

1. 인공지능의 지능에 해당하는 기능은 무엇인가?

⇒ 인공지능의 정의의 4가지 측면:

1) 인간처럼 사고하기: 컴퓨터가 인간처럼 사고하게 만들려고 노력하여 학습, 문제해결, 결정 내리기를 구현한다.

2) 합리적으로 사고하기: 계산적인 모델로 통리에 인지, 학습, 행동은 구현하는 것이 가능하다.

3) 인간처럼 행동하기: 인간처럼 행동하는 컴퓨터로 구현하는 것이 인공지능이라고 주장한다.

4) 합리적으로 행동하기: 인공지능은 자명한 예제들로부터 실세계에 대한 언어로 정의한다.

지능은 이해하고 학습하는 능력, 합리적인 사고를 통하여 문제를 해결하는 능력이라 할 때,

인공지능은 인간의 인지적인 기능을 흉내 내거나 문제를 해결하기 위해 학습하고 기억하는 기계라 정의할 수 있다.

2. 인공지능의 종류 3개에 대해서 설명하시오. (지도학습, 비지도학습, 강화학습)

⇒ 지도학습: 정답을 알려주는 교사가 존재하는 학습 방법

크게 두가지 분류로,   
 - 회귀: 주어진 입력-출력 쌍은 학습하여 새로운 입력값에 합리적인 출력값을 예측한다.   
 - 분류: 회귀에서 출력값이 이산적인 경우, 입력 값에 따라 클래스로 나누는 것이다.

비지도학습: 데이터의 형태에 대해 지도학습과 비지도학습의 본부를 위해 조합하여 이룬다.

강화학습: 에이전트는 클린 데이터 없이 환경과 상호작용하는 것만으로 학습할 수 있다.

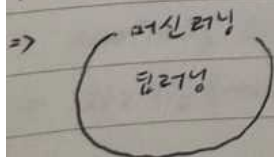
3. 전통적인 프로그래밍 방법과 인공지능 프로그래밍의 차이점은 무엇인가?

⇒ 탐색기 시대: 가능한 상태를 모두 탐색하여 문제를 해결하려고 했다.

지식기 시대: 지식을 이용하여 문제를 해결하려고 했으나 지식은 추론하기 어려움이 있었다.

학습기 시대: 지식은 컴퓨터 스스로 학습하게 한다.

4. 딥러닝과 머신러닝의 차이점은 무엇인가?



가장 큰 차이점으로 feature 추출을 하는 것, 즉 분류할 만한 레이블이 있는 경우 머신러닝,

feature 추출은 하지 않고 좋은 모델 안에서 분류하는 경우는 딥러닝이라.

3

2.2

7112 ~

원격

४४

## 10. Feature Engineering 과 Feature Selection 의 차이점은?

⇒ Feature Engineering: 원래의 데이터셋에서 새로운 특성을 만들거나 기존의 특성을 변형하여 새로운 특성을 생성하는 것.

데이터의 정보를 효과적으로 추출하고 모델의 성능을 향상시키기 위해 사용한다.

Feature Selection: 모델에 가장 중요한 특성만을 포함시켜 모델의 복잡성을 줄이고 예측 성능을 향상시키기 위해

불필요한 특성을 제거하는 것 과 복잡성을 방지하고 모델로 더 간단하게 만들기 계산 비용은

줄여주어 모델 해석을 용이하게 만든다.

## 11. 전처리 (Preprocessing) 의 목적과 방법? (노이즈, 이상치, 결측치)

⇒ 머신러닝 모델에 데이터를 입력하기 전에 데이터를 준비하고 정제하는 과정. 중요한 데이터를 선택하거나 추출하여

모델의 복잡성을 줄이고 데이터 품질을 향상 시키기 위해 모델의 학습을 용이하게 한다.

노이즈 처리: 데이터의 노이즈를 제거하거나 완화하여 모델이 잘못된 패턴을 학습하는 것을 방지한다.

이상치 처리: 이상치는 모델의 성능을 저하시킬 수 있으므로 제거 혹은 대체한다.

결측치 처리: 결측치는 모델의 학습에 방해가 될 수 있으므로 데이터를 삭제하거나 중앙값 등의 대체값을 사용한다.

## 12. EDA (Exploratory Data Analysis) 란? 데이터의 특성 파악 (분포, 상관관계)

⇒ 데이터를 탐색하고 이해하기 위해 시각화 및 통계적 도구를 사용하여 데이터의 특성을 파악하는 과정.

데이터의 기본통계를 파악하여 데이터의 구조를 파악하고 시각적으로 탐색하여 패턴, 이상치, 결측치 등을 확인하고 처리한다.

이들 통해 변수간의 상관관계를 분석하고 변수간의 의존성은 파악할 수 있다.

