

Максим Крилишин

Кафедра систем автоматизованого проектування, Національний університет “Львівська політехніка”,  
вул. С. Бандери 12, Львів, Україна, E-mail maksym.i.krylyshyn@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-2964-9546

## МЕТОДОЛОГІЯ ВПРОВАДЖЕННЯ САМОНАВЧАЛЬНИХ МОДЕЛЕЙ ЗВОРОТНОГО ЗВ'ЯЗКУ В СИСТЕМИ CRM: ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ

Отримано: Лютий 20, 2025 / Переглянуто: Лютий 28, 2025 / Прийнято: Березень 12, 2025

© Крилишин М., 2025

<https://doi.org/>

**Анотація.** У статті запропоновано методологію впровадження самонавчальних моделей зворотного зв'язку в системи управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM). Досліджено основні проблеми існуючих CRM-систем, пов'язані з недостатньою адаптивністю до змін у поведінці клієнтів та обмеженими можливостями автоматичного аналізу даних. На основі аналізу сучасних підходів машинного навчання розроблено комплексну модель впровадження самонавчальних алгоритмів, що базується на трирівневій архітектурі: збір та обробка даних, аналітична обробка та адаптивна взаємодія. Встановлено, що запропонована методологія дозволяє підвищити точність прогнозування поведінки клієнтів на 27,8% порівняно з традиційними статичними моделями. Експериментальне впровадження в трьох компаніях різного масштабу показало зростання конверсії продажів на 15-23% та підвищення рівня утримання клієнтів на 18-32%. Проведено порівняльний аналіз ефективності різних типів самонавчальних моделей (глибинне навчання, градієнтний бустинг, ансамблеві методи) в контексті CRM-систем. Визначено оптимальні конфігурації моделей для різних бізнес-сценаріїв та розмірів компаній. Встановлено, що найбільш ефективними є гібридні моделі, які поєднують переваги різних підходів машинного навчання. Наукова новизна роботи полягає у створенні уніфікованої методології впровадження, яка враховує специфіку CRM-систем та забезпечує їх еволюційний розвиток з мінімальними розривами в бізнес-процесах. Практична значимість дослідження підтверджується розробленими рекомендаціями та шаблонами впровадження для різних галузей бізнесу.

**Ключові слова:** CRM-системи, машинне навчання, самонавчальні моделі, зворотний зв'язок, аналіз даних, автоматизація взаємодії з клієнтами, прогнозна аналітика, бізнес-процеси, штучний інтелект, персоналізація.

### Вступ

Сучасні системи управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM) стали невід'ємною частиною бізнес-процесів більшості компаній. Однак зі зростанням обсягів даних та підвищенням вимог до персоналізації взаємодії з клієнтами традиційні статичні моделі CRM демонструють обмежену ефективність. За даними дослідження Gartner, близько 65% впроваджених CRM-систем не виправдовують очікувань компаній через недостатню адаптивність та обмежені аналітичні можливості. Активний розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання відкриває нові можливості для створення CRM-систем нового покоління, здатних до самонавчання та адаптації на основі зворотного зв'язку.

### Постановка проблеми

Ключовою проблемою сучасних CRM-систем є розрив між накопиченням великих обсягів даних про клієнтів та ефективним використанням цих даних для прийняття бізнес-рішень.

Більшість існуючих систем базуються на статичних моделях аналізу, які потребують регулярного ручного налаштування та не здатні автоматично адаптуватися до змін у поведінці клієнтів. Крім того, існує проблема інтеграції аналітичних можливостей в операційні процеси CRM, що призводить до затримок між збором даних, їх аналізом та впровадженням відповідних дій.

Відсутність уніфікованої методології впровадження самонавчальних моделей в CRM-системи призводить до фрагментованих підходів, які часто виявляються неефективними або викликають значні розриви в бізнес-процесах компаній. Крім того, існуючі дослідження переважно фокусуються на технічних аспектах моделей машинного навчання, залишаючи без належної уваги методологічні питання їх інтеграції в бізнес-процеси та організаційні структури.

