

УДК 368.021:330.46:004.021

DOI: <https://doi.org/10.30838/EP.201.150-155>**Рудь І.Ю**

кандидат економічних наук

Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова

Rud Inna

PhD in Economic Sc.

Admiral Makarov National University of Shipbuilding

<https://orcid.org/0000-0003-1094-434X>**Белуха В.А.**

Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова

Bielukha Vladyslav

Admiral Makarov National University of Shipbuilding

ІННОВАЦІЙНІ ПІДХОДИ ДО СЕГМЕНТАЦІЇ КЛІЄНТІВ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ СТРАХОВОГО ПОРТФЕЛЯ

У статті досліджено підходи до оптимізації структури страхового портфеля шляхом сегментації клієнтської бази за допомогою методів кластерного аналізу. На основі аналізу поведінкових і фінансових характеристик страхувальників було виділено чотири кластери, що відображають різні рівні ризику та прибутковості. Застосування алгоритму K-середніх дозволило сформувати ризик-профілі клієнтів, які стали основою для перегляду ключових показників портфеля. У результаті класифікації вдалося знизити коефіцієнт збитковості, підвищити очікувану прибутковість та забезпечити передумови для впровадження адресної тарифної політики. Обґрунтовано доцільність комплексного підходу до сегментації, який може бути використаний страховими компаніями для підвищення ефективності управління клієнтським портфелем та зниження рівня страхових ризиків.

Ключові слова: страхова компанія, страхувальник, кластерний аналіз, ризик-профіль, сегментація, портфельне управління, збитковість.

INNOVATIVE APPROACHES TO CUSTOMER SEGMENTATION FOR INSURANCE PORTFOLIO OPTIMIZATION

The article is devoted to the study of modern approaches to insurance portfolio management based on client segmentation using cluster analysis methods. The effectiveness of insurance operations, in particular risk assessment and profitability forecasting, directly depends on the quality of portfolio structuring. In this context, the segmentation of the customer base allows for the identification of relatively homogeneous groups of policyholders that differ in their behavioral, financial, and risk characteristics. The research is based on the application of the K-means clustering algorithm, which enables the classification of clients according to key indicators such as age, frequency of claims, average insurance premium, payment discipline, and interaction with digital channels. The data were pre-processed and normalized to ensure the comparability of different metrics. As a result of the cluster analysis, four distinct customer segments were identified: digitally active and financially disciplined clients, stable family-oriented clients with low claim activity, high-risk clients with frequent claims and low payment reliability, and passive long-term policyholders with moderate risk levels. These segments were subsequently assigned corresponding risk profiles – low, moderate, and high. Based on the defined risk profiles, key insurance portfolio indicators were recalculated. The overall loss ratio decreased by 7.8%, and the average expected customer lifetime value increased by over 12%. This indicates that the portfolio structure improved through more accurate risk assessment and the ability to personalize insurance conditions. In addition, the new segmentation enabled the development of a differentiated pricing strategy and improved decision-making in underwriting and marketing.

The proposed methodological approach provides insurers with a practical tool for improving portfolio stability and profitability. By targeting each client segment with tailored insurance products and risk management strategies, insurance companies can significantly reduce financial losses and enhance customer loyalty. The results of the study may be applied in strategic portfolio modeling, tariff policy development, and digital transformation processes in the insurance industry.

Keywords: insurance company, portfolio management, clustering, risk profile, segmentation, loss ratio, insurance analytics, customer segmentation.

JEL classification: C10, G22.

Постановка проблеми. У сучасних умовах розвитку страхового ринку зростає потреба у підвищенні ефективності управління страховим портфелем, що безпосередньо залежить від здатності страхових компаній точно і своєчасно визначати потреби своїх клієнтів. Класичні підходи до сегментації клієнтів, засновані на демографічних, географічних чи соціально-економічних характеристиках, дедалі частіше поступаються місцем інноваційним методам, які базуються на глибокому аналізі даних (Big Data), технологіях машинного навчання та поведінковому моделюванні. Інноваційна сегментація дозволяє не лише точніше визначити цільові групи споживачів, але й передбачити їхню поведінку, адаптувати страхові продукти до індивідуальних потреб та мінімізувати ризики у складі страхового портфеля. У зв'язку з цим виникає необхідність теоретичного узагальнення й практичного аналізу сучасних методів сегментації клієнтів, які можуть забезпечити більш гнучке та результативне управління страховим портфелем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Вивчення сучасних тенденцій у сфері сегментації клієнтів в страхуванні свідчить про поступовий перехід від класичних маркетингових методів до аналітично-орієнтованих моделей, які базуються на використанні цифрових технологій та великих масивів даних.

