

**Шубович І.В.**

Державний університет «Житомирська політехніка»

**Вакалюк Т.А.**

Державний університет «Житомирська політехніка»

## СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ У ГАЛУЗІ РОЗРОБКИ СИСТЕМ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОГРАМ ЛОЯЛЬНОСТІ

Широке використання у бізнесі та громадському секторі споживчих програм лояльності актуалізує проблему їх моделювання, розробки, оцінювання ефективності та оптимізації. У даній роботі проаналізовано стан досліджень у цій сфері у науковій літературі. Проведений аналіз показав, що існує багато типів програм лояльності, кожен з яких має переваги та недоліки, а тому застосовується в певних бізнес-контекстах. Згідно розглянутих робіт не існує єдиного методу для оцінки ефективності програм лояльності, натомість науковці пропонують різні комплексні підходи, що використовують економічні, комунікаційні та маркетингові показники. Важливим результатом застосування програм лояльності є обчислення маркетингових показників позитивної цінності клієнта та прогнозу відтоку клієнтів. Вчені розробили багато моделей обчислення кожного із показників, що обираються в залежності від типу програму лояльності. Серед них є статистичні моделі і ті, що базуються на методах машинного навчання. Дослідники констатують, що деякі статистичні моделі показують результати з точністю, порівняною з методами машинного навчання, але є простішими в реалізації та швидшими для обчислення. У межах розробки та оптимізації програм лояльності виникають задачі обробки великої кількості даних від користувачів. Для попередньої підготовки даних часто використовують різноманітні статистичні методи, для аналізу даних – широкий спектр методів машинного навчання: кластерний аналіз, дерева прийняття рішень, метод опорних векторів, штучні нейронні мережі. Кожен з означених методів має багато варіантів реалізації, що мають свої переваги, недоліки та специфіку, яку необхідно враховувати при застосуванні. Науковці доводять, що комплексний підхід із використанням як статистичних, так і комбінування методів машинного навчання дозволяє створювати оптимальні програми лояльності. Окремі науковці порівнюють точність різних методів машинного навчання для обчислення прогнозу відтоку клієнтів, і констатують, що найбільшу точність забезпечують штучні нейронні мережі. Розробка ефективних, науково-обґрунтованих програм лояльності залишається наукомісткою задачею.

**Ключові слова:** лояльність, програма лояльності, машинне навчання, штучна нейронна мережа, дерево прийняття рішень, метод опорних векторів.

**Постановка проблеми.** У сучасному бізнес-середовищі, де конкуренція змушує компанії не лише залучати нових клієнтів, а й утримувати існуючих, програми лояльності стали ключовим елементом стратегії збереження клієнтської бази. Ефективність таких програм безпосередньо впливає на прибутковість та довгострокову стійкість підприємства. Однак, розробка та моделювання програм лояльності є складним процесом, який включає аналіз великих обсягів даних, розуміння поведінкових патернів споживачів та адаптацію до змінних умов ринку.

Системи моделювання програм лояльності потребують постійного вдосконалення та інтеграції передових методів маркетингу та науки про дані, зокрема машинного навчання та штучного інтелекту для точного прогнозування поведінки

клієнтів та їх відтоку. Хоча багато досліджень було зосереджено на ефективності існуючих програм, існує відчутна прогалина в літературі щодо уніфікованого підходу до розробки та оцінки таких систем.

Основна проблема, яку розглядає ця стаття, полягає у визначенні та аналізі існуючих методів моделювання програм лояльності, їх ефективності, адаптивності та придатності до специфічних умов бізнес-моделей.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У зв'язку з новими технічними можливостями, науковий інтерес до цієї сфери зростає. Зокрема, проблеми створення і моделювання програм лояльності приділяли досліджували багато вітчизняних і закордонних вчених. Серед вітчизняних вчених можна відзначити О. Панаско,

Н. Микитенко, О. Соболеву-Терещенко, В. Антонову, Ю. Чаплінського. Також цій проблематиці присвятили роботи наступні закордонні науковці: Сіддарт С. Сінгх (Siddarth S. Singh), Діпак Ч. Джейн (Dipak C. Jain), Й. Деляна (Y. Deliana), І. Рум (I.A. Rum), Р. Агарвал (R. Agarwal), С. де Кнаді (S. De Snudde), Д. Мартенс (D. Martens), А. Алури (A. Aluri), Б. С. Прайс (B. S. Price), Н. Г. МакІнтайр (N. H. McIntyre), С. Ходабандеглу (S. Khodabandehlou), М. З. Рахман (M. Z. Rahman), М. Т. Балестар (M. T. Ballestar), П. Грау-Карлз (P. Grau-Carles), Дж. Сайнз (J. Sainz), М. Р. Мачадо (M. R. Machado), С. Каррай (S. Karray), І. Т. де Суза (I. T de Sousa) та інші.