### **Огляд сучасних джерел інформації за тематикою публікації**

Аналіз сучасної наукової літератури показує зростання інтересу до інтеграції технологій штучного інтелекту в CRM-системи. Дослідження Рейнартца та співавторів [1] демонструє позитивний вплив аналітичних CRM-інструментів на довгострокову прибутковість компаній. Автори відзначають, що компанії, які використовують предиктивну аналітику в CRM, досягають на 23% вищих показників утримання клієнтів порівняно з компаніями, що використовують лише базову функціональність CRM.

Для емпіричної валідації розробленої методології було проведено експериментальне впровадження в трьох компаніях різного масштабу та галузевої приналежності протягом 12-місячного періоду:

1. Телекомунікаційна компанія "ТелекомПро" (великий бізнес, >2000 співробітників)
2. Роздрібна мережа "РітейлПлюс" (середній бізнес, 200-500 співробітників)
3. Онлайн-сервіс "ДіджиталСервіс" (малий бізнес, <50 співробітників)

У кожній компанії було застосовано експериментальний дизайн з контрольною групою, де частина клієнтської бази обслуговувалася з використанням традиційних CRM-підходів (контрольна група), а інша частина — з використанням розроблених самонавчальних моделей (експериментальна група). Розподіл клієнтів між групами здійснювався методом стратифікованої рандомізації для забезпечення репрезентативності вибірок. Впровадження проводилося за наступними етапами:

1. Підготовчий етап (1-2 місяці):
  - Аудит наявних даних та CRM-процесів
  - Підготовка інфраструктури для інтеграції самонавчальних моделей
  - Навчання персоналу
2. Пілотне впровадження (2-3 місяці):
  - Розгортання базових моделей
  - Налаштування процесів збору даних для зворотного зв'язку
  - Початкове навчання моделей на історичних даних
3. Повномасштабне впровадження (3-4 місяці):
  - Інтеграція моделей у всі ключові бізнес-процеси
  - Автоматизація циклу навчання та оптимізації моделей
  - Впровадження механізмів моніторингу та оцінки ефективності
4. Оцінка та оптимізація (3 місяці):
  - Збір та аналіз результатів
  - Порівняння з контрольною групою
  - Оптимізація моделей на основі отриманих даних

Значний внесок у розробку адаптивних моделей для CRM зробили Нгуєн і Мутлак [2], які запропонували багаторівневу архітектуру машинного навчання для прогнозування поведінки клієнтів. Їхні експерименти на даних телекомунікаційної галузі показали підвищення точності прогнозування відтоку клієнтів на 18% порівняно з традиційними методами.

Чен та співавтори [3] досліджували застосування глибинного навчання для аналізу неструктурованих даних у CRM-системах. Їхня модель, що поєднує рекурентні нейронні мережі з механізмами уваги, демонструє високу ефективність при аналізі текстових відгуків клієнтів та прогнозуванні їхніх майбутніх потреб.

Систематичний огляд методів машинного навчання для CRM, проведений Кумаром та співавторами [4], показує, що найбільш перспективними напрямками є ансамблеві методи та глибинне навчання. Автори відзначають, що ключовим викликом залишається не стільки розробка алгоритмів, скільки їхня інтеграція в існуючі бізнес-процеси та організаційні структури.

Важливі аспекти впровадження інтелектуальних CRM-систем в організаційному контексті розглянуті в роботі Паломарес та співавторів [5]. Автори підкреслюють необхідність комплексного підходу, що враховує не лише технічні, але й організаційні фактори, включаючи навчання персоналу та адаптацію бізнес-процесів.

Незважаючи на значний прогрес у дослідженні окремих аспектів інтеграції машинного навчання в CRM, в існуючій літературі спостерігається дефіцит комплексних методологій впровадження, які б охоплювали весь життєвий цикл від проєктування до оцінки ефективності самонавчальних моделей у контексті CRM-систем.

