

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-83-151>

УДК 339.138:004.85:303

СУЧАСНИЙ МЕТОДОЛОГІЧНИЙ АПАРАТ ДОСЛІДЖЕННЯ ПОВЕДІНКИ СПОЖИВАЧІВ У СФЕРІ ПОСЛУГ: ВІД РЕТРОСПЕКТИВНОГО АНАЛІЗУ ДО ПРЕДИКТИВНОЇ АНАЛІТИКИ

MODERN METHODOLOGICAL FRAMEWORK FOR CONSUMER BEHAVIOR RESEARCH IN THE SERVICE SECTOR: FROM RETROSPECTIVE ANALYSIS TO PREDICTIVE ANALYTICS

Сібрук Віктор Леонідович

кандидат економічних наук, доцент кафедри промислового маркетингу,
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7997-5641>

Суворова Ірина Миколаївна

кандидат економічних наук, доцент кафедри промислового маркетингу,
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-7820-9856>

Тривайло Андрій Юрійович

кандидат економічних наук, доцент кафедри промислового маркетингу,
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-3059-5780>

Sibruk Viktor, Suvorova Iryna, Tryvaylo Andriy
National Technical University of Ukraine
«Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

У статті досліджено еволюцію методологічного апарату вивчення поведінки споживачів у сфері послуг в умовах цифрової трансформації. Проаналізовано перехід від традиційних ретроспективних методів (опитування, фокус-групи, експерименти) до сучасних інструментів реального часу (аналітика цифрових слідів, нейромаркетинг, аналіз тональності та намірів) та предиктивних моделей на основі штучного інтелекту і машинного навчання. Визначено ключові переваги та обмеження кожного підходу, обґрунтовано необхідність їх інтеграції у комплексні дослідницькі екосистеми для формування глибокого розуміння споживчих мотивацій, уподобань та лояльності. Запропоновано концептуальну модель гібридного методологічного підходу, що поєднує якісні, кількісні та предиктивні методи для підвищення ефективності управління клієнтським досвідом у сервісному бізнесі.

Ключові слова: поведінка споживачів, сфера послуг, методологія дослідження, ретроспективний аналіз, нейромаркетинг, предиктивна аналітика, штучний інтелект, цифрові сліди, клієнтський досвід.

This article investigates the evolution of methodological approaches to studying consumer behavior in the service sector amidst digital transformation. It systematically analyzes the transition from traditional retrospective methods – such as surveys, focus groups, and experiments – to contemporary real-time tools including digital footprint analytics, neuromarketing techniques, and sentiment analysis, as well as predictive models based on artificial intelligence and machine learning. The key advantages and limitations of each approach are critically evaluated, revealing that retrospective methods capture stated preferences but suffer from recall bias, real-time analytics provide objective behavioral data yet lack explanatory depth, and predictive models offer forecasting capabilities but depend heavily



on data quality. The study argues that no single method can fully comprehend consumer behavior in modern service environments, substantiating the necessity of integrating these approaches into comprehensive research ecosystems. Such integration enables a multidimensional, continuously updated understanding of consumer motivations, preferences, and loyalty drivers essential for competitive advantage. A conceptual hybrid model is proposed, operationalizing the integration of qualitative, quantitative, and predictive methods within a five-stage iterative cycle: hypothesis generation through qualitative inquiry; quantitative validation via surveys and behavioral analytics; predictive model development using machine learning; experimental testing through A/B validation; and continuous refinement through feedback loops. This cyclical architecture ensures deepening consumer understanding and evidence-based managerial decisions. The practical implications for customer experience management are significant, enabling organizations to transition from reactive analysis to proactive anticipation and real-time personalization, thereby enhancing satisfaction, retention, and loyalty. The findings underscore that the value of modern consumer research lies in intentionally designed integrated ecosystems where diverse methodological insights continuously inform and amplify one another, equipping researchers and practitioners to navigate the evolving landscape and achieve superior customer experience outcomes in an increasingly complex digital environment.

Keywords: consumer behavior, service industry, research methodology, retrospective analysis, neuromarketing, predictive analytics, artificial intelligence, digital footprints, customer experience

Постановка проблеми. Сфера послуг, як один із найдинамічніших сегментів сучасної економіки, характеризується високою інтенсивністю взаємодії між провайдером та споживачем, невід'ємністю послуги від процесу її надання та значною роллю суб'єктивних факторів у формуванні споживчої оцінки [1]. У цих умовах глибоке розуміння поведінки споживачів стає критичним фактором конкурентоспроможності сервісних компаній.

Традиційно дослідження поведінки споживачів базувалися на ретроспективних методах, спрямованих на аналіз вже відбухих подій та реакцій. Однак цифрова революція, розвиток технологій великих даних (Big Data) та штучного інтелекту (AI) кардинально трансформували методологічний арсенал дослідників [2]. Сьогодні акцент поступово зміщується від констатації фактів до прогнозування майбутніх дій і потреб споживачів, від опитувань про минулий досвід до аналізу поведінки в реальному часі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасна методологія дослідження поведінки споживачів у сфері послуг формується під впливом цифрової трансформації та розвитку технологій аналізу даних. Фундаментальні основи традиційних методів – глибинних інтерв'ю (Kvale & Brinkmann) [3], фокус-груп (Krueger & Casey) [4] та етнографічних досліджень (Pink et al.) [5] залишаються актуальними для розуміння мотивацій та соціального контексту споживання. Водночас, цифровізація розширила дослідницький інструментарій за рахунок аналітики цифрових слідів (Grewal, De Haan et al.) [6; 7], соціального моніторингу (Braga et al.) [8] та нейромаркетингових методів, таких як айтрекінг, ЕЕГ та фМРТ, що дозволяють фіксувати несві-

домі реакції (Cherubino et al., Kumar & Garg, Plassmann et al.) [9; 10; 11].

