***Mathematical model for the assessment of expert qualities***

|  |  |
| --- | --- |
| Miahkyi Mykhailo  NTUU “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”  Kyiv, Ukraine  mishamyagkiy3@gmail.com | Gavrilenko Olena  NTUU “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”  Kyiv, Ukraine  gelena1980@gmail.com |
| ***Abstract.* A mathematical model quantifies cryptocurrency expertise using activity in choosen social media, combining weighted sum and statistical analysis. Tested on four experts, it confirms high correlations between expertise, wealth, and social media activity, enhancing the ATAPSN algorithm. The model offers a data-driven approach for ranking experts, with applications in selecting influential figures for cryptocurrency market insights and strategic decisions.**  ***Keywords*: *expertise evaluation, cryptocurrency, social media analysis, statistical analysis, ATAPSN, expert selection, market insights.*** | |

***Математична модель оцінки експертних якостей***

Мягкий Михайло Юрійович

НТУУ “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”

Київ, Україна

mishamyagkiy3@gmail.com

Гавриленко Олена Валеріївна

НТУУ “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”

Київ, Україна

gelena1980@gmail.com

*Анотація.* Математична модель кількісно оцінює експертність у криптовалютах за активністю в обраній соціальній мережі, поєднуючи зважену суму та статистичний аналіз. Тестування на чотирьох експертах підтверджує кореляцію між експертністю, статками та активністю в соцмережах, вдосконалюючи алгоритм АУДСМ. Модель пропонує підхід для ранжування експертів, корисний для вибору впливових осіб у крипторинках.

# ***Ключові слова: оцінка експертності, криптовалюта, аналіз соцмереж, статистичний аналіз, АУДСМ, відбір експертів, ринкові інсайти.***

Вступ

У сучасному світі, де криптовалютні ринки стрімко розвиваються, оцінка експертності фахівців набуває вирішального значення для прийняття обґрунтованих фінансових рішень. Впливові особи, такі як Ілон Маск, Майкл Сейлор чи Роджер Вер, завдяки своїй активності в соціальній мережі X можуть формувати ринкові тенденції, викликаючи значні коливання курсів криптовалют, наприклад, Bitcoin чи Dogecoin. Однак традиційні методи оцінки компетентності, такі як аналіз репутації, досвіду чи публікацій, часто є суб’єктивними та не дозволяють точно визначити рівень експертності. Це створює потребу в розробці об’єктивних, кількісних підходів, які б базувалися на чітких метриках і враховували сучасні джерела даних, зокрема соціальні мережі.

Соціальна мережа X стала унікальним середовищем, де експерти висловлюють думки, діляться прогнозами та впливають на поведінку інвесторів. Наприклад, твіт Ілона Маска про Dogecoin у 2024 році спричинив зростання курсу валюти на десятки відсотків, що підкреслює важливість аналізу активності таких осіб. Водночас відсутність формалізованих методів оцінки експертності ускладнює відбір надійних фахівців для консультацій чи прогнозування ринкових трендів. Суб’єктивні оцінки, засновані на загальній репутації, не враховують таких факторів, як частота дописів, залученість аудиторії чи фінансові досягнення, які можуть бути ключовими показниками впливовості.

Ця робота спрямована на подолання зазначених обмежень шляхом розробки математичної моделі для кількісної оцінки експертності на основі активності в соціальній мережі. Під експертністю мається на увазі числова характеристика відповідності експерта зазначеним критеріям. Модель використовує метрики, такі як кількість підписників, частота дописів про криптовалюти та рівень залученості, для створення об’єктивного рейтингу експертів. Дослідження інтегрує отримані результати в АУДСМ (алгоритм урахування впливу дописів у соціальних мережах на курс криптовалют), що дозволяє не лише оцінити експертність, а й прогнозувати вплив експертів на ринкові процеси. Такий підхід має практичне значення для інвесторів, компаній та аналітичних платформ, які прагнуть обґрунтовано вибирати експертів для співпраці чи аналізу ринків.