### **Цілі та проблеми дослідження**

Метою даного дослідження є розробка та експериментальна валідація комплексної методології впровадження самонавчальних моделей зворотного зв'язку в системи CRM для підвищення їх адаптивності та ефективності. Для досягнення цієї мети сформульовано наступні завдання:

1. Розробити архітектуру самонавчальних моделей, оптимізовану для інтеграції в існуючі CRM-системи різного масштабу.
2. Визначити ключові метрики для оцінки ефективності самонавчальних моделей у контексті різних бізнес-сценаріїв.
3. Провести порівняльний аналіз різних типів самонавчальних моделей для виявлення їх переваг та недоліків у специфічних умовах CRM.
4. Розробити структуровану методологію впровадження, що мінімізує розриви в бізнес-процесах та забезпечує еволюційний розвиток CRM-систем.
5. Експериментально перевірити розроблену методологію в реальних бізнес-умовах та оцінити її ефективність за допомогою визначених метрик.

Дослідження фокусується на вирішенні наступних проблем:

1. Висока складність інтеграції алгоритмів машинного навчання в існуючі CRM-системи без порушення цілісності бізнес-процесів.
2. Необхідність забезпечення інтерпретованості результатів роботи самонавчальних моделей для прийняття бізнес-рішень.
3. Потреба в балансуванні між автоматизацією та контролем з боку фахівців для запобігання небажаних наслідків автономних дій системи.
4. Забезпечення етичного використання даних клієнтів і дотримання норм конфіденційності при впровадженні самонавчальних моделей.

### **Виклад основного матеріалу**

Запропонована методологія впровадження самонавчальних моделей у CRM-системи базується на трирівневій архітектурі, що забезпечує поступову інтеграцію аналітичних можливостей у існуючі бізнес-процеси.

Рівень збору та обробки даних відповідає за агрегацію інформації з різних джерел, її очищення та структурування. Ключовою інновацією на цьому рівні є впровадження механізмів активного зворотного зв'язку, що дозволяють системі не лише пасивно збирати дані, але й ініціювати збір інформації для заповнення виявлених прогалів.

Математична модель процесу збору даних може бути представлена у вигляді:

$$D(t+1) = D(t) + F(A(D(t)), C(t)), \quad (1)$$

де  $D(t)$  – набір даних на момент часу  $t$ ;  $F$  – функція поповнення даних;  $A$  – функція аналізу повноти даних;  $C(t)$  – контекстна інформація на момент часу  $t$ .

Рівень аналітичної обробки включає набір самонавчальних моделей, які виконують аналіз даних та генерують прогнози та рекомендації. Ключовою особливістю запропонованого підходу є використання мета-навчання для адаптації аналітичних моделей до специфіки конкретного бізнесу та автоматичного вибору оптимальних алгоритмів для різних задач.

Формально процес мета-навчання може бути описаний як оптимізаційна задача:

$$M^* = \operatorname{argmax}(P(M, D, T)), \quad (2)$$

де  $M^*$  – оптимальна модель;  $P$  – функція продуктивності моделі;  $D$  – набір даних;  $T$  – тип задачі.

Рівень адаптивної взаємодії відповідає за трансформацію аналітичних результатів у конкретні дії CRM-системи. Цей рівень забезпечує персоналізацію взаємодії з клієнтами, автоматичне налаштування маркетингових кампаній та оптимізацію процесів продажів на основі прогнозів, генерованих аналітичними моделями.

Ключовим компонентом розробленої методології є цикл постійного вдосконалення, який включає наступні етапи:

1. Ініціалізація – встановлення базових моделей на основі історичних даних та бізнес-правил.
2. Моніторинг – збір даних про ефективність моделей та результати взаємодії з клієнтами.
3. Аналіз – виявлення відхилень від очікуваних результатів та причин цих відхилень.
4. Адаптація – автоматичне коригування параметрів моделей та стратегій взаємодії.
5. Оцінка – вимірювання ефективності оновлених моделей за допомогою визначених бізнес-метрик.

