

ІНТЕГРАЛЬНА ОЦІНКА КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ У ДЕЦЕНТРАЛІЗОВАНИХ ФІНАНСАХ НА ОСНОВІ ОНЧЕЙН-ДАНИХ: МОДЕЛЬ І ЕМПІРИЧНА ВАЛІДАЦІЯ

ЛУК'ЯНЧУК Денис Юрійович

здобувач ступеня доктора філософії кафедри банківської справи та страхування Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-2876-7994>

Анотація. У статті досліджено проблему оцінки кредитоспроможності позичальників у децентралізованих фінансах (DeFi) з урахуванням обмеженості традиційного підходу, що базується переважно на показнику *Loan-to-Value (LTV)*. Обґрунтовано, що ліквідаційний ризик у DeFi має багатофакторну природу та формується під впливом не лише позиційних параметрів, а й поведінкових характеристик позичальника, мережових експозицій та умов ринкового середовища. Запропоновано інтегральний підхід до оцінювання кредитоспроможності на основі ончейн-даних, який дозволяє врахувати прозорі та доступні в реальному часі індикатори активності користувачів і стану ринку.

Розроблено математичну модель інтегрального індексу кредитоспроможності (IC), що передбачає нормалізацію, гібридне зважування (з використанням ентропійного методу та експертного підходу) та агрегування показників за *n* 'ятьма доменами ризику. Проведена емпірична перевірка на основі симуляційної вибірки, параметризованої відповідно до протоколів DeFi, підтвердила вищу дискримінаційну здатність індексу IC порівняно з традиційними моделями. Отримані результати засвідчують доцільність використання інтегральних багатофакторних моделей для підвищення ефективності управління кредитним ризиком, а також їх потенціал для впровадження у смартконтрактну логіку та практику ризик-менеджменту DeFi-протоколів.

Ключові слова: децентралізовані фінанси (DeFi), кредитоспроможність, ончейн-дані, ліквідаційний ризик, *Loan-to-Value (LTV)*, інтегральний індекс, скоринг, ризик-менеджмент, смартконтракти, фінансова аналітика.

Постановка проблеми. Стрімкий розвиток децентралізованих фінансів (DeFi) трансформує підходи до кредитування, формуючи нову парадигму управління фінансовими ризиками на основі смартконтрактів і відкритих ончейн-даних. У більшості DeFi-протоколів оцінка кредитоспроможності позичальника зводиться до аналізу рівня забезпечення, зокрема показника *Loan-to-Value (LTV)*, який визначає співвідношення між вартістю застави та обсягом боргу. Такий підхід є технічно ефективним і легко формалізується, однак його застосування як універсального інструменту оцінки ризику є обмеженим.

Кредитний ризик у DeFi має комплексний характер і формується під впливом не лише змін ціни застави, а й умов реалізації ліквідації, включаючи глибину ринку, транзакційні витрати, конкуренцію між ліквідаторами та швидкість оновлення оракульних даних. Додатково, висока композабельність протоколів створює мережеві

взаємозв'язки між різними фінансовими інструментами, що підсилює ефект поширення шоків і ускладнює оцінку ризику окремої позиції. У таких умовах одновимірний підхід, заснований виключно на LTV, не дозволяє повною мірою відобразити структуру вразливостей позичальника.

Водночас ончейн-середовище надає унікальні можливості для аналізу кредитоспроможності завдяки доступності детальних поведінкових і транзакційних даних у реальному часі. Частота погашень, поповнення застави, історія ліквідацій та характер використання протоколів формують інформаційну базу, яка може бути інтегрована у більш складні моделі оцінки ризику. Це відкриває можливості для переходу від спрощених заставних евристик до багатофакторних моделей, здатних враховувати позиційні, поведінкові, мережеві та ринкові аспекти кредитного ризику.

У цьому контексті актуальним є розроблення інтегрального підходу до оцінки кредитоспроможності, який поєднує інтерпретованість, придатність до автоматизації у смартконтрактах та високу дискримінаційну здатність щодо ліквідаційного ризику. Саме на вирішення цього завдання спрямоване дане дослідження, у межах якого запропоновано інтегральний індекс кредитоспроможності (Integral Creditworthiness Index, IC) та здійснено його емпіричну перевірку.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження децентралізованого кредитування сформувалися на перетині фінансової теорії, криптоекономіки та аналізу мережевих ефектів. Значна частина робіт зосереджена на інституційній архітектурі DeFi, економічній логіці смартконтрактів і структурних особливостях композибельності [1; 2; 14; 30]. У цих дослідженнях DeFi розглядається як система взаємопов'язаних протоколів, де ризик окремої позиції не ізольований, а вбудований у ширший ланцюг ліквідності та похідних інструментів.

Окремий масив літератури присвячений механіці ліквідацій. У фокусі – стимули ліквідаторів, конкуренція за виконання транзакцій, вплив gas-витрат і глибини ринку на фактичну реалізацію ліквідаційної події [3; 5; 22]. Емпіричні спостереження свідчать, що формальне досягнення порогового значення LTV не завжди тотожне негайній ліквідації: за умов обмеженої ліквідності або високих транзакційних витрат відбувається часовий лаг або часткова реалізація застави. Це підкреслює залежність кредитного ризику від ринкових фрикцій, а не лише від параметрів забезпечення.

Паралельно розвивається напрям досліджень, пов'язаний із використанням альтернативних даних у кредитному скорингу [18; 19]. У традиційному банківському середовищі поведінкові характеристики клієнта давно розглядаються як джерело додаткової інформації про ймовірність дефолту. В ончейн-контексті подібні сигнали (частота погашень, поповнення застави, історія ліквідацій, участь у кількох протоколах) є відкритими та машинно агрегованими, що створює передумови для формалізації їх у скорингову модель.

