

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.66>

УДК 004.8:519.816

Метод вибору тактичної стратегії агентами ігрового штучного інтелекту із застосуванням TOPSIS

Пендига Віктор Вадимович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4415-1324>; pendygaonpu@stud.op.edu.ua

Волкова Наталія Павлівна¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3175-2179>; volkova.n.p@op.edu.ua

¹⁾ Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

Розглянуто задачу вибору тактичної стратегії агентами ігрового штучного інтелекту (ШІ) в умовах двосторонньої бойової взаємодії команд. Запропоновано модель бойового середовища, у якій множини союзників і ворогів кожного агента визначаються динамічно в межах радіуса виявлення, а поточний стан агента оцінюється за шістьма критеріями: запасом боєприпасів, витривалістю, кількістю союзників і ворогів поруч, наявністю укриття та потенційною загрозою. Розроблено метод вибору тактичної стратегії із застосуванням методу TOPSIS, у якому показники стану агента перетворюються на оцінки придатності стратегій «атака», «оборона» і «відступ» з урахуванням напряду впливу кожного критерію на кожну стратегію, після чого відбувається ранжування стратегій. Наведено числовий приклад розрахунку та проведено аналіз чутливості вибору стратегії до кількості противників. Метод реалізовано програмно та досліджено в комп'ютерній симуляції бою двох команд по п'ять агентів за парною схемою зі зміною сторін у чотирьохстах боях. Команда під керуванням запропонованого методу перемогла у шістдесяти семи відсотках боїв, тоді як команда, агенти якої завжди обирали атаку, – у чотирьох відсотках; двадцять дев'ять відсотків боїв завершилися нічиєю. Аглюційне дослідження показало, що випадковий вибір стратегії за тих самих правил руху не дає переваги, а агрегація методом TOPSIS значущо ефективніша за зважену суму на тій самій матриці оцінок (шістдесят сім відсотків проти п'ятдесяти шести з половиною відсотків перемог). Виявлено, що через компенсаційний характер агрегації агент може обрати атаку за відсутності боєприпасів; введення некомпенсаторного обмеження допустимості цієї стратегії підвищило частку перемог до вісімдесяти відсотків і зменшило частку нічиїх до шістнадцяти відсотків. Перевага методу зберігається за зміни ваг критеріїв і параметрів середовища, а її величина найбільше залежить від захисної дії укриття.

Ключові слова: ігровий штучний інтелект; багатокритеріальне прийняття рішень; метод TOPSIS; багатоагентна система; бойова симуляція; тактична стратегія

Для цитування: Пендига В. В., Волкова Н. П. “Метод вибору тактичної стратегії агентами ігрового штучного інтелекту із застосуванням TOPSIS”. *Інформатика. Культура. Техніка*. 2026; Том 3 № 2 (4): 851–865. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.66>

Постановка проблеми. Сучасні комп'ютерні ігри та системи імітаційного моделювання бойових дій вимагають від неігрових персонажів, керованих ігровим штучним інтелектом (ШІ), правдоподібної тактичної поведінки в динамічному середовищі. Персонаж має під час гри оцінювати власний стан (запас боєприпасів, витривалість) і тактичний контекст (кількість союзників і ворогів поруч, наявність укриття, рівень загрози) та обирати доцільну стратегію дій – атаку, оборону або відступ. Таке рішення за своєю природою є багатокритеріальним: оцінка стратегії за одним критерієм може бути найкращою, а за іншим – найгіршою, а умови прийняття рішення змінюються з кожним тактом симуляції. Отже, актуальною є задача розроблення моделі та методу прийняття рішень агентами ШІ, які забезпечують обґрунтований вибір тактичної стратегії з урахуванням змін бойової обстановки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Найпоширеніші підходи до побудови ШІ – скінченні автомати, дерева поведінки [1], [2] та планування дій на основі цілей (GOAP) [3] – задають поведінку за допомогою правил або структур, що створюються вручну; зі зростанням кількості факторів їх побудова й налаштування ускладнюються [1]. Утилітарний підхід (Utility AI) [4] оцінює корисність кожної дії, однак спосіб агрегації оцінок за різними факторами, як правило, обирається евристично. Методи навчання з підкріпленням дозволяють отримати ефективну поведінку в командних бойових сценаріях [5], проте потребують значних обчислювальних витрат на навчання і дають політику, яку складно інтерпретувати та коригувати.

Альтернативою є застосування методів багатокритеріального прийняття рішень, які формалізують вибір найкращої альтернативи за сукупністю різнотипних критеріїв. Серед них метод TOPSIS [6] вирізняється простотою обчислювальної процедури та зрозумілим

принципом ранжування альтернатив за близькістю до ідеального рішення, що зумовило його широке застосування в різних предметних областях [7]. Ефективність поєднання концептуальної моделі оцінки поточного стану динамічного середовища з методами багатокритеріального оцінювання показано в задачах оперативної транспортної логістики [8], [9], де для врахування різних напрямів оптимізації критеріїв удосконалено нормування матриці рішень [8], [10].

У попередніх дослідженнях авторів було сформовано модель прийняття рішень ІІІ щодо вибору найкращої стратегії під час бойових подій $BS = \langle A, S, M \rangle$, де A – множина стратегій, S – множина критеріїв, M – багатокритеріальний метод прийняття рішень. На основі порівняння методів аналізу ієрархій, ELECTRE, TOPSIS, PROMETHEE і VIKOR для подальшого дослідження було обрано метод TOPSIS, що дає змогу ранжувати стратегії після визначення критеріїв, їхніх ваг та оцінок альтернатив.

Початкова модель описувала прийняття рішення одним агентом за заданих множин союзників і ворогів, не містила формалізації напрямів оптимізації критеріїв і не була перевірена експериментально. Крім того, нормування за напрямом оптимізації [8], [10] застосовувалося до альтернатив із різними значеннями критеріїв, зокрема до різних маршрутів. Під час вибору стратегії одним агентом вихідні значення критеріїв однакові для всіх альтернатив і самі по собі їх не розрізняють, тому потребують попереднього перетворення.

Мета та завдання роботи. Метою роботи є розроблення та дослідження методу вибору тактичної стратегії агентами ігрового штучного інтелекту із застосуванням TOPSIS у динамічному бойовому середовищі.

Для досягнення мети поставлено такі завдання:

- визначити показники стану агента та його оточення, необхідні для оцінювання тактичних стратегій;
- розробити метод вибору тактичної стратегії з перетворенням показників стану на оцінки придатності альтернатив і їх ранжуванням за методом TOPSIS;
- реалізувати метод програмно та дослідити результати його застосування в комп'ютерній симуляції бою двох команд.

Виклад основного матеріалу.

1 Бойове середовище та критерії оцінювання стану агента

Розроблена авторами модель $BS = \langle A, S, M \rangle$, де $A = \{A_1, A_2, A_3\} = \{\text{Attack, Defense, Retreat}\}$ – множина стратегій, $S = \{S_1, \dots, S_6\}$ – множина критеріїв, M – багатокритеріальний метод, розглядала прийняття рішень одним агентом, для якого поняття «союзник» і «ворог» задавались як фіксовані зовнішні дані. У досліджуваному сценарії бою «команда проти команди» кожен агент застосовує метод вибору стратегії та визначає союзників і ворогів відповідно до своєї належності до команди.

Нехай $T = \{\text{Red, Blue}\}$ – множина команд, a_i – агент з індексом i , $t(i) \in T$ – команда, до якої він належить.

