

**ECONOMIES' HORIZONS**
Економічні горизонтиDOI: doi.org/10.31499/2616-5236Homepage: <http://eh.udpu.edu.ua>**ISSN**
2522-9273
(print)
2616-5236
(online)

UDC: 330.4

JEL Classification C49, D 81

DOI: [10.31499/2616-5236.3\(32\).2025.334500](https://doi.org/10.31499/2616-5236.3(32).2025.334500)

Oksana Liashenko, Loughborough University, Loughborough Business School
Dr. Sc. in Economics, Professor, Research Fellow

Olga Demianiuk, West Ukrainian National University
Candidate of Economic Sciences, Associate Professor Department of International
Economic Relations

**МОДЕЛЮВАННЯ АДАПТИВНИХ МЕХАНІЗМІВ ОПТИМАЛЬНОГО
КОНТРОЛЮ У ПРИЙНЯТТІ ФІНАНСОВИХ РІШЕНЬ:
ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИЙ ТА ІМІТАЦІЙНИЙ ПІДХІД****MODELING ADAPTIVE MECHANISMS OF OPTIMAL CONTROL IN
FINANCIAL DECISION-MAKING: AN EXPERIMENTAL AND
SIMULATION APPROACH**

Анотація: У статті досліджено динаміку вибору стратегій у прийнятті фінансових рішень за умов адаптивного контролю з метою аналізу ефективності механізмів перевірок і штрафів у стримуванні шахрайської поведінки. Застосовано експериментальний підхід (інтерактивна гра на платформі oTree), імітаційне моделювання (Python, ланцюги Маркова) та аналітичний аналіз рівноваги Неша.

Результати показали, що адаптивні механізми контролю, які динамічно змінюють частоту перевірок і штрафи, ефективніше знижують рівень шахрайства порівняно зі статичними моделями. Висока ймовірність перевірок стримує шахрайство, але передбачувані перевірки втрачають ефективність через адаптацію гравців.

Abstract: The increasing complexity of financial systems and the rise of digital technologies have amplified the challenges of financial fraud, undermining transparency and stability in markets, taxation, corporate governance, and digital finance platforms. This study aims to model and analyze the dynamics of strategy selection in financial decision-making under adaptive control conditions, focusing on the effectiveness of inspection and penalty mechanisms in deterring fraudulent behavior and developing an optimal regulatory model that accounts for players' adaptation to control systems.

The research employs a combination of experimental analysis (using an interactive game on the oTree platform with 200 randomized participants across 10 rounds), simulation modeling (developed in Python, incorporating Markov chains and agent-based modeling), and analytical methods (Nash equilibrium analysis, logistic regression, ANOVA, and Tukey's HSD test) to explore how adaptive control mechanisms influence fraud levels.

The findings reveal that adaptive control mechanisms, which dynamically adjust inspection frequency and penalty levels based on fraud prevalence, significantly outperform static models in reducing fraudulent behavior. High inspection probabilities effectively deter even risk-prone players, though predictable inspections quickly lose efficacy as fraudsters adapt. Simulation results further confirm that adaptive strategies stabilize fraud levels at 25–30%, compared to static approaches. At the same time, Nash equilibrium analysis demonstrates that sufficient control can render fraudulent strategies inefficient without relying on severe penalties.

The study highlights the transformation of fraudulent behavior into less detectable forms, such as asymmetric information use, under stringent control, emphasizing the need for flexible, targeted regulatory strategies. These insights offer practical applications for tax regulation, corporate compliance, financial markets, and digital finance, providing a framework for designing more effective anti-fraud mechanisms that balance deterrence with economic feasibility.

Keywords: *financial decision-making, fraudulent behavior, adaptive control, simulation modeling, Nash equilibrium, financial markets, strategic behavior, regulation, inspections, penalties*

Ключові слова: *фінансові рішення, шахрайська поведінка, адаптивний контроль, імітаційне моделювання, рівновага Неша, фінансові ринки, стратегічна поведінка, регулювання, перевірки, штрафи*

Постановка проблеми.

Сучасні фінансові системи дедалі частіше стикаються з проблемою шахрайства, маніпуляцій та ухилення від добросовісних правил поведінки, що становить серйозну загрозу їхній стабільності та прозорості. Ці явища проявляються на різних рівнях: від фінансових ринків, де учасники можуть використовувати асиметричну інформацію для отримання неправомірної вигоди, до податкової сфери, корпоративного управління, банківського сектору та цифрових фінансових платформ, де зростає кількість фінансових злочинів,

спричинених поширенням новітніх технологій. Традиційні механізми контролю, такі як статичні перевірки та фіксовані штрафи, часто виявляються недостатньо ефективними в умовах адаптації шахраїв до регуляторних систем. Здатність економічних агентів швидко пристосовуватися до передбачуваних моделей нагляду створює потребу в розробці динамічних і гнучких механізмів оптимального контролю, які могли б оперативно реагувати на зміну поведінки учасників.

Проблема ускладнюється зростаючою складністю фінансових

ринків і поширенням цифрових технологій, які одночасно відкривають нові можливості для шахрайства та ускладнюють його виявлення. Наприклад, використання інсайдерської інформації, маніпуляції з фінансовими звітами чи ухилення від податків стають більш витонченими, що вимагає від регуляторів не лише посилення нагляду, але й створення самонавчальних систем, здатних адаптуватися до нових загроз. Водночас надмірно жорсткий контроль може призводити до трансформації шахрайської поведінки в менш очевидні форми, такі як використання асиметричної інформації чи координація між учасниками для обходу правил, що знижує ефективність регулювання. Таким чином, виникає необхідність у моделюванні адаптивних механізмів контролю, які б враховували стратегічну поведінку гравців і забезпечували баланс між стримуванням шахрайства та економічною доцільністю перевірок.

