

# **AIoT 기초: 인공지능의 역사와 이해**

---

## **인공지능의 정의**

인공지능(Artificial Intelligence, AI)은 인간의 지능적 행동을 모방하거나 대체할 수 있는 시스템 또는 기술을 의미합니다. AI는 다음과 같은 두 가지 방식으로 정의할 수 있습니다.

- 기능적 정의: "AI는 문제 해결, 학습, 추론, 언어 이해 등 인간이 수행하는 인지적 기능을 수행할 수 있는 기계 또는 시스템이다."
  - 실행적 정의: "AI는 환경으로부터 입력을 받고 적절한 출력을 산출함으로써 목표를 달성하도록 설계된 지능적 에이전트이다."
- 

## **기계학습, 딥러닝, 인공지능의 차이**

이 세 용어는 종종 혼용되지만, 포함관계를 명확히 이해하는 것이 중요합니다.

인공지능 ⊃ 기계학습 ⊃ 딥러닝

- 인공지능(AI): 인간처럼 행동하도록 시스템을 만드는 학문적/공학적 분야입니다.
- 기계학습(ML): AI의 하위 분야로, 데이터를 통해 시스템이 스스로 학습하게 만드는 방법입니다.
- 딥러닝(DL): ML의 하위 분야로, 인공신경망을 이용한 학습을 의미합니다.

### **1) 인공지능 (Artificial Intelligence, AI)**

- 정의: 인간처럼 사고하고 학습하며 문제를 해결하는 시스템을 만드는 기술입니다.
- 목표: 인간 수준 또는 그 이상의 지능을 가진 시스템 구축.
- 예시: 체스 게임 AI, 자율주행차, 챗봇, 의료 진단 시스템 등.
- 구성요소:
  - 추론(reasoning)
  - 계획(planning)
  - 학습(learning)
  - 자연어 처리(NLP)
  - 로봇틱스

## ◆ 2) 기계학습 (Machine Learning, ML)

- 정의: 명시적인 프로그래밍 없이, 데이터로부터 학습하여 예측이나 결정을 내리는 AI의 하위 분야입니다.
- 목표: 알고리즘이 데이터 패턴을 학습하여 스스로 성능을 향상시킴.

## ◆ 3) 딥러닝 (Deep Learning, DL)

- 정의: 인공신경망(ANN)을 기반으로 한 기계학습의 한 분야로, 여러 층의 신경망을 활용하여 높은 수준의 추상화 학습이 가능함.
- 특징:
  - 대규모 데이터와 계산 자원을 활용
  - 특징 추출(feature extraction)을 자동으로 수행
- 주요 모델:
  - DNN(Deep Neural Network)
  - CNN(Convolutional Neural Network): 이미지 처리
  - RNN/Recurrent 계열: 시계열/자연어
  - Transformer: 자연어 처리, 최근의 GPT, BERT 등

## 예시 비교

항목	AI	ML	DL
예시	체스 게임 자동화	이메일 스팸 필터링	자율 주행 자동차
방식	명시적 규칙 or 학습	지도학습, 비지도학습	CNN, RNN, Transformer
특징	포괄적 개념	통계 기반 학습	다층 신경망 활용

인공지능(AI), 기계학습(ML), 딥러닝(DL)은 서로 포함 관계를 가지는 개념들로, 아래와 같이 계층적으로 정리할 수 있습니다.

