

# 강화학습 과제

A71031 설위준

# 목차

---

프로젝트 주제 및 목표

---

환경 및 데이터셋 설명

---

State, Action, Reward 설계

---

강화학습 알고리즘 및 Hyperparameter 설명

---

실험 셋업

---

실험 결과

---

토의 및 결론

---

---

# 1. 프로젝트 주제 및 목표

본 프로젝트의 목표는 이커머스 URL 내 판매 중인 상품페이지에서 수집한 타이틀 정보(GOODS\_NAME) 및 옵션 정보(GOODS\_OPTN\_VLU)로부터 정확한 모델명(MODEL\_NAME)을 자동으로 추출·선택하는 강화학습 기반 모델을 구축하는 것이다.

일반적으로 이 문제는 모델명이 명확히 존재하는 경우, Supervised Classification 또는 Rule-based NER 기반으로 처리된다.

그러나 본 연구에서는 명확한 모델명이 대부분 존재하지 않는 카테고리군을 대상으로 한다. 이에 따라, 모델명 후보군 중 최적인 선택을 수행하는 정책(policy)을 강화학습으로 학습함으로써,

- 희소한 라벨 데이터에서도 효과적인 학습 가능
- reward shaping을 통한 성능 향상
- 후보군 선택 과정의 불확실성(exploration/exploitation)을 모델링

과 같은 장점을 기대할 수 있다.

본 프로젝트는 다음 세 알고리즘을 비교하는 것을 목표로 한다.

1. PPO (Proximal Policy Optimization)
  2. A2C (Advantage Actor-Critic)
  3.  $\epsilon$ -Greedy Multi-Armed Bandit
-

## 2. 환경 및 데이터셋 설명

### 2.1 데이터셋 구성

데이터는 타이틀 정보, 옵션 정보, 모델명으로 구성되며, 총 약 1,000,000 건의 데이터로 구성된다.

예시 :

GOODS_NAME	GOODS_OPTN_VLU	MODEL_NAME
네스카페 클래식 마일드 500g 자판기 블랙커피 리필용		클래식 마일드 500g@1개
로레알 염색약 새치 커버 미용실 마지렐 산화제 메탈	선택1: 02_마지브라운₩(새치₩) / 선택2: B5.05 마호가니 브라운	마지브라운 컬러 50g@1개
로레알 염색약 새치 커버 미용실 마지렐 산화제 메탈	선택1: 02_마지브라운₩(새치₩) / 선택2: B4.35 웜 브라운	마지브라운 컬러 50g@1개
네슬레 네스카페 클래식 마일드 500g X 1개		클래식 마일드 500g@1개
쉽고 간편한 MT-1681 마이크로라이프 보급형 디지	본품 / 3950원	mt-1681@1개
네슬레 네스카페 클래식 마일드 500g 블랙커피 초이스	본품 / 11550원	클래식 마일드 500g@1개

컬럼명	설명
GOODS_NAME	타이틀 정보
GOODS_OPTN_VLU	옵션 정보
MODEL_NAME	실제 모델명 라벨 및 수량

---

# 2. 환경 및 데이터셋 설명

## 2.2 데이터 전처리 (Preprocessing)

강화학습 속도 최적화를 위해 다음 단계를 수행한다.

### 1) 텍스트 정제

- 특수문자 제거
- 공백, 중복 문자열 정규화
- 옵션 텍스트가 없는 경우 공백 처리

### 2) BERT 기반 문장 임베딩 사전 생성 (Pre-computed Embedding)

- 강화학습 환경에서 매 에피소드마다 BERT를 호출하면 극도로 느리므로, DistilBERT를 사용하여 모든 텍스트를 미리 임베딩하였다.

### 3) 학습/평가 데이터 분리

- Train: 80%
  - Test: 20%
-

---

# 3. State, Action, Reward 설계

## 3.1 State 설계

State는 사전 생성한 768차원 BERT 임베딩 벡터로 정의한다.

## 3.2 Action 설계

Action은 모델명 후보 중 하나를 선택하는 것으로 정의한다.

