
PathNet : Evolution Channels Gradient Descent in Super Neural Networks

Chrisantha Fernando, Dylan Banarse, Charles Blundell, Yori Zwols, David Ha,
Andrei A. Rusu, Alexander Pritzel, Daan Wierstra

Google Deep Mind, London, UK. Google Brain

arXiv 2017

Total cites : 441

2021.08.04
최영제

1. Introduction

2. Methods

3. Results

4. Conclusion

1 Introduction

Transfer Learning 개요

- Neural networks는 강력한 성능을 보여주나 task가 변경될 경우 처음부터 학습해야하는 단점이 존재함
- PathNet은 기존에 학습된 neural network를 새로운 task에 재사용하는 transfer learning의 일종
- Transfer learning이란 source task를 해결하면서 얻어진 knowledge를 target task로 전이하여 사후적으로 학습하는 개념을 말함
→ 전반적인 성능의 향상, 좋은 초기값을 통한 빠른 학습 속도의 유도 등의 장점을 보유
- Figure 01 처럼 layer 마다 가중치 고정(frozen), 재학습 (fine-tuning) 설정 후 학습을 진행함

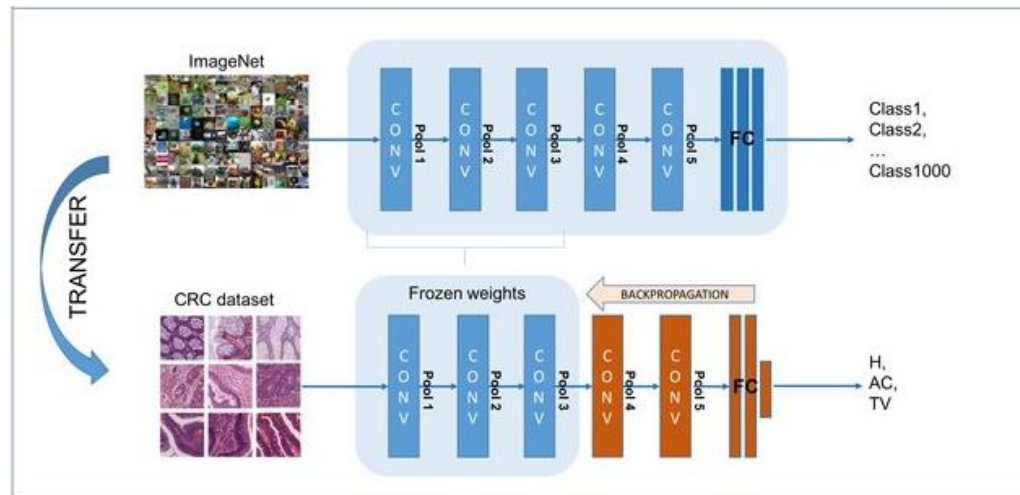


Figure 01 : Transfer learning example

PathNet Architecture

- PathNet은 기존의 transfer learning과 달리 layer를 module로 구성하여 module 단위로 frozen과 fine-tuning을 결정
- 예시와 같이 3개의 Conv. layer와 1개의 linear layer로 구성되어 있으며 layer의 output들은 reduce sum 되어 다음 layer를 통과함
- PathNet의 목적은 source task를 학습할 때 최적의 path를 탐색 후 이를 고정 시키고 나머지 부분을 target task에서 fine-tuning하는 것