Для агента a_i в момент часу τ множини союзників і ворогів у межах радіуса виявлення визначаються так:

$$\text{Allies}_i(\tau) = \{a_j: j \neq i, t(j) = t(i), \text{alive}(j, \tau), \text{dist}(i, j, \tau) \leq R_{\text{sense}}\}, \quad (1)$$

$$\text{Enemies}_i(\tau) = \{a_j: t(j) \neq t(i), \text{alive}(j, \tau), \text{dist}(i, j, \tau) \leq R_{\text{sense}}\}, \quad (2)$$

де $\text{alive}(j, \tau)$ – ознака того, що агент a_j живий у момент часу τ ; $\text{dist}(i, j, \tau)$ – відстань між агентами a_i та a_j ; R_{sense} – радіус виявлення агента.

Представлення бойового середовища набуває вигляду:

$$BS_T = \langle A, S, M, T, t(\cdot), R_{\text{sense}} \rangle. \quad (3)$$

Позначимо через $s_{ik}(\tau)$ значення критерію S_k для агента a_i у момент часу τ . Тоді поточний стан агента характеризує вектор $s_i(\tau) = (s_{i1}(\tau), s_{i2}(\tau), \dots, s_{i6}(\tau))$.

Значення критеріїв визначаються програмно з параметрів персонажа та його оточення:

$s_{i1}(\tau)$ – поточний запас боєприпасів; $AMMO_{\max}$ – максимальний запас боєприпасів; у досліджуваному сценарії $0 \leq s_{i1}(\tau) \leq AMMO_{\max} = 30$;

$s_{i2}(\tau)$ – витривалість, представлена поточним запасом здоров'я HP – запас здоров'я агента; у досліджуваному сценарії $0 \leq s_{i2}(\tau) \leq HP_{\max} = 100$;

$s_{i3}(\tau) = |Allies_i(\tau)|$ – кількість союзників у радіусі виявлення;

$s_{i4}(\tau) = |Enemies_i(\tau)|$ – кількість ворогів у радіусі виявлення;

$s_{i5}(\tau)$ – наявність укриття в поточному місці перебування агента: 1 – агент перебуває в укритті, 0 – на відкритій ділянці;

$s_{i6}(\tau)$ – показник потенційної загрози, визначений через локальне співвідношення кількості ворогів і союзників:

$$s_{i6}(\tau) = 10 \cdot |Enemies_i(\tau)| / (|Enemies_i(\tau)| + |Allies_i(\tau)| + 1), s_{i6}(\tau) \in [0; 10]. \quad (4)$$

Під час побудови показника загрози враховано співвідношення чисельності сторін, значення якого для аналізу протистояння розглянуто в [11]. Формула (4) задає оцінку поточної локальної загрози для агента.

Критерії мають різну полярність з погляду стану персонажа (Таблиці 1). Водночас оцінка придатності атаки, оборони чи відступу залежить від стратегії: наприклад, збільшення кількості ворогів може знизити придатність атаки й підвищити придатність оборони.

Тому перед застосуванням TOPSIS значення критеріїв перетворюються на оцінки придатності кожної стратегії.

Таблиця 1. Полярність критеріїв оцінювання стану агента

Критерій	Полярність (вихідні дані)	Пояснення
S_1 Боєприпаси	Максимізація	Більше боєприпасів – вища боєздатність
S_2 Витривалість	Максимізація	Більше здоров'я – вища живучість
S_3 Союзники поруч	Максимізація	Більше союзників – краща підтримка
S_4 Вороги поруч	Мінімізація	Менше ворогів – менша небезпека
S_5 Укриття	Релейний (так / ні)	Цінність укриття залежить від стратегії
S_6 Потенційна загроза	Мінімізація	Нижча загроза – безпечніша ситуація

Джерело: розроблено авторами

Проте полярність вихідних значень не можна безпосередньо застосовувати до всіх стратегій: збільшення кількості ворогів знижує придатність атаки, але може підвищувати придатність оборони чи відступу. Тому значення критеріїв спочатку перетворюються на оцінки придатності кожної стратегії за функціями, наведеними в підрозділі 2.2.

2 Метод прийняття рішень на основі TOPSIS

2.1. Ранжування стратегій за методом TOPSIS

Нехай $X = [x_{ij}]$ – матриця рішень, $i = 1 \dots m$ – номер стратегії, $j = 1 \dots n$ – номер критерію.

Метод TOPSIS [6] виконує такі кроки:

Крок 1 – векторна нормалізація:

$$r_{ij} = x_{ij} / \sqrt{\sum_{k=1}^m x_{kj}^2}. \quad (5)$$

Крок 2 – зважування:

$$v_{ij} = w_j \cdot r_{ij}, \sum_{j=1}^n w_j = 1. \quad (6)$$

Крок 3 – ідеальне A^+ та антиідеальне A^- рішення:

$$A_j^+ = \max_i v_{ij}, A_j^- = \min_i v_{ij}. \quad (7)$$

Крок 4 – відстані до ідеального та антиідеального рішень:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^+)^2}, D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - A_j^-)^2}. \quad (8)$$

Крок 5 – коефіцієнт відносної близькості та вибір стратегії:

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}, 0 \leq C_i \leq 1, = 1 \dots m. \quad (9)$$

Найкращою обирається стратегія, для якої значення C_i є найбільшим.

У класичному методі TOPSIS для критеріїв, що мінімізуються, правила визначення ідеального та антиідеального значень у (7) змінюються на протилежні. У запропонованому методі після перетворення вихідних значень (підрозд. 2.2) усі елементи матриці рішень відображають доречність стратегії за відповідним критерієм: більше значення означає вищу доречність. Тому для всіх стовпців застосовуються правила максимізації, наведені в (7).

2.2. Формування матриці оцінок стратегій за критеріями. Оскільки агент обирає одну з трьох стратегій $A = \{\text{Attack, Defense, Retreat}\}$ за шістьма критеріями $S = \{S_1, \dots, S_6\}$, матриця рішень $X = [x_{ij}]$ має $m = 3$ альтернативи (стратегії) та $n = 6$ критеріїв. Елементи матриці рішень, де x_{ij} характеризує доречність i -ї стратегії за j -м критерієм і обчислюються із вихідних значень критеріїв за функціями придатності (Таблиця 2), у яких $\varphi(u) = \max(0, \min(1, u))$ обмежує значення аргументу інтервалом $[0; 1]$ перед масштабуванням до шкали від 0 до 10.

Таблиця 2. Функції придатності стратегій за критеріями

Критерій	Attack	Defense	Retreat
S_1 Боєприпаси	$10\varphi(\frac{s_{i1}(\tau)}{30})$	$4,2\varphi(\frac{s_{i1}(\tau)}{30})$	$10\varphi(\frac{1-s_{i1}(\tau)}{15})$
S_2 Витривалість	$10\varphi(\frac{s_{i2}(\tau)}{80})$	$8\varphi(\frac{s_{i2}(\tau)}{50})$	$10\varphi(\frac{1-s_{i2}(\tau)}{30})$
S_3 Союзники поруч	$10\varphi(\frac{s_{i3}(\tau)}{3})$	$7\varphi(\frac{s_{i3}(\tau)}{2})$	$8\varphi(\frac{1-s_{i3}(\tau)}{3})$
S_4 Вороги поруч	$10\varphi(\frac{1-s_{i4}(\tau)}{4})$	$8\varphi(\frac{s_{i4}(\tau)}{4})$	$10\varphi(\frac{s_{i4}(\tau)}{6})$
S_5 Укриття	$4 + 2s_{i5}(\tau)$	$3 + 7s_{i5}(\tau)$	$7 - 4s_{i5}(\tau)$
S_6 Потенційна загроза	$10\varphi(\frac{1-s_{i6}(\tau)}{10})$	$7\varphi(\frac{s_{i6}(\tau)}{10})$	$10\varphi(\frac{s_{i6}(\tau)}{10})$

Джерело: розроблено авторами

Функції придатності, наведені в Таблиці 2, задано авторами евристично з урахуванням механіки бойової симуляції та характеру впливу кожного критерію на доцільність відповідної тактичної стратегії. Множник при функції $\varphi(u)$ задає верхню межу оцінки придатності відповідної стратегії за певним критерієм. Для атаки більшість критеріїв мають верхню межу оцінки 10, за винятком критерію наявності укриття, для якого максимальна оцінка становить 6. Для оборони верхні межі оцінок, задані функціями придатності за критеріями запасу боєприпасів, витривалості, кількості союзників, кількості противників і потенційної загрози, становлять відповідно 4,2; 8; 7; 8 і 7, тоді як за критерієм наявності укриття верхня межа оцінки становить 10.