인공지능 (AI)

| — 기계학습 (ML)

|   └ 딥러닝 (DL)

## 인공지능 vs 머신러닝 vs 딥러닝 기술 비교표

구분	인공지능 (AI)	머신러닝 (ML)	딥러닝 (DL)
정의	인간 지능을 모방하는 기술 전반	데이터에서 패턴을 학습하는 알고리즘	인공 신경망 기반의 심층 학습
범위	가장 넓은 상위 개념	AI의 하위 집합	ML의 하위 집합
핵심 목적	사고, 판단, 문제해결	예측 모델 생성	대규모 데이터에서 추론
입력 데이터	구조화/비구조화/센서 데이터	구조화된 데이터	이미지, 텍스트, 음성 등 비정형 대규모 데이터
특징 추출	전문가가 수동 설계	전문가가 수동 설계	자동 특징 추출 (end-to-end)
학습 방식	규칙 기반, 통계 기반, 강화학습	지도/비지도/강화 학습	주로 지도/강화 학습
복잡도/자율성	중간~고도	중간	고도 자동화

## 대표 기술 및 알고리즘 비교

범주	주요 기술 / 알고리즘	설명 및 예시
 인공지능 (AI)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- 전문가 시스템</li> <li>- 계획 및 추론(Planning)</li> <li>- 로봇 제어</li> </ul>	<p>MYCIN, Prolog 시스템</p> <p>로봇 제어, 게임 AI</p>
 머신러닝 (ML)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- K-최근접 이웃(KNN)</li> <li>- 서포트 벡터 머신(SVM)</li> <li>- 결정 트리 / 랜덤 포레스트</li> <li>- Naive Bayes</li> </ul>	<p>소규모 또는 구조적 데이터 기반</p> <p>Scikit-learn 활용</p>

범주	주요 기술 / 알고리즘	설명 및 예시
	- 선형 회귀 / 로지스틱 회귀	
🔥 딥러닝 (DL)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- 다층 퍼셉트론(MLP)</li> <li>- CNN (합성곱 신경망)</li> <li>- RNN, LSTM (시계열)</li> <li>- GAN (생성 모델)</li> <li>- Transformer (BERT, GPT)</li> </ul>	<p>대용량 비정형 데이터</p> <p>PyTorch, TensorFlow, Hugging Face 활용</p>

📖 인공지능의 역사

◆ (1) 1943 ~ 1950년대: 태동기

사건	설명
1943년	McCulloch & Pitts가 최초의 뉴런(뇌 신경세포) 수학 모델 제안 → 초기 신경망 이론의 태동
1950년	앨런 튜링, 논문 "Computing Machinery and Intelligence"에서 ***기계는 생각할 수 있는가?***라는 질문 제기 → 튜링 테스트 제안
1956년	다트머스 회의: 존 매카시(John McCarthy)가 'Artificial Intelligence'라는 용어 공식 제안  → AI의 탄생 선언

\* 1943년 맥컬럭-피츠 모델(McCulloch-Pitts Model)

항목	내용
개발자	워런 맥컬럭(Warren McCulloch), 월터 피츠(Walter Pitts)
핵심 개념	생물학적 뉴런을 수학적으로 모델링한 최초의 인공 뉴런

항목	내용
주요 특징	이진 입력과 출력, 단순한 임계값 기반 활성화 함수
의의	뇌 기능의 계산 가능성 탐구의 시작점, 논리 게이트와 동일한 기능 수행 가능

💡 이 모델은 뉴런이 일정한 자극 이상을 받을 때 ‘발화(firing)’한다는 생물학적 원리를 기반으로 만들어졌습니다.

◆ (2) 1956~1970년대: 초기 낙관과 규칙 기반 시스템

특징	설명
1958년	프랭크 로젠블랫, 단층 퍼셉트론(perceptron) 제안
1969년	Minsky와 Papert가 다층 퍼셉트론의 학습 한계 비판 → AI 침체
기호주의 AI	인간의 사고를 논리와 기호 조작으로 설명 가능하다고 봄
전문가 시스템	IF-THEN 규칙으로 구성된 전문가 수준 지식 시스템 등장 (예: DENDRAL, MYCIN)
한계	지식 획득의 어려움(knowledge bottleneck), 확장성 문제로 어려움 발생
1974년	폴 워보스 역전파 알고리즘 논문 발표. 수학적 이론 단계

\* Symbolic AI (Good Old-Fashioned AI, GOF AI):


