

Т. Р. ГОЛУБЕЦЬ

аспірант кафедри автоматизованих систем управління
Інститут комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Національного університету «Львівська політехніка»
ORCID: 0009-0004-6613-3620

М. О. МЕДИКОВСЬКИЙ

доктор технічних наук,
професор кафедри автоматизованих систем управління
Інститут комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Національного університету «Львівська політехніка»
ORCID: 0000-0003-2492-8578

МОДЕЛЬ ПЕРЕДБАЧЕННЯ РІШЕНЬ ЛЮДИНИ ПРО ВИЗНАННЯ ВТРАТИ КОНТРОЛЮ НАД ПРОЦЕСАМИ

У статті описано результати дослідження особливостей прийняття рішень людиною з метою аналізу впливу на ефективність її роботи разом з автоматизованими системами управління. Висновки цього дослідження можуть бути використані для розробки різних систем підтримки прийняття рішень, оскільки більшість випадків характеризуються показниками складності ситуації, досвіду оператора і часових обмежень. Дослідження проведено з використанням даних про перебіг шахових партій, оскільки у даній сфері наявні метрики таких показників.

Проведено оцінку важливості параметрів, що впливають на прийняття рішень людиною. Аналіз здійснено на основі ситуацій з шахових партій, коли один із суперників мав можливість визнати поразку. Оскільки рішення капітулювати в шахах можна трактувати як втрату контролю. В інших сферах вона проявляється як самоусунення: через ігнорування проблеми, зволікання з рішенням, делегування відповідальності.

У дослідженні використано методи кореляційного аналізу для оцінки зв'язків між змінними. Для створення моделей прогнозування рішення людини застосовано методи машинного навчання, зокрема нейронну мережу, випадковий ліс та алгоритм градієнтного бустингу XGBoost. Ключові фактори прийняття рішень визначено шляхом аналізу впливу вхідних параметрів за допомогою методів посилення розподілу та перестановки.

Результатом дослідження стало створення та навчання моделей для прогнозування рішень людини про визнання втрати контролю чи безнадійності ситуації. На основі трьох навчених моделей, побудованих за вищезгаданими методами, проведено аналіз і встановлено, що складність випадку є, безумовно, найважливішим параметром. Інші фактори, такі як досвід людини, часові обмеження та рівень мотивації, також мають вплив, проте другорядний.

Ключові слова: прогнозування рішень людини, поведінка в критичних ситуаціях, шахи, системи підтримки прийняття рішень.

T. R. HOLUBETS

Postgraduate Student at the Department of Automated Control Systems
Institute of Computer Sciences and Information Technologies
of Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0009-0004-6613-3620

M. O. MEDYKOVSKYY

Doctor of Technical Sciences,
Professor at the Department of Automated Control Systems
Institute of Computer Sciences and Information Technologies
of Lviv Polytechnic National University
ORCID: 0000-0003-2492-8578

A HUMAN DECISION PREDICTION MODEL FOR RECOGNIZING LOSS OF CONTROL IN PROCESSES

This article presents the results of a study on human decision-making patterns with the aim to analyze their impact on the effectiveness of automated control systems. The findings of this study could be applied in the development of decision support systems, as most of the cases are influenced by such factors as complexity of the situation, operator experience

© Голубець Т. Р., Медиковський М. О., 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

and time limitations. This research was conducted with the use of chess data, as this domain provides well-defined metrics for the required parameters.

The study evaluates the importance of each group of indicators that have an impact on human decisions. The analysis was based on chess games in which one of the players could resign. The resignation decision in chess could be perceived as loss of control. In other domains it could be seen through problem avoidance, decision delay, or responsibility delegation.

Methods of correlation analysis were used for evaluation of the connections between variables. Machine learning methods such as neural network, random forest and gradient boosting XGBoost were used for prediction of human resignation decisions. The key factors of the decision-making process were determined by analysis of impact of input parameters using feature importance techniques such as gain and permutation importance.

The outcome of the research was the creation and training of models to predict human decision about loss of control or hopelessness. The performed analysis demonstrated that complexity of the situation is by far the most important factor. Other indicators such as person's experience, time limitations or motivational level have some impact, but less significant.

Key words: prediction of human decisions, behavior under critical conditions, chess, decision support systems.

Постановка проблеми

Вивчення особливостей прийняття рішень людиною є важливою частиною різних наук, в першу чергу психології чи соціології. Проте актуальність взаємодії людей з комп'ютерними системами продовжує зростати, і багато таких процесів передбачають прийняття рішень. Системи оповіщення, пошуку та демонстрації даних набувають широкого застосування. Однак в розробці таких систем варто враховувати особливості людини, зокрема як приймаються рішення та як різні типи допоміжних автоматизованих засобів впливають на цю операцію.

Ця робота стосується аналізу процесу прийняття рішень. Відповідно, дослідження проведено на даних про вибір людини, що зазвичай не передбачає використання допоміжних засобів.