Порогові значення аргументів функцій визначено відповідно до параметрів бойової симуляції. Значення 30 відповідає максимальному запасу боєприпасів $АММО_{\text{ак}}$, за якого оцінка придатності атаки досягає верхньої межі, а значення 15, що становить половину максимального запасу, визначає межу, за якої оцінка придатності відступу за цим критерієм зменшується до нуля. Значення 80 і 50 одиниць здоров'я визначають рівні, за яких оцінки

придатності відповідно атаки та оборони за критерієм витривалості досягають своїх верхніх меж. Значення 30 одиниць здоров'я, тобто 30 % від $HP_{\max}$, визначає межу, нижче якої зі зменшенням витривалості зростає оцінка придатності відступу. Значення 3 і 2 для критерію кількості союзників поруч визначають рівні, за яких оцінки придатності відповідно атаки та оборони досягають своїх верхніх меж; при цьому три союзники становлять більшість, а два – половину від максимально можливих чотирьох союзників агента в команді з п'яти агентів. За наявності трьох і більше союзників оцінка придатності відступу за цим критерієм дорівнює нулю. Значення 4 і 6 для критерію кількості противників поруч визначають порогові рівні, за яких оцінка придатності атаки зменшується до нуля, а оцінка придатності відступу досягає верхньої межі відповідно; для оборони верхня межа оцінки за цим критерієм досягається за наявності чотирьох противників поруч.

За наявності та відсутності укриття оцінки за критерієм S_5 становлять відповідно 6 і 4 для атаки, 10 і 3 для оборони та 3 і 7 для відступу. Такі значення відображають різну доцільність відповідних стратегій залежно від значення критерію наявності укриття.

Оскільки за п'яти агентів у команді значення $s_{i6}(\tau)$ для критерію потенційної загрози S_6 не перевищує $10 \cdot \frac{5}{6} \approx 8,33$, для стратегій Defense і Retreat верхня межа оцінки за цим критерієм фактично не досягається. Це не перешкоджає застосуванню TOPSIS, оскільки подальша векторна нормалізація виконується окремо за кожним критерієм, тобто за стовпцями матриці рішень X .

Підхід до врахування напряду оптимізації критеріїв спирається на роботи [8], [10]. Однак у задачі вибору стратегії вихідні значення критеріїв є однаковими для всіх альтернатив, тому перед застосуванням TOPSIS вони перетворюються на оцінки за функціями, наведеними в Таблиці 2. Напрямок впливу кожного критерію на доцільність стратегії визначається для кожної пари «стратегія $\times$ критерій», наприклад, збільшення кількості боєприпасів підвищує оцінку атаки, але знижує оцінку відступу (Таблиця 3). Отримані оцінки мають шкалу від 0 до 10, де більше значення відповідає вищій доречності стратегії.

Таблиця 3. Напрямок впливу значень критеріїв на оцінки стратегій

Критерій	Attack	Defense	Retreat
S_1 Боєприпаси	max	max	min
S_2 Витривалість	max	max	min
S_3 Союзники поруч	max	max	min
S_4 Вороги поруч	min	max	max
S_5 Укриття	так – бажано	так – бажано	ні – бажано
S_6 Потенційна загроза	min	max	max

Джерело: розроблено авторами

Оцінки відступу за критеріями S_1 і S_2 дорівнюють нулю за запасу боєприпасів не менше ніж 15 та здоров'я не менше ніж 30 відповідно. Це зменшує оцінку відступу за достатнього запасу ресурсів, проте, як показано в підрозд. 4.5, може обмежувати вибір цієї стратегії в окремих ситуаціях.

2.3. Числовий приклад вибору тактичної стратегії. Розглянемо ситуацію агента: запас боєприпасів – 20, витривалість – 60, союзників поруч – 2, ворогів поруч – 3; агент перебуває в укритті. Потенційна загроза за формулою (4) становить $s_{i6}(\tau) = 10 \cdot \frac{3}{3+2+1} = 5$. Для демонстрації розрахунку прийнято ваги критеріїв: $w = (0,20; 0,20; 0,15; 0,20; 0,10; 0,15)$. За функціями, наведеними в Таблиці 2, сформовано матрицю рішень (Таблиця 4).

Із Таблиці 4 видно, що жодна стратегія не має найвищих оцінок за всіма критеріями: Attack отримує найвищу оцінку за боєприпасами та разом із Retreat – за загрозою; Defense – за витривалістю, кількістю союзників і ворогів поруч та укриттям. Нульові оцінки Retreat за боєприпасами й витривалістю зумовлені порогами функцій у Таблиці 2. Нормалізовану за формулою (5) та зважену за формулою (6) матрицю наведено в Таблиці 5 і Таблиці 6.

**Таблиця 4. Матриця рішень
(оцінки придатності за шкалою від 0 до 10)**

Альтернатива	S_1 Боєприпаси	S_2 Витривалість	S_3 Союзники поруч	S_4 Вороги поруч	S_5 Укриття	S_6 Потенційна загроза
Attack	6,667	7,500	6,667	2,500	6,000	5,000
Defense	2,800	8,000	7,000	6,000	10,000	3,500
Retreat	0,000	0,000	2,667	5,000	3,000	5,000

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 5. Нормалізована матриця r_{ij}

Альтернатива	S_1 Боєприпаси	S_2 Витривалість	S_3 Союзники поруч	S_4 Вороги поруч	S_5 Укриття	S_6 Потенційна загроза
Attack	0,9220	0,6839	0,6648	0,3049	0,4983	0,6337
Defense	0,3872	0,7295	0,6981	0,7317	0,8305	0,4436
Retreat	0,0000	0,0000	0,2659	0,6097	0,2491	0,6337

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 6. Зважена нормалізована матриця v_{ij}

Альтернатива	S_1 Боєприпаси	S_2 Витривалість	S_3 Союзники поруч	S_4 Вороги поруч	S_5 Укриття	S_6 Потенційна загроза
Attack	0,1844	0,1368	0,0997	0,0610	0,0498	0,0951
Defense	0,0774	0,1459	0,1047	0,1463	0,0830	0,0665
Retreat	0,0000	0,0000	0,0399	0,1219	0,0249	0,0951

Джерело: розроблено авторами

За формулою (7) ідеальне рішення $A^+ = (0,1844; 0,1459; 0,1047; 0,1463; 0,0830; 0,0951)$, антиідеальне $A^- = (0; 0; 0,0399; 0,0610; 0,0249; 0,0665)$. Відстані до них і коефіцієнти близькості наведено в Таблиці 7.