Вирішення цієї проблеми має важливе практичне значення для підвищення прозорості фінансових операцій, зміцнення довіри до фінансових інституцій і забезпечення стабільності економічних систем у сучасних умовах.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Опортунізм, шахрайство та ризикова поведінка у фінансових рішеннях формуються під впливом психологічних та економічних факторів, які визначають готовність індивідів до недоброчесних дій. У науковій літературі це явище

найчастіше розглядається через Fraud Triangle (трикутник шахрайства) та його розширені версії, зокрема Fraud Hexagon (шестикутник шахрайства). Основні теоретичні підходи зосереджені на: тиску, можливості, раціоналізації, а також на впливі корпоративного середовища, що сприяє шахрайству (Tharifah et al., 2023) [1]. В нашому дослідженні ми моделюємо поведінку учасників у ситуації, де вони можуть обирати чесну або шахрайську фінансову стратегію, а контрольні механізми змінюються динамічно. Fraud Triangle пояснює, що шахрайська поведінка виникає під впливом трьох основних факторів:

– Тиск – фінансові очікування та необхідність досягнення певного результату можуть спонукати до ухилення або маніпуляції. Дослідження показують, що гравці, які зазнають високого тиску (наприклад, очікування високого прибутку), частіше вдаються до шахрайства (Khamainy et al., 2022) [2].

– Можливість – якщо механізми контролю в системі слабкі або непередбачувані, учасники гри більш схильні до маніпуляцій. Дослідження корпоративного шахрайства підтверджують, що відсутність ефективного нагляду значно збільшує ризики шахрайства (Azhari & Lenggogeni, 2024; Indriana & Anshori, 2022) [3; 4].

– Раціоналізація: у грі учасники можуть виправдовувати своє шахрайство, аргументуючи це необхідністю максимізації прибутку або тим, що всі інші гравці діють

аналогічно. Це узгоджується з теорією, що раціоналізація є ключовим психологічним механізмом виправдання фінансових махінацій (Murphy, P. R., & Dacin, M. T., 2011) [5].

Теоретичні моделі шахрайства, такі як Fraud Hexagon, доповнюють класичний трикутник новими факторами, що описують, як шахраї адаптуються до змін у контролі (Setyono et al., 2023) [6]:

- Компетентність: чим більше інформації про механізм перевірки отримує економічний агент, тим краще він адаптується до обходу правил.

- Змовницька співучасть: якщо шахрайство стає нормою серед агентів, вони можуть копіювати поведінку одне одного, що веде до колективного ухилення від чесної гри.

- Зверхність (arrogance): агенти, які тривалий час уникають покарання, можуть почати сприймати себе як "невразливих" та діяти ще агресивніше.

Наша гра дозволяє перевірити, як гравці адаптуються до системи контролю та змінюють свою поведінку в залежності від отриманого досвіду. Це особливо важливо для оцінки ефективності різних моделей регулювання, оскільки в реальних економічних системах шахраї також пристосовуються до змін у нагляді (Feng, 2024; Bagus et al., 2020) [7; 8].

Наукова література підтверджує, що динамічні механізми контролю є ефективнішими за статичні. Зокрема, якщо перевірки є передбачуваними, шахраї можуть

адаптуватися та мінімізувати ризики покарання (Murphy, P. R., & Free, C., 2016; Omukaga, 2020) [9; 10]. Водночас, випадковий та адаптивний контроль змушує їх діяти обережніше, оскільки ризики шахрайства стають невизначеними.

Формулювання мети статті.

Метою дослідження є моделювання та аналіз динаміки вибору стратегій у прийнятті фінансових рішень за умов адаптивного контролю та розробка оптимальних механізмів регулювання, які б мінімізували рівень шахрайства, враховуючи здатність учасників адаптуватися до змін у системі контролю.

Методи. Для досягнення мети використано поєднання експериментального аналізу, імітаційного моделювання. У дослідженні також використано методи теорії ігор, зокрема динамічні ігри з неповною інформацією, для моделювання стратегічної взаємодії гравців у середовищі з адаптивним контролем. Аналіз рівноваги Неша дозволив визначити стратегії оптимальної поведінки гравців залежно від ймовірності перевірки та рівня штрафів. Імітаційне агентне моделювання та моделювання ланцюгів Маркова що дозволило виявити довгострокові ефекти адаптації гравців до механізмів контролю, та економетричні методи (логістична регресія, ANOVA, тест Тьюкі) для оцінки впливу перевірок на зміну ризикової поведінки.

Експериментальний підхід базується на інтерактивній грі (на платформі oTree [11]), для дослідження ухвалення фінансових рішень в умовах невизначеності. Учасники (рандомізовані 200 осіб)

грали в 10 раундах, обираючи між чесною інвестиційною поведінкою та опортуністичними стратегіями, водночас механізм перевірок і штрафів змінювався динамічно залежно від частоти шахрайських дій. У середовищі Python розроблено динамічну симуляційну модель контролю шахрайства інвесторів. Симуляція аналізує ухвалення рішень, адаптацію гравців до контролю та ефективність регуляторних стратегій.

Виклад основного матеріалу дослідження.

$$EH = RH, \quad (1)$$

$$EE = (1 - pt)RE + pt(RE - S), \quad (2)$$

$$EM = (1 - pt)RM + pt(RM - S), \quad (3)$$

$$EA = (1 - pt)RA + pt(RA - S), \quad (4)$$

де p_t – ймовірність перевірки у момент t , а S – штраф за недоброчесну поведінку.

Рівновага Неша. Гравці обирають стратегію, яка максимізує їх очікуваний виграш. У змішаній рівновазі Неша регулятор

$$EH = EE = EM = EA. \quad (5)$$

Розв'язуючи рівняння відносно p^* ,

$$p^* = \frac{S}{R_A - R_H}. \quad (6)$$

Якщо $p^* > 1$, то шахрайські стратегії не є оптимальними навіть без перевірки.

$$p_{t+1} = \min \left(p_0 + \beta F_t, p_{\max}, \frac{B_t}{C N} \right), \quad (7)$$

де F_t – частка недоброчесних стратегій у момент t , B_t – бюджет на перевірку, а C – вартість перевірки одного гравця.

$$F_t = F^* = \frac{p^* - p_0}{\beta}. \quad (8)$$

Це означає, що рівень шахрайства зменшується, якщо регулятор швидко реагує (β велике).