**Метою статті** є детальне дослідження стану проблеми систем моделювання систем програм лояльності.

**Виклад основного матеріалу.** О. Панаско та Н. Микитенко у дослідженні [1] провели історичний аналіз концепції лояльності, оцінили поведінкові та емоційні аспекти споживчої лояльності. Також детально розкрито чотири стадії циклу розвитку лояльності клієнтів:

- 1) стадія когнітивної лояльності;
- 2) стадія афективної лояльності;
- 3) стадія конверсійної лояльності;
- 4) стадія ефективної лояльності.

Авторами описано модель піраміди лояльності клієнтів (рис. 1), яка враховує динаміку циклу життя клієнта.

Науковці висвітили авторське тлумачення терміну «програма лояльності клієнтів» на підставі аналізу дефініцій, представлених у вітчизняних та закордонних наукових джерелах. Також запропоновано класифікацію таких програм (рис. 2) [1].

Автори здійснили аналіз наступних типи програм лояльності:

- 1) Багаторівнева дисконтна програма;

- 2) Бонусна програма;
- 3) Фіксована програма знижок;
- 4) Програма тимчасових знижок;
- 5) Товар у подарунок;
- 6) Партнерська програма лояльності;
- 7) Платна програма лояльності;
- 8) Некомерційна програма лояльності;
- 9) Імерсивна програма лояльності [1].

Для кожного із типів програм лояльності висвітлено їх сильні сторони та можливі недоліки, а також розглянуто практичне впровадження на прикладі українських підприємств торгівлі [1].

Науковці сформулювали ключові завдання для розробки ефективних програм лояльності у залежності від тенденцій розвитку поведінки споживача. Окремо наголошується яким чином пандемія COVID-19 вплинула на пріоритетні завдання програм лояльності [1].

У дослідженні [2] О. А. Соболева-Терещенко та В. О. Антонова розглядають оцінку продуктивності маркетингових ініціатив у контексті створення та оптимізації програм лояльності клієнтів.

Науковці доводять, що невірно оцінювати ефективність застосування маркетингових програм, базуючись на одному показнику ефективності. Спираючись на розглянуті дослідження, автори описали алгоритм оцінки ефективності маркетингової програми, який можна застосувати і для оцінювання ефективності програм лояльності (рис. 3) [2].

Дослідники у роботі [2] також пропонують набір часткових показників ефективності програм лояльності із наведеними формулами:

1. Економічні

1) Індекс повернення інвестицій в програмі лояльності

2) Коефіцієнт покриття витрат в програмі лояльності



Рис. 1. Піраміда лояльності покупців [1]

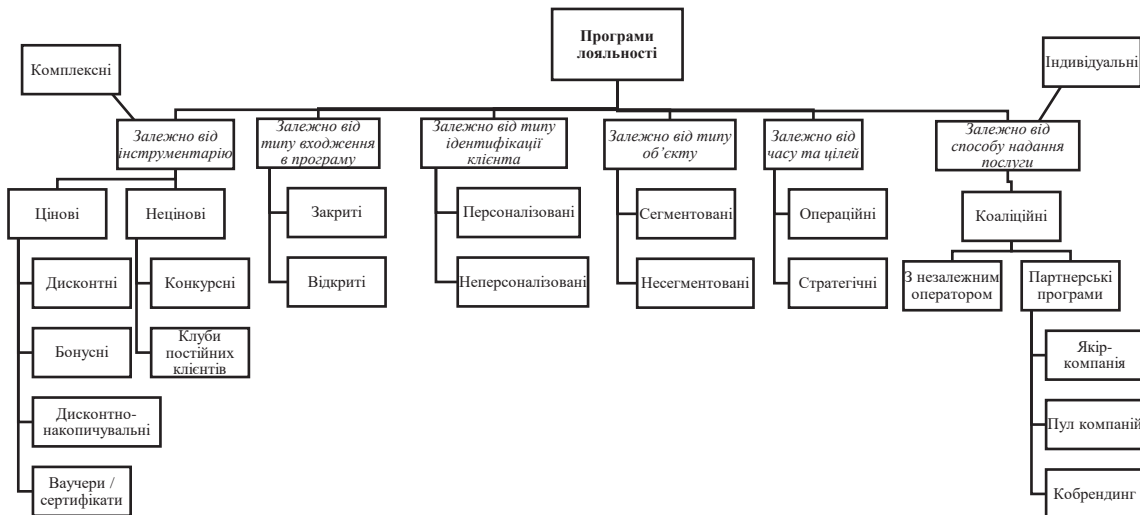


Рис. 2. Класифікація програм лояльності покупців [1]

