

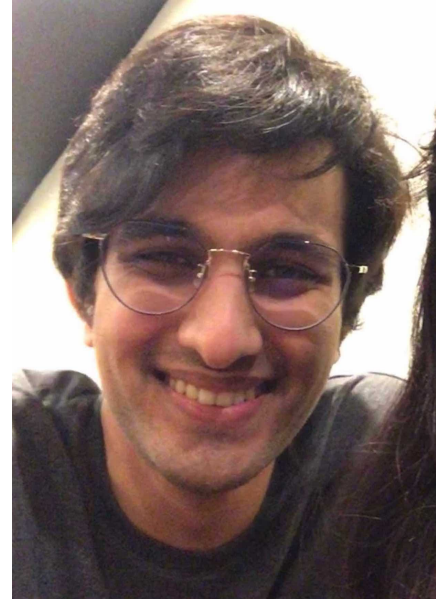
In Search of Lost Domain Generalization

What goes next?

Сергей Седов, 202

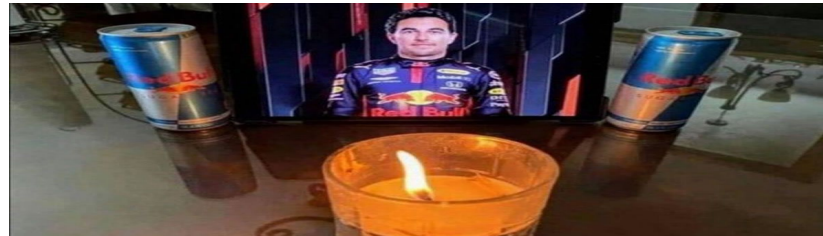
Авторы: Ishaan Gulrajani

- Делает PhD в Стэнфорде
- Успел поработать в Facebook AI Research, Google Brain и Mila - институт AI исследований в Монреале
- В основном занимается GAN'ами и Domain Generalization, но далеко не только этим
- Первые статьи были по NLP, в частности Dynamic Memory для языковых моделей



