

## ДОСЛІДЖЕННЯ ПОВЕДІНКОВИХ ОСОБЛИВОСТЕЙ ТРЕЙДЕРІВ: ПОЄДНАННЯ МЕТОДІВ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЇ ЕКОНОМІКИ ТА ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

К. Ю. Кононова

Доктор економічних наук, доцент,  
професор кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки  
Харківський національний університет ім. В.Н. Каразіна

площа Свободи, 4, м. Харків, 61022, Україна  
*kateryna.kononova@karazin.ua*

А. О. Дек

Магістр з прикладної економіки,  
аспірант кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки  
Харківський національний університет ім. В.Н. Каразіна

площа Свободи, 4, м. Харків, 61022, Україна  
*dek@karazin.ua*

---

Проведено дослідження поведінкових особливостей трейдерів з використанням методів експериментальної економіки та технологій машинного навчання. Для аналізу впливу раціональності на прибутковість трейдерів було зібрано інформацію про транзакції купівлі-продажу криптовалют обсягом близько 715 000 записів. З трейдерами, які уклали більше 15 угод протягом досліджуваного періоду, було проведено «Гру на відгадування». Виходячи з відповідей трейдерів та інформації про їх угоди, було виявлено 5 типів трейдерів, зокрема: «жартівники», «беззбиткові трейдери 0-го ступеня», «неприбуткові трейдери 1-го ступеня», «прибуткові трейдери 3-го ступеня» та «професіонали».

Аналіз результатів показав, що в цілому далекоглядніші трейдери отримують більший прибуток. У той же час «жартівники» характеризуються також найрізноманітнішими стратегіями, які можуть приносити прибутки. Не дивлячись на те, що середня відповідь «професіоналів» була близькою до виграшного числа, дисперсія відповідей для цього кластеру була занадто великою. Цей результат опосередковано підтверджує гіпотезу Кейнса про те, що професіонали не менш, ніж інші учасники ринку, схильні до ірраціональної поведінки.

Запропоноване дослідження актуалізує проблематику розробки теоретичних та емпіричних моделей прогнозування ринку криптовалют з урахуванням ступеня раціональності трейдерів.

**Ключові слова:** *ступінь раціональності трейдерів, методи експериментальної економіки, «Гра на відгадування», технології машинного навчання, кластеризація.*

## ИССЛЕДОВАНИЕ ПОВЕДЕНЧЕСКИХ ОСОБЕННОСТЕЙ ТРЕЙДЕРОВ: СОЧЕТАНИЕ МЕТОДОВ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЙ ЭКОНОМИКИ И ТЕХНОЛОГИЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Е. Ю. Кононова

Доктор экономических наук, доцент,  
профессор кафедры экономической кибернетики и прикладной экономики  
Харьковский национальный университет им. В.Н. Каразина  
площадь Свободы, 4, г. Харьков, 61022, Украина  
*kateryna.kononova@karazin.ua*

А. О. Дек

Магистр по прикладной экономике,  
аспирант кафедры экономической кибернетики и прикладной экономики  
Харьковский национальный университет им. В.Н. Каразина  
площадь Свободы, 4, г. Харьков, 61022, Украина  
*dek@karazin.ua*

---

Проведено исследование поведенческих особенностей трейдеров с использованием методов экспериментальной экономики и технологий машинного обучения. Для анализа влияния рациональности на прибыльность трейдеров была собрана информация о транзакциях купли-продажи криптовалют объемом около 715 000 записей. С трейдерами, которые заключили более 15 сделок в течение исследуемого периода, была проведена «Игра на отгадывание». Исходя из ответов трейдеров и информации об их сделках, было выявлено 5 типов трейдеров, в частности: «шутники», «безубыточные трейдеры 0-го уровня», «неприбыльные трейдеры 1-го уровня», «прибыльные трейдеры 3-го уровня» и «профессионалы».

Анализ результатов показал, что в целом более дальновидные трейдеры получают большую прибыль. В то же время «шутники» характеризуются также самыми разнообразными стратегиями, в том числе и доходными. Несмотря на то, что средний ответ «профессионалов» был близким к выигрышному значению, дисперсия ответов для этого кластера оказалась очень большой. Этот результат косвенно подтверждает гипотезу Кейнса о том, что профессионалы не менее, чем другие участники рынка, подвержены иррациональному поведению.

Предложенное исследование актуализирует проблематику разработки теоретических и эмпирических моделей прогнозирования рынка криптовалют с учетом степени рациональности трейдеров.

**Ключевые слова:** *степень рациональности трейдеров, методы экспериментальной экономики, «Игра на отгадывание», технологии машинного обучения, кластеризация.*

## INVESTIGATION OF TRADERS' BEHAVIORAL CHARACTERISTICS: EXPERIMENTAL ECONOMICS METHODS AND MACHINE LEARNING TECHNOLOGIES

Kateryna Kononova

DSc (Economic Sciences), Docent,  
Professor of Department of Economic Cybernetics and Applied Economics  
V.N. Karazin Kharkiv National University  
4 Svobody Sq., Kharkiv, 61022, Ukraine  
*kateryna.kononova@karazin.ua*

Anton Dek

Master's Degree in Applied Economics,  
PhD student, Department of Economic Cybernetics and Applied Economics  
V.N. Karazin Kharkiv National University  
4 Svobody Sq., Kharkiv, 61022, Ukraine  
*dek@karazin.ua*

---

The study of the traders' behavioral characteristics was carried out using the methods of experimental economics and machine learning technologies. In order to analyze the impact of level of reasoning on the traders' profitability, we collected information on cryptocurrencies purchase and sale transactions with a volume of about 715 000 records. Traders, who made more than 15 transactions during the analyzed period, were invited to take part in «Guessing Game». Based on the traders' answers and information on their transactions, five types of traders were identified, in particular: «Jokers», «Breakeven traders of the 0th level», «Unprofitable traders of the 1st level», «Profitable traders of the 3rd level» and «Professionals».

Analysis of the results showed that, in general, more far-sighted traders make greater profit. At the same time, «Jokers» are also characterized by a wide variety of strategies, including profitable. Despite the fact that the average guess of «Professionals» was close to the winning value, the variance of guesses for this cluster turned out to be very large. This result indirectly confirms Keynes's hypothesis that professionals tend to irrational behavior not less than other market agents.

