Економіка

УДК 336.7:004.738.5:005.334

Лук'янчук Денис Юрійович
аспірант кафедри банківської справи та страхування
Київського національного економічного університету
імені Вадима Гетьмана
Lukianchuk Denys
PhD Candidate (Postgraduate Student) of the
Department of Banking and Insurance
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman
ORCID: 0000-0003-2876-7994

ІНТЕГРАЛЬНА ОЦІНКА КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ У ДЕЦЕНТРАЛІЗОВАНИХ ФІНАНСАХ НА ОСНОВІ ОНЧЕЙН-ДАНИХ: МОДЕЛЬ І ЕМПІРИЧНА ВАЛІДАЦІЯ
INTEGRAL ASSESSMENT OF BORROWER CREDITWORTHINESS IN DECENTRALIZED FINANCE BASED ON ON-CHAIN DATA: MODEL AND EMPIRICAL VALIDATION

Анотація. *Вступ. водночас Децентралізовані фінанси (DeFi) сформували сегмент забезпеченого кредитування, у якому ризик позиції традиційно контролюється через заставні метрики (LTV, health factor) та автоматичні ліквідації. Однак фактичний ліквідаційний ризик залежить також від виконуваності ліквідації (ринкова ліквідність, транзакційні витрати), поведінкової дисципліни позичальника та мережевих експозицій композабельної екосистеми.*

Мета. Розробити формалізовану інтегральну модель оцінки кредитоспроможності DeFi-позичальників на основі ончейн-даних та

емпірично перевірити її здатність дискримінувати ризик ліквідації порівняно з однофакторним підходом LTV.

Методи. Побудовано систему індикаторів за доменами ризику (застава, позиційний буфер, поведінка, мережеві експозиції, умови ліквідації) та сформовано композитний індекс Integral Creditworthiness (IC) із процедурою орієнтації й мін–макс нормалізації показників, ентропійним оцінюванням інформаційної вагомості та гібридним зважуванням. Дискримінаційну здатність оцінено за логіт-моделями та ROC/AUC на тестовій підвибірці (30%) у контрольованому дизайні mock simulation, каліброваному до параметрів Aave/Compound (n=600).

Результати. Інтегральний індекс IC демонструє вищу якість прогнозу ліквідаційного ризику порівняно з LTV-бенчмарком (AUC=0,764 проти 0,683; Accuracy=0,778 проти 0,756) та зберігає інтерпретованість завдяки доменній структурі. Сценарний аналіз шоків ціни застави $\Delta P \in \{-10\%; -20\%; -30\%\}$ підтверджує монотонне зростання прогнозної ймовірності ліквідації від класів ризику A до E та стійкість метрик до варіації параметра гібридного зважування $\lambda \in \{0,5; 0,7; 0,9\}$.

Перспективи. Подальші дослідження доцільно спрямувати на калібрування IC на реальних ончейн-панелях із розміткою ліквідацій у різних ринкових режимах, інтеграцію оракульного та MEV-ризику, а також розвиток параметризації PD/LGD-аналогів для DeFi-портфелів.

Ключові слова: *децентралізовані фінанси, кредитоспроможність, ліквідаційний ризик, ончейн-дані, інтегральний індекс, ROC/AUC, логіт-модель.*

Summary. *Introduction. Decentralized finance (DeFi) has created an on-chain segment of collateralized lending where risk is commonly managed via collateral heuristics (LTV, health factor) and automated liquidations. Yet*

realized liquidation risk also depends on liquidation execution (market liquidity and transaction costs), observable borrower behavior, and network exposures arising from composability.

Purpose. To develop a formalized integral on-chain creditworthiness model for DeFi borrowers and empirically test its ability to discriminate liquidation risk relative to the one-factor LTV benchmark.

Methods. We construct a domain-based indicator system (collateral quality, position buffer, behavioral discipline, network exposures, and liquidation conditions) and build an Integral Creditworthiness index (IC) using orientation and min–max normalization, entropy-based information weights, and hybrid weighting. Discriminatory power is evaluated via logit models and ROC/AUC on a 30% test split within a controlled mock-simulation design calibrated to Aave/Compound parameters (n=600).

Results. The IC index delivers superior out-of-sample liquidation discrimination compared with the LTV baseline (AUC=0.764 vs 0.683; Accuracy=0.778 vs 0.756) while preserving interpretability through a transparent domain structure. Scenario stress tests for collateral price shocks $\Delta P \in \{-10\%, -20\%, -30\%\}$ show a monotonic increase in predicted liquidation probability from risk classes A to E, and sensitivity analysis confirms metric stability for alternative hybrid-weighting parameters $\lambda \in \{0.5, 0.7, 0.9\}$.