Особливу увагу в сучасних публікаціях приділено предиктивній аналітиці та машинному навчанню. Дослідження Li & Kannan [12], а також Rohit et al. [13] демонструють ефективність прогнозних моделей (класифікації, регресії, кластеризації) для передбачення відтоку клієнтів, довічної цінності (LTV) та персоналізації пропозицій. У дослідженні Grönroos [14] наголошується на зміні парадигми маркетингу послуг у бік проактивного управління клієнтським досвідом. Критичну роль у цьому процесі відіграють платформи клієнтських даних (CDP), які уніфікують дані з різних джерел для побудови єдиного профілю клієнта, хоча, як зазначає Riback [15], їх впровадження пов'язане з низкою викликів.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Незважаючи на значний обсяг напрацювань, питання інтеграції ретроспективних, реально-часових та предиктивних методів у цілісну дослідницьку екосистему залишається відкритим. Більшість робіт фокусуються на перевагах окремих підходів, тоді як синергетичний ефект від їх поєднання, особливо в контексті циклічного оновлення знань про клієнта, потребує подальшого вивчення, що й зумовлює актуальність цього дослідження.

Формулювання цілей статті. Метою статті є систематизація сучасного методологічного апарату дослідження поведінки споживачів у сфері послуг, простеживши його еволюцію від ретроспективних підходів до предиктивної аналітики, а також обґрунтувати доцільність інтегрованого використання різних методів для отримання цілісного уявлення про споживача.

Виклад основного матеріалу дослідження. У методології дослідження поведінки споживачів ретроспективні підходи залишаються важливою основою для розуміння загальних тенденцій, перевірки гіпотез та отримання глибинних інсайтів про мотивацію. Загалом групи методів можна класифікувати на якісні та кількісні. Якісні методи можуть включати: глибинні інтерв'ю; фокус-групи; етнографічні дослідження.

Глибинне інтерв'ю (in-depth interview, IDI) передбачає неструктуровану або напівструктуровану особисту бесіду дослідника з респондентом тривалістю до 120 хвилин. На відміну від стандартизованих опитувань, цей метод орієнтований не на збір статистичних даних, а на розкриття глибинних аспектів споживчого досвіду, що часто залишаються невидимими при використанні інших методів [3]. Однією з особливостей глибинних інтерв'ю є застосування проєктивних технік, а саме метод незавершених речень, антропоморфізацію, візуалізацію образів для доступу до несвідомих мотивів споживачів. Специфіка застосування глибинних інтерв'ю як правило стосується фінансового сектору, юридичних, освітніх послуг та у медицині.

З переваг глибинних інтерв'ю можна відзначити ступінь розуміння проблеми, недостатний при кількісних методах, можливість виявлення неочевидних зв'язків та парадоксів та доступ до емоційного та несвідомого рівнів. Обмеження та ризики стосуються залежності від кваліфікації інтерв'юера, невисокої репрезентативності, суттєвих витрат часу та ресурсів.

Фокус-групи (focus group) на відміну від глибинних інтерв'ю використовують групову динаміку як каталізатор для генерації ідей та виявлення соціальних аспектів споживчого досвіду. Фундаментальним принципом при проведенні фокус-груп є синерезіс групової взаємодії коли ідеї одних учасників стимулюють мислення інших. Учасники мають можливість спілкуватися з іншими а не лише з модератором, а також спостерігати, як формується думка під впливом групи [4].

Сучасні фокус-групи можуть проводитися у онлайн режимі. Традиційний офлайн спосіб краще підходить для емоційно насичених тем, перевагою при цьому є атмосферність живого спілкування а недоліками – значні витрати і територіальні обмеження для вибору учасників групи. Онлайн фокус-групи краще підходять для тестування цифрових сервісів, рекрутинг ніш. Перевагами онлайн груп є

географічна доступність та нижча вартість, хоча за певних обмежень невербального спілкування. В сучасних умовах оптимальним представляється гібридний підхід: поєднання онлайн-фокус-груп для широкого охоплення з глибинними офлайн-сесіями для роботи зі складними концепціями.

Етнографічне дослідження споживачів (customer ethnography) засноване на антропологічних підходах, що передбачає тривале спостереження за споживачами в їхньому природному середовищі. На відміну від лабораторних експериментів чи опитувань, етнографія досліджує не те, що люди говорять про свої дії, а те, що вони фактично роблять в контексті повсякденного життя [5].

У контексті сервісного дизайну етнографія стає мостом між технічною можливістю і людською потребою, між бізнес-логікою і реальною поведінкою споживачів. Найбільшу цінність метод приносить при вивченні складних, довгострокових або емоційно навантажених сервісів, де розрив між сказаним і зробленим є найбільшим. У епоху big data, коли кількісні методи домінують, етнографія залишається незамінним інструментом для відповіді на найважливіше питання: як це працює в житті реальних споживачів?

