

Lab Seminar: 2022, 09, 16.

# Decision Tree & Intro of Neural Network

Data Science from Scratch 2<sup>nd</sup> – Chapter 17, 18



#### ChanKi Kim

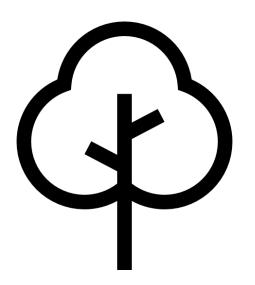
School of Computer Science/Department of AI Convergence Engineering Gyeongsang National University (GNU)

Contents

- Introduction
- Decision Tree
- Neural Network
- Realization & Conclusion

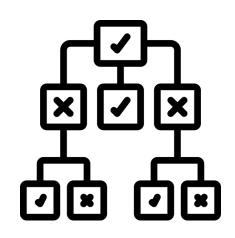


- Decision Tree
  - 계속해서 질문을 던져 나가면서 범주를 좁혀 나가 특정한 값이 최종적으로 도달한 값으로 예측하는 것
    - 마치 "스무고개 놀이"와 유사
      - ex) 다리가 네 개 이하인가요?, 아가미가 있나요?



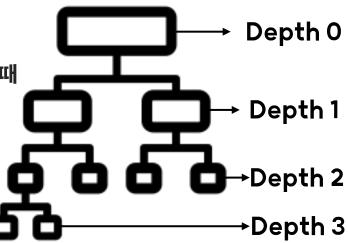
- Mechanism of Decision Tree
  - Dataset의 Feature들을 X로 두고, 예측하고자 하는 Feature를 Y로 설정
  - 각 층마다 Condition을 주어 각 노드에 속한 값의 개수 감소시키며, Correction 향상

	Ear Shape	Face Shape	Whiskers	Cat?
Cat	Pointy	Round	Present	1
Dog	Floppy	Not Round	Absent	0
•••	•••	•••	•••	•••
Cat	Pointy	Round	Present	1

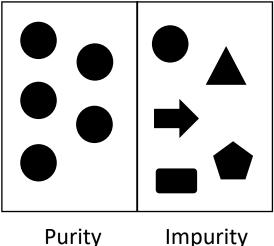




- Decision 1
  - "언제까지 쪼개 나갈 것인가?"
    - 1. 노드가 100% 하나의 클래스로만 이루어져 있을 때
    - 2. 설정한 최대 깊이(Maximum Depth)에 도달하였을 때
      - Maximum Depth = Hyperparameter



- **Decision 2** 
  - "각 노드로 쪼갤 feature를 어떻게 선택할 것인가?"
    - Maximize Purity(=Minimize Impurity)
      - 위와 같은 실행은 높은 정확도 도출



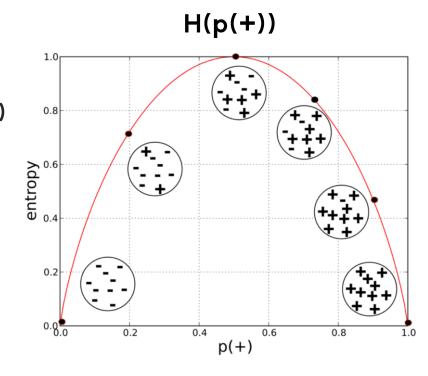
**Impurity** 



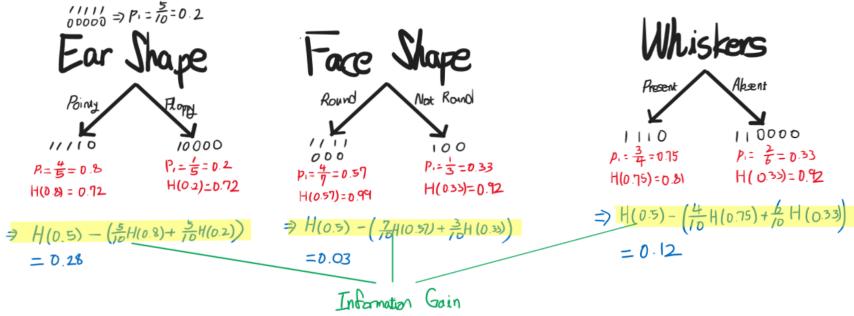
#### Entropy

- Impurity를 나타내는 척도
  - p(+) = 예시의 일부가 +일 확률 ('+' = 1, '-' = 0)•  $H(p(+)) = -p(+) \log_2(p(+)) - p(-) \log_2(p(-))$

