

ドメイン適合に関する研究動向および アメリカでの研究生生活について

Research on domain adaptation and Research life in US

齋藤邦章

Boston University

自己紹介



Career

- University of Tokyo, Harada-Ushiku Lab, Bachelor, Master
- 2018/09: **Ph.D student at Boston University**, advised by Kate Saenko
- 2019/05 ~ 2020/05: Nvidia Research Intern
- Now: **3rd year** Ph.D student, Facebook Reality Lab Research Intern

Research Interest

- Domain Adaptation (ドメイン適合)
- Semi-supervised Learning (半教師付き学習)

[Homepage](#)

概要

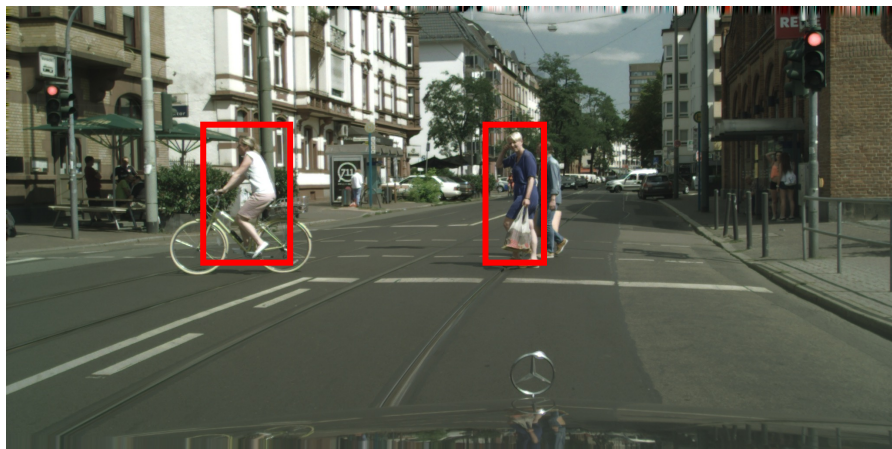
- ドメイン適合
 - 研究の話聞きたい人、ドメイン適合知りたい人
- アメリカでの研究生活、留学について
 - 留学を考える学生向け？
- トップカンファレンスに通す研究をするには
 - 論文を通したい人向け？
 - 毎年1, 2本通してきた経験から

Domain Adaptation (ドメイン適合) とは

- Domain-Gap, Dataset Bias
 - データセット間におけるデータの特徴の違い
 - 例: 気候条件の違い、光の明暗、水墨画
 - 識別精度等を落とす
- Domain Adaptation
 - Domain-Gapから生じる誤差を克服したい
 - できるだけテストするドメインでのデータ収集コストを少なく
- Unsupervised Domain Adaptation
 - ラベル付きデータ (Source) + ラベルなしデータ (Target)
 - Targetで識別精度の高いモデル

例：物体検出

アノテーション付きデータ (Source)



ターゲットデータ (Target)

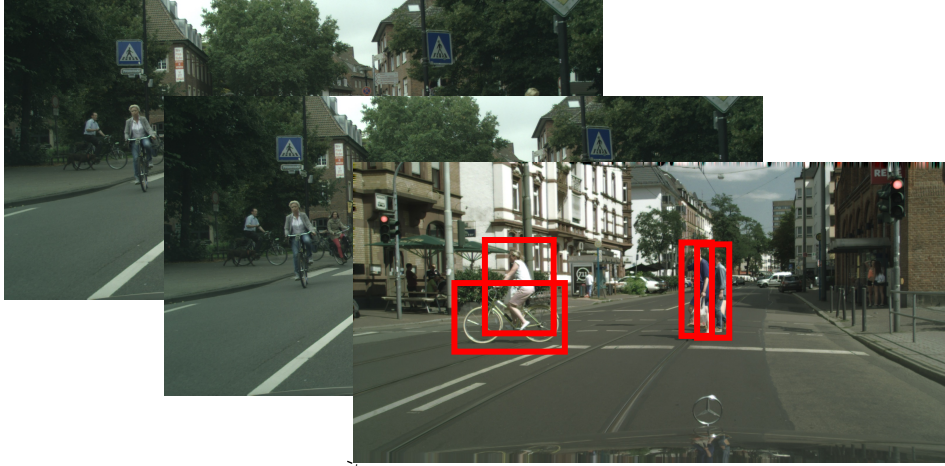


学習!



