

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.37>

УДК 004.94:519.216

Модель життєвого циклу та метод динамічного прогнозування платіжних зобов'язань цифрових сервісних платформ

Руденко Олександр Володимирович

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-2944-4040>; alexo.rudenko@gmail.com

Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

У статті розв'язано науково-прикладне завдання моделювання та динамічного прогнозування життєвого циклу платіжних зобов'язань клієнтів цифрових сервісних платформ. Актуальність дослідження зумовлена тим, що прогнозування лише кінцевого статусу «оплачено» або «не оплачено» не відображає послідовності проміжних станів, тривалості перебування в них і зміни ймовірності оплати після нових подій. Метою дослідження було розроблення багатостанової моделі життєвого циклу платіжного зобов'язання та методу формування його динамічного прогнозного профілю. Платіжне зобов'язання було подано як процес переходів між станами виникнення, первинної обробки, повторних звернень, оплати та завершення внутрішнього циклу без отримання оплати. У моделі було враховано характеристики зобов'язання, історію спостережуваних подій, тривалість поточного стану, положення відносно строку оплати, допустимі переходи та їхні умовні інтенсивності. Запропонований метод забезпечив формування прогнозного профілю, що містить ймовірності наступних переходів, ймовірності оплати на заданих часових горизонтах, оцінку часу до оплати та ймовірність завершення циклу без оплати. Передбачено оновлення профілю після надходження нової події або зміни часових характеристик. Для незавершених спостережень було застосовано правостороннє цензурування, завдяки чому відсутність оплати наприкінці періоду не ототожнювалася із завершенням циклу без оплати. Наукова новизна полягає у поєднанні подієвого представлення життєвого циклу з регулярним оновленням індивідуальних прогнозів. Експериментальне дослідження проведено на даних цифрової платформи, які містили дев'ятнадцять тисяч тридцять три події та дали змогу відновити п'ятнадцять тисяч вісімсот дев'ятнадцять платіжних зобов'язань. Установлено, що частка оплачених зобов'язань становила дев'ятнадцять цілих та вісім десятих відсотка, а ймовірність оплати залежала від типу зобов'язання, поточного стану та моменту формування прогнозу. Отримані результати підтвердили доцільність переходу від статичної класифікації кінцевого статусу до динамічного багатостанового прогнозування. Практичне значення результатів полягає у створенні інформаційної основи для подальшого адаптивного вибору стратегій обробки платіжних зобов'язань.

Ключові слова: багатостанові моделі, стохастичні процеси, аналіз часу до події, умовні інтенсивності переходів, конкуруючі ризики, прогнозний профіль, динамічне прогнозування.

Для цитування: Руденко О. В. «Модель життєвого циклу та метод динамічного прогнозування платіжних зобов'язань цифрових сервісних платформ». *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 1 (3): 482–492. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.37>

Актуальність. Цифрові технології стали одним із визначальних чинників трансформації сфери послуг, унаслідок чого значна частина взаємодії між постачальником і клієнтом перемістилася в цифрове середовище [1]. Важливим інструментом такої взаємодії стали цифрові сервісні платформи, які об'єднують оформлення замовлення, надання послуги та проведення розрахунків. Водночас надання послуги й остаточний розрахунок за неї не завжди відбуваються одночасно: окремі нарахування можуть виникати пізніше, а спроба автоматичного списання коштів може виявитися безрезультатною. За таких умов виникає платіжне зобов'язання – зафіксована вимога щодо сплати клієнтом конкретної суми відповідно до встановлених умов. Отже, одиницею аналізу є конкретне платіжне зобов'язання, а не клієнт загалом.

Від моменту виникнення до оплати або завершення внутрішнього циклу обробки платіжне зобов'язання розвивається у часі. У процесі його обробки можуть змінюватися поточний стан, тривалість перебування в ньому та положення відносно встановленого строку оплати. Подальший розвиток зобов'язання залежить не лише від його початкових характеристик, але й від послідовності попередніх подій і часу, що минув після їх настання. Тому кінцевий результат не відображає повною мірою траєкторію, яку пройшло зобов'язання. Одним із поширених підходів до прогнозування результату обробки платіжного зобов'язання є визначення його статусу як одного з двох класів, наприклад «оплачено» або «прострочено» [2].

Такий підхід дає змогу оцінити ймовірність певного результату, проте не відображає часової структури процесу. Він не визначає, протягом якого періоду може бути здійснена

оплата, як змінюється її ймовірність залежно від поточного стану та як нова зафіксована подія впливає на подальший розвиток зобов'язання. Внаслідок цього зобов'язання з різними поточними станами та попередніми траєкторіями можуть бути віднесені до одного кінцевого класу, хоча ймовірності їх подальших переходів і час до оплати можуть істотно відрізнятись.

Адекватне відображення такого процесу потребує врахування спостережуваних станів платіжного зобов'язання, можливих переходів між ними та часових характеристик перебування в кожному стані. Прогноз подальшого розвитку має формуватися відносно поточного стану зобов'язання та уточнюватися після настання нової події. Це зумовлює необхідність переходу від одноразового прогнозування кінцевого статусу до динамічного прогнозування розвитку платіжного зобов'язання у часі.