Водночас більшість наявних підходів аналізують зазначені аспекти ізольовано: або через позиційні показники (LTV, health factor), або через окремі поведінкові змінні, або через мережеві ефекти композибельності. Інтегровані конструкції, які поєднують ці домени в єдиній кількісній моделі з чіткою процедурою зважування та агрегування, представлені обмежено. Це особливо помітно у контексті практичного застосування – зокрема, при розробленні ризик-базованих лімітів або адаптивних параметрів забезпечення.

У запропонованому дослідженні зроблено спробу поєднати позиційні, поведінкові, мережеві та ринкові чинники у формалізованій інтегральній конструкції, що зберігає інтерпретованість і сумісність із протокольною логікою DeFi.

Методологічною основою виступають підходи до побудови композитних індикаторів [25; 26] та ентропійні методи визначення ваг [28; 29], адаптовані до специфіки ліквідаційного ризику.

Метою статті є розроблення формалізованої інтегральної моделі оцінки кредитоспроможності DeFi-позичальника на основі ончейн-даних та емпірична перевірка її здатності прогнозувати (дискримінувати) ризик ліквідації порівняно з поширеним підходом, що спирається лише на LTV.

Виклад основних результатів. Інтегральна оцінка кредитоспроможності в запропонованій моделі ґрунтується на розумінні ліквідаційного ризику як багатофакторного процесу, у якому позиційний стан, поведінка позичальника та характеристики ринкового середовища взаємодіють у динаміці. Кредитоспроможність у DeFi трактується не як статична відповідність порогу LTV, а як здатність позиції залишатися стійкою за умов цінових коливань, змін ліквідності та операційних фрикцій виконання ліквідації.

На відміну від традиційного підходу, де визначальним є лише запас забезпечення, у даній роботі враховано також ончейн-поведінку адреси та мережеві зв'язки, що формуються через композабельність протоколів. Такий підхід дозволяє розглядати ризик не ізольовано, а в контексті структури експозицій.

Для формалізації вводиться п'ять доменів ризику D_k , $k=1\dots5$, кожен з яких описується набором індикаторів $x_{\{k,j\}}$:

D1 – якість та диверсифікація застави. Оцінюється через індекс концентрації (ННІ), частку стейбл-компоненти в заставі та історичну волатильність активу. Ризиковість застави кількісно апроксимується денною волатильністю σ , обчисленою як стандартне відхилення логарифмічних доходностей за фіксованим ковзним вікном з приведенням до денної шкали.

D2 – запас міцності позиції. Включає health factor, поточний LTV та відстань до liquidation threshold. Цей домен відображає поточну буферність позиції відносно тригера ліквідації.

D3 – поведінкова дисципліна. Формується на основі частоти погашень боргу, поповнення застави, інтенсивності рефінансування та наявності історії ліквідацій. Ці змінні інтерпретуються як ончейн-маркери управління ризиком самим позичальником.

D4 – мережеві експозиції. Характеризують ступінь інтегрованості стратегії користувача: кількість задіяних протоколів, експозицію до мостів та частку LP-токенів у структурі застави. Висока пов'язаність підвищує потенціал поширення шоків.

D5 – умови виконання ліквідації. Охоплюють ринкову волатильність σ , глибину DEX-ліквідності та рівень gas-витрат. Ці параметри визначають фактичну можливість реалізації застави без надмірного проскальзування та, відповідно, впливають на реалізацію змінної

Вибір індикаторів узгоджується з емпіричними висновками щодо ліквідацій [3; 5] та теорією ліквідності/фандингу [22; 23]. Індикатори конструюються виключно з ончейн-та ринкових даних, які доступні для автоматизованого збору, а також допускають ончейн-інтерпретацію (наприклад, через оракули, події смартконтрактів та агреговані метрики ліквідності).

Функціонально модель ІС призначена для двох режимів: (1) ex ante – встановлення ризик-базованих лімітів запозичення/забезпечення для адреси (позичальника) або стратегії; (2) ex post – раннє попередження про деградацію профілю ризику та запуск превентивних тригерів.

Математична модель інтегрального індексу ІС

Нехай $\mathcal{J}=\{1,\dots,N\}$ – множина спостережень (позицій/адрес), а $\mathcal{M}=\{1,\dots,M\}$ – множина індикаторів. Для кожного $i\in\mathcal{J}$ та $m\in\mathcal{M}$ спостерігається первинний показник $x_{\{i,m\}}\in\mathbb{R}$, який конструюється з ончейн-подій та ринкових проксі-змінних на горизонті оцінки T . Для динамічних змінних (ціни, волатильність, ліквідність) вводиться стохастичний опис ринкового середовища, що забезпечує коректність сценарного аналізу.

$$P_t = P_0 \cdot \exp((\mu - 1/2 \cdot \sigma^2) \cdot t + \sigma \cdot W_t), t \in [0, T]$$

де P_t – ціна заставного активу, W_t – вінерівський процес, μ – дрейф, σ – (локальна) волатильність. У межах емпіричної перевірки σ оцінюється проксі-метрикою з ончейн/ринкових даних і використовується як фактор домену D5. Позиційний стан у протоколі характеризується боргом $B_{\{i,t\}}$, вартістю застави $C_{\{i,t\}}=q_{\{i,t\}}\cdot P_t$ та порогом ліквідації $\tau\in(0,1)$, визначеним параметрами $Aave/Compound$.

$$LTV_{\{i,t\}} = B_{\{i,t\}}/C_{\{i,t\}}, HF_{\{i,t\}} = (\tau \cdot C_{\{i,t\}})/B_{\{i,t\}}$$

Подія ліквідації визначається як перетин порогового стану з урахуванням операційних фрикцій ліквідації (ліквідність DEX, gas, конкуренція ліквідаторів). Формально вводиться індикатор ліквідації $Liq_i\in\{0,1\}$:

$$Liq_i = 1\{\exists t \in [0, T]: HF_{\{i,t\}} \leq 1 \wedge Exec_t = 1\}$$

де $Exec_t$ – бінарна змінна «виконання» ліквідації, що відображає ринкову можливість реалізації застави без надмірного проскальзування; у практичній реалізації $Exec_t$ апроксимується через проксі-змінні ліквідності на DEX, спред/глибину та газ-витрати. Далі побудова інтегрального індексу IC здійснюється як процедура (i) орієнтації/нормалізації індикаторів, (ii) гібридного зважування, (iii) агрегування та (iv) класифікації ризику.