例：物体検出

アノテーション付きデータ (Source)



ターゲットデータ (Target)



アノテーションで学習



教師無し学習
(ドメインの差をなくすような損失,
擬似ラベル付による損失)

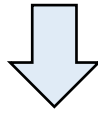
トレンド

- 様々なタスクへの応用
 - Semantic Segmentation, Object Detection, 3D Object Detection....
- より実用的なDomain Adaptationに向けて
 - Open-set Domain Adaptation
 - Universal Domain Adaptation

Open-set Domain Adaptation, Universal Domain Adaptation

- 従来のUnsupervised Domain Adaptationの仮定
 - Targetデータの 카테고리 は, Sourceデータと同じ。

この仮定が現実的とは限らない



- Open-set Domain Adaptation
 - ターゲットデータに知らない 카테고리 (Unknown) のサンプルがある。
 - Unknownも, “Unknown”として認識したい。
- Universal Domain Adaptation
 - そもそも、どれくらいOpen-setなのかも分からない
 - ターゲットに無い 카테고리 がラベル付データにある可能性も

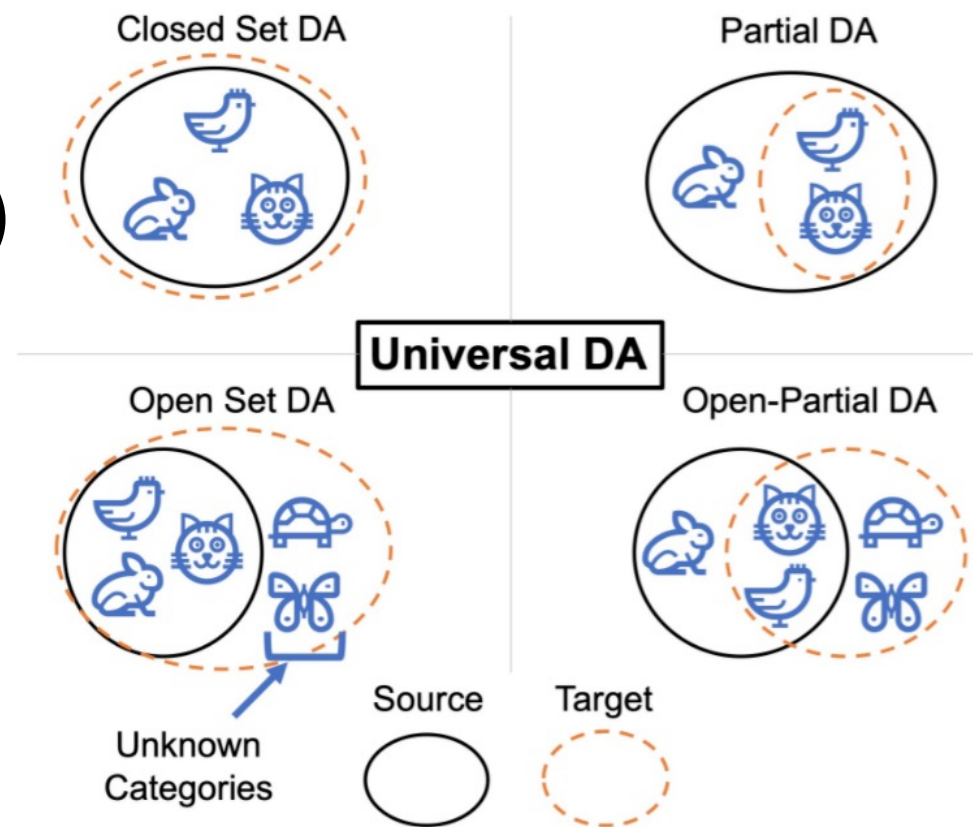
Universal Domain Adaptation through Self-Supervision (NeurIPS2020)