Отже, актуальним науково-прикладним завданням є розроблення багатостанової моделі життєвого циклу платіжного зобов'язання та методу формування його динамічного прогнозного профілю. Розв'язання цього завдання має забезпечити формування актуального прогнозного подання платіжного зобов'язання з урахуванням його поточного стану, попередньої траєкторії та часових характеристик процесу і створити основу для подальшого адаптивного формування стратегій обробки платіжних зобов'язань клієнтів цифрових сервісних платформ.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Одним із поширених підходів до прогнозування оплати є бінарна класифікація кінцевого статусу платіжного зобов'язання. У статті [3] для прогнозування статусу платіжного запиту на платформі онлайн-оренди автомобілів застосовано логістичну регресію, наївний байєсівський класифікатор, метод опорних векторів, м'яке голосування та стекінг. Побудовані моделі визначали належність платежу до класу «оплачено» або «прострочено», але не враховували подальшу зміну його стану та час настання оплати. У роботі [4] прогнозування оплати рахунків здійснювалося на основі історії платежів і зафіксованих взаємодій із клієнтами. У цій постановці прогноз також формувався відносно заданого кінцевого результату без явного подання проміжних станів рахунку. Отже, класифікаційні моделі дають змогу оцінювати кінцевий статус, але не описують часову траєкторію окремого платіжного зобов'язання.

Для врахування часу до оплати застосовуються методи аналізу часу до події. У статті [5] запропоновано поєднання машинного навчання й аналізу виживаності для прогнозування часу оплати рахунків та формування ознак на основі попередньої платіжної поведінки. У дослідженні [6] використано дискретну модель часу до події, яка оцінює розподіл часу до оплати окремого рахунку та враховує характеристики клієнта і конкретної транзакції. Перевагою таких методів є можливість оцінювання ймовірності оплати на різних часових горизонтах і врахування спостережень, для яких подія ще не настала. Водночас у зазначених роботах основною подією є оплата, а проміжні стани процесу обробки платіжного зобов'язання не формалізуються.

Теоретичну основу для опису процесів із кількома проміжними та кінцевими станами утворюють багатостанові моделі й моделі конкуруючих ризиків. У роботі [7] систематизовано методи оцінювання інтенсивностей і ймовірностей переходів, ймовірностей перебування у станах та накопичених ймовірностей різних результатів. У дослідженні [8] розглянуто параметричні, напівпараметричні й непараметричні підходи до аналізу багатостанових процесів і прогнозування переходів між станами. Зазначені методи створюють математичну основу для моделювання життєвого циклу платіжного зобов'язання, однак конкретний простір станів, правила відновлення траєкторій і склад прогнозованих показників мають визначатися з урахуванням особливостей предметної області та структури доступних даних.

Багатостанові підходи застосовуються також для моделювання виконання кредитних зобов'язань. У роботі [9] за допомогою матриць Марківських переходів розглянуто переходи між станами без прострочення, прострочення та погашення. У статті [10] застосовано неоднорідний Марківський ланцюг та інтенсивності переходів для моделювання руху кредитних рахунків між станами без прострочення, різними рівнями прострочення і

дефолтом. У дослідженні [11] таке подання розширено до декількох проміжних і кінцевих результатів іпотечного кредиту. Ці роботи підтверджують доцільність багатостанового представлення платіжних процесів, але орієнтовані переважно на кредитні рахунки з регулярними періодами спостереження. На цифрових сервісних платформах окремі платіжні зобов'язання можуть виникати асинхронно, мати різні строки та розвиватися відповідно до послідовності зафіксованих платформою подій.

Окремий напрям становлять методи динамічного прогнозування, у яких оцінка оновлюється протягом періоду спостереження. У роботі [12] запропоновано підхід, що передбачає повторне формування прогнозу для об'єктів, які залишаються під спостереженням у визначений момент часу. Це дає змогу враховувати нову інформацію та зміну значень часових ознак. Проте без явного подання станів таке оновлення не дає змоги одночасно оцінювати ймовірності переходів між етапами життєвого циклу, час до оплати та ризик нерезультативного завершення.

Отже, розглянуті дослідження окремо вирішують задачі бінарного прогнозування статусу, оцінювання часу до оплати, моделювання переходів і динамічного оновлення прогнозу. Водночас недостатньо опрацьованим залишається цілісне подання платіжного зобов'язання клієнта цифрової сервісної платформи, яке поєднує відновлення його спостережуваного життєвого циклу з оцінюванням ймовірностей оплати на заданих часових горизонтах, ймовірностей наступних переходів, прогнозного часу до оплати, ризику нерезультативного завершення та невизначеності отриманих оцінок з подальшим їх оновленням після надходження нової події або зміни стану. Це визначає напрям цього дослідження.

Метою дослідження є розроблення багатостанової моделі життєвого циклу платіжного зобов'язання та методу формування його динамічного прогнозного профілю. Для досягнення мети необхідно формалізувати стани, події та переходи життєвого циклу, визначити склад і процедуру оновлення прогнозного профілю та експериментально перевірити запропоновані рішення на реальних даних цифрової сервісної платформи.