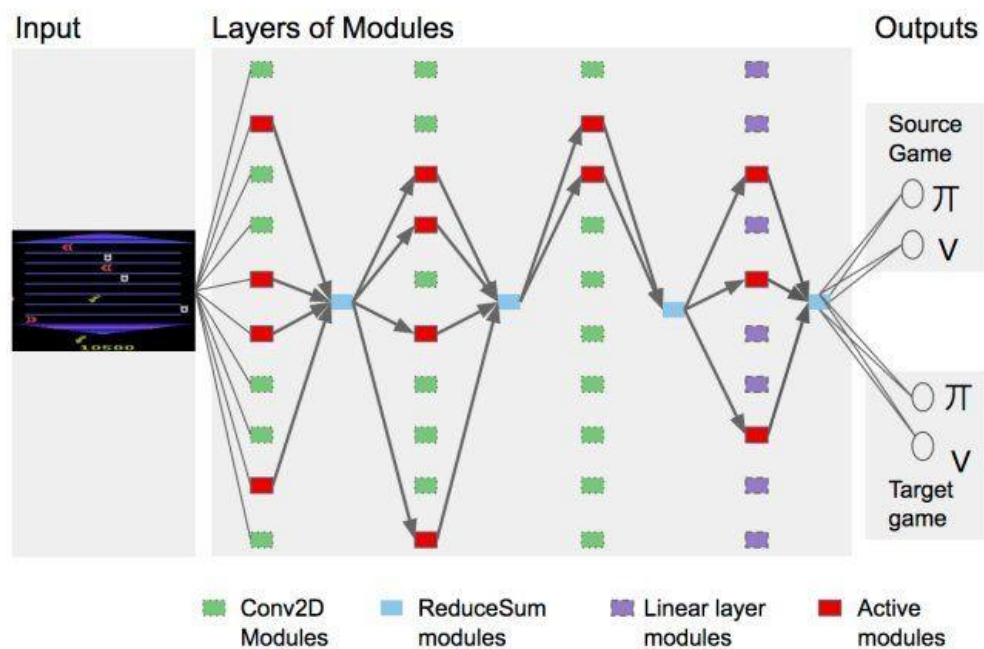


Figure 02 : PathNet architecture

PathNet Architecture : path 도출 과정

- 최적의 path는 genetic algorithm을 통해서 도출이 되며 해당 path를 탔을 때의 성능을 기준으로 찾게 됨
- Source task (Pong)을 학습하며 최적의 path를 도출하고, 이를 고정 후 target task (Alien)에 대해서 fine-tuning을 진행함

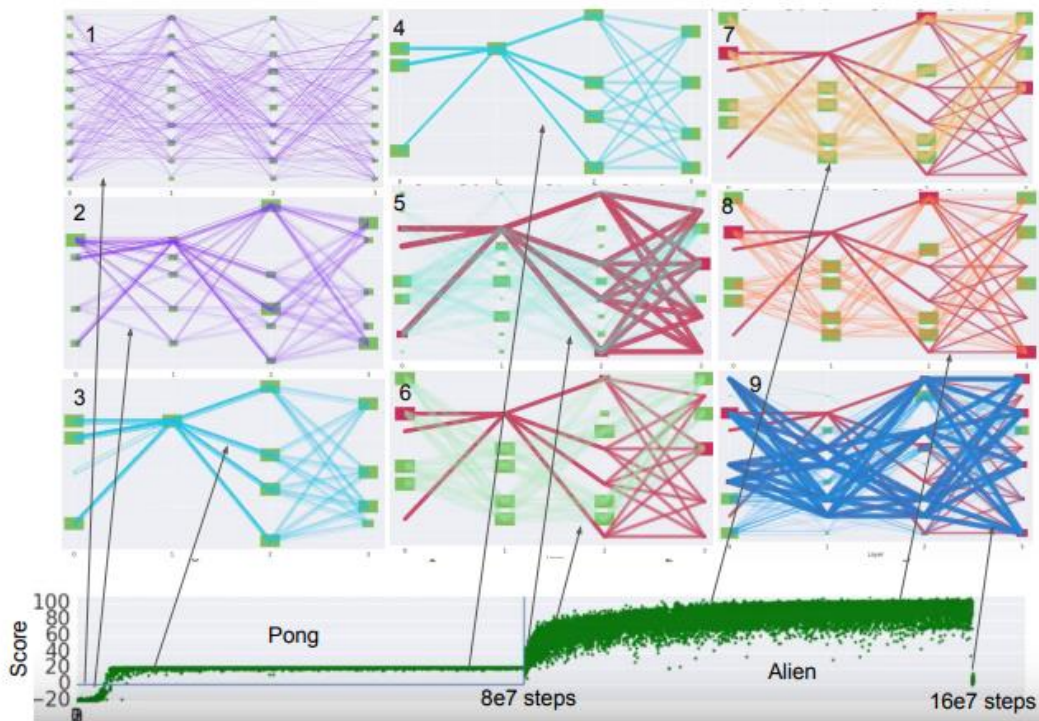


Figure 03 : Transfer learning 시 genotypes의 변화

3 Results

Experiment Results : classification task

- PathNet의 성능 비교는 크게 2가지로, classification task와 reinforcement learning task를 풀게 됨
- 먼저 classification은 CIFAR, SVHN image datasets를 이용하여 진행을 함
- SVHN / CIFAR : 25.5%, 35.3% - PathNet SVHN / CIFAR : 35.7%, 39.8%