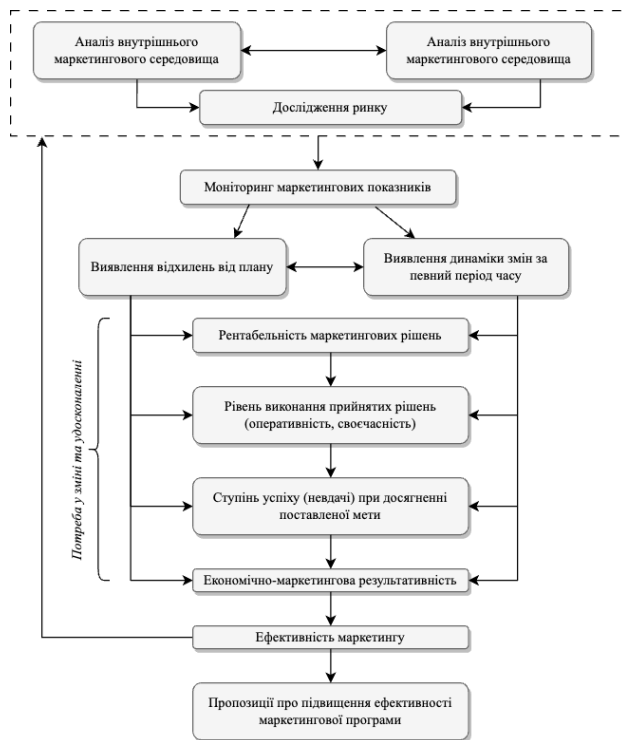


Рис. 3. Алгоритм оцінювання ефективності маркетингової діяльності [2]

- 3) Частка витрат на впровадження програми лояльності у загальних
- 4) Коефіцієнт рентабельності програми лояльності
2. Маркетингові
  - 1) Індекс товарообігу
  - 2) Темп приросту середньої вартості покупок
  - 3) Індекс продажів

### 3. Комунікаційні:

- 1) Індекс рейтингів популярності
- 2) Індекс задоволеності споживачів
- 3) Індекс якості обслуговування.

Автори доводять, що правильний набір критеріїв є передумовою для оцінювання ефективності програм лояльності. Ретельний огляд наявних досліджень та публікацій виявив брак уніфікованого методологічного підходу для оцінювання ефективності маркетингу в цілому та програм лояльності зокрема. В роботі систематизовано різні методики оцінювання продуктивності маркетингової діяльності і підкреслено, що використання єдиного критерію може не відобразити повної картини ефективності [2].

Дослідники сформулювали методику для вимірювання ефективності маркетингу, визначивши ключові індикатори, які впливають на її оцінку. У роботі пропонується інтегрований показник, що базується на універсальній формулі, а також розроблено шкалу для оцінювання та класифікації рівня продуктивності маркетингової діяльності [2].

Дослідження Ю. Б. Чаплінського [3] присвячено аналізу підходів до оцінки ефективності програми лояльності. Автор стверджує, що нерозуміння необхідності постійного аналізу показників ефективності системи лояльності часто призводить до поганих економічних результатів і, як наслідок, закриття програм лояльності [3].

Науковець категоризував підходи до оцінки ефективності програми лояльності на декілька груп:

- оцінювання витрат на створення програми лояльності через узагальнену систему показників лояльності споживача до підприємства (час спо-

живання; частка споживчої лояльності; ціна переходу; відносна лояльність; залишковий індекс промоутера – NPS; оцінка ставлення; конверсійна модель; комплексна модель);

- оцінювання ефективності програми лояльності, враховуючи зміни обсягу продажу чи зміни прибутку;

- оцінювання ефективності інвестиційних проектів (індекс доходності або рентабельності (Profitability Index, PI), чистий приведений дохід (NPV, Net Present Value), період окупності програми лояльності (Payback Period, Pay-Back Period, PBP), внутрішня норма доходності (Internal Rate of Return, IRR));

- визначення ефективності витрат на реалізацію програми лояльності на основі показника ROMI (Return of Marketing Investment) [3].

У роботі продемонстровано показники, які варто використовувати для аналізу віддачі від інвестицій у програми лояльності. Наведені підходи дозволять оцінити ефективність програм лояльності не тільки в класичному маркетинговому підході, але й програм лояльності, сконфігурованих на основі штучного інтелекту [3].

Сіддарт С. Сінгх (Siddarth S.Singh) та Діпак Ч. Джайн (Dipak C. Jain) провели ґрунтовний аналіз оцінки позитивної цінності клієнта (CLV) [4]. Науковці дають визначення позитивної цінності клієнта як передбачення чистого прибутку, пов'язаного з усією майбутньою взаємодією з клієнтом. Показник CLV є одним з ключових у поняттях програм лояльності і використовується під час різних етапів роботи з програмою: під час початкової конфігурації, адаптації, прийняття бізнес рішень [4].