Багатостанова модель життєвого циклу платіжного зобов'язання. Для відображення внутрішньої обробки окремого платіжного зобов'язання було запропоновано багатостанову модель життєвого циклу:

$$M = (S, E, R, T, X, A, F), \quad (1)$$

де S – множина станів платіжного зобов'язання; E – множина типів подій; R – множина допустимих переходів; T – множина часових умов; X – простір характеристик зобов'язання; A – множина умовних інтенсивностей переходів; F – множина кінцевих результатів внутрішнього циклу.

Загальне багатостанове подання ґрунтується на описі досліджуваного процесу через скінченну множину станів, допустимі переходи та відповідні інтенсивності переходів [13]. Простір станів було подано у вигляді:

$$S = \{s_0, s_1, s_{2,1}, \dots, s_{2,K}, s_P, s_N\}, \quad (2)$$

де s_0 відповідає сформованому та зареєстрованому платіжному зобов'язанню; s_1 – етапу первинної внутрішньої обробки; $s_{2,k}$ – k -му етапу повторної обробки, $k = 1, \dots, K$; s_P – оплати; s_N – завершенню внутрішнього циклу без отримання оплати. Множину кінцевих результатів було визначено як:

$$F = \{s_P, s_N\}. \quad (3)$$

Стани s_P і s_N було прийнято поглинальними, оскільки після їх досягнення подальші переходи в межах досліджуваного внутрішнього циклу не передбачаються.

Множину допустимих переходів $R \subseteq S \times S$ було сформовано відповідно до послідовності внутрішньої обробки:

$$s_0 \rightarrow \{s_1, s_P, s_N\}, \quad (4)$$

$$s_1 \rightarrow \{s_{2,1}, s_P, s_N\}, \quad (5)$$

$$s_{2,k} \rightarrow \{s_{2,k+1}, s_P, s_N\}, \quad k = 1, \dots, K - 1, \quad (6)$$

$$s_{2,K} \rightarrow \{s_P, s_N\}. \quad (7)$$

Переходи, які не належать множині R , було визнано структурно недопустимими. Це виключає повернення з поглинальних станів до активної обробки, зменшення номера повторного етапу та інші переходи, що суперечать предметній логіці процесу.

Для індивідуалізації подальшого розвитку було введено інформаційний стан платіжного зобов'язання:

$$I_i(t) = (x_i, s_i(t), H_i(t), d_i(t), \delta_i(t)), \quad (8)$$

де $x_i \in X$ – характеристики зобов'язання, доступні в момент формування прогнозу; $s_i(t)$ – поточний стан; $H_i(t)$ – історія подій, що настали не пізніше моменту t ; $d_i(t)$ – тривалість перебування у поточному стані; $\delta_i(t)$ – положення відносно встановленого строку оплати.

Часові характеристики було визначено як:

$$d_i(t) = t - t_i^{in}, \quad (9)$$

$$\delta_i(t) = t - t_i^{due}, \quad (10)$$

де t_i^{in} – момент входження до поточного стану; t_i^{due} – встановлений строк оплати. Інформаційний стан містить лише відомості, доступні на момент t , що унеможливорює використання майбутніх подій під час формування прогнозу.

Імовірнісну динаміку життєвого циклу було задано за допомогою умовних інтенсивностей переходів.

Для допустимого переходу зі стану s_r до стану s_j інтенсивність було визначено як:

$$\lambda_{i,rj}(u|x_i, H_i(t), \delta_i(t)) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0+} \frac{1}{\Delta t} \times \Pr(s_i(t + \Delta t) = s_j | s_i(t) = s_r, d_i(t) = u, x_i, H_i(t), \delta_i(t)). \quad (11)$$

де $u = d_i(t)$.

У неперервно-часових багатостанових моделях інтенсивності переходів можуть залежати від індивідуальних характеристик об'єкта та змінних, значення яких змінюються у часі [14].

Для структурно недопустимих переходів було встановлено:

$$(s_r, s_j) \notin R \Rightarrow \lambda_{i,rj}(t) = 0. \quad (12)$$

Таким чином, інтенсивність переходу залежить не лише від поточного стану, а й від характеристик зобов'язання, попередньої історії, тривалості перебування у стані та положення відносно строку оплати. Це надає моделі властивостей напівмарковського процесу та дає змогу розрізняти зобов'язання, які перебувають в одному стані, але мають різні попередні траєкторії.

Для заданого часового горизонту h умовну ймовірність перебування у стані s_j було визначено як:

$$p_{i,rj}(t, h) = \Pr(s_i(t + h) = s_j | s_i(t) = s_r, I_i(t)). \quad (13)$$

Отримані значення утворюють індивідуальну матрицю перехідних імовірностей:

$$P_i(t, h) = [p_{i,rj}(t, h)]_{|S| \times |S|}. \quad (14)$$

Якщо $\pi_i(t)$ є вектором імовірностей перебування зобов'язання у станах у момент t , прогнозний розподіл було визначено за виразом:

$$\pi_i(t + h) = \pi_i(t)P_i(t, h). \quad (15)$$

Наявність двох поглинальних станів дала змогу розглядати оплату та завершення без оплати як конкуруючі результати, одночасно відокремивши від них продовження активного циклу:

$$P_i^{pay}(t, h) + P_i^N(t, h) + P_i^A(t, h) = 1. \quad (16)$$

Зобов'язання, для яких до завершення періоду спостереження не було зафіксовано переходу до s_P або s_N , було враховано як цензуровані справа. Завершення спостереження не розглядалося як окремий кінцевий стан і не прирівнювалося до завершення внутрішнього циклу без оплати.

