

環境要因を排除する機械学習の方法論

豊田 祥史 博士課程(3年次編入) 4年

【分布外での汎化性能劣化問題】



In the middle image, there are no cows !



In the above image, there is a haed of sheep !!

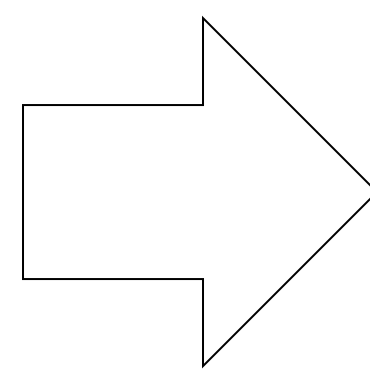
背景などの環境の変化に対応した機械学習技術の必要性

【既存手法の問題点:複数環境からのサンプルが必須】

不変性に着眼した方法論の急速な発展

(X^e, Y^e) random variables, $\mathcal{L}^e(f)$: expected loss of f in e .
 Aiming to obtain Φ such that

- $w^e := \underset{w}{\operatorname{argmin}} \mathcal{L}^e(w \circ \Phi(x))$ is independent of environments[Martin Arjovsky, et.al., 2019]
- $P(Y^e|\Phi(x))$ is independent of environments[Jonas Peters, et.al., 2016]



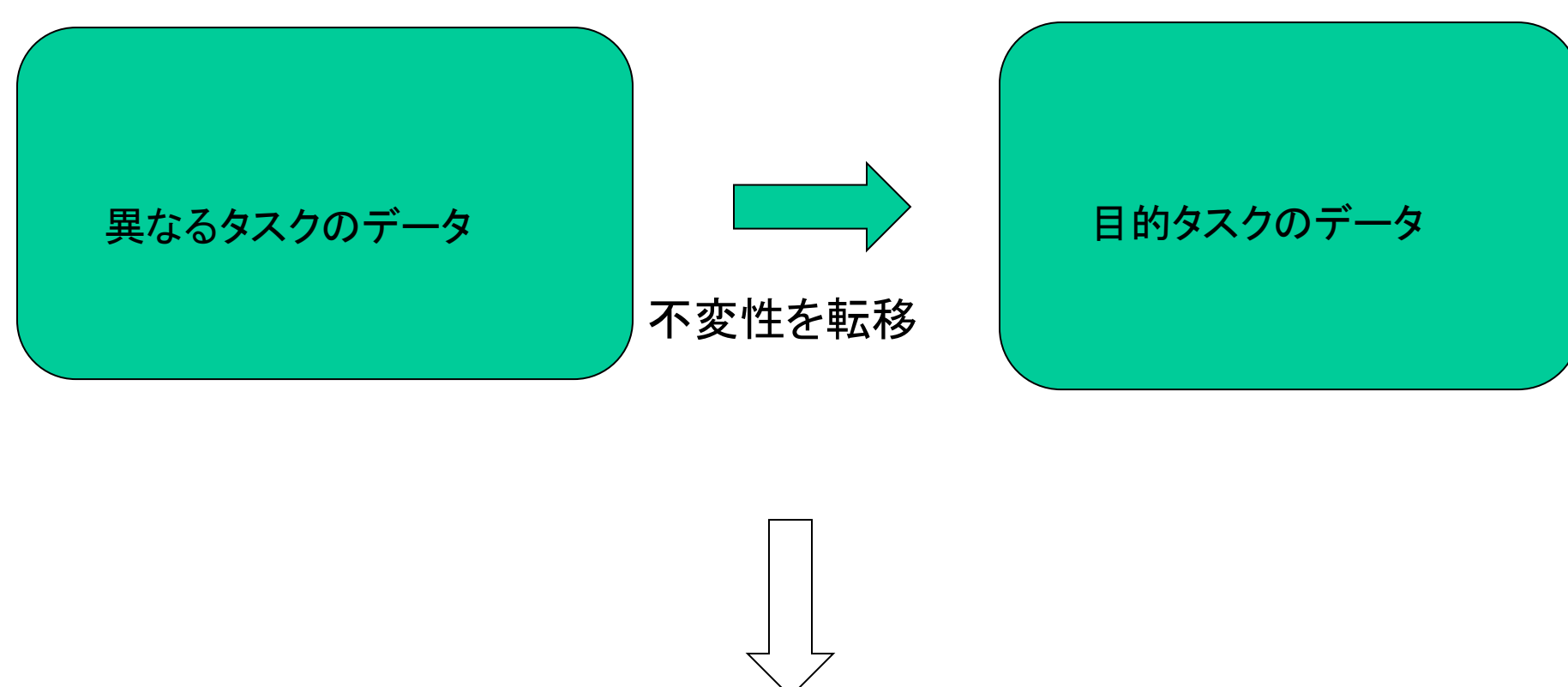
すべて環境間の違いに着眼する手法であるため....

利用できるサンプルが単一環境のみの場合適用できない!

それゆえ....

医療画像などの入手できるサンプルが少ない状況下での分布外汎化は非常に困難な現状.

【On Going Work: 不変性を転移する学習の方法論の提案】



Question

1. 転移が可能なデータはどのようなデータ?
2. どのような目的関数を設計すれば良い?
3. 実験的にどのようにどの程度の性能が出る?



現在検証中, 乞うご期待!!

目的タスクから直接不変な特徴量を抽出できなくとも分布外の汎化が可能に!

[1] Berry et.al., Recognition in terra incognita, ECCV (2018)

[2] J.Shane, Do neural nets dream of electric sheep? (2018).
 URL<https://aiweirdness.com/post/171451900302/do-neural-nets-dream-of-electric-sheep>.

[3] Martin Arjovsky, Leon Bottou, Ishaan Gulrajani, and David Lopez-Paz (2019), Invariant Risk Minimization, arXiv: 1907.02893.

[4] Jonas Peters, Peter Buhlmann, and Nicolai Meinshausen. Causal inference using invariant prediction: identification and confidence intervals. JRSS B, 2016.