Idea Factory Intensive Program #2

답러닝 롤로서기

이론강의/PyTorch실습/코드리뷰

딥러닝(Deep Learning)에 관심이 있는 학생 발굴을 통한 딥러닝의 이론적 배경 강의 및 오픈소스 딥러닝 라이브러리 PyTorch를 활용한 실습



Learning Assistant Information



JaeYoung Jo (School of Computing)
Developed KAIST Job Alarm Service
IR&NLP Lab. Research Intern



whwodud9@kaist.ac.kr



https://github.com/heartcored98



SeungSu Kim (School of Computing)
Developing NOGA Cab Service
ACE Lab. Research Intern



seungsu0407@kaist.ac.kr



https://github.com/seungsukim

Acknowledgement

Sung Kim's 모두를 위한 머신러닝/딥러닝 강의

- https://hunkim.github.io/ml/
- https://www.youtube.com/playlist?list=PLIMkM4tgfjnLSOjrEJN31gZATbcj_MpUm

Andrew Ng's and other ML tutorials

- https://class.coursera.org/ml–003/lecture
- <u>http://www.holehouse.org/mlclass/</u> (note)
- Deep Learning Tutorial
- Andrej Karpathy's Youtube channel

WooYeon Kim & SeongOk Ryu's KAIST CH485 Artificial Intelligence and Chemistry

https://github.com/SeongokRyu/CH485——Artificial—Intelligence—and—Chemistry

SungJu Hwang's KAIST CS492 Deep Learning Course Material

Many insightful articles, blog posts and Youtube channels

Facebook community

- Tensorflow KR (https://www.facebook.com/groups/TensorFlowKR/)
- Pytorch KR (https://www.facebook.com/groups/PyTorchKR/)

Medium Channel and Writers

Toward Data Science (https://towardsdatascience.com/)

Acknowledgement



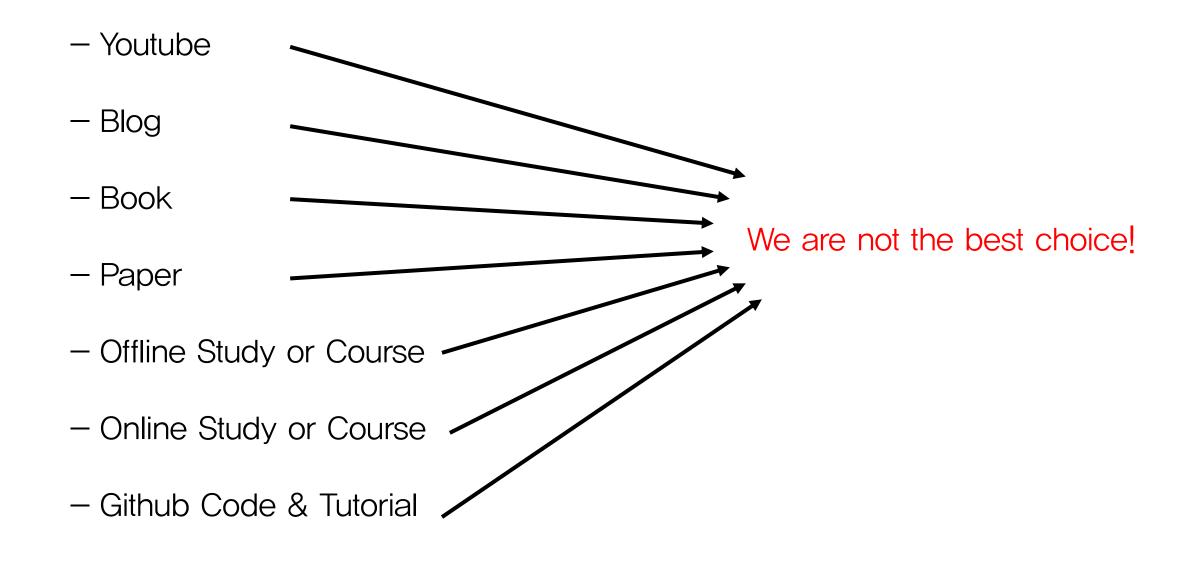


Flood of Deep Learning Course & Material

Flood of Deep Learning Course & Material

- Youtube
- Blog
- Book
- Paper
- Offline Study or Course
- Online Study or Course
- Github Code & Tutorial

Flood of Deep Learning Course & Material



Two of our team lost their internship opportunity

- Two of our team lost their internship opportunity
- Deep Learning is getting more important

- Two of our team lost their internship opportunity
- Deep Learning is getting more important
- We need to train them so they can train neural net!

- Two of our team lost their internship opportunity
- Deep Learning is getting more important
- We need to train them so they can train neural net!
- Let's make study course for beginner

- Two of our team lost their internship opportunity
- Deep Learning is getting more important
- We need to train them so they can train neural net!
- Let's make study course for beginner
- Why don't we just make this course public?

- Two of our team lost their internship opportunity
- Deep Learning is getting more important
 — More Specifically?
- We need to train them so they can train neural net!
- Let's make study course for beginner
- Why don't we just make this course public?

- Everyone trains their neural net!
- DL seems to be a magic power!
- Full of successful stories using DL

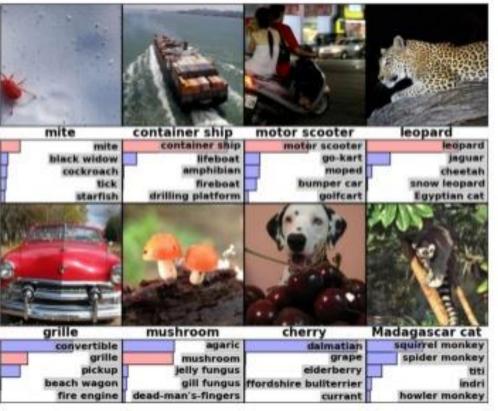
- Everyone trains their neural net!
- DL seems to be a magic power! →
- Full of successful stories using DL