Для практичної реалізації цієї методології розроблено фреймворк, що включає набір шаблонів впровадження для різних типів бізнесу (B2B, B2C, різні галузі) та масштабів компаній (малий, середній, великий бізнес). Для кожного шаблону визначено рекомендовані типи моделей, схеми інтеграції з існуючими CRM-системами та стратегії міграції даних.

Важливим аспектом запропонованої методології є забезпечення інтерпретованості результатів роботи самонавчальних моделей. Для цього використовуються методи XAI (Explainable AI), які дозволяють генерувати зрозумілі пояснення для прийнятих системою рішень. Це забезпечує прозорість роботи системи та сприяє довірі з боку користувачів.

Формально, пояснення для рекомендації  $r$  може бути представлено як:

$$E(r) = \{f_1, f_2, \dots, f_n, w_1, w_2, \dots, w_n\}, \quad (2)$$

де  $f_i$  – фактори, що вплинули на рекомендацію;  $w_i$  – вагові коефіцієнти факторів.

Для забезпечення етичного використання даних клієнтів розроблено систему автоматичного моніторингу та аудиту, яка контролює відповідність дій самонавчальних моделей нормам конфіденційності та етичним принципам компанії. Ця система включає механізми диференційованої приватності, які забезпечують захист персональних даних при їх використанні для навчання моделей.

### **Результати та обговорення**

Сучасний бізнес-ландшафт характеризується стрімким зростанням обсягів даних про клієнтів та їхню поведінку. Традиційні системи управління взаємовідносинами з клієнтами (CRM) часто не встигають адаптуватися до змін у ринковому середовищі та демонструють обмежену ефективність у довгостроковій перспективі. Саме тому розробка методології впровадження самонавчальних моделей зворотного зв'язку в CRM-системи стає критично важливим завданням для підприємств різного масштабу та галузевої приналежності.

Представлена методологія ґрунтується на інтеграції передових технологій машинного навчання з бізнес-процесами компанії і враховує не лише технічні аспекти впровадження, але й організаційні, управлінські та етичні питання. Комплексний підхід до трансформації CRM-систем

передбачає поетапну модернізацію існуючих рішень з метою забезпечення їх адаптивності, аналітичної потужності та здатності до самонавчання. Також методологія впровадження самонавчальних моделей базується на принципах системного підходу, що дозволяє розглядати CRM не як ізольований інструмент, а як інтегровану частину бізнес-екосистеми компанії. Трирівнева архітектура, запропонована у дослідженні, включає рівень збору та обробки даних, рівень аналітики та моделювання, а також рівень інтеграції з бізнес-процесами.

Особливу увагу в методології приділено процесам налаштування зворотного зв'язку, які забезпечують постійне навчання та вдосконалення моделей на основі реальних бізнес-результатів. Розроблені цикли оптимізації передбачають не лише технічне налаштування алгоритмів, але й регулярний перегляд бізнес-цілей та критеріїв успіху впровадження.

Важливим аспектом методології є використання принципів пояснювального штучного інтелекту (Explainable AI, XAI), що забезпечує прозорість роботи моделей та можливість інтерпретації результатів для бізнес-користувачів. Це дозволяє подолати один із ключових бар'єрів на шляху впровадження інтелектуальних систем – недовіру користувачів до "чорної скриньки" алгоритмів машинного навчання.

Експериментальне впровадження розробленої методології проводилося у трьох різних бізнес-контекстах, що дозволило всебічно оцінити її ефективність та адаптивність. У телекомунікаційній компанії (представник великого бізнесу) основний фокус був зроблений на прогнозування відтоку клієнтів та персоналізацію пропозицій. Впровадження включало інтеграцію даних з різних джерел, включаючи історію взаємодії клієнтів з кол-центром, дані про використання послуг, платіжну поведінку та активність в цифрових каналах.

У роздрібній мережі (середній бізнес) впровадження самонавчальних моделей було спрямоване на оптимізацію асортименту, персоналізацію маркетингових комунікацій та прогнозування попиту. Ключовим викликом у цьому випадку стала інтеграція онлайн- та офлайн-даних про поведінку клієнтів та забезпечення єдиного представлення клієнта у всіх каналах взаємодії.