Таким чином, наукова новизна запропонованої моделі полягає у багатостановому поданні життєвого циклу окремого платіжного зобов'язання, яке поєднує подієву історію, послідовність первинної та повторної обробки, часові характеристики, структурні обмеження переходів і конкуруючі кінцеві результати. На відміну від бінарного прогнозування кінцевого статусу, модель забезпечує визначення поточного положення зобов'язання та імовірнісного розподілу можливих станів його подальшого розвитку на заданому часовому горизонті.

Метод формування та оновлення динамічного прогнозного профілю платіжного зобов'язання. Для перетворення результатів багатостанового моделювання на компактне подання, придатне для подальшого формування стратегії взаємодії, було запропоновано метод формування та оновлення динамічного прогнозного профілю платіжного зобов'язання . Метод було подано як відображення:

$$G: (x_i, H_i(t), M, \hat{\Lambda}, D) \rightarrow \Pi_i(t), \quad (17)$$

де x_i – характеристики зобов'язання; $H_i(t)$ – історія подій, доступна на момент t ; M – багатостанова модель життєвого циклу; $\hat{\Lambda}$ – оцінена множина умовних інтенсивностей переходів; D – множина прогнозних горизонтів; $\Pi_i(t)$ – динамічний прогнозний профіль зобов'язання.

Множину прогнозних горизонтів було визначено як:

$$D = \{h_1, h_2, \dots, h_L\}, \quad 0 < h_1 < h_2 < \dots < h_L. \quad (18)$$

Використання декількох горизонтів дає змогу одночасно характеризувати найближчий розвиток зобов'язання, перебіг активної внутрішньої обробки та можливі кінцеві результати.

Динамічний прогнозний профіль i -го платіжного зобов'язання у момент t було подано у вигляді:

$$\Pi_i(t) = (s_i(t), H_i(t), w_i(t), p_i^{next}(t), p_i^{pay}(t), T_i^{pay}(t), p_i^N(t), u_i(t)), \quad (19)$$

де $s_i(t)$ – поточний стан; $H_i(t)$ – доступна історія подій; $w_i(t)$ – вектор часових характеристик; $p_i^{next}(t)$ – прогнози наступних переходів; $p_i^{pay}(t)$ – вектор імовірностей оплати; $T_i^{pay}(t)$ – прогнозний залишковий час до оплати; $p_i^N(t)$ – вектор імовірностей завершення внутрішнього циклу без оплати; $u_i(t)$ – компонент невизначеності.

Вектор часових характеристик було визначено як:

$$w_i(t) = (d_i(t), \delta_i(t), g_i(t), n_i(t)), \quad (20)$$

де $d_i(t)$ – тривалість перебування у поточному стані; $\delta_i(t)$ – положення відносно строку оплати; $g_i(t)$ – час після останньої зафіксованої події; $n_i(t)$ – кількість підтверджених звернень, що настали не пізніше моменту t .

На першому етапі методу з повної послідовності подій було сформовано актуальну історію $H_i(t)$, після чого поточний стан було відновлено шляхом послідовного застосування функції переходу:

$$s_i(t) = f_s^*(s_0, H_i(t)). \quad (21)$$

На основі отриманого стану, доступної історії та часових характеристик було сформовано інформаційний стан (див. формула 8).

Для кожного допустимого переходу $(s_r, s_j) \in R$ було обчислено індивідуальну оцінку інтенсивності:

$$\hat{\lambda}_{i,rj}(t) = f_{rj}(I_i(t); \hat{\Lambda}). \quad (22)$$

На її основі для кожного горизонту $h_l \in D$ було сформовано матрицю перехідних імовірностей:

$$P_i(t, h_l) = f_p(I_i(t), \hat{\Lambda}, h_l), \quad h_l \in D. \quad (23)$$

З отриманих матриць було сформовано вектори імовірностей оплати та завершення внутрішнього циклу без оплати:

$$p_i^{pay}(t) = [P_i^{pay}(t, h_1), \dots, P_i^{pay}(t, h_L)], \quad (24)$$

$$p_i^N(t) = [P_i^N(t, h_1), \dots, P_i^N(t, h_L)]. \quad (25)$$

Для кожного горизонту імовірність продовження активного циклу було визначено як:

$$P_i^A(t, h_l) = 1 - P_i^{pay}(t, h_l) - P_i^N(t, h_l). \quad (26)$$

Окремо було сформовано $p_i^{next}(t)$, який характеризує напрями першого наступного переходу. На відміну від матриці $P_i(t, h_l)$, цей компонент не враховує подальші зміни станів у межах того самого горизонту, а описує лише найближчий розвиток зобов'язання.