Авторы: David Lopez-Paz

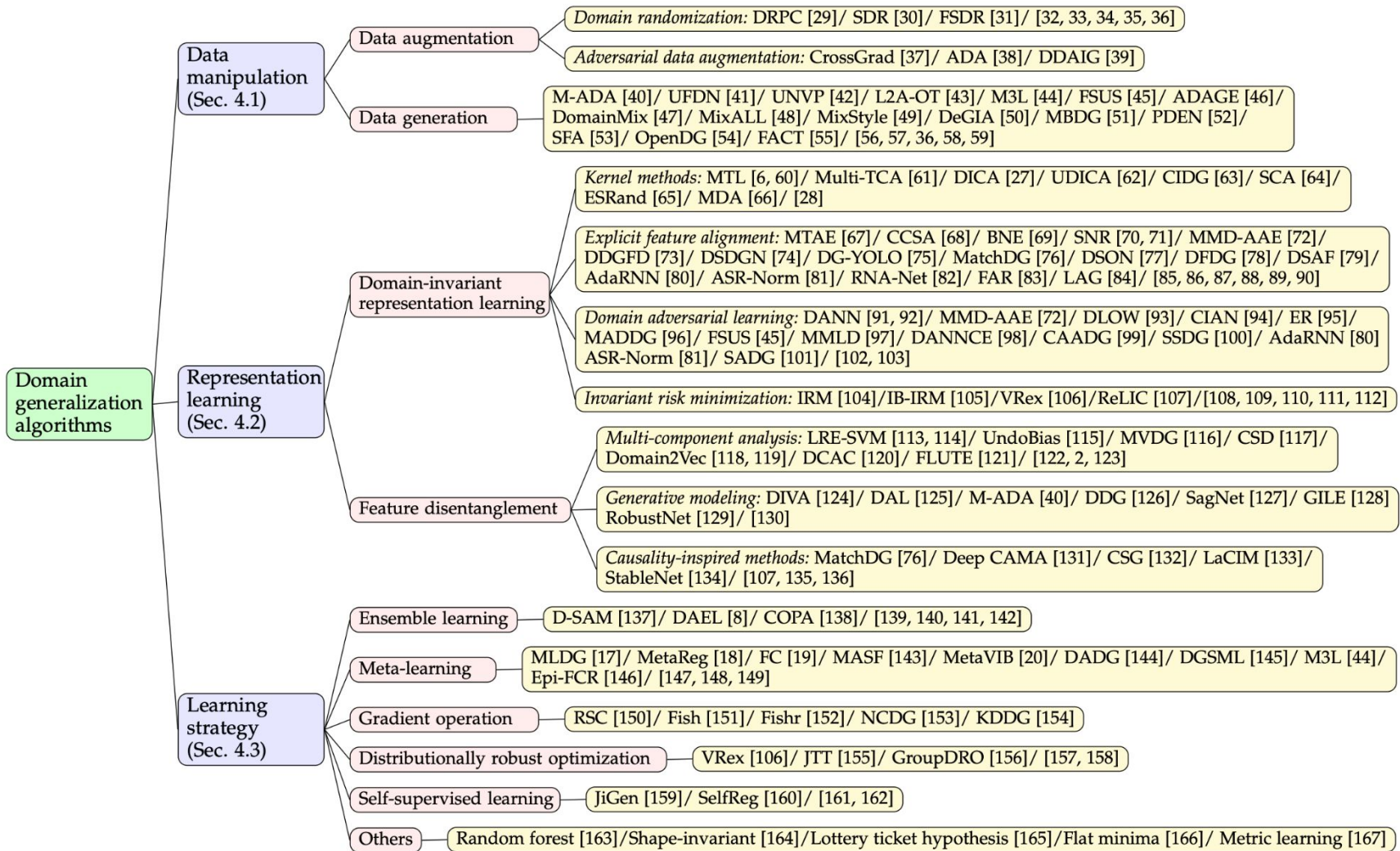
- Facebook AI Research
- PhD в Институте Макса Планка и Кэмбридже
- Стажировался в European Space Agency, Google Research и the Red Bull Formula 1 team (goes brrrr).
- В основном занимается Domain Generalization и в целом переносом знаний в нейросетях - в той же дистилляции



Авторы

Годом ранее вдвоём участвовали в написании [Invariant Risk Minimization \[2019\]](#), так что отчасти в этой статье они занимаются критикой своего предыдущего подхода.





Domain Invariant Representation Learning

Данная группа методов строит представления $\phi(X^d)$ данных различных доменов в общем признаковом пространстве.

- [Domain Adversarial Training](#) - обучаем состязательную нейронку предсказывать, из какого домена пришли преобразованные данные
- [Invariant Risk Minimization](#) - обучаем такое представление данных, что лучший линейный предиктор поверх $\phi(X^d)$ не будет различаться между доменами. Этот подход мотивирован нахождением корреляций между данными и лейблами.
- В более современной [работе](#) говорят, что кроме сближения $\phi(X^d)$ для разных доменов нужно учитывать гладкость полученных представлений.

А что дальше? Алгоритмы

- Последняя [обзорная статья](#) по области вышла в 2022
- Для Domain Generalization примерно на тех же датасетах ничего не поменялось - сильного отрыва различных алгоритмов от ERM нет
- Однако для Domain Adaptation - смежной задачи, где в процессе обучения доступна выборка на целевом домене, ситуация другая - методы Domain Adversarial Training работают значительно лучше
- И да, в Domain Generalization зачастую читают, сравнивая модели на тестовом домене. Но за счет ограниченного числа обращений к нему (как в этой статье) особой утечки данных вроде как не происходит.