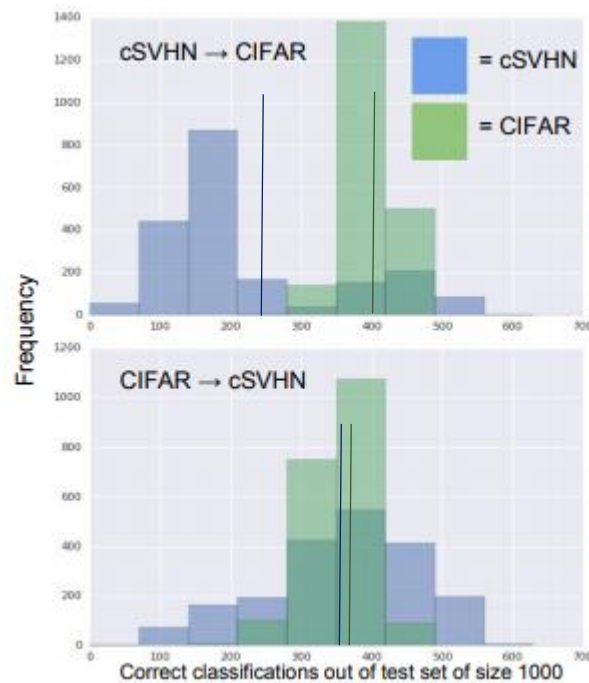


Figure 04 : PathNet performance in classification task

3 Results

Experiment Results : reinforcement learning task

- Reinforcement learning task에선 Atari와 Labyrinth games를 풀게 됨
- PathNet의 성능 비교 대상은 오직 target task만 학습한 모델(de novo, independent)과 fine-tuning 모델
- Independent의 특정 점수에 도달한 시간을 1로 놓음, 1보다 크면 특정 점수에 더 빨리 도달했음을 의미

		Alien	Asterix	Boxing	Centipede	Gopher	Hero	JamesBond	Krull	Road_Runner	Robotank	Star_gunner	wizard_of_wor
<i>de novo</i>	Control	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	Pong	0.83	1.48	1.09	1.23	1.07	1.49	1.01	1.09	1.03	0.85	0.95	0.90
<i>Fine-Tuning</i>	Riverraid	0.89	0.80	1.57	1.36	1.31	0.85	2.59	1.15	0.90	4.75	0.46	1.07
	Seaquest	0.87	1.23	1.23	1.37	1.00	0.87	0.95	1.08	0.60	0.79	0.24	0.56
<i>Pathnet</i>	Pong	1.14	0.58	1.35	1.43	1.21	1.14	1.93	1.12	0.96	1.07	0.50	0.56
	Sea Quest	1.15	1.17	1.80	2.22	1.17	1.03	2.04	1.13	0.96	1.22	0.29	0.73
	Riverraid	1.00	0.79	1.71	2.15	1.04	1.14	2.25	1.11	0.90	6.86	0.25	0.84

Figure 05-1 : PathNet performance in reinforcement learning task

3 Results

Experiment Results : reinforcement learning task

- 다음은 River Raid 게임에 대해 학습을 진행 후 4가지 게임을 학습한 결과
- 성능 측면에서 비교하였을 때, fine-tuning (green)의 경우 independent (red)와 비교하여 비슷하거나 낮은 구간이 있지만 PathNet (blue)을 사용하면 대부분의 step에서 높은 성능을 보임