Імовірності кінцевих результатів було доповнено прогнозним залишковим часом до оплати. Його було визначено як умовну медіану часу до входження у стан s_P :

$$T_i^{pay}(t) = \inf\{u \geq 0; F_i^{pay}(u|t) \geq 0,5\}. \quad (27)$$

Таким чином було розмежовано ймовірність оплати та очікуваний час її настання за умови, що оплата стане кінцевим результатом. Отримані оцінки було доповнено компонентом $u_i(t)$, який містить інтервали для прогнозних імовірностей, межі надійності часу до оплати та характеристики невизначеності прогнозного розподілу станів.

Оновлення профілю було реалізовано за подієвим і часовим тригерами.

Після надходження нової підтвердженої події $e_{i,k+1}$ історія оновлюється за правилом:

$$H_i(t_{k+1}) = H_i(t_k) \cup \{e_{i,k+1}\}, \quad (28)$$

після чого формується новий профіль:

$$\Pi_i(t_{k+1}) = G(x_i, H_i(t_{k+1}), M, \hat{\Lambda}, D). \quad (29)$$

Часове оновлення виконується без надходження нової події. У цьому випадку історія залишається незмінною, однак змінюються часові характеристики:

$$H_i(t + q) = H_i(t), \quad w_i(t + q) \neq w_i(t), \quad (30)$$

що зумовлює повторне формування профілю для моменту $t + q$.

Оновлення прогнозних оцінок для об'єктів, які залишаються під спостереженням, відповідає принципу динамічного прогнозування за контрольними часовими точками для процесів із конкуруючими кінцевими подіями [15].

Таким чином, наукова новизна запропонованого методу полягає у формуванні єдиного динамічного прогнозного профілю, який поєднує поточний стан і подієву історію платіжного зобов'язання, прогнози наступних переходів, імовірності конкуруючих кінцевих результатів на декількох часових горизонтах, залишковий час до оплати та характеристики невизначеності. На відміну від одноразового прогнозування, метод забезпечує узгоджене оновлення всіх компонентів профілю як після надходження нової події, так і внаслідок зміни часових характеристик за відсутності нових подій.

Експериментальне дослідження. Для перевірки можливості практичного застосування запропонованої багатостанової моделі та методу формування динамічного прогнозного профілю було використано знеособлений журнал платіжних запитів цифрової платформи оренди автомобілів (використані дані становлять комерційну таємницю та не доступні для відкритого доступу). Дані охоплювали платіжні запити, сформовані з 1 до 28 березня 2024 року; спостереження за їх результатами тривало до 16 квітня 2024 року.

Початкова вибірка містила 19033 записи, кожний з яких відповідав окремому платіжному запиту або повторному зверненню (Табл. 1). Оскільки окремий ідентифікатор платіжного зобов'язання в журналі був відсутній, записи було об'єднано за композиційним ключем, до якого включено ідентифікатор клієнта, суму, валюту, підрозділ, вид нарахування та часові межі замовлення. У результаті було відновлено 15819 платіжних зобов'язань.

Таблиця 1. Характеристика експериментальної вибірки

Показник	Значення
Записи платіжних запитів після вилучення дублікатів	19033
Відновлені платіжні зобов'язання	15819
Зобов'язання із зафіксованою оплатою	3134
Зобов'язання без оплати до завершення спостереження	12685
Частка зобов'язань із зафіксованою оплатою	19,8 %
Медіанна кількість запитів на одне зобов'язання	1
Медіанний час до оплати серед оплачених зобов'язань	1,33 доби

Джерело: розроблено автором

Подію оплати було визначено за наявністю часової мітки *paid_at*. Зобов'язання, для яких до завершення доступного періоду не було зафіксовано оплату, розглядалися як цензуровані справа. Вони не переводилися автоматично до стану S_N , оскільки журнал не містив окремої підтвердженої події завершення внутрішнього циклу без оплати.

Для кожного зобов'язання початком спостереження було прийнято момент першого зафіксованого платіжного запиту. У межах компактної апробації компоненти прогнозного профілю оцінювалися непараметрично. Для горизонтів діб було визначено емпіричні значення ймовірності оплати, а для оплачених зобов'язань – медіанний залишковий час до оплати. Компоненти прогнозного профілю за видами платіжних зобов'язань наведені в Таблиці 2.

Таблиця 2. Компоненти прогнозного профілю за видами платіжних зобов'язань

Вид зобов'язання	N	$P_{pay}(1)$	$P_{pay}(3)$	$P_{pay}(7)$	$P_{pay}(14)$	Медіана, діб
DAMAGE	4697	4,9 %	6,8 %	9,7 %	13,4 %	3,90
RENT	2764	12,0 %	15,9 %	19,8 %	24,7 %	1,21
TRAFFIC_OFFENCES	8358	8,5 %	14,2 %	16,8 %	19,9 %	1,23
Всього	15819	8,0 %	12,3 %	15,2 %	18,8 %	1,33

Джерело: розроблено автором

Отримані результати підтвердили доцільність векторного подання ймовірності оплати. Зокрема, для зобов'язань типу RENT імовірність оплати збільшилася з 12,0 % на одинденному горизонті до 24,7 % на горизонті 14 діб. Для DAMAGE відповідні значення становили 4,9 % і 13,4 %, а медіанний час до оплати був приблизно утричі більшим, ніж для інших видів зобов'язань. Отже, одна кінцева ознака «оплачено – не оплачено» не відображає відмінностей у швидкості та часовій структурі розвитку зобов'язань. Графік залежності накопиченої ймовірності оплати від часу та виду зобов'язання наведений на Рис. 1.