А что дальше? Алгоритмы

Один из способов улучшить качество - обучение ансамбля моделей с последующим отбором подходящих к определенным данным: [SIMPLE](#)

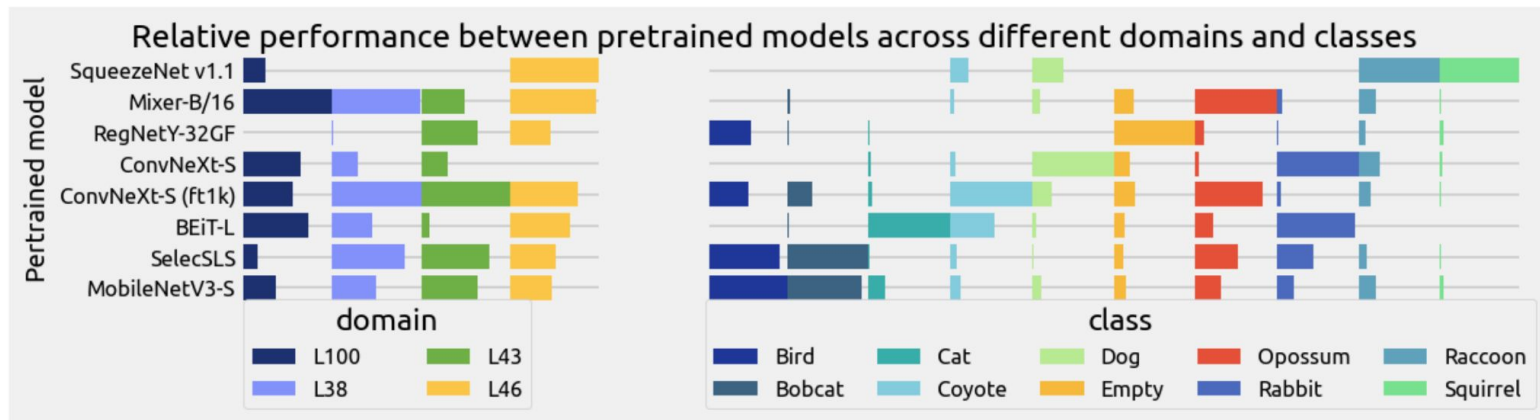
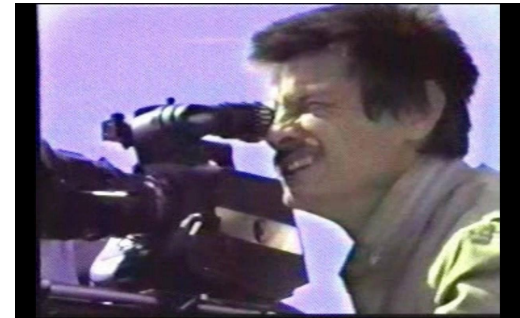
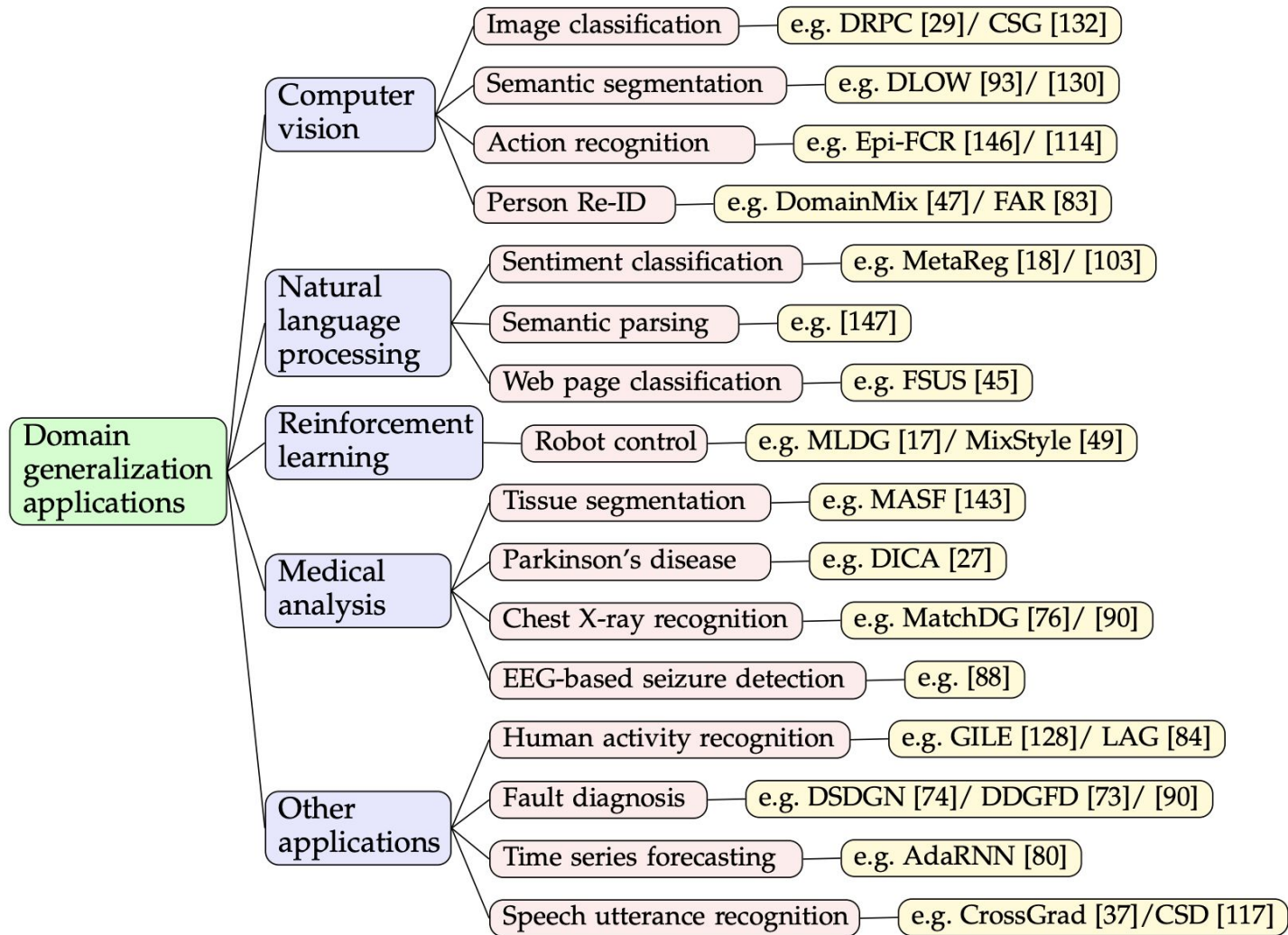