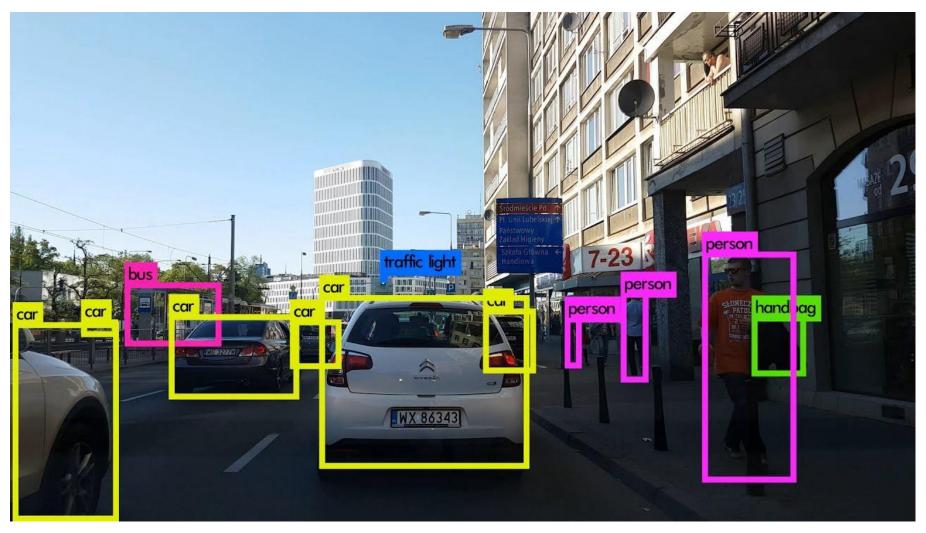
Solve many Real-world problems

ImageNet Challenge

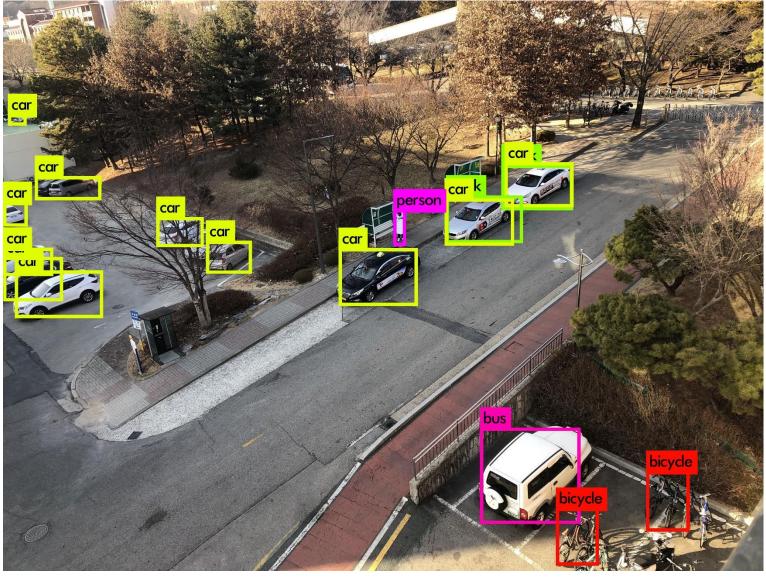


- 1,000 object classes (categories).
- Images:
 - 1.2 M train
 - 100k test.





Object Detection [Yolo V3]



Object Detection [Yolo V3]



Object Detection + Segmentation [Mask R-CNN]



Image Generation [Style-Transfer]

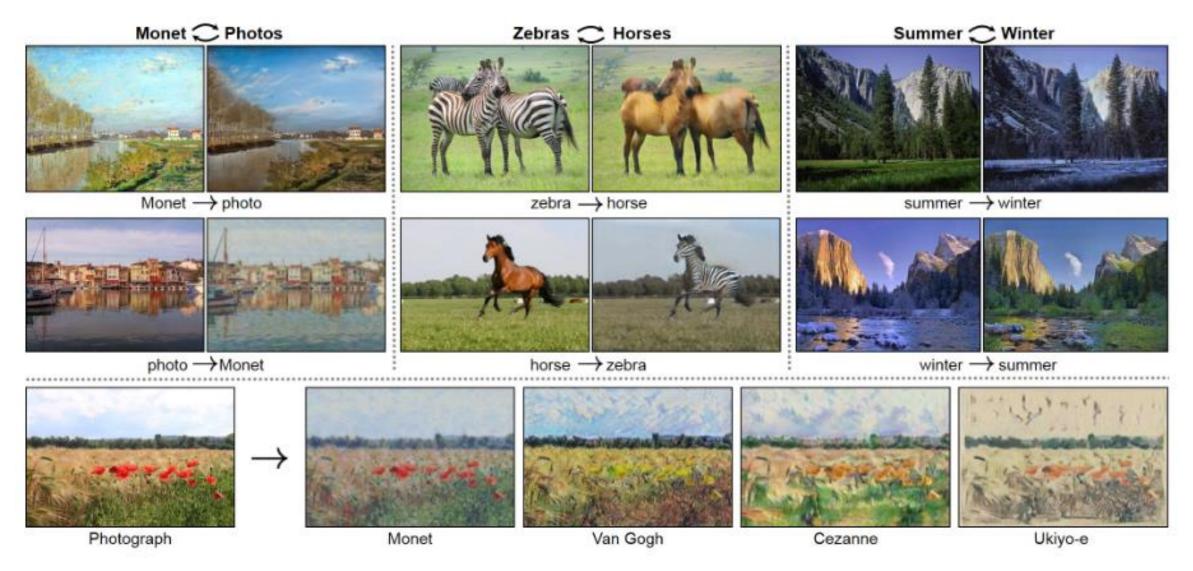


Image Generation [CycleGAN]