Основні фактори, що впливають на прийняття рішення, відрізняються залежно від завдання, проте досліджень з аналізом цих чинників поки небагато. Важко охарактеризувати рішення абстрактного диспетчера та фактори, що на нього впливають. Авіадиспетчер чи оператор АЕС повинні враховувати у своїй роботі абсолютно різні показники, але спільними є: досвід, час на прийняття рішення, складність ситуації. Дослідження процесу прийняття рішення з таким набором параметрів є все ще широким, тому ця робота стосується одного з критичних випадків у прийнятті рішення – визнання втрати контролю.

Визнання втрати контролю може бути у форматі делегування колесі, прохання про допомогу, вживання крайніх заходів чи ігнорування ситуації. У галузях різної критичності такого стану людини, проте в будь-якому випадку дослідження цього питання допоможе краще розуміти ступінь впливу зовнішніх і внутрішніх факторів та уникати небезпечних ситуацій.

Складністю проведення досліджень рішень людини є відсутність наборів даних, що містили б необхідну інформацію у великій кількості ситуацій. Для такого завдання потрібно забезпечити повноту вхідних параметрів, що впливали на людину, та чітко зафіксувати рішення, яке було прийнято. Таким вимогам відповідають дані про перебіг партії у шахах. Інформація про партію містить всі ходи, час їх здійснення, досвід гравців, їх потенційну винагороду та результат [1, 2]. Також шахи відрізняються від інших видів спорту тим, що передбачають можливість завершити матч через визнання поразки.

У цій статті події в межах партії та показники, що характерні для шахів, зведено до загальніших понять для можливості перенесення результатів на інші сфери, де людина приймає рішення. Отже, визнання поразки у грі розглядається як визнання втрати контролю чи визнання безнадійності ситуації, досвід та рівень навичок вимірюється рейтинговим показником ELO, а складність ситуації – оцінкою позиції, розрахованою шаховим рушієм Stockfish [3].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Особливо активно питання здійснення вибору досліджується в економічній сфері, де важливо зрозуміти як людина сприймає товар чи послугу залежно від подачі, кількості альтернатив, різниці між цінами [4]. Науковці з галузі психології чи когнітивної нейронауки вивчають процес прийняття рішення з іншого боку – вони приділяють більше уваги емоціям, активності різних частин мозку, самопочуттю людини [5].

Шахові партії як основа для дослідження процесу прийняття рішень використовувалися і раніше. Причиною цього є доступність та повнота даних – чітко збережена послідовність ходів, часові обмеження, визначений рівень навичок опонентів. Такий набір інформації дозволяє, наприклад, досліджувати залежність правильності ходу від витраченого на нього часу чи прогнозувати шанси перемоги в партії на певному етапі на основі ситуації на дошці та часу, що залишився в кожного з гравців [2].

В аналізі прийняття рішень людиною актуальним є визначення того, коли ми помиляємося. Ідентифікація факторів, що впливають на допущення помилки, є важливим питанням з точки зору розуміння людини, а це, в свою чергу, дозволяє покращити процеси управління людьми та розробку систем підтримки прийняття рішень. Стаття [6] присвячена саме такому дослідженню помилок на основі гри в шахи. Особливостями роботи є використання великої кількості даних, чітке визначення понять часового обмеження, досвіду гравців та складності ситуації у цій спортивній дисципліні. Автори стверджують, що особливості випадку мають найбільший вплив, а шанс на

допущення помилки хоча і залежить від досвіду та часового обмеження, проте не так сильно. У статті розглянуто ймовірність допущення помилки і чітко визначено межу між правильним та невдалим ходом на основі зміни шансів на перемогу, якщо обидва гравці надалі здійснюватимуть ідеальні ходи. Ця робота є цінною, проте має кілька обмежень: не враховуються всі попередні ходи, а також аналізуються лише ситуації, що виникають наприкінці матчу (при невеликій кількості фігур).

Серед досвіду, часу та обставин ситуації найбільше досліджень присвячено впливу інтервалу часу, за який рішення потрібно прийняти. Наприклад, робота [6] присвячена бажанню відкласти рішення залежно від доступних варіантів. Результати дослідження показали, що на відтермінування вибору між варіантами впливає не лише відсутність суттєвої переваги одного з них, але й абсолютні характеристики.

Системи підтримки прийняття рішень уже давно не лише відображають інформацію з давачів, але можуть бути налаштовані на контроль показників, інформування про проблеми, пропозиції дій. Водночас все ще існує абстрагування від того, наскільки по-різному люди сприймають певну інформацію і, відповідно, як будуть діяти. Ця теза перекликається з статтею [7], автори якої пояснюють, що потрібно відійти від звичного розподілу, коли частину задач передають на виконання людині, а іншу – автоматичним системам зі штучним інтелектом. Часто визначення виконавця доцільно здійснювати в залежності від конкретного випадку [7]. Певну аналогію можна провести для автоматизованих систем і враховувати особливості реакції людини на інформацію чи, принаймні, аналізувати остаточне рішення та повідомляти особу про виявлені закономірності.