The proposed research actualizes the problems of developing theoretical and empirical models, which are taking into account the degree of traders' rationality for predicting the cryptocurrency market.

**Keywords:** *traders' level of reasoning, experimental economics methods, «Guessing Game», machine learning technologies, clustering.*

**JEL Classification:** C88, E44, E47, G12

## 1. Вступ

Ринок криптовалют, що обіцяє легкий виграш разом із низькою вхідною ціною, приваблює все більше і більше нових трейдерів; інтерес до біткойну зростає з плином часу (рис. 1).

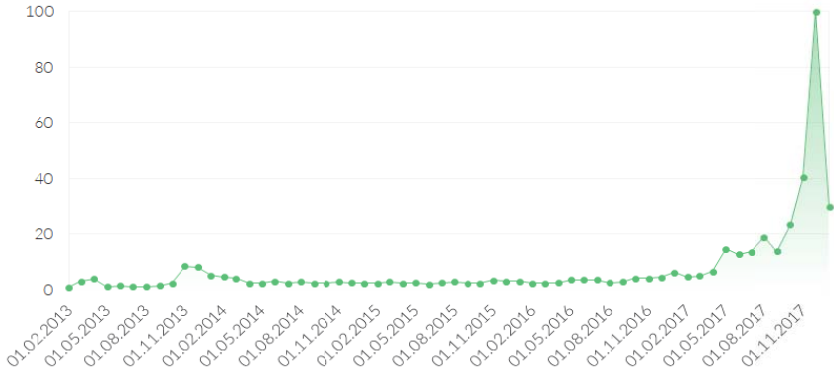


Рис. 1. Відносна популярність запиту «купити біткойн» [5]

Вибухове зростання цього ринку викликало запит на нові методи його дослідження та прогнозування. Проте, перш ніж прогнозувати, дослідник повинен погодитись або не погодитись з припущеннями щодо раціональності гравців ринку. Одним з найефективніших інструментів, розроблених для дослідження поведінки агентів в умовах обмеженої раціональності, є «Гра на відгадування».

Історія експериментальної оцінки обмеженої раціональності розпочалася 1981 році, коли Ален Леду запропонував «гру  $\frac{2}{3}$  від середнього» (« $\frac{2}{3}$  of the average-game»), як конкурсне завдання у французькому журналі *Jeux et Stratégie*. У грі прийняло участь близько 4 тис. читачів, яких просили вказати ціле число від 1 до 1 трлн; перемагав той, хто вказав число, найближче до  $\frac{2}{3}$  від середнього значення відповідей інших учасників. У 1986 році Ерве Мулен [9] увів гру в науковий контекст, використавши її як ілюстрацію усунення домінованих стратегій. Розмарі Нагель, яка проводила цей експеримент в різних варіаціях протягом більше 20 років, розкрила потенціал «Гри на відгадування» («Guessing Game», як вона її назвала) для обґрунтування поняття обмеженої

раціональності рівня  $k$  [10, 11]. Саме вона [10] вказала на зв'язок «Гри на відгадування» із відомою аналогією Кейнса між конкурсами краси у газетах і поведінкою інвесторів на фондовому ринку [7].

«Гра на відгадування» була проведена багато разів на різних аудиторіях, включаючи науковців і студентів провідних університетів, читачів газет і шахістів [2, 3, 6, 11, 14, 17]. Вплив параметрів експерименту на результати гри був ретельно вивчений у лабораторіях та узагальнений в описових моделях. Модель обмеженої раціональності рівня  $k$  демонструє різні ступені раціональності гравців [15, 16]:

- агенти 0-го ступеня роблять випадковий вибір,
- агенти 1-го ступеня грають «проти природи»,
- агенти ступеня  $k$  ( $k > 1$ ) враховують міркування інших гравців, припускаючи, що всі інші є агентами рівня  $k-1$ ,
- агенти, які використовують рівноважну стратегію, виходять із загальних знань про раціональність.

Вивчаючи фінансові ринки, Аллен застосував модель обмеженої раціональності рівня  $k$  для вивчення ринку активів. Він включив фактор очікувань вищого порядку у теоретичну модель визначення вартості активів [1]. Наслідуючи результати Тіроля [19], він пояснює цінові бульбашки існуванням недалекоглядних трейдерів. Німарк довів, що вплив очікувань на ціну активу зменшується з ростом ступеня раціональності [12].

Щоб дослідити, як ступінь раціональності впливає на конкурентоспроможність, Левін, Бернارد і Нагель виміряли «аналітичні навички» та «стратегічний інтелект». Для цього вони провели експеримент, який імітував поведінку агентів на висококонкурентному ринку, де теорія передбачає однорідність прибутку. Проте, результати їх спостережень значно варіювалися, деякі гравці отримали значно більший прибуток, ніж інші. Автори дійшли висновку, що «стратегічний інтелект» має велике значення для прибутковості трейдерів [8].

У цьому дослідженні ми виходили не тільки з експериментальних даних, але й проаналізували поведінку реальних трейдерів. Нашою цільовою аудиторією були трейдери криптовалютної біржі. Спираючись на інформацію про їхні угоди та відповіді у «Грі на відгадування», ми поставили на меті проаналізувати зв'язок між поведінкою трейдерів і ступенем їх раціональності. Для її досягнення були поставлені такі завдання:

- зібрати інформацію про торги на біржі протягом певного періоду;
- провести «Гру на відгадування» з трейдерами;
- визначити та описати типи поведінки трейдерів.

У наступному розділі ми представляємо методи збору та підготовки даних про торгові угоди; у розділі 3 запропоновано план та результати експерименту; типи поведінки трейдерів описані в розділі 4; у розділі 5 ми обговорюємо результати та робимо висновки.

