

지뢰찾기 게임의 중첩 모델링을 통한 확률 추론 및 머신러닝 기반 탐색

2025.07.04
AAiCON 실용인공지능학회 학술대회

국립한밭대학교 지능미디어공학과 이건민
국립한밭대학교 SW중심대학사업단 고진욱

목차

1. 서론

2. 이론적 배경

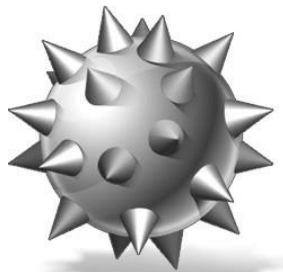
3. 연구 방법

4. 실험 결과 및 분석

5. 향후 연구 계획

6. 결론

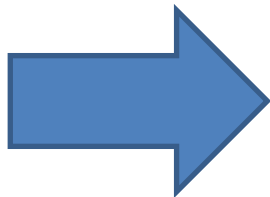
1.1 지뢰찾기와 NP-완전 문제



지뢰찾기
직관적, 대중적인 게임

NP-완전

숨겨진 정보를 추론하는
복잡한 NP-완전 문제



제한된 정보에서
최적의 선택을 요구

의사결정 모델로
이용하기 적합함

1-2 기존 탐색 방식의 한계

전통적 알고리즘	방식	장점	단점
규칙 기반	명확한 규칙으로 지뢰 여부 판단	빠름, 직관적	애매한 상황 해결 불가
브루트포스 탐색	모든 경우의 수 시뮬레이션	정확도 높음	연산량 과다, 비효율
로컬 확률 추정	주변 정보로 부분 확률 계산	빠른 계산	전역 최적 해 도달 어려움

불확실성 & 정보 부족 상황에서는 근본적 한계

- 명확한 결정을 내리지 못함
- 탐색 효율성 저하

2. 이론적 배경

2.1 NP-완전 문제와 지뢰찾기

2.2 양자역학의 중첩 개념 (Superposition)

2.1 P-NP 문제와 지뢰찾기

P 문제	빠르게 해결 가능한 문제 예) 사칙연산
NP 문제	정답 검증은 빠르지만, 정답을 찾기는 매우 복잡한 문제
NP-난해 문제	NP 문제 중 다항식 시간 내에 환원이 가능한 경우
NP-완전 문제	NP-난해임과 동시에 NP인 문제, 즉 모든 NP문제로부터 다항식 시간내에 환원 가능한 문제
지뢰찾기	일반화된 지뢰찾기는 NP-완전 문제임이 증명됨. Richard Kaye ₍₁₎ *

2.2 양자역학의 중첩 개념 (Superposition)

중첩
(Superposition)

양자역학에서 하나의 입자가
여러 상태를 동시에 가짐

관측 시 수렴

관측 이전까지는 확률 분포로
존재, 관측 순간 하나의 상태로 확정

본 연구의 핵심 적용 방식:

미개방 칸 = 지뢰일 수도, 아닐 수도 있는 중첩 상태

초기 확률: 0.5로 설정 → 관측(클릭 결과) 반복하며 수렴

불확실성 모델링의 장점:

결정 불가능한 상황을 정량화 가능

전통적 이진 추론 대신 확률 기반 탐색 전략 가능

3. 연구 방법

3.1 실험 환경

3.2 실험 순서

3.1.1 실험환경

- 개발 도구

Python

- 서버

별도의 서버에서 학습

- 주요 라이브러리

TensorFlow

NumPy

scikit-learn

tqdm 등

- 지로찾기 규격

9x9 규격

10개의 지로

3.2 실험순서

- 1) 모든 칸의 확률 확인
- 2) 데이터 생성 및 ai 학습
- 3) 결과

1) 모든 칸의 지뢰 확률 확인

실행횟수: 50,000판
비슷한 확률 분포를 땀

각 칸별 실제 지뢰 등장 횟수:

12.16%	12.26%	12.27%	12.27%	12.20%	12.46%	12.34%	12.35%	12.49%
12.53%	12.27%	12.32%	12.18%	12.21%	12.31%	12.26%	12.19%	12.43%
12.44%	12.50%	12.33%	12.31%	12.42%	12.37%	12.35%	12.43%	12.40%
12.57%	12.23%	12.31%	12.29%	12.57%	12.45%	12.28%	12.23%	12.47%
12.51%	12.17%	12.27%	12.43%	12.44%	12.20%	12.16%	12.41%	12.08%
12.31%	12.34%	12.41%	12.63%	12.19%	12.43%	12.29%	12.29%	12.08%
12.27%	12.22%	12.16%	12.48%	12.36%	12.15%	12.60%	12.45%	12.39%
12.46%	12.58%	12.44%	12.34%	12.49%	12.30%	12.29%	12.48%	12.28%
12.48%	12.48%	11.96%	12.30%	12.46%	12.57%	12.41%	12.11%	12.40%

2) 데이터 생성 및 AI 학습

1. 초기 데이터 생성 및 학습

- 무작위 게임판 15,000개 생성
- 일부 칸 개방
- CNN 모델 구성 후 20 에폭 학습

2. Self-play 데이터 수집

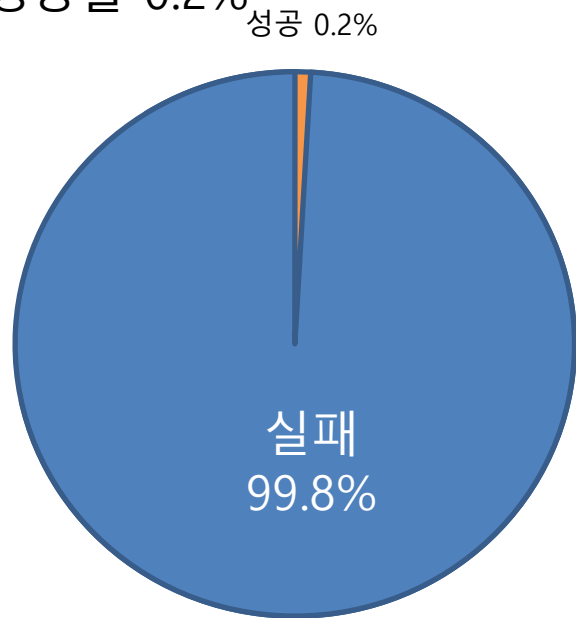
- 학습된 모델을 이용해 50,000판의 자가 플레이 진행
- 최대 안전칸인 71칸 까지 개방하며 실제 지뢰 위치와 AI의 예측 결과 저장

3. Self-play 데이터를 포함한 재학습

- 초기 데이터와 Self-play 데이터 약 59만개의 데이터를 이용해 재학습
- 모델 초기화 후 10 에폭 학습 진행

3) 결과

- AI가 직접 1000판 실행
- 결과: 1000판 중 2판 성공
- 성공률 0.2%

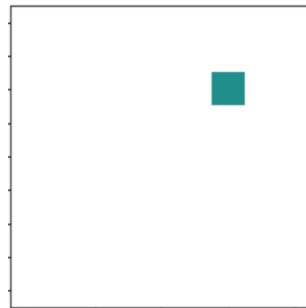


- 전체 플레이 중 어떤 한 게임

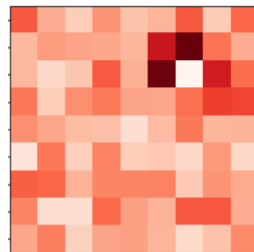
1. 실제 지뢰위치

0	0	0	0	1	1	2	-1	-1
1	2	2	1	1	-1	2	2	2
1	-1	-1	1	1	2	2	1	0
1	2	2	2	1	2	-1	1	0
0	0	0	1	-1	3	2	1	0
0	0	0	1	3	-1	2	0	0
1	1	0	0	2	-1	2	0	0
-1	1	0	0	1	1	1	0	0
1	1	0	0	0	0	0	0	0

2. 처음으로 개방한 칸



3. AI가 예측한 지뢰 확률



4. 실험 결과 및 분석

- 4.1 분석
- 4.2 시사점

4.1 분석

NP-문제

전체의 정답을 알면
푸는 것이 쉽고 빠름.