Наступним кроком є порівняння поведінки людини без допоміжної системи та з нею і цьому також присвячено ряд досліджень [8, 9]. Проте початково важливим є вивчення загального процесу прийняття рішення людиною, що і проведено в цій роботі. Особливістю дослідження, що описано в цій статті є аналіз конкретного винятку з усіх можливих ситуацій – рішення людини визнати, що вона не може втримати ситуацію під контролем.

Формулювання мети дослідження

Метою роботи є підвищення ефективності автоматизованих систем управління шляхом розроблення методів та засобів прогнозування рішень оператора про втрату контролю над ситуацією.

Задачі дослідження:

- обґрунтування джерел даних та попередня обробка;
- визначення важливості факторів методами статистичного аналізу;
- розробка та тренування моделей для прогнозування рішення людини про втрату контролю;
- дослідження точності роботи моделей;
- аналіз результатів для ситуацій з різним досвідом, часовим обмеженням та рівнем складності.

Викладення основного матеріалу дослідження

Для цього дослідження було сформовано набір даних, що містить записи про 8 мільйонів ситуацій з шахових поєдинків з інтернет-сервера Lichess [10]. Кожен запис характеризується:

- рівнем навичок (досвідом) опонентів (E1, E2),
- часом, що у них залишився на цей момент (T1, T2),
- складністю ситуації з боку гравця, на чиєму ході виникла ситуація, (C1, C2, C3, C4, C5),
- кількістю ходів від початку партії (N),
- фактом визнання поразки чи продовження гри (R).

Як показник рівня навичок гравця використано рейтинговий показник ELO. Це статистичний показник сили гравця на основі результатів партій. Такий рейтинг відображає очікуваний результат у партії на основі різниці між гравцями, тобто шахіст мав би виграти приблизно 90 % ігор проти опонента, що має на 400 очок ELO менше.

Параметри T1 та T2 характеризують часові обмеження обох гравців. T_i визначається за формулою:

$$T_i = \frac{T_{xi}}{T_{si} + T_{mi} \cdot N_i},$$

де T_i – показник часу у наборі даних, i – позначає одного з гравців, T_{xi} – час, що залишився у гравця у момент ходу, що розглядається (секунди), T_{si} – початкове часове обмеження (ліміт на всю партію) (секунди), T_{mi} – час, що додається до обмеження на кожному ході (секунди), N_i – кількість ходів гравця до моменту, що розглядається.

Складність ситуації оцінюється на основі положення фігур на шаховій дошці шаховим рушієм Stockfish. Це найсильніший шаховий рушій з відкритим вихідним кодом і один з найкращих загалом. Про це можна стверджувати, наприклад, на основі результатів Top Chess Engine Championship, що проводиться регулярно. Точність оцінок цього шахового рушія залежить від глибини аналізу, проте у наявному наборі даних рушій аналізував не менше, ніж 20 ходів наперед, що є достатнім для оцінки рішення людини, оскільки перевищує можливості прорахунку навіть гросмейстерів [11].

Параметр складності випадку C1 відповідає оцінці шансів на перемогу рушієм Stockfish в момент прийняття рішення про доцільність визнання поразки, параметр C2 – один хід перед цим, C3 – за два ходи до ситуації, і так далі до C5.

Момент у шаховій партії логічно також оцінювати за кількістю ходів у партії, що передували ситуації. Така інформація наявна у параметрі N. Оскільки набір даних призначений для аналізу рішень про визнання поразки, то це представлено у атрибуті R.

Унікальність сформованого набору даних полягає у розгляді ситуацій, що виникли у поєдинках, а не партій загалом, та фокусі на рішенні про визнання поразки. Ситуація у цій роботі – це стан(етап) партії, що характеризується положенням фігур на дошці, часовими обмеженнями опонентів, показниками їх рейтингу до початку матчу та кількістю ходів, зроблених раніше у грі.

Під час очищення та перетворення даних відкинута частина записів, в першу чергу через те, що не всі записи про партії містять оцінки рушія. Окрім присутності аналізу позицій, фільтрацію проведено також за:

- наявністю рейтингового показника ELO у обох гравців,
- наявністю часового обмеження (через невелику кількість партій без часового обмеження),
- кількістю ходів у поєдинку, що перевищує 5.

Перехід від переліку партій до набору даних про шахові ситуації передбачав вибір одного із станів випадковим чином з кожного матчу. Також обрано ще по одному стану в момент визнання поразки з тих поєдинків, де це відбулося. Створення нових атрибутів на основі наявних також було необхідним. Зокрема, було визначено відносні показники часового обмеження T1 та T2.