Prospects. Future work should calibrate IC on real on-chain panels with labeled liquidations across market regimes, incorporate oracle and MEV risk drivers, and extend the framework toward PD/LGD-type parameterization for DeFi lending portfolios.

Key words: *decentralized finance, borrower creditworthiness, liquidation risk, on-chain data, composite index, logit model, ROC/AUC.*

Вступ. Подібна логіка є технічно ефективною, проте її достатність як універсального інструменту диференціації ризику викликає дискусію; водночас Ризик ліквідації в DeFi реалізується не лише через зміну ціни застави, а й через умови виконання самої ліквідації — глибину ринку, транзакційні витрати, конкуренцію ліквідаторів та швидкість оновлення оракульних котирувань. Крім того, композабельність протоколів формує мережеві експозиції між пулами ліквідності, деривативними токенами та мостами, що може посилювати ефект поширення шоків. У таких умовах одновимірна інтерпретація кредитного ризику через LTV не відображає повної структури вразливостей позиції.

Водночас ончейн-середовище надає унікальний масив спостережуваних поведінкових даних: частоту погашень, поповнення застави, історію ліквідацій, характер використання протоколів; водночас Ці характеристики, на відміну від традиційного банківського скорингу, є прозорими та машинно зчитуваними в реальному часі. Їх інтеграція у формалізовану систему оцінки дозволяє перейти від статичної заставної евристики до більш структурованої моделі кредитоспроможності, яка враховує позиційні, поведінкові, мережеві та ринкові компоненти ризику.

У цьому контексті постає завдання побудови інтегрального індикатора, який зберігає інтерпретованість і придатність до смартконтрактної імплементації, але водночас забезпечує вищу дискримінацію ліквідаційного ризику порівняно з базовою заставною логікою; водночас Саме таку конструкцію — Integral Creditworthiness Index (IC) — запропоновано в даному дослідженні.

Постановка проблеми. Активний розвиток децентралізованих фінансів трансформує механізми кредитування, переносячи функції оцінки ризику та управління забезпеченням у смартконтрактну інфраструктуру; водночас На відміну від традиційних фінансових установ, DeFi-протоколи покладаються переважно на алгоритмічні параметри, зокрема

співвідношення суми боргу до вартості застави. Такий підхід є технічно зручним, однак не враховує динаміку ринкової ліквідності, поведінкові особливості користувачів та мережеві зв'язки між протоколами.

В умовах волатильності криптоактивів ліквідаційні події формуються під впливом комплексу чинників, що виходять за межі статичної оцінки заставного покриття; водночас Це зумовлює необхідність пошуку більш комплексного інструментарію оцінювання кредитоспроможності, який дозволяє врахувати багатовимірну природу ризику.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження забезпеченого кредитування у DeFi сформувалися на перетині фінансової теорії та криптоекономіки й описують, по-перше, архітектуру протоколів позикових фондів, механізми відсоткових ставок і ринкову ефективність, а також уразливості композабельної екосистеми [1; 2]; водночас Окремі роботи акцентують, що кредитування у DeFi є високолевериджованим і проциклічним, а втрати реалізуються через каскадні ліквідації у стрес-режимах ринку [4].

Другий блок літератури присвячений безпосередньо ліквідаціям як ключовому каналу ризику: емпіричні дослідження фіксують значущість стимулів ліквідаторів, конкуренції за виконання транзакцій і ролі транзакційних витрат та ліквідності у фактичному «виконанні» ліквідацій [3]; водночас У практиці протоколів домінує евристика LTV/health factor, однак її дискримінаційні можливості є обмеженими, оскільки вона не враховує поведінкову дисципліну позичальника та мережевий контекст позиції [1; 4].

Третій напрям охоплює скоринг і автоматизацію кредитних рішень на альтернативних даних: у традиційних фінансах підкреслюється роль інформаційних проксі та поведінкових слідів як джерела прогностичного сигналу кредитного ризику [6; 7], тоді як у DeFi ці сигнали є публічно

спостережуваними в ончейні та можуть бути використані для моделювання ризику ліквідації, включно з підходами машинного навчання [5].

Водночас у наявних роботах бракує прозорої, протокольно сумісної конструкції, яка б одночасно: (i) поєднувала позиційні, поведінкові, мережеві та ринкові фактори; (ii) зберігала інтерпретованість, необхідну для смартконтрактного застосування; (iii) забезпечувала відтворювану емпіричну перевірку якості дискримінації (logit/ROC); водночас Запропонована в статті модель Integral Creditworthiness (IC) заповнює цю прогалину, спираючись на методологію побудови композитних індикаторів [8; 9] та інформаційну логіку ентропійного зважування [10].