Формальна модель гри. Гра складається з N гравців, кожен з яких може обрати одну зі стратегій:

- H – чесне інвестування;
- E – ухилення від доброчесного інвестування (приховування інформації про доходи прибутки та ін);
- M – маніпуляція;
- A – використання асиметричної інформації (використання інсайдерської інформації, корупція тощо).

Очікуваний виграш для кожної стратегії визначається як:

встановлює таку ймовірність перевірки, що гравці байдужі до зміни стратегій:

Динаміка ймовірності перевірки. Ймовірність перевірки оновлюється за формулою:

Стійка рівновага контролю. Якщо регулятор підтримує рівень перевірки p_t на рівні p^* , то частка шахраїв залишається стабільною:

Динаміка бюджету. Регулятор витрачає бюджет на перевірки - $B_{t+1} = B_t - p_t N C$ і якщо $B_t \leq 0$, то перевірки зупиняються.

Обмежений бюджет і рівновага. Рівновага встановлюється, коли витрати на

$$p^* = \frac{B^*}{NC}$$

Це означає, що навіть за обмеженого бюджету регулятор може підтримувати певний рівень перевірки, якщо отримує регулярне фінансування.

На початку гри розподіл гравців за початковими ставленнями до ризику був наступним: нейтральні до ризику - 34.8%; схильні до ризику: 33.0%; обережні - 32.2%. Однак у фінальному раунді гри майже всі учасники стали нейтральними до ризику: нейтральні до ризику - 98.7%; обережні - 1.3%. Це свідчить про конвергенцію ризикової поведінки, оскільки більшість гравців, незалежно від початкових налаштувань, адаптувалася до гри.

Протягом гри ймовірність перевірки майже не змінювалася, що свідчить про стабільну стратегію

перевірки зрівноважуються з бюджетними надходженнями:

(9)

регулятора, який підтримував контроль на одному рівні, не застосовуючи адаптивного посилення або послаблення перевірок. 100% учасників схильних до недоброчесної перевірки були спіймані на недоброчесності хоча б раз під час гри. Це означає, що гравці не могли повністю уникнути штрафів, що, ймовірно, призвело до зниження їхньої ризикової поведінки. Хоча гравці мали різні стратегії, середній прибуток у раундах гри зростає, що може пояснюватися загальним балансом між ризиком і покараннями. Отже, експеримент підтверджує, що динамічний контроль шахрайства та перевірки ведуть до зниження ризикової поведінки серед учасників (табл. 1).

Таблиця 1

Матриця переходів між типами поведінки

Початковий тип поведінки	Фінальний тип поведінки: обережний	Фінальний тип поведінки: нейтральний
Обережний	0.000	1.000
Нейтральний	0.000	1.000
Схильний до ризику	0.039	0.961

Джерело: авторські розрахунки

Як видно з табл. 1, всі учасники, які початково мали обережну або нейтральну поведінку, у фіналі стали нейтральними а 96.1% учасників, які початково були схильними до ризику, також перейшли до нейтрального стану, тоді як 3.9% стали обережнішими.

Ці результати свідчать про те, що механізм перевірок і штрафів сприяв усередненню рівня ризику,

оскільки учасники відмовилися від термінальних стратегій. У свою чергу, висока ймовірність виявлення шахрайства змусила навіть схильних до ризику учасників змінити стратегію. Таким чином, система контролю може ефективно коригувати ризикову поведінку, що підтверджує значимість адаптивного механізму регулятора.

Таким чином, побудована модель показує, що контроль шахрайства та фінансові санкції можуть сприяти зниженню ризикової поведінки в довгостроковій перспективі. Для

визначення оптимального рівня контролю та його впливу на поведінку учасників досліджено основні статистичні показники (табл. 2).

Таблиця 2

Основні показники механізму контролю

Показник	Значення
Середня ймовірність перевірки	0.498
Середня кількість перевірок на гравця	4.95
Середній штраф (втрачений прибуток)	53.81
Середній підсумковий виграш учасників	692.86

Джерело: : авторські розрахунки

Ці результати свідчать про відносно високий рівень перевірок та суттєвий вплив штрафів на кінцеві доходи учасників. Для оцінки

ефективності перевірок досліджено кореляції між ключовими змінними (табл. 3).

Таблиця 3

Кореляційний аналіз ефективності механізму контролю

Показник	Кореляція
Вплив штрафів на зміну ризикової поведінки	-0.038
Залежність фінального доходу від кількості перевірок	-0.618
Взаємозв'язок між рівнем перевірок та виявленням шахрайства	—

Джерело: авторські розрахунки

Результати кореляційного аналізу дозволяють зробити наступні висновки:

— Негативний зв'язок між штрафами та зміною ризикової поведінки ($r=-0.038$) свідчить про те, що штрафи незначно впливали на адаптацію гравців. Це може вказувати на потребу у більш високих штрафах або динамічному їх коригуванні.

— Сильна негативна кореляція між числом перевірок та кінцевим доходом ($r=-0.618$) свідчить про те, що часті перевірки значно знижували підсумковий прибуток учасників, що підтверджує їх ефективність у стримуванні шахрайської поведінки.

— Рівень перевірок не мав стабільного зв'язку з виявленням

шахрайства, що вказує на необхідність таргетованого контролю

На основі проведеного аналізу гри можна стверджувати, що: оптимальний механізм контролю передбачає високий рівень перевірок, оскільки це найбільше впливає на шахрайську поведінку; система штрафів у моделі мала обмежений вплив на зміну ризикових уподобань, що свідчить про необхідність їхнього перегляду; запровадження динамічних штрафів та адаптивного контролю може підвищити ефективність стримування шахрайства.

Таким чином, результати моделювання підтверджують, що оптимальний механізм контролю повинен містити поєднання

високого рівня перевірок та адаптивного регулювання штрафів.

