Tema 5.4 Transferencia de Aprendizaje

Miguel Ángel Martínez del Amor

Deep Learning

Departamento Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial
Universidad de Sevilla

Contenido

- Transfer Learning (Transferencia de Aprendizaje)
- Estrategias
- Transfer Learning en Deep Learning

Transfer Learning

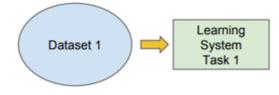
- Supongamos **nuestra tarea (T1)** es identificar objetos en imágenes de un restaurante (**dominio 1**). Entrenamos un modelo para ello.
- Supongamos **nueva tarea (T2)** es identificar objetos en imágenes de un parque o una cafetería (**dominio 2**). Si aplicamos el modelo entrenado para T1, veremos una degradación de rendimiento para el dominio 2.
- Transferencia de aprendizaje debería permitirnos reutilizar el conocimiento de tareas previamente aprendidas y aplicarlas a nuevas.

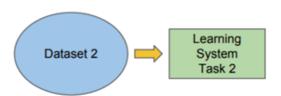


ML tradicional vs Transfer Learning

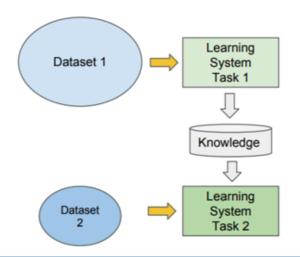
Traditional ML vs Transfer Learning

- Isolated, single task learning:
 - Knowledge is not retained or accumulated. Learning is performed w.o. considering past learned knowledge in other tasks





- Learning of a new tasks relies on the previous learned tasks:
 - Learning process can be faster, more accurate and/or need less training data

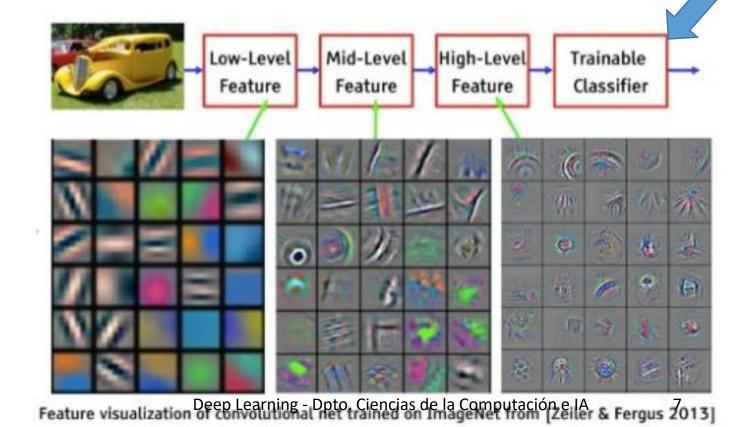


Transfer Learning

- Transfer Learning: habilidad de reutilizar conocimiento existente sobre una tarea origen en otras tareas objetivo.
 - ¿Qué transferir?
 - Identificar qué porción de conocimiento es específico de nuestro origen, y qué tiene en común el origen con el objetivo.
 - ¿Cuándo transferir?
 - Hay algunos escenarios donde transferir conocimiento es contraproducente.
 - ¿Cómo transferir?
 - Buscar los cambios en los algoritmos y las diferentes técnicas existentes para ello.