Мета статті. 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 підходом, що спирається лише на LTV.

Методологія / Матеріали і методи. 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; водночас 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 межах цієї роботи враховано також ончейн-поведінку адреси та мережеві зв'язки, що формуються через композабельність протоколів; водночас Такий підхід дозволяє розглядати ризик не ізольовано, а в контексті структури експозицій.

Для формалізації вводиться п'ять доменів ризику D_k, k=1…5, кожен з яких описується набором індикаторів x_{k,j}: D1 — якість та диверсифікація застави; водночас Оцінюється через індекс концентрації (HHI), 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; водночас 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; водночас 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; водночас 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 та ліквідаційних фрикцій у DeFi-кредитуванні [3; 4]; водночас 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.

Виклад основного матеріалу. Математична модель інтегрального індексу ІС

Нехай $\mathcal{J}$={1,…,N} – множина спостережень (позицій/адрес), а $\mathcal{M}$={1,…,M} - множина індикаторів; водночас Для кожного i∈$\mathcal{J}$ та m∈$\mathcal{M}$ спостерігається первинний показник x_{i,m}∈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.

$$P_t = P_0 exp[(\mu - \sigma^2/2)t + \sigma W_t]$$

де P_t – ціна заставного активу, W_t – вінерівський процес, μ – дрейф, σ – (локальна) волатильність; водночас 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}·P_t та порогом ліквідації τ∈(0,1), визначеним параметрами Aave/Compound.

$$HF_{i,t} = (\tau C_{i,t})/B_{i,t} = (\tau q_{i,t} P_t)/B_{i,t}$$
$$HF_{i,t} \leq 1 \Leftrightarrow B_{i,t} \geq \tau C_{i,t}$$

Подія ліквідації визначається як перетин порогового стану з урахуванням операційних фрикцій ліквідації (ліквідність DEX, gas, конкуренція ліквідаторів). Формально вводиться індикатор ліквідації Liq_i∈{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; водночас Далі побудова інтегрального індексу IC здійснюється як процедура (i) орієнтації/нормалізації індикаторів, (ii) гібридного зважування, (iii) агрегування та (iv) класифікації ризику.

$s_m = +1, якщозростанняx_\{i,m\}підвищуєкредитоспроможність; s_m = -1, якщозростанняx_\{i,m\}підвищуєризик$

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

$$z_{i,m} = (x_{i,m} - a_m)/(b_m - a_m)$$
$$z_{i,m} = (b_m - x_{i,m})/(b_m - a_m)$$

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},…,z_{i,M})^⊤.

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

$$p_{i,m} = z_{i,m}/\Sigma_i z_{i,m}$$

Ентропія індикатора m та його інформаційна дивергенція визначаються як:

$$e_m = -k\Sigma_i p_{i,m} ln(p_{i,m}), k = 1/lnN$$

$$d_m = 1 - e_m$$

Ентропійні ваги w_m^H формуються нормуванням d_m:

$$w_m^H = d_m/\Sigma_m d_m$$

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

$$w_m = \lambda w_m^E + (1-\lambda)w_m^H, \lambda \in [0,1]$$

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

$$IC_i = \Sigma_m w_m z_{i,m}$$

5) Класифікація ризику. Нехай Θ=(θ_1,θ_2,θ_3,θ_4) – вектор порогів, 1≥θ_1>θ_2>θ_3>θ_4≥0. Ризиковий клас визначається як:

$$Class_i = A, якщо IC_i \geq \theta_1$$
$$Class_i = B, якщо \theta_2 \leq IC_i < \theta_1$$
$$Class_i = C, якщо \theta_3 \leq IC_i < \theta_2$$
$$Class_i = D, якщо \theta_4 \leq IC_i < \theta_3$$
$$Class_i = E, якщо IC_i < \theta_4$$

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

$$Pr(Liq_i = 1|IC_i, u_i) = \Lambda(\alpha + \beta IC_i + \gamma^T u_i)$$
$$\Lambda(x) = 1/(1 + e\hat{}(-x))$$

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

Дизайн емпіричної перевірки та побудова вибірки (mock simulation)

Емпірична перевірка моделі інтегральної оцінки кредитоспроможності здійснюється у форматі контрольованого simulation-дизайну; водночас 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%); водночас 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; водночас 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; водночас 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; водночас 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; водночас 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; водночас Додатково для мінімізації ризику структурної узгодженості оцінювання логіт-моделей здійснюється на відкладеній тестовій підвибірці (30%), що забезпечує out-of-sample перевірку дискримінаційної здатності індексу.