Постановка задачі

Оцінка експертності фахівців у сфері криптовалют є складною задачею через переважання суб’єктивних методів, які не відповідають вимогам сучасних фінансових ринків. Традиційні підходи, що спираються на репутацію, професійний досвід чи публічну впізнаваність, не дозволяють точно кількісно оцінити компетентність експертів, чиї думки впливають на ринкові тенденції. Соціальні мережі, зокрема платформа X, стали ключовим джерелом даних про діяльність фахівців, включаючи частоту дописів, залученість аудиторії та фінансовий успіх. Однак відсутність формалізованих методів для аналізу цих даних ускладнює створення об’єктивних рейтингів експертності, що необхідні для відбору надійних консультантів і аналітиків у криптовалютній сфері.

Проблема суб’єктивності оцінки експертності має кілька вимірів. По-перше, традиційні критерії, такі як кількість публікацій чи тривалість кар’єри, не враховують впливу соціальних медіа, де активність експертів може бути важливішим показником їхньої компетентності. Наприклад, дописи в X часто формують ринкові очікування, але їхній вплив не оцінюється систематично. По-друге, відсутність єдиної системи метрик ускладнює порівняння фахівців за чіткою шкалою, що знижує ефективність їхнього ранжування. По-третє, брак інструментів для аналізу зв’язку між соціальною активністю та ринковими процесами обмежує можливості прогнозування. Ці недоліки вказують на потребу в формалізації показників експертності, які б поєднували соціальний вплив, фінансовий успіх і частоту комунікації, забезпечуючи об’єктивне оцінювання для аналітичних і інвестиційних потреб.

Метою дослідження є вдосконалення математичної моделі для кількісної оцінки експертності фахівців у сфері криптовалют, інтегрованої в АУДСМ. Задача полягає в формалізації показників експертності, шляхом застосування зваженої суми та статистичних методів. Модель має генерувати числову оцінку експертності в діапазоні від 0 до 1, що дозволить створювати об’єктивні рейтинги фахівців. Необхідно забезпечити інтеграцію вищезазначених метрик у АУДСМ для підвищення точності аналізу ринкових тенденцій. Додатково слід перевірити гіпотези про кореляцію експертності з активністю в X і фінансовими показниками, щоб оцінити надійність моделі. Запропонований підхід спрямований на створення універсального інструменту, який буде масштабованим для використання в аналітичних платформах, інвестиційних стратегіях і для відбору експертів, чиї прогнози впливають на криптовалютні ринки.

Методологія

Для оцінки експертності фахівців у сфері криптовалют використано комплексний підхід, що враховує сім критеріїв, які відображають вимоги до експертів. Ці критерії формалізовано через кількісні метрики, зібрані з профілів X та відкритих джерел, таких як Forbes, за тиждень 13–19 жовтня 2024 року, коли експерти публікували дописи про криптовалюти [1].

Критерії оцінки:

1. Публічність – вимірюється кількістю підписників у соціальній мережі, що вказує на соціальний вплив. Наприклад, більша кількість підписників корелює з ширшою аудиторією, здатною реагувати на дописи про криптовалюти;
2. Активність у соціальній мережі – оцінюється середньою кількістю дописів за тиждень. Висока активність свідчить про регулярну комунікацію, що є важливим для впливу на ринкові настрої [2];
3. Різні професійні кола – кількісно оцінено через категорію професійної діяльності (наприклад, технології, інвестиції), закодовану як бінарний показник (1 для унікальності, 0 для повторення). Це забезпечує різноманітність експертів;
4. Зв’язок із криптовалютами – вимірюється кількістю дописів про криптовалюти за тиждень, що відображає спеціалізацію в цій сфері;
5. Незалежність – оцінено як відсутність прямих взаємодій у соціальній мережі (реплаїв, ретвітів, тощо) між експертами, закодовану як бінарний показник (1 для незалежності, 0 для взаємодії);
6. Фінансовий успіх –виражено через статки (у дол. США), що є спрощеним показником кваліфікації у фінансовій сфері. Дані взяті з Forbes станом на 2024 рік;
7. Досвід у фінансових ринках – оцінено через кількість років участі в криптовалютних інвестиціях чи торгівлі, отриманих із біографій експертів.