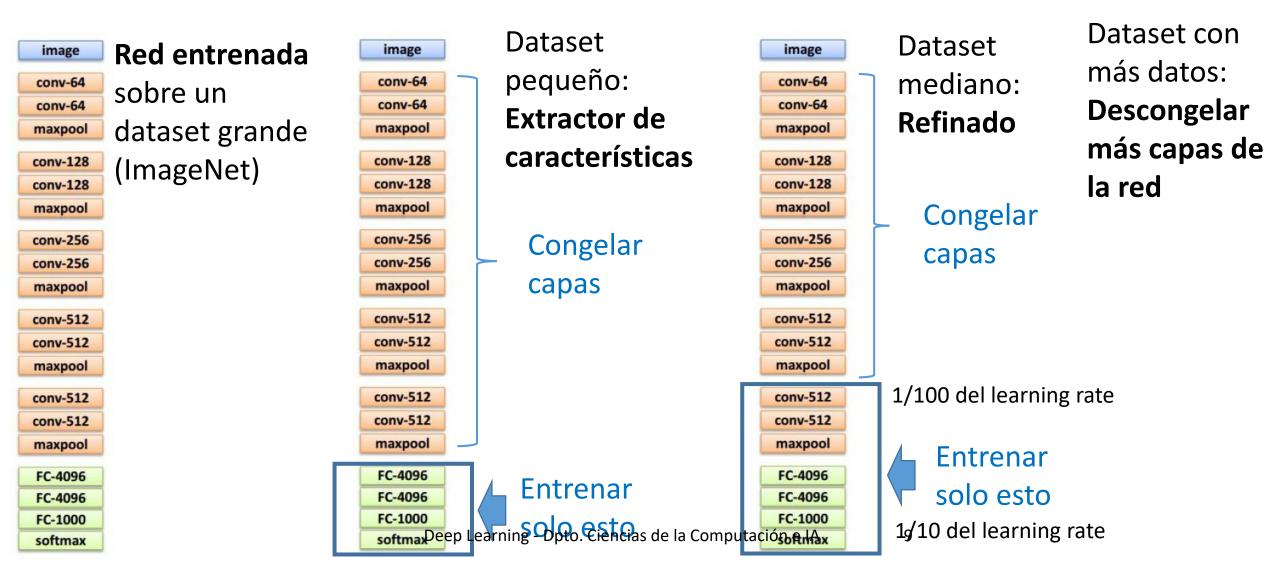
- Para entrenar una red convolucional (CNN) desde cero se necesita:
 - Much(ísim)os datos (p.ej. ImageNet: 1,2 millones de imágenes, 1000 categorías)
 - Gran capacidad computacional (p.ej. <u>DGX v2</u> con 16 Tesla V100).
 - **Tiempo** (semanas a meses para entrenamiento)
- En la realidad, pocos investigadores entrenan una CNN desde cero
 - Partir de una ConvNet pre-entrenada en un conjunto de datos muy grande
- Yosinski et al. <u>How transferable are features in deep neural networks?</u>
 2014

Convolutional Neural Network



- Tres escenarios:
 - Modelo pre-entrenado (pretrained models): descargar un modelo (p.ej. <u>Model Zoo de Caffe</u>) para usarlo directamente o aplicarle lo anterior lo siguiente.
 - Extractor de características (fixed feature extractor): reemplazar las últimas capas FC (Fully Connected) y el clasificador por nuevas y entrenarlas, fijando el resto.
 - Re-entrenar el clasificador con el nuevo conjunto de datos.
 - **Refinado (fine tuning)**: reemplazar FC y softmax, fijar solo las primeras capas, aplicar *backpropagation* al resto.
 - Últimas capas suelen contener características más específicas a las categorías por las que fueron entrenadas.

http://cs231n.github.io/transfer-learning/



	Dataset muy similar	Dataset muy diferente
Muy pocos datos	Feature extractor con un clasificador en la última capa (<u>ejemplo</u>)	¡Problemas! Intenta un clasificador desde diferentes etapas (ejemplo)
Algunos datos	Finetuning con pocas capas	Finetuning con un gran número de capas

- Aplicaciones:
 - Para visión por computador: Quizás donde más se esté aplicando esta técnica hoy en día.
 - Modelos pre-entrenados: <u>VGG-16</u>, <u>VGG-19</u>, <u>Inception V3</u>, <u>Xception</u>, <u>ResNet-50</u>
 - Para procesamiento de lenguaje natural: Aquí se hace difícil pero se puede se puede reutilizar modelos de word embedding.
 - Modelos pre-entrenados: <u>Word2Vec</u>, <u>GloVe</u>, <u>FastText</u>
 - Para audio/habla: modelos de reconocimiento automático del habla (ASR) desarrollados para el inglés se han usado con éxito para otros lenguajes como el alemán.