Автори наводять головні фактори, які впливають на позитивну цінність клієнта:

- 1) Час повторної покупки;
- 2) Вартість залучення клієнта;
- 3) Вартість утримання клієнта;
- 4) Вартість повернень;
- 5) Вартість маркетингової діяльності;
- 6) Мережевий ефект;
- 7) Коефіцієнт знижок [4].

Науковці наводять декілька категоризацій програм лояльності в залежності від різноманітних факторів. Поширеними категоріями програм лояльності є наступні:

- 1) За наявністю контракту (контрактні, неконтрактні).

- 2) За часом між транзакціями (постійні, дискретні).

- 3) За витратами користувачів (фіксовані, змінні) [4].

Автори констатують, що найпоширеніша категоризація програм лояльності по відношенню до позитивної цінності клієнта – за наявністю контракту. В контрактному контексті, де між компанією і клієнтом існують певні договірні відносини, очікуваний дохід може бути спрогнозовано досить точно. Зважаючи на рівень використання сервісу, зростаючий кумулятивний прибуток від всього життєвого циклу користувача може бути обчислений. В неконтрактному контексті, компанія повинна турбуватися про підтримку стосунки з клієнтом, оскільки він як правило розбиває свої витрати у даній категорії між кількома компаніями. В такому контексті прогноз позитивної цінності клієнта ускладнюється і вимагає більшої кількості параметрів для забезпечення необхідної точності [4].

У дослідженні розглянуто різноманітні моделі обчислення CLV в залежності від категорії програм лояльності, розглянуто їх сильні і слабкі сторони. Зокрема автори описують та надають математичні формули для наступних моделей:

- 1) Контрактні програми лояльності
  - a. Базова структурна модель CLV;
  - b. Група RFM моделей (Recency, Frequency, Monetary);
  - c. Модель інтенсивності відмов (Hazard Rate Model);
- 2) Неконтрактні програми лояльності
  - a. Pareto/Negative Binomial Distribution або Pareto/NBD модель;
  - b. Beta-Geometric/NBD або BG/NBD модель;
  - c. Модель ланцюгів Маркова;
  - d. Модель ланцюгів Маркова–Монте-Карло [4].

Автори зробили важливий підсумок про те, що безвідносно до простоти деяких статистичних моделей (таких як RFM, BG/NBD), на практиці ці методи показують відхилення від реальних даних близько 3%, що можна порівняти із технічно складнішими і водночас менш оптимальними методами машинного навчання [4].

Автори стверджують, що незважаючи на велику кількість моделей обчислення позитивної цінності клієнта, не існує загальноприйнятої схеми рекомендацій щодо того, яку модель обирати в конкретних умовах [4].

Й. Деляна (Yosini Deliana) та І. Рум (Irlan Rum) присвятили своє дослідження вивченню споживчої лояльності за допомогою нейронних мереж. У межах роботи автори розробили нейронну мережу для аналізу лояльності користувачів до різних брендів швидкорозчинної кави в Індонезії [5]. У дослідженні авторами використовується

штучна нейронна мережа (Artificial Neural Network – ANN), навчена алгоритмом масштабований спряжений градієнт (SCG) із випадковим розподілом даних. Запропонований метод забезпечує пряме відображення конфігураційних атрибутів лояльності на поведінку споживачів [5].

Для побудови нейронної мережі дослідники використали підхід багаторівневого перцептрон (Multi Layered Perception – MLP) з 3-ма рівнями навчання, архітектура якого показана на рис. 4. Вузли в такій мережі, що називаються штучними нейронами і з'єднуються між собою синапсами, можуть приймати закодовані сигнали, обробляти їх і передавати далі. Обробка сигналу здійснюється за допомогою нелінійної функції активації, у даному дослідженні була використана сигмоїда. На вхід мережа приймає значення змінних, а вихідний сигнал є результатом навчання. Вчені обрали в якості змінних характеристики брендів кави (розмір, тип упаковки, дизайн, задоволеність користувачів, наявність вибору, тощо), а на виході отримали значення рівня лояльності до даного продукту. Автори отримали точність моделі на рівні 58,2%, однак вони вказали на можливість побудови більш точної моделі: збільшення кількості змінних і їх зміна [5].