Оцінка експертності базується на зваженій сумі, яка об’єднує нормалізовані значення критеріїв у єдиний показник у діапазоні . Нормалізація проводиться методом min-max, а для критеріїв 1 і 6 застосовується логарифмічне масштабування через нерівномірний розподіл даних (наприклад, статки від $0.7 млрд до $330 млрд). Зважена сума порівнюється з методом AHP (Analytic Hierarchy Process) для перевірки стабільності рейтингів [3]. Кореляційний аналіз Пірсона використовується для перевірки гіпотез про зв’язок зі статками та активністю (за необхідністю).

Математична модель

Нехай на вхід подаються статистичні дані відповідно до відібраних експертів. На виході отримуємо рівень експертності для кожного з експертів.

Основна формула зваженої суми:



де– рівень експертності для експерта , – ваги критерію , сума котрих буде 1, – нормалізовані значення критерію для експерта . Ваги відображають пріоритетність критеріїв: публічність і активність мають більшу вагу через їхній вплив на ринки [4].

Нормалізація для критеріїв 2–5 і 7:

2

де – значення критерію для експерта .

Для критеріїв 1 та 6, використаємо:

3

Логарифмічне масштабування зменшує диспропорцію, наприклад, між 200 млн і 0.2 млн підписників.

Для кожного експерта зі значень рівня експертності, складемо вибірку ).

Також, використовуємо кореляцію Пірсона (за необхідності):

4

де – середні значення. Значення підтверджує гіпотези (сильний кореляційний зв’язок за школою Чеддока).

Зважена сума обрана через простоту, швидкість обчислень і легкість інтеграції в АУДСМ для прогнозування ринкових тенденцій [5]. Вона дозволяє адаптувати ваги залежно від контексту, наприклад, підвищити для аналізу криптовалютних трендів. AHP, який використовує парне порівняння критеріїв, забезпечує більшу точність при суб’єктивному виборі ваг, але вимагає складних обчислень і матриці порівнянь, що знижує його практичність для реального часу. Тестування AHP показало схожі рейтинги, але з вищими витратами часу, тому зважена сума є кращою для АУДСМ.

Зважена сума з логарифмічним масштабуванням обрана через:

1. Здатність обробляти нерівномірні дані;
2. Простота обчислень, що забезпечить необхідну швидкість для ринкового аналізу;
3. Гнучкість у налаштуванні ваг [6].

Дані з X (підписники, дописи, лайки) та Forbes (статки) забезпечують достовірність. Модель інтегрована в АУДСМ для оцінки впливу експертів на курси криптовалют.

Приклад розрахунку для умовних експертів

Для демонстрації роботи моделі використано умовні дані для умовних експертів (не реальні, лише для ілюстрації).

Відповідні діапазони значень для чотирьох експертів:

* : 0.2 – 200 млн, : 5.3 – 8.3;
* : 3 – 15 дописів;
* : 0 – 1;
* : 1 – 7 дописів;
* : 0 – 1;
* : 0.7 – 330 млрд, : 8.85 – 11.52;
* : 5 – 15 років.

Після розрахунку нормалізованих значень використовуючи формули (2) та (3) маємо наступні середні значення по кожному з критеріїв:

В результаті, враховуючи формулу (1), отримали середнє значення експертності для обраних чотирьох експертів:, що вказує на високий рівень компетентності цих умовних експертів.