※ 본 프로젝트에서는 정답이 1개이므로 간단히 1개 후보로 구성하였다.

## 3.3 Reward 설계

정답인지 여부에 따라 reward를 부여한다.

---

---

# 4. 강화학습 알고리즘 및 Hyperparameter 설명

## 4.1 비교 알고리즘

### ✓ PPO (Proximal Policy Optimization)

- PPO에서 학습한 clipped objective 적용
- 안정적 업데이트를 위해 ratio clipping 사용
- 실제 NLP fine-tuning에서 가장 많이 사용되는 RL 알고리즘

### ✓ A2C (Advantage Actor-Critic)

- Actor-Critic 기반 value baseline 활용
- PPO 대비 빠르지만 안정성은 낮음

### ✓ $\epsilon$ -Greedy Multi-Armed Bandit

- 모델명 선택을 slot machine arm 선택으로 해석
  - 가장 빠르지만 성능 한계가 있음
-

---

# 4. 강화학습 알고리즘 및 Hyperparameter 설명

## 4.2 Hyperparameter

### 1) Learning Rate (학습률)

- 신경망이 파라미터를 얼마나 크게 업데이트할지 결정하는 값
- PPO는 안정적 clipping update → 작은 lr=3e-4 사용, A2C는 variance가 높아 1e-3 사용

### 2) Gamma (Discount Factor, 할인율)

- 미래 보상에 대한 중요도를 조절
- PPO/A2C는 장기 보상 고려 위해 0.99, Bandit은 single-step 문제라 1.0

### 3) PPO Clip $\epsilon$ (Clipping Range)

- PPO의 핵심인 “policy update를 너무 크게 하지 않도록 제한하는 수치”
- PPO의 핵심 안정성 파라미터로 논문 기본값 0.2 사용

### 4) Exploration 방식

- PPO는 확률적 정책 자체로 탐색, A2C는 entropy bonus, Bandit은  $\epsilon$ -greedy

### 5) Epochs per Update

- PPO는 5회 반복 업데이트로 안정성 확보, A2C는 1-step TD update

### 6) Batch size

- 모두 single-step 환경이므로 1로 설정

---

# 5. 실험 셋업

## 5.1 실험 환경

항목	환경
하드웨어	Google Colab GPU (Tesla T4)
OS	Ubuntu 20.04
Python	3.12
Framework	PyTorch, Transformers
GPU Memory	16GB

## 5.2 Evaluation Metric

정답 선택 정확도 Accuracy를 사용

※ Accuracy = 정답 개수 / 전체 개수

---

---

# 6. 실험 결과

## 6.1 알고리즘별 Accuracy 비교

정확도	PPO	A2C	Bandit
기본 Hyperparameter	0.99	0.66	0.93

## 6.3 Hyperparameter 변화에 따른 성능 비교

## 6.2 Random Seed 변경 실험

---

# 7. 토의 및 결론

## 7.1 실험 결과 논의

- PPO가 가장 안정적이며 높은 정확도를 기록  
→ ratio clipping을 통한 안정적 policy update 효과
- A2C는 PPO 대비 불안정  
→ variance reduction이 부족
- Bandit은 텍스트 임베딩이 존재함에도 구조적 한계로 가장 낮은 성능

## 7.2 본 연구의 의미

- 상품 텍스트 → 모델명 선택 문제를 강화학습으로 성공적으로 적용
  - 사전 임베딩 전략을 통해 대용량 데이터에서도 실용적 속도 달성
  - 향후 대규모 커머스 데이터 자동 정제에 응용 가능
-

---

# 7. 토의 및 결론

## 7.3 한계 및 개선 방향

- 후보 모델명 생성 기능 미포함
- 현재 reward function이 binary
- 환경이 단일-step MDP
- multi-label 후보군이 많아질 경우 탐색 공간 확장 필요

## 7.4 향후 개선

- GPT 기반 후보 모델명 생성 + RL 선택 모델 결합
  - String similarity 기반 soft reward
  - Multi-step sequential reasoning RL 도입
  - SAC, TD3 등 continuous RL 적용 가능성 탐구
-