## 2. Збір та підготовка даних про торгові угоди

Для дослідження ми обрали одну з українських криптовалютних бірж, яка дозволяє збирати дані про транзакції не анонімно; таким чином ми отримали інформацію про те, хто укладав ту або іншу угоду<sup>1</sup>. Збір даних було спроектовано у вигляді набору скриптів на Python (для кожної з торгових пар), який викликав загальнодоступний API обміну та зберігав дані у базі щогодини. Інформація про торгові операції була зібрана для періоду 46 днів – з 16 грудня 2017 року, 13:49:00 (UTC), по 30 січня 2018 року, 13:49:00 (UTC). На біржі було представлено 17 торгових пар, більшість з яких наслідували ціну біткойна. Упродовж досліджуваного періоду капіталізація ринку криптовалют мала тенденції як до зростання, так і до зменшення (рис. 2); це дозволило вивчати поведінку трейдерів у різних обставинах.

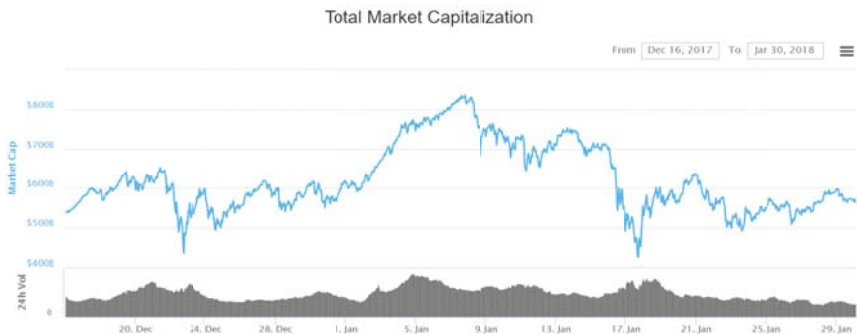


Рис. 2. Капіталізація ринку криптовалют [4]

<sup>1</sup> Хоча ми не знали справжнього імені трейдера, ми мали інформацію, що саме цей трейдер з конкретним іменем користувача здійснив саме цю торгову операцію.

Зібрана база даних торгових операцій містить близько 715 000 записів такої структури<sup>1</sup> (рис. 3):

- ідентифікаційний номер транзакції (*order\_id*),
- дата та час транзакції (*order\_date*),
- торгова пара (*symbol*),
- ім'я трейдера (*user\_name*),
- тип транзакції – купити або продати (*order\_side*),
- сума базової валюти (у даному прикладі – гривня, *amount\_base*),
- сума валюти, що торгується (у даному прикладі – біткойн, *amount\_trade*),
- ціна (у даному прикладі – гривня за біткойн, *price*),
- зміна сальдо базової валюти після транзакції (*balance\_change\_base*),
- зміна сальдо валюти, що торгується, після транзакції (*balance\_change\_trade*),
- сукупний баланс базової валюти (*balance\_base*),
- сукупний баланс валюти, що торгується (*balance\_trade*).

order_id	order_date	symbol	user_name	order_side	amount_base	amount_trade	price	balance_change_base	balance_change_trade	balance_base	balance_trade
[PK] integer	[PK] timestamp with time zone	[PK] text	[PK] text	text	double precision	double precision	double precision	double precision	double precision	double precision	double precision
324223	2017-12-16 15:12:56+02	BTC/UAH	EqOrkaZ	buy	975.1731	0.001957	498300	-975.1731	0.001957	-975.1731	0.001957
324224	2017-12-16 15:12:56+02	BTC/UAH	bakai	sell	975.1731	0.001957	498300	975.1731	-0.001957	975.1731	-0.001957
324233	2017-12-16 15:13:16+02	BTC/UAH	Undartak	buy	29249.7117	0.058699	498300	-29249.7117	0.058699	-29249.7117	0.058699
324234	2017-12-16 15:13:16+02	BTC/UAH	bakai	sell	29249.7117	0.058699	498300	29249.7117	-0.058699	30224.8848	-0.060656
324235	2017-12-16 15:13:37+02	BTC/UAH	volchono	buy	12630.9084	0.025348	498300	-12630.9084	0.025348	-12630.9084	0.025348
324236	2017-12-16 15:13:37+02	BTC/UAH	bakai	sell	12630.9084	0.025348	498300	12630.9084	-0.025348	42855.7932	-0.086004
324239	2017-12-16 15:14:30+02	BTC/UAH	boclrtrad	buy	996.6	0.002	498300	-996.6	0.002	-996.6	0.002
324240	2017-12-16 15:14:30+02	BTC/UAH	bakai	sell	996.6	0.002	498300	996.6	-0.002	43852.3932	-0.088004
324245	2017-12-16 15:14:56+02	BTC/UAH	Viten	buy	11338.3182	0.022754	498300	-11338.3182	0.022754	-11338.3182	0.022754
324246	2017-12-16 15:14:56+02	BTC/UAH	bakai	sell	11338.3182	0.022754	498300	11338.3182	-0.022754	55190.7114	-0.110759

Рис. 3. База даних торгових операцій (фрагмент)

Далі ми проаналізували лише тих трейдерів, які здійснили більше 15 операцій протягом досліджуваного періоду (враховуючи всі торгові пари). Таких було 2 622. На підставі отриманих даних ми розрахували прибутковість трейдерів – для кожного була отримана загальна статистика (рис. 4).

<sup>1</sup> Кожна угода представлена двома записами в базі даних, оскільки існує дві сторони угоди – купівля та продаж, тому ми маємо дані про приблизно 355 тис. операцій.

user_name	MOST_FREQUENT_PAIR				SUM OF ALL PAIRS			
	most_frequent_pair	total_profit	sh	arbitrage_balance	SUM of buys_count	SUM of sells_count	SUM of total_profit	SUM of arbitrage_balance
user1	ETH/UAH	281272.80	0.18	-727122.30	113	134	413640.26	45758.10
user2	ETH/UAH	272709.90	0.13	-605333.53	152	148	407127.65	490.27
user3	DOGE/UAH	95703.21	0.02	613113.92	181	252	217438.05	29948.88
user4	DOGE/UAH	262086.80	0.06	1086586.93	230	330	144368.37	34971.11
user5	ETH/UAH	71574.67	0.31	-303219.27	49	28	68279.20	151.92
user6	DOGE/UAH	24178.21	0.02	13048.91	82	71	35220.80	18897.68
user8	BTC/UAH	29581.27	0.22	60376.39	121	122	27491.21	624.42
user9	DOGE/UAH	2390.32	0.03	-28028.67	23	22	23908.37	-80086.18
user10	DOGE/UAH	1446.74	0.10	1431.97	60	57	23410.82	12350.45

Рис. 4. Підсумкова статистика трейдерів (фрагмент)

Попередній аналіз зібраних даних показав, що деякі трейдери дотримувалися загальних тенденцій, інші грали проти ринку. Завданням даного дослідження є проведення аналізу впливу рівня очікувань на поведінку гравців ринку.