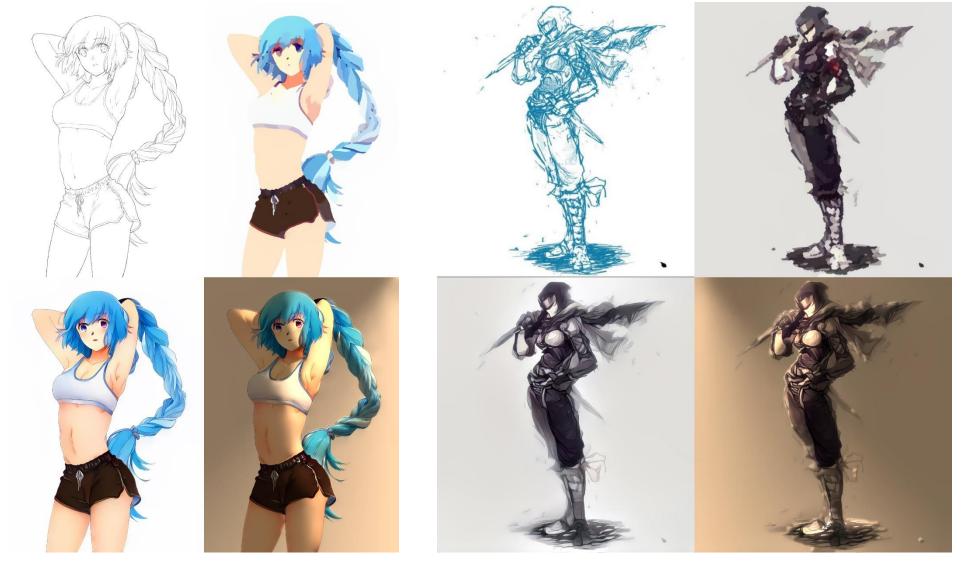
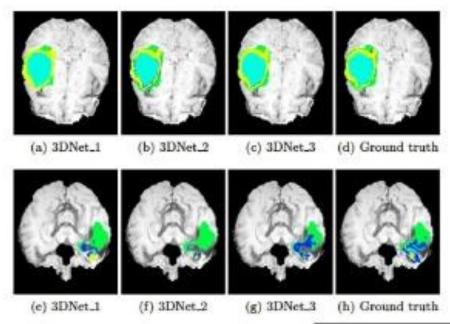
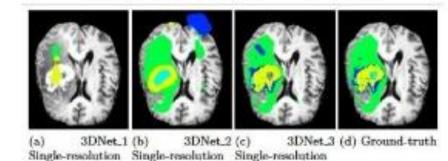


Image Generation [Style2Paints]

Segmentation: brain tumor segmentation



The importance of skip connections

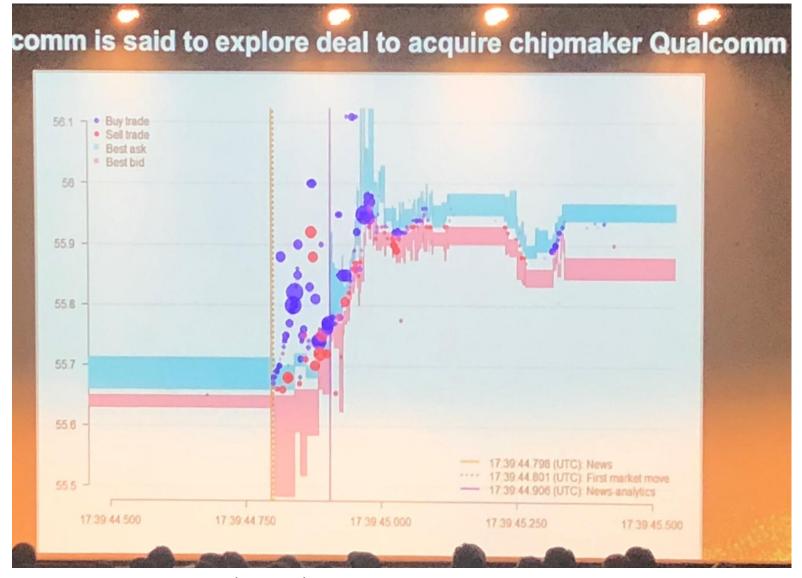


Accuracy	Dice score				
	Whole	Core	Active		
99.69	89.64	76.87	63.12		
99.71	91.59	69.90	73.89		
99.71	91.74	83.61	76.82		
	99.69 99.71	Whole 99.69 89.64 99.71 91.59	Whole Core 99.69 89.64 76.87 99.71 91.59 69.90		

	Precision			Recall					
1-Nec	2-Edm	3-NEnh	4-Enh	0-Else	1-Nec	2-Edm	3-NEnh	4-Enh	0-Else
65.33	81.49	28.40	66.94	99.95	44.71	74.09	28.40	66.94	99.95
75.21	79.07	43.57	82.65	99.92	41.10	84.16	32.35	73.38	99.93
67.45	85.06	49.44	74.06	99.90	51.29	77.50	37.61	87.29	99.95
	65.33 75.21	1-Nec 2-Edm 65.33 81.49 75.21 79.07	1-Nec 2-Edm 3-NEnh 65.33 81.49 28.40 75.21 79.07 43.57	1-Nec 2-Edm 3-NEnh 4-Enh 65.33 81.49 28.40 66.94 75.21 79.07 43.57 82.65	1-Nec 2-Edm 3-NEnh 4-Enh 0-Else 65.33 81.49 28.40 66.94 99.95 75.21 79.07 43.57 82.65 99.92	1-Nec 2-Edm 3-NEnh 4-Enh 0-Else 1-Nec 65.33 81.49 28.40 66.94 99.95 44.71 75.21 79.07 43.57 82.65 99.92 41.10	1-Nec 2-Edm 3-NEnh 4-Enh 0-Else 1-Nec 2-Edm 65.33 81.49 28.40 66.94 99.95 44.71 74.09 75.21 79.07 43.57 82.65 99.92 41.10 84.16	1-Nec 2-Edm 3-NEnh 4-Enh 0-Else 1-Nec 2-Edm 3-NEnh 65.33 81.49 28.40 66.94 99.95 44.71 74.09 28.40 75.21 79.07 43.57 82.65 99.92 41.10 84.16 32.35	Precision Recall 1-Nec 2-Edm 3-NEnh 4-Enh 0-Else 1-Nec 2-Edm 3-NEnh 4-Enh 65.33 81.49 28.40 66.94 99.95 44.71 74.09 28.40 66.94 75.21 79.07 43.57 82.65 99.92 41.10 84.16 32.35 73.38 67.45 85.06 49.44 74.06 99.90 51.29 77.50 37.61 87.29

Table 3: Results for our validation set from BRATS2015 training set.