Таблиця 7. Відстані до ідеального та антиідеального рішень і ранжування стратегій

Стратегія	D_i^+	D_i^-	C_i	Ранг
Attack	0,0922	0,2403	0,7227	1
Defense	0,1107	0,2053	0,6497	2
Retreat	0,2519	0,0673	0,2108	3

Джерело: розроблено авторами

Отже, для заданої ситуації метод формує ранжування Attack ($C = 0,7227$) > Defense ($C = 0,6497$) > Retreat ($C = 0,2108$), і агент обирає атаку. Чутливість вибору до кількості ворогів поруч за інших незмінних умов наведено в Таблиці 8: за 0-3 ворогів обирається Attack, за 4 і більше – Defense. Стратегія Retreat стає найкращою за меншого запасу ресурсів: для агента з 5 одиницями боєприпасів і витривалістю 30, без союзників та укриття, за наявності 3 ворогів $C(\text{Retreat}) = 0,614$, проти $C(\text{Defense}) = 0,439$ і $C(\text{Attack}) = 0,342$.

3. Програмна реалізація методу

Метод реалізовано у вигляді двох компонентів: побудови матриці рішень за функціями оцінювання стратегій (клас StrategyEvaluator прототипу мовою C#) та ранжування стратегій методом TOPSIS (клас TopsisSolver). Для експериментального дослідження розроблено симулятор бою battle_sim.py мовою Python, який містить реалізацію того самого алгоритму вибору стратегії (Лістинги 1, 2) і модель бойового середовища (розд. 4). На кожному тіку симуляції агент отримує значення критеріїв, формує матрицю рішень розміром 3×6 , ранжує стратегії та виконує дію, що відповідає обраній стратегії.

Таблиця 8. Чутливість вибору стратегії до кількості ворогів поруч (боєприпаси = 20, витривалість = 60, союзників поруч = 2, укриття наявне)

Ворогів поруч	$s_{i6}(\tau)$	$C(\text{Attack})$	$C(\text{Defense})$	$C(\text{Retreat})$	Обрана стратегія
0	0,00	0,908	0,407	0,000	Attack
1	2,50	0,896	0,477	0,044	Attack
2	4,00	0,878	0,597	0,083	Attack
3	5,00	0,723	0,650	0,211	Attack
4	5,71	0,599	0,684	0,343	Defense
5	6,25	0,606	0,675	0,376	Defense
6	6,67	0,584	0,660	0,399	Defense
7	7,00	0,579	0,660	0,404	Defense

Джерело: розроблено авторами

Лістинг 1. Побудова матриці рішень

```
def clamp01(v):
    return 0.0 if v < 0 else 1.0 if v > 1 else v

def build_matrix(ammo, hp, allies, enemies, cover, threat):
    # рядки: 0 = Attack, 1 = Defense, 2 = Retreat
    return [
        [clamp01(ammo / 30) * 10, clamp01(hp / 80) * 10, clamp01(allies / 3) * 10,
         clamp01(1 - enemies / 4) * 10, 6 if cover else 4, clamp01(1 - threat / 10) * 10],
        [clamp01(ammo / 30) * 4.2, clamp01(hp / 50) * 8, clamp01(allies / 2) * 7,
         clamp01(enemies / 4) * 8, 10 if cover else 3, clamp01(threat / 10) * 7],
        [clamp01(1 - ammo / 15) * 10, clamp01(1 - hp / 30) * 10, clamp01(1 - allies / 3) * 8,
         clamp01(enemies / 6) * 10, 3 if cover else 7, clamp01(threat / 10) * 10],
    ]

def threat_level(n_allies, n_enemies):
    # формула (4)
    return 10.0 * n_enemies / (n_enemies + n_allies + 1)
```

Джерело: розроблено авторами

Лістинг 2. Ядро методу TOPSIS

```
def topsis(matrix, w):
    rows, cols = len(matrix), len(matrix[0])
    w = [x / sum(w) for x in w]
    den = [math.sqrt(sum(matrix[i][j] ** 2 for i in range(rows))) or 1.0 for j in range(cols)]
    v = [[matrix[i][j] / den[j] * w[j] for j in range(cols)] for i in range(rows)]
    (6)
    best = [max(v[i][j] for i in range(rows)) for j in range(cols)]
    worst = [min(v[i][j] for i in range(rows)) for j in range(cols)]
    c = []
    for i in range(rows):
        dp = math.sqrt(sum((v[i][j] - best[j]) ** 2 for j in range(cols)))
        dm = math.sqrt(sum((v[i][j] - worst[j]) ** 2 for j in range(cols)))
        c.append(dm / (dp + dm) if dp + dm > 0 else 0.5)
    return c
    # стратегія i* = argmax c
    (8)
    (9)
```

Джерело: розроблено авторами

Час ухвалення рішення вимірювався функцією `time.perf_counter()` від початку побудови матриці рішень до вибору стратегії й усереднювався за всіма 167 295 рішеннями основної серії (підрозд. 4.3). Середній час становив близько 27 мкс на одне рішення (Python 3.11.15, SciPy 1.17.1, процесор Intel Xeon 2,1 ГГц, ОС Linux). Це значно менше за тривалість кадру ігрового циклу ($\approx 16,7$ мс при 60 кадрах/с) і підтверджує можливість застосування методу в реальному часі за досліджених умов. Правила оновлення стану середовища на одному тіку симуляції наведено в алгоритмі 1; повний код симулятора (`battle_sim.py`) і скрипта експериментів (`review_experiments.py`) подано у відкритому доступі.

Алгоритм 1. Один рік симуляції

для $t = 1, \dots, 300$:
 якщо в одній із команд немає живих агентів – завершити бій (перемога іншої команди)
 # 1. Рішення (одночасні): усі агенти використовують стан на початку тіку
 для кожного живого агента a (фіксований порядок: Red 1..5, Blue 1..5):
 обчислити $s_a(t)$ за (1), (2), (4); $a.strategy \leftarrow \text{контролер}(s_a(t))$
 # TOPSIS: за рівності C_i обирається перша стратегія в порядку Attack, Defense, Retreat
 # 2. Переміщення (швидкість 2 од./тік)
 для кожного живого агента a :
 Attack: якщо ворога виявлено і відстань до найближчого > 15 – рух до нього;
 якщо ворога не виявлено – рух уперед; інакше агент стоїть
 Defense: рух до центру найближчої зони укриття
 Retreat: рух до власної бази; у зоні бази: $HP += 2$, боєприпаси $+= 1$ (до максимуму)
 # 3. Постріли (одночасні)
 для кожного живого агента a зі стратегією $\neq$ Retreat і боєприпасами > 0 :
 ціль $\leftarrow$ найближчий ворог на відстані $d \leq 15$ (за рівності – перший за порядком)
 боєприпаси $-- 1$; $p \leftarrow 0,35 \cdot (1 - 0,5 \cdot d / 15)$
 якщо a рухався в цьому тіку: $p \leftarrow 0,6 \cdot p$; якщо ціль в укритті: $p \leftarrow 0,5 \cdot p$
 з імовірністю p додати ціль до списку влучань (25 од. шкоди)
 застосувати всю шкоду одночасно; агенти з $HP \leq 0$ вибувають
 якщо ліміт тіків вичерпано і живі агенти є в обох командах – нічия

*Джерело: розроблено авторами***4. Експериментальне дослідження**

4.1. Умови експерименту. Бойове поле – відрізок $[0; 100]$ умовних одиниць із двома зонами укриття $[28; 36]$ та $[64; 72]$. Команди по п'ять агентів стартують з протилежних кінців поля ($x \in [0; 10]$ для Red, $x \in [90; 100]$ для Blue). Кожен агент має $HP_{max} = 100$, $АММО_{max} = 30$, радіус виявлення $R_{sense} = 30$ од., дистанцію ефективного вогню 15 од. і швидкість переміщення 2 од./тік. Стратегії відповідають таким діям: Attack – рух до найближчого виявленого противника (або вперед, якщо противника не виявлено) і вогонь, коли противник перебуває на дистанції ефективного вогню; Defense – рух до найближчої зони укриття та вогонь з неї; Retreat – рух до власної бази без вогню.