Для оцінки ймовірності зміни схильності до ризику після участі у

грі побудовано логістичну регресію (табл. 4):

$$\begin{aligned} & Risk_Change_i \\ &= \beta_0 + \beta_1 \cdot Detected_Times_i + \beta_2 \cdot Final_Total_Earnings_i \\ &+ \varepsilon_i. \end{aligned}$$

де:

- $Risk_Change_i$ – бінарна змінна, яка дорівнює 1, якщо гравець змінив свою ризикову поведінку після гри.
- $Detected_Times_i$ – кількість разів, коли гравець був спійманий

під час перевірок.

- $Final_Total_Earnings_i$ – загальний виграш гравця у фінальному раунді.
- ε_i – випадкова похибка моделі.

Таблиця 4

Результати логістичної регресії зміни ризикової поведінки

Змінна	β	SE	Z-statistics	p
Intersept	2.912	1.694	1.719	0.086
Detected_Times _i	-0.135	0.106	-1.269	0.205
Final_Total_Earnings _i	-0.023	0.002	-1.236	0.216

Джерело: розраховано авторами самостійно

Значення Pseudo R-squared дорівнює 0.0086, що вказує на достатню пояснювальну силу моделі. LLR p-value = 0.3759, що свідчить про відсутність сильної статистичної значущості лише підтверджує пояснювальну здатність.

У табл. 5 наведено маржинальні ефекти логістичної моделі, що аналізує вплив частоти перевірок та фінального прибутку на ймовірність зміни ризикової поведінки учасників гри.

Таблиця 5

Маржинальні ефекти логістичної моделі

Змінна	Marginal Effect	SE	Z-statistics
Detected_Times _i	-0.031	0.024	-1.27
Final_Total_Earnings _i	-0.0005	0.000	-1.24

Джерело: авторські розрахунки

Як видно з табл. 5 кількість перевірок має негативний маржинальний ефект (0.031), що означає, що кожна додаткова перевірка знижує ймовірність зміни ризикової поведінки. Це свідчить про адаптацію шахраїв до перевірок. Фінальний виграш також має негативний, але слабкий ефект, що вказує на те, що більш успішні гравці рідше змінюють свою

поведінку. Статистична значущість змінних низька ($p > 0.2$), що означає, що контрольний механізм у поточному вигляді не мав суттєвого впливу на довгострокову зміну поведінки. Таким чином, модель підтверджує, що оптимальна стратегія контролю має включати більш ефективні санкції та адаптивні перевірки, щоб уникнути звикання учасників до системи штрафів.

Для перевірки відмінностей у фінальному доході між гравцями, які змінили свою ризикову поведінку, та тими, хто залишився зі сталими

уподобаннями, використано однофакторний дисперсійний аналіз (ANOVA) у табл. 6.

Таблиця 6

Результати дисперсійного аналізу (ANOVA)

Статистика	Значення
F	0.328
p	0.567

Джерело: авторські розрахунки

Значення $p = 0.567 > 0.05$ вказує на те, що немає статистично значущої різниці між групами. Це означає, що зміна ризикової поведінки не вплинула суттєво на фінальний дохід гравців. Таким чином, механізм контролю мав обмежений вплив на кінцеві фінансові результати, що може свідчити про слабку мотивацію гравців до адаптації. Ці результати узгоджуються з висновками

логістичної регресії, підтверджуючи, що для ефективного контролю шахрайства слід розглянути більш адаптивні штрафи та таргетовані перевірки.

Для перевірки множинних порівнянь фінального доходу між групами, що змінили та не змінили свою ризикову поведінку, використано метод Тьюкі (Tukey's HSD).

Таблиця 7

Результати множинного порівняння Тьюкі для фінального доходу

Група 1	Група 2	Різниця	P	Нижній інтервал
Без змін	Змів ризикову поведінку	-7.5	0.5673	-33.297

Джерело: авторські розрахунки

Результати попарного тесту Тьюкі підтвердили результати ANOVA, підтверджуючи, що механізм контролю не мав значного впливу на фінансові результати учасників. Відсутність значущих відмінностей вказує на можливість вдосконалення системи санкцій, наприклад, через градуйовані штрафи або змінні коефіцієнти перевірок. Таким чином, результати тесту Тьюкі підтверджують необхідність подальшої адаптації механізму контролю для створення ефективного стримування шахрайської поведінки.

У середовищі Python було розроблено динамічну симуляційну модель, яка відтворює

функціонування рівноважного механізму контролю недоброчесної поведінки інвестора (шахрайства). Модель базується на адаптивному регулюванні ймовірності перевірок та штрафних санкцій, що змінюються відповідно до рівня шахрайства в системі. Симуляція дозволяє аналізувати динаміку ухвалення рішень гравцями, їхню адаптацію до механізмів контролю та ефективність різних стратегій регулювання в довгостроковій перспективі.

Модель системи. Нехай $\gamma_{i,t}$ – схильність до ризику гравця i в момент часу t і змінюється в залежності від того, чи був гравець спійманий під час перевірки:

$$\gamma_{i,t+1} = \begin{cases} \gamma_{i,t}(1 + \delta(1 - pt)), & \text{якщо гравець не був спійманий,} \\ \gamma_{i,t}(1 - \lambda pt), & \text{якщо гравець був спійманий.} \end{cases} \quad (10)$$

де:

δ – коефіцієнт адаптації до ризику (чим більший, тим швидше гравці стають сміливішими, якщо не ловляться).

λ – коефіцієнт зниження ризикової поведінки після штрафу.

p_t – ймовірність перевірки в момент t .

$$p_{t+1} = \min(p_0 + \beta \bar{\gamma}_t, p_{\max}), \quad (11)$$

де:

– p_0 – базовий рівень перевірок.