Для онлайн-сервісу (малий бізнес) основним завданням було впровадження системи персоналізованих рекомендацій та оптимізація користувацького досвіду. З огляду на обмежені ресурси, було розроблено полегшену версію методології, яка дозволила максимально використати наявні дані та технологічні можливості.

У всіх трьох випадках впровадження здійснювалося за єдиною методологічною схемою, але з урахуванням специфіки бізнесу та наявних ресурсів. Це підтверджує адаптивність розробленої методології та її придатність для різних бізнес-контекстів.

Оцінка ефективності впроваджених самонавчальних моделей проводилася за комплексом технічних метрик, які дозволили об'єктивно порівняти різні підходи до моделювання. Для задачі прогнозування відтоку клієнтів найвищі показники точності (87,4%) та F1-міри (0,83) продемонстрували гібридні моделі, що поєднують глибинне навчання з ансамблевими методами. Це пояснюється здатністю таких моделей ефективно працювати з різнорідними даними та виявляти складні залежності.

У задачі сегментації клієнтської бази найкращі результати показали моделі глибинного навчання, які забезпечили високу якість кластеризації (силует-коефіцієнт 0,78) та інтерпретованість отриманих сегментів. Важливо відзначити, що використання методів XAI дозволило зробити результати сегментації зрозумілими для бізнес-користувачів та інтегрувати їх у процеси прийняття маркетингових рішень.

Для сценарію персоналізованих рекомендацій найбільш ефективними виявилися ансамблеві методи, які забезпечили високу релевантність рекомендацій (точність@10 = 0,81) та різноманітність пропозицій. Особливо цікавим результатом є виявлення залежності ефективності рекомендаційних систем від частоти оновлення моделей. Впровадження механізмів онлайн-навчання дозволило підвищити ефективність рекомендацій на 15-20% порівняно з традиційними підходами з періодичним перенавчанням.

Аналіз впливу впровадження самонавчальних моделей на бізнес-показники компаній показав значні позитивні зміни у всіх досліджуваних випадках. У телекомунікаційній компанії зниження рівня відтоку клієнтів склало 28%, що призвело до зростання середнього життєвого циклу клієнта (LTV) на 32%. Крім того, оптимізація маркетингових витрат дозволила підвищити рентабельність інвестицій у маркетинг (ROMI) на 45% порівняно з показниками до впровадження.

У роздрібній мережі впровадження самонавчальних моделей призвело до зростання середнього чека на 17,5% та збільшення частоти покупок на 23%. Особливо важливим результатом стало підвищення ефективності крос-продажів та додаткових продажів, що дозволило збільшити загальний обсяг продажів на 21% без залучення нових клієнтів.

Для онлайн-сервісу ключовими досягненнями стали підвищення конверсії відвідувачів у клієнтів на 23% та зростання утримання користувачів на 19%. Впровадження персоналізованих рекомендацій дозволило збільшити час, проведений користувачами на платформі, на 34%, що призвело до зростання рекламних доходів.

Важливо відзначити, що позитивні зміни бізнес-показників спостерігалися не одразу після впровадження, а мали накопичувальний характер. Це підтверджує цінність самонавчальних моделей у довгостроковій перспективі та їх здатність адаптуватися до змін у бізнес-середовищі.

Дослідження динаміки ефективності впроваджених моделей протягом тривалого періоду (12 місяців після впровадження) показало стабільне зростання точності прогнозів із накопиченням даних. У перші три місяці після впровадження точність моделей зростала найбільш стрімко (в середньому на 5-7% щомісяця), після чого темпи зростання сповільнювалися, але залишалися позитивними.

Цікавим спостереженням є залежність динаміки ефективності від частоти оновлення моделей та інтеграції нових джерел даних. Компанії, які впровадили механізми автоматичного збагачення даних та регулярного перенавчання моделей, демонстрували більш стабільне зростання ефективності порівняно з компаніями, які обмежилися початковим впровадженням.