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

Таблиця 1

Описова статистика змінних (n=600)

Показник	Середнє	Стандартне відхілення	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 (глибина, USD)	1 630 043.610	1 548 886.285	107 408.035	15 471 126.748
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: розраховано автором. Авторська частка участі: власна розробка

Як видно з табл. 1, змінні характеризуються значною варіативністю, що є критично важливим для подальшої побудови інтегрального індексу; водночас 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; водночас 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.

Таблиця 2

Гібридні ваги індикаторів у складі IC

Індикатор	Вага
D1: диверсифікація застави (1−HHI)	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. Авторська частка участі: власна розробка

Найбільшу вагу в структурі ІС мають показники позиційного буфера (health factor) та якості застави, що відповідає економічній логіці ліквідаційного механізму; водночас 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; водночас Якість прогнозу оцінювалася на тестовій підвибірці (30%) із використанням ROC-аналізу та показника Accuracy. 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. Авторська частка участі: власна розробка

Індекс ІС демонструє найвищу дискримінаційну здатність (AUC = 0,764), перевищуючи як базову LTV-модель, так і розширені специфікації; водночас 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; водночас 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. Авторська частка участі: власна розробка

Коефіцієнт при LTV є статистично значущим і має очікуваний позитивний знак, що підтверджує зростання ризику ліквідації зі збільшенням боргового навантаження; водночас 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 IC. Результати наведено в табл. 5.

Таблиця 5

Логіт-оцінка моделі ліквідації на основі інтегрального індексу IC

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. Авторська частка участі: власна розробка

Коефіцієнт при IC є статистично значущим і має очікуваний від'ємний знак, що підтверджує зниження ризику ліквідації зі зростанням інтегральної кредитоспроможності; водночас 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.

Таблиця 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(DEX-ліквідність)	-0.565	0.142	-3.97	0.0001	0.568
ln(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. Авторська частка участі: власна розробка

Результати підтверджують статистичну значущість ринкових та мережевих детермінант ліквідації. Health factor має очікуваний від'ємний вплив, тоді як зростання волатильності застави суттєво підвищує ризик; водночас 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 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 IC забезпечує інтерпретованість та придатність до інтеграції у смартконтракти, що критично для DeFi-архітектури. Графічне порівняння дискримінаційної здатності базової LTV-моделі та інтегральної моделі IC 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.

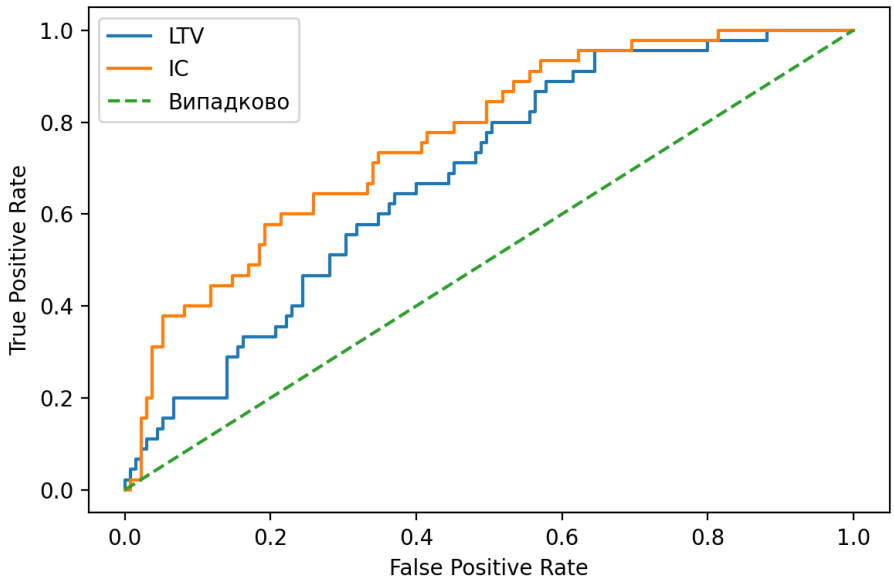


Рис. 1. ROC-криві для базової моделі (LTV) та моделі на основі IC

Джерело: розроблено автором. Авторська частка участі: власна розробка

Як видно з рис. 1, ROC-крива моделі на основі інтегрального індексу IC домінує над кривою базової LTV-специфікації практично на всьому діапазоні порогів; водночас Це означає, що для однакового рівня хибнопозитивних сигналів модель IC 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; водночас Таким чином, візуальний аналіз додатково підтверджує емпіричну перевагу інтегральної конструкції IC над одновимірною заставною логікою.

