Simultaneous Deep Transfer Across Domains and Tasks

# 0. Abstract

# 1. Introduction

Labeled data로 training된 Model(robot)은 새로운 환경에 가면 unlabeled data를 마주치게 됩니다. 이러한 상황에서 최적화를 시키려면 Unlabeled data에 대하여 labeling을 해줘야 하는데 이는 비용이 너무 큽니다. 이를 위해 저자는 domain과 task에 대하여 transfer learning을 하는 것이 접근 방식이라고 설명합니다. 이러한 과정은 ‘직관적’으로 source domain과 target domain에서의 marginal feature distribution이 비슷하게 만들 수 있다는 가정에서 이루어집니다. 또한 task transfer도 source domain에서 경험적으로 학습한 category간의 relationship을 target domain으로 전달할 수 있기에 가능합니다.

기존의 domain transfer techniques(DAN)은 task transfer를 위한 학습된 source semantic structure를 활용하지 않았습니다.( 내 생각에는 source semantic structure가 아마 task invariant semantic structure를 의미하는 것 같다.)

이러한 Domain transfer를 하기 위해서는 새로운 환경(unseen domain)에서 unlabeled target data를 이용해 estimated marginal distribution을 계산하는 것이며 명확하게 source domain과 target domain의 distance를 줄이는 feature representation을 optimization을 사용합니다.

Domain invariance를 optimization 하는 것은 class label을 predict하면서 동시에 domain들을 비슷하게끔 보이게 하는 representation을 찾는 것과 동일합니다. 저자는 이를 *classification loss*와 *domain confusion loss*(that makes domains indistinguishable)를 이용하여 접근했다고 합니다.

하지만 domain confusion을 maximization 하는 것이 marginal distribution of domain(?)을 도출 시키지만, class mapping이 꼭 일어나야 하는 것은 아니라고 말합니다. [뭔말이야]

그러므로 우리는 source와 target의 category중에서 비슷한 구조를 명시적으로 전달해야 하고 few target labeled example as reference point를 가지고 target domain에 동일한 structure를 만들 수 있는 representation을 최적화 해야 합니다.