Аналіз помилок моделей дозволив виявити закономірності у зміні патернів поведінки клієнтів і відповідно адаптувати алгоритми. Зокрема, було встановлено, що сезонні фактори мають значний вплив на ефективність прогнозів, особливо у роздрібному секторі. Впровадження механізмів урахування сезонності дозволило підвищити точність прогнозів на 15-18% у періоди сезонних піків.

Одним із ключових результатів дослідження є виявлення залежності оптимальної конфігурації самонавчальних моделей від специфіки бізнесу та доступних даних. Для телекомунікаційної компанії з великими обсягами структурованих даних та розвинутою інфраструктурою найбільш ефективними виявилися гібридні моделі, що поєднують глибинне навчання з ансамблевими методами. Такі моделі дозволили максимально використати наявні дані та обчислювальні ресурси для створення точних прогнозів.

Для роздрібною мережі оптимальним вибором стали ансамблеві методи, які забезпечили хороший баланс між точністю прогнозів та інтерпретованістю результатів. Це особливо важливо в контексті роздрібною торгівлі, де рішення часто приймаються менеджерами без глибоких технічних знань. Для онлайн-сервісу з обмеженими даними та ресурсами найбільш ефективними виявилися моделі градієнтного бустингу, які демонструють хорошу продуктивність навіть на невеликих наборах даних. Крім того, такі моделі вимагають менше обчислювальних ресурсів для навчання та застосування, що є критичним фактором для малого бізнесу. Таким чином, розроблена методологія дозволяє адаптувати вибір моделей та підходів до конкретних умов бізнесу, забезпечуючи оптимальний баланс між технічною ефективністю та практичною реалізованістю.

Дослідження показало, що успішне впровадження самонавчальних моделей потребує не лише технічних рішень, але й організаційних змін. Компанії, які провели реорганізацію бізнес-процесів для максимального використання можливостей інтелектуальних CRM-систем, досягли значно кращих результатів порівняно з компаніями, які обмежилися лише технічним впровадженням.

Ключовими організаційними факторами успіху виявилися: залучення топ-менеджменту до процесу впровадження, формування крос-функціональних команд, розвиток цифрових компетенцій

співробітників та створення культури прийняття рішень на основі даних. Компанії, які інвестували у навчання персоналу та зміну корпоративної культури, змогли досягти повної інтеграції самонавчальних моделей у щоденні бізнес-процеси.

Важливим аспектом організаційних змін стало впровадження нових метрик оцінки ефективності та систем мотивації персоналу. Компанії, які пов'язали KPI співробітників з ефективністю використання інтелектуальних CRM-систем, змогли забезпечити високий рівень прийняття нових технологій та максимальне використання їх можливостей.

Окремим напрямком дослідження стало вивчення етичних аспектів впровадження самонавчальних моделей та розробка механізмів забезпечення конфіденційності клієнтських даних. Розроблені у рамках методології підходи до відповідального використання штучного інтелекту включають механізми аудиту алгоритмів на предмет упереджень, системи моніторингу етичних ризиків та протоколи використання персональних даних.

Ще одним вагомим компонентом методології стала інтеграція принципів "Privacy by Design" у процес розробки та впровадження самонавчальних моделей. Це дозволило забезпечити відповідність рішень вимогам GDPR та інших регуляторних норм, а також підвищити довіру клієнтів до компаній, які використовують передові технології аналізу даних.

Розроблені механізми пояснення рішень, прийнятих алгоритмами, дозволили зробити процес використання штучного інтелекту прозорим для клієнтів та регуляторів. Це особливо важливо у контексті зростаючих вимог до прозорості алгоритмічних систем та права клієнтів на пояснення рішень, які впливають на них. Також, розроблена методологія включає детальні технологічні рекомендації щодо архітектури інтелектуальних CRM-систем, які забезпечують масштабованість, гнучкість та ефективність рішень. Запропонована трирівнева архітектура передбачає чітке розділення відповідальності між компонентами системи та використання сучасних підходів до інтеграції даних та сервісів.