Entropy			
	p(+) =0	H(p(+))=0	
++	p(+) =2/6	H(p(+))=0.92	
+++	p(+) =3/6	H(p(+))=1	
++++-	p(+) =5/6	H(p(+))=0.65	
+++++	p(+) =6/6	H(p(+))=0	



- Choosing a Split
  - Goal : Reduce Entropy



- Information Gain
  - Split을 통해 Entropy가 얼마나 줄었는지 나타내는 값
    - 상위 Node의 Entropy에서 Split을 통해 Entropy가 얼마나 개선됐는지 Focus

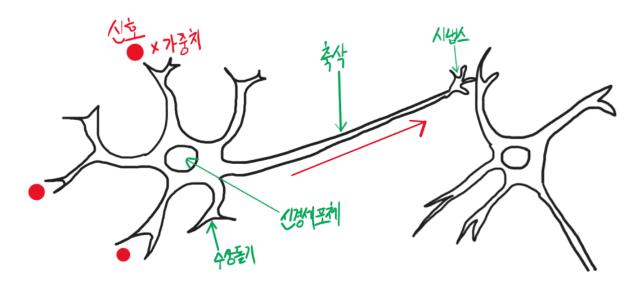
- One-Hot Encoding
  - 범주형 자료를 수치형 자료로 변환하는 전 처리 기법
    - 장점: 범주형 자료는 값에 순위를 매길 수 없기에, 예측 수행의 결과가 좋게 나오지 않는 결과를 원-핫 인코딩을 통해 순위를 매길 수 있게 하여 보다 더 나은 결과 도출 가능
    - 단점: Category의 개수가 많아질수록 표현하기 위한 벡터의 개수의 증가로 인한 요구하는 저장 공간의 증가
      - Deep Learning 학문에서 전반적으로 많이 사용되지만, 특히 NLP에서 많이 사용됨

Example of One-Hot Encoding

Cat? Dog?	Whiskers
Cat	Present
Dog	Absent
•••	•••
Cat	Absent

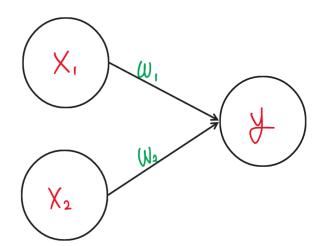
Cat? Dog?	Present	Absent
Cat	1	0
Dog	0	1
•••	•••	•••
Cat	0	1

- Neuron Signal Transduction Process
  - 뉴런이 여러 뉴런으로부터 받은 신호와 가중치를 곱한 값의 합이 임계값보다 크면 다른 뉴런에게 신호를 전달하는 방식



#### Perceptron

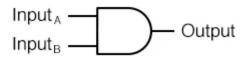
- 뉴런의 신호 전달 과정과 동일한 방법으로 신호 전달
  - 뉴런과 동일하게 입력 받은 신호와 가중치를 곱하여 합한 값과 임계값을 비교하여 신호 전달 여부 선택
  - y <= θ인 경우 신호 전달 X, y > θ인 경우 신호 전달 O



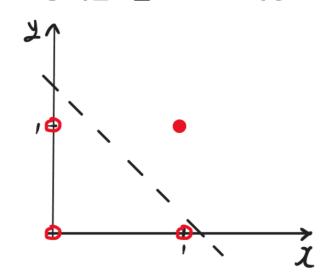
$$\mathcal{Y} = \left\{ \begin{array}{l} 0 & \left( W_1 X_1 + W_2 X_2 \leq \theta \right) \\ \left( W_1 X_1 + W_2 X_2 > \theta \right) \end{array} \right.$$