Сценарний аналіз та економічна інтерпретація результатів

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; водночас Для кожного сценарію обчислено оновлені значення IC та очікувану ймовірність ліквідації на основі логістичної

специфікації (5). Результати агреговано за протоколами та класами ризику A–E.

Ключова закономірність є монотонною: від класу A до E очікувана ймовірність ліквідації зростає у кілька разів, що підтверджує інтерпретованість шкали; водночас 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 IC більше «пояснює» ризиковість профілю позичальника/стратегії, ніж відмінності у параметрах протоколу за умов близьких порогів ліквідації.

Економічна інтерпретація оцінених ефектів узгоджується з DeFi-літературою про ліквідації: зростання волатильності підвищує ймовірність перетину порогів та ускладнює виконання ліквідації за рахунок швидких змін ціни, тоді як зростання DEX-ліквідності знижує ризик через менше проскальзування та стабільніший ліквідаційний механізм [3; 4]; водночас Мережеві експозиції (мости, LP-стратегії) підвищують ризик через структурні канали уразливостей композабельної екосистеми [1].

Порівняння з LTV-підходом (табл. 3–5) демонструє, що зведення ризику до одного показника є статистично та економічно обмеженим; водночас 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; водночас 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
ΔP=-10%	Aave	0.052	0.119	0.213	0.371	0.553
ΔP=-10%	Compound	0.054	0.119	0.224	0.359	0.563
ΔP=-20%	Aave	0.053	0.118	0.215	0.366	0.549
ΔP=-20%	Compound	0.053	0.119	0.225	0.354	0.555
ΔP=-30%	Aave	0.056	0.118	0.220	0.365	0.557
ΔP=-30%	Compound	0.052	0.115	0.223	0.357	0.561

Джерело: розраховано автором. Авторська частка участі: власна розробка

Результати табл. 7 демонструють чітку монотонну залежність між глибиною цінового шоку та зростанням очікуваної ймовірності ліквідації в ризикових класах; водночас 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; водночас 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; водночас 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. Авторська частка участі: власна розробка

Як видно з табл. 8, варіація параметра λ у межах 0,5–0,9 не призводить до суттєвих змін показників AUC та Accuracy; водночас Максимальне значення AUC (0,764) та Accuracy (0,778) спостерігається при λ=0,7, що підтверджує доцільність використання помірного 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 λ=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; водночас 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 IC на реальних ончейн-панелях у різних ринкових режимах і на розширення моделі в напрямі PD/LGD-аналогів для портфельної оцінки DeFi-ризику.

Висновки та перспективи подальших досліджень. Проведене дослідження підтверджує, що оцінювання кредитного ризику у протоколах децентралізованих фінансів потребує ширшого підходу, ніж використання єдиного показника співвідношення боргу до вартості застави; водночас Запропонований інтегральний індекс дозволяє поєднати позиційні, поведінкові та ринкові характеристики в межах узгодженої кількісної моделі.

Емпірична перевірка продемонструвала підвищення здатності моделі розмежовувати ліквідаційні та неліквідаційні позиції; водночас Включення показників ліквідності та волатильності посилює чутливість оцінки до змін ринкового середовища. Отримані результати свідчать про доцільність інтеграції композитного індикатора у систему параметрування кредитних лімітів.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на тестування моделі на історичних ончейн-вибірках та розширення набору поведінкових змінних.

Література

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. 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. 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. 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. Article 101691. https://doi.org/10.1016/j.bar.2025.101691

5. 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. https://doi.org/10.1109/ICBC59979.2024.10634435

6. Altman E. I., Saunders A. Credit risk measurement: developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance.* 1998. Vol. 21(11–12). P. 1721–1742. https://doi.org/10.1016/S0378-4266(97)00036-8

7. 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(7). P. 2845–2897. https://doi.org/10.1093/rfs/hhz099

8. Rogge N. Composite indicators as generalized benefit-of-the-doubt weighted averages. *European Journal of Operational Research*. 2018. Vol. 267(1). P. 381–392. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.048

9. Zhou P., Ang B. W., Poh K. L. A mathematical programming approach to constructing composite indicators. *Ecological Economics*. 2007. Vol. 62(2). P. 291–297. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2007.01.010

10. Shannon C. E. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*. 1948. Vol. 27(3). P. 379–423. https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x