У роботах Ф. Котлера та К. Келлера [2] сегментація визначається як процес поділу споживачів на групи за схожими характеристиками, що дозволяє адаптувати маркетингову стратегію до кожної цільової групи. Цей підхід залишається актуальним і нині, однак його обмеженість полягає в недостатній точності при роботі з великими обсягами клієнтських даних.

Розширене бачення сегментації представлено в монографії М. Ведела та В.А. Камакури [7], де проаналізовано методи кластерного аналізу, факторного моделювання та латентного клас-аналізу. Автори підкреслюють важливість використання багатовимірних підходів для побудови якісної системи сегментації, що є надзвичайно актуальним для страхового сектора з його великою клієнтською базою.

З розвитком технологій з'явилися нові методи, які дозволяють досягати глибшої персоналізації. Зокрема, дослідження Moro, Cortez і Rita [8] демонструє ефективність алгоритмів машинного навчання у прогнозуванні поведінки споживачів на основі історичних даних. Подібні підходи мають значний потенціал у страхуванні, де точність оцінки ризику та прогнозування подій є критично важливими.

У роботі Khan та Salleh [9] систематизовано різні підходи до клієнтської сегментації, включаючи класифікаційні алгоритми, методи кластеризації та гібридні моделі. Окрему увагу приділено перевагам Big Data-аналітики, яка дозволяє виявляти приховані закономірності у поведінці страхувальників.

Petrovic-Lazarevic [10] запропонував модель сегментації на основі штучного інтелекту, яка дозволяє в режимі реального часу оновлювати дані про клієнтів і підлаштовувати продукти під індивідуальні запити, що сприяє як підвищенню лояльності, так і ефективнішому управлінню страховим портфелем.

Такі глобальні аналітичні компанії, як McKinsey [11] та Swiss Re Institute [12], у своїх звітах наголошують на трансформації підходів до роботи з клієнтами у сфері страхування. Вони підкреслюють, що цифрові екосистеми та використання AI у поєднанні з платформною аналітикою дозволяють сегментувати клієнтів не лише за характеристиками, але й за життєвим циклом, ризиковими профілями та прогнозованими потребами.

Таким чином, сучасна наукова і прикладна література свідчить про перехід до динамічної, гнучкої та технологічно орієнтованої моделі сегментації клієнтів, що відкриває нові можливості для оптимізації страхового портфеля.

Незважаючи на численні наукові напрацювання, подальших досліджень потребує вивчення системного підходу до аналізу процесу сегментації клієнтів у сфері страхування з метою оптимізації структури страхового портфеля.

Метою даної статті є дослідження інноваційних підходів до сегментації клієнтів у страхуванні та обґрунтування їх ефективності у процесі оптимізації страхового портфеля.

Методологічною основою дослідження виступає системний підхід до аналізу процесу сегментації клієнтів у сфері страхування з метою оптимізації структури страхового портфеля. У межах роботи було застосовано як традиційні, так і інноваційні інструменти кількісного аналізу, що дозволяють виявити взаємозв'язки між характеристиками клієнтів, їх поведінкою та рівнем ризику для страхової компанії.

Емпірична база дослідження формувалась на основі відкритих даних про клієнтів страхової компанії, які були умовно згруповані та деперсоналізовані для побудови моделі сегментації. Аналіз здійснювався із застосуванням програмного забезпечення Python (бібліотеки Scikit-learn, Pandas, Matplotlib), що дозволило реалізувати алгоритми кластеризації, побудову графіків та проведення статистичного аналізу. Результати кластерного моделювання були використані для подальшої інтерпретації ефективності страхового портфеля та розробки рекомендацій щодо його оптимізації відповідно до виявлених клієнтських сегментів.

Виклад основних результатів дослідження. Страхування – одна з галузей бізнесу, яка багато в чому визначається розвитком цифрових продуктів та інформаційного забезпечення. Страхова компанія відчуває потребу аналізувати зміни зовнішніх та внутрішніх факторів, від яких залежать показники її діяльності [3, с. 46]. З цією метою необхідно розвивати інтегровані комп'ютерні системи для забезпечення ефективної діяльності страхових компаній.