Бази – зони $[0; 5]$ для Red і $[95; 100]$ для Blue. На базі агент відновлює 2 од. HP і 1 од. боєприпасів за тік. Імовірність влучання становить $p = 0,35 (1 - 0,5d / 15)$, де d – відстань до цілі в межах дистанції ефективного вогню. Якщо стрілець рухається, імовірність влучання множиться на 0,6; якщо ціль перебуває в укритті – на 0,5. Влучання зменшує запас здоров'я на 25 од. Епізод завершується після знищення однієї з команд або досягнення ліміту 300 тіків.

Досліджено сценарій 5 проти 5 за парною схемою: для кожного з 200 початкових значень генератора випадкових чисел ($seed = 0..199$) проведено два бої з однаковими початковими умовами – у першому запропонований метод керує командою Red, а «наївний» ІШП, що завжди обирає стратегію Attack, – командою Blue, у другому сторони змінюються [12], [13]. Усього проведено 400 боїв; усі показники обчислено з погляду команди, якою керує відповідний контролер. Ваги критеріїв наведено в підрозд. 2.3.

4.2. Показники ефективності. Основним показником, як і в бенчмарку SMAC [5], є частка виграних епізодів (10). Перемогою вважається повне знищення команди противника до вичерпання ліміту тіків; епізод, що завершився за лімітом, зараховується як нічия (у [5] такий епізод вважається поразкою). Середню тривалість бою визначено за формулою (11). Залишкове здоров'я та кількість агентів, що вижили, розглянуто як характеристики процесу виснаження сторін [11] і обчислено за формулами (12). Ефективність використання боєприпасів визначено як кількість знищених противників у розрахунку на один постріл (13), за аналогією до оцінювання агентів за кількістю знищених противників [14]. Частка рішень, у яких агенти обирали кожну зі стратегій, характеризує поведінку методу та визначається за формулою (14):

$$WinRate_t = Nt / N \cdot 100 \%, \quad Draw = (N - N_{Red} - N_{Blue}) / N \cdot 100 \%, \quad (10)$$

$$AvgTicks = (1/N) \cdot \sum_{i=1}^N ticks_e, \quad (11)$$

$$AvgHP_t = \frac{1}{N \cdot n_t} \sum_{e=1}^N \sum_{k=1}^{n_t} HP_{k,e}, \quad AvgSurv_t = \frac{1}{N} \sum_{e=1}^N surv_{t,e}, \quad (12)$$

$$AmmoEff_t = \frac{1}{N} \sum_{e=1}^N \frac{kills_{t,e}}{shots_{t,e}}, \quad (13)$$

$$Share_{t,s} = \frac{D_{t,s}}{D_t} \cdot 100 \%, \quad (14)$$

де $N = 400$ – кількість боїв; N_t – кількість боїв, виграних командою t ; $ticks_e$ – тривалість бою e ; $n_t = 5$ – кількість агентів команди; $HP_{k,e}$ – здоров'я агента k наприкінці бою (для загиблого агента $HP = 0$); $surv_{t,e}$ – кількість агентів команди t , що вижили; $kills_{t,e}$ і $shots_{t,e}$ – кількість знищених противників і пострілів; $D_{t,s}$ – кількість рішень агентів команди t , у яких обрано стратегію s ; D_t – загальна кількість рішень агентів команди t .

Для частки перемог, поразок і нічий наведено 95 % довірчі інтервали Вілсона [15], [16]. Для решти показників 95 % довірчі інтервали обчислено за -розподілом на основі середніх значень двох боїв у кожній парі ($n = 200$).

4.3. Результати. Результати серії наведено в Таблиці 9.

*Таблиця 9. Результати серії 5 проти 5
($N = 400$ боїв, парна схема)*

Показник	Запропонований метод	Наївний ІІІ	Різниця (95 % довірчий інтервал)
Перемоги, % (95 % довірчий інтервал)	67,0 [62,2; 71,4]	4,0 [2,5; 6,4]	–
Нічий, %	29,0 [24,8; 33,6]	29,0 [24,8; 33,6]	–
Середня тривалість епізоду, тиків	138,2 [126,4; 150,0]	138,2 [126,4; 150,0]	–
Середнє здоров'я агента (HP) наприкінці епізоду	34,1 [32,5; 35,6]	5,2 [4,1; 6,3]	28,9 [26,7; 31,1]
Середня кількість агентів, що вижили (з 5)	2,72 [2,60; 2,84]	0,44 [0,36; 0,52]	2,28 [2,11; 2,45]
Ефективність використання боєприпасів, знищень / постріл	0,043 [0,042; 0,044]	0,021 [0,020; 0,022]	0,022 [0,021; 0,024]
Частка рішень Attack / Defense / Retreat, %	69,9 / 23,2 / 6,9	100 / 0 / 0	–

Джерело: розроблено авторами

Команда під керуванням запропонованого методу виграла 67,0 % боїв проти 4,0 % у суперника, зберегла в середньому 2,72 з 5 агентів і мала приблизно вдвічі вищу ефективність використання боєприпасів (0,043 проти 0,021 знищення на постріл). Зміну розподілу стратегій у рішеннях агентів протягом бою (для боїв, у яких метод керує командою Red) наведено на Рис. 1.

На Рис. 1 простежуються три фази поведінки. На етапі зближення (тіки 1-15) противника ще не виявлено й агенти обирають Attack. Після контакту частина агентів переходить до оборони з укриття (до 36 % рішень Defense на 20-му тикі), де ймовірність влучання в них нижча. У міру витрачання боєприпасів зростає частка Retreat: агенти відходять до бази для поповнення ресурсів. Після 100-го тикі серед епізодів, що ще тривають, переважає Attack.

4.4. Статистична оцінка результатів. У табл. 10 наведено результати статистичної перевірки відмінностей між досліджуваними контролерами. Оскільки перемоги сторін у тому самому бою є взаємовиключними, відмінність за кількістю перемог перевірено точним біноміальним тестом серед боїв, що завершилися перемогою однієї зі сторін (H_0 : імовірності перемоги обох контролерів однакові). Різниці середньої витривалості агента, кількості агентів, що вижили, та ефективності використання боєприпасів перевірено парним t -тестом

за середніми значеннями пар боїв $n = 200$. Вплив початкової сторони оцінено точним тестом Мак-Немара [17] для пар боїв з однаковими початковими умовами.