$$s_m = +1, \text{ якщо зростання } x_{\{i,m\}} \text{ підвищує кредитоспроможність; } s_m = -1, \text{ якщо зростання } x_{\{i,m\}} \text{ підвищує ризик}$$

1) Нормалізація. Для кожного індикатора m визначаються опорні межі на вибірці: $a_m = \min_{\{i\in\mathcal{J}\}} x_{\{i,m\}}$, $b_m = \max_{\{i\in\mathcal{J}\}} x_{\{i,m\}}$, причому $a_m < b_m$. Мін–макс нормалізація з урахуванням напрямку впливу задається як:

$$z_{\{i,m\}} = \{(x_{\{i,m\}} - a_m)/(b_m - a_m), \text{ якщо } s_m = +1; (b_m - x_{\{i,m\}})/(b_m - a_m), \text{ якщо } s_m = -1\}, z_{\{i,m\}} \in [0,1]$$

Таким чином, для всіх m більші значення $z_{\{i,m\}}$ інтерпретуються як «кращий» (менш ризиковий) профіль. Для доменів D1–D5 вектор нормалізованих індикаторів позначимо $z_i=(z_{\{i,1\}},\dots,z_{\{i,M\}})^T$.

2) Ентропійна корекція ваг. Нехай $p_{\{i,m\}}$ – частка інформації індикатора m , нормована по спостереженнях:

$$p_{\{i,m\}} = z_{\{i,m\}}/\sum_{\{i\in\mathcal{J}\}} z_{\{i,m\}}, \sum_{\{i\in\mathcal{J}\}} p_{\{i,m\}} = 1$$

Ентропія індикатора m та його інформаційна дивергенція визначаються як:

$$e_m = -k \cdot \sum_{i \in \mathcal{I}} p_{\{i, m\}} \cdot \ln(p_{\{i, m\}}), k = 1/\ln(N); d_m = 1 - e_m$$

Ентропійні ваги w_m^H формуються нормуванням d_m :

$$w_m^H = d_m / \sum_{m \in \mathcal{M}} d_m, w_m^H \geq 0, \sum_{m \in \mathcal{M}} w_m^H = 1$$

3) Гібридне зважування. Експертний пріор w_m^E ($\sum_m w_m^E = 1$) відображає протокольну економіку ліквідації та ризикову значущість доменів. Фінальні ваги – опукла комбінація пріору та ентропійної корекції:

$$w_m = \lambda \cdot w_m^E + (1 - \lambda) \cdot w_m^H, 0 \leq \lambda \leq 1, \sum_{m \in \mathcal{M}} w_m = 1$$

4) Агрегування. Інтегральний індекс кредитоспроможності (Integral Creditworthiness) для спостереження i визначається як лінійна згортка нормалізованих індикаторів:

$$IC_i = \sum_{m \in \mathcal{M}} w_m \cdot z_{\{i, m\}} = w^T z_i, IC_i \in [0, 1]$$

5) Класифікація ризику. Нехай $\Theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)$ – вектор порогів, $1 \geq \theta_1 > \theta_2 > \theta_3 > \theta_4 \geq 0$. Ризиковий клас визначається як:

$$Class(IC_i) = A, \text{ якщо } IC_i \geq \theta_1; B, \text{ якщо } \theta_2 \leq IC_i < \theta_1; C, \text{ якщо } \theta_3 \leq IC_i < \theta_2; D, \text{ якщо } \theta_4 \leq IC_i < \theta_3; E, \text{ якщо } IC_i < \theta_4$$

6) Емпіричний зв'язок із ризиком ліквідації. Для валідації дискримінаційної здатності ІС використовується бінарна модель ліквідації, де ймовірність події Liq_i залежить від IC_i (та, за потреби, контрольних змінних):

$$Pr(Liq_i = 1 | IC_i) = \Lambda(\alpha + \beta \cdot IC_i), \Lambda(u) = 1/(1 + \exp(-u)), \beta < 0$$

Отримані оцінки α, β використовуються для сценарного аналізу: за шоків ціни застави ΔP (або зміни ліквідності/газу) перераховуються відповідні компоненти індикаторів, оновлюється $IC_i(\Delta)$ та прогнозується $Pr(Liq_i = 1 | IC_i(\Delta))$. Це забезпечує порівнянність сценарних ефектів у межах Aave/Compound та дозволяє інтерпретувати ІС як відтворюваний, протоково сумісний on-chain індикатор кредитоспроможності.

Емпірична перевірка моделі інтегральної оцінки кредитоспроможності здійснюється у форматі контрольованого simulation-дизайну. Повністю історичні ончейн-панелі ускладнюють порівняльну валідацію через зміну параметрів протоколів у часі, кластерну природу волатильності та варіативність структури застав залежно від ринкової фази. За відсутності фіксації цих умов інтерпретація внеску окремих факторів ризику стає неоднозначною.

З цієї причини сформовано контрольовану панель спостережень, параметризовану відповідно до механіки протоколів Aave та Compound. Simulation-дизайн розглядається не як альтернатива реальним даним, а як інструмент перевірки внутрішньої узгодженості моделі та її дискримінаційної здатності за фіксованих умов середовища.

Вибірка містить 600 спостережень, які репрезентують позиції позичальників у двох протоколах (Aave – 60%, Compound – 40%). Для кожної позиції задано тип

заставного активу (ETH, WBTC, stETH, USDC, LINK), початковий рівень LTV, liquidation threshold τ , health factor, а також характеристики ринкового середовища - волатильність σ , глибину DEX-ліквідності та проксі gas-витрат.

Волатильність застави σ оцінюється як стандартне відхилення логарифмічних доходностей за ковзним часовим вікном із приведенням до денної шкали. Така специфікація дозволяє зіставляти величину σ зі сценарними шоками ціни та уникнути переоцінки ризику в короткострокових сплесках волатильності.