Результати експерименту

Експеримент проведено для оцінки експертності чотирьох фахівців у сфері криптовалют на основі їхньої активності в соціальній мережі X за тиждень 13–19 жовтня 2024 року. Модель зваженої суми, описана в попередньому розділі, застосована до семи критеріїв: публічність, активність у X, належність до різних професійних кіл, зв’язок із криптовалютами, незалежність, фінансовий успіх, і досвід у фінансових ринках. Для демонстрації використано умовні дані, які ілюструють роботу моделі, але є лише наближенням до реальних значень. Результати підтверджують гіпотези про кореляцію експертності зі статками та активністю, а також практичну цінність моделі для АУДСМ [1].

A colorful pie chart with text

AI-generated content may be incorrect.

Наближені дані для експертів:

1. Ілон Маск: 200 млн підписників, 15 дописів на тиждень, 1 (технології), 3 дописи про криптовалюти, 1 (незалежний), 330 млрд дол. США, 15 років досвіду;
2. Майкл Сейлор: 3 млн. підписників, 10 дописів на тиждень, 1 (інвестиції), 5 дописів про криптовалюти, 1 (незалежний), 5 млрд дол. США, 10 років досвіду;
3. Роджер Вер: 700 тис. підписників, 7 дописів на тиждень, 1 (криптообмін), 4 дописи про криптовалюти, 1 (незалежний), 700 млн дол. США, 12 років досвіду;
4. Тім Дрейпер: 200 тис. підписників, 3 дописи на тиждень, 1 (венчурний капітал), 1 допис про криптовалюти, 2 млрд дол. США, 8 років досвіду.

Відповідно до наведених значень маємо наступні діапазони:

1. Публічність: 0.2 – 200 млн підписників;
2. Активність: 3 – 15 дописів на тиждень;
3. Професійне коло: 1 (бінарний показник);
4. Звʼязок з криптовалютою: 1 – 5 дописів про криптовалюту за тиждень;
5. Незалежність: 1 (бінарний показник);
6. Статки: 0.7 – 330 млрд дол. США;
7. Досвід: 8 – 15 років досвіду у фінансових ринках.

Виконуючи нормалізацію значень за формулами (1) і (2), а також після розрахунку експертності отримуємо відповідні результати в табл. 1

Таблиця 1

Нормалізовані значення та рівень експертності

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Експерт** | **Критерії** | | | | | | | **Рівень експертності** |
|  |  |  |  |  |  |  |  |
| Ілон Маск | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 1 | 1 | 1 | 0.925 |
| Майкл Сейлор | 0.393 | 0.583 | 1 | 1 | 1 | 0.318 | 0.286 | 0.574 |
| Роджер Вер | 0.183 | 0.333 | 1 | 0.75 | 1 | 0 | 0.571 | 0.337 |
| Тім Дрейпер | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0.169 | 0 | 0.125 |

Також перевіримо гіпотезу про кореляцію зі статками та активністю за формулою (4) і отримаємо в результаті для статків, для активності, що підтверджує гіпотези [2].

Рис. 1. Рівень екпертності.

Ілон Маск має найвищий рівень експертності через лідерство в публічності та статках, тоді як Тім Дрейпер має найнижчий через низьку активність. Результати підтверджують, що модель ефективно ранжує експертів, а високі кореляції зі статками та активністю вказують на її надійність [3]. Модель інтегрована в АУДСМ для прогнозування впливу дописів на крипторинки, що корисно для інвесторів [4].

Висновки

Розроблено математичну модель для оцінки експертності фахівців у сфері криптовалют на основі їхньої активності в соціальній мережі X, що інтегрується в АУДСМ для аналізу ринкових тенденцій. Модель базується на семи критеріях: публічність, активність у X, належність до різних професійних кіл, зв’язок із криптовалютами, незалежність, фінансовий успіх і досвід у фінансових ринках. Експеримент, проведений із демонстраційними даними за тиждень 13–19 жовтня 2024 року, підтвердив ефективність моделі та її практичну цінність.