Статистичний аналіз даних передбачав визначення кореляційних зв'язків, а також порівняння коефіцієнтів кореляції для різних груп даних: поділ за досвідом, часом, та складністю ситуації.

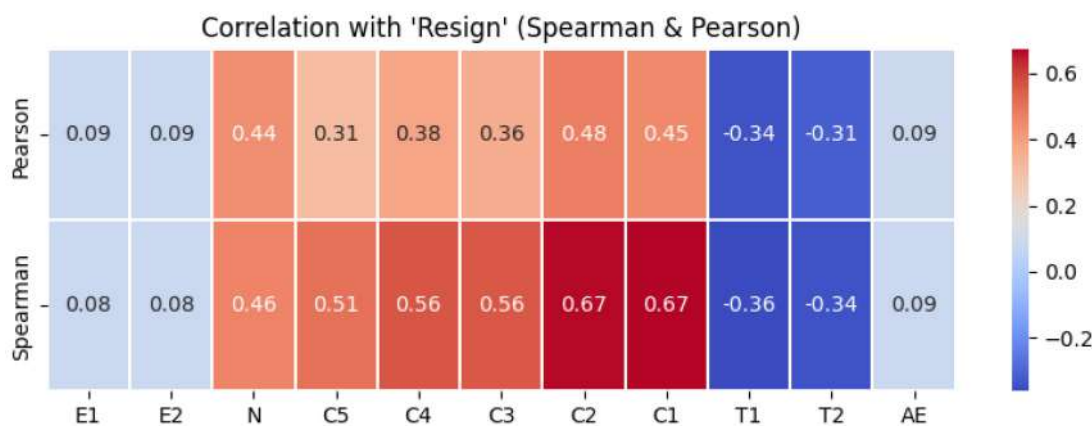


Рис. 1. Коефіцієнти кореляції вхідних параметрів з рішенням про визнання поразки визначені методами Пірсона та Спірмена

Визначення кореляційних зв'язків між рішенням визнати поразку та вхідними параметрами показало залежність, в першу чергу, від особливостей положення фігур на дошці. Найвищі коефіцієнти рангової кореляції Спірмена визначено у оцінок складності ситуацій (0.51–0.67) та часового обмеження (0.34, 0.36). Результати використання цього методу демонструють, що рішення про визнання втрати контролю не залежить від досвіду. Тим не менш, певна закономірність існує – за п'ять ходів до визнання поразки у більш досвідчених гравців ситуація на 39 % краще від ідентичного показника у початківців. Професіонали здатні довше не доводити ситуацію до критичної, проте швидше визнають втрату контролю, якщо ситуація справді критична.

Також коефіцієнти кореляції Спірмена отримані на основі набору даних про партії шахістів з досвідом є суттєво вищими, за ідентичні показники визначені на іграх початківців, що наведено на рис. 2. Наприклад, вхідні параметри, що описують часове обмеження, корелюють з рішенням про визнання поразки в середньому на 0.16, а параметри складності ситуації – на 0.23, якщо розглядати поєдинки аматорів (до 500 ELO). Для партій більш досвідчених гравців (від 2000 ELO) ці показники становлять 0.38 та 0.66 відповідно. Це може свідчити про те, що професіонали діють більш раціонально, в їх поведінці простіше виявляти закономірності, а, відповідно, і передбачати дії.

Суттєві зміни в коефіцієнтах кореляції для різних груп найбільше помітні саме при поділі за досвідом. Результати схожих перевірок для часових обмежень та складності ситуацій майже не відрізняються між вибірками, що відображено на рис. 3.

У дослідженні використано три методи машинного навчання: глибоку нейронну мережу, випадковий ліс та градієнтний бустинг XGBoost. Моделі на основі цих методів суттєво відрізняються, зокрема на етапі навчання, але дозволяють виконати аналіз впливу вхідних параметрів.

На основі трьох вищезгаданих методів навчено моделі для задачі прогнозування: прийнято рішення про визнання поразки чи ні. Нейронна мережа, багаточаровий перцептрон, складається з 3 прихованих рівнів на 64, 32 та