Поведінкові змінні формуються на основі інтенсивності ончейн-активності: кількість погашень, частота поповнення застави, факти рефінансування та наявність історії ліквідацій. Мережевий вимір включає кількість протоколів у стратегії користувача, експозицію до мостів і частку LP-токенів у структурі застави.

Подія ліквідації Liq_i генерується відповідно до структурної логістичної залежності, в якій імовірність зростає зі збільшенням LTV та σ , зі зменшенням ліквідності та за наявності підвищених мережевих експозицій. Конструкція не передбачає автоматичного виконання ліквідації одразу після перетину порогу, а враховує можливість відкладеної реалізації за умов ринкових фрикцій.

Обсяг вибірки ($n = 600$) забезпечує достатню кількість подій для стабільного оцінювання параметрів логіт-моделі відповідно до правила events per variable, що зменшує ризик нестійких оцінок.

Оскільки емпірична перевірка здійснюється на контрольованій симуляційній панелі, принципово важливо розмежувати генеративну конструкцію події ліквідації та подальшу оцінку дискримінаційної здатності інтегрального індексу IC. Подія (Liq_i) формується на основі структурної залежності від первинних змінних (LTV, σ , ліквідність, мережеві експозиції), які задаються незалежно на рівні симуляційного дизайну. Інтегральний індекс IC у генеративну формулу безпосередньо не входить і не використовується для моделювання самої події ліквідації. IC конструюється *ex post* як агрегована функція тих самих доменів ризику через окрему процедуру нормалізації та зважування.

Таким чином, тестування IC не є тавтологічним підтвердженням закладеної залежності, а перевіряє, наскільки композитна агрегація факторів дозволяє відтворити латентну структуру ризику, що лежить в основі ліквідаційної події. Додатково для мінімізації ризику структурної узгодженості оцінювання логіт-моделей здійснюється на відкладеній тестовій підвибірці (30%), що забезпечує out-of-sample перевірку дискримінаційної здатності індексу.

Табл. 1 відображає основні описові статистики досліджуваних змінних: середнє значення (mean), стандартне відхилення (sd), мінімум та максимум. Отримані характеристики дозволяють оцінити масштаб варіації та потенційну дискримінаційну здатність індикаторів.

Таблиця 1

Описова статистика змінних (n=600)

Показник	Середнє	Стандартне відхилення	Мін	Макс
LTV (початковий)	0.631	0.160	0.103	0.950
Health factor	1.463	0.599	0.743	8.528
Волатильність застави σ (денна)	0.037	0.019	0.003	0.083
DEX-ліквідність	1 630 043.610	1 548 886.285	107 408.035	15 471 126.748

(глибина, USD)				
Газ (gwei, проксі)	42.154	21.978	9.797	173.289
Кількість погашень за T	4.133	3.157	0.000	15.000
Кількість поповнень застави за T	3.238	2.435	0.000	17.000
К-сть протоколів у стратегії	2.992	1.372	1.000	10.000
Частка LP-токенів у заставі	0.315	0.168	0.005	0.791
Експозиція до мостів (0/1)	0.175	0.380	0.000	1.000
Історія ліквідацій (0/1)	0.023	0.151	0.000	1.000
Індекс кредитоспроможності IC	0.441	0.082	0.214	0.689

Джерело: сформовано автором на основі ончейн-даних протоколів Aave та Compound та результатів симуляційного моделювання.

**Примітка: σ – денна волатильність (проксі), DEX-ліквідність – глибина ринку в USD, gas – проксі транзакційних витрат.*

Як видно з табл. 1, змінні характеризуються значною варіативністю, що є критично важливим для подальшої побудови інтегрального індексу. Зокрема, коефіцієнт LTV демонструє широкий діапазон значень, що відображає різний ступінь заставного навантаження позичальників. Висока дисперсія показників ліквідності DEX та газ-витрат свідчить про нестабільність ринкового середовища та потенційний вплив фрикцій на процес ліквідації.

Наявність гетерогенності у вибірці підтверджує доцільність використання багатофакторної інтегральної конструкції замість однофакторних підходів оцінки ризику.

Формування інтегрального індексу IC передбачає визначення відносної вагомості індикаторів. З цією метою застосовано гібридну процедуру зважування, що поєднує експертний пріор (економічна логіка протоколу) та ентропійну корекцію (інформаційна варіативність показників у вибірці). Фінальні ваги отримано як опуклу комбінацію зазначених компонентів при $\lambda = 0,7$. Результати наведено в табл. 2.

Гібридні ваги індикаторів у складі ІС

Індикатор	Вага
D1: диверсифікація застави (1–ННІ)	0.122
D1: частка стейбл-компоненти	0.115
D2: health factor	0.134
D2: (1–LTV)	0.085
D3: частота погашень	0.095
D3: поповнення застави	0.089
D3: (1–історія ліквідацій)	0.070
D3: (1–частота рефінансування)	0.059
D4: (1–кількість протоколів)	0.036
D4: (1–експозиція до мостів)	0.060
D4: (1–частка LP-токенів)	0.043
D5: (1–волатильність σ)	0.031
D5: DEX-ліквідність	0.041
D5: (1–gas)	0.021

Джерело: розраховано автором на основі результатів симуляційного моделювання та ентропійно-гібридної процедури зважування індикаторів ($\lambda=0,7$).

**Примітка: ваги нормовані так, що їх сума дорівнює 1; $\lambda=0,7$ (домінування експертного пріору з ентропійною корекцією)*

Найбільшу вагу в структурі ІС мають показники позиційного буфера (health factor) та якості застави, що відповідає економічній логіці ліквідаційного механізму. Водночас поведінкові індикатори формують значущу частку індексу, підтверджуючи прогностичну роль ончейн-активності позичальника. Мережеві та ринкові фактори мають помірні ваги, відображаючи їхню функцію як каталізаторів ризику у стресових режимах. Отримана структура забезпечує баланс між доменами ризику та зберігає інтерпретованість моделі.