- Simple Logic Gate
  - Simple Logic Gate, 단순한 논리 회로에는 AND Gate, OR Gate, NAND Gate 존재
    - 위에서 언급된 세 가지의 논리 회로를 Perceptron으로 표현 가능하며 Perceptron의 한계를 파악하고 Perceptron을 쌓아 더욱 발전된 신경망 도출

- AND Gate
  - 두 입력이 모두 1일 때만 1 출력, 그 이외에는 O 출력하는 논리 회로
  - 같은 출력 값끼리 하나의 직선만으로 분리 가능 -> 단층 퍼셉트론으로 표현 가능



Α	В	Output
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

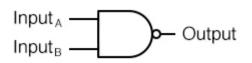


#### AND Gate

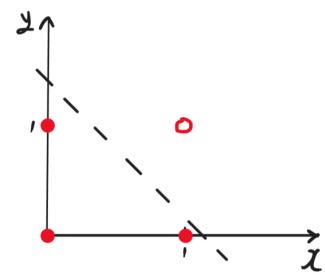
```
import numpy as np
def AND(x1, x2):
    x = np.array([x1, x2])
    w = np.array([0.5, 0.5])
    b = -0.7
    tmp = np.sum(w*x) + b
    if tmp <= 0:
       return 0
    el se:
        return 1
if __name__ == '__main__':
    print("AND Gate")
    for xs in [(0, 0), (1, 0), (0, 1), (1, 1)]:
        y = AND(xs[0], xs[1])
        print(str(xs) + " \rightarrow " + str(y))
```

```
AND Gate
(0, 0) -> 0
(1, 0) -> 0
(0, 1) -> 0
(1, 1) -> 1
```

- NAND Gate
  - Not AND로 AND Gate의 출력을 뒤집은 논리 회로
  - 같은 출력 값끼리 하나의 직선만으로 분리 가능 -> 단층 퍼셉트론으로 표현 가능



	Α	В	Output
	0	0	1
	0	1	1
	1	0	1
ſ	1	1	0



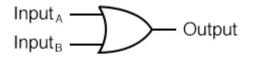
#### NAND Gate

```
import numpy as np
def NAND(x1, x2):
   x = np.array([x1, x2])
   w = np.array([-0.5, -0.5])
   b = 0.7
   tmp = np.sum(w*x) + b
   if tmp <= 0:
      return O
   else:
        return 1
if __name__ == '__main__':
   print("NAND Gate")
    for xs in [(0, 0), (1, 0), (0, 1), (1, 1)]:
        y = NAND(xs[0], xs[1])
        print(str(xs) + " \rightarrow " + str(y))
```

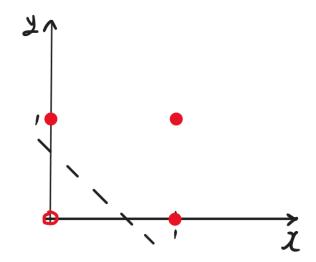
```
NAND Gate
(0, 0) -> 1
(1, 0) -> 1
(0, 1) -> 1
(1, 1) -> 0
```



- OR Gate
  - 입력 신호 중 하나 이상이 1 이상이면 출력 1, 그 이외에는 O을 출력하는 논리 회로
  - 같은 출력 값끼리 하나의 직선만으로 분리 가능 -> 단층 퍼셉트론으로 표현 가능



Α	В	Output
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1



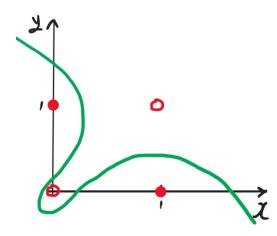
#### OR Gate

```
import numpy as np
def OR(x1, x2):
   x = np.array([x1, x2])
    w = np.array([0.5, 0.5])
   b = -0.2
   tmp = np.sum(w*x) + b
    if tmp <= 0:
       return O
   else:
       return 1
if __name__ == '__main__':
    print("OR Gate")
    for xs in [(0, 0), (1, 0), (0, 1), (1, 1)]:
        y = OR(xs[0], xs[1])
        print(str(xs) + " \rightarrow " + str(y))
```