- 논리 기반 추론 시스템, 전문가 시스템(Expert Systems)
- IF-THEN 규칙으로 구성됨
- 예: MYCIN (의료 진단 시스템), SHRDLU (언어 처리 시스템)

## \* 기계학습 알고리즘

알고리즘	발표 시기	핵심 아이디어
K-최근접 이웃(KNN)	1967년	유사한 데이터 포인트 간 거리 기반 분류
Naive Bayes	1960년대	조건부 확률 기반의 텍스트 분류 등

## \* 1958년 퍼셉트론(Perceptron)

항목	내용
개발자	프랭크 로젠블랫(Frank Rosenblatt)
핵심 개념	선형 분류기를 기반으로 한 최초의 학습 가능한 인공 뉴런
주요 특징	입력 가중치와 편향 도입, 가중치 조정 학습 규칙 포함
의의	인공 신경망에서 학습(learning)의 개념을 최초로 도입

 퍼셉트론은 입력 가중치를 조절하면서 학습하는 방식으로, 선형적으로 구분 가능한 문제는 해결할 수 있지만 XOR 문제와 같은 비선형 문제는 해결하지 못한다는 한계가 있습니다.

## \* 1969년 – 퍼셉트론 한계 지적

항목	내용
저자	마빈 민스키(Marvin Minsky), 세이무어 페이퍼트(Seymour Papert)
책	《Perceptrons》
내용	퍼셉트론이 XOR 문제 같은 비선형 문제를 해결하지 못함을 지적
영향	신경망 연구의 위축('첫 번째 AI 겨울'의 원인 중 하나)

## \* 제1차 AI 겨울 (1974~1980년대)

- 이유:
  - 과도한 기대와 실제 성능의 괴리
  - 계산 자원 부족
  - 추론 시스템의 유연성 부족 (예외 처리 어려움)

## ◆ (3) 1980~1990년대: 기계학습의 부상(데이터 기반 접근)

- 규칙 기반 시스템의 한계 극복을 위해, 데이터를 통해 패턴을 학습하는 방식이 부상.
- **\*\*기계학습(Machine Learning)\*\***은 프로그래밍 없이 학습하도록 만드는 접근입니다.

특징	설명
통계적 AI	지능을 확률적, 통계적으로 모델링하려는 접근
신경망 부활	퍼셉트론(Perceptron)의 한계를 다층 퍼셉트론(MLP)으로 극복 → Backpropagation 재조명
한계	데이터 부족과 컴퓨팅 자원 제한


## \* 기계학습 알고리즘

알고리즘	발표 시기	핵심 아이디어
의사결정나무	1986년	조건에 따라 데이터를 분기하여 분류

## \* 역전파 알고리즘(Backpropagation)에 의한 인공신경망의 학습

- **1986년**: Rumelhart, Hinton, Williams 등이 역전파 알고리즘을 체계화 → 다층 신경망 학습 가능성 부상 → 딥러닝의 학습 모델

항목	내용
연구자	데이비드 럼멜하트(David Rumelhart), 제프리 힌턴(Geoffrey Hinton), 로널드 윌리엄스(Ronald Williams) 등
핵심 개념	오차 역전파(backpropagation)를 통해 다층 퍼셉트론(MLP)을 학습 가능하게 함
주요 특징	비선형 문제 해결 가능, 은닉층을 가진 인공 신경망 활성화
의의	신경망 학습의 대중화와 심층 신경망의 기반 마련

 역전파 알고리즘은 출력 오차를 계산하여 가중치를 거꾸로 조정하면서 학습을 수행하는 방식입니다.