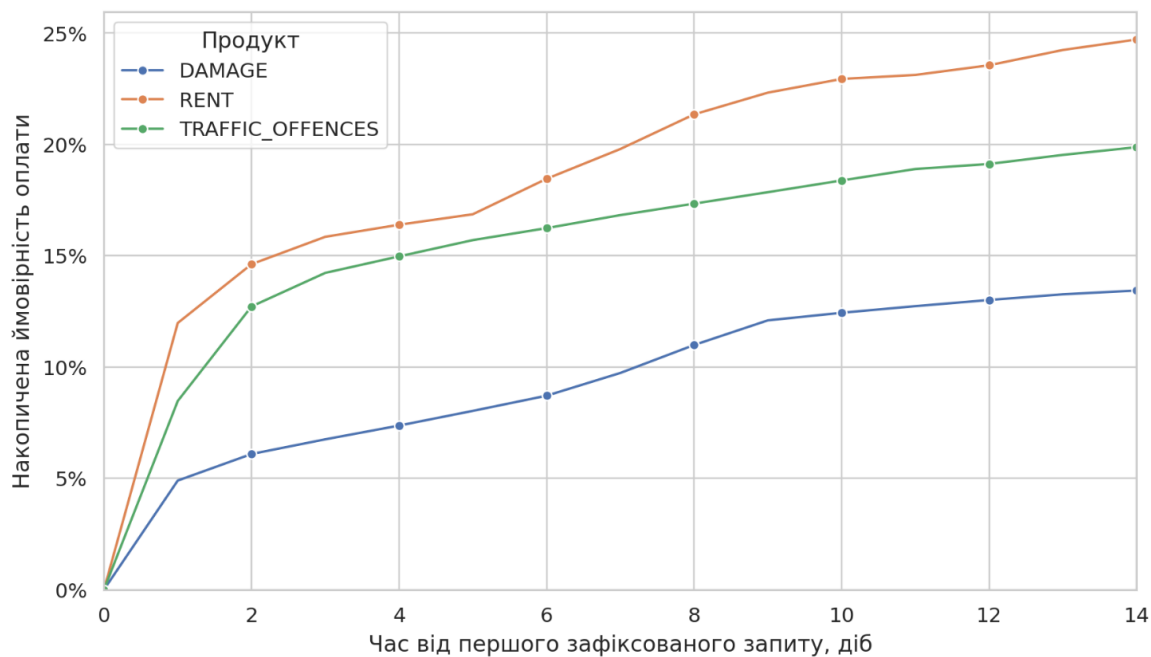


Рис. 1. Залежність накопиченої ймовірності оплати від часу та виду платіжного зобов'язання

Джерело: складено авторами

Для перевірки динамічного оновлення профілю було розглянуто активні зобов'язання через 3, 7 і 10 діб після першого запиту. Стан відповідав первинній обробці за наявності одного зафіксованого запиту, а стан – повторній обробці за наявності щонайменше двох запитів. Для кожного моменту оцінювалася ймовірність оплати протягом наступних семи діб. Поділ результатів за часовими горизонтами дає змогу порівнювати не лише факт оплати, але й очікуваний інтервал її надходження, що застосовується в емпіричних дослідженнях прогнозування оплати рахунків [16].

Для стану отримана ймовірність зменшилася з 5,8 % у момент до 4,1% у момент та 2,7 % у момент . Для стану відповідні значення становили 8,2 %, 6,1 % і 4,7 %. Отже, прогноз залежав як від поточного стану, так і від тривалості перебування зобов'язання у внутрішньому циклі. Графік зміни ймовірності оплати протягом наступних семи діб після оновлення прогнозного профілю наведений на Рис. 2.

Результати експерименту продемонстрували, що запропонований профіль дає змогу одночасно враховувати вид зобов'язання, поточний стан, час спостереження та прогнозний горизонт. Виявлені відмінності мають прогнозу, а не причинну інтерпретацію: вища ймовірність оплати після повторного звернення сама по собі не доводить причинного впливу такого звернення.

Висновки. У роботі було запропоновано багатостанову модель життєвого циклу платіжного зобов'язання, яка враховує активні й поглинальні стани, допустимі переходи, подієву історію та часові характеристики процесу. Було також розроблено метод формування динамічного прогнозного профілю, що поєднує ймовірності наступних переходів і кінцевих результатів на декількох горизонтах, прогнозний час до оплати та характеристики невизначеності. Подальші дослідження доцільно спрямувати на оцінювання умовних інтенсивностей переходів, зовнішню перевірку прогнозової якості та використання сформованого профілю для адаптивного вибору стратегій взаємодії.