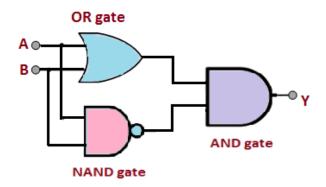
```
OR Gate
(0, 0) -> 0
(1, 0) -> 1
(0, 1) -> 1
(1, 1) -> 1
```

- Limitation of Perceptron
  - XOR Gate
    - X\_1 혹은 X\_2 중 하나의 입력만이 1일 때만 1을 출력하는 논리 회로
    - 같은 값끼리 하나의 직선만으로 분리 불가 -> 단층 퍼셉트론으로는 표현 불가

X_1	X_2	Output
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



- Limitation of Perceptron
  - XOR Gate
    - 하지만 OR Gate, NAND Gate, AND Gate를 조합하면 XOR Gate를 표현 가능
    - 즉, 조합에 사용된 세 가지 회로는 단층 퍼셉트론으로 표현 가능, XOR Gate는 다층 퍼셉트론으로 표현 가능



#### Limitation of Perceptron

#### XOR Gate

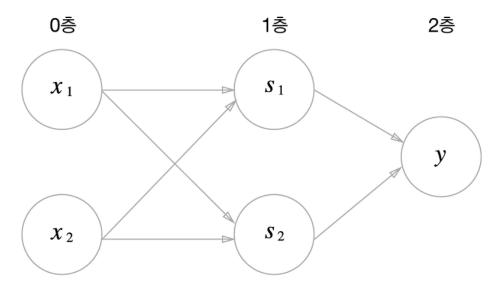
```
import numby as np
def AND(x1, x2):
   x = np.array([x1, x2])
   w = np.array([0.5, 0.5])
   b = -0.7
   tmp = np.sum(w*x) + b
    if tmp <= 0:
       return 0
   else:
       return 1
def NAND(x1, x2):
   x = np.array([x1, x2])
   w = np.array([-0.5, -0.5])
   b = 0.7
   tmp = np.sum(w*x) + b
    if tmp <= 0:
       return 0
   else:
       return 1
```

```
def OR(x1, x2):
   x = np.array([x1, x2])
   w = np.array([0.5, 0.5])
   b = -0.2
   tmp = np.sum(w*x) + b
    if tmp <= 0:
        return 0
   else:
        return 1
def XOR(x1, x2):
   s1 = OR(x1, x2)
   s2 = NAND(x1, x2)
   y = AND(s1, s2)
    return v
if __name__ == '__main__':
   print("XOR Gate")
    for xs in [(0, 0), (1, 0), (0, 1), (1, 1)]:
        y = XOR(xs[0], xs[1])
        print(str(xs) + " \rightarrow " + str(y))
```

```
XOR Gate
(0, 0) -> 0
(1, 0) -> 1
(0, 1) -> 1
(1, 1) -> 0
```



- Limitation of Perceptron
  - XOR Gate
    - XOR의 퍼셉트론의 구조를 통해 단층 퍼셉트론인 AND Gate, OR Gate, NAND Gate와 달리 2층 퍼셉트론(다층 퍼셉트론)



## **Realization & Conclusion**

- 이번 챕터 관련 세미나 관련 챕터에서는 알고 넘어가야 할 개념적인 부분들이 많았기에 구현보다는 개념적인 부분에 좀 더 Focus
- 다음 챕터는 Deep Learning과 Clustering에 관련된 부분이고 이번 세미나와 유기적으로 연결하여 발표할 예정
- Decision Tree을 베이스로 한 모델들을 차후에 구현해볼 예정



**Gyeongsang National University** 

Improving lives through learning

**IDEALAB**