Tumor Segmentation



News(Event) Based Trading Algorithm

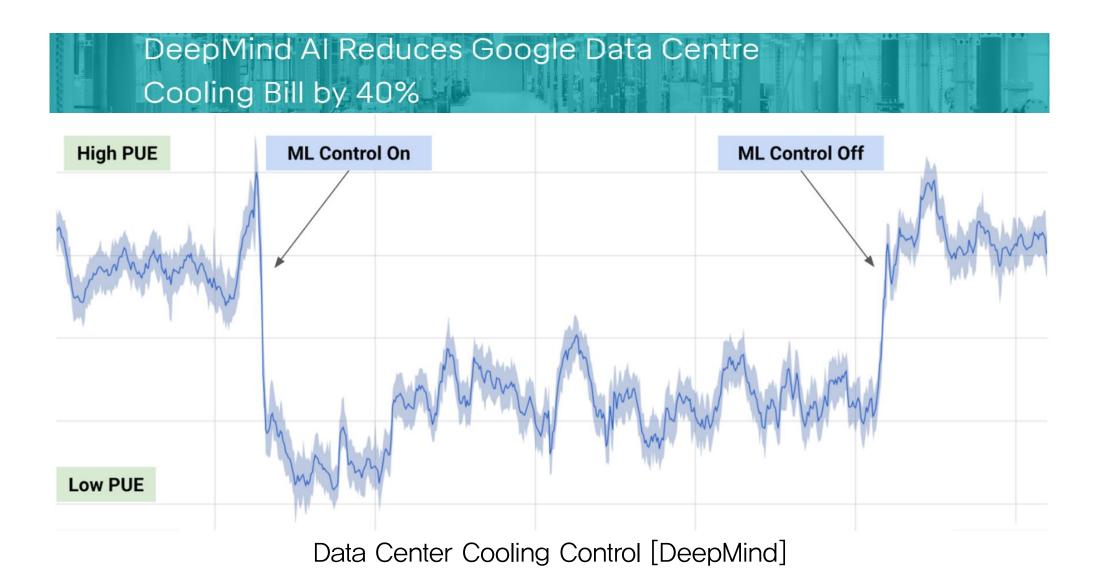
The first recorded travels by Europeans to China and back date from this time. The most famous traveler of the period was the Venetian Marco Polo, whose account of his trip to "Cambaluc," the capital of the Great Khan, and of life there astounded the people of Europe. The account of his travels, Il milione (or, The Million, known in English as the Travels of Marco Polo), appeared about the year 1299. Some argue over the accuracy of Marco Polo's accounts due to the lack of mentioning the Great Wall of China, tea houses, which would have been a prominent sight since Europeans had yet to adopt a tea culture, as well the practice of foot binding by the women in capital of the Great Khan. Some suggest that Marco Polo acquired much of his knowledge through contact with Persian traders since many of the places he named were in Persian.

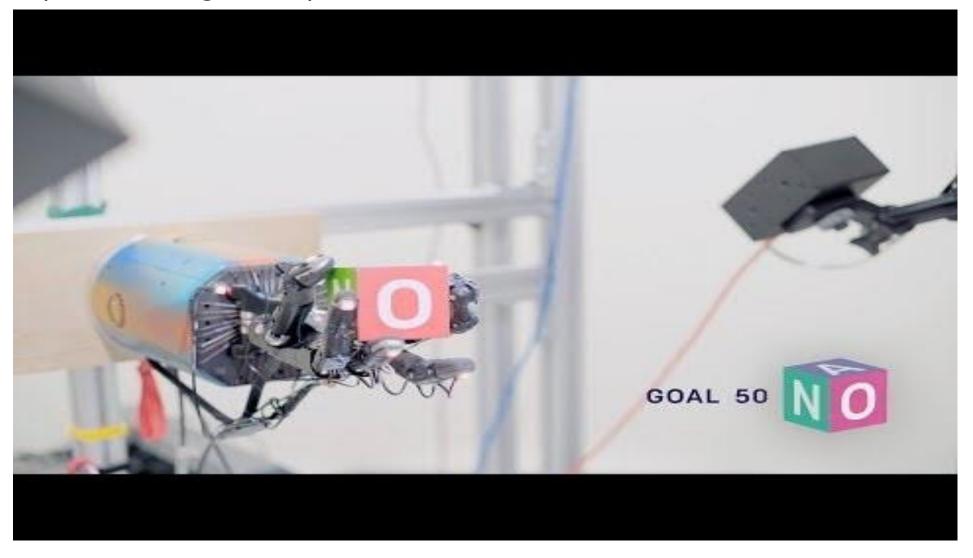
How did some suspect that Polo learned about China instead of by actually visiting it?

Answer: through contact with Persian traders

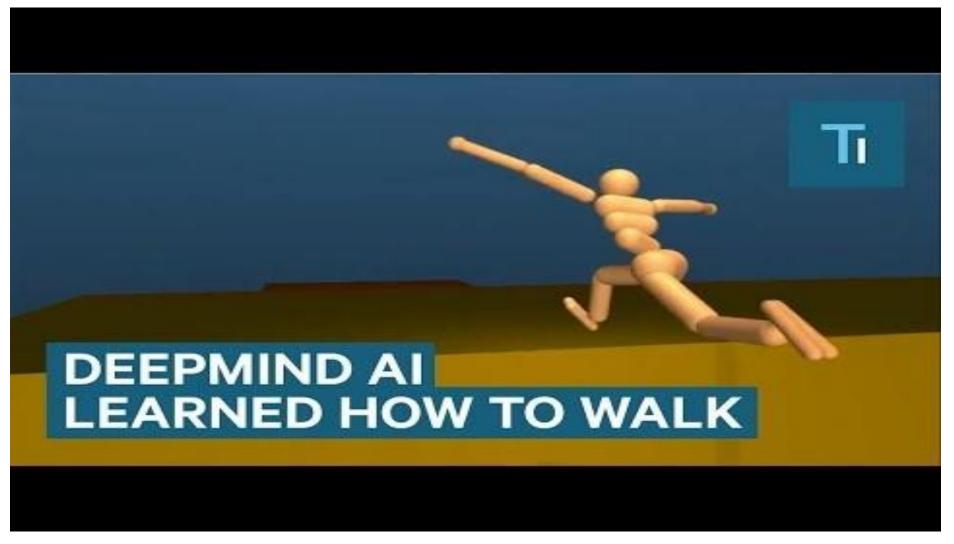
Rank	Model	EM	F1
	Human Performance Stanford University (Rajpurkar & Jia et al. '18)	86.831	89.452
1 Jan 10, 2019	BERT + Synthetic Self-Training (ensemble) Google Al Language https://github.com/google-research/bert	84.292	86.967
2 Dec 21, 2018	PAML+BERT (ensemble model) PINGAN GammaLab	83.457	86.122
2 Dec 16, 2018	Lunet + Verifier + BERT (ensemble) Layer 6 Al NLP Team	83.469	86.043

Question Answering [BERT]