Для оцінювання дискримінаційної здатності запропонованого індексу ІС виконано порівняння з базовою LTV-специфікацією та розширеними моделями. Якість прогнозу оцінювалася на тестовій підвибірці (30%) із використанням ROC-аналізу та показника Ассурасу. Результати наведено в табл. 3.

Таблиця 3

Порівняння якості дискримінації ліквідаційного ризику
(out-of-sample, test=30%)

Модель	AUC	Accuracy
LTV (базова)	0.683	0.756
LTV+HF+ σ +DEX ліквідність	0.736	0.733
Розширена (поведінка+мережа)	0.735	0.756
Інтегральний індекс ІС	0.764	0.778

Джерело: розраховано автором на основі результатів симуляційного моделювання.

**Примітка. AUC – площа під ROC-кривою; Accuracy – частка правильних класифікацій (порог 0,5)*

Індекс ІС демонструє найвищу дискримінаційну здатність ($AUC = 0,764$), перевищуючи як базову LTV-модель, так і розширені специфікації. Це свідчить про те, що інтегральна агрегація позиційних, поведінкових і мережевих факторів забезпечує більш повну ідентифікацію ліквідаційного ризику. Отриманий приріст AUC є економічно значущим і підтверджує доцільність багатодоменної конструкції ІС.

Для встановлення базової еталонної специфікації оцінено однофакторну логіт-модель, у якій імовірність ліквідації визначається виключно рівнем LTV. Такий підхід відображає домінуючу заставну логіку DeFi-кредитування. Оцінки наведено в табл. 4.

Таблиця 4

Логіт-оцінка моделі ліквідації з одним фактором (LTV)

Змінна	β	SE	z	p	OR
const	-4.526	0.511	-8.86	0.0000	0.011
ltv	5.177	0.727	7.12	0.0000	177.229

Джерело: розраховано автором.

**Примітка: OR – odds ratio; β – оцінка коефіцієнта; p – рівень значущості.*

Коефіцієнт при LTV є статистично значущим і має очікуваний позитивний знак, що підтверджує зростання ризику ліквідації зі збільшенням боргового навантаження. Водночас модель не враховує ринкові фрикції, поведінкові та мережеві чинники, що обмежує її пояснювальну повноту та дискримінаційний потенціал.

З метою перевірки агрегованої пояснювальної сили інтегрального індексу оцінено однофакторну логіт-модель, у якій імовірність ліквідації визначається значенням ІС. Результати наведено в табл. 5.

Таблиця 5

Логіт-оцінка моделі ліквідації на основі інтегрального індексу ІС

Змінна	β	SE	z	p	OR
const	3.585	0.610	5.87	0.0000	36.053
IC	-11.028	1.464	-7.53	0.0000	0.000

Джерело: розраховано автором.

**Примітка: очікуваний знак $\beta < 0$ підтверджено; зростання ІС знижує ймовірність ліквідації.*

Коефіцієнт при ІС є статистично значущим і має очікуваний від'ємний знак, що підтверджує зниження ризику ліквідації зі зростанням інтегральної кредитоспроможності. Порівняно з LTV-специфікацією, модель на основі ІС забезпечує вищу дискримінаційну здатність та узгоджується з результатами ROC-аналізу. Це свідчить про інтегральну релевантність доменної конструкції індексу.

Для комплексної перевірки детермінант ліквідаційного ризику оцінено багатофакторну логіт-модель, що одночасно включає позиційні, ринкові та мережеві змінні. Така специфікація дозволяє перевірити стійкість впливу інтегральних компонентів ризику за умови контролю їх взаємодії. Результати наведено в табл. 6.

Багатофакторна логіт-модель ліквідації (позиційні, ринкові та мережеві детермінанти)

Змінна	β	SE	z	p	OR
const	9.268	2.992	3.10	0.0020	10592.995
Loan-to-Value (LTV)	0.209	1.791	0.12	0.9070	1.233
Health factor (фактор життєздатності)	-2.697	0.824	-3.27	0.0011	0.067
Волатильність застави (σ)	23.505	6.749	3.48	0.0005	1.61e+10
$\ln(\text{DEX-ліквідність})$	-0.565	0.142	-3.97	0.0001	0.568
$\ln(\text{gas})$	-0.067	0.213	-0.32	0.7526	0.935
Частота погашень	0.005	0.041	0.11	0.9099	1.005
Поповнення застави	0.033	0.053	0.61	0.5398	1.033
Історія ліквідацій (0/1)	0.063	0.641	0.10	0.9215	1.065
Експозиція до мостів (0/1)	0.707	0.269	2.63	0.0086	2.028
Частка LP-токенів у заставі	-0.111	0.655	-0.17	0.8650	0.895

Джерело: розраховано автором на основі результатів симуляційного моделювання

**Примітка. $\ln(\text{DEX-ліквідність})$ та $\ln(\text{gas})$ – натуральні логарифми відповідних показників.*

Результати підтверджують статистичну значущість ринкових та мережевих детермінант ліквідації. Health factor має очікуваний від'ємний вплив, тоді як зростання волатильності застави суттєво підвищує ризик. Показник DEX-ліквідності демонструє стабілізуючий ефект, що узгоджується з теорією ліквідності та механізмом виконання ліквідацій.

Мережеві експозиції, зокрема участь у мостах, мають позитивний та значущий вплив на ймовірність ліквідації, що підтверджує роль композабельності як каналу ризику. Водночас позиційний показник LTV втрачає статистичну значущість у багатофакторній специфікації, що додатково свідчить про обмеженість одновимірної заставної логіки. Отримані результати підтверджують багатофакторну природу ліквідаційного процесу та обґрунтовують необхідність інтегрального підходу до оцінки кредитоспроможності. Порівняно з Random Forest, XGBoost та нейронними

мережами, індекс ІС забезпечує інтерпретованість та придатність до інтеграції у смартконтракти, що критично для DeFi-архітектури. Графічне порівняння дискримінаційної здатності базової LTV-моделі та інтегральної моделі ІС здійснено за допомогою ROC-кривих. Візуалізація дозволяє оцінити співвідношення чутливості (True Positive Rate) та частоти хибнопозитивних спрацьовувань (False Positive Rate) для різних порогів класифікації. Результати наведено на рис. 1.