Отримані результати підтвердили доцільність багатостанового подання життєвого циклу платіжного зобов'язання. Ймовірність оплати істотно залежала від виду зобов'язання, поточного стану, тривалості спостереження та прогнозного горизонту. Зокрема, на горизонті 14 діб вона становила 24,7 % для RENT, 19,9 % для TRAFFIC_OFFENCES і 13,4 % для DAMAGE. Оновлення профілю в моменти $t = 3$, $t = 7$ і $t = 10$ діб також показало

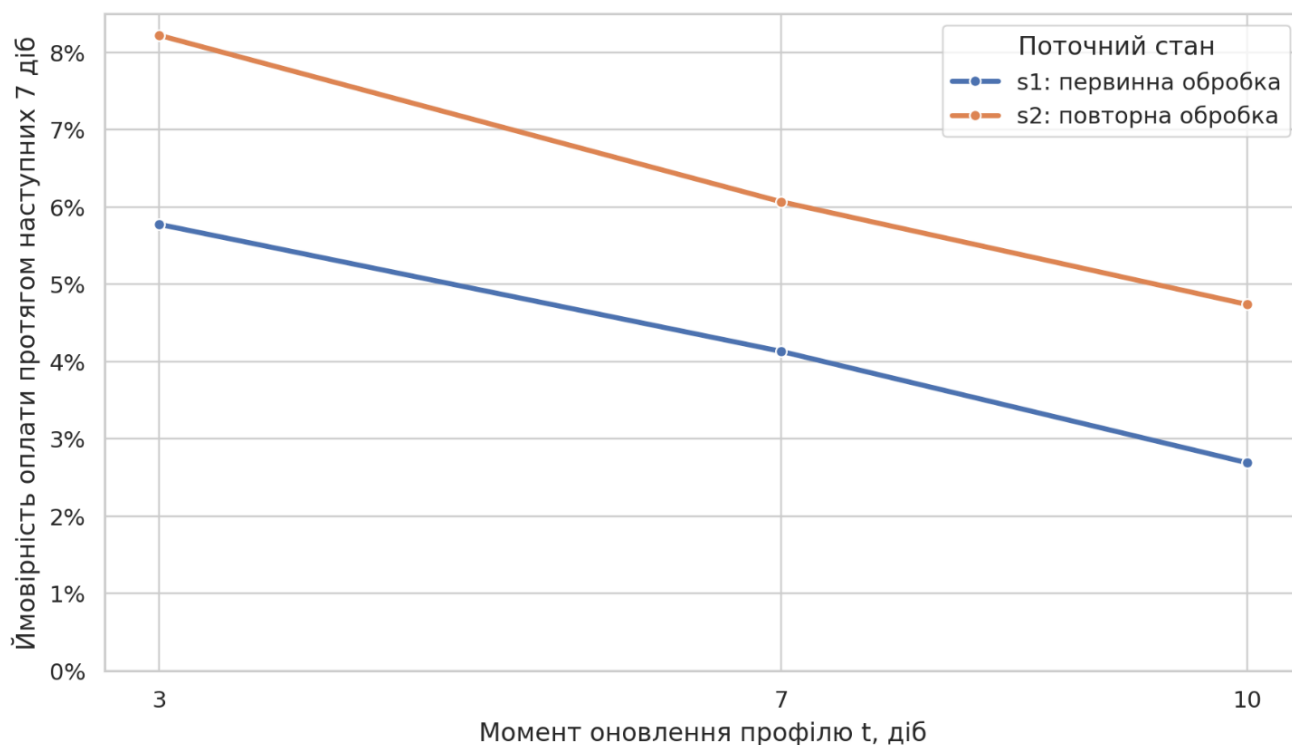


Рис. 2. Зміна ймовірності оплати протягом наступних семи діб після оновлення прогнозного профілю

Джерело: складено авторами

поступове зменшення ймовірності оплати протягом наступних семи діб за тривалої відсутності кінцевої події.

Результати мають прогнозу, а не причинну інтерпретацію. Виявлена відмінність між станами первинної та повторної обробки не доводить безпосереднього впливу повторного звернення на оплату, оскільки перехід до повторної обробки залежить від попередньої траєкторії зобов'язання. Обмеження дослідження пов'язані з відсутністю окремого ідентифікатора зобов'язання та підтвердженої події завершення внутрішнього циклу без оплати. Тому неоплачені спостереження було враховано як цензуровані, а об'єднання записів виконано за композиційним ключем.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису

Використання засобів штучного інтелекту (ШІ): Автори підтверджують, що не застосовували інструментальні засоби ШІ для написання цієї роботи.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. de Reuver, M., Sørensen, C. & Basole, R. C. “The digital platform: A research agenda”. *Journal of Information Technology*. 2018; 33 (2): 124–135. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41265-016-0033-3>.
2. Zeng, S., Melville, P., Lang, C. A., Boier-Martin, I. & Murphy, C. “Using predictive analysis to improve invoice-to-cash collection”. *Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2008. p. 1043–1050. DOI: <https://doi.org/10.1145/1401890.1402014>.
3. Arsirii, O. O., Krantovskyi, I. O., Rudenko, O. V. & Glava, M. G. “Machine learning models for predicting payment status on an online car rental platform”. *Applied Aspects of Information Technology*. 2025; 8 (1): 13–23. DOI: <https://doi.org/10.15276/aait.08.2025.1>.