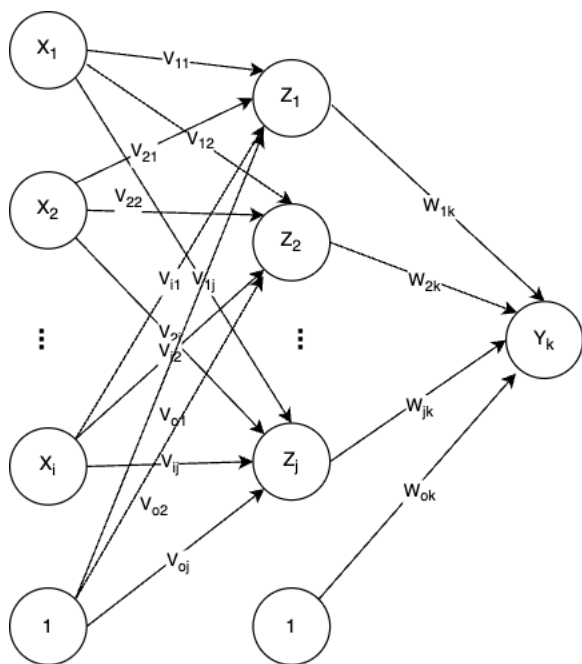


Рис. 4. Архітектура ANN моделі [5]

Дослідження, проведено за допомогою даних і штучних нейронних мереж, підтвердило зручність використання нейронних мереж ANN для аналізу споживчої лояльності, ключових її факторів, аспектів поведінки споживачів [5].

Реті Агарвал (Reeti Agarwal), проводячи експеримент з даними програми лояльності, використав методи машинного навчання, щоб відповісти на питання, чи програми лояльності дійсно призводять до повторних покупок [6].

Вчений досліджував дані програм лояльності гіпермаркетів у Індії у намаганні підтвердити переваги програм лояльності. Первинні дані були отримані шляхом маркетингового дослідження і потім нормалізовані за допомогою таких статистичних інструментів як тест Кайзера-Мейєра-Олкіна та критерія Бартлета. Для розподілу клієнтської бази на групи по їх відношенню до переваг програм лояльності, автор використав кластерний аналіз. Ієрархічний кластерний аналіз показав, що вибірка даних має 3 чітких кластери. Після цього вчений використав метод кластеризації К-середніх (k-means clustering) для обчислення центру кластерів. Таким чином, автор дослідження розбив вихідну вибірку даних на 3 кластери, які відповідали трьом групам користувачів: зацікавлених у програмах лояльності, незацікавлених і тих, хто сумнівається [6].

У подальшому така техніка машинного навчання як дерева рішень (Classification & Regression Trees – CART або C&RT) були використані для визначення як демографічні характеристики впливають на ймовірність клієнта бути активним користувачем програми лояльності. Параметрами дерева рішень були 6 вхідних змінних (стать, вік, дохід, освіта, робота, сімейний стан) та вихідна змінна – готовність стати постійним клієнтом. Фрагмент побудованого дерева рішень зображено на рис. 5.

Дане дослідження продемонструвало можливість побудувати більш оптимальні програми лояльності. Воно є прикладом спільного використання статистичних методів та різноманітних методів науки про дані – алгоритмів кластеризації, дерев прийняття рішень [6].

Софі Де Кнад (Sofie De Cnudde) і Девід Мартенс (David Martens) використали статистичні методи та алгоритми добування даних (Data Mining) для аналізу програми лояльності публічного сектору – карти містянина міста Антверпен [7]. Використовуючи інформацію про поведінку користувача, класифікатор Байєса і метод опорних векторів, дослідники побудували модель, що здатна передбачити наскільки активно клієнти користуватимуться картою, які локації відвідають та коли відмовляться від картки. Порівняння отриманих результатів із даними, що отримані від реальних карток містянина, показало що точність отрима-