- 実用的なDomain Adaptationのためには、色んなターゲット（カテゴリー）に事前知識が少ない状態でも適応できるメソッドが必要なのではという問題提起

新規手法

- Unsupervised Clustering (Self-supervision)
- Entropy based pseudo-labeling を提案

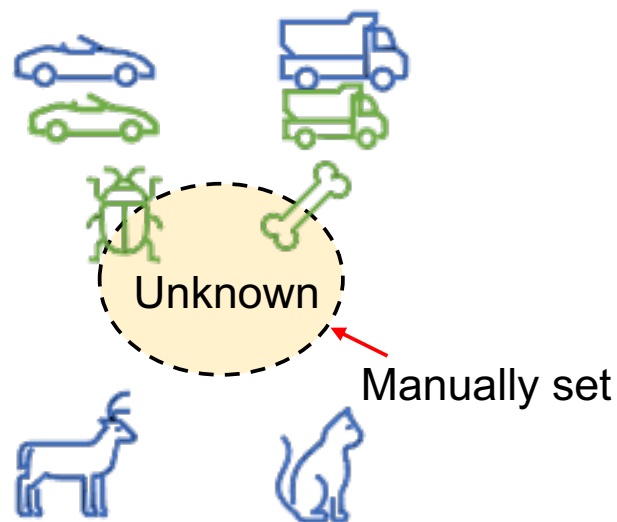
[Project Page](#)



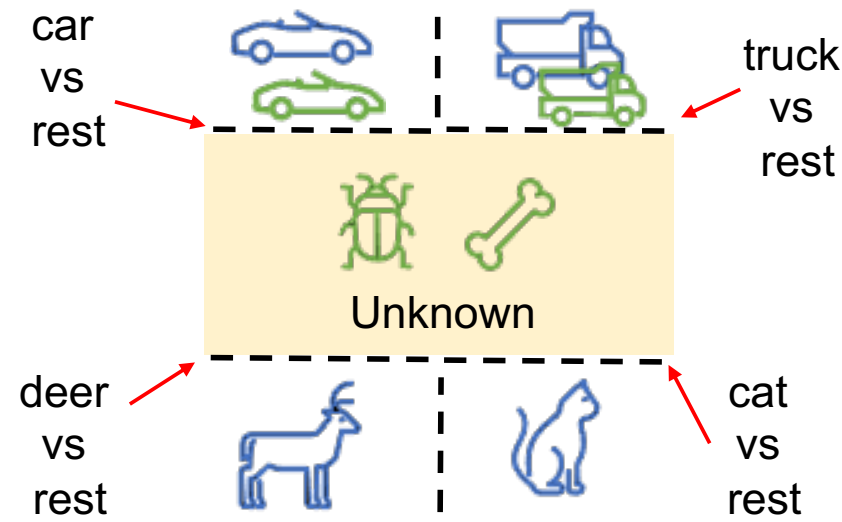
OVANet: One-vs-All Network for Universal Domain Adaptation (Arxiv 2021)

- Unknownなサンプルを検出する閾値をOne-vs-All Classifierを用いて学習する手法を提案.
- 既存手法と比べ、ハイパーパラメータが最も少ない、
- でも最も高精度
- [論文](#), [スライド](#)