Кількісні методи дослідження поведінки споживачів у сфері послуг стосуються проведення опитувань та експериментів. Масові опитування є фундаментом для вимірювання ключових метрик клієнтського досвіду. З ключових метрик кількісної оцінки можна виділити: індекс лояльності (NPS, Net Promoter Score); індекс задоволеності клієнтів (CSI, Customer Satisfaction Index); індекс зусиль клієнта (CES, Customer Effort Score). Індекс лояльності є простим, універсальним, але іноді поверхневим показником, який застосовується зазвичай для оцінки якості послуг за прийнятою шкалою. CSI – це композитний індекс, який зазвичай об'єднує оцінки різних аспектів послуги (якість, процес, співробітники, цінність). Індекс зусиль клієнта шукає відповіді на питання: «наскільки складно було вам вирішити свою проблему, або отримати послугу?». Оцінку якості сервісу та виявлення так званих «больових точок» варто проводити з застосуванням анкетування за моделями SERVQUAL (Service Quality – якість сервісу) та RATER (Результат, Доступність, Професійність, Відчуття, Емпатія), що дозволяють оцінити розрив між очікуваннями клієнтів та сприйняттям отриманого сервісу. У поєднанні з даними про ставлення до сервісів інформа-

ція про соціальну демографію, психографічні характеристики, звички та поведінка споживачів дозволяють будувати класичні сегменти для таргетингу.

Важливо враховувати низку обмежень та викликів, притаманних методам опитування. Перш за все, існує проблема суб'єктивності спогадів та ретроспективного упередження: респонденти оцінюють не об'єктивну якість послуги, а її суб'єктивне сприйняття, яке може суттєво спотворюватися плином часу, емоційним станом. Стандартизовані опитування часто не відповідають необхідній глибині та відсутністю контексту: закриті питання не дозволяють зрозуміти справжню причину, тож висока оцінка не розкриває причин задоволеності, а низька – не вказує на конкретні больові точки, що потребує обов'язкового доповнення якісними методами дослідження.

Методика проведення експериментів, зокрема А/В-тестування, займає чільне місце в інструментарії дослідження клієнтського досвіду у сфері послуг, особливо у інтернет-середовищі, оскільки він виходить за рамки простого спостереження чи опитування і дозволяє встановлювати причинно-наслідкові зв'язки. Такий підхід є не просто констатацією незадоволеності клієнтів, а пошуком відповіді на питання «що саме і як слід змінити?». Суть методу полягає в тому, що групам споживачів демонструють декілька версій одного елемента сервісу – наприклад, різний дизайн інтерфейсу, варіанти цінових пропозицій, тексти комунікацій або сценарії роботи підтримки. Порівнюючи поведінку груп за ключовими метриками (рівень клікабельності, конверсія в покупку, час на сайті, повторні звернення тощо), можна з високою точністю визначити, який варіант працює краще і чи варто впроваджувати зміни.

Перевагою А/В-тестування є високий рівень об'єктивності, рішення ухвалюються на основі статистично значущих даних, а не на основі інтуїції, експертної думки чи скарг окремих клієнтів. Наприклад, натомість того щоб гадати, чи сприймуть відвідувачі сайту новий формат оформлення замовлення, А/В-тест дасть чітку відповідь: як зміна вплинула на відсоток покинутих кошиків, що робить його незамінним для оптимізації воронки продажів, покращення користувацьких інтерфейсів, управління цінами та підвищення ефективності маркетингових комунікацій.

Незважаючи на значну кількість переваг, експерименти мають обмеження та виклики, так для отримання надійних результатів та

досягнення статистичної значущості необхідна достатньо велика вибірка, що не завжди можливо для нішевих продуктів або невеликих компаній. А/В-тестування найкраще застосовувати для ізольованої перевірки конкретних змін, але погано підходить для оцінки стратегічних, комплексних рішень, які важко розділити на окремі компоненти.

Загалом обмеження ретроспективних методів стосуються переважно ситуацій коли дані базуються на суб'єктивних спогадах та саморепрезентації респондентів, збір інформації може бути трудомістким, довготривалим і витратним, а отримані висновки описують минуле, а не передбачають майбутню поведінку [16].

Цифровізація процесів, які забезпечують сферу послуг створила масив нових джерел даних про поведінку споживачів, що фіксується в режимі реального часу [18]. У сучасному світі кожна взаємодія клієнта з цифровими каналами залишає невидимий слід, і аналіз цих даних відкриває унікальну можливість побачити реальну, невідредаговану поведінку користувачів [6].

Найпоширенішим інструментом тут виступає Web- та Mobile-аналітика, яка дозволяє з високою точністю відстежувати шляхи користувачів на сайті або в додатку. За допомогою систем Google Analytics або Adobe Analytics можна побачити не просто кількість відвідувачів, а глибину їхньої взаємодії: які сторінки вони переглядають, скільки часу там затримуються, на якому етапі залишають воронку продажів та з яких джерел приходять – з пошукових систем, соціальних мереж чи прямої реклами. Це об'єктивна картина цифрової поведінки, яка показує, що люди реально роблять, на відміну від того, що вони кажуть про це в опитуваннях [7]. Наприклад, аналітика глибини екрана мобільного додатку банку показує, що переважна більшість клієнтів заходять лише на головний екран і перевіряють баланс, але майже ніхто не користується розділом "Інвестиції", що сигналізує про те, що розділ погано видно, або клієнти йому не довіряють, або контент надто складний.

Ефективним інструментом отримання даних поведінки споживачів у сфері послуг є аналіз взаємодій у соціальних мережах (Social Listening), який є не просто підрахунком лайків чи репостів, а глибоким зануренням в контекст неформального спілкування аудиторії [8]. Інструменти соціального моніторингу дозволяють у реальному часі відстежу-

вати всі згадки бренду, продукту чи послуги, аналізувати їхню тональність і виявляти приховані тренди, які ще не проявилися в офіційних опитуваннях. Дослідження соціальних мереж допомагає ідентифікувати лідерів думок, які формують ставлення до сервісу, та швидко реагувати на репутаційні загрози або проблеми з якістю послуг.

