

Part1.

2. 이번주차는 본격적으로 Deep neural network에 대해 공부하기 전에 과거에 어떤 문제가 있었고 해결했는지에 대해서 말씀 드리겠습니다.
3. 인류의 꿈은 우릴 대신해서 생각할 수 있는 기계를 만드는 것이었고, 그러기 위해서 먼저 우리의 뇌를 공부했습니다. 뇌가 엄청 복잡하다는 것에 놀랐고, 하지만 neuron이라는 유닛은 되게 단순하게 동작한다는 것을 알고도 또 놀랐습니다. 이것은 어떤 input x 에 weight이 곱해져서 신호가 들어오고 모두가 합쳐져서 통과가 되면 bias가 더해지게 된다고 볼 수 있습니다. 그 다음, 전달될때 어떤 값 이상이 되면 활성화가 되고 아니라면 활성화되지 않는다는 것을 알게되었습니다.
4. 이런 형태의 뉴런을 인간도 만들 수 있다고 생각을 하였고, 수학적으로 만든 것이 이 Activation Function입니다. 전 슬라이드에서 봤던 뇌의 뉴런과 같은 로직의 함수임을 이렇게 볼 수 있습니다.
5. 지난주에 배웠던 Logistic Regression 또한 이런 형태로 만들 수 있습니다.
6. 이 사진들은 옛날에 이 기능을 구현하기 위해 만든 기계인데 왼쪽의 이 선들은 weight 없이 x 가 연결되는 형태의 선이고, 오른쪽은 조금 더 발전하여 이렇게 weight을 조절하기 위해 다이얼이 추가된 것을 볼 수 있습니다. 그 당시에는 이런것들을 인공지능이라고 생각하였고 빠른시일내에 견고 말하는 것 뿐 아니라 자기 자신을 인식할 수 있는 정도의 인공지능 또한 만들 수 있다고 생각하였습니다. 따라서 당시에 많은 관심을 받게 되었습니다.
7. 그 방법으로, And 와 Or의 로직을 풀 수 있게 된다면 조합을 하여서 생각하는 기계를 만들 수 있다고 생각하였고, 따라서 이렇게 선을 그음으로써 And와 Or를 풀어냈습니다.
8. 하지만 XOR 형태는 리니어 한 선을 그음으로써는 해결이 되지 않습니다. 따라서 xor이 포함되었을 경우에는 정확도가 많이 떨어지게 되었습니다. 이를 해결하고자 많은 과학자들이 도전을 하였습니다.

Part2

10. 하지만 이 Minsky 교수님이라는 분이 XOR은 할 수 없을 것이다 라고 이렇게 책을 내면서 그 많은 과학자들이 인공지능에 대한 관심이 줄게되었고 그와 동시에 인공지능의 발전이 몇십년 늦춰지게 되었던 계기가 되었습니다.
11. 하지만 74, 82 그리고 86년도에 걸쳐 방법을 찾아 냈습니다. 이 방법의 이름은 Backpropagation인데, 원래 예측된 출력이 실제 값과 다를 경우에 weight과 bias를 조절 해 주어야 합니다. 이 방법은 마지막에서 이렇게 에러를 구해서 다시 앞으로 전달을 해 나가면서 각각을 변경하는 방법입니다. 이 방법으로 XOR을 포함한 좀 더 복잡한 모델의 예측도 가능하게 되었습니다.
12. 한편으로 어떤 교수님은 다른 방법으로 이 문제에 대해 접근 하였는데, Counvolutional Neural Network이라는 방법입니다. 이 방법은 고양이로 하여금 이 그림을 보게 한다음에 시신경의 어떤 뉴런이 작동하는지를 테스트 하였습니다. 그 결과 그림의 형태에 따라 일부의 뉴런이 활성화하고 또 다른 그림일 경우에는 또 다른 뉴런이 활성화 한다는 것을 알게 되었습니다. 따라서 이로 부터 그림을 볼때 우리의 신경망 세포가 그림 전체를 동시에 보는 것이 아니라, 일부의 부분부분들을 담당하는 신경망들이 있고 나중에 조합된다는 가설을 이 교수님이 세웠습니다.
13. 이렇게 그림이 있으면 한번에 인식하는 것이 아니라 부분부분을 나누어서 보내고 나중에 합치는 방법입니다. 이런 CNN방법은 인공지능 모델로서 많이 사용 되었고, 우리가 아는 알파고 또한 이런 방식으로 구현된 모델입니다.

14. 그래서 이 당시에 자동주행자동차도 만들려고 하고, 영화 대사에서 볼 수 있듯이 neural network에 대한 관심은 다시 올라갔습니다.
15. 근데 또 문제가 다시 생겼는데, Backpropagation에서 Layer들의 개수가 많으면 많아 질수록 error를 뒤로 보낼때 그 의미가 점점 약해져서 전달되지 않다는 것이었습니다. 따라서 복잡한 것은 학습을 시킬 수가 없었고 그래서 이때 훨씬 단순한 알고리즘인 SVM, RandomForest 같은 것들이 생겼고 작동도 더 잘되었습니다. 그래서 다시 또 neural network에 대한 관심은 다시 없어졌습니다.

Part 3.

17. 관심이 없는 가운데 이 캐나다의 CIFAR라는 단체는 Neural network에 대해서 꾸준히 관심을 갖고 연구를 했습니다.
18. 그리고 2006년과 2007년에 논문을 발표 하였는데, 초기값을 조금 잘 선택을 한다면 복잡한 문제도 학습이 가능하다는 것을 증명했습니다. 이때 이름도 Deep Learning이라고 사용하며 다시금 neural network이 관심을 받게 되었습니다.
19. 더 좀 주목을 받게된 계기가 있었는데, IMAGENET이라는 challenge 입니다. 이 challenge는 컴퓨터로 하여금 그림을 보고 맞추게 하는것인데,
20. 왼쪽 처음의 Error율을 보게 되면 이렇게 조금씩 발전을 했습니다. 그러다 2012년 확 error율이 떨어지게 되었고, 사람들의 관심을 다시 받게 되었습니다. 2015년 까지는 5% 내의 오류로 떨어짐으로써 잘 학습된 사람보다도 더 정확한 머신을 결국 만들게 되었습니다.

Part 4.

22. Neural network의 발전과 관심으로 그림을 맵핑 하는 것 뿐만 아니라 설명하는 것 또한 가능하게 되었습니다.
23. 또한 자연어로 명령을 주면 자동적으로 변수만 바꾸면 실행시킬 수 있는 코드를 주는 Deep API Learning의 정확도 또한 Deep learning을 사용함으로써 과거 25%에서 65%까지 올라가게 되었습니다.
24. 이제 Deep learning은 사람보다 이런 플래시 게임을 더 잘하는 것은 물론이고 복잡한 바둑과 같은 것들도 사람을 뛰어넘었습니다.
25. 또한 유튜브 자막 프로그램, 페이스북의 연관된 피드의 출현과 같이 발전된 Deep learning 으로 실생활에 까지 접목시켜서 사용하고 있습니다.
26. 그리고 보면 아마존의 추천 상품 또 넷플릭스의 추천 영화, 구글의 검색엔진 알고리즘등 여러 기업들이 Deep Learning을 접목시켜 회사의 경쟁력을 갖추고 있는것을 알 수 있습니다. 그래서 Deep Learning을 공부하는 것이 미래를 봤을때 유용할 것이라고 이 강의하신 교수님이 추천하는 것을 알 수 있었습니다.