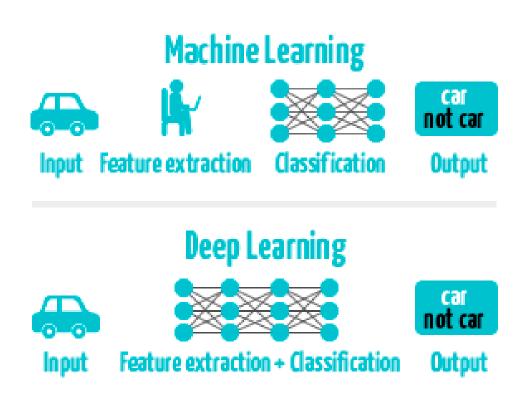
Robot Hand Control [OpenAl]



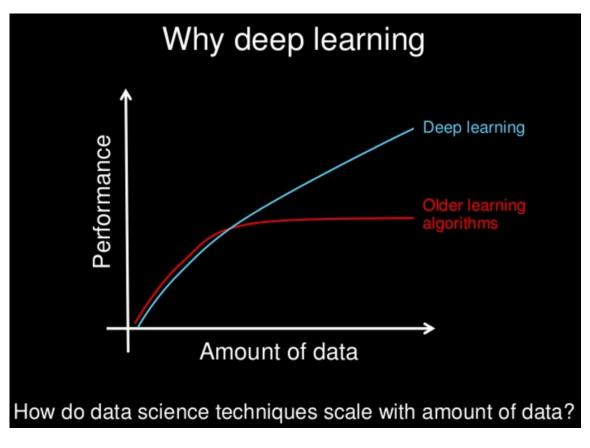
How to learn move [DeepMind]

More Projects on...

- 30 Amazing Machine Learning Projects
- Really Awesome GAN
- Awesome Deep Learning



Get rid of feature engineering



Limitless performance improvement

Understanding how other solve the problems

- Understanding how other solve the problems
- Survive from Al invasion

- Understanding how other solve the problems
- Survive from Al invasion
- Utilize available techniques or source code

Why Learning Deep Learning is Important

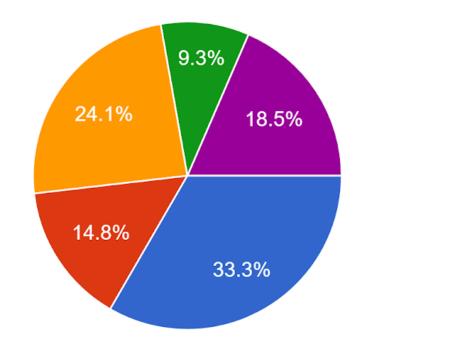
- Understanding how other solve the problems
- Survive from Al invasion
- Utilize available techniques or source code
- Solve your own problem with nice performance

Why Learning Deep Learning is Important

- Understanding how other solve the problems
- Survive from Al invasion
- Utilize available techniques or source code
- Solve your own problem with nice performance
- To get a job and make money

본인의 프로그래밍 경험은?

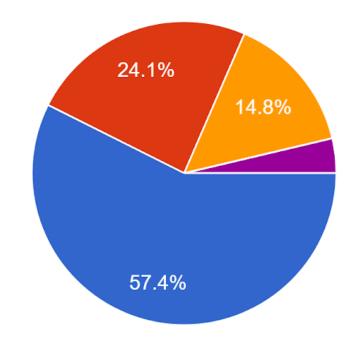
응답 54개





그 중 파이썬을 다뤄본 경험은?

응답 54개

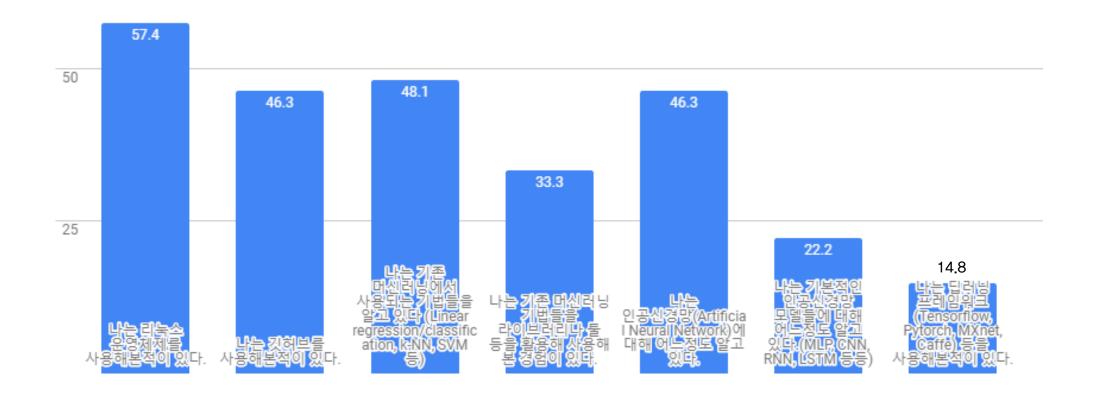




아래 항목 중 해당되는 것을 모두 고르면?