– β – чутливість регулятора до змін у ризиковій поведінці.

$$\bar{\gamma}_t \approx \frac{p_{\max} - p_0}{\beta}. \quad (12)$$

У цьому випадку частка шахраїв у рівновазі дорівнює:

$$F^* = \frac{p_{\max} - p_0}{\beta \lambda} \quad (13)$$

Отже на першому етапі система поводить себе так: якщо p_t низьке, схильність до ризику γ_t росте, що веде до зростання шахрайства; якщо регулятор посилює перевірки, ризикові гравці стають обережнішими; оптимальна стратегія контролю – періодичне

Середній рівень ризику у популяції гравців: $\gamma_{t+1} = \gamma_t(1 + \delta(1 - p_t)(1 - F_t) - \lambda p_t F_t)$, де $F_t = p_t \frac{N_E + N_M + N_A}{N}$ – частка недоброчесних учасників, що були спіймані.

Регулятор адаптує рівень перевірки залежно від середньої схильності до ризику:

– $p_{\max}$ – максимальна допустима ймовірність перевірки.

Система входить у динамічну рівновагу коли рівень шахрайства стабілізується, тобто:

підвищення рівня перевірок щоб уникнути зростання шахрайства.

На рис. 1 представлено результати імітаційного моделювання впливу контролю за поведінкою інвестора за умови динамічного рівноважного механізму контролю недоброчесної поведінки інвестора.

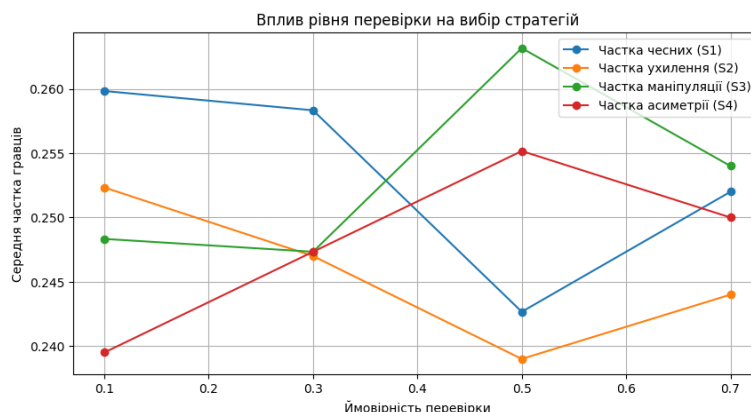


Рис. 1. Динаміка поведінки інвестора за умови динамічного рівноважного механізму контролю недоброчесної поведінки.
Джерело: побудовано авторами

З рис. 1 видно, що частка інвесторів з чесною стратегією поведінки (S1) спадає при зростанні ймовірності перевірки до 0.5, а потім частково відновлюється. При низькому рівні перевірок (0.1–0.3) чесна стратегія є домінуючою (понад 26% гравців). При середньому рівні перевірок (0.5) її частка різко зменшується, що може свідчити про зростання недовіри до ефективності контролю або пошук альтернативних способів обману. При дуже високій ймовірності перевірки (0.7) частка чесних гравців відновлюється, але не до початкового рівня.

Ухилення (S2) значно скорочується при збільшенні ймовірності перевірки: - Якщо ймовірність перевірки низька (0.1), стратегія ухилення є другою за популярністю. При вищих рівнях контролю (0.5–0.7) ця стратегія стає найменш привабливою, що підтверджує її чутливість до перевірок. Це означає, що гравці швидко відмовляються від ухилення, якщо ризик викриття зростає. Маніпуляція (S3) зростає при ймовірності перевірки 0.5, але потім знижується. Маніпуляція починає домінувати, коли перевірки сягають середнього рівня (0.5), можливо, через спроби гравців використовувати складніші схеми обману, що можуть бути менш помітними. Однак при подальшому підвищенні рівня контролю (0.7) частка гравців, що використовують

цю стратегію, починає зменшуватися.

Стратегія використання асиметричної інформації (S4) демонструє стабільне зростання при збільшенні контролю. На початку грає найменшу роль, але при середньому рівні перевірок (0.5–0.7) її частка поступово зростає. Це може свідчити про те, що гравці, стикаючись з ризиком викриття, перемикаються на менш очевидні шахрайські стратегії, які важче виявити.

Отримані результати вказують на те, що оптимальна стратегія контролю повинна не лише збільшувати частоту перевірок, але й адаптуватися до змін у шахрайській поведінці гравців, зокрема орієнтуватися на складніші види шахрайства, які поширюються при високому рівні перевірок.

Матриця переходів між стратегіями, дає змогу стверджувати, що чесна стратегія (S1) є найбільш стійкою, оскільки ймовірність того, що гравець, який грав чесно, залишиться на цій стратегії у наступному раунді, становить 48% (рис.2). Це може свідчити про те, що чесна стратегія є вигідною або має низький ризик покарання. Водночас 52% гравців, які починали інвестувати чесно, переходять до недоброчесних стратегій, що може пояснюватися спокусою отримати вищий дохід або недовірою до ймовірності перевірки.



Рис. 2. Матриця переходів між стратегіями в умовах вибіркового контролю та штрафів

Джерело: побудовано авторами

Рис. 2 свідчить також про гнучкість недоброчесних стратегій (S2, S3, S4). Зокрема, гравці, які обирали шахрайські стратегії, змінювали їх з порівняно рівномірними ймовірностями (23–27%). Це може свідчити про адаптацію гравців до механізму перевірок і штрафів: якщо певна стратегія була викрита, вони пробували альтернативні варіанти шахрайства, щоб уникнути покарання.

Відсутність домінантного переходу між недоброчесними стратегіями свідчить про спроби знайти оптимальну схему ухилення.

Штрафи впливали на зміну поведінки, але не повністю стримували шахрайство оскільки гравці, які використовували шахрайські стратегії, не демонстрували масового повернення до чесної поведінки (S1). Це означає, що штрафи не були достатньо сильним стримуючим фактором, або ж учасники оцінювали ризик бути викритими як низький. Водночас відсутність домінантного вибору

серед недоброчесних стратегій показує, що гравці змінювали свої дії під впливом перевірок.