Figure 1: Classification performance comparison of pretrained models in different domains and different classes of the TerraIncognita dataset (Beery et al., 2018). For clarity of presentation, only partial results are shown. The complete results can be found in Appendix A.4.

А что дальше? Данные

- Все датасеты для сравнения - на задачи Computer Vision. Пробовали ли в domain generalization в других областях?
- Да, пробовали. Но, как правило, адаптируя архитектуры моделей под конкретную задачу. Настолько общего сравнения всех стадий пайплайна и уж тем более выводов по другим областям нет :(





А что дальше? Данные

Для увеличения количества данных и сближения исходных доменов с целевым зачастую используют аугментации данных или генерируют новые.

Такими методами мы симулируем общее распределение данных с какой-то погрешностью и нет четких гарантий, что мы в целом двигаем модель в сторону уменьшения риска на целевом, неизвестном домене.

“In god we trust. All others must bring data.”

W. Edwards Deming

MY BODY IS A
MACHINE
THAT TURNS

A detailed illustration of a human skeleton in a dynamic pose, performing a deadlift. The skeleton is bent at the hips and knees, lifting a barbell from the floor. The barbell has two large, dark, circular weights on either side of a central bar. The background is a solid black, making the white text and the greyish-brown skeleton stand out. The overall aesthetic is gritty and industrial.

широкие
обобщения

INTO

сомнительные
выводы

Материалы

- [In Search of Lost Domain Generalization \[2020\]](#)
- [Generalizing to Unseen Domains: A Survey on Domain Generalization \[2022\]](#)
- [Domain-Adversarial Training of Neural Networks \[2016\]](#)
- [Invariant Risk Minimization \[2019\]](#)
- [On the benefits of representation regularization in invariance based domain generalization \[2021\]](#)
- [SIMPLE \[2023\]](#)