응답 54개

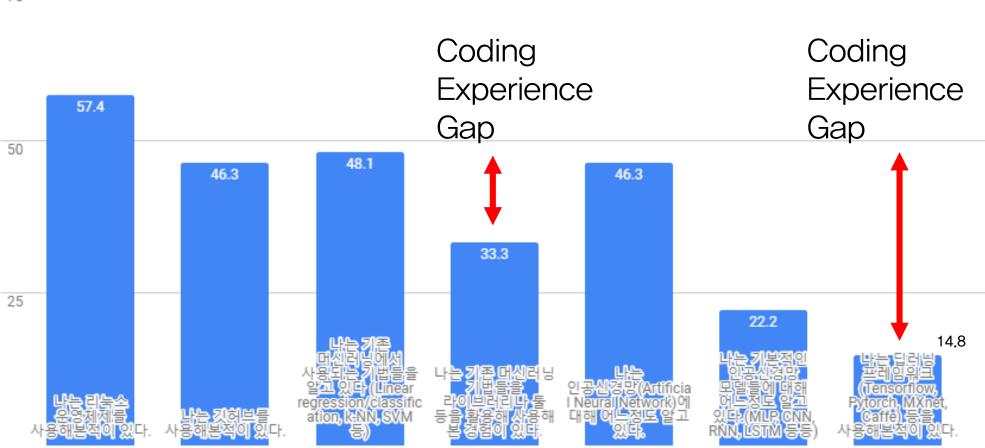
75

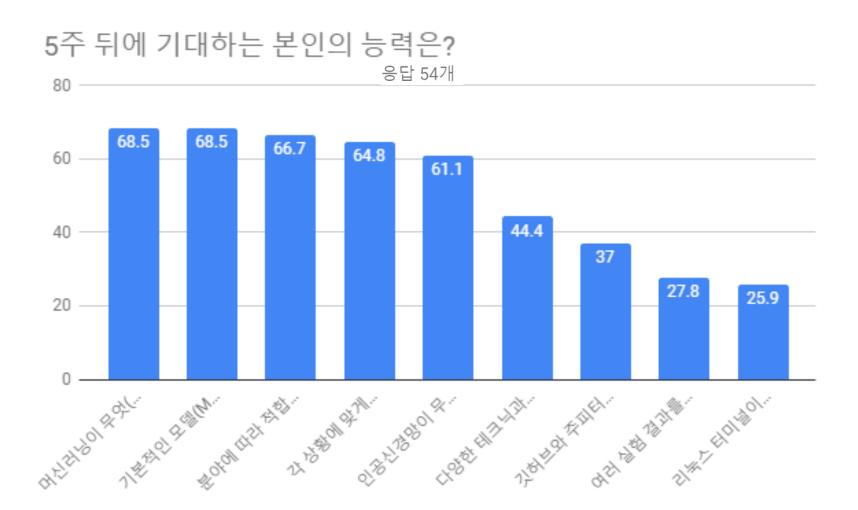


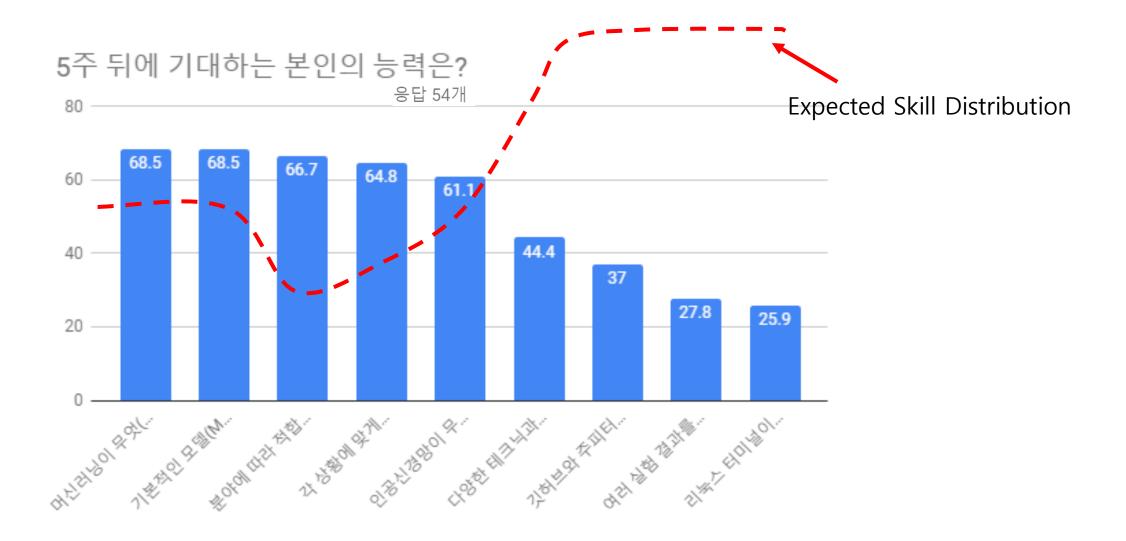
아래 항목 중 해당되는 것을 모두 고르면?

응답 54개

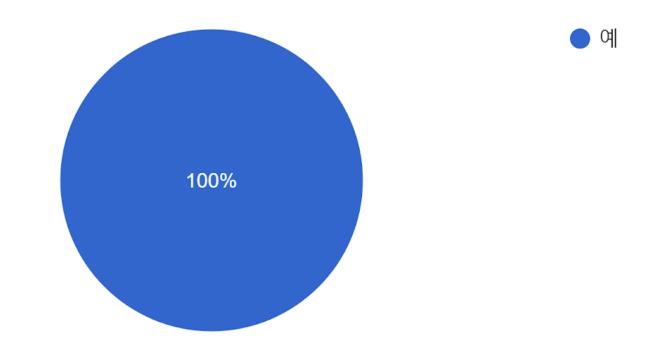




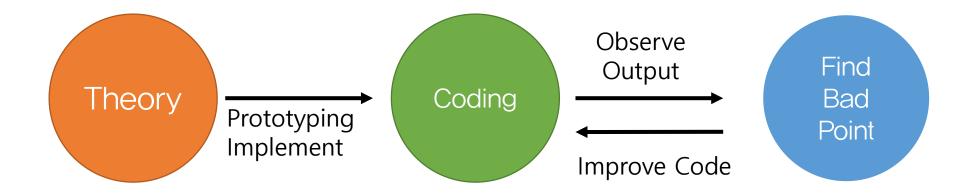




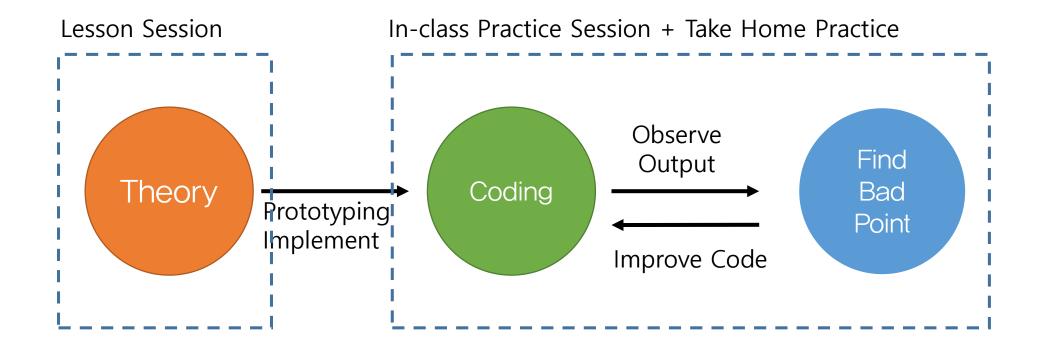
본인은 매 과제를 성실히 임할 준비가 되었습니까? 응답 54개



Course Structure



Course Structure





ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

일단 해봄 공부함

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

도큐멘테이션 정독 일단 해봄 공부함

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘 코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

> ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

코드 고침 도큐멘테이션 정독 일단 해봄 공부함

Loss는 수렴하나 <mark>오버피팅</mark>의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