**\* 제2차 AI 겨울 (1987~1993년)**

- 인공신경망의 학습 한계(역전파의 어려움)
- 기계학습의 효과에 대한 회의
- 자금지원 감소

**\* 1990년대: 다양한 인공 뉴런 구조 개발**

항목	내용
발전 방향	RNN, CNN 등 다양한 뉴런 및 네트워크 구조 개발
CNN 개발자	얀 르쿤(Yann LeCun) – LeNet
특징	구조적으로 특정 문제(예: 시계열, 영상 처리 등)에 특화된 뉴런 구조 도입
의의	다양한 도메인에서 신경망 적용 가능성 증가



#### ◆ (4) 2000년대 이후: 데이터 기반 AI 시대

특징	설명
머신러닝	SVM, Random Forest 등 데이터 기반 모델 발전
빅데이터 시대	대규모 데이터와 클라우드 컴퓨팅의 등장
산업 적용	검색, 추천, 자연어 처리 등 다방면 확산

#### \* 기계학습 알고리즘

알고리즘	발표 시기	핵심 아이디어
SVM	1995년	최대 마진으로 데이터를 분리하는 초평면 학습
랜덤 포레스트	2001년	다수의 결정 트리를 앙상블하여 성능 향상

#### ◆ (5) 2010년대~현재: 딥러닝과 인공지능의 르네상스

특징	설명
딥러닝 혁명	2012년 ImageNet 대회에서 AlexNet이 기존 모델들을 압도
GPU와 병렬처리	대규모 연산이 가능한 환경 확산
언어, 음성, 영상 통합 AI	ChatGPT, BERT, DALL·E, GPT 시리즈 등 다양한 멀티모달 AI 등장

\* **2012년**: Geoffrey Hinton과 그의 제자들이 제안한 **AlexNet**이 이미지넷(ImageNet) 대회에서 압도적 성능으로 우승

- GPU를 활용한 병렬 연산
- Convolutional Neural Network (CNN)의 부상

항목	내용
기점	2012년 ImageNet 대회에서 딥러닝 기반 모델인 AlexNet의 압도적 성능
특징	GPU 가속, 대규모 데이터셋, 깊은 신경망 구조의 성공적 학습
발전	활성화 함수(ReLU), 정규화 기법(BatchNorm), 다양한 뉴런 형태 등장
의의	인공 뉴런이 실제 산업 및 실생활 문제에 널리 사용되는 계기

주요 딥러닝 발전

연도	사건	내용
2014	GAN 발표	Goodfellow가 생성적 적대 신경망(GAN) 제안
2015	ResNet 발표	Microsoft가 152층 신경망 학습 성공, 영상에서의 사물인식
2017	Transformer	Google이 논문 "Attention is All You Need" 발표
2018~	BERT, GPT	대규모 사전학습 언어모델로 자연어 처리 혁신

\* 현재: 생물학적 신경 모델과의 통합 및 고도화

항목	내용
최근 흐름	스파이킹 뉴런(Spiking Neuron), Transformer 기반 뉴런 구조 등
특징	생물학적 뉴런의 발화 패턴을 모사하거나, 시퀀스 데이터에 최적화된 구조
응용	자연어 처리, 자율주행, 헬스케어, 로봇틱스 등 광범위한 분야에서 활용

---

## 인공지능의 범주

인공지능은 기술과 문제 해결 방법에 따라 아래와 같이 세분화할 수 있습니다.

### 1. 인공지능의 지능 수준에 따른 분류

구분	설명
약한 AI (Narrow AI)	특정 작업만 수행 가능한 AI (예: 스팸 필터, 추천 시스템)
강한 AI (General AI)	인간 수준의 범용적 사고 능력을 갖춘 AI (현재 미달성)
초지능 AI (Super AI)	인간을 초월하는 지능, 미래적 예측 (이론적 개념, 윤리적 논쟁 포함)

---

### 2. 인공지능의 기술적 범주

범주	하위 영역	설명
지각 인공지능 (Perception AI)	컴퓨터 비전, 음성 인식	외부 환경의 센서 데이터를 인식
추론 인공지능 (Reasoning AI)	전문가 시스템, 추론 엔진	규칙 기반으로 사고하고 의사결정 수행
학습 인공지능 (Learning AI)	머신러닝, 딥러닝	경험을 통해 지식 습득 및 일반화
자연어 인공지능 (Language AI)	NLP, 번역, 요약	언어 이해와 생성 능력
행동 인공지능 (Action AI)	로보틱스, 자율주행	주변 환경에 반응해 실제 행동 수행