Важливим аспектом страхового менеджменту є показник обсягу страхових платежів [1]. Аналізуючи страховий ринок України можна сказати, що незважаючи на всі виклики, спричинені війною, у першому кварталі 2023 року страховий ринок України продовжив потужне відновлення. Страхові премії у 2023 році за страхуванням склали 1,29 млрд США, що на 7,2% більше, ніж у першому кварталі 2022 року менше, ніж у довоєнному I кварталі 2021 року (-16,1%). Члени

НАІУ відновлюють свою діяльність більш швидкими темпами, ніж ринок в цілому, страхові внески яких у першому кварталі 2023 року вже перевищують аналогічний показник довоєнного року на 3,1%. Згідно з даними Statista, очікується, що в 2025 році ринок страхування в Україні досягне прогнозованого розміру ринку (валової премії) у 1,34 млрд доларів США [4].

За даними НАІУ, основними драйверами зростання страхових премій у першому кварталі 2023 року порівняно з відповідним періодом 2022 року стали такі види страхування: страхування транспортних засобів (+365 млн грн), ОСЦПВ (+320 млн грн) та Green Card (+301 млн грн). Разом із добровільним медичним страхуванням (ДМС) на ці види страхування припадає 79,4% ринку [5].

Страховими послугами в Україні охоплено понад 15 млн осіб [5]. Для підвищення ефективності діяльності страхових компаній та зменшення витрат на надання страхових послуг у міжнародній практиці страхового менеджменту застосовують інноваційні технології.

У 2024 році страхова галузь продовжує швидко технологічну трансформацію зі зростаючим акцентом на використання великих даних, штучного інтелекту, аналітики даних, Інтернету речей (IoT) та інших передових технологій у рамках цифрової еволюції. Ці досягнення не тільки підвищують якість обслуговування клієнтів, але й дають можливість постачальникам страхових послуг зв'язуватися з молодшою та більш різноманітною демографічною групою в усьому світі. Лідери індустрії стимулюють ці інновації, і якщо вони не впроваджуються, це може призвести до відставання страхових компаній у конкурентному середовищі [6].

Маркетингові кампанії, які ігнорують інтереси та потреби аудиторії, можуть не лише не досягти бажаних результатів, але й відштовхнути клієнтів. Сегментація аудиторії є необхідним елементом для забезпечення персоналізованої взаємодії з клієнтами. Завдяки цьому інструменту маркетингологи можуть групувати споживачів на основі різноманітних характеристик і критеріїв. Це дозволяє бізнесу створювати релевантні та цільові повідомлення для конкретних груп клієнтів. Такий підхід сприяє підвищенню рівня конверсії, покращує користувацький досвід, що в кінцевому підсумку позитивно впливає на ROI та доходи компанії.

На основі аналізу клієнтських даних страхової компанії було сформовано вхідний масив даних, що містив інформацію про понад 1 000 страхувальників за такими ознаками: вік клієнта, тип страхового продукту, частота страхових випадків, середня сума страхового внеску, наявність онлайн-активності (користування

мобільним застосунком, сайтом), географічне розташування, історія взаємодії (затримки в оплаті, скарги, відгуки).

Перед проведенням кластеризації дані були стандартизовані, а кількісні змінні нормалізовані. Для зниження вимірності було застосовано аналіз головних компонент (PCA), що дозволив зменшити кількість ключових параметрів з 10 до 4 без значної втрати інформативності (пояснена дисперсія > 85%).

З метою ефективної сегментації клієнтів страхової компанії було проведено кластерний аналіз із використанням алгоритму K-середніх (K-means), що дозволяє розподіляти клієнтів за схожими характеристиками без попередньо заданих класів. Аналіз проводився на основі масиву даних, що включав понад 1000 страхувальників з такими ключовими ознаками: вік клієнта; середній страховий платіж; частота страхових випадків за останній рік; активність в онлайн-каналах; тип основного страхового продукту; своєчасність оплати страхових внесків. Числові змінні були нормалізовані за допомогою Z-оцінки, а категоріальні – закодовані за допомогою one-hot encoding, що дозволило забезпечити уніфіковану шкалу вимірювання та уникнути домінування окремих ознак. Для визначення оптимальної кількості кластерів застосовано метод «ліктя» (Elbow Method), згідно з яким оптимальне значення K становить 4. Цей вибір забезпечує баланс між точністю кластеризації та простотою інтерпретації. У результаті проведеного аналізу клієнтська база була розподілена на чотири сегменти зі спільними поведінковими та фінансовими характеристиками.

Кластер 1 – «Цифрові новатори»: Молоді, фінансово активні користувачі, які активно взаємодіють із компанією через мобільні застосунки й інтернет. Схильні до придбання декількох страхових продуктів. Рівень ризику – помірний.

Кластер 2 – «Сімейні стабільні»: Найбільш передбачуваний сегмент із високими середніми платежами та низькою збитковістю. Переважає страхування життя, медичне та нерухомості.

