

СИСТЕМА КРЕДИТНОГО СКОРІНГУ ДЛЯ ПОЗИК БАНКУ

Дарина Ханіна

e-mail: daryna.khanina@nure.ua

Ст. викл кафедри ПІ Гліб Терещенко

Харківський національний університет радіоелектроніки каф. ПІ
м. Харків, Україна

This paper describes a credit scoring system for retail loan applications in a bank. The system predicts each client's probability of default over the next 12 months and supports loan approval or rejection decisions as well as credit limit assignment. It is implemented with a Python backend and a FastAPI-based REST API, along with a React frontend. Historical loan data are ingested from CSV files, cleaned, and transformed for modeling. We train predictive models to estimate default risk. The model outputs a default probability and score, which are used by the business logic to recommend an approval, rejection, or manual-review decision. This automation improves the speed, consistency, and transparency of credit risk assessment.

Метою розробки є створення програмної системи кредитного скорінгу для роздрібних позик банку, яка підтримує повний цикл роботи з даними – від завантаження історичної інформації до інтеграції моделі у прикладний сервіс. Основна мета кредитного скорінгу полягає у визначенні ймовірності несплати боргу майбутнім позичальником. Завдання системи включають формування набору критеріїв оцінки платоспроможності, вибір оптимальної моделі скорінгу, оцінку її ефективності з погляду впливу на кредитний портфель, а також реалізацію бізнес-логіки, у межах якої скорінговий бал трансформується у зрозуміле для кредитного працівника рішення з коротким поясненням [1]. Такий підхід дозволяє систематизувати оцінку ризику, визначити порогові значення для рішень та забезпечити прозорість кредитної політики.

Архітектурно система доцільно будується як багатокомпонентний застосунок. Серверна частина реалізується мовою Python, що обумовлено наявністю розвиненої екосистеми бібліотек для обробки даних і машинного навчання. Сервісний рівень доцільно реалізувати на основі FastAPI, що дозволяє швидко організувати REST API для взаємодії моделі із зовнішніми клієнтами. Клієнтська частина може бути побудована на NodeJS з використанням React, що забезпечує зручний вебінтерфейс для введення заявок, перегляду результатів скорінгу та роботи з історією рішень. Для збереження заявок і результатів скорінгу використовується реляційна база даних.

У практиці кредитного скорінгу застосовуються різні підходи [2]. Базовим методом традиційно є логістична регресія, яка забезпечує інтерпретованість результатів і прийнятну базову точність оцінки. Разом із

тим для підвищення якості прогнозування використовуються дерева рішень та ансамблеві методи, зокрема Random Forest і градієнтний бустинг. Зокрема, моделі на кшталт LightGBM демонструють високу точність прогнозування дефолтів завдяки здатності моделювати складні взаємодії між ознаками. Додатково можуть застосовуватися комбіновані рішення, такі як стекінг, блендинг і гібридні моделі. Нейронні мережі також здатні виявляти нелінійні закономірності у великих масивах даних, хоча вони є менш прозорими для практичного банківського застосування. У традиційному банківському підході важливе місце займають скорові карти, де застосовуються бінінг ознак і розрахунок вагомостей для побудови шкали балів. Роль сучасних методів машинного навчання полягає у підвищенні точності та адаптивності моделей скорингу за збереження можливості їх практичного використання в кредитному процесі.

До скорингової моделі зазвичай включаються характеристики, що описують фінансовий стан і поведінку позичальника [3]. Насамперед це кредитна історія, яка охоплює раніше оформлені кредити, суми, строки, наявність прострочень та інші параметри минулої платіжної дисципліни. Не менш важливими є дохід і зайнятість, що відображають розмір офіційних доходів, наявність додаткових джерел коштів і стабільність працевлаштування. Також враховуються існуючі зобов'язання, зокрема поточні борги та загальне кредитне навантаження клієнта. До моделі можуть включатися демографічні фактори, такі як вік, освіта і сімейний стан, а також поведінкові та транзакційні ознаки – патерни витрат, динаміка залишків, платіжна дисципліна, нетрадиційні сигнали платоспроможності [4]. Банки також можуть використовувати поведінковий скоринг на основі аналізу динаміки рахунку та моделей користування банківськими продуктами.