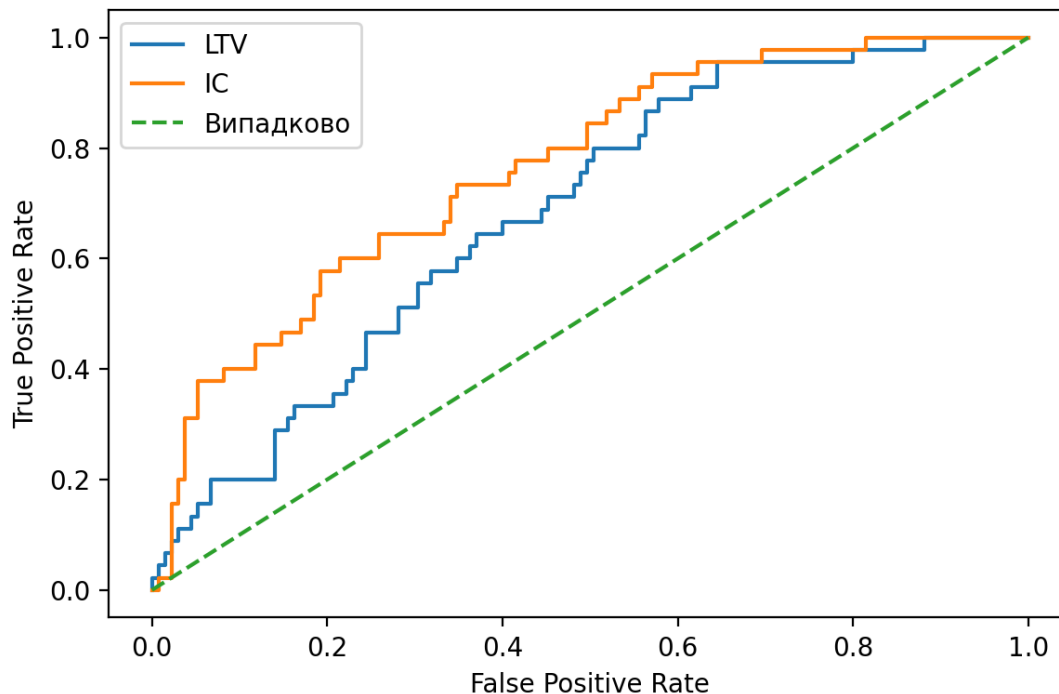


Рис. 1. ROC-криві для базової моделі (LTV) та моделі на основі ІС

Джерело: побудовано автором на основі результатів логіт-оцінювання та ROC-аналізу тестової підвибірки (30%).

Як видно з рис. 1, ROC-крива моделі на основі інтегрального індексу ІС домінує над кривою базової LTV-специфікації практично на всьому діапазоні порогів. Це означає, що для однакового рівня хибнопозитивних сигналів модель ІС забезпечує вищу ймовірність коректного виявлення ризикових позицій.

Графічна перевага узгоджується з числовими оцінками AUC та підтверджує, що інтеграція поведінкових, мережевих і ринкових факторів підвищує якість ідентифікації ліквідаційного ризику. Таким чином, візуальний аналіз додатково підтверджує емпіричну перевагу інтегральної конструкції ІС над одновимірною заставною логікою.

Сценарний аналіз реалізовано як стрес-тест застави: застосовано миттєві шоки ціни заставного активу $\Delta P \in \{-10\%, -20\%, -30\%\}$ з відповідним перерахунком LTV та health factor за фіксованого порогу ліквідації протоколу. Для кожного сценарію обчислено оновлені значення ІС та очікувану ймовірність ліквідації на основі логістичної специфікації (5). Результати агреговано за протоколами та класами ризику А–Е.

Ключова закономірність є монотонною: від класу А до Е очікувана ймовірність ліквідації зростає у кілька разів, що підтверджує інтерпретованість шкали. При цьому різниця між протоколами (Aave vs Compound) у межах одного класу ризику є відносно помірною, тоді як міжкласова диференціація є суттєвою. Це означає, що індекс ІС більше «пояснює» ризиковість профілю позичальника/стратегії, ніж відмінності у

параметрах протоколу за умов близьких порогів ліквідації.

Економічна інтерпретація оцінених ефектів узгоджується з теорією ліквідності: зростання волатильності збільшує ймовірність перетину порогів та погіршує виконання ліквідації через швидкі зміни ціни; підвищення DEX-ліквідності знижує ризик через менше проскальзування та стабільніший ліквідаційний механізм [22; 23]. Мережеві експозиції (мости, LP-стратегії) підвищують ризик через структурні канали зараження та можливі ліквідні дефіцити в ланцюгу композабельності [1; 14; 20].

Порівняння з LTV-підходом (табл. 3–5) демонструє, що зведення ризику до одного показника є статистично та економічно обмеженим. Індекс IC інтегрує додаткові канали ризику й, відповідно, забезпечує вищу AUC. Важливо, що IC не суперечить заставній логіці, а розширює її до «динамічного заставного ризику», де якість забезпечення визначається не тільки його ринковою ціною, а й передбачуваністю поведінки позичальника та мережевим контекстом позиції.

Для оцінки стійкості DeFi-протоколів до ринкових шоків проведено сценарний аналіз зміни вартості застави. Розглянуто негативні цінові імпульси $\Delta P \in \{-10\%; -20\%; -30\%\}$, що інтерпретуються як короткострокові екзогенні шоки волатильності. На основі стохастичного моделювання динаміки ціни застави (GBM) обчислено очікувану ймовірність ліквідації для позичальників різних класів ризику (A–E) у протоколах Aave та Compound. Результати наведено в табл. 7.