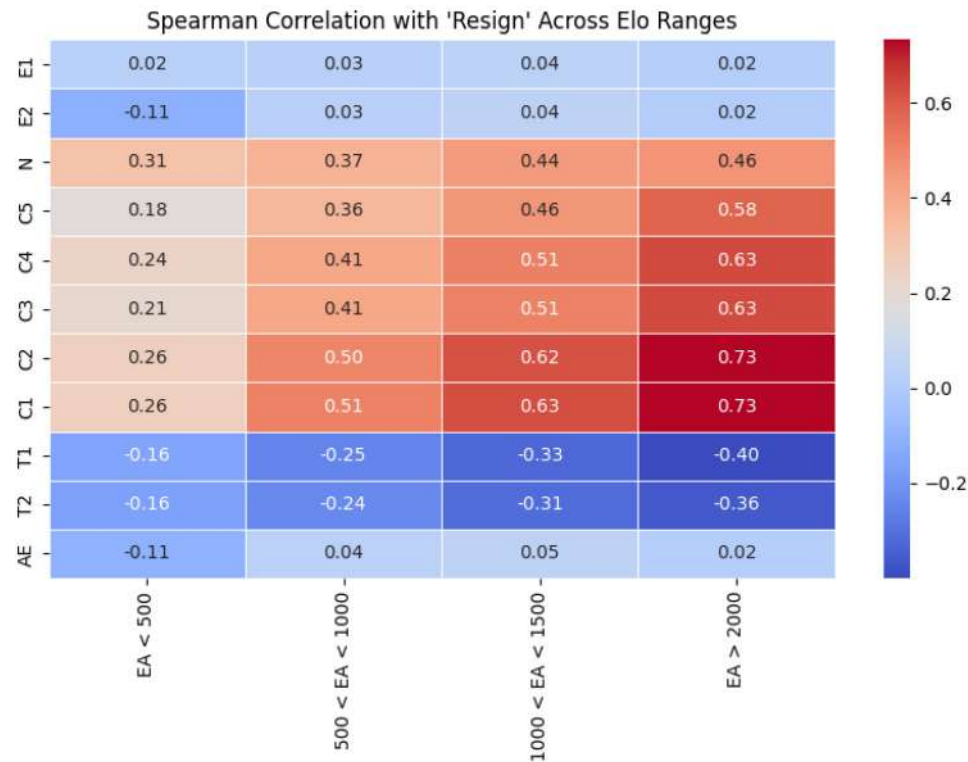


Рис. 2. Коефіцієнти кореляції вхідних параметрів з рішенням про визнання поразки для гравців різного рівня навичок

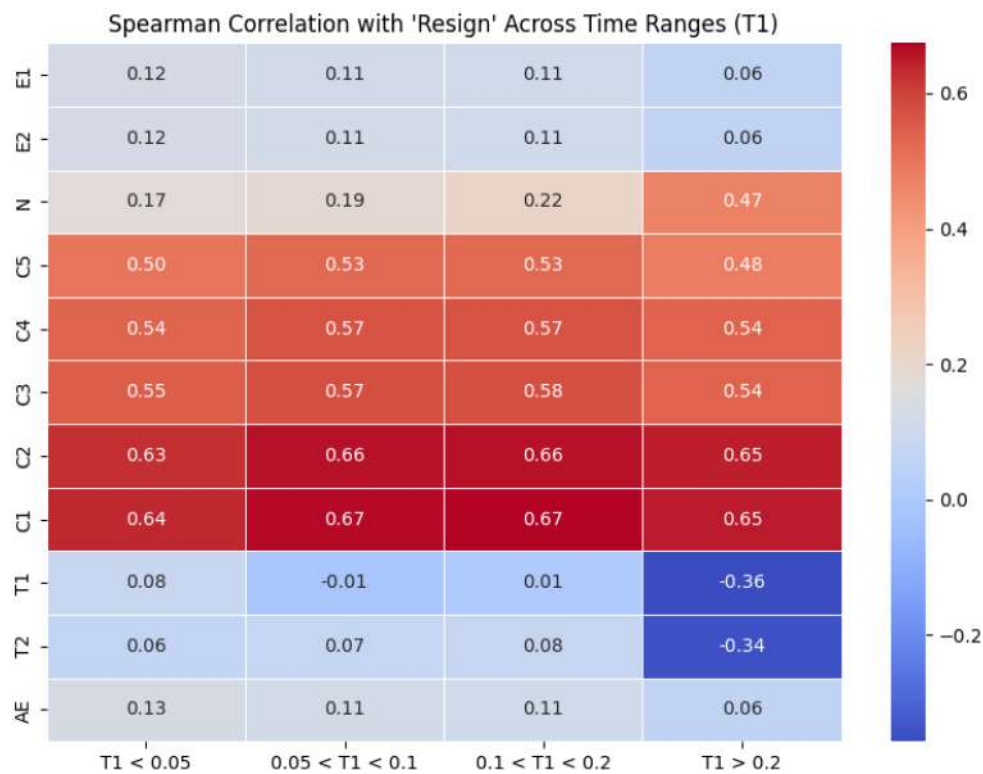


Рис. 3. Коефіцієнти кореляції вхідних параметрів з рішенням про визнання поразки для ситуацій з різними часовими обмеженнями

16 нейронів відповідно. Вихідний шар з сигмоїдною функцією активації забезпечує отримання результату у форматі (0, 1), що потрібно для прогнозування однієї з двох подій. Бінарну крос-ентропію використано як функцію втрат, а алгоритм Adam для оптимізації.

Модель випадкового лісу створено з 100 деревами, а також використано коригування ваг класів, хоча набір даних і є близьким до збалансованого. Модель градієнтного бустингу реалізовано з такими стандартними налаштуваннями: кількість дерев у ансамблі – 100, коефіцієнт швидкості навчання – 0.1, максимальна глибина кожного дерева – 6. Для контролю процесу навчання використано функцію оцінки логарифмічної похибки.