Після підготовки даних система навчає модель прогнозування ймовірності дефолту, зберігає її у файл і формує короткий звіт із показниками якості. Для оцінки моделей доцільно використовувати ROC AUC, коефіцієнт Джині, KS-статистику, а також додаткові метрики, такі як Ассигасу, чутливість, специфічність і F1-score. Особливу увагу слід приділяти не лише розділенню надійних і ризикових клієнтів, а й коректному калібруванню оціненої ймовірності дефолту. Після навчання модель інтегрується у серверний скоринговий сервіс. REST API приймає дані кредитної заявки, виконує необхідні перетворення ознак, обчислює ймовірність дефолту, формує скоринговий бал і повертає структуроване рішення. У межах серверної логіки задаються налаштовувані пороги, за якими система визначає, чи слід видати кредит, відхилити заявку або спрямувати її на ручний перегляд. На основі скорингового балу може бути також розрахований рекомендований кредитний ліміт.

Важливою складовою системи є база даних, у якій зберігаються параметри заявок і результати скорингу. Це спрощує аудит рішень, аналіз історії обробки заявок і подальше вдосконалення моделі. Додатково система повинна підтримувати логування запитів і основних помилок, що підвищує її надійність в експлуатації. Фронтенд-застосунок забезпечує зручну взаємодію кредитного працівника із системою через вебінтерфейс, у якому користувач вводить дані нової заявки, проходить клієнтську валідацію полів, надсилає запит на сервер і отримує результат скорингу у зрозумілому вигляді. Окремими елементами інтерфейсу можуть бути таблиця історії заявок та сторінка з основними метриками якості моделі.

Попри значні переваги, моделі скорингу мають певні ризики й обмеження. Нерепрезентативні або застарілі дані можуть призводити до зміщених прогнозів і дискримінаційних наслідків. Використання скорингу має відповідати вимогам НБУ щодо управління кредитним ризиком і внутрішній політиці банку. Також необхідно забезпечувати захист персональних даних клієнтів і не допускати розголошення конфіденційної інформації. Важливим залишається і питання інтерпретованості, оскільки складні моделі можуть бути менш зрозумілими для кредитних комітетів, ніж класичні підходи.

Список використаних джерел:

1. Ощадбанк. Що таке скоринг і як банки оцінюють вашу кредитоспроможність [Електронний ресурс] // Офіц. сайт АТ «Ощадбанк», 15.12.2025. – URL: <https://www.oschadbank.ua/...> (дата звернення 20.03.2026).
2. Халімончук Р.А., Гуськова В.Г. Інформаційна система для оцінювання кредитних ризиків на основі ансамблевих моделей // Нац. техн. ун-т України, КПІ, 2022. – 7 с – URL: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/77847> (дата звернення 20.03.2026).
3. Семененко Ю.С. Технології машинного навчання у кредитному скорингу // *Наук. перспективи*, 2024, №4(46). – С. 781–794. – DOI: [https://doi.org/10.52058/2708-7530-2024-4\(46\)-781-794](https://doi.org/10.52058/2708-7530-2024-4(46)-781-794)
4. Клебан Ю.В. Дослідження способів трансформації даних в контексті підвищення ефективності моделей кредитного скорингу // *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*, 2019, №8(5). – С. 94–103. – URL: <https://nfmte.kneu.ua/archive/2019/8.05> (дата звернення 20.03.2026).
5. Kyrychenko I., Tereshchenko G., Storage of Big Data in Intelligent Systems: monograph 2026 URL: <https://publish.nure.ua/catalog/book/1187> (дата звернення: 22.03.2026).