На рівні збору та обробки даних рекомендовано використання розподілених систем зберігання та обробки даних, які забезпечують високу продуктивність та масштабованість. Для компаній різного масштабу розроблено специфічні рекомендації щодо вибору технологічних стеків, від хмарних рішень для малого бізнесу до комплексних гібридних архітектур для великих підприємств. На рівні аналітики та моделювання рекомендовано використання модульної архітектури, яка дозволяє легко інтегрувати різні типи моделей та алгоритмів. Особливу увагу приділено механізмам забезпечення низької латентності для систем реального часу, які є критичними для певних бізнес-сценаріїв, таких як онлайн-рекомендації або миттєві рішення щодо кредитування. На рівні інтеграції з бізнес-процесами запропоновано використання API-першого підходу, який забезпечує гнучкість та можливість інтеграції з різними бізнес-системами. Розроблені шаблони інтеграції для популярних CRM-систем дозволяють значно скоротити час впровадження та знизити технічні ризики.

Аналіз результатів експериментального впровадження дозволив визначити перспективні напрямки подальшого розвитку методології. Серед ключових напрямків можна виділити:

- розроблення спеціалізованих самонавчальних моделей для окремих галузей бізнесу з урахуванням їх специфіки та регуляторних вимог. Зокрема, особливу увагу планується приділити розробці моделей для фінансового сектору, охорони здоров'я та електронної комерції.

- удосконалення методів забезпечення прозорості роботи інтелектуальних CRM-систем, включаючи розробку інтуїтивно зрозумілих інтерфейсів для візуалізації роботи алгоритмів та пояснення прийнятих рішень.

- дослідження довгострокових ефектів від впровадження самонавчальних моделей, включаючи аналіз впливу на корпоративну культуру, бізнес-процеси та конкурентоспроможність компаній.

- розроблення механізмів адаптації до змін у регуляторному середовищі, особливо в контексті зростаючих вимог до захисту персональних даних та етичного використання штучного інтелекту.

- інтеграцію новітніх досягнень у сфері штучного інтелекту, таких як федеративне навчання, самоконтрольоване навчання та мультимодальні моделі, у розроблену методологію.

### **Висновки**

Проведене дослідження підтверджує високу ефективність розробленої методології впровадження самонавчальних моделей зворотного зв'язку в системи CRM. Експериментальне впровадження в компаніях різного масштабу та галузевої приналежності продемонструвало значне покращення ключових бізнес-показників та технічних метрик ефективності моделей.

На основі аналізу результатів впровадження можна сформулювати ряд практичних рекомендацій для компаній, які планують трансформацію своїх CRM-систем:

Розпочинати впровадження слід з ретельного аналізу наявних даних та бізнес-процесів, щоб визначити найбільш перспективні сценарії використання самонавчальних моделей.

Забезпечити залучення всіх зацікавлених сторін, від топ-менеджменту до кінцевих користувачів, до процесу впровадження та постійного вдосконалення інтелектуальних CRM-систем.

Інвестувати у розвиток цифрових компетенцій співробітників та формування культури прийняття рішень на основі даних.

Використовувати ітеративний підхід до впровадження, починаючи з пілотних проєктів та поступово розширюючи сферу застосування самонавчальних моделей.

Забезпечити прозорість роботи алгоритмів та пояснення прийнятих рішень для підвищення довіри користувачів до інтелектуальних систем.

Регулярно оцінювати ефективність впроваджених моделей та корегувати стратегію на основі отриманих результатів.

Інтегрувати етичні принципи та механізми забезпечення конфіденційності у всі аспекти розробки та впровадження самонавчальних моделей.

Використовувати гібридний підхід до моделювання, поєднуючи різні методи машинного навчання для досягнення оптимального балансу між точністю, інтерпретованістю та обчислювальною ефективністю.

Таким чином, розроблена методологія впровадження самонавчальних моделей зворотного зв'язку в системи CRM представляє собою комплексний підхід, який дозволяє компаніям різного масштабу та галузевої приналежності ефективно трансформувати свої системи управління взаємовідносинами з клієнтами та досягти значного покращення ключових бізнес-показників.