---

3. 인공지능 하위 기술별 분류 (구체적 알고리즘 기반)

분류	설명	예시
규칙 기반 AI	인간 지식을 규칙(IF-THEN)으로 표현	전문가 시스템
머신러닝	수학을 기반으로 데이터의 특징을 학습하는 알고리즘	SVM, KNN, 의사결정트리
딥러닝	인공신경망을 다층으로 구성	CNN, RNN, Transformer
강화학습	보상을 통해 학습	AlphaGo, OpenAI Gym
자연어처리	텍스트와 언어를 다루는 AI	BERT, GPT



인공지능이 활용되는 문제 유형

문제 유형	정의 및 예시	적용 가능한 AI 기법	대표 알고리즘 / 모델
분류(Classification)	주어진 입력을 여러 클래스 중 하나로 분류	지도학습 (Supervised)	- 로지스틱 회귀 - KNN - SVM - Random Forest - XGBoost  - MLP, CNN
회귀(Regression)	연속적인 수치 예측	지도학습 (Supervised)	- 선형/다항 회귀 - SVM (회귀) - XGBoostRegressor  - MLP
클러스터링(Clustering)	그룹을 자동으로 나누는 군집화	비지도학습 (Unsupervised)	- K-means - DBSCAN  - GMM

문제 유형	정의 및 예시	적용 가능한 <b>AI</b> 기법	대표 알고리즘 / 모델
이상치 탐지( <b>Anomaly Detection</b> )	정상과 다른 비정상 데이터를 탐지	비지도 또는 준지도 학습	- Isolation Forest - One-Class SVM  - Autoencoder
추천 시스템( <b>Recommendation</b> )	사용자에게 맞는 항목 추천	협업/콘텐츠 기반 학습	- KNN (user/item 기반) - Matrix Factorization  - 딥러닝 기반 추천 (NeuMF 등)
자연어 처리( <b>NLP</b> )	텍스트 분류, 요약, 번역 등	지도 학습 + 딥러닝	- TF-IDF + SVM/Logistic - RNN, LSTM  - BERT, GPT
이미지 분류/처리	객체 인식, 이미지 분류 등	딥러닝 (CNN 중심)	- CNN (LeNet, ResNet) - VGG, EfficientNet  - Vision Transformer
시계열 예측	주가, 수요, 센서 등 시계열 데이터 예측	회귀 or RNN 기반 예측	- ARIMA, Prophet - LSTM, GRU  - Temporal CNN
강화학습	환경과 상호작용하며 보상 최대화	강화학습 (Reinforcement Learning)	- Q-learning - DQN  - PPO, A3C
생성 문제( <b>Generate</b> )	텍스트/이미지/음성 생성	생성 모델 (Generative)	- GAN, VAE - GPT, DALL·E  - Diffusion Model

## 문제 유형별 대표 머신러닝 알고리즘

실제 응용 분야	문제 유형	모델 추천
이메일 스팸 필터링	분류	로지스틱 회귀, Naive Bayes
부동산 가격 예측	회귀	XGBoost, 선형 회귀
고객 세분화	클러스터링	K-means
이상 센서 감지	이상 탐지	Isolation Forest
넷플릭스 영화 추천	추천	행렬 분해, 딥러닝
뉴스 카테고리 분류	텍스트 분류	BERT, SVM
자율주행 차량	강화학습, 이미지 분류	DQN + CNN
스타일 이미지 생성	이미지 생성	GAN
실시간 수요 예측	시계열 예측	LSTM, Prophet

## 머신러닝의 학습 방법

인공지능(AI)의 학습 방법은 주어진 데이터와 문제 해결 방식에 따라 크게 네 가지 범주로 분류할 수 있습니다. 각각은 사용 목적과 학습 방식, 필요한 데이터 라벨 유무 등에 따라 구분되며, 지도학습, 비지도학습, 강화학습, 준지도학습으로 나뉩니다.