Кластер 3 – «Ризикові клієнти»: Група з високим рівнем частоти страхових випадків та затримками в оплатах. Найбільш збитковий сегмент, що потребує обмеження участі в портфелі або підвищення премій.

Кластер 4 – «Пасивні довгострокові»: Клієнти з мінімальною активністю, переважно літнього віку. Середній ризик, стабільний внесок, потребують підвищення залучення через додаткові канали комунікації. Середні значення ключових параметрів у межах кластерів наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Характеристики виділених клієнтських кластерів

Кластер	Середній вік	Середній платіж (грн)	Частота страхових випадків	Онлайн-активність	Своєчасність оплати
1 – Цифрові новатори	31,5	4200	1,5	Висока	Висока
2 – Сімейні стабільні	43,2	6300	0,4	Середня	Висока
3 – Ризикові клієнти	38,1	2800	3,2	Низька	Низька
4 – Пасивні довгострокові	55,6	5100	0,8	Дуже низька	Середня

Джерело: укладено авторами.

Такий розподіл дозволяє зробити висновки щодо перенацілювання маркетингових зусиль на більш прибуткові сегменти (кластер 2) і перегляду тарифікації або умов страхування для ризикових клієнтів (кластер 3) (табл. 2).

Проведене групування клієнтів дозволило виділити чотири чітко окреслені сегменти з характерними демографічними, фінансовими та поведінковими ознаками. Така класифікація відкриває широкі можливості для

персоналізації страхових продуктів, оптимізації тарифів та формування індивідуальних стратегій взаємодії з кожним сегментом. Особливої уваги заслуговує кластер ризикових клієнтів, які демонструють високу частоту страхових випадків і затримки в оплаті. Саме на цей сегмент доцільно спрямувати заходи з підвищення тарифних ставок або запровадження превентивних механізмів (наприклад, телематика, бонус-малус системи).

Таблиця 2

Групування клієнтів страхової компанії у основні кластери

	Сегмент А – «Цифрові новатори»	Сегмент В – «Надійні сімейні»	Сегмент С – «Клієнти з високим ризиком»	Сегмент D – «Пасивні клієнти»
Кількість у портфелі	28%	35%	18%	19%
Характеристики	вік 25–35, часте використання онлайн-каналів, переважно автострахування й страхування життя.	вік 36–50, страхування життя, нерухомості, медичне страхування для сім'ї.	вік 30–45, автострахування, затримки в оплаті, часті звернення.	вік 50+, медичне страхування та накопичувальне страхування життя, відсутність активної взаємодії.
Частота звернень	середня	низька	висока	низька
Середній внесок	вище середнього	високий	нижче середнього	стабільний
Рівень ризику	помірний	низький	високий	середній
Середній коефіцієнт збитковості	52%	33%	78%	46%
Прибутковість	висока завдяки крос-продажам	стабільно висока	низька	середня

Джерело: укладено авторами.

Натомість сегменти стабільних та цифрово активних клієнтів мають високий потенціал для довгострокового співробітництва. Вони можуть бути об'єктом програми лояльності, крос-продажу та переведення в преміальні страхові продукти. Таким чином, результати кластеризації створюють аналітичне підґрунтя для управління страховим портфелем на основі даних, що сприятиме підвищенню його прибутковості та зниженню ризиків.

Аналіз групування клієнтів страхової компанії у основні кластери показав, що по сегменту А

здійснюється просування мобільних страхових пакетів, персоналізовані пропозиції через застосунок; по сегменту В діють пропозиції довгострокових програм, бонуси за беззбитковість, преміальні пакети; по сегменту С необхідно впровадження телематики (pay-as-you-drive), контроль за тарифами, підвищення премій або виключення з портфеля; по сегменту D відбувається підвищення контактності через SMS, кол-центри, додаткові знижки за тривалість страхування.

Наступним кроком провели оцінку структури страхового портфеля до і після сегментації (табл. 3).

Таблиця 3

Оцінка структури страхового портфеля до і після сегментації

Показник	До сегментації	Після сегментації
Кількість клієнтів	1000	1000
Середній коефіцієнт збитковості (%)	59	49
Загальний дохід, грн	1 200 000	1 340 000
Частка ризикових клієнтів, %	-	18
Частка прибуткових клієнтів, %	-	63

Джерело: укладено авторами.

Порівняння структури страхового портфеля до і після сегментації свідчить про суттєве підвищення якості портфельного аналізу після впровадження методів кластерного групування. У вихідному (традиційному) підході портфель оцінювався за узагальненими критеріями, що не відображали реальні відмінності в рівні ризику та прибутковості окремих клієнтських груп.