4. Bahrami, M., Bozkaya, B. & Balcisoy, S. “Using behavioral analytics to predict customer invoice payment”. *Big Data*. 2020; 8 (1): 25–37. DOI: <https://doi.org/10.1089/big.2018.0116>.
5. Moore, W. R. & van Vuuren, J. H. “A framework for modelling customer invoice payment predictions”. *Machine Learning with Applications*. 2024; 17: 100578. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2024.100578>.
6. Saini, S., Manai, G., van den Boom, W., et al. “Invoice level forecasting with discrete survival methods for effective forecasting of account receivables in supply chain”. *Discover Analytics*. 2024; 2: 5. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44257-024-00013-2>.
7. Putter, H., Fiocco, M. & Geskus, R. B. “Tutorial in biostatistics: Competing risks and multi-state models”. *Statistics in Medicine*. 2007; 26 (11): 2389–2430. DOI: <https://doi.org/10.1002/sim.2712>.
8. Meira-Machado, L., de Uña-Álvarez, J., Cadarso-Suárez, C. & Andersen, P. K. “Multi-state models for the analysis of time-to-event data”. *Statistical Methods in Medical Research*. 2009; 18 (2): 195–222. DOI: <https://doi.org/10.1177/0962280208092301>.
9. Grimshaw, S. D. & Alexander, W. P. “Markov chain models for delinquency: Transition matrix estimation and forecasting”. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*. 2011; 27 (3): 267–279. DOI: <https://doi.org/10.1002/asmb.827>.
10. Leow, M. & Crook, J. “Intensity models and transition probabilities for credit card loan delinquencies”. *European Journal of Operational Research*. 2014; 236 (2): 685–694. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.12.026>.
11. Chamboko, R. & Bravo, J. M. “A multi-state approach to modelling intermediate events and multiple mortgage loan outcomes”. *Risks*. 2020; 8 (2): 64. DOI: <https://doi.org/10.3390/risks8020064>.
12. van Houwelingen, H. C. “Dynamic prediction by landmarking in event history analysis”. *Scandinavian Journal of Statistics*. 2007; 34 (1): 70–85. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-9469.2006.00529.x>.
13. Andersen, P. K. & Keiding, N. “Multi-state models for event history analysis”. *Statistical Methods in Medical Research*. 2002; 11 (2): 91–115. DOI: <https://doi.org/10.1191/0962280202SM276ra>.
14. Jackson, C. H. “Multi-state models for panel data: The msm package for R”. *Journal of Statistical Software*. 2011; 38 (8): 1–28. DOI: <https://doi.org/10.18637/jss.v038.i08>.
15. Nicolaie, M. A., van Houwelingen, J. C., de Witte, T. M. & Putter, H. “Dynamic prediction by landmarking in competing risks”. *Statistics in Medicine*. 2013; 32 (12): 2031–2047. DOI: <https://doi.org/10.1002/sim.5665>.
16. Schoonbee, L., Moore, W. R. & van Vuuren, J. H. “A machine-learning approach towards solving the invoice payment prediction problem”. *South African Journal of Industrial Engineering*. 2022; 33 (4): 126–146. DOI: <https://doi.org/10.7166/33-4-2726>.

Отримано 14.07.2026

Отримано після перегляду 25.08.2026

Прийнято 02.09.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.37>

UDC 004.94:519.216

Life-cycle model and dynamic prediction method for digital service platform payment obligations

Olexandr V. Rudenko¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-2944-4040>; alexo.rudenko@gmail.com

¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

ABSTRACT

This paper addresses the scientific and applied problem of modelling and dynamically predicting the lifecycle of customer payment obligations on digital service platforms. Predicting only a final “paid” or “unpaid” status does not represent intermediate states, their duration, or changes in payment probability following new events. The study aimed to develop a multi-state lifecycle model of a payment obligation and a method for constructing its dynamic predictive profile. A payment obligation was represented as transitions among creation, initial processing, repeated contacts, payment, and completion of the internal cycle without payment. The model incorporates obligation characteristics, observed event history, duration in the current state, position relative to the due date, admissible transitions, and conditional transition intensities. The proposed method constructs a predictive profile containing probabilities of subsequent transitions, payment probabilities over specified horizons, estimated time to payment, and probability of cycle completion without payment. The profile is updated following a new event or changes in temporal characteristics. Right censoring was applied to incomplete observations; therefore, absence of payment by observation end was not treated as cycle completion without payment. Scientific novelty consists in combining an event-based lifecycle representation with regular updating of individual predictions. The experiment used digital platform data containing 19,033 events, from which 15,819 payment obligations were reconstructed. Paid obligations accounted for 19.8 %, while payment probability varied by obligation type, current state, and prediction time. The findings support replacing static final-status classification with dynamic multi-state prediction. The results provide an information basis for adaptive selection of payment-obligation processing strategies.

Keywords: Multi-state models; stochastic processes; time-to-event analysis; conditional transition intensities; competing risks; predictive profile; dynamic prediction

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРА



Руденко Олександр Володимирович - аспірант, кафедра Інформаційних систем. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: інформаційні технології; штучний інтелект; машинне навчання

Olexandr V. Rudenko - postgraduate, Department of Information Systems. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-2944-4040>; alexo.rudenko@gmail.com

Research field: information technology; artificial intelligence; machine learning