Зауважимо, що якби перевірки були передбачуваними, ми б спостерігали значно більший перехід до чесної поведінки після покарань. Проте відсутність сильної тенденції до повернення до S1 вказує на те, що гравці або недооцінювали ризик перевірки, або були готові експериментувати з різними шахрайськими схемами.

Отримані результати можуть бути корисними для розробки ефективних механізмів контролю в реальних фінансових системах, зокрема у сфері податкового регулювання, антикорупційної політики та запобігання фінансовим махінаціям.

На наступному етапі ми удосконалили динамічну систему щоб змодельовати адаптивний механізм контролю в такій грі за допомогою ланцюгів Маркова. Тут ймовірності переходів між станами будуть залежати від:

- ймовірності перевірки (p_t);
- результатів перевірки (чи був гравець покараний);
- впливу штрафу на вибір стратегії у наступному раунді.

Щоб механізм контролю був адаптивним, ймовірність перевірки p_t має змінюватися в залежності від частки шахраїв у системі:

$$p_{t+1} = \min(p_{\max}, p_t + \alpha \cdot F_t),$$

де: $p_{\max}$ — максимальний рівень перевірок,

α — параметр адаптації контролю,

F_t — частка шахраїв у попередньому періоді.

Якщо частка шахраїв зростає, система автоматично збільшує ймовірність перевірки у наступному раунді.

Альтернативний варіант оновлення:

$$p_{t+1} = p_0 + \beta \cdot (1 - \gamma_t),$$

де: γ_t - середня схильність до ризику.

Таким чином, якщо гравці адаптуються та ризикують більше, то рівень перевірок теж адаптивно зростає. Система входить у динамічну рівновагу, коли частка шахраїв стабілізується, тобто: $F^* = \frac{p_{\max} - p_0}{\beta \lambda}$. І рівноважний рівень шахрайства в грі залежить від: жорсткості перевірок $p_{\max}$, штрафних санкцій λ , адаптивної чутливості механізму контролю β . Якщо рівень перевірок занадто низький, шахрайство зростає. Якщо жорсткість перевірок занадто висока, шахраї адаптуються або вибирають складніші шахрайські схеми.

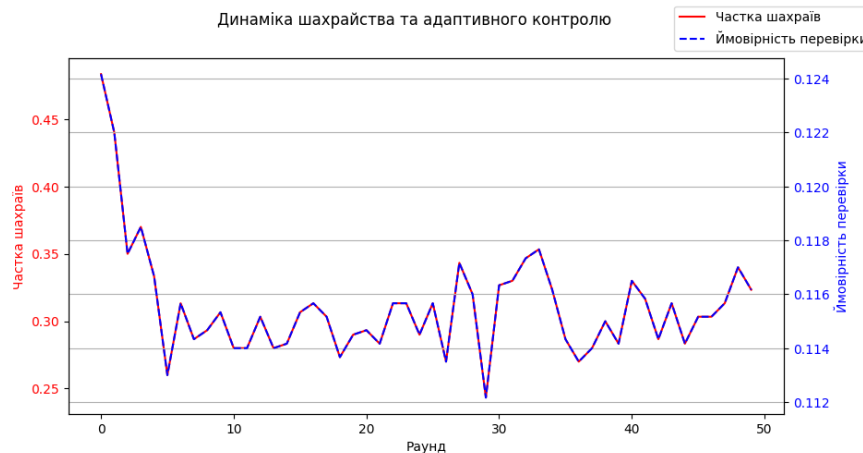


Рис. 3. Динаміка системи адаптивного контролю на основі ланцюгів Маркова

Джерело: побудовано авторами

Як видно з рис 3, на старті гри частка шахраїв перевищує 45%, але швидко знижується до 30% у перших кількох раундах. Це може свідчити про те, що початкове посилення перевірок або штрафи ефективно стримали частину шахраїв, змушуючи їх змінювати поведінку. Після початкового

зниження частка шахраїв коливається у межах 25–35%, без чіткої тенденції до подальшого зменшення. Ймовірність перевірки після початкового стрибка також стабілізується на рівні 0.114–0.118, що свідчить про адаптацію системи до нового рівноважного стану. Це вказує на наявність стійкої групи

шахраїв, які пристосувалися до поточних правил контролю, але не відмовилися від недоброчесних стратегій повністю.

Таким чином, адаптивний контроль спрацював на початку гри, різко зменшивши частку шахраїв. Однак після стабілізації система не змогла повністю викоринити шахрайство, що може свідчити про занижену ймовірність перевірки або слабкий штрафний механізм.

Отже, поточний механізм контролю частково знижує рівень шахрайства, але його ефективність залишається обмеженою через недостатню адаптивність до поведінки гравців.

На рис. 4. відображено динаміку гри з адаптивним механізмом контролю з більшою інтенсивністю перевірок при зростанні рівня шахрайства, що дозволяє оцінити ефективність жорсткішого регулювання.



Рис. 4. Динаміка системи адаптивного контролю на основі ланцюгів Маркова при збільшеній інтенсивності контролю.

Джерело: побудовано авторами

Як видно з рис. 4 з початку частка шахраїв перевищує 45%, але після збільшення ймовірності перевірки вона різко знижується до 25–30% вже за кілька перших раундів. Це означає, що гравці швидко реагують на посилення контролю, відмовляючись від ризикованих стратегій. На відміну від попереднього сценарію, після початкового падіння рівень шахрайства не має сильних флуктуацій і залишається в межах 25–30%. Це свідчить про ефективніше стримування шахрайської поведінки, оскільки гравці не намагаються масово повертатися до недоброчесних стратегій. На відміну від

попереднього сценарію, ймовірність перевірки тут демонструє помітніші коливання, що вказує на більш гнучкий контрольний механізм. Система швидше реагує на збільшення шахрайства, що утримує частку шахраїв на стабільно низькому рівні. Це означає, що гравці не можуть легко передбачити ризик перевірки, що знижує ефективність шахрайських стратегій.