학습 방식	입력 데이터	출력/피드백	대표 알고리즘	주요 활용 사례
지도학습 (Supervised Learning)	입력과 정답(Label)이 모두 있음	예측 오류를 기반으로 모델 업데이트	선형 회귀, 로지스틱 회귀, SVM, KNN, Random Forest, 딥러닝 등	이미지 분류, 질병 예측, 스팸 메일 분류
비지도학습 (Unsupervised Learning)	정답(Label)이 없음	숨겨진 패턴이나 군집 구조를 발견	K-평균, PCA, 계층적 군집, AutoEncoder	고객 세분화, 차원 축소, 이상 탐지

학습 방식	입력 데이터	출력/피드백	대표 알고리즘	주요 활용 사례
강화학습 (Reinforcement Learning)	에이전트가 환경과 상호작용	보상(Reward)을 통한 학습	Q-Learning, SARSA, DQN, Policy Gradient	게임, 로봇 제어, 자율주행
준지도학습 (Semi-Supervised Learning)	일부 데이터에만 라벨이 있음	제한된 라벨을 활용하여 전체 학습	Self-training, Label Propagation	의료 영상 분석, 웹 텍스트 분류

---

## 1. 지도학습 (Supervised Learning)

- 정의: 입력 데이터와 정답(출력)을 쌍으로 제공하여 학습
- 목표: 주어진 입력에 대해 정확한 출력을 예측
- 형태:
  - 회귀(Regression): 연속값 예측 (예: 집값 예측)
  - 분류(Classification): 범주 예측 (예: 고양이/개 분류)

---

## 2. 비지도학습 (Unsupervised Learning)

- 정의: 라벨이 없는 입력 데이터에서 구조를 발견
- 목표: 군집(Clustering), 차원 축소(Dimensionality Reduction) 등
- 형태:
  - 군집화: 비슷한 속성을 가진 데이터 그룹화
  - 연관 규칙: 항목 간 관계 발견

---

## 3. 강화학습 (Reinforcement Learning)

- 정의: 에이전트가 환경과 상호작용하며 보상을 통해 학습
- 목표: 장기적으로 최대 보상을 얻는 정책(policy) 학습

- 핵심 개념: 상태(State), 행동(Action), 보상(Reward), 정책(Policy), 가치함수(Value Function)

## 4. 준지도학습 (Semi-Supervised Learning)

- 정의: 소수의 라벨된 데이터 + 다수의 비라벨 데이터를 활용
- 목표: 비라벨 데이터를 라벨과 함께 활용하여 성능 향상
- 활용 방법: Self-training, Graph 기반 라벨 전파 등

 적용 예시:

- 1%의 의료 영상에만 진단 라벨이 있는 경우, 나머지를 학습에 활용하여 정확도 향상

## 요약 표

분류	입력 형태	출력 방식	학습 방식	대표 응용 분야
지도학습	(X, Y) 쌍	명시된 정답	오차 최소화	예측, 분류
비지도학습	X만 존재	구조 탐색	군집/압축	군집화, 시각화
강화학습	상태, 보상	보상 기반	순차적 행동 최적화	자율 제어
준지도학습	일부 X, Y + unlabeled X	추론 기반	혼합 전략	레이블 부족 문제

문제 유형 → 지도학습 / 비지도학습 / 강화학습 / 생성 모델

↳ 데이터 타입 (정형, 비정형, 시계열, 텍스트, 이미지)

↳ 최적 알고리즘 결정



## 복습 문제

### ✓ 문제 1

Q. 다음 중 지도학습(Supervised Learning)의 예로 가장 적절한 것은?

A) 군집화를 통한 고객 분류 B) 자율주행차가 도로 상황에 따라 스스로 주행 전략을 배우는 경우 C) 이메일이 스팸인지 아닌지를 분류하는 모델 D) 차원 축소를 이용한 시각화

정답: C

해설: 지도학습은 입력과 출력(정답 레이블)이 주어지는 상황에서 학습하는 방식입니다. 이메일이 스팸인지 여부는 정답이 존재하므로 지도학습에 해당합니다.