Всі моделі машинного навчання досягли точності більше 90 %. Детальніші результати, зокрема з даними про хибні позитиви та хибні негативи, наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Звіт по класифікації навчених моделей

Модель	Клас	Точність	Повнота	F1-score	Загальна точність
Нейронна мережа	Визнання поразки	0.90	0.90	0.88	0.908
	Продовження гри	0.91	0.91	0.92	
Випадковий ліс	Визнання поразки	0.90	0.91	0.91	0.9144
	Продовження гри	0.91	0.92	0.91	
Градiєнтний бустинг	Визнання поразки	0.94	0.88	0.91	0.9137
	Продовження гри	0.89	0.94	0.92	

Нейронній мережі було достатньо 10 епох з наявним набором даних для досягнення 90.8 % точності. Модель ансамблевого методу випадковий ліс визначила 91.44 % випадків правильно, а градієнтний бустинг – 91.37 %.

У описаних умовах метод випадкового лісу працює краще, проте різниця не є значною, і XGBoost, і нейронна мережа не помиляються у переважній більшості випадків. Такий стабільний результат навчання усіх моделей свідчить про можливість прогнозувати людські рішення на основі обмеженого набору даних про ситуацію.

Визначення факторів, що суттєво впливають на прогнозування рішень людини, здійснено двома методами: домішок та перестановки. Моделі випадкового лісу та градієнтного бустингу дозволяють визначити вплив вхідних параметрів за тим, наскільки часто вони були використані при побудові дерев. Результати цього аналізу наведено на рис. 4. Обидві моделі продемонстрували наявність суттєвої залежності результату від показників складності ситуації. Параметри C1 та C2 мають найбільший вплив, а оцінки попередніх позицій C3–C5 також відіграють певну роль, хоч і меншу. Часове обмеження теж використовується в розгалуженнях дерева, а рівень навичок майже не враховується.

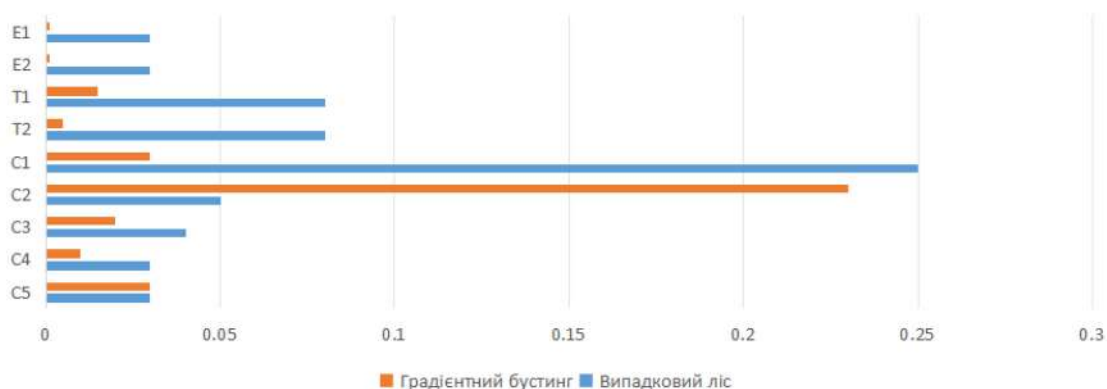


Рис. 4. Важливість ознак за частотою використання у розгалуженнях деревах

Метод перестановки значень у тестовому наборі даних є більш універсальним, що дозволяє проаналізувати вплив параметрів на всіх створених моделях, включно з нейронною мережею. Графік на рис. 5. демонструє, що C1 та C2 є найбільш важливими для точного прогнозування для кожного з використаних методів машинного навчання.

На основі аналізу обома методами можна стверджувати, що складність ситуації найбільше впливає на рішення людини визнати поразку. Рівень впливу найбільший у показника, що характеризує останнє положення фігур на дошці перед роздумами над втратою контролю. Час і досвід людини відіграють свою роль, але вони не є суттєвими у порівнянні з об'єктивною оцінкою проблеми.