## 13. 회귀식, 절편과 기울기차 이해하는 법? 딥러닝과 어떻게 연관되는가?

⇒ 기울기 = 기울기: 독립 변수의 증가에 따른 종속 변수의 변화율.

$$f(x) = \underbrace{w}_{\text{기울기}}x + \underbrace{b}_{\text{편향}}$$

절편 = 편향: 모든 독립 변수가 0 일때 종속 변수 (y) 의 예측값.

딥러닝의 학습과정은 편향과 기울기의 조정을 통해 입력과 출력의 관계를 학습하는 것이다.

이는 모델링에서 중요한 역할을 한다.



14. Activation function 함수를 사용하는 이유? softmax, sigmoid 함수의 차이?

⇒ 활성화 함수 (Activation function): 신경망의 각 층에서 입력을 받아 출력을 결정하는 함수.

비선형성을 추가해 복잡한 데이터 패턴을 학습할 수 있다.

softmax: 다중 클래스 분류 문제에 사용되며, 입력값을 0과 1 사이의 값으로 압축하고 출력의 합이 1이 되도록 정규화한다.

sigmoid: 입력값을 0과 1 압축하여 주로 이진 분류 문제에서 사용된다.

15. Forward propagation, Backward propagation이란?

⇒ Forward propagation: 입력 데이터를 신경망에 통과시켜 출력까지 전달되는 과정.

입력층의 입력 데이터를 각 뉴런의 활성화 함수에 의해 가중치와 편향의 합을 산출한 후 순방향 전파 되어 출력이 계산된다.

Backward propagation: 출력의 오차를 역전파시켜 신경망의 가중치를 조정하는 과정.

신경망의 출력값과 실제값 간의 오차를 손실함수를 계산하여 입력층으로 전파를 가중치를 경사하강법을 통해 업데이트한다.

16. 손실 함수란 무엇인가? 가장 많이 사용하는 손실 함수 4가지 종류는?

⇒ 손실 함수: 머신러닝 및 딥러닝 모델의 성능을 평가하고 최적화하기 위해 사용되는 함수.

평균 제곱 오차 (MSE): 예측값과 실제값의 제곱치의 평균  $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$

평균 절대 오차 (MAE): 예측값과 실제값의 절대값의 평균  $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$

교차 엔트로피 손실: 이진 분류 또는 다중 클래스 분류에 대해 예측된 확률 분포와 실제 레이블 간의 차이 측정.

한지 손실: 주로 이진 분류 문제에서 예측한 클래스와 실제 클래스의 간격을 최대화한다.

17. 옵티마이저 (optimizer)란 무엇인가? 옵티마이저의 손실 함수 차이점은?

⇒ 옵티마이저: 머신러닝 및 딥러닝 모델의 학습 과정에서 사용되는 알고리즘. 모델의 가중치 및 편향을 조정하여 손실 함수를 최소화하는 방향으로 모델을 학습한다.

손실 함수 모델의 성능을 측정하고 옵티마이저는 손실 함수를 최소화하는 방향으로 모델의 매개변수를 조정하여 모델을 학습시킨다.

18. 경사강화법 의미는? (확률적 경사강화법, 배치 경사강화법, 미니 배치 경사강화법)

⇒ 경사강화법: 전체 매개변수 전체에서 손실함수의 기울기를 구하고 이를 이용하여 다음 매개변수를 업데이트하는  
가장 기본적인 최적화 알고리즘.

확률적 경사강화법: 각 훈련 포인트에 대해 손실함수의 기울기를 계산하고 매개변수를 업데이트하는 방식.

배치 경사강화법: 모든 훈련 데이터를 사용하여 손실함수의 기울기를 계산하여 한 번에 처리하는 매개변수를 업데이트하는 방식.

미니 배치 경사강화법: 훈련 데이터를 작은 미니배치로 나눈 손실함수의 기울기를 계산하고 매개변수를 업데이트하는 방식.

19. 교차검증, k-fold 교차검증의 의미와 차이

⇒ 교차검증: 모델의 일반화 성능을 평가하기 위해 사용되는 기법. 데이터를 여러개의 부분집합으로 나누고 반복하여  
모델은 여러번 훈련되고 평가되는 과정.

k-fold 교차검증: 데이터를 k개의 부분집합으로 나누고 k번의 반복에서 각각의 부분집합을 테스트 세트로 사용하고  
나머지 부분집합을 훈련세트로 사용하여 모델을 평가하는 방법.

k-fold 교차검증은 교차검증의 가장 널리 사용되는 형태 중 하나이다.

20. 하이퍼 파라미터 튜닝이란 무엇인가?

⇒ 하이퍼 파라미터 튜닝: 머신러닝 및 딥러닝 모델에서 사용되는 하이퍼 파라미터의 최적 값을 찾는 과정.

하이퍼 파라미터는 모델의 구조나 학습 과정에 영향을 주는 매개변수로 (ex) 학습률, 미니배치크기)

사전에 지정해야 한다.

모델의 성능과 일반화 능력에 중요한 영향을 미치며, 모델의 최적 성능을 극대화시킨다.