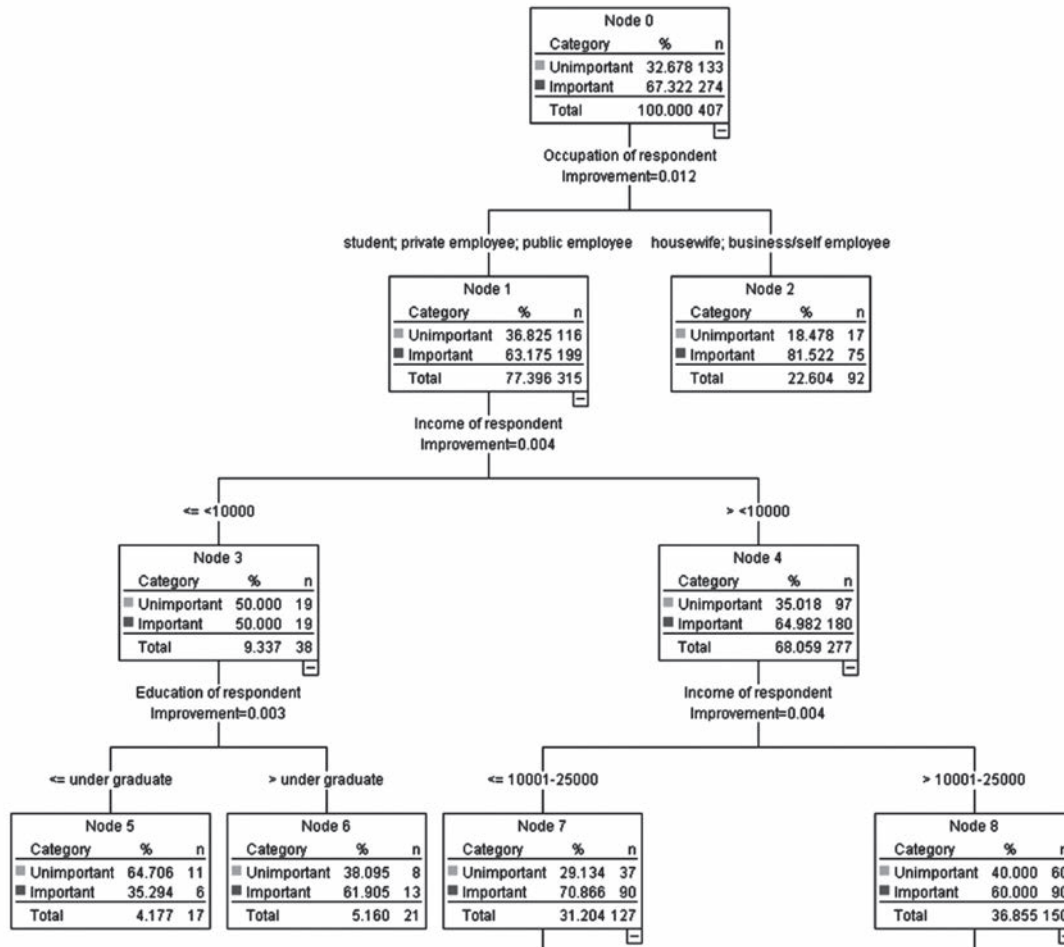


Рис. 5. Фрагмент дерева рішень [6]

них прогнозів варіюється від 85% до 92,5%, і це є прийнятним результатом [7]. Вчені показують подальші шляхи уточнення прогнозів, які полягають у подальшій деталізації і аналізі дій клієнтів.

Аджай Алури (Ajay Aluri), Бредлі С. Прайс (Bradley S. Price) і Ненсі Г. МакІнтайр (Nancy H. McIntyre) дослідили використання алгоритмів машинного навчання для динамічної адаптації під користувача програми лояльності. Автори розширили традиційні для готельного бізнесу CRM-системи підходами до машинного навчання, що дозволило динамічно приймати рішення та прогнозувати поведінку клієнтів [8].

Автори у роботі показують, що додавання методів машинного навчання в досліджену і відлагоджену систему може створити нові можливості і принести додаткову цінність [8].

Саміра Ходабандеглу (Samira Khodabandehlou) і Махмуд З. Рахман (Mahmoud Z. Rahman) розглянули ефективність різних методів машинного навчання для прогнозування відтоку клієнтів програми лояльності [9].

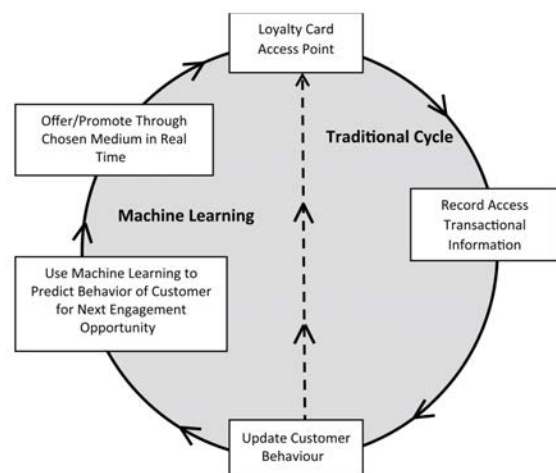


Рис. 6. Динамічне залучення споживачів за допомогою машинного навчання [8]

Згідно з результатами, 8 змінних мали найбільший вплив на точність прогнозування відтоку: частота транзакцій, час останньої транзакції, сума грошей, кількість транзакцій, кількість повернень,