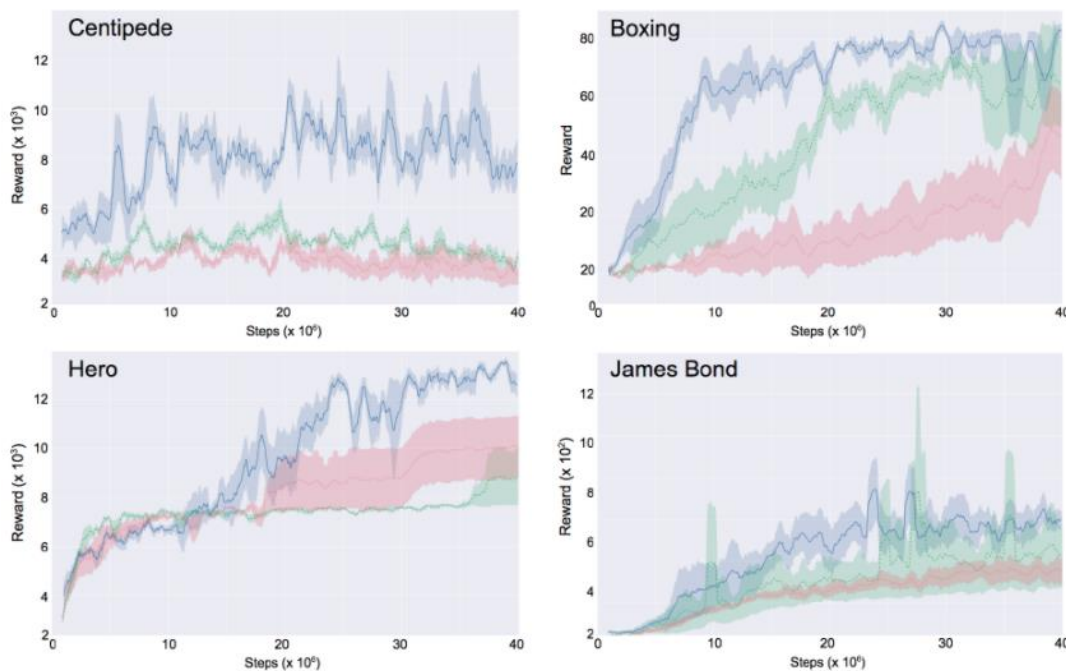
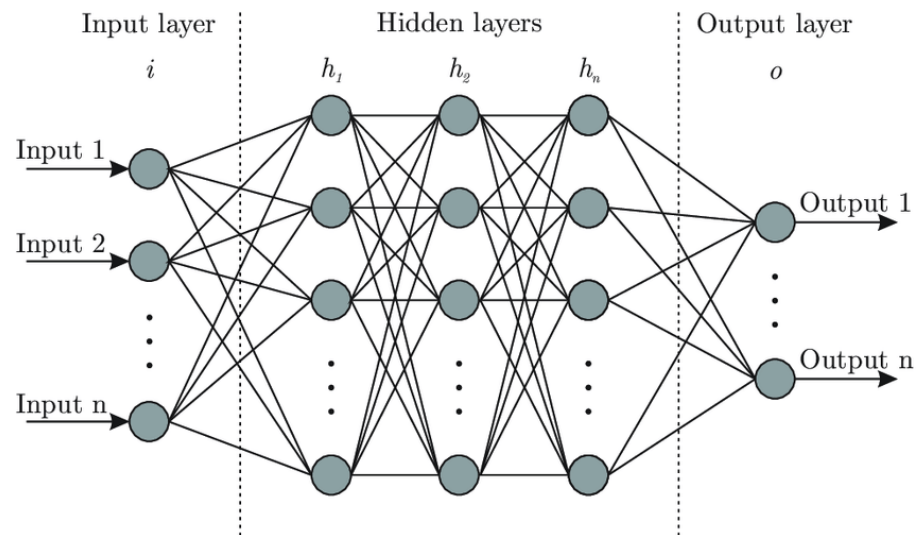


Figure 05-2 : PathNet performance in reinforcement learning task

4 Conclusion

Summary

- PathNet은 기존의 학습된 신경망의 지식을 재사용(re-use)하는 transfer learning의 일종
- Layer 단위로 가중치를 고정시키는 기존 방법과 달리 module 단위로 접근 (path)하며 이는 genetic algorithm 통해 도출 됨
- Classification task와 reinforcement learning task에서 새로운 transfer learning 기법으로써의 가능성을 보임



Q&A