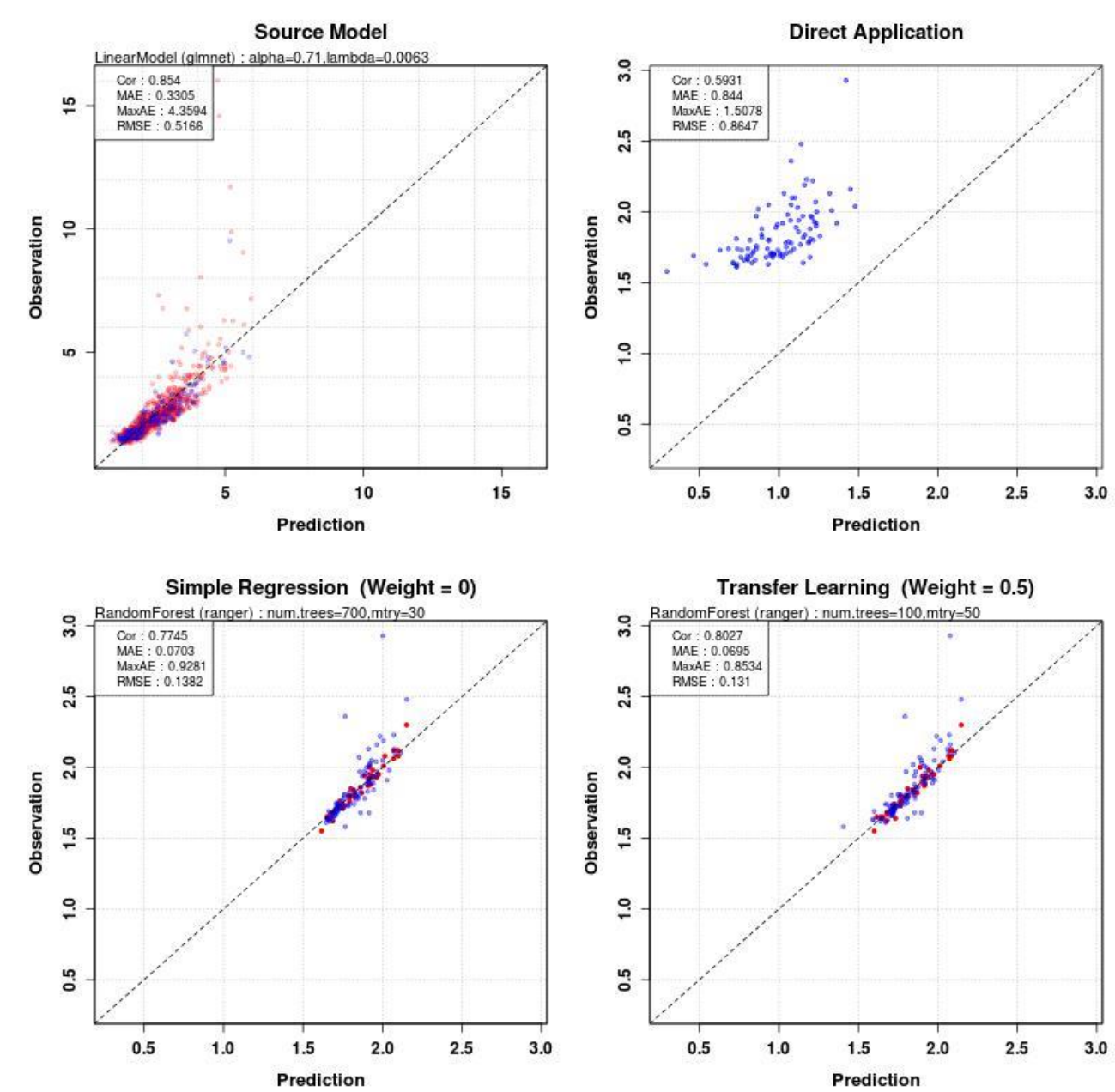
実験結果①

分類問題 MNISTの分類モデルを、加工したMNISTの分類問題へ転移させる。



実験結果②

回帰問題 無機物質における屈折率の予測モデルを有機物質へと転移させる。



参考文献

Liu, S and Fukumizu, K. (2016). Estimating posterior ratio for classification: transfer learning from probabilistic perspective. *Proceedings of the 2016 SIAM International Conference on Data Mining* 747-755.