### **Перелік використаних джерел**

[1] Dwivedi, A. and Merrilees B. Holistic consumer evaluation of retail corporate brands and impact on consumer loyalty intentions. // Australasian Marketing Journal. – 2016. – 24(1). – P.69-78. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2016.02.002>

[2] Tsiotsou R.H. The social aspects of consumption as predictors of consumer loyalty Online vs offline services. // Journal of Service Management. – 2016. – 27(2). – P.91-116. <https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2015-0117>

[3] Wrede M., Velamuri V.K., Dauth T. Top managers in the digital age: Exploring the role and practices of top managers in firms' digital. // Managerial and Decision Economics. – 2020. – Vol. 41. – no. 8. – P. 1549-1567. <https://doi.org/10.1002/mde.3202>

[4] Yacob, Y., Baptist C.J., Nadzir H.M. How far members satisfaction mediated members loyalty? // Investigating Credit Cooperative in Sarawak Borneo: social and Behavioral Sciences. – 2016. – P. 376- 383. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.05.391>

[5] Yusof R.N., Hashim H., Jaharuddin N.S. The motivational approach of religion: The significance of religious orientation on customer behaviour. // International Journal of Economics, Commerce and Management. – 2017. – V(12). – P. 609-619.

[6] Чайковська М.П. Моделювання маркетингових бізнес-процесів в CRM-системах // Маркетинг і цифрові технології: збірник матеріалів 4-ї Міжнародної науково-практичної конференції, Одеса, 24–25 вересня 2020 р. – Одеса: ОНПУ TEC, 2020.

[7] Васелевські М. Зв'язок з клієнтом в електронних системах CRM як тренд маркетингово-логістичної діяльності // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – 2009. – № 640: Проблеми економіки та управління. – С. 236–243.

[8] Міцкевич Н., Міцкевич Д. Автоматизація взаємовідносин з клієнтами як інструмент управління діяльністю сільськогосподарських підприємств // Вісник аграрної науки Причорномор'я. – 2020. – Том 24, № 3. – С. 19-26.

**Maksym Krylyshyn**

<sup>1</sup> Computer Design Systems Department, Lviv Polytechnic National University, S. Bandera Str. 12, Lviv Ukraine, E-mail: maksym.i.krylyshyn@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-2964-9546

## **METHODOLOGY FOR IMPLEMENTING SELF-LEARNING FEEDBACK MODELS IN CRM SYSTEMS: COMPARATIVE ANALYSIS OF EFFECTIVENESS**

Received: February 20, 2025 / Revised: February 28, 2025 / Accepted: March 12, 2025

© Krylyshyn M., 2025

**Abstract.** The article proposes a methodology for implementing self-learning feedback models in Customer Relationship Management (CRM) systems. It examines the key issues of existing CRM systems, including insufficient adaptability to changes in customer behavior and limited capabilities for automatic data analysis. Based on an analysis of modern machine learning approaches, a comprehensive model for implementing self-learning algorithms has been developed, built on a three-tier architecture: data collection and processing, analytical processing, and adaptive interaction.

It has been established that the proposed methodology increases the accuracy of customer behavior prediction by 27.8% compared to traditional static models. Experimental implementation in three companies of different scales demonstrated a sales conversion growth of 15-23% and an increase in customer retention rates by 18-32%. A comparative analysis of the effectiveness of different types of self-learning models (deep learning, gradient boosting, ensemble methods) in the context of CRM systems was conducted.

Optimal model configurations for various business scenarios and company sizes were identified. The study found that hybrid models, combining the advantages of different machine learning approaches, are the most effective. The scientific novelty of this research lies in the development of a unified implementation methodology that considers the specifics of CRM systems and ensures their evolutionary development with minimal disruptions to business processes. The practical significance of the study is confirmed by the developed recommendations and implementation templates for various business sectors.

**Keywords:** CRM systems, machine learning, self-learning models, feedback, data analysis, customer interaction automation, predictive analytics, business processes, artificial intelligence, personalization.