Таблиця 7

Очікувана ймовірність ліквідації за сценаріями шоків ціни застави та класами ризику (A–E)

Сценарій	Протокол	A	B	C	D	E
$\Delta P = -10\%$	Aave	0.052	0.119	0.213	0.371	0.553
$\Delta P = -10\%$	Compound	0.054	0.119	0.224	0.359	0.563
$\Delta P = -20\%$	Aave	0.053	0.118	0.215	0.366	0.549
$\Delta P = -20\%$	Compound	0.053	0.119	0.225	0.354	0.555
$\Delta P = -30\%$	Aave	0.056	0.118	0.220	0.365	0.557
$\Delta P = -30\%$	Compound	0.052	0.115	0.223	0.357	0.561

Джерело: розраховано автором на основі результатів симуляційного моделювання.

**Примітка: класи A–E визначено відповідно до порогових значень інтегрального індексу IC; значення в таблиці відображають середню прогнозу ймовірність ліквідації в межах відповідного класу.)*

Результати табл. 7 демонструють чітку монотонну залежність між глибиною цінового шоку та зростанням очікуваної ймовірності ліквідації в ризикових класах. Для класу E навіть при помірному шоку -10% ймовірність ліквідації перевищує 0,55, що свідчить про високий рівень системної вразливості низькоякісних позицій. Поглиблення шоку до -30% призводить до додаткового зростання ризику в середніх класах (C–D), що може генерувати каскадний ефект ліквідацій.

Порівняння протоколів свідчить про близькі значення ризикових профілів, однак Compound демонструє дещо вищу експозицію у високоризиковому сегменті (клас E), що може бути пов'язано з особливостями механізму ліквідації та параметрів LTV. Отримані результати підтверджують проциклічний характер DeFi-ліквідацій та

підкреслюють необхідність адаптивного коригування коефіцієнтів застави в умовах підвищеної волатильності.

Оскільки інтегральний індекс ІС базується на гібридній схемі зважування, що поєднує експертний пріор та ентропійну корекцію, важливо перевірити чутливість результатів до вибору параметра λ , який визначає відносну вагу експертної компоненти. З метою оцінки робастності моделі проведено аналіз чутливості для альтернативних значень $\lambda \in \{0,5; 0,7; 0,9\}$. Порівняння здійснено за ключовими метриками дискримінаційної здатності – AUC та Accuracy. Результати наведено в табл. 8.

Таблиця 8

Результати аналізу чутливості інтегрального індексу ІС до параметра λ

λ	AUC	Accuracy
0.5	0.756	0.771
0.7	0.764	0.778
0.9	0.759	0.774

Джерело: розраховано автором на основі результатів симуляційного моделювання.

Як видно з табл. 8, варіація параметра λ у межах 0,5–0,9 не призводить до суттєвих змін показників AUC та Accuracy. Максимальне значення AUC (0,764) та Accuracy (0,778) спостерігається при $\lambda=0,7$, що підтверджує доцільність використання помірною домінування експертного пріору у структурі ваг. Незначна амплітуда змін метрик ($<0,01$) свідчить про робастність інтегральної моделі та її відносну нечутливість до параметризації зважування. Отримані результати підтверджують стабільність дискримінаційної здатності ІС та коректність вибору $\lambda=0,7$ як базового значення для подальших розрахунків.

Наукова новизна проявляється в тому, що у статті запропоновано формалізований індекс інтегральної кредитоспроможності ІС для DeFi-позичальників, який виходить за межі статичного LTV-критерію та враховує поведінкові маркери (управління боргом і заставою) і мережеві експозиції, характерні для композабельної архітектури протоколів. Новизна підходу також у тому, що індекс задано у прозорій доменній структурі та може бути безпосередньо транслюваний у протокольні ризик-параметри.

Практична значущість полягає в тому, що отримані результати можуть використовуватися для налаштування ризик-базованих правил DeFi-кредитування: диференційованих лімітів запозичення, динамічних вимог до забезпечення та тригерів раннього попередження, які реагують не лише на зміну ціни застави, а й на погіршення ліквідності/умов виконання ліквідації.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на калібрування ІС на реальних ончейн-панелях у різних ринкових режимах і на розширення моделі в напрямі PD/LGD-аналогів для портфельної оцінки DeFi-ризиків.

Висновки. У результаті дослідження обґрунтовано, що традиційний підхід до оцінки кредитоспроможності у DeFi, заснований переважно на показнику LTV, є недостатнім для повного врахування багатофакторної природи ліквідаційного ризику. Запропоновано інтегральний індекс кредитоспроможності (ІС), який поєднує позиційні, поведінкові, мережеві та ринкові детермінанти на основі ончейн-даних і реалізується через процедури нормалізації, гібридного зважування та агрегування індикаторів. Емпірична перевірка на симуляційній вибірці, узгодженій із параметрами

провідних DeFi-протоколів, підтвердила вищу дискримінаційну здатність ІС порівняно з базовими та розширеними моделями, що свідчить про доцільність використання інтегральних підходів у ризик-менеджменті. Отримані результати демонструють потенціал впровадження запропонованої моделі у смартконтрактну логіку для встановлення ризик-орієнтованих лімітів і систем раннього попередження, а також її значущість для подальших досліджень і розвитку аналітичних інструментів у сфері децентралізованих фінансів.