На сучасному етапі актуальності набуває аналіз даних з IoT-пристроїв (Інтернет речей) та smart-сервісів. Сучасні продукти від стрімінгових платформ до фітнес-додатків генерують величезні масиви даних про реальне використання послуг. Аналізуючи, наприклад, шаблони переглядів контенту (які серіали дивляться «залпом», а які кидають на першій серії), або режими використання фітнес-додатків (в який час доби люди найактивніші, які функції вмикають найчастіше), компанії отримують безцінну інформацію для персоналізації сервісу та покращення клієнтського досвіду на основі фактичних патернів поведінки. Наприклад стрімінгова платформа Netflix аналізує не лише те, які серіали дивляться, а й на якій хвилині серію закривають. Якщо 90% глядачів кидають перегляд нового серіалу рівно на 15-й хвилині першої серії – це сигнал про проблему з якістю контенту.

Нейромаркетингові методи дозволяють зазирнути глибше за традиційні методи, а саме досліджувати поведінку споживачів на рівні несвідомих реакцій. Класичним прикладом є айтрекінг (EYE-tracking) – технологія відстеження руху очей, яка з науковою точністю визначає, на що саме дивиться користувач в першу чергу, скільки часу його погляд затримується на ключових елементах інтерфейсу, а які зони залишаються непоміченими. Такий інструмент є незамінним для оптимізації дизайну сайтів, мобільних додатків, розміщення реклами чи оформлення упаковки, оскільки він показує реальний фокус уваги, а не те, про що людина згодом зможе розповісти [10].

Підвищення глибини аналізу пропонують методи, що вимірюють мозкову активність, зокрема електроенцефалографія (ЕЕГ) та функціональна магнітно-резонансна томографія (фМРТ) [9]. Електроенцефалографія дозволяє в реальному часі фіксувати електричну активність мозку, даючи змогу оцінити рівень емоційного збудження, залученості та когнітивного навантаження під час взаємодії з сервісом. Розробники мобільних ігор за допомогою ЕЕГ-гарнітури, можуть тестувати рівень залученості гравців на різних рівнях,

якщо дані наприклад показують, що на третьому рівні активність мозку різко падає, тобто гравцям стає нудно – це сигнал розробникам, що такий рівень потребує кардинального перероблення, аби втримати аудиторію.

Функціональна МРТ, хоч і є більш складним і дорогим методом, показує, які саме ділянки мозку активуються у відповідь на зовнішні стимули. Дизайн інтерфейсу програмного продукту може викликати довіру (активація префронтальної кори) чи тривогу. Інструмент фМРТ є корисним для дослідження глибокого емоційного впливу від досвіду отримання послуги, адже саме емоції, які часто не піддаються вербалізації, є ключовим драйвером лояльності та прийняття рішень. Застосування фМРТ для ринку послуг означає, що можна протестувати, наприклад, як сприймається новий дизайн інтер'єру банку: чи активує він зони довіри та спокою, чи, навпаки, викликає підсвідомий стрес через тісноту чи тьмяне світло.

Враховуючи переваги методів реального часу серед яких особливо слід відмітити об'єктивність варто зазначити також і певні обмеження пов'язані з тим, що стає зрозумілою актуальна та правдива ситуація, проте не пояснюється причини, які призводять до відповідної поведінки споживачів. Такі дослідження супроводжуються так званим «інформаційним шумом» коли поведінка в деяких випадках може бути випадковою а результати нерелевантними. Організація процесів якісного збору та аналізу даних у реальному часі потребує інвестицій в інфраструктуру, кваліфікованих спеціалістів, що може бути недоступно для малого бізнесу.

Предиктивна аналітика (Predictive Analytics) являє собою якісний стрибок у дослідженні клієнтського досвіду, долаючи межі констатації фактів та діагностики та пропонуючи відповідь на найцінніше питання для бізнесу – «що станеться далі?». Використовуючи історичні та поточні дані, статистичні моделі та алгоритми машинного навчання (ML), предиктивна аналітика дозволяє з високою ймовірністю передбачати майбутню поведінку споживачів (таблиця 1). У сфері послуг, де відносини з клієнтом розтягнуті в часі, а цінність залежить від довгострокової лояльності, цей підхід стає наріжним каменем сучасного маркетингу та клієнтського сервісу [14].

Застосування предиктивної аналітики в сфері послуг реалізується через низку конкретних бізнес-задач та відповідних моделей одною з яких є «Прогнозування відтоку»

Таблиця 1

Застосування предиктивних моделей у сфері послуг

Предиктивна модель	Опис	Приклад застосування у сфері послуг
Класифікація	Віднесення клієнта до певного класу (ризик відтоку/без ризику)	Прогнозування відтоку клієнтів банку або інтерне-провайдера.
Регресія	Прогнозування числового значення (суми майбутніх покупок)	Прогнозування LTV клієнта фітнес-клубу чи потокового сервісу.
Кластеризація	Виявлення однорідних груп клієнтів на основі схожості поведінки	Сегментація користувачів хмарних сервісів за інтенсивністю використання.
Аналіз послідовностей	Прогнозування наступної дії у послідовності	Рекомендація наступного фільму (Next Best Offer) у стрімінговому сервісі.
Обробка природної мови (NLP)	Аналіз тексту для виявлення намірів, тем, тональності	Автоматичний аналіз відгуків про готель чи авіакомпанію для прогнозування рейтингу.

Джерело: сформовано авторами

(Churn Prediction). Прогнозування відтоку широко застосовується у бізнес-моделях з передплатою (SaaS, телеком, стрімінгові сервіси, фітнес-клуби). Модель прогнозування відтоку аналізує поведінкові паттерни клієнтів, які вже припинили співпрацю, і шукає схожі сигнали в поведінці активних користувачів [13]. Модель враховує сотні змінних: зміна частоти використання послуги, зменшення глибини взаємодії, паузи в активності, збільшення кількості негативних звернень у службу підтримки, перехід на дешевший тариф, прострочення платежу. За результатами формується список клієнтів із високим «ризиком відтоку», що дозволяє службі клієнтської підтримки проактивно втрутитися: запропонувати спеціальну знижку, бонус, зв'язатися з клієнтом, щоб з'ясувати причини незадоволення. Утримання існуючого клієнта майже завжди обходиться дешевше, ніж залучення нового, що робить цю модель економічно надзвичайно ефективною.