Existing Approaches



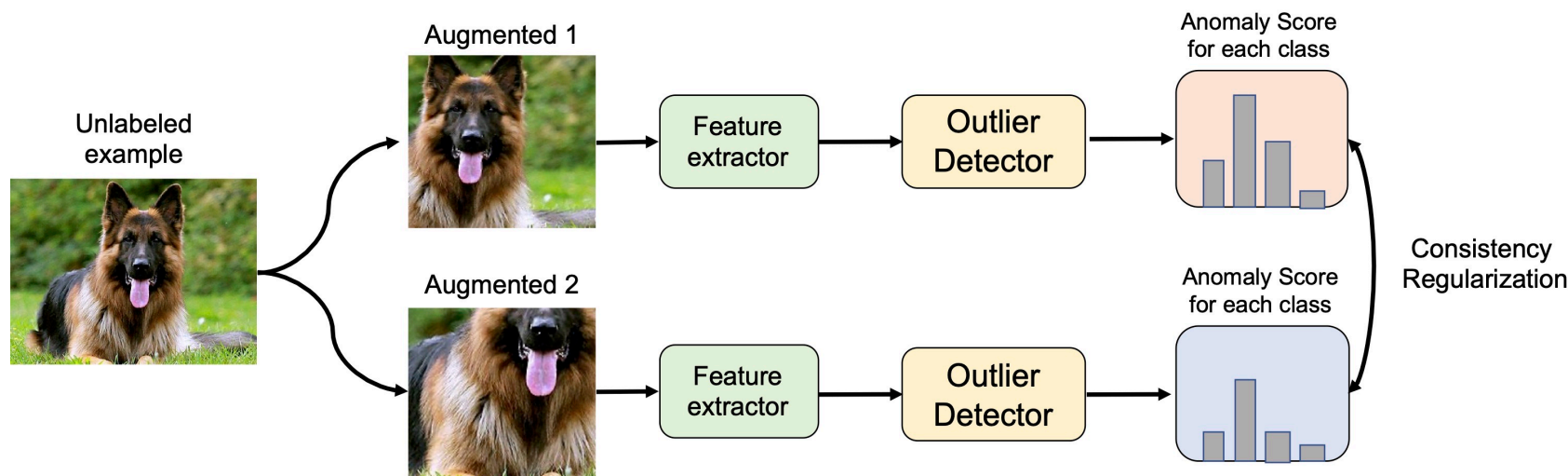
Ours: One-vs-All Classifiers



OpenMatch: Open-set Consistency Regularization for Semi-supervised Learning with Outliers (Arxiv 2021)

- One-vs-All Network によるUnknownサンプル検出をOpen-set Semi-supervised Learningに応用
- One-vs-All Networkに対するConsistency RegularizationでUnknownサンプル検出の精度が向上
- [論文](#), [スライド](#)

Soft Open-set Consistency Regularization



Other Links

- [物体検出のためのドメイン適合](#)
- [少ラベルを利用したドメイン適合](#)
- [Few-shotな画像の変換等](#)
- [List of my research projects](#)
- [ドメイン適応の原理と応用](#)
(ssii 2020, by Yoshitaka Ushiku)

画像変換の例

Style image from
unseen domain



Input content
image



目的

- 出願プロセス、研究生活についての情報が少ない
 - 何をすべきか、よく分からない
 - 今考えるとこうすれば良かった...
- を少しは解決したい

留学に至るまで

- B4: 博士課程をアメリカ大学院過ごすことを決意
- B4-M1: 研究成果（論文）が必要なので、研究に没頭
- M2, 夏: 現在の指導教員の元でインターン
- M2, 9-12月: 論文執筆、出願、TOEFLのスコア揃えを頑張る
- M2, 1-2月: 出願結果待ち、修論準備
- M2, 3月: Accepted by Boston University

やってよかったこと、やっておけばよかったこと。

- M1から論文を書いていたこと。(出願有利、修論楽)
 - 教員に連絡を取り、インターンをしたこと。(出願有利)
 - インターンの成果で論文を書けたこと。(出願有利)
-
- 第一志望だった教授のところでインターンをしたこと（やってません。大御所だったので、ひよってしまいました。）
 - 各種スコアを計画的にそろえた（ギリギリでした。）
 - 英語（上手ければ、上手いほどストレスを感じないで済む。）

メリット

- アメリカでのインターン等の情報は圧倒的に多い。
 - 大学を超えた研究室間での連携、情報共有
 - 博士学生が多い。
-
- 金銭面（RA, インターン, 教授次第）
 - 有名研究者によるトーク
 - 企業（研究所）でのイベント

トップカンファレンスに通す研究の要素（手法面）

- 手法の背後にあるアイデア
 - どの手法を使うのか、組み合わせるのかではなく、**何を実現したい、何を解決したい、何が問題なのか**を考える
 - 問題を理解することから、手法が生まれる
- シンプルさにこだわること
 - 背後にある**アイデア**のシンプルさ
 - 実現方法が煩雑になることはありうる。避けるべきではある。
 - **実現方法**のシンプルさ
 - この場合、アイデアも恐らくシンプル。

トップカンファレンスに通す研究: 心がけ

- **手**を動かす

- 実験することで得られる知見。すぐに役にたたなくても、そのうち役に立つかも。
- 実験しないと問題が分からない場合もある。
- シンプルなベースからスタートして色々試す。
- 手を動かして出てくるアイデアもある。

- **頭**を動かす

- ノートに図を書く。
- 歩きながら考えるとアイデアが出る。

- **体**を動かす

- 走る、筋トレする、泳ぐ（考えながらは厳しいが単にスッキリする）

最後に

- ドメイン適合
- アメリカでの研究生生活、留学について
- トップカンファレンスに通す研究をするには