Отже, жорсткіший механізм перевірок із більшою чутливістю до рівня шахрайства є ефективнішим у зменшенні недоброчесної поведінки та стабілізації гри на нижчому рівні шахрайства.

На рис 5 представлено зміну середнього розміру штрафу у грі протягом 50 раундів. Це дозволяє

оцінити, як змінюється рівень санкцій у відповідь на шахрайську поведінку гравців.

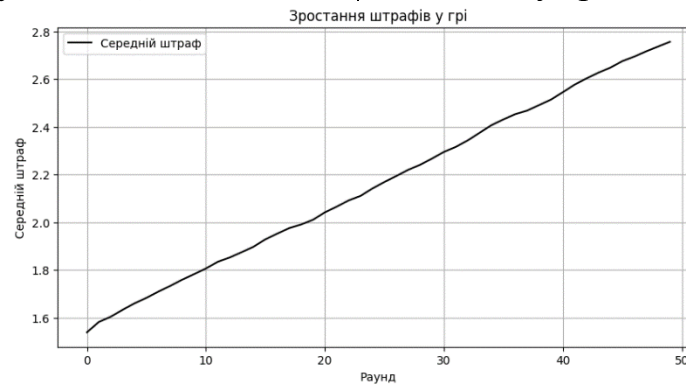


Рис. 5. Рівень штрафів за недоброчесну поведінку

Джерело: побудовано авторами

Моделювання показує, що середній штраф поступово збільшується від початкового значення 1,5 до 2,8 наприкінці гри. Це свідчить про те, що система штрафів реагує на поведінку гравців, ймовірно, через адаптивний механізм покарань. Зміна штрафів відбувається плавно та лінійно, без різких стрибків. Це може означати, що штрафи збільшуються відповідно до накопичуваного порушення або їх рівень підлаштовується до середньої частки шахраїв у системі. Якщо гравці сприймають штрафи як передбачувані та помірні, вони можуть адаптуватися до них і продовжувати ризикувати. Це може пояснювати, чому шахрайство не зникає повністю, навіть із підвищенням санкцій. Отже, поточний механізм штрафів демонструє позитивний вплив на регулювання шахрайської поведінки, але має обмеження через передбачуваність та адаптацію гравців до штрафів.

Додамо механізм оптимального контролю у динамічну систему. Мета цього

механізму — забезпечити рівноважний стан, при якому рівень шахрайства F^* залишається нижче допустимого порогу $\bar{F}$. Це досягається шляхом оптимального вибору двох регуляторних параметрів: p_t — ймовірність перевірки у раунді t ; λ_t — штрафний коефіцієнт у раунді t . Завдання оптимізації полягає у знаходженні таких значень p_t і λ_t , які мінімізують рівень шахрайства, водночас не перевищуючи граничний рівень витрат на контроль $C_{\max}$.

Зміна частки шахраїв у системі описується рівнянням:

$$F_{t+1} = F_t (1 - \lambda_t p_t) + \alpha (1 - F_t)$$

де: α — коефіцієнт появи нових шахраїв (наприклад, через копіювання стратегій інших гравців);

$(1 - \lambda_t p_t)$ — коефіцієнт елімінації шахраїв під впливом штрафів та перевірок.

Модель передбачає адаптивне оновлення ймовірності перевірки в залежності від рівня шахрайства та оновлення штрафів з накопичувальним ефектом. Запропонована модель дозволяє адаптивно регулювати перевірки та

штрафи для мінімізації шахрайства. Мінімально допустимий рівень шахрайства досягається через баланс між перевірками та штрафами, враховуючи витрати на

контроль. Система може сама налаштовуватися шляхом збільшення або зменшення жорсткості штрафів та інтенсивності перевірок.

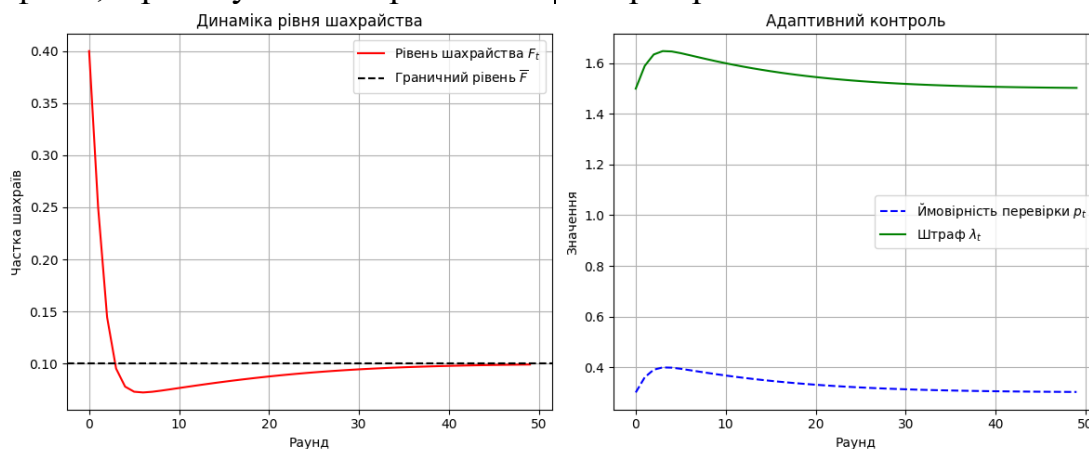


Рис. 6. Механізм оптимального контролю недоброчесної поведінки.