### 3. «Гра на відгадування» з трейдерами

Щоб з'ясувати, чи залежить успіх трейдерів від ступеня їх раціональності, ми провели «Гру на відгадування» з трейдерами. Запрошення такого змісту було надіслано 2 622 агентам: «Загадайте число від 0 до 100 таким чином, щоб ваша здогадка була максимально близькою до  $\frac{2}{3}$  від середньої здогадки всіх інших учасників опитування. Винагорода за найточнішу відповідь становить 10 карбованців<sup>1</sup>». Повідомлення було коротшим за запропоноване Талером [18], без додаткового пояснення. Це обумовлено обмеженнями щодо обміну повідомленнями біржі. Ми отримали 310 відповідей. Після виключення відповідей, що дублювалися, попередніх відповідей агента<sup>2</sup>, скарг, подяк, неоднозначних відповідей, до бази дослідження було відібрано 273 відповіді. Розподіл відповідей респондентів наведено на рис. 5.

<sup>1</sup> KRB – криптовалюта karbowanec, <https://karbowanec.com/>. 10 KRB дорівнювали \$12-\$16 на момент експерименту.

<sup>2</sup> Було 4 випадки зміни думки, пов'язані зі зниженням здогадки. Для аналізу обирались тільки остання відповідь.



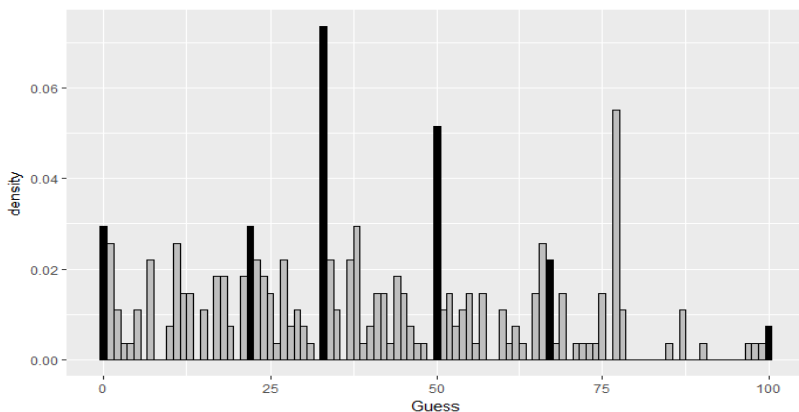


Рис. 5. Розподіл відповідей трейдерів

Середнє значення відповідей склало 39,7, виграшне значення – 26,5 (що майже на 14 пунктів вище виграшного значення читачів Financial Times – 12,6 [18]). В нашому опитуванні було визначено шість переможців, які дали відповідь «27». Аналіз результатів гри показав, що на відміну від аудиторії читачів Financial Times з експерименту Талера, більшість з яких мали другий ступень раціональності, а переможці – третій (рис. 6), більшість наших респондентів мали перший ступень раціональності, переможці – другий.

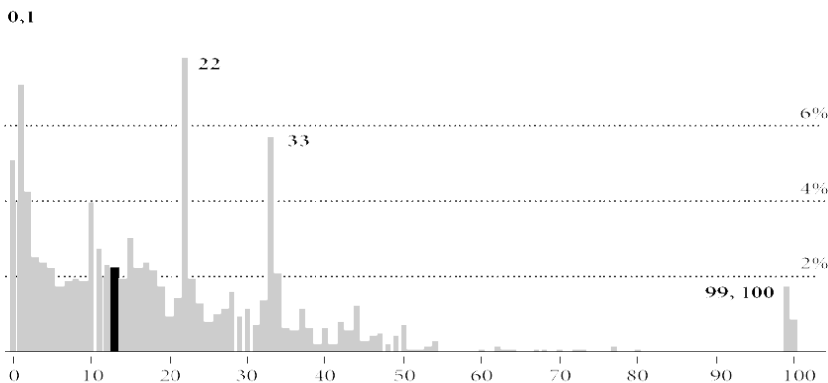


Рис. 6. Результати опитування читачів Financial Times [18]

Також варто уваги, що отриманий результат є рівномірнішим, ніж результати поточного експерименту The New York Times без винагороди (рис. 7).

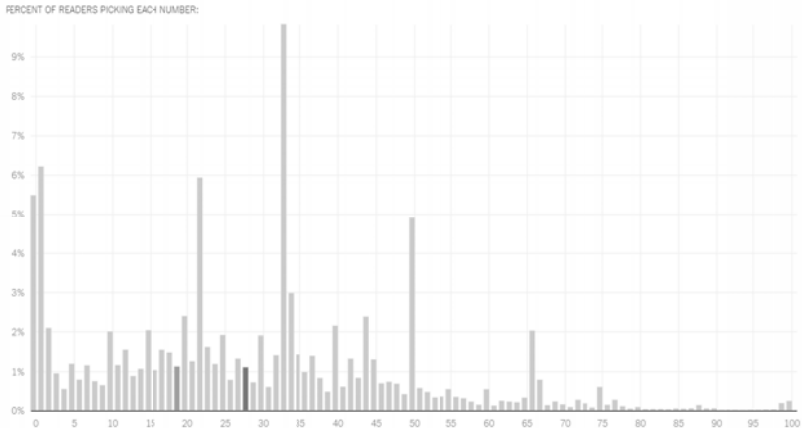


Рис. 7. Поточний експеримент The New York Times без винагороди [13]

Ця різниця може бути частково обумовлена відсутністю додаткового пояснення: «Припустимо, що є три гравця, які загадали числа 20, 30 і 40, відповідно. Середня згадка складе 30, дві третини від якої становлять 20, тобто гравець, який назвав число 20, перемаже».