Виявлено відмінності між коефіцієнтами кореляції та рівнем важливості вхідних параметрів визначені на основі натренованих моделей штучного інтелекту. Найбільш помітною є різниця при порівнянні показників

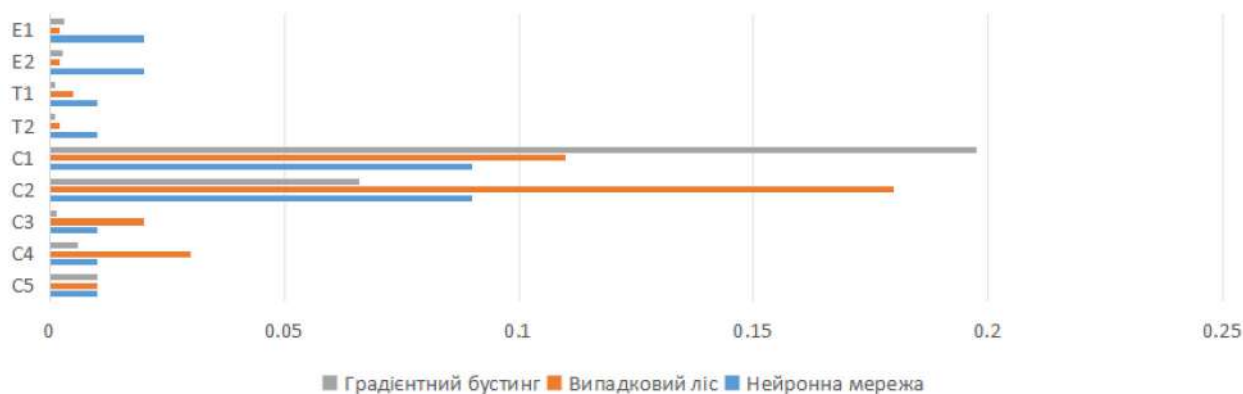


Рис. 5. Важливість ознак за впливом при перестановці даних

часового обмеження та досвіду. Їх коефіцієнти кореляції відрізняються в 4 рази, проте важливість для точного прогнозування моделей майже однакова.

Кожна ситуація характеризувалася оцінкою стану дошки за 4 ходи до прийняття рішення (C5), за 3 ходи (C4), за 2 (C3), в момент передостаннього ходу (C2) та в момент, коли гравець обирає між продовженням гри та капітуляцією (C1). Проведений аналіз продемонстрував невеликий рівень користі від C5–C3. Також виявлено, що найважливішою є саме оцінка перед останнім ходом, а не після нього. Оскільки останній хід – рішення опонента, а не гравця, що думає над визнанням поразки, то можна припустити, що критичною є саме власна помилка.

Висновки

Процес прийняття рішення є складним для дослідження і потребує великої кількості даних. Часто науковці при вивченні реальних ситуацій змушені опиратися лише на обмежений перелік параметрів. Наприклад, складність обставин, в яких опинилася особа, певний показник її досвіду та часові обмеження. Для цього дослідження шахові партії стали джерелом саме таких даних, оскільки гравці постійно стикаються з потребою приймати рішення. Зокрема проведено аналіз опції визнання поразки, що близька до визнання втрати контролю в інших сферах.

Хоча прогнозування факту визнання поразки є бінарною класифікацією, викликом є обмежений набір даних і непередбачуваність поведінки людини. У цій роботі окрему увагу приділено аналізу роботи моделей для визначення впливу параметрів не лише методами статистичного аналізу, але й залежністю результатів прогнозування від кожного з наявних факторів. Було виявлено суттєвий вплив об'єктивної складності ситуації, тобто оцінки позиції, на вибір людини завершити гру своєю поразкою. Це продемонстровано перевітками коефіцієнтів кореляції Пірсона та Спірмена та методами домішок і перестановок на навчених моделях. Також відчутний вплив має часове обмеження, на відміну від досвіду.

Проведене дослідження показало, що обмежений набір факторів дозволяє прогнозувати рішення людини у шахових партіях. Усі моделі продемонстрували високу точність та приблизно однаковий рівень впливу параметрів. Такий результат підтверджує валідність проведеного дослідження та побудованих моделей.

Існує багато способів продовження вивчення цього питання, як в галузі шахів, так і в інших сферах. Потенційно цікавим є аналіз процесу прийняття рішення не як ізольованого, а у формі часового ряду. Такий експеримент дозволив би проаналізувати всі ходи до певного моменту і прогнозувати бажання визнати поразку вже з врахуванням раніше втраченої переваги чи навпаки повернення до стабільності зі значно важчого становища.

При інтерпретації результатів дослідження варто врахувати, що шахи все ж відрізняються від критичних систем управління. Часто на прийняття рішення впливають фактори, які важко виміряти та оцінити – повнота інформації, комунікація, рівень втоми чи навантаження іншими проблемами. Водночас висновки дослідження відкривають можливості для застосування у інших сферах, що може сприяти підвищенню ефективності систем підтримки прийняття рішень.