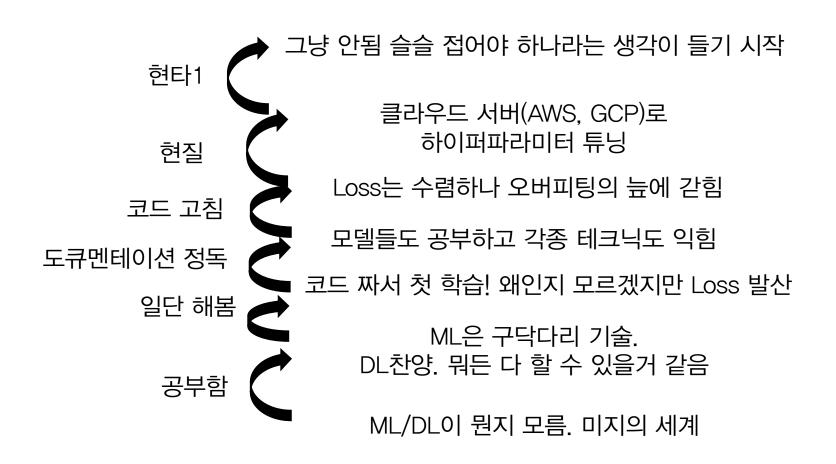
현질 코드 고침 도큐멘테이션 정독 일단 해봄 공부함 클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

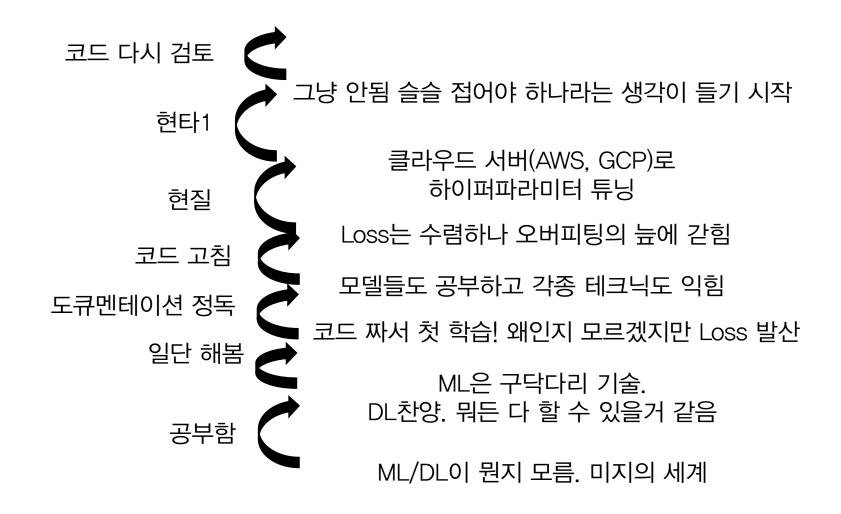
Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

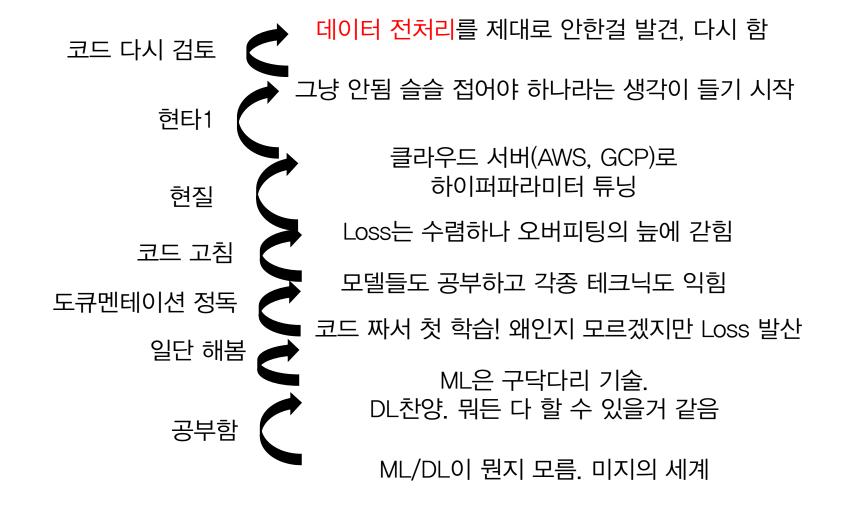
모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음







전처리 다시, 재학습 코드 다시 검토 현타1 현질 코드 고침 도큐멘테이션 정독 일단 해봄 공부함

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

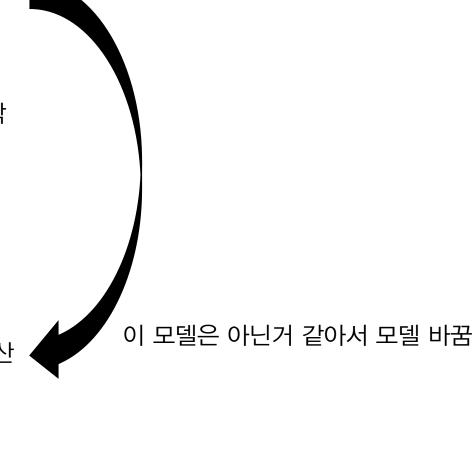
Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

그냥 답이 없음 전처리 다시, 재학습 데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함 코드 다시 검토 그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작 현타1 클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝 현질 Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘 코드 고침 모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘 도큐멘테이션 정독 코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산 일단 해봄 ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음 공부함 ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계



그냥 답이 없음 전처리 다시, 재학습 데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함 코드 다시 검토 그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작 현타1 클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝 현질 Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘 코드 고침 모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘 도큐멘테이션 정독 코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산 일단 해봄 ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음 공부함



전처리 다시, 재학습 코드 다시 검토 현타1 현질 코드 고침 도큐멘테이션 정독 일단 해봄 공부함

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계

SOTA(State of the art) 경신! 논문, 논문을 내자!

이 모델은 아닌거 같아서 모델 바꿈

전처리 다시, 재학습 코드 다시 검토 현타1 현질 코드 고침 도큐멘테이션 정독

일단 해봄

공부함

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계

SOTA(State of the art) 경신! 논문, 논문을 내자!

> 2주 뒤에 새로운 SOTA 공개 금방 묻힘

이 모델은 아닌거 같아서 모델 바꿈

전처리 다시, 재학습

코드 다시 검토

현타1

현질

코드 고침

도큐멘테이션 정독

일단 해봄

공부함

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계

SOTA(State of the art) 경신! 논문, 논문을 내자!