Джерело: побудовано авторами

На рис. 6 представлено результати моделювання механізму адаптивного контролю. Початковий рівень шахрайства перевищує 40%, але протягом перших раундів він різко знижується. Після першого спаду рівень шахрайства коригується та стабілізується на рівні, наближеному до граничного значення $\bar{F}$. Спостерігається невелике коригування вгору, що вказує на адаптацію гравців до нового рівня контролю. Це свідчить про ефективну роботу механізму регулювання, який швидко знижує частку шахрайства та утримує її в допустимих межах. На перших кроках штрафи зростають, досягаючи піку, після чого поступово стабілізуються на рівні 1.5–1.6. Це свідчить про те, що система активно реагує на високу частку шахрайства на початкових етапах гри. Подальше зниження шахрайства призводить до поступової стабілізації штрафних санкцій. Ймовірність перевірки

коригується вниз після першого піку. На перших раундах перевірки стають частішими, що сприяє різкому зниженню рівня шахрайства. Однак після стабілізації шахрайства на рівні $\bar{F}$ ймовірність перевірок поступово зменшується. Це відповідає адаптивному механізму, який знижує рівень контролю після досягнення стабільного рівноважного стану.

Отримані результати підтверджують, що комбінація гнучких штрафів і адаптивного рівня перевірок є ефективним способом боротьби з шахрайством, що може бути застосовано в реальних економічних та фінансових системах.

Дану динамічну модель можна розширити на випадок випадкових збурень щоб перевірити стабільність системи при раптових сплесках шахрайства. Також можна ввести диференційовані штрафи – шахраї, яких ловили кілька разів, отримують більші штрафи.

Висновки дослідження. Результати імітаційного моделювання показали, що адаптивні механізми контролю є значно ефективнішими за статичні стратегії перевірок. Зокрема, моделі з динамічною ймовірністю перевірки, що змінюється залежно від рівня шахрайства, дозволяють швидко знижувати частку недобросовісних стратегій у популяції гравців. На початкових етапах гри підвищена інтенсивність перевірок сприяє різкому скороченню шахрайської поведінки, проте після стабілізації системи необхідність у частих перевірках зменшується, що дозволяє оптимізувати витрати на контроль. Водночас моделювання підтвердило, що якщо рівень перевірок є занадто низьким або передбачуваним, шахраї швидко адаптуються до регуляторної політики та змінюють свої стратегії, обираючи менш очевидні способи ухилення.

Аналіз стратегічної динаміки гравців засвідчив, що при надто жорсткому контролі шахрайська поведінка не зникає, а трансформується у складніші форми, такі як використання асиметричної інформації або координація між гравцями для обходу правил. Запровадження

адаптивного штрафування в моделюванні дозволило збалансувати ефективність контролю, мінімізуючи як ризики шахрайства, так і витрати на його виявлення. Оптимальна стратегія регулятора передбачає змінні штрафи та вибіркові перевірки, що унеможлиблюють передбачуване ухилення гравців. Таким чином, результати моделювання підтверджують, що успішна система регулювання має не лише виявляти шахрайство, але й адаптуватися до змін у поведінці учасників, забезпечуючи довгострокове зниження рівня опортуністичних стратегій.

Результати дослідження можуть бути застосовані у податковій політиці для розробки стратегій боротьби з ухиленням від податків, у фінансовому регулюванні для запобігання маніпуляціям на ринках капіталу, у корпоративному управлінні для вдосконалення антикорупційних механізмів та у цифрових фінансах для боротьби з шахрайством на Fintech-платформах та крипто ринках. Запропонований підхід дає змогу краще зрозуміти адаптаційну поведінку шахраїв та розробити ефективніші стратегії контролю в економічних системах

References

- Tharifah, N. T., Yahya, I., Sadalia, I., & Darwin, D. (2023). *Factors Affecting Fraud in Financial Reports with the Fraud Triangle Perspective in SOE Companies on the Indonesia Stock Exchange. International Journal of Research and Review*, 10(6), 496-508. <https://doi.org/10.52403/ijrr.20230662>
- Khamainy, A., Amalia, M., Cakranegara, P., & Indrawati, A. (2022). *Financial statement fraud: the predictive relevance of fraud hexagon theory. Journal of Accounting and Strategic Finance*, 5(1), 110-133. <https://doi.org/10.33005/jasf.v5i1.249>
- Azhari, H. and Lenggogeni, L. (2024). *Determinants of fraudulent financial statements using an approach fraud hexagon. Dinasti International Journal of Economics Finance & Accounting*, 4(6), 744-756. <https://doi.org/10.38035/dijefa.v4i6.2244>

- Indriana, D. and Anshori, M. (2022). Internal control moderates the influence of the fraud hexagon on financial statement fraud. *Berkala Akuntansi Dan Keuangan Indonesia*, 7(2), 239-265. <https://doi.org/10.20473/baki.v7i2.36732>
- Murphy, P. R., & Dacin, M. T. (2011). Psychological pathways to fraud: Understanding and preventing fraud in organizations. *Journal of Business Ethics*, 101(4), 601-618. DOI: 10.1007/s10551-011-0741-0
- Setyono, B., Sunarto, S., & Andini, R. (2023). The Effect of Fraud Hexagon on Financial Statement Fraud. *Dinasti International Journal of Economics, Finance & Accounting*, 4(3), 454–465. <https://dinastipub.org/DIJEFA/article/view/2244>
- Feng, L. (2024). Identification and prevention of financial fraud of merger and acquisition target of public company: taking the acquisition of grand image advertising by tianshan animal bio-engineering as an example. *Advances in Economics Management and Political Sciences*, 83(1), 117-125. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/83/20240727>
- Bagus, M., Rizal, N., & Lastianti, S. (2020). Determinant of fraud pentagon in detecting finance of financial statements. *Assets Jurnal Ilmiah Ilmu Akuntansi Keuangan Dan Pajak*, 4(1), 32-41. <https://doi.org/10.30741/assets.v4i1.563>
- Murphy, P. R., & Free, C. (2016). Broadening the fraud triangle: Instrumental climate and fraud. *Behavioral Research in Accounting*, 28(1), 41–56. <https://doi.org/10.2308/bria-51083>
- Omukaga, K. (2020). Is the fraud diamond perspective valid in Kenya? *Journal of Financial Crime*, 28(3), 810-840. <https://doi.org/10.1108/jfc-11-2019-0141>
- oTree Hub. URL: <https://www.otreehub.com/>