낮은 성공률을 보임

지뢰찾기

지뢰를 밟으면
게임을 실패함

$$\begin{aligned} n! / r! * (n - r)! \\ n(\text{전체 칸 수}) &= 81 \\ r(\text{지뢰 갯수}) &= 10 \end{aligned}$$

중첩 기반
확률 모델

지뢰 가능성이 낮은 칸을
우선 탐색

$$\begin{aligned} 81! / 10! * (81 - 10)! &= \\ \text{약 21억 1천만} \end{aligned}$$

허나
완전 무작위와는 다르게
확률을 기반으로 함

4.2 시사점

- 완전 탐색 없이도
 “지뢰 분포 예측 구조 학습” 가능성 확인
- 향후 GNN·딥러닝 구조 및 전략 탐색 알고리즘 결합 시
 성공률 개선 기대

5. 향후 연구 계획

- 5.1 확률 최적화
- 5.2 실생활 응용 및 사업화 전략

5.1 확률 최적화

5.1.1 모든 가능한 게임의 조합

$$\frac{n!}{r! * (n - r)!}$$

n(전체 칸 수) = 81
r(지뢰 갯수) = 10

$$81! / 10! * (81 - 10)! = \text{약 21억 1천만}$$

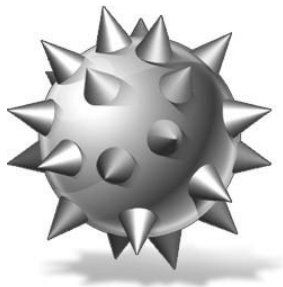
모든 가능한 게임의 조합 학습은
메모리·시간 측면에서
사실상 불가능

5.1.2 확률적 최적화

CNN 기반 AI는
모든 경우의 수를 외우지 않고도
패턴을 학습하여 확률적으로 가장
안전한 선택을 할 수 있음

“완전탐색”이 아닌
“의사결정 최적화”

5.2 실생활 응용 및 사업화 전략



"타슈"에 적용?

도로

정거장

지뢰찾기

안전한 칸

지뢰인 칸

좌표 개념

움직임

멈춤

6. 결론

- 1) 연구요약 • 본 연구는 지뢰찾기(Minesweeper) 문제를
양자역학의 중첩 개념에 착안한 확률 모델로 재구성하고,
머신러닝 기반 탐색 기법을 적용하여 문제 해결 가능성을 탐색하였다.
 - 반복 관측을 통해 칸별 지뢰 확률이 수렴하는 현상을 확인하고,
이를 통해 완전 탐색 없이도 예측 기반 탐색의 가능성을 실험적으로 검증하였다.
- 2) 핵심 성과 • CNN 기반 모델이 지뢰 존재 확률을 효과적으로 추정함을 보였으며,
자가 학습(Self-play)을 통해 데이터 다양성과 예측 정밀도 향상
 - 비록 0.2%의 낮은 성공률이었으나,
이는 완전 무작위 추정보다 월등히 높은 수준으로
NP 문제 해결 접근 방식의 새로운 가능성을 시사함
- 3) 향후 전망 • 본 모델은 다른 NP 문제(예: 회로 최적화, 경로 탐색 등)에
중첩 기반 탐색 구조를 적용할 수 있는
범용 프레임워크로 확장 가능성 보유
 - GNN, 강화학습, 전략적 추론 알고리즘과의 융합을 통해
보다 정교한 탐색 시스템 구축이 기대됨



- (1)* https://academic.timwylie.com/17CSCI4341/minesweeper_kay.pdf

감사합니다.