Список використаної літератури

1. Werner S. M., Perez D., Gudgeon L., Klages-Mundt A., Harz D., Knottenbelt W. J. SoK: Decentralized Finance (DeFi) // Proceedings of the 4th ACM Conference on Advances in Financial Technologies (AFT '22). 2022. DOI: <https://doi.org/10.1145/3558535.3559780>.
2. Gudgeon L., Werner S. M., Perez D., Knottenbelt W. J. DeFi protocols for loanable funds: interest rates, liquidity and market efficiency // Proceedings of the 2nd ACM Conference on Advances in Financial Technologies (AFT '20). 2020. DOI: <https://doi.org/10.1145/3419614.3423254>.
3. Qin K., Zhou L., Afonin D., Lazzaretti L., Gervais A. An empirical study of DeFi liquidations: incentives, risks, and instabilities // Proceedings of the 2021 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security (CCS '21). 2021. DOI: <https://doi.org/10.1145/3487552.3487811>.
4. Aspris A., Svec J. Locked in, levered up: risk, return, and ruin in DeFi lending // The British Accounting Review. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bar.2025.101691>.
5. Castillo León J., Lehar A. What data have told us about decentralized finance // Journal of Corporate Finance. 2025. Vol. 96. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2025.102916>.
6. Cong L. W., Li Y., Wang N. Token-based platform finance // Journal of Financial Economics. 2022. Vol. 144, No. 3. P. 972–991. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2021.10.002>.
7. Lyons R. K., Viswanath-Natraj G. What keeps stablecoins stable? // Journal of International Money and Finance. 2023. Vol. 131. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2022.102777>.
8. Allen F., Gu X., Jagtiani J. Fintech, cryptocurrencies, and CBDC: financial structural transformation in China // Journal of International Money and Finance. 2022. Vol. 124. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2022.102625>.
9. Harvey C. R., Rabetti D. International business and decentralized finance // Journal of International Business Studies. 2024. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41267-024-00705-7>.
10. Bhambhwani S. M., Huang A. H. Auditing decentralized finance // The British Accounting Review. 2024. Vol. 56, No. 2. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bar.2023.101270>.
11. Bourveau T., Duro M., Nower J., Sokolov K. Decentralized finance (DeFi) assurance: early evidence // Review of Accounting Studies. 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11142-024-09834-8>.
12. Palaiokrassas G., Scherrers S., Makri E. Machine learning in DeFi: credit risk assessment and liquidation prediction // IEEE International Conference on Blockchain and Cryptocurrency (ICBC). 2024. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICBC59979.2024.10634435>.
13. Kaur S., Singh S., Wats S. et al. Risk analysis in decentralized finance (DeFi): a fuzzy-AHP approach // Risk Management. 2023. Vol. 25, No. 2. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41283-023-00118-0>.

14. Weingärtner T., Fasser F., Costa P., Farkas W. Deciphering DeFi: a comprehensive analysis and visualization of risks in decentralized finance // *Journal of Risk and Financial Management*. 2023. Vol. 16, No. 10. P. 454. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm16100454>.
15. Altman E. I., Saunders A. Credit risk measurement: developments over the last 20 years // *Journal of Banking & Finance*. 1998. Vol. 21, No. 11–12. P. 1721–1742. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(97\)00036-8](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(97)00036-8).
16. Hand D. J., Henley W. E. Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review // *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*. 1997. Vol. 160, No. 3. P. 523–541. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-985X.1997.00078.x>.
17. Crook J., Edelman D., Thomas L. Recent developments in consumer credit risk assessment // *European Journal of Operational Research*. 2007. Vol. 183, No. 3. P. 1447–1465. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.100>.
18. Berg T., Burg V., Gombović A., Puri M. On the rise of fintechs: credit scoring using digital footprints // *Review of Financial Studies*. 2020. Vol. 33, No. 7. P. 2845–2897. DOI: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz099>.
19. Yang F., Qiao Y., Qi Y., Bo J., Wang X. BACS: blockchain and AutoML-based technology for efficient credit scoring classification // *Annals of Operations Research*. 2025. Vol. 345, No. 2. P. 703–723. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04531-8>.
20. Billio M., Getmansky M., Lo A. W., Pelizzon L. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors // *Journal of Financial Economics*. 2012. Vol. 104, No. 3. P. 535–559. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.12.010>.
21. Diebold F. X., Yilmaz K. Better to give than to receive: predictive directional measurement of volatility spillovers // *International Journal of Forecasting*. 2012. Vol. 28, No. 1. P. 57–66. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006>.
22. Brunnermeier M. K., Pedersen L. H. Market liquidity and funding liquidity // *Review of Financial Studies*. 2009. Vol. 22, No. 6. P. 2201–2238. DOI: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhn098>.
23. Anderson R. W., Bianchi S. W., Goldberg L. R. Liquidity risk and fire sales: evidence from the corporate bond market // *Review of Financial Studies*. 2021. Vol. 34, No. 5. P. 2320–2365. DOI: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa112>.
24. Rockafellar R. T., Uryasev S. Optimization of conditional value-at-risk // *Journal of Risk*. 2000. Vol. 2, No. 3. P. 21–41. DOI: <https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038>.
25. Rogge N. Composite indicators as generalized benefit-of-the-doubt weighted averages // *European Journal of Operational Research*. 2018. Vol. 267, No. 1. P. 381–392. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.048>.
26. Zhou P., Ang B. W., Poh K. L. A mathematical programming approach to constructing composite indicators // *Ecological Economics*. 2007. Vol. 62, No. 2. P. 291–297. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2007.01.010>.
27. Prorokowski Ł. Revised standardised approach for credit risk in practice // *Journal of Financial Regulation and Compliance*. 2018. Vol. 26, No. 1. P. 87–102. DOI: <https://doi.org/10.1108/JFRC-04-2016-0031>.
28. Shannon C. E. A mathematical theory of communication // *The Bell System Technical Journal*. 1948. Vol. 27, No. 3. P. 379–423. DOI: <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>.
29. Lin Y. H., Wang K., Chen H. et al. Blockchain-driven framework for financing credit evaluation: integrating FAHP–entropy weighting and set-pair analysis // *Journal of*

Enterprise Information Management. 2024. Vol. 37, No. 1. P. 201–230. DOI: <https://doi.org/10.1108/JEIM-01-2023-0032>.

30. Allen D. W. E., Berg C., Davidson S., Novak M., Potts J. Blockchain and the future of finance: a survey of economic mechanisms // Journal of Economic Surveys. 2020. Vol. 34, No. 4. P. 749–776. DOI: <https://doi.org/10.1111/joes.12378>.

Дата надходження статті: 27.02.2026

Дата прийняття статті: 12.03.2026

Дата публікації статті: 31.03.2026