#### 4. Визначення типів поведінки трейдерів

Для визначення типів поведінки трейдерів ми обрали такі параметри:

- загадане число (*Guess*),
- прибуток трейдера за всіма торговими парами (*SUM of total profit*),
- кількість торгових операцій за всіма торговими парами (*SUM of trades\_count*),

– арбітражний баланс за всіма торговими парами (*SUM of arbitrage\_balance*).

Щоб визначити та описати закономірності у поведінці трейдерів, було використано карти Кохонена, які дозволяють виявляти приховані закономірності в даних. На рис. 8 можна побачити результати кластеризації у вигляді низки карт, де:

- кожна карта демонструє одну із характеристик трейдерів,
- кожна клітинка містить певну (у більшості випадків різну) кількість трейдерів,
- одні й ті ж трейдери займають ті ж самі місця на різних картах,
- колір клітинки відповідає значенням параметрів трейдерів, діапазон значень яких наведено під відповідною картою,
- номери кластерів наведено під картою кластерів.

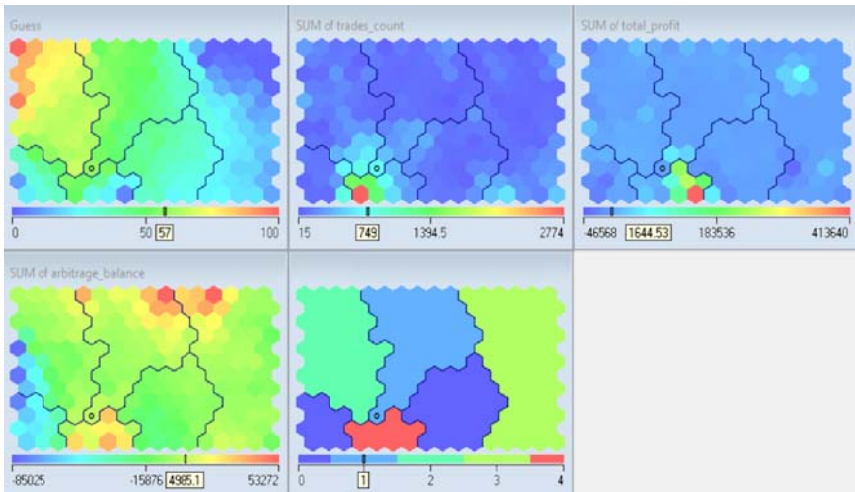


Рис. 8. Набір карт Кохонена, що характеризує типи трейдерів

Аналіз кластерів дозволив описати 5 типів трейдерів:

- «жартівники» (42 користувача, кластер 2),
- «беззбиткові трейдери 0-го ступеня» (51 користувач, кластер 1),
- «неприбуткові трейдери 1-го ступеня» (52 користувача, кластер 0),

– «прибуткові трейдери 3-го ступеня» (67 користувачів, кластер 3),

– «професіонали» (6 користувачів, кластер 4).

За винятком «професіоналів», трейдери розподілилися рівномірно серед кластерів. Розглянемо докладніше виявлені типи.

**Кластер жартівників** складається з 42 користувачів (19 % від загальної кількості). Оскільки вони загадали число близько 75, за термінологію Талера їх можна назвати «жартівниками». Жартували вони чи ні, але ці трейдери втратили не надто багато (в середньому –36 грн). Вони уклали в середньому близько 186 угод, їхній арбітражний баланс є негативним (у середньому –11 693 грн), отже вони радше купували криптовалюту, аніж продавали. На рис. 9 показано найтиповішу P&L<sup>1</sup> криву трейдера для найпопулярнішої торгової пари.

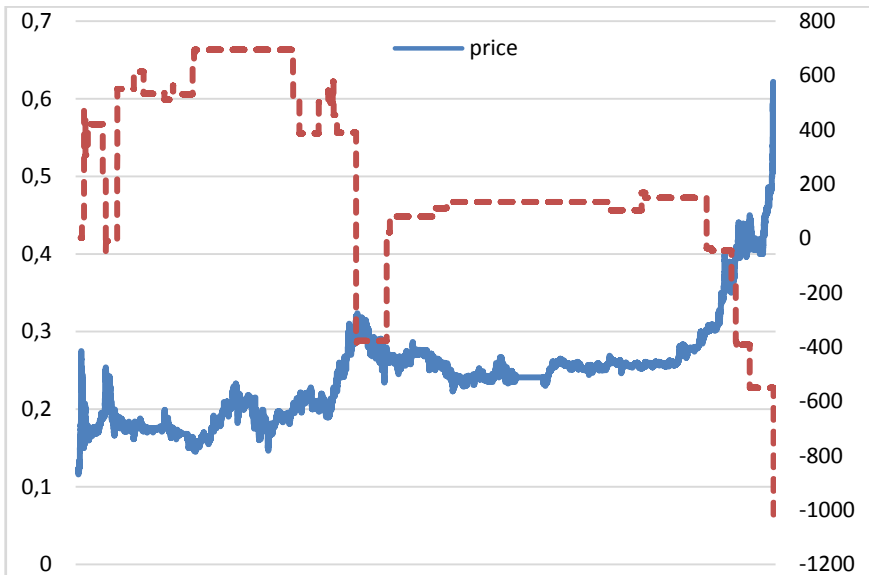


Рис. 9. DOGE/UAH, прибуток –610 грн

<sup>1</sup> P&L крива відображає прибуток та втрати трейдера.

**Кластер безбиткових трейдерів 0-го ступеня** складається з 51 агента (23 % від загальної кількості). Вони обирали фокусне значення «50». Ці трейдери не досягли успіху, але їх середні збитки також невеликі (–80 грн). Отже, їх можна назвати «беззбитковими трейдерами 0-го ступеня». Арбітражний баланс цих трейдерів є позитивним (8 939 грн у середньому), проте 12 з них мали помітно негативний баланс (понад –1 000 грн). Трейдери цього кластеру уклали близько 118 угод на кожного, скоріш за все вони торгували вручну. На рис. 10 зображено найтипівішу P&L криву для трейдерів цього кластеру.