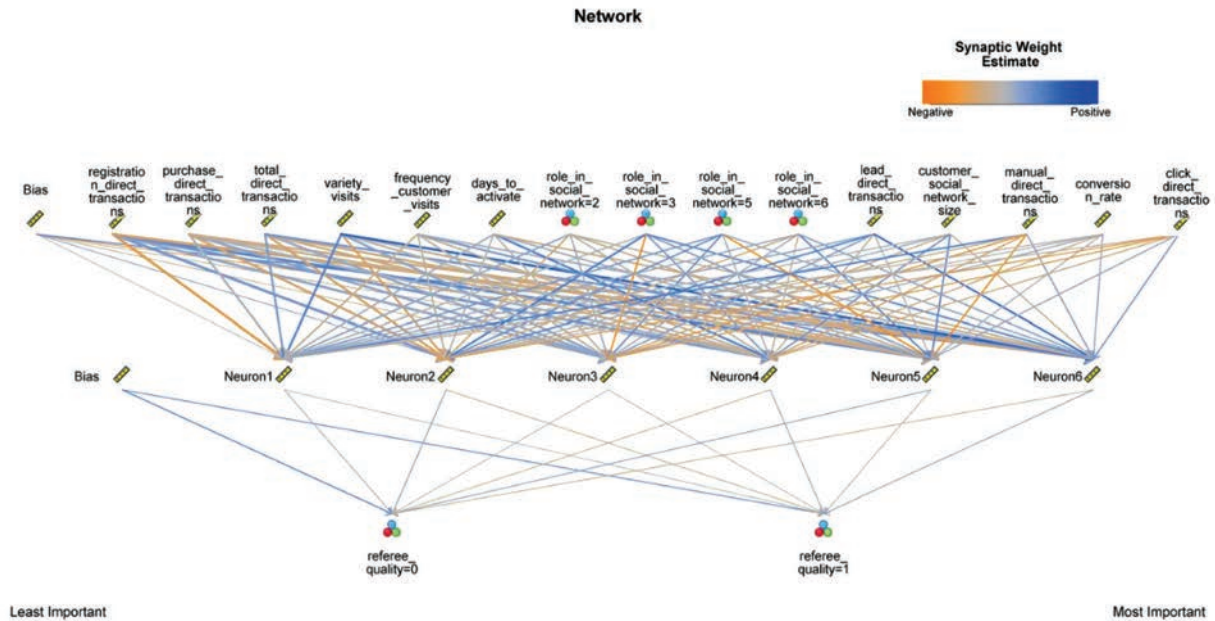


Рис. 7. Архітектура ANN MLP мережі [11]

знижка, розподіл часу, призи. В окремих випадках можна скористатися лише першими трьома змінними – частота транзакцій, час останньої транзакції, сума грошей (RFM) і отримати достатньо точний прогноз відтоку клієнтів [9].

Серед методів машинного навчання дослідники розглянули різноманітні варіанти штучних нейронних мереж (ANN), метод опорних векторів (SVM), дерева прийняття рішень (DT): ANN-MLP; ANN-RBF; SVM-Poly; SVM-RBF; DT-C5.0 Найточніші результати показали обидва варіанти штучних нейронних мереж, а найменш точні – дерева прийняття рішень [9].

Автори Маркос Р. Мачадо (Marcos R. Machado), Сельма Керрай (Salma Karra), Івальдо Т. де Суза (Ivaldo T. de Sousa) застосували алгоритм машинного навчання LightGBM до прогнозування програм лояльності у фінансовому секторі [10]. У роботі порівнюється точність двох моделей градієнтного бустингу дерев прийняття рішень: GDBoosting та LightGBM. Авторі доводять, що LightGBM – швидший та менш затратний по ресурсам порівняно з іншими алгоритмами дерев прийняття рішень. Тому він має використовуватися більш широко у фінансовій сфері [10].

У іншому дослідженні група авторів, до складу якої входять Марія-Тереза Балестар (Maria Teresa Ballestar), Пілар Грау-Карлес (Pilar Grau-Carles)

та Хорхе Сайнз (Jorge Sainz), побудувала штучну нейронну мережу багаторівневого сприйняття (ANN MLP) для аналізу програми лояльності на європейському сайті кешбеку з 2 мільйонами унікальних користувачів [11].

ANN MLP мережа, архітектура якої зображена на рис. 6, була обрана вченими за здатність ANN MLP мереж до навчання, це дозволило моделювати складні стосунки між залежними і незалежними змінними. Навчання мережі відбувалося методом тренування-тестування-перевірка (training–testing–validation – TTV) [11].

Практичний експеримент підтвердив теоретичні і практичні висновки інших досліджень, чим показав корисність даного методу. Дослідження продемонструвало значну гнучкість і універсальність нейронних мереж для пакетного аналізу даних програм лояльності. Водночас, складність і наукоємність методу ускладнює його практичний потенціал і спонукає вчених шукати простіші методи [11].

**Висновки.** Розглянувши стан досліджень у області систем моделювання програм лояльності можна стверджувати, що єдиного підходу в цій сфері немає. Вчені продовжують працювати над розробкою моделей, методів та алгоритмів, що дозволять проводити точніший аналіз даних програм лояльності.