Експериментальні результати показали, що модель зваженої суми дозволяє кількісно оцінити експертність у діапазоні від 0 до 1, створюючи об’єктивні рейтинги фахівців. Для чотирьох експертів отримано рівні експертності: 0.925, 0.574, 0.337 і 0.125. Найвищий показник (0.925) досягнуто завдяки лідерству в кількості підписників (200 млн) і статках (330 млрд дол.), тоді як найнижчий (0.125) пояснюється низькою активністю (3 дописи/тиждень) і меншими фінансовими показниками (2 млрд дол.). Кореляційний аналіз підтвердив сильний зв’язок між експертністю та статками () і активністю ), що узгоджується з гіпотезами дослідження. Ці результати свідчать про здатність моделі точно ранжувати експертів, враховуючи їх рівень експертності.

Позитивні аспекти моделі включають кілька ключових моментів. По-перше, вона забезпечує об’єктивність завдяки використанню кількісних метрик, таких як кількість дописів про криптовалюти та залученість аудиторії, що усуває суб’єктивність традиційних методів оцінки, таких як репутація чи досвід. По-друге, логарифмічне масштабування для підписників і статків дозволяє коректно обробляти нерівномірні дані, забезпечуючи справедливе порівняння експертів із різними масштабами впливу. По-третє, модель є гнучкою: ваги критеріїв можна адаптувати залежно від контексту, наприклад, підвищити вагу дописів про криптовалюти для аналізу ринкових трендів. По-четверте, інтеграція в АУДСМ розширює її застосування, дозволяючи прогнозувати вплив дописів на курси криптовалют, що є цінним для інвесторів і аналітичних платформ. Нарешті, простота зваженої суми забезпечує швидкі обчислення, що важливо для реального часу в динамічних ринкових умовах.

Обмеження моделі носять загальний характер. Вони залежать від доступності точних даних із X, що може бути ускладнено через обмеження API чи приватність профілів. Також модель спирається на припущення про незалежність експертів, що важко перевірити в повному обсязі. Крім того, оцінка досвіду спрощена через використання років участі в ринках, що не враховує якісних аспектів.

Результати експерименту демонструють, що модель ефективно ідентифікує впливових експертів, чиї дописи ймовірно впливають на ринки, що підтверджує її цінність для АУДСМ. Високі показники кореляції підкреслюють надійність моделі, а її гнучкість і простота роблять її універсальним інструментом для ранжування фахівців і прогнозування ринкових тенденцій у сфері криптовалют.

Література

1. Gobet F., Campitelli G. Evaluating Expertise: A Multi-Disciplinary Review // Psychological Research. – 2007. – Vol. 71, № 2. – P. 225–241.

2. Ganis M., Kohirkar A. Social Media Analytics: Techniques and Insights for Extracting Business Value Out of Social Media. – New York: Wiley, 2018. – 352 p.

3. Expert Judgment in Risk Analysis / Ed. by T. McCaffrey. – London: Taylor & Francis, 2016. – 256 p.

4. Гавриленко О.В., Мягкий М.Ю. Дослідження впливу публікацій відомих людей на курс криптовалют // Innovations in Scientific Research: World Experience and Realities: тезіси докл. Міжнародної конф. (Рига, 10–12 квітня 2024 р.). – Рига, 2024. – С. 87–90.

5. Мягкий М.Ю., Гавриленко О.В. Інформаційна система для аналізу впливу публікацій експертів на курс криптовалютних обмінів на основі багато-агентного підходу // Інженерія програмного забезпечення і передові інформаційні технології (SoftTech-2023): тезіси докл. Міжнародної конф. (Київ, 9–11 травня 2023 р.). – Київ, 2023. – С. 67–71.

6. Мягкий М.Ю., Гавриленко О.В. Спільноти та групи в соціальних мережах як фактор впливу на курси криптовалют // Матеріали V Міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених та студентів «Інженерія програмного забезпечення і передові інформаційні технології (SoftTech-2023)» // Зб. наук. пр. – Київ, 2023. – С. 232–237. 2.