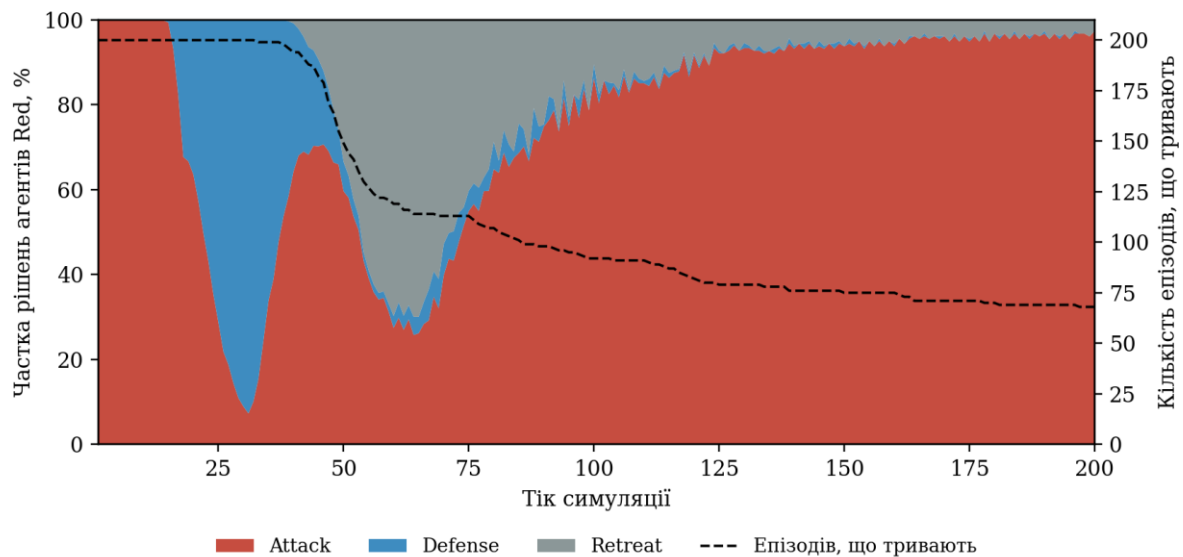


Рис. 1. Частка стратегій у рішеннях агентів Red залежно від тіку симуляції (усереднено за епізодами, що тривають; $N = 200$)

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 10. Перевірка статистичної значущості відмінностей

Показник	Критерій	Статистика	p -значення	Висновок
Кількість перемог	Точний біноміальний	268 : 16	$< 0,0001$	Значуща
Різниця НР агента	Парний t -тест	$t = 25,8$	$< 0,0001$	Значуща
Різниця кількості агентів, що вижили	Парний t -тест	$t = 26,6$	$< 0,0001$	Значуща
Різниця ефективності боєприпасів	Парний t -тест	$t = 28,2$	$< 0,0001$	Значуща
Вплив сторони (перемоги лише за Red: лише за Blue)	Тест Мак-Немара	34 : 44	0,31	Не значущий

Джерело: розроблено авторами

Частка перемог методу за команду Red становила 64,5 %, за команду Blue – 69,5 %. За результатами тесту Мак-Немара статистично значущої відмінності, пов'язаної з початковою стороною, не виявлено ($p = 0,31$; Табл. 10).

Для перевірки симетричності середовища виконано дві контрольні серії по 200 епізодів з однаковими контролерами обох команд. Серія «наївний ІШІ проти наївного ІШІ» дала співвідношення перемог 56 : 68 ($p = 0,32$), серія «запропонований метод проти запропонованого методу» – 22 : 35 ($p = 0,11$). У цих серіях статистично значущої відмінності між сторонами не виявлено.

4.5. Аналіз чутливості та обмеження методу. Результат бою залежить від параметрів середовища, передусім від захисних властивостей укриття. Щоб оцінити цю залежність, серію повторено за різних значень коефіцієнтів зміни ймовірності влучання (Табл. 11).

Із Табл. 11 видно, що перевага методу зберігається за будь-якого штрафу за рух і навіть тоді, коли укриття не зменшує ймовірності влучання (48,5 % проти 37,5 %, $p = 0,020$), хоча її величина в цьому разі істотно зменшується; за відсутності обох штрафів відмінність статистично незначуща (43,75 % проти 48,25 %, $p = 0,38$). Отже, основним джерелом переваги є своєчасний перехід до оборони з укриття. Обмеження допустимості атаки

(підрозд. 4.6) не змінює частки поразок, але за всіх параметрів середовища зменшує частку нічиїх і збільшує частку перемог.

**Таблиця 11. Чутливість результатів до параметрів середовища
($N = 400$ боїв, парна схема)**

Коефіцієнт за руху стрільця	Коефіцієнт для цілі в укритті	Метод: перемоги / поразки / нічиї, %	p (біноміальний)	Метод з обмеженням: перемоги / поразки / нічиї, %	p (біноміальний)
0,6	0,5	67,0 / 4,0 / 29,0	< 0,0001	80,0 / 4,0 / 16,0	< 0,0001
1,0	0,5	69,25 / 5,5 / 25,25	< 0,0001	81,25 / 5,5 / 13,25	< 0,0001
0,8	0,8	53,75 / 27,75 / 18,5	< 0,0001	63,0 / 27,75 / 9,25	< 0,0001
0,6	1,0	48,5 / 37,5 / 14,0	0,020	55,0 / 37,5 / 7,5	0,0003
1,0	1,0	43,75 / 48,25 / 8,0	0,38	47,25 / 48,25 / 4,5	0,88

Джерело: розроблено авторами

Аналіз боїв, що завершилися нічиєю (116 з 400), виявив суттєве обмеження методу: у всіх цих боях у вцілених агентів наївного ІІІ закінчилися боєприпаси, а серед вцілених агентів команди, керованої методом, боєприпасів не мали 273 з 284, причому 278 з 284 на останньому тіку обирали Attack; у 115 із 116 таких боїв команда, керована методом, мала більше вцілених агентів. Причина полягає в компенсаційному характері агрегації в методі TOPSIS: нульова оцінка Attack за критерієм S_1 компенсується високими оцінками за іншими критеріями (наприклад, для агента з $s_{i1}(\tau) = 0$, $s_{i2}(\tau) = 70$, одним союзником і без ворогів поруч $C(\text{Attack}) = 0,584$ проти $C(\text{Retreat}) = 0,419$). Невисока частка рішень Retreat (6,9 %) також пов'язана з тим, що оцінки цієї стратегії за критеріями S_1 і S_2 (Табл. 2) дорівнюють нулю вже за $s_{i1}(\tau) \geq 15$ (половина початкового запасу) та $s_{i2}(\tau) \geq 30$ відповідно. Вплив усунення першого обмеження досліджено в підрозд. 4.6.

4.6. Абляційне дослідження та обмеження допустимості стратегій.

Щоб відокремити внесок окремих складових методу, за тією самою парною схемою досліджено такі контролери:

- (а) наївний ІІІ, що завжди обирає Attack;
- (б) випадковий вибір стратегії з рівною ймовірністю на кожному тіку – ті самі правила руху, укриття й відступу без оцінювання стану агента;
- (в) зважена сума (SAW) на тій самій нормалізованій зваженій матриці (5), (6) замість кроків 3-5 методу TOPSIS – ті самі функції придатності й ваги з іншим способом агрегації;
- (г) запропонований метод;
- (д) запропонований метод із некомпенсаторним обмеженням допустимості: за $s_{i2}(\tau)$ стратегія Attack вилучається з множини альтернатив до побудови матриці рішень, і ранжування виконується серед Defense і Retreat. Суперником в усіх серіях є наївний ІІІ; результати наведено в Табл. 12, де в останньому стовпці вказано кількість боїв, виграних лише запропонованим методом (г) і лише контролером рядка на тих самих початкових умовах, та p -значення точного тесту Мак-Немара.