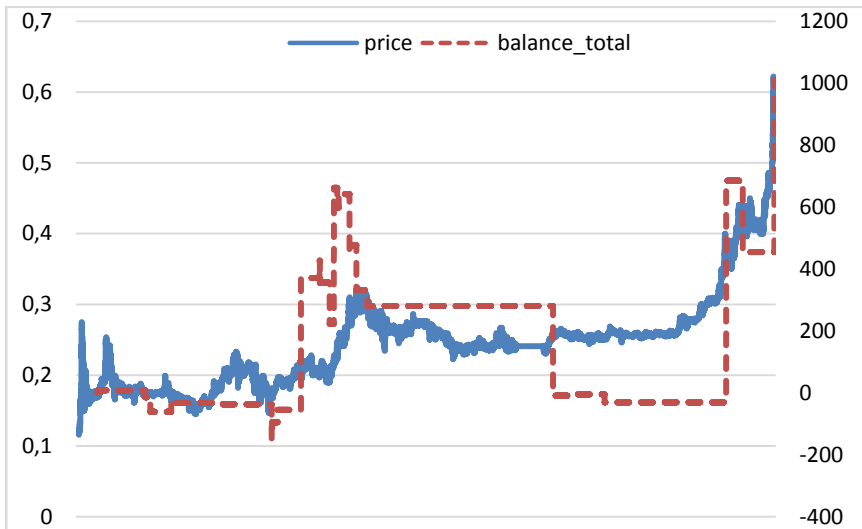


Рис. 10. DOGE/UAH, прибуток 1 366 грн

**Кластер неприбуткових трейдерів 1-го ступеня** утворений з 52 агентів (24 % від загальної кількості). Вони загадували числа в околі 34, що характеризує їх як таких, хто грає «проти природи». Вони є найзбитковішими трейдерами (їх середні втрати становлять –1862 грн), тому їх можна назвати «неприбутковими трейдерами 1-го ступеня». Ці трейдери укладали в середньому 111 угод, тобто вони також не використовували інструменти автома-

тизації або торговельних ботів. Їх арбітражний баланс є негативним (у середньому  $-19\,564$  грн). Це означає, що вони більше купували криптовалюту, ніж продавали. На рис. 11 наведено типову R&L криву трейдерів цього кластеру.

Можна припустити, що «неприбуткові трейдери 1-го ступеня» – це шумові трейдери, які, як правило, купують валюту за максимально високими цінами, а потім панічно продають. Вони іноді виграють, але це відбувається не завдяки їх професіоналізму, а швидше через удачу.



Рис. 11. BTC/UAH, прибуток  $-7\,267$  грн

**Кластер прибуткових трейдерів 3-го ступеня** складається з 67 агентів (31 % від загальної кількості), вибором яких були числа, близькі до 14. Вони заробили приблизно  $1\,230$  грн у досліджуваний період, тому їх можна назвати «прибутковими трейдерами 3-го ступеня». Ці трейдери в середньому уклали 151 угоду (максимум 819), що може означати часткове використання

торговельних ботів або інструментів автоматизації. Їх арбітражний баланс є позитивним – вони продавали криптовалюту протягом досліджуваного періоду. Найтипівішу P&L криву трейдерів кластеру наведено на рис. 12.



Рис. 12. DOGE/UAH, прибуток 480 грн

**Кластер професіоналів** складається лише з 6 трейдерів (3 % від загальної кількості). Їх середня здогадка дуже близька до виграншого числа, проте дисперсія відповідей (53, 6,57, 23, 29, 50, 5) для цього кластера є надто великою. Цей результат опосередковано підтверджує гіпотезу Кейнса про те, що професіонали не менше, аніж інші гравці ринку, схильні до ірраціональної поведінки. Незважаючи на те, що кластер професіоналів є найменшим, ці 6 трейдерів у середньому провели по 934 операції та заробили 202 646 грн кожний (тоді як усі прибуткові трейдери третього кластера спільно заробили лише 189 600 грн). Найімовірніше, вони використовували торговельних ботів.

Фактично, цей кластер містить двох високочастотних трейдерів і чотирьох трейдерів типу «купи та тримай». Повний список

характеристик трейдерів кластеру «професіоналів» наведено на рис. 13. Заслужують на увагу відмінності в параметрах *total\_profit* та *arbitrage\_balance* для найчастіше використовуваних торгових пар і в підсумку для усіх пар.

user_name	MOST_FREQUENT_PAIR					CLUSTERIZATION		ANSWERS	SUM OF ALL PAIRS			
	most_frequent_pair	avg_trade_amt	total_profit	sh	arbitrage_balance	Cluster	Distance_to_center	Guess	SUM of buys_count	SUM of sells_count	SUM of total_profit	SUM of arbitrage_balance
user[4]-1	ETH/UAH	1598,65	5837,49	0,15	5402,39	4	0,32	29,00	614	677	4233,50	11700,55
user[4]-2	DOGE/UAH	1711,54	27439,53	0,07	21084,60	4	0,72	50,00	1194	1580	29067,54	26621,53
user[4]-3	ETH/UAH	7832,19	272709,90	0,13	-605333,53	4	0,72	5,00	152	148	407127,65	490,27
user[4]-4	DOGE/UAH	5719,03	262086,80	0,06	1086586,93	4	0,23	23,00	230	330	144368,37	34971,11
user[4]-5	ETH/UAH	7741,35	281272,80	0,18	-727122,30	4	0,72	6,57	113	134	4136-0,26	45758,10
user[4]-6	DOGE/UAH	3998,77	95703,21	0,02	613113,92	4	0,32	53,00	181	252	217438,05	26948,88

Рис. 13. Характеристики трейдерів з кластеру професіоналів

## 5. Висновки

Дослідження було проведене з використанням методів експериментальної економіки та технологій машинного навчання. Щоб проаналізувати вплив ступеня раціональності на успіх трейдерів, ми зібрали інформацію про транзакції купівлі-продажу криптовалют по 17 торгових парах за період з 16 грудня 2017 року, 13:49:00 (UTC), по 30 січня 2018 року, 13:49:00 (UTC). База даних торгових операцій склала близько 715 000 записів.

З трейдерами, які уклали більше 15 угод протягом досліджуваного періоду, було проведено «Гру на відгадування». 2 622 трейдерів були запрошені для участі в опитуванні та отримано 273 відповіді. Найчастіше учасники опитування мали перший ступень раціональності за класифікацією Нагель, переможці – другий.