---

### ✓ 문제 2

Q. 강화학습의 학습 대상이 되는 것은 무엇인가?

A) 입력 데이터의 중심점 B) 라벨이 없는 데이터의 군집 구조 C) 입력-출력 간의 직접적인 관계 D) 환경과 상호작용을 통해 얻는 최적의 행동 전략

정답: D

해설: 강화학습은 에이전트가 환경과 상호작용하며 보상을 바탕으로 학습합니다. 목표는 최적의 정책(policy), 즉 어떤 상태에서 어떤 행동을 취해야 가장 많은 보상을 얻는지를 학습하는 것입니다.

---

### ✓ 문제 3

Q. 비지도학습(Unsupervised Learning)의 주요 목적 중 하나는?

A) 데이터에 있는 레이블을 예측하는 것 B) 행동에 대한 보상을 최대화하는 것 C) 데이터 간의 숨겨진 구조나 패턴을 찾는 것 D) 입력 데이터를 그대로 출력하는 것

정답: C

해설: 비지도학습은 레이블이 없는 데이터에서 유의미한 패턴이나 군집, 구조를 찾아내는 데 목적이 있습니다. 대표적으로 K-평균 군집화, PCA 등이 있습니다.

---

✓ 문제 4

Q. 다음 중 준지도학습(Semi-Supervised Learning)의 정의로 올바른 것은?

A) 오직 라벨이 없는 데이터만을 사용하는 학습 방식 B) 환경으로부터 보상을 받는 학습 방식  
C) 일부 라벨이 있는 데이터와 다수의 라벨 없는 데이터를 함께 활용하는 방식 D) 데이터를  
정제하거나 전처리하는 과정

정답: C

해설: 준지도학습은 적은 수의 라벨 데이터와 많은 양의 비라벨 데이터를 함께 사용하여  
학습하는 방식입니다. 이 방식은 라벨링 비용이 높은 상황에서 유용합니다.

---

✓ 문제 5

Q. 다음 설명에 해당하는 학습 방식은 무엇인가요? “학습자가 명확한 정답을 받지 않고, 오직  
행동에 따라 돌아오는 보상을 통해 최적의 의사결정 방법을 학습한다.”

A) 지도학습 B) 비지도학습 C) 강화학습 D) 준지도학습

정답: C

해설: 강화학습은 정답이 주어지지 않고 보상(reward)을 통해 정책을 개선해 나가는 학습  
방식입니다. 대표적으로 게임 플레이, 로봇 제어 등에 사용됩니다.

---

✓ 문제 6

Q. 스마트 팜에서 작물 이미지를 보고 질병 여부를 판단하는 모델을 개발하려고 한다. 이미 각  
이미지에 ‘정상’, ‘병충해’ 등의 라벨이 붙어 있다. 이 문제에 적합한 학습 방법은 무엇인가?

A) 비지도학습 B) 지도학습 C) 강화학습 D) 준지도학습

정답: B

해설: 각 이미지에 ‘정상’, ‘병충해’ 등 정답 라벨이 있으므로, 입력-출력 쌍을 학습하는  
지도학습(Supervised Learning)이 적합합니다.

---

✓ 문제 7

Q. 산업 현장에서 센서를 통해 수집된 대량의 기계 진동 데이터를 기반으로 이상 징후를 감지하려 한다. 단, 이상 데이터에 대한 레이블은 존재하지 않는다. 적합한 학습 방법은?

A) 지도학습 B) 강화학습 C) 비지도학습 D) 준지도학습

정답: C

해설: 레이블이 없는 상태에서 패턴의 이상 여부를 탐지해야 하므로, 비지도학습(Unsupervised Learning)이 적합합니다. 예: AutoEncoder 기반 이상 탐지.

