

Список використаних джерел

1. Brummer C. When AI and information architecture work together, they drive success. URL: <https://standardbeagle.com/adapting-information-architecture-for-ai/> (дата звернення: 12.05.2025).
2. Medium. Using Game Theory to Predict Cyber Attacker Behavior. URL: <https://medium.com/@RocketMeUpCybersecurity/the-role-of-game-theory-in-cybersecurity-predicting-attacker-behavior-using-mathematical-models-a07ec9741a50> (дата звернення: 12.05.2025).
3. Hayes A. Investopedia. Game Theory: A Comprehensive Guide. 27.06.2024. URL: <https://www.investopedia.com/terms/g/gametheory.asp> (дата звернення: 12.05.2025).
4. Cloudflare. What is AI data poisoning?. URL: <https://www.cloudflare.com/learning/ai/data-poisoning/> (дата звернення: 12.05.2025).
5. AI Infrastructure. Understanding Types of AI Attacks. URL: <https://ai-infrastructure.org/understanding-types-of-ai-attacks/> (дата звернення: 12.05.2025).
6. Reeves I. Cybersecurity Game Theory in Incident Response. Fractional CISO. 01.09.2022. URL: <https://fractionalciso.com/cybersecurity-game-theory-in-incident-response/> (дата звернення: 12.05.2025).

Позднякович О.Є.,

кандидат фізико-математичних наук, доцент,

Масьома В.Т.,

здобувачка першого (бакалаврського) рівня вищої освіти,

Київський національний економічний університет ім. Вадима Гетьмана

ОСНОВНІ МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ШТУЧНОМУ ІНТЕЛЕКТІ

У сучасному світі, штучний інтелект дедалі частіше застосовується для автоматизації прийняття рішень у складних, динамічних і невизначених умовах. Від фінансів і медицини до автономного транспорту — всюди виникає потреба у формалізації поведінки інтелектуальних агентів. Саме математичні моделі

дозволяють точно описати процеси вибору дій, враховуючи множину можливих стратегій, ризиків і наслідків.

За весь час свого розвитку теорія прийняття рішень і поняття раціональності, яке лежить в основі економічного вибору агента, зазнали значних трансформацій.

Історія теорії раціонального вибору починається із вчення Адама Сміта, де індивід діє задля особистої вигоди, згодом Даніель Бернуллі вводить поняття “очікувана корисність”, в якій виграш оцінюється не за абсолютною величиною, а за суб’єктивною корисністю, функцію цінності описано на Рис.1. І вже 20 столітті Джон фон Нейман започаткував теорію стратегічних ігор, в яких результат залежить від дій усіх гравців, та разом з Оскаром Моргенштерном сформулював принцип максимізації очікуваної корисності в книзі "Теорія ігор і економічна поведінка" [1].

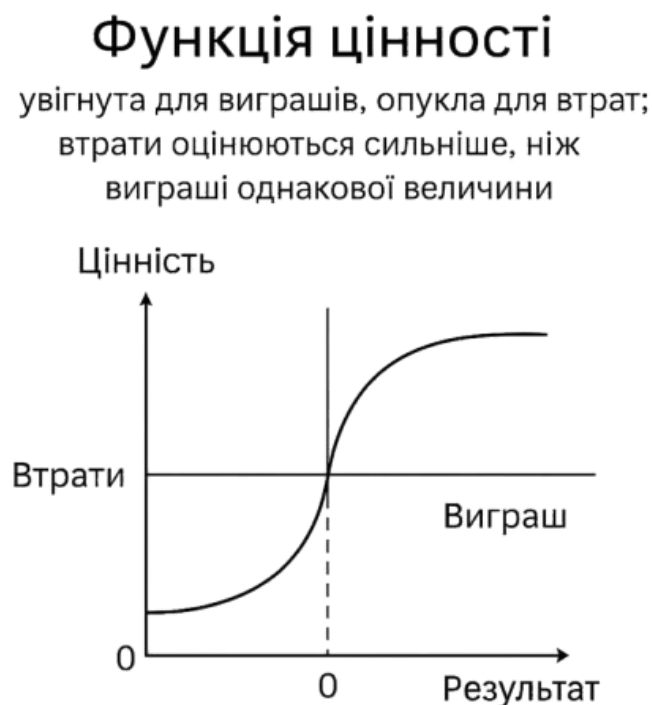


Рис. 1. Функція цінності: увігнута для виграшів, опукла для витрат;
(витрати оцінюються сильніше, ніж виграші однакової величини)

Завдяки цим теоріям, вчені прийшли до висновку, що психологічні ідеї можна перетворити в обґрунтовані передбачення, тому важливо визначати чим

поведінка агента відрізняється від стандартної моделі, та як вона впливає на різні фактори.

- Теорія ігор — це розділ математики, що досліджує стратегії взаємодії між розумними агентами. Вона є основою для побудови математичних моделей у ситуаціях, де результат залежить від рішень усіх учасників [2].

- Ігрові ситуації – це сценарії, коли 2 агенти мають набори можливих дій, і вибір будь-якої з них впливає на "виграш" обох. У теорії ігор це зображають у вигляді матриць виграшів, стратегій та рівноваги Неша.