Список використаної літератури

1. Chowdhary S., Iacopini I., Battiston F. Quantifying human performance in chess. *Scientific Reports*, 2023, 13(1):2113. doi:10.1038/s41598-023-27735-9
2. Sigman M., Etchemendy P., Slezak D. F., Cecchi G. A. Response time distributions in rapid chess: A large-scale decision making experiment. *Frontiers in Neuroscience*, 2010, 4:60. doi:10.3389/fnins.2010.00060
3. Anderson A., Kleinberg J., Mullainathan S. Assessing human error against a benchmark of perfection. "Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16)", 2016, pp. 705–714. doi:10.48550/arXiv.1606.0495

4. Hakobyan N. R., Sotnyk I., Chortok Y., Khachatryan A. On the issue of rationality of economic choice in the context of the psychological processes of anomie. "Katchar" Collection of Scientific Articles International Scientific-Educational Center NAS RA, 2024, pp. 1–13. doi:10.54503/2579-2903-2024.1-13
5. Molina I., Molina-Perez E., Sobrino F., Tellez-Rojas M. A., Zamora-Maldonado H. C., Plaza-Ferreira M., Orozco Y., Espinoza-Juarez V., Serra-Barragán L., De Unanue A. Current research trends on cognition, integrative complexity, and decision-making: A systematic literature review using activity theory and neuroscience. *Frontiers in Psychology*, 2023, 14:1156696. doi:10.3389/fpsyg.2023.1156696
6. Bhatia S., Mullett T. L. The dynamics of deferred decision. *Cognitive Psychology*, 2016, 86:112–151. doi:10.1016/j.cogpsych.2016.02.002
7. Raghu M., Blumer K., Corrado G., Kleinberg J., Obermeyer Z., Mullainathan S. The algorithmic automation problem: Prediction, triage, and human effort. arXiv [Електронний ресурс]. 2019. Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1903.12220>
8. Bondi E., Koster R., Sheahan H., Chadwick M., Bachrach Y., Cemgil T., Paquet U., Dvijotham K. Role of human-AI interaction in selective prediction. "Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence", 2022, 36(5):5286–5294. doi:10.1609/aaai.v36i5.20465
9. Wang X., Lu Z., Yin M. Will you accept the AI recommendation? Predicting human behavior in AI-assisted decision making. "Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems", 2022, pp. 1697–1708. doi:10.1145/3485447.3512240
10. Lichess. Lichess open database [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://database.lichess.org/>
11. Acher M., Esnault F. Large-scale analysis of chess games with chess engines: A preliminary report. arXiv [Електронний ресурс]. 2016. doi:10.48550/arXiv.1607.04186

References

1. Chowdhary, S., Iacopini, I., & Battiston, F. (2023). Quantifying human performance in chess. *Scientific Reports*, 13(1), 2113. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-27735-9>
2. Sigman, M., Etchemendy, P., Slezak, D. F., & Cecchi, G. A. (2010). Response time distributions in rapid chess: A large-scale decision making experiment. *Frontiers in Neuroscience*, 4, 60. <https://doi.org/10.3389/fnins.2010.00060>
3. Anderson, A., Kleinberg, J., & Mullainathan, S. (2016). Assessing human error against a benchmark of perfection. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16)* (pp. 705–714). ACM. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1606.04956>
4. Hakobyan, N. R., Sotnyk, I., Chortok, Y., & Khachatryan, A. (2024). On the issue of rationality of economic choice in the context of the psychological processes of anomie. "Katchar" Collection of Scientific Articles International Scientific-Educational Center NAS RA, 1–13. <https://doi.org/10.54503/2579-2903-2024.1-13>
5. Molina, I., Molina-Perez, E., Sobrino, F., Tellez-Rojas, M. A., Zamora-Maldonado, H. C., Plaza-Ferreira, M., Orozco, Y., Espinoza-Juarez, V., Serra-Barragán, L., & De Unanue, A. (2023). Current research trends on cognition, integrative complexity, and decision-making: A systematic literature review using activity theory and neuroscience. *Frontiers in Psychology*, 14, 1156696. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1156696>
6. Bhatia, S., & Mullett, T. L. (2016). The dynamics of deferred decision. *Cognitive Psychology*, 86, 112–151. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2016.02.002>
7. Raghu, M., Blumer, K., Corrado, G., Kleinberg, J., Obermeyer, Z., & Mullainathan, S. (2019). The algorithmic automation problem: Prediction, triage, and human effort. arXiv preprint arXiv:1903.12220. <https://arxiv.org/abs/1903.12220>
8. Bondi, E., Koster, R., Sheahan, H., Chadwick, M., Bachrach, Y., Cemgil, T., Paquet, U., & Dvijotham, K. (2022). Role of human-AI interaction in selective prediction. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 36(5), 5286–5294. <https://doi.org/10.1609/aaai.v36i5.20465>
9. Wang, X., Lu, Z., & Yin, M. (2022). Will you accept the AI recommendation? Predicting human behavior in AI-assisted decision making. *Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1697–1708. <https://doi.org/10.1145/3485447.3512240>
10. Lichess. (n.d.). Lichess open database. <https://database.lichess.org/>
11. Acher, M., & Esnault, F. (2016). Large-scale analysis of chess games with chess engines: A preliminary report. arXiv preprint arXiv:1607.04186. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1607.04186>

Дата першого надходження рукопису до видання: 27.09.2025
 Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 23.10.2025
 Дата публікації: 28.11.2025