Випадковий вибір стратегії за тих самих правил руху й укриття не дає переваги над наївним ІІІ (26,25 % перемог проти 30,75 % поразок), тобто перевагу методу не можна пояснити лише наявністю укриттів і правил переміщення: визначальним є вибір стратегії відповідно до стану агента. Заміна агрегації TOPSIS на зважену суму за тих самих функцій придатності й ваг знижує частку перемог з 67,0 % до 56,5 % (101 : 59, $p = 0,001$), а середнє HP агента – на 4,4 [2,4; 6,4] од.: зважена сума частіше обирає атаку (83,3 % рішень) і рідше – оборону з укриття. Отже, внесок у результат мають як перетворення критеріїв на оцінки придатності, так і спосіб їх агрегації. Некомпенсаторне обмеження допустимості атаки не

змінило частки поразок (4,0 %), але перетворило 52 нічії на перемоги без жодної зворотної зміни: частка перемог зросла до 80,0 %, частка нічий зменшилася з 29,0 % до 16,0 %, частка рішень Defense зросла з 23,2 % до 35,1 %, а середня тривалість бою скоротилася зі 138,2 до 113,9 тіку. Це підтверджує, що вибір атаки без боєприпасів є порушенням допустимості стратегії, і обмеження доцільно включити до методу.

**Таблиця 12. Абляційне дослідження
(парна схема, $N = 400$ боїв, суперник – наївний ІІІ)**

Контролер	Перемоги, % (95 % ДІ)	Поразки, %	Нічії, %	НР агента (95 % ДІ)	Attack / Defense / Retreat, %	Порівняння з (τ)
(а) Наївний ІІІ	31,0 [26,7; 35,7]	31,0	38,0	24,3 [23,4; 25,2]	100 / 0 / 0	180 : 36, $p < 0,0001$
(б) Випадковий вибір	26,25 [22,2; 30,8]	30,75	43,0	24,8 [22,1; 27,6]	33,0 / 33,2 / 33,8	188 : 25, $p < 0,0001$
(в) Зважена сума (SAW)	56,5 [51,6; 61,3]	10,75	32,75	29,7 [28,1; 31,2]	83,3 / 9,1 / 7,7	101 : 59, $p = 0,001$
(г) Запропонований метод (TOPSIS)	67,0 [62,2; 71,4]	4,0	29,0	34,1 [32,5; 35,6]	69,9 / 23,2 / 6,9	—
(д) TOPSIS з обмеженням допустимості	80,0 [75,8; 83,6]	4,0	16,0	34,5 [33,0; 36,1]	56,0 / 35,1 / 8,8	0 : 52, $p < 0,0001$

Джерело: розроблено авторами

4.7. Чутливість до ваг критеріїв. Ваги критеріїв (підрозд. 2.3) задано експертно. Для оцінки їх впливу кожен вагу по черзі зменшено вдвічі та збільшено в 1,5 раза з подальшим нормуванням суми ваг до одиниці (Табл. 13). Крім того, проведено серію з рівними вагами та 100 серій із випадковими векторами ваг, рівномірно розподіленими на симплексі (по 200 боїв за парною схемою для seed = 0...99).

Таблиця 13. Чутливість результатів до ваг критеріїв (парна схема, $N = 400$ боїв)

Змінена вага	Вага $\times 0,5$: перемоги / поразки / нічії, %	Вага $\times 1,5$: перемоги / поразки / нічії, %
w1 (S1 Боєприпаси)	72,75 / 0,25 / 27,0	76,75 / 23,25 / 0,0
w2 (S2 Витривалість)	88,75 / 3,75 / 7,5	49,5 / 9,25 / 41,25
w3 (S3 Союзники поруч)	69,75 / 1,0 / 29,25	55,25 / 10,25 / 34,5
w4 (S4 Вороги поруч)	71,0 / 23,0 / 6,0	75,0 / 0,25 / 24,75
w5 (S5 Укриття)	64,5 / 7,5 / 28,0	67,75 / 3,75 / 28,5
w6 (S6 Потенційна загроза)	72,0 / 3,0 / 25,0	68,5 / 8,25 / 23,25

Джерело: розроблено авторами

За всіх 12 змін ваг частка перемог методу (49,5-88,75 %) перевищувала частку поразок (0,25-23,25 %); за рівних ваг отримано 47,0 % перемог, 6,0 % поразок і 47,0 % нічий. Серед 100 випадкових векторів ваг медіанна частка перемог становила 66,5 % (міжквартильний діапазон 38,5-72,0 %), і в 99 випадках частка перемог перевищувала частку поразок. Отже, перевага методу в більшості досліджених варіантів зберігається за зміни ваг, проте її величина та співвідношення перемог і нічий суттєво залежать від вибраного вектора ваг. Найбільші зміни частки перемог спостерігаються при варіюванні ваг критеріїв S_1 , S_2 та S_4 . Отримані результати свідчать, що базовий набір ваг не забезпечує максимальної частки перемог серед досліджених варіантів: зменшення ваги S_2 удвічі підвищило частку перемог до 88,75 %, що обґрунтовує доцільність подальшого калібрування ваг.

Висновки і перспективи подальших досліджень

У статті розв'язано задачу вибору тактичної стратегії агентами ігрового штучного інтелекту в умовах двосторонньої бойової взаємодії.

Для дослідження методу використано модель бойового середовища $BS_T = \langle A, S, M, T, t(\cdot), R_{sense} \rangle$, у якій приналежність агента до команди враховується під час динамічного визначення союзників і ворогів у межах радіуса виявлення. Потенційну загрозу визначено за локальним співвідношенням сил.

Розроблено метод вибору тактичної стратегії із застосуванням TOPSIS. У ньому вихідні значення критеріїв перетворюються на оцінки атаки, оборони та відступу за функціями, які враховують напрям впливу кожного критерію на відповідну стратегію. Це дає змогу сформувати матрицю рішень у ситуації, коли вихідні значення критеріїв однакові для всіх альтернатив.

Виконано програмну реалізацію методу й досліджено його в комп'ютерній симуляції бою команд по п'ять агентів за парною схемою зі зміною сторін (400 боїв). Команда під керуванням методу перемогла в 67,0 % боїв проти 4,0 % у команди, що завжди атакувала ($p < 0,0001$) у середньому вижили 2,72 з 5 агентів, а ефективність використання боєприпасів була приблизно вдвічі вищою; вплив початкової сторони статистично незначущий. Середній час одного рішення в реалізації мовою Python становив близько 27 мкс.

Абляційне дослідження показало, що випадковий вибір стратегії за тих самих правил руху не дає переваги, а агрегація TOPSIS значущо ефективніша за зважену суму на тій самій матриці оцінок. Введення некомпенсаторного обмеження допустимості атаки за відсутності боєприпасів підвищило частку перемог до 80,0 % і зменшило частку нічиїх до 16,0 %. Перевага методу зберігається за зміни ваг критеріїв і параметрів середовища, а її величина найбільше залежить від захисної дії укриття та ваг критеріїв S_1 , S_2 і S_4 .

У подальшому планується вдосконалити функції придатності стратегії відступу; обґрунтувати ваги критеріїв шляхом їх калібрування за результатами моделювання; порівняти метод із контролерами на основі дерев поведінки та Utility AI, а також з іншими багатокритеріальними методами; доповнити модель механізмами тактичної координації команди; перенести прототип у тривимірне середовище Unity.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті.

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних: Код моделювання, використаний для одержання наведених результатів, подано у відкритому репозиторії [<https://github.com/Viventomori/topsis-tactical-ai>].