Традиційна сегментація за демографією (вік, стать) часто не дає глибинного розуміння мотивів клієнта. Предиктивна аналітика пропонує сегментацію на основі реальних дій за допомогою кластеризації на основі поведінки (Behavioral Clustering). Алгоритми кластеризації (наприклад, k-середніх) автоматично групують клієнтів за схожістю їхніх цифрових слідів. Наприклад, у фітнес-додатку можуть виділитися такі кластери: «Ранкові бігуни-марафонці», «Вечірні відвідувачі йоги-початківці», «Користувачі, що активні лише у вихідні». Для кожного кластеру можна ство-

рювати гіперперсоналізовані пропозиції та комунікації.

Прогнозування довічної цінності клієнта (Lifetime Value, LTV) – це модель прогнозування прибутку, який компанія отримає від клієнта за весь час співпраці. Предиктивний підхід дозволяє оцінити цей показник на ранніх етапах взаємодії. Модель аналізує поведінку клієнта в перші дні та тижні після реєстрації: які функції споживач використовує, як часто заходить, чи купує додаткові послуги. На основі цих ранніх сигналів прогнозується, наскільки цінним клієнт стане в майбутньому. Прогноз LTV дозволяє оптимізувати маркетингові бюджети. Фокус спрямовується на залучення клієнтів із високим прогнозованим LTV (наприклад, преміальні пропозиції) і обмежувати витрати на залучення клієнтів із низьким показником, що запобігає ситуаціям, коли вартість залучення перевищує майбутній прибуток від клієнта.

Модель найкращої наступної пропозиції (Next Best Offer) представляє собою зосередження сучасних рекомендаційних систем та систем персоналізації і прогнозує, яку дію клієнт із найбільшою ймовірністю здійснить наступною, або яка пропозиція буде для нього найбільш релевантною у наступний момент. Система аналізує поточний контекст (яку сторінку дивиться клієнт, який час доби), що споживач обирає раніше а також та поведінку «подібних» клієнтів. У результаті клієнту робиться аргументована пропозиція наприклад, рекомендації стрімінгового сервісу Netflix («До вашої уваги») або торгі-

вельних майданчиків («З цим товаром також купують»). Пропозиція може стосуватися підвищення тарифного плану саме тоді, коли клієнт наблизився до лімітів поточного, або пропозиція додаткової послуги (наприклад, страховки) під час купівлі авіаквитка.

Аналіз тональності та намірів (Sentiment & Intent Analysis) використовує технології оброблення природної мови (NLP, Natural Language Processing) для автоматичного аналізу неструктурованих текстових даних (відгуків, коментарів у соцмережах, діалогів із чат-ботами та службою підтримки). NLP-моделі визначають емоційне забарвлення тексту (позитивне, негативне, нейтральне) і намагаються зрозуміти намір клієнта (наприклад, чи хоче він скасувати підписку, поскаржитися на якість чи просто поставити уточнювальне питання). Технології дозволяють в реальному часі виявляти назріваючі проблеми ще до того, як вони набудуть масового характеру. У випадках коли система фіксує різке зростання негативної тональності в діалогах підтримки навколо певної функції, це тригер для проведення термінового аналізу виявлення проблем і шляхів їх подолання.

Сучасна предиктивна аналітика спирається на потужний технологічний стек, що поєднує класичні статистичні методи, алгоритми машинного навчання (ML), архітектури глибокого навчання (Deep Learning) та інтеграційні платформи для роботи з даними (CDP, Customer Data Platform). Розуміння цієї основи є критичним для побудови прогнозних моделей у сфері послуг [8].

Машинне навчання є фундаментом предиктивної аналітики. Воно дозволяє системам автоматично навчатися на даних, виявляти приховані закономірності та робити прогнози. В залежності від типу задач та характеру даних, застосовуються різні класи алгоритмів, які використовуються для прогнозування категоріальної змінної – тобто віднесення об'єкта (клієнта, транзакції) до одного з поперед визначених класів.

Глибоке навчання, особливо з використанням архітектури трансформерів (на кшталт BERT, GPT), є фундаментом сучасного аналізу тональності та намірів клієнтів. На відміну від підходів до обробки природної мови (NLP), які аналізують слова ізольовано або в межах короткого контексту, трансформери здатні враховувати складний лінгвістичний контекст на рівні всього речення, абзацу чи навіть документа. Механізм «самоуваги», що лежить в основі трансформерів, дозволяє моделі оці-

нювати важливість кожного слова відносно всіх інших слів у тексті. Наприклад, у реченні «банк відхилив мій запит, але я не засмутився, тому що це було очікувано», традиційний аналізатор міг би позначити «відхилив» як негативний сигнал. Трансформер же врахує весь контекст, включно зі словами «не засмутився» та «очікувано», і зробить точніший висновок про загальну нейтральну або навіть прийнятну тональність повідомлення. У сфері послуг це має вирішальне значення: моделі на основі BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) здатні виявляти приховані скарги у, здавалося б, нейтральних відгуках на кшталт «готель розташований зручно, але стіни тонкі, чути сусідів», що дозволяє проактивно реагувати на проблеми.