Список літератури:

1. Панаско, О., Микитенко, Н. Програми лояльності покупців на підприємстві торгівлі: теоретичний та практичний ракурси. *Молодий вчений*. 2022. № 1 (101). С. 233–241. DOI: 10.32839/2304-5809/2022-1-101-48.
2. Соболева-Терещенко О. А., Антонова В. О. Оцінка ефективності маркетингової діяльності в контексті розбудови програм лояльності покупців. *Ефективна економіка*. 2019. № 5. DOI: 10.32702/2307-2105-2019.5.52.
3. Ю. Б. Чаплінський. Підходи до оцінки ефективності програми лояльності. *Вісник Чернівецького торговельно-економічного інституту*. 2020. Вип. II (82). С. 54–65.
4. Singh S. S. and Jain D. C. Measuring Customer Lifetime Value: Models and Analysis. *INSEAD Working Paper*. 2013. No. 2013/27/MKT. DOI: 10.2139/ssrn.2214860.
5. Deliana Y., Rum I.A. Understanding consumer loyalty using neural network. *Polish Journal of Management Studies*. 2017. Vol.16, No.2. DOI: 10.17512/pjms.2017.16.2.05.
6. Agarwal R. Does Loyalty Program Membership Lead to Repeat Purchase: A Demographic Analysis with Customer Profiling and Machine Learning. *Management Dynamics*. 2023. Vol. 23, No. 2, Article 4. DOI: 10.57198/2583-4932.1325.
7. De Cnudde S., Martens D. Loyal to your city? A data mining analysis of a public service loyalty program. *Decision Support Systems*. 2015. Vol. 73. P. 74–84. DOI: 10.1016/j.dss.2015.03.004.
8. Aluri, A., Price, B. S., McIntyre, N. H. Using Machine Learning To Cocreate Value Through Dynamic Customer Engagement In A Brand Loyalty Program. *Journal of Hospitality & Tourism Research*. 2019. Vol. 43 (1). P. 78–100. DOI: 10.1177/1096348017753521.
9. Khodabandehlou S., Rahman, M. Z. Comparison of supervised machine learning techniques for customer churn prediction based on analysis of customer behavior. *Journal of Systems and Information Technology*. 2017. Vol. 19, No. 1/2. P. 65–93. DOI: 10.1108/JSIT-10-2016-0061.
10. Machado M. R., Karray S., de Sousa I. T. LightGBM: an Effective Decision Tree Gradient Boosting Method to Predict Customer Loyalty in the Finance Industry. *2019 14th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE)*. 2019. DOI: 10.1109/iccse.2019.8845529
11. Ballestar M. T., Grau-Carles P., Sainz J. Predicting customer quality in e-commerce social networks: a machine learning approach. *Review of Managerial Science*. 2018. DOI: 10.1007/s11846-018-0316-x.

**Shubovych I.V., Vakaliuk T.A. THE STATE OF RESEARCH IN THE FIELD OF DEVELOPMENT OF MODELING LOYALTY PROGRAMS**

*The widespread use of consumer loyalty programs in business and the public sector highlights the issue of their modeling, development, evaluation of effectiveness, and optimization. This study has analyzed the state of research in this field in both domestic and foreign scientific literature. The analysis revealed that there are many types of loyalty programs, each with its own advantages and disadvantages, and thus they are applied in specific business contexts. According to the studies reviewed, there is no single method for evaluating the effectiveness of loyalty programs; instead, scholars propose various comprehensive approaches that use economic, communicative, and marketing indicators. An important result of applying loyalty programs is the calculation of marketing indicators of customer lifetime value and the prediction of customer churn. Scientists have developed many models for calculating each of these indicators, which are chosen depending on the type of loyalty program. Among them are statistical models and those based on machine learning methods. Researchers note that some statistical models (such as RFM and NG/NBD) show results with accuracy comparable to machine learning methods but are simpler to implement and faster to compute. In the development and optimization of loyalty programs, there are challenges associated with processing large amounts of user data. Various statistical methods are often used for preliminary data preparation, and a wide range of machine learning methods for data analysis: cluster analysis, decision trees, support vector machines, and artificial neural networks. Each of the specified methods has many implementation variants, each with its own advantages, disadvantages, and specifics that must be considered when applied. Scholars argue that a comprehensive approach using both statistical methods and a combination of machine learning methods allows for the creation of optimal loyalty programs. Some researchers compare the accuracy of different machine learning methods for calculating customer churn prediction and state that artificial neural networks provide the highest accuracy. The development of effective, scientifically based loyalty programs remains a task rich in scientific content.*

**Key words:** loyalty, loyalty program, machine learning, artificial neural network, decision tree, support vector machine.