Виходячи з відповідей трейдерів у «Грі на відгадування» та інформації про їх угоди (прибуток, кількість торгів та арбітражний баланс), ми визначили 5 типів трейдерів: «жартівники», «беззбиткові трейдери 0-го ступеня», «неприбуткові трейдери 1-го ступеня», «прибуткові трейдери 3-го ступеня» та «професіонали».

Аналіз результатів показує, що в цілому трейдери з вищим ступенем раціональності отримують більший прибуток. У той же час серед «жартівників» виявились досить компетентні трейдери з ґрунтовним розумінням ринку, які, при цьому, не потрудились



вникнути в умови задачі. Не дивлячись на те, що середня здогадка «професіоналів» була близькою до виграшного числа, дисперсія їх відповідей була занадто великою. Цей результат опосередковано підтверджує гіпотезу Кейнса про те, що професіонали не менш, ніж інші учасники ринку, схильні до ірраціональної поведінки. Сукупну статистику усіх визначених типів трейдерів наведено в табл. 1.

Таблиця 1

## ПАРАМЕТРИ КЛАСТЕРІВ

Типи трейдерів	Професіонали	Прибуткові трейдери 3-го ступеня	Неприбуткові трейдери 1-го ступеня	Беззбиткові трейдери 0-го ступеня	Жартівники
Кількість трейдерів	6	67	52	51	42
Середнє значення відповіді	28	14	34	48	75
Загальний прибуток	202 646	1 230	-1 862	-80	-36
Кількість угод	934	151	111	118	186
Арбітражний баланс	24 915	765	-19 564	8 939	-11 693

Проведене дослідження дозволяє глибше вивчити поведінку трейдерів та актуалізує проблематику розробки теоретичних та емпіричних моделей прогнозування ринку криптовалют з урахуванням ступеня раціональності агентів.

## Список літератури

1. Allen F., Morris S., Shin H. S. Beauty contests and iterated expectations in asset markets // The Review of Financial Studies. – 2006. – №3. – Vol. 19. – P. 719–752. – Режим доступу : [https://www.princeton.edu/~smorris/Published/paper\\_49\\_Beauty\\_Contests.pdf](https://www.princeton.edu/~smorris/Published/paper_49_Beauty_Contests.pdf).

2. *Bosch-Domènech A., Montalvo J. G., Nagel R., Satorra A.* One, two, (three), infinity, ...: Newspaper and lab beauty-contest experiments // *American Economic Review*. – 2002. – №5. – Vol. 92. – P. 1687–1701. – Режим доступу : [https://econ.upf.edu/~montalvo/wp/aer\\_final\\_pub.pdf](https://econ.upf.edu/~montalvo/wp/aer_final_pub.pdf).
3. *Bühren C. Frank B.* Chess players' performance beyond 64 squares: A case study on the limitations of cognitive abilities transfer // *Talent Development & Excellence*. – 2012. – №2. – Vol. 4. – P. 157–169. – Режим доступу : [https://www.researchgate.net/publication/236175990\\_Chess\\_Players\\_Performance\\_Beyond\\_64\\_Squares\\_A\\_Case\\_Study\\_on\\_the\\_Limitations\\_of\\_Cognitive\\_Abilities\\_Transfer](https://www.researchgate.net/publication/236175990_Chess_Players_Performance_Beyond_64_Squares_A_Case_Study_on_the_Limitations_of_Cognitive_Abilities_Transfer).
4. Top 100 Cryptocurrencies by Market Capitalization [Електронний ресурс] // *Coinmarketcap*. – Режим доступу : <https://coinmarketcap.com>.
5. Buy bitcoin. [Електронний ресурс] // *Google Trends*. – Режим доступу : <https://trends.google.com/trends/explore?date=today%205-y&q=buy%20bitcoin>.
6. *Grosskopf B., Nagel R.* The Two-Person Beauty Contest // *Games and Economic Behavior*. – 2008. – № 62. – P. 93–99. – Режим доступу : [https://www.researchgate.net/publication/4952498\\_The\\_two-person\\_beauty\\_contest](https://www.researchgate.net/publication/4952498_The_two-person_beauty_contest).
7. *Keynes J. M.* *The General Theory of Interest, Employment and Money*. – London: Macmillan, 1936. –156 p.
8. *Levine S.S., Bernard M., Nagel R.* Strategic Intelligence: The Cognitive Capability to Anticipate Competitor Behavior // *Strategic Management Journal*. – 2017. – № 38. – P. 2390–2423.
9. *Moulin H.* *Game Theory for the Social Sciences*. – New York: New York University Press, 1986. – 278 p.
10. *Nagel R.* Unraveling in guessing games: An experimental study // *American Economic Review*. – 1995. – № 85. – P. 1313–1326. – Режим доступу : <https://www.parisschoolofeconomics.eu/docs/guesnerie-roger/nagel95.pdf>.
11. *Nagel R., Bühren C., Frank B.* Inspired and inspiring: Hervé Moulin and the discovery of the beauty contest game // *Mathematical Social Sciences*. – 2016. – № 90. – P. 191–207. – Режим доступу : <https://sci-hub.tw/10.1016/j.mathsocsci.2016.09.001#>.
12. *Nimark K.P.* Dynamic Higher Order Expectations [Електронний ресурс] // *Economics Working Papers*. – 2007. – Режим доступу : <https://econ-papers.upf.edu/papers/1118.pdf>.
13. Puzzle: Are You Smarter Than 61,139 Other New York Times Readers? [Електронний ресурс] // *NYTimes*. – 2017. – Режим доступу : <https://www.nytimes.com/interactive/2015/08/13/upshot/are-you-smarter-than-other-new-york-times-readers.html>.
14. *Sbriglia P.* Revealing the depth of reasoning in p-beauty contest games // *Experimental Economics*. – 2008. – №2. – Vol. 11. – P. 107–121. –

Режим доступу : [https://www.researchgate.net/publication/5147369\\_Revealing\\_the\\_depth\\_of\\_reasoning\\_in\\_p-beauty\\_contest\\_games](https://www.researchgate.net/publication/5147369_Revealing_the_depth_of_reasoning_in_p-beauty_contest_games).

15. Shapiro D., Shi X., Zillante A. Level-k reasoning in a generalized beauty contest // *Games and Economic Behavior*. – 2014. – №86. – P. 308–329. – Режим доступу : <http://individual.utoronto.ca/xianwenshi/Levelk.pdf>.