---

✓ 문제 8

Q. 자율주행차가 반복적인 시뮬레이션을 통해 스스로 도로 주행 전략을 개선하도록 학습한다. 이때 적합한 학습 방법은?

A) 지도학습 B) 비지도학습 C) 강화학습 D) 준지도학습

정답: C

해설: 환경과의 상호작용, 보상을 기반으로 전략을 배우는 상황은 강화학습(Reinforcement Learning)의 전형적인 예입니다.

---

✓ 문제 9

Q. 병원에서 의료 영상을 수천 장 보유하고 있지만, 전문가가 라벨링한 것은 100장뿐이다. 나머지 이미지도 활용하고자 할 때 적합한 학습 방법은?

A) 지도학습 B) 강화학습 C) 비지도학습 D) 준지도학습

정답: D

해설: 일부에만 라벨이 있는 상태에서 전체 데이터를 활용하고자 하므로 준지도학습(Semi-Supervised Learning)을 사용하는 것이 효율적입니다.

---

## ✅ 문제 10

**Q.** 온라인 쇼핑몰에서 사용자 행동 로그(클릭, 검색, 구매 등)를 분석하여 유사한 고객 그룹을 자동으로 분류하고자 한다. 가장 적절한 학습 방법은?

A) 지도학습 B) 비지도학습 C) 강화학습 D) 준지도학습

정답: **B**

해설: 고객 그룹 분류는 라벨 없이 패턴을 찾아내는 문제이며, 군집화(Clustering)를 활용한 비지도학습(Unsupervised Learning)이 적절합니다.

---

## IoT와 AI의 융합

### 1. IoT 시스템 구성 요소

IoT(Internet of Things) 시스템은 일반적으로 다음의 3단계 구성요소로 나뉩니다.

#### 1. 센서/디바이스 계층 (Perception Layer)

- 온도, 습도, 가속도, 카메라 등 다양한 물리적 정보를 수집합니다.

#### 2. 네트워크 계층 (Network Layer)

- 수집된 데이터를 인터넷 또는 로컬 네트워크를 통해 전송합니다.
- 사용 기술: Wi-Fi, Bluetooth, LoRa, Zigbee, LTE 등

#### 3. 플랫폼/클라우드 계층 (Application Layer)

- 데이터를 저장/처리하며, AI 분석을 수행합니다.
- 분석 결과는 앱이나 대시보드를 통해 사용자에게 제공됩니다.

---

### 2. AI 적용 가능 영역

IoT에서 생성된 데이터는 방대한 양의 시계열 데이터 또는 이미지/영상 데이터입니다. 이러한 데이터에 AI를 적용하면 다음과 같은 가능성을 엿볼 수 있습니다.

적용 분야	AI 활용 사례
스마트홈	사용자 행동 패턴 분석, 에너지 효율 최적화
스마트헬스	생체신호 기반 건강 예측, 낙상 감지
스마트공장	이상 감지, 예지보전, 품질 검사
스마트시티	교통 흐름 예측, 환경 모니터링

---

### 3. 대표 융합 사례

#### (1) 스마트홈:

스마트 스피커는 음성인식을 통해 명령을 해석하고, 가정 내 IoT 디바이스를 제어합니다. 딥러닝 기반 음성 인식 모델이 탑재되어 있어 잡음 속에서도 명확한 명령 이해가 가능합니다.

#### (2) 스마트헬스:

웨어러블 기기에서 수집된 심박수, 활동량 등의 데이터를 기반으로 딥러닝 모델이 스트레스 수준이나 수면 질을 예측합니다. 예: Fitbit, Apple Watch

#### (3) 스마트공장:

센서로부터 수집된 온도/진동 정보를 분석하여 장비 고장 가능성을 사전에 탐지(Predictive Maintenance)합니다.

---