Трансформери (GPT, Generative pre-trained transformer) дозволяють чат-ботам розуміти не лише прямі запити, але й складні, багатоскладові питання, наміри з емоційним забарвленням, а також підтримувати розумний діалог, пам'ятаючи про попередні репліки. Крім того, вони забезпечують автоматичне визначення теми та терміновості звернення клієнта для маршрутизації до відповідного фахівця, що суттєво підвищує ефективність роботи служби підтримки.

Платформи клієнтських даних (CDP, Customer Data Platform) є центральною нервовою системою предиктивної аналітики, так якщо глибоке навчання відповідає за «інтелект», то CDP створює єдине джерело «пам'яті» та «сприйняття» клієнта. Програмне забезпечення CDP призначене для збору, уніфікації, сегментації та активації даних клієнтів з метою керування користувацьким досвідом і збільшення прибутку бізнесу. Першочерговим завданням CDP є збір даних: платформа централізує інформацію з усіх можливих джерел у режимі реального часу, включаючи онлайн-джерела (веб-сайт, мобільний додаток, соціальні мережі), офлайн-джерела (транзакції в фізичних магазинах, дані call-центру та програм лояльності), а також сторонні системи (CRM, сховища даних). Наступним критично важливим етапом є уніфікація даних та створення єдиного профілю клієнта, що є ключовою функцією, яка відрізняє CDP від інших систем. Платформа ідентифікує одного й того ж користувача на різних пристроях та в різних каналах, об'єднуючи всі дані в єдиний профіль, який включає дані про ідентичність, поведінкові дані (переглянуті сторінки, кліки, час на сайті), транзакційні дані (історія покупок, підписки, середній чек), дані про взаємодію з підтрим-

кою (історія звернень, тональність діалогів). На основі цих об'ємних профілів маркетологи отримують можливість створювати гнучкі сегменти аудиторії за будь-якими комбінаціями ознак, наприклад, виділяти клієнтів, які купували товари певної категорії за останні 30 днів, але не робили покупок в останні 7 днів, і при цьому відкрили останній email.

Сучасні CDP інтегрують штучний інтелект та машинне навчання для автоматичного виявлення патернів поведінки та прогнозування. Структуровані дані можуть бути активовані в реальному часі для персоналізації досвіду клієнта, що включає запуск персоналізованих email-кампаній та push-сповіщень, налаштування контенту на веб-сайті для конкретного відвідувача, передачу сегментів аудиторії в рекламні платформи для таргетованої реклами, а також надання єдиної інформації про клієнта для відділу продажів та підтримки. На основі великого, уніфікованого масиву даних CDP будуються більш точні предиктивні моделі, які, у свою чергу, живляться алгоритмами глибокого навчання, створюючи замкне-

ний цикл збору, аналізу, прогнозування та персоналізованої взаємодії з клієнтом.

Попри потужний потенціал, впровадження та використання CDP супроводжується низкою обмежень та викликів, які необхідно враховувати. Ключовим обмеженням є високий поріг входу, зумовлений потребою у зрілій data-інфраструктурі: CDP не вирішує проблеми неочищених даних, а лише викриває їх, тому необхідні попередньо налагоджені процеси управління якістю, управління даними та наявність виділених технічних фахівців [15]. Можна зробити висновок, що CDP слід розглядати не як початкову точку, а як завершальний етап роботи з підготовки даних.

Синергетичний ефект для сфери послуг можна очікувати при інтеграції ретроспективних та предиктивних методів у єдиний дослідницький цикл [13,17]. Концептуально цю модель можна представити як цикл, що постійно відтворюється на новому рівні розуміння клієнта (рисунком 1).

На першому етапі фокус-групи та глибинні інтерв'ю відіграють ключову роль у формулю-

