

МАШИННЕ НАВЧАННЯ ДЛЯ ІНФЕРЕНЦІЇ СТРАТЕГІЙ В ІГРАХ

Мороз Д.С.

e-mail: dmytro.moroz2@nure.ua

Науковий керівник – д-р філос. Гольдінер Д.І.

Харківський національний університет радіоелектроніки,
кафедра прикладної математики

м. Харків, Україна

This paper considers the problem of inferring fixed opponent strategies in repeated two-player games using artificial intelligence models. In many multi-agent environments, agents interact repeatedly while having limited information about the opponent's behaviour. Identifying an opponent strategy can significantly improve decision-making. In this work, the opponent strategy inference problem is formulated as a classification task based on observed actions sequences. Artificial intelligence models are used to analyse behavioural patterns and determine the most probable strategy of the opponent. The proposed approach allows an agent to adapt its own behaviour according to the detected strategy. Such methods can be useful in game artificial intelligence and multi-agent systems.

У сучасних дослідженнях штучного інтелекту (ШІ) значна увага приділяється задачам взаємодії між автономними агентами. Подібні задачі виникають у багатоагентних системах, іграх, економічному моделюванні та системах підтримки прийняття рішень. У таких середовищах агенти взаємодіють між собою, приймаючи рішення на основі доступної інформації про дії інших учасників.

Однією з ключових проблем у подібних системах є визначення поведінки опонента. У більшості випадків агент не має прямого доступу до стратегії іншого гравця і може лише спостерігати за його діями. Тому виникає задача інференції стратегії, тобто визначення моделі поведінки опонента на основі історії взаємодії. Особливий інтерес становлять повторювані двоосібні ігри, у яких ті самі агенти взаємодіють протягом багатьох раундів. Накопичена історія дій дозволяє аналізувати поведінку опонента та робити припущення щодо його стратегії [1].

Метою даної роботи є дослідження можливості використання моделей штучного інтелекту для інференції фіксованих стратегій опонента у повторюваних двоосібних іграх.

Розглядається повторювана двоосібна гра, у якій беруть участь два агенти. На кожному кроці гри агенти по чергово обирають дію з множини можливих дій

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}.$$

У процесі гри формується історія дій опонента

$$H = (a_1, a_2, \dots, a_t),$$

де t – номер поточного раунду гри.

Передбачається, що опонент використовує одну з фіксованих стратегій із множини

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}.$$

Задача агента полягає у визначенні стратегії на основі спостережуваної історії дій H . Схема взаємодії агентів у повторюваній грі та процес інференції стратегії показані на рис. 1.

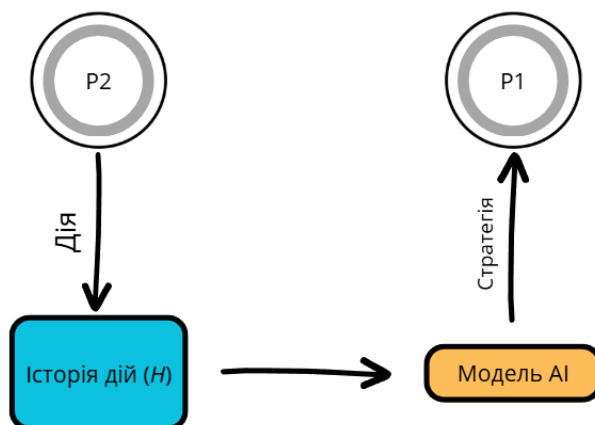


Рисунок 1 – Схема взаємодії агентів у повторюваній двоосібній грі

Схема відображає цикл інференції: дія опонента записується в історію, аналізується моделлю ШІ та перетворюється на прогноз стратегії для адаптації агента.

Задача інференції може бути сформульована як задача класифікації, у якій модель машинного навчання реалізує відображення

$$f(H) \rightarrow s,$$

де $P(s|H)$ – ймовірність того, що опонент використовує стратегію s за умови спостережуваної історії дій [2].

Для розв'язання задачі інференції стратегій можуть бути використані різні моделі штучного інтелекту. Основна ідея полягає у виявленні закономірностей у поведінці опонента на основі послідовності його дій.

На першому етапі формується набір ознак, які описують поведінку гравця. До таких ознак можуть належати:

- частота використання певних дій;
- ймовірність повторення попереднього ходу;
- залежність поточного ходу від попередніх дій.

Сформовані ознаки використовуються як вхідні дані для алгоритмів машинного навчання. Для класифікації стратегій можуть застосовуватися різні моделі, зокрема логістична регресія, дерева рішень, метод k найближчих сусідів або нейронні мережі.

Навчена модель дозволяє визначити найбільш ймовірну стратегію опонента на основі нових спостережень. Точність класифікації, як правило, зростає зі збільшенням обсягу накопиченої історії дій [3].

Визначення стратегії опонента дозволяє агенту адаптувати власну поведінку. Наприклад, агент може обрати контрстратегію, яка забезпечує кращий результат проти конкретного типу поведінки супротивника, що безпосередньо підвищує загальну ефективність взаємодії.

Подібні підходи можуть бути інтегровані з методами навчання з підкріпленням, де агент поступово вдосконалює свою політику на основі досвіду взаємодії. Зокрема, інференція стратегій може використовуватися як допоміжний модуль у системах навчання з підкріпленням, що дозволяє прискорити збіжність агента до оптимальної поведінки шляхом врахування передбачуваної стратегії суперника. Інференція стратегій є важливим компонентом багатьох багатоагентних систем та систем ігрового штучного інтелекту [4].

Висновки. У роботі розглянуто задачу інференції фіксованих стратегій опонента у повторюваних двоосібних іграх. Показано, що ця задача може бути сформульована як задача класифікації на основі історії дій.

Використання моделей штучного інтелекту дозволяє виявляти закономірності у поведінці опонента та прогнозувати його стратегію. Отримана інформація може бути використана для адаптації поведінки агента та підвищення ефективності взаємодії у багатоагентних середовищах. Перспективою подальших досліджень є розширення запропонованого підходу на задачі з більшою кількістю стратегій, нестаціонарною поведінкою опонентів, а також апробація методу у реальних застосуваннях ігрового штучного інтелекту та системах підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності.

Список використаних джерел:

1. Osborne M. J., Rubinstein A. A Course in Game Theory. Cambridge : MIT Press, 1994. 352 p.
2. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge : MIT Press, 2018. 552 p.
3. Leibo J. Z., Zambaldi V., Lanctot M., Marecki J., Graepel T. Multi-Agent Reinforcement Learning in Sequential Social Dilemmas. *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. 2017. P. 4646–4650.
4. Li Z., Lanctot M., McKee K. R., Marris L., Gemp I., Hennes D., Muller P., Larson K., Bachrach Y., Wellman M. P. Combining Deep Reinforcement Learning and Search with Generative Models for Game-Theoretic Opponent Modeling. *Proceedings of the 34th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-2025)*. 2025. URL: <https://www.ijcai.org/proceedings/2025/0019.pdf>