Використання засобів штучного інтелекту: Під час підготовки рукопису використовувався інструмент ChatGPT, модель GPT-5.6 Sol, OpenAI, для граматичної, стилістичної перевірки та редагування окремих фрагментів тексту. Усі запропоновані формулювання були перевірені та відредаговані авторами. ШІ не використовувався для отримання експериментальних результатів, виконання розрахунків, формування наукової новизни або самостійного формулювання наукових висновків. Наукові положення, результати та висновки є власним інтелектуальним внеском авторів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Millington, I. "AI for Games". 3rd ed. Boca Raton: CRC Press. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1201/9781351053303>.
2. Colledanchise, M., Ögren, P. "Behavior Trees in Robotics and AI: An Introduction". Boca Raton : CRC Press. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1201/9780429489105>.
3. Orkin, J. "Three States and a Plan: The A.I. of F.E.A.R. Game Developers Conference (GDC 2006). San Jose, 2006. – Available from: <https://www.gamedevs.org/uploads/three-states-plan-ai-of-fear.pdf>. [Accessed 14.05.2026].
4. Mark, D. "Behavioral Mathematics for Game AI". Boston: Course Technology, 2009. Режим доступу: <https://books.google.com.ua/books?id=iJ2pOgAACAAJ> (дата звернення: 14.05.2026).
5. Samvelyan, M., Rashid, T., Schroeder de Witt, C., Farquhar, G., Nardelli, N., Rudner, T. G. J., Hung, C.-M., Torr, P. H. S., Foerster, J., Whiteson, S. "The StarCraft multi-agent challenge". *Proceedings of the 18th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems (AAMAS 2019)*. Montreal, 2019. p. 2186–2188. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.04043>.

6. Hwang, C.-L., Yoon, K. “Multiple attribute decision making: Methods and applications”. *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems Berlin, Heidelberg : Springer*. 1981; 186. DOI: <https://doi.org/10.1016/10.1007/978-3-642-48318-9>.
7. Behzadian, M., Khanmohammadi Otaghsara S., Yazdani M., Ignatius J. “A state-of the-art survey of TOPSIS applications”. *Expert Systems with Applications*. 2012; 39 (17): 13051–13069. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.05.056>.
8. Горпенко, Д. Р. «Моделі та методи прийняття рішень волонтерами в оперативних завданнях транспортної логістики» : дис. д-ра філософії : 122 – Комп’ютерні науки / Нац. ун-т «Одеська політехніка». Одеса, 2023. Режим доступу: https://op.edu.ua/sites/default/files/publicFiles/dissphd/disertaciya_horpenko.pdf (дата звернення: 14.05.2026).
9. Horpenko, D. R. “A conceptual model of decision-making support of the volunteer team in conditions of dynamic changes”. *Herald of Advanced Information Technology*. 2022; 5 (4): 275–286. DOI: <https://doi.org/10.15276/hait.05.2022.20>.
10. Kozina, Y., Volkova, N., Horpenko, D. “Mobile decision support system to take into account qualitative estimation by the criteria”. *2020 IEEE Third International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP)*. Lviv, 2020. p. 357–361. DOI: <https://doi.org/10.1109/DSMP47368.2020.9204134>.
11. Lanchester, F. W. “Aircraft in Warfare: The Dawn of the Fourth Arm”. *London : Constable and Company*, 1916. – Available from: <https://archive.org/details/aircraftinwarfar00lancrich/page/n5/mode/2up>. – [Accessed: 14.05.2026].
12. Henderson, P., Islam, R., Bachman, P., Pineau, J., Precup, D., Meger, D. “Deep Reinforcement Learning That Matters”. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2018; 32 (1). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.06560>.
13. Agarwal, R., Schwarzer, M., Castro, P. S., Courville, A., Bellemare, M. G. “Deep Reinforcement Learning at the Edge of the Statistical Precipice”. *Advances in Neural Information Processing Systems 34 (NeurIPS 2021)*. 2021. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.13264>.
14. Wydmuch, M., Kempka, M., Jaśkowski, W. “ViZDoom competitions: Playing Doom from pixels”. *IEEE Transactions on Games*. 2019; 11 (3): 248–259. DOI: <https://doi.org/10.1109/TG.2018.2877047>.
15. Wilson, E. B. “Probable inference, the law of succession, and statistical inference”. *Journal of the American Statistical Association*. 1927; 22 (158): 209–212. DOI: <https://doi.org/10.1080/01621459.1927.10502953>.
16. Brown, L. D., Cai, T. T., DasGupta, A. “Interval estimation for a binomial proportion”. *Statistical Science*. 2001; 16 (2): 101–133. DOI: <https://doi.org/10.1214/ss/1009213286>.
17. McNemar, Q. “Note on the sampling error of the difference between correlated proportions or percentages”. *Psychometrika*. 1947; 12 (2): 153–157. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF02295996>.

Received 28.08.2026

Received after revision 30.09.2026

Accepted 08.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.66>

UDC 004.8:519.816

Method for selecting tactical strategies for game artificial intelligence agents using topsis

Victor V. Pendyha¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4415-1324>; pendygaonpu@stud.op.edu.ua

Natalya P. Volkova¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3175-2179>; volkova.n.p@op.edu.ua

¹⁾ Odessa National Polytechnic University, 1, Shevchenko Ave., Odessa, Ukraine, 65044

ABSTRACT

The paper addresses the problem of tactical strategy selection by game artificial intelligence (AI) agents in two-team combat scenarios. A combat environment model is proposed in which the sets of allies and enemies for each agent are determined dynamically within the detection radius, while the agent's current state is evaluated according to six criteria: ammunition, health, the number of nearby allies and enemies, the availability of cover, and potential threat. A tactical strategy selection method based on TOPSIS is developed. In the proposed method, the agent's state indicators are transformed into suitability scores for the strategies attack, defense, and retreat, taking into account the direction of influence of each criterion on each strategy; the resulting alternatives are then ranked. A numerical example is provided, together with a sensitivity analysis of strategy selection with respect to the number of opponents. The method was implemented and evaluated in a computer simulation of combat between two teams of five agents using a paired design with side switching over four hundred battles. The team controlled by the proposed method won sixty-seven percent of the battles, whereas the team whose agents always selected the attack strategy won four percent; twenty-nine percent of the battles ended in a draw. The ablation study showed that random strategy selection under the same movement rules provides no advantage, whereas TOPSIS-based aggregation is significantly more effective than the weighted-sum approach applied to the same decision matrix, yielding sixty-seven percent versus fifty-six and a half percent wins. It was found that, due to the compensatory nature of the aggregation procedure, an agent may select the attack strategy even when no ammunition is available. Introducing a non-compensatory admissibility constraint for this strategy increased the win rate to eighty percent and reduced the draw rate to sixteen percent. The advantage of the method is preserved under variations in the criterion weights and environment parameters, while its magnitude depends most strongly on the protective effect of cover.

Keywords: Game artificial intelligence; multicriteria decision making; TOPSIS; multi-agent system; combat simulation; tactical strategy

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Пендига Віктор Вадимович - аспірант кафедри Прикладної математики та Інформаційних Технологій, Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: інформаційні технології, штучний інтелект, багатоагентні системи, багатокритеріальне прийняття рішень

Victor V. Pendyha - PhD Student, Department of Applied Mathematics and Information Technologies. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4415-1324>; pendygaonpu@stud.op.edu.ua

Research field: Information technology, artificial intelligence, multi-agent systems, multicriteria decision making



Волкова Наталія Павлівна – кандидат технічних наук, доцент. Завідувачка кафедри Прикладної математики та інформаційних технологій. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: інформаційні технології, комп'ютерний зір, обробка зображень, штучний інтелект, багатокритеріальне прийняття рішень

Natalia P. Volkova - PhD, Associate Professor, Chief of Department of Applied Mathematics and Information Technologies. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3175-2179>; volkova.n.p@op.edu.ua

Research field: Information technology, computer vision, image processing, artificial intelligence, multicriteria decision making