16. Stahl D. O. Evolution of smart n players // *Games and Economic Behavior*. – 1993. – №4. – Vol. 5. – P. 604–617. – Режим доступу : [https://www.researchgate.net/publication/4767778\\_Evolution\\_of\\_Smartn\\_Players](https://www.researchgate.net/publication/4767778_Evolution_of_Smartn_Players).

17. Thaler R. H. Giving Markets a Human Dimension [Електронний ресурс] // *Financial Times*. – Режим доступу : <https://www.ft.com/content/6149527a-25b8-11e5-bd83-71cb60e8f08c>.

18. Thaler R. H. *Misbehaving: The Making of Behavioral Economics*. – New York: WW Norton & Company, 2015. – 432 p.

19. Tirole J. On the possibility of speculation under rational expectations // *Econometrica*. – 1982. – №5. – Vol. 50. – P. 1163–81. – Режим доступу : <https://ms.mcmaster.ca/~grasselli/Tirole82.pdf>.

## References

1. Allen, F., Morris, S., & Shin, H. S. (2006). Beauty contests and iterated expectations in asset markets. *The Review of Financial Studies*, 19, 719–752. Retrieved from [https://www.princeton.edu/~smorris/Published/paper\\_49\\_Beauty\\_Contests.pdf](https://www.princeton.edu/~smorris/Published/paper_49_Beauty_Contests.pdf).

2. Bosch-Domènech, A., Montalvo, J. G., Nagel, R., & Satorra, A. (2002). One, two, (three), infinity, ...: Newspaper and lab beauty-contest experiments. *American Economic Review*, 92(5), 1687–1701. Retrieved from [https://econ.upf.edu/~montalvo/wp/aer\\_final\\_pub.pdf](https://econ.upf.edu/~montalvo/wp/aer_final_pub.pdf).

3. Bühren, C., & Frank, B. (2012). Chess players' performance beyond 64 squares: A case study on the limitations of cognitive abilities transfer. *Talent Development & Excellence*, 4(2), 157–169. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/236175990\\_Chess\\_Players%27\\_Performance\\_Beyond\\_64\\_Squares\\_A\\_Case\\_Study\\_on\\_the\\_Limitations\\_of\\_Cognitive\\_Abilities\\_Transfer](https://www.researchgate.net/publication/236175990_Chess_Players%27_Performance_Beyond_64_Squares_A_Case_Study_on_the_Limitations_of_Cognitive_Abilities_Transfer).

4. Coinmarketcap. (2017). *Top 100 Cryptocurrencies by Market Capitalization*. Retrieved from <https://coinmarketcap.com>.

5. Google Trends. (2017). *Buy bitcoin*. Retrieved from <https://trends.google.com/trends/explore?date=today%205-y&q=buy%20bitcoin>.

6. Grosskopf, B., & Nagel, R. (2008). The Two-Person Beauty Contest. *Games and Economic Behavior*, 62, 93–99. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/4952498\\_The\\_two-person\\_beauty\\_contest](https://www.researchgate.net/publication/4952498_The_two-person_beauty_contest).

7. Keynes, J. M. (1936). *The General Theory of Interest, Employment and Money*. London: Macmillan.
8. Levine, S.S., Bernard, M., & Nagel, R. (2017). Strategic Intelligence: The Cognitive Capability to Anticipate Competitor Behavior. *Strategic Management Journal*, 38, 2390–2423. DOI: 10.1002/smj.2660.
9. Moulin, H. (1986). *Game Theory for the Social Sciences. Series: Studies in game theory and mathematical economics. 2nd and Revised Edition*. New York, NY: New York University Press.
10. Nagel, R. (1995). Unraveling in guessing games: An experimental study. *American Economic Review*, 85, 1313–1326. Retrieved from <https://www.parisschoolofeconomics.eu/docs/guesnerie-roger/nagel95.pdf>.
11. Nagel, R., Bühren, C., & Frank, B. (2016). Inspired and inspiring: Hervé Moulin and the discovery of the beauty contest game. *Mathematical Social Sciences*, 90(C), 191–207. Retrieved from <https://sci-hub.tw/10.1016/j.mathsocsci.2016.09.001#>.
12. Nimark, K.P. (2007). *Dynamic Higher Order Expectations*. Retrieved from <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.938.7257&rep=rep1&type=pdf>.
13. NYTimes. (2017). *Puzzle: Are You Smarter Than 61,139 Other New York Times Readers?* Retrieved from <https://www.nytimes.com/interactive/2015/08/13/upshot/are-you-smarter-than-other-new-york-times-readers.html>.
14. Sbriglia, P. (2008). Revealing the depth of reasoning in p-beauty contest games. *Experimental Economics*, 11(2), 107–121. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/5147369\\_Revealing\\_the\\_depth\\_of\\_reasoning\\_in\\_p-beauty\\_contest\\_games](https://www.researchgate.net/publication/5147369_Revealing_the_depth_of_reasoning_in_p-beauty_contest_games).
15. Shapiro, D., Shi, X., & Zillante, A. (2014). Level-k reasoning in a generalized beauty contest. *Games and Economic Behavior*, 86(C), 308–329. Retrieved from <http://individual.utoronto.ca/xianwenshi/Levelk.pdf>.
16. Stahl, D. O. (1993). Evolution of smart n players. *Games and Economic Behavior*, 5(4), 604–617. Retrieved from [https://www.researchgate.net/publication/4767778\\_Evolution\\_of\\_Smartn\\_Players](https://www.researchgate.net/publication/4767778_Evolution_of_Smartn_Players).
17. Thaler, R. H. (1997). *Giving Markets a Human Dimension*. Retrieved from <https://www.ft.com/content/6149527a-25b8-11e5-bd83-71cb60e8f08c>.
18. Thaler, R. H. (2015). *Misbehaving: The Making of Behavioral Economics*. New York, NY: WW Norton & Company.
19. Tirole, J. (1982). On the possibility of speculation under rational expectations. *Econometrica*, 50(5), 1163–81. Retrieved from <https://ms.mcmaster.ca/~grasselli/Tirole82.pdf>.

Стаття надійшла до редакції 13.06.2018