> 2주 뒤에 새로운 SOTA 공개 금방 묻힘

자리를 옮기거나 발전시키거나

이 모델은 아닌거 같아서 모델 바꿈

그래서 딥러닝 홀로서기는.. ..뭘 하기 위한 수업인가요?

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

DL의 한계점을 인지하고 기존 고전 알고리즘을 존중

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계



그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산 ←

코드 단계별 검수는 필수! 실험 과정 로깅하기

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

DL의 한계점을 인지하고 기존 고전 알고리즘을 존중

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산 ←

오버피팅을 벗어나는 테크닉 소개

코드 단계별 검수는 필수! 실험 과정 로깅하기

ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

DL의 한계점을 인지하고 기존 고전 알고리즘을 존중

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계

그냥 답이 없음

데이터 전처리를 제대로 안한걸 발견, 다시 함

그냥 안됨 슬슬 접어야 하나라는 생각이 들기 시작

클라우드 서버(AWS, GCP)로 하이퍼파라미터 튜닝

이왕 돈을 쓸거면 제대로 쓰자 (하이퍼파라미터 자동 튜닝)

Loss는 수렴하나 오버피팅의 늪에 갇힘

오버피팅을 벗어나는 테크닉 소개

모델들도 공부하고 각종 테크닉도 익힘

코드 짜서 첫 학습! 왜인지 모르겠지만 Loss 발산 ←

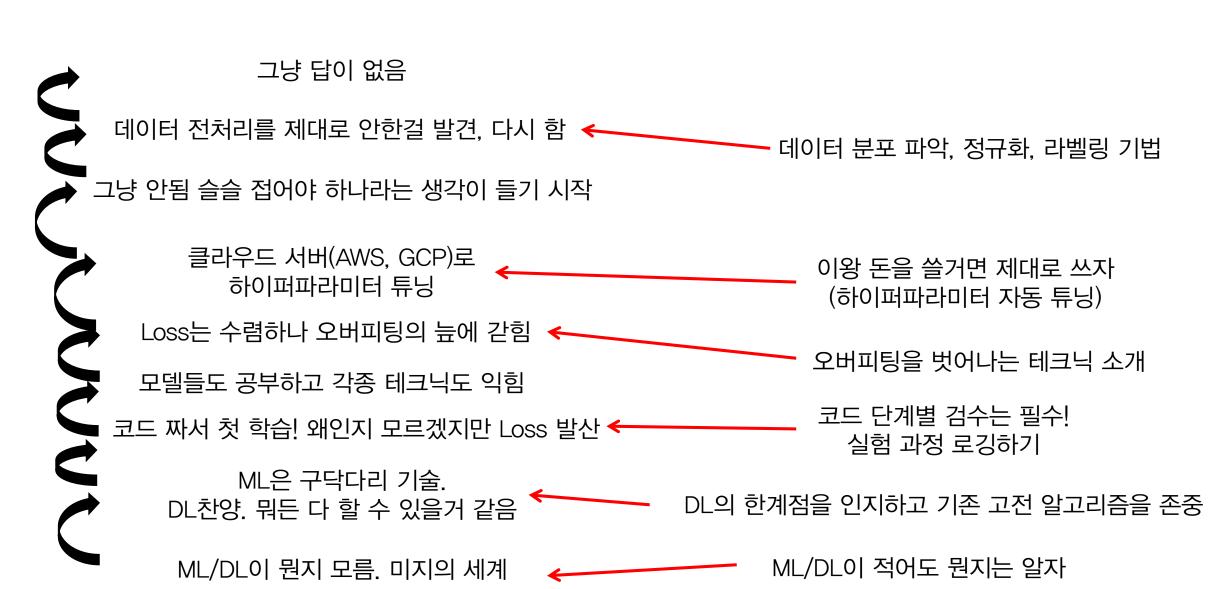
코드 단계별 검수는 필수! 실험 과정 로깅하기

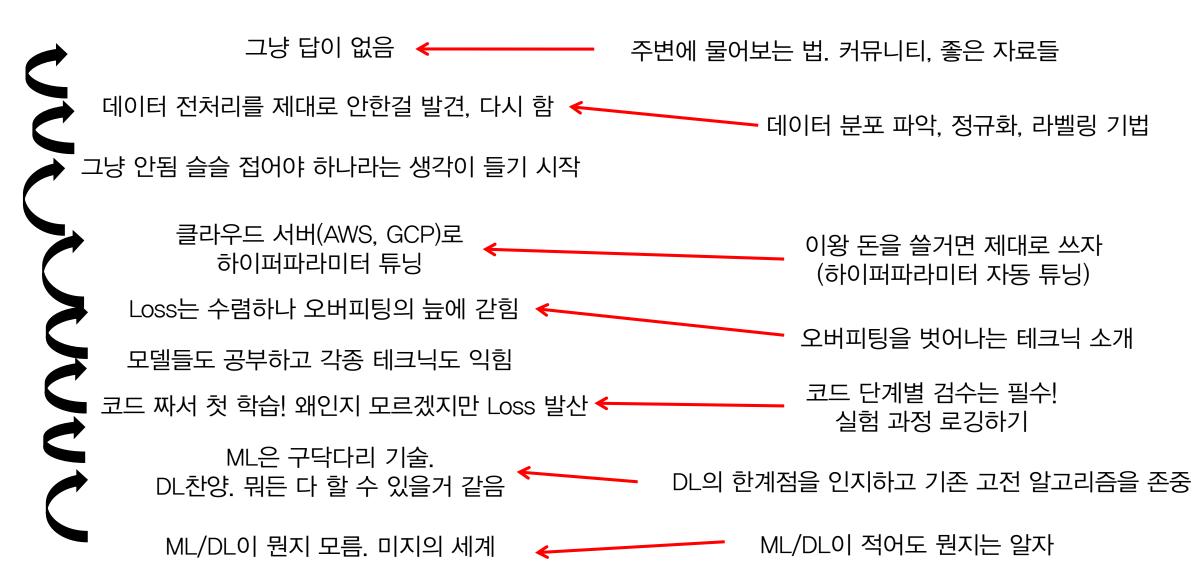
ML은 구닥다리 기술. DL찬양. 뭐든 다 할 수 있을거 같음

DL의 한계점을 인지하고 기존 고전 알고리즘을 존중

ML/DL이 뭔지 모름. 미지의 세계







Summary

Summary

- Deep Learning is powerful tool
- Let's train ourselves in order to train neural net
- Write more code!