В ситуації з невизначеністю, коли агент робить вибір, чітко не знаючи, як діятиме інший, важливо оцінити очікуваний виграш кожного можливого кроку, тобто математичне сподівання – це метод, із допомогою якого, можна приймати обґрунтовані рішення, навіть за умови невизначеного майбутнього [3].

Програмні агенти відіграють важливу роль при взаємодії з динамічним середовищем тому, що вони вміють швидко обробляти великі обсяги інформації та в реальному часу приймати рішення на основі закладених алгоритмів поведінки.

Керування з підкріпленням, також є одним з найважливіших класів задач. Коли агент в результаті здійснення дії та отримує “підкріплення” (це може бути сигнал винагороди чи штрафу) і адаптує політику поведінки, задля максимізації очікуваної винагороди [4].

Навчання з підкріпленням дозволяє агенту самостійно навчатися та будувати нові моделі поведінки шляхом взаємодії з середовищем, отримуючи штрафи й винагороди залежно від дій та збільшувати винагороду в довгостроковій перспективі. Такий підхід робить можливою адаптацію до нових ситуацій та середовищ, без потреби в перенавчанні.

Марківські процеси прийняття рішень – Markov Decision Processes (MDPs) – це одна з базових математичних моделей, що дозволяє описати, взаємодію агента із середовищем у послідовних часових кроках, на ній і ґрунтується навчання з підкріпленням [5].

MDP визначається як ‘‘п’ятірка’’ $\langle S, A, P, R, \gamma \rangle$ – ці елементи дозволяють математично описати процес прийняття рішень у системі, де S — множина станів, A — множина дій, P — ймовірність переходу, R — функція винагороди, γ — коефіцієнт знецінення [6].

Головною властивістю MDP є властивість Маркова, яку можна описати, як момент, коли майбутній стан залежить лише від поточного стану чи дії, а не від попередніх показників, це можна сформулювати, як «система має пам’ять лише для одного кроку» або «як тільки стан стане відомим, історію можна буде відкинути»

На основі MDP побудовані основні алгоритми навчання з підкріпленням, що використовують ідеї з рівняння Беллмана для оновлення Q-функції, що представлені у таблиці 1.

Таблиця 1

Основні алгоритми: SARSA та Q-learning

Q-learning	SARSA
Off-policy — вчуся, спостерігаючи або уявляючи, як я міг би діяти краще	On-policy — вчуся, базуючись на тих діях, які я реально робив
– оновлює значення Q-функції на основі максимальної можливої винагороди у наступному стані (тобто завжди йде за найкращим)	– оновлює Q-функцію згідно з тією дією, яку реально обрав агент, навіть якщо вона не найвигідніша. Це робить поведінку більш обережною
швидше досліджує нові стратегії, але може ризикувати або «перестрибувати» етапи	діє консервативніше, краще підходить для задач, де небезпечно експериментувати, наприклад — автономне керування
Можуть бути використані в задачах переслідування чи вибору напрямку руху агента — вгору/вниз, вправо/вліво, в системах ‘‘автопілот’’ чи навчанні автономних роботів	

Математичні моделі дозволяють агентам аналізувати середовище, передбачати наслідки дій і адаптувати свою поведінку до змінних умов, а також відкривають нові можливості для формалізації та автоматизації прийняття рішень у системах штучного інтелекту. Перспективним напрямком подальших досліджень є розробка більш стійких та інтерпретованих моделей, здатних до навчання в умовах неповної інформації і обмежених ресурсів — що є критично важливим для застосувань у робототехніці, медицині та автономних системах.

Список використаних джерел

1. Міщенко Д. С. & Корзаченко О. В. (2020). Еволюція моделей прийняття рішень: від класичної політекономії до біхевіористської економіки. Кафедра системного аналізу та кібербезпеки, (100), С. 105-107.
2. Теорія ігор. Вилучено з https://uk.wikipedia.org/wiki/Теорія_ігор
3. Математичне сподівання. Вилучено з https://uk.wikipedia.org/wiki/Математичне_сподівання
4. Горбань, В. В. & Немченко, В. В. (2024). Методи обробки інформації в програмному агенті мобільного робота. Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій, (28), С. 109-112.
5. Markov decision process. Вилучено з https://en.wikipedia.org/wiki/Markov_decision_process
6. Марковський процес вирішування. Вилучено з https://uk.wikipedia.org/wiki/Марковський_процес_вирішування

Помулєва В.М.,
старший викладач,
Пелешко В. В.,
здобувач першого (бакалаврського) рівня вищої освіти,
Національний університет «Запорізька політехніка»

БУХГАЛТЕРСЬКИЙ ОБЛІК У ХМАРІ: КІБЕРБЕЗПЕКА ТА ЗАХИСТ ФІНАНСОВИХ ДАНИХ ПІДПРИЄМСТВА

Хмарний бухгалтерський облік — сучасний тренд з огляду на цифрову трансформацію бізнесу та зростаючі ризики кібербезпеки.

У контексті сучасної цифрової трансформації підприємства все частіше інтегрують хмарні технології у процеси бухгалтерського обліку. Основними детермінантами цього явища є зростаюча потреба в оперативному доступі до фінансових даних, автоматизація бухгалтерських процесів, зниження витрат на підтримку ІТ-інфраструктури і поліпшення ефективності управлінських рішень.