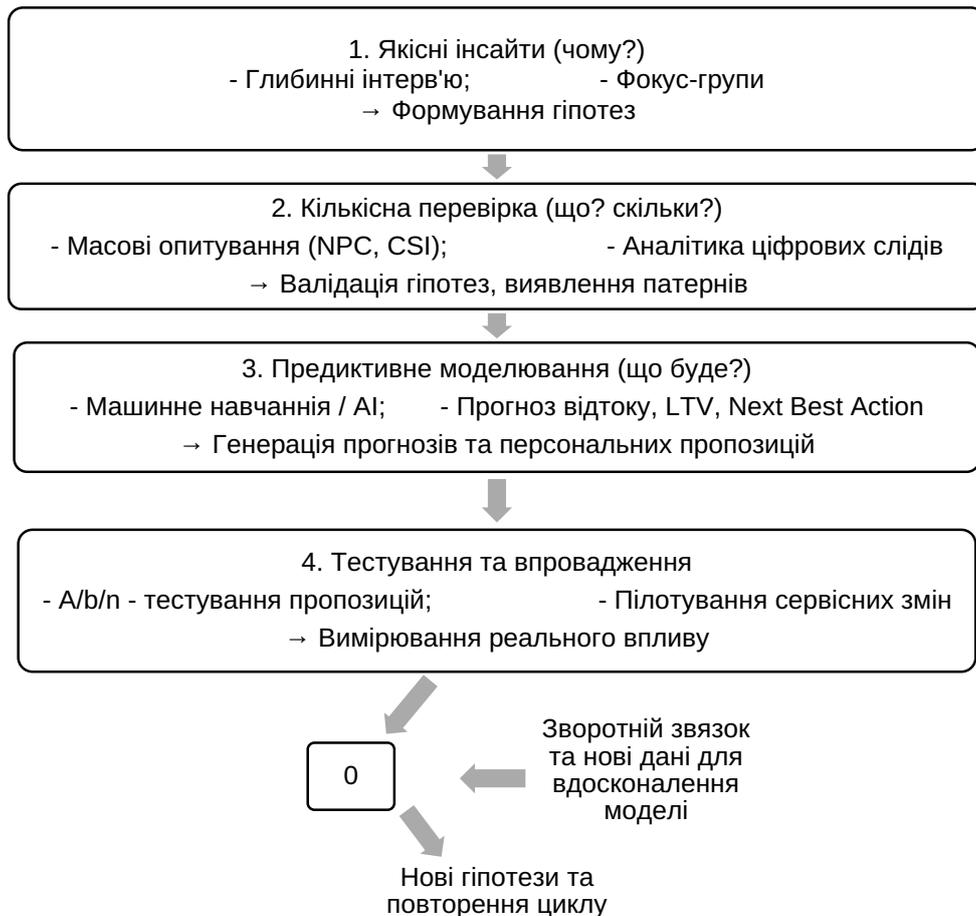


Рис. 1. Цикл гібридного методологічного підходу до дослідження поведінки споживачів

Джерело: сформовано авторами

ванні первинних гіпотез про потреби, складнощі, мотивацію та неусвідомлювані бажання споживачів [18]. Дослідник занурюється в контекст, вивчає мову клієнта, його емоційні реакції, формулює питання та гіпотези які стають фундаментом для всього подальшого дослідницького циклу.

Сформульовані на першому етапі гіпотези потребують валідації на великих вибірках. Традиційні опитування дозволяють перевірити, наскільки поширеними є виявлені настрої та моделі поведінки, інструменти веб-аналітики надають об'єктивну, не спотворену соціальною бажаністю картину реальних дій користувачів [17].

Зібрані на попередніх двох етапах кількісні дані (відповіді на опитування) та поведінкові цифрові сліди (логі веб-серверів, транзакційна історія, дані з мобільних додатків) стають вхідним матеріалом для алгоритмів машинного навчання. Методи NLP-аналізу дозволяють автоматично визначати тональність та наміри клієнтів. Такі алгоритми здатні виявляти приховані кореляції та закономірності, які не помітні людському оку [13]. На основі даних модель навчається прогнозувати майбутні дії споживачів: імовірність відтоку, довгочасну цінність клієнта, схильність до певного продукту чи послуги. Результатом є не просто звіт, а робоча модель, здатна генерувати прогнози та персоналізовані пропозиції в реальному часі.

Прогнози, згенеровані предиктивною моделлю, та сформульовані на їх основі персоналізовані пропозиції потребують перевірки в реальних умовах для чого варто застосувати експериментальні методи, зокрема А/В-тестування [13]. Аналіз результатів експерименту дозволяє не лише обрати найкращий варіант, але й оцінити якість роботи самої предиктивної моделі. Якщо прогноз моделі не підтверджується реальною поведінкою клієнтів у ході експерименту, це сигнал для її доопрацювання.

Заключний етап замикає цикл і робить систему гібридною та "екосистемною" в повному розумінні цих слів. Результати експериментів та нова поведінкова інформація повертаються назад у модель для її наступного навчання. Алгоритми машинного навчання оновлюються з урахуванням нових даних, стаючи точнішими, до того ж, нові патерни поведінки можуть стати підґрунтям для формування нових глибинних гіпотез, які потребуватимуть якісного дослідження. Таким чином, цикл починається спочатку, але на новому, вищому рівні розуміння споживача.

Циклічна модель гібридної дослідницької екосистеми має забезпечити безперервне поглиблення розуміння споживача, кінцевим результатом є не просто підвищення ефективності окремих маркетингових кампаній, а формування глибокої, динамічної та постійно оновлюваної бази знань про клієнта, яка стає основою для управлінських рішень у сфері послуг.

Висновки. Сучасний методологічний апарат дослідження поведінки споживачів у сфері послуг переживає період радикальної трансформації, рухаючись від опису минулого до прогнозування майбутнього. Незважаючи на потужність нових технологій, традиційні ретроспективні методи не втрачають своєї актуальності, залишаючись незамінними для розкриття глибинних питань, які стоїть за споживчою поведінкою.

Майбутнє належить не окремим методам, а їх синергії. Гібридний підхід, що інтегрує якісні інсайти, кількісну валідацію, об'єктивні дані реального часу та передбачувальну силу машинного навчання, формує нову парадигму досліджень. Така парадигма дозволяє компаніям сфери послуг не лише реагувати на потреби клієнтів, але й проактивно формувати персоналізований, безперервно вдосконалюваний підхід, що є ключовим джерелом стійкої конкурентної переваги в цифрову епоху.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Zeithaml, V., Bitner, M., Gremler, D. (2018). *Services marketing: Integrating customer focus across the firm* (7th ed.). McGraw-Hill Education. 280 p.
2. Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing Analytics for Data-Rich Environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97–121.
3. Kvale S., Brinkmann S. (2009) *Interviews: Learning the Craft of Qualitative Research Interviewing*. 376 p.
4. Krueger, R. A., & Casey, M. A. (2014). *Focus Groups: A Practical Guide for Applied Research*. 5th ed. 2014. 280 p.
5. Pink S., Horst H., Postill J., Hjorth L., Lewis T., Tacchi J. *Digital Ethnography: Principles and Practice*. 2016. 216 p.

6. Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. K., & Karahanna, E. (2020). The future of technology and marketing: A multidisciplinary perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 1–8.
7. De Haan, E., Wiesel, T., & Pauwels, K. (2020). The effectiveness of different forms of online advertising for purchase conversion in a customer journey context. *International Journal of Research in Marketing*, 37(4), 785–800.
8. Braga D., Silva I., Rosário R., Novais P., Peixoto H., Machado J. (2025) Exploring the potential of online social listening for noncommunicable disease monitoring. *PeerJ*. 2025 May 20; Vol. 13, e19311. DOI: 10.7717/peerj.19311.
9. Cherubino P., Martinez-Levy A. C., Caratù M., Cartocci G., Di Flumeri G., Modica E., Rossi D., Mancini M., Trettel A. (2019) Consumer Behaviour through the Eyes of Neurophysiological Measures: State-of-the-Art and Future Trends. *Computational Intelligence and Neuroscience*. Vol. 2019. P. 1–41.
10. Kumar N., Garg N. (2023) Neurophysiological correlates of consumer decision making: A systematic review and research agenda. *Psychology & Marketing*. Vol. 40, No. 2. P. 337–359.
11. Plassmann, H., Venkatraman, V., Huettel, S., & Yoon, C. (2015). Consumer Neuroscience: Applications, Challenges, and Possible Solutions. *Journal of Marketing Research*, 52(4), 427–435.
12. Li, H., & Kannan, P. K. (2024). Deploying Machine Learning for Enhancing Customer Engagement and Experience. *Journal of Marketing*, 88(1), 24–47.
13. Rohit S., Ranjan K. R., Shainesh G. Service marketing mix and customer engagement: A meta-analysis. *Journal of Business Research*. 2025. Vol. 194.
14. Grönroos C. (2024). Service-informed marketing reform. *Journal of Services Marketing*. Vol. 38, No. 10. P. 32–43.
15. Riback B. (2025) Which Is Broken: Your CDP or Your Customer Data Management? URL: <https://www.cmswire.com/customer-data-platforms/which-is-broken-your-cdp-or-your-customer-data-management/> (дата звернення: 25.02.2026).
16. Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69–96.
17. Чала Н., Пічик К., Воропай О. Нейромаркетинг як інструмент вивчення реакції глядачів. *Наукові записки НАУКМА. Економічні науки*. 2021. Т. 6, № 1. С. 122–129.
18. Ткачук С. В. Сучасні аспекти розуміння специфіки маркетингу сфери послуг. *Наукові праці Національного університету харчових технологій*. 2014. Т. 20, № 4. С. 87–96.

REFERENCES:

1. Zeithaml, V., Bitner, M., Gremler, D. (2018). *Services marketing: Integrating customer focus across the firm* (7th ed.). McGraw-Hill Education. 280 p.
2. Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97–121.
3. Kvale, S., & Brinkmann, S. (2009). *Interviews: Learning the craft of qualitative research interviewing*. Sage Publications.
4. Krueger, R. A., & Casey, M. A. (2014). *Focus groups: A practical guide for applied research* (5th ed.). Sage Publications.
5. Pink, S., Horst, H., Postill, J., Hjorth, L., Lewis, T., & Tacchi, J. (2016). *Digital ethnography: Principles and practice*. Sage Publications.
6. Grewal, D., Hulland, J., Kopalle, P. K., & Karahanna, E. (2020). The future of technology and marketing: A multidisciplinary perspective. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 1–8.
7. De Haan, E., Wiesel, T., & Pauwels, K. (2020). The effectiveness of different forms of online advertising for purchase conversion in a customer journey context. *International Journal of Research in Marketing*, 37(4), 785–800.
8. Braga, D., Silva, I., Rosário, R., Novais, P., Peixoto, H., & Machado, J. (2025). Exploring the potential of online social listening for noncommunicable disease monitoring. *PeerJ*, 13, Article e19311. <https://doi.org/10.7717/peerj.19311>
9. Cherubino, P., Martinez-Levy, A. C., Caratù, M., Cartocci, G., Di Flumeri, G., Modica, E., Rossi, D., Mancini, M., & Trettel, A. (2019). Consumer behaviour through the eyes of neurophysiological measures: State-of-the-art and future trends. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2019, 1–41. <https://doi.org/10.1155/2019/1976847>
10. Kumar, N., & Garg, N. (2023). Neurophysiological correlates of consumer decision making: A systematic review and research agenda. *Psychology & Marketing*, 40(2), 337–359.
11. Plassmann, H., Venkatraman, V., Huettel, S., & Yoon, C. (2015). Consumer neuroscience: Applications, challenges, and possible solutions. *Journal of Marketing Research*, 52(4), 427–435.

12. Li, H., & Kannan, P. K. (2024). Deploying machine learning for enhancing customer engagement and experience. *Journal of Marketing*, 88(1), 24–47.
13. Rohit, S., Ranjan, K. R., & Shainesh, G. (2025). Service marketing mix and customer engagement: A meta-analysis. *Journal of Business Research*, 194.
14. Grönroos, C. (2024). Service-informed marketing reform. *Journal of Services Marketing*, 38(10), 32–43.
15. Riback, B. (2025, February 12). *Which is broken: Your CDP or your customer data management?* CMSWire. Retrieved February 25, 2026, from <https://www.cmswire.com/customer-data-platforms/which-is-broken-your-cdp-or-your-customer-data-management/>
16. Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, 80(6), 69–96.
17. Chala, N., Pichyk, K., Voropai, O. (2021). Neiomarketynh yak instrument vyvchennia reaktsii hliadachiv [Neuromarketing as a tool for studying audience reaction]. *Naukovi Zapysky NaUKMA. Ekonomichni Nauky*, 6(1), 122–129.
18. Tkachuk, S. V. (2014). Suchasni aspekty rozuminnia spetsyfiky marketynhu sfery posluh [Modern aspects of understanding the specifics of services marketing]. *Naukovi Pratsi Natsionalnoho Universytetu Kharchovykh Tekhnologii*, 20(4), 87–96.

Дата надходження статті: 25.02.2026

Дата прийняття статті: 17.03.2026

Дата публікації статті: 20.03.2026