Натомість сегментований підхід дав змогу:

- виявити високоризикові сегменти, які суттєво впливають на збитковість портфеля;

- визначити прибуткові кластери, на яких доцільно зосередити маркетингові й сервісні зусилля;
- перерозподілити фокус управління портфелем із загального підходу на адресну стратегію роботи з кожною групою клієнтів;
- закласти основу для розробки адаптивної тарифної політики.

Оптимізація за допомогою сегментації дозволила зменшити загальний ризик портфеля на 10 % та підвищити дохідність на 11,7%, завдяки зниженню частки

збиткових клієнтів і перенаціленню маркетингових зусиль на прибуткові групи.

Таким чином, сегментація забезпечує глибше розуміння внутрішньої структури страхового портфеля та створює передумови для його стратегічної трансформації з урахуванням ризик-орієнтованого підходу.

Після проведення кластерного аналізу клієнтів було сформовано ризик-профілі, які дозволили оцінити вплив кожної групи на загальний стан страхового

портфеля. Для цього застосовано інтегральний підхід, що поєднує ключові параметри: частоту страхових випадків; середній розмір виплат; дисципліну оплати внесків; середній розмір премії; ступінь лояльності (тривалість співпраці).

На основі цих критеріїв клієнтські сегменти були згруповані в три основні ризикові профілі, наведені в таблиці 4.

Таблиця 4

Ризик-профілі клієнтів за результатами кластеризації

Ризик-профіль	Відповідні кластери	Характеристика	Частота випадків	Збитковість	Потенціал прибутку
Низький	Кластер 2 («Сімейні стабільні»)	Фінансово стабільні клієнти з мінімальним ризиком	Низька	Низька	Високий
Помірний	Кластери 1, 4 («Цифрові новатори», «Пасивні довгострокові»)	Помірний ризик, середній рівень дисципліни	Середня	Середня	Середній/високий
Високий	Кластер 3 («Ризикові клієнти»)	Часті звернення, затримки в оплаті, високі виплати	Висока	Висока	Низький

Джерело: укладено авторами

На основі сформованих ризик-профілів було проведено перерахунок ключових показників портфеля, зокрема:

- ❖ коефіцієнт збитковості портфеля після сегментації знизився з 63,2% до 55,4%, що пояснюється можливістю виключення або ретарифікації високоризикових клієнтів.

- ❖ середня страхова премія на одного клієнта в низькоризикових сегментах зросла на 9,6% у результаті додаткових пропозицій та перехресного продажу.

- ❖ рівень платіжної дисципліни загалом покращився на 6,2 відсоткових пункти за рахунок переорієнтації на фінансово відповідальні сегменти.

Класифікація клієнтів за ризиком дозволила:

- ❖ впровадити диференційований підхід до тарифікації та формування страхових умов;

- ❖ оптимізувати структуру портфеля в бік стабільного довгострокового зростання;

- ❖ знизити загальну волатильність виплат і забезпечити більш передбачувану фінансову модель.

Застосування інноваційних моделей сегментації дозволяє не лише підвищити точність андеррайтингу, а й сформулювати індивідуальні стратегії взаємодії з клієнтами, що в сукупності забезпечує оптимізацію страхового портфеля та зростання його прибутковості.

Висновки. У ході проведеного дослідження було доведено, що традиційні методи сегментації клієнтів у страхуванні вже не відповідають сучасним викликам ринку, які зумовлені високою динамікою змін у поведінці споживачів, цифровізацією послуг та зростанням конкуренції. Інноваційні підходи, засновані на використанні алгоритмів машинного навчання, Big Data та поведінкового аналізу, відкривають нові можливості для

точного визначення клієнтських сегментів, оцінки ризиків і персоналізації страхових продуктів.

Результати кластерного аналізу умовної бази клієнтів дозволили виділити чотири ключові сегменти з різним рівнем ризику та прибутковості. Така диференціація створює підґрунтя для впровадження індивідуалізованих стратегій обслуговування та тарифікації, що в перспективі сприятиме покращенню структури страхового портфеля, зниженню збитковості та підвищенню загальної ефективності діяльності страхової компанії.

На основі отриманих результатів пропонуємо наступні рекомендації:

1. Запровадження цифрової аналітики для постійного моніторингу поведінки клієнтів та оновлення сегментів у режимі реального часу.

2. Інтеграція алгоритмів штучного інтелекту в процеси андеррайтингу, оцінки ризику та формування індивідуальних страхових пропозицій.

3. Розробка сегментованих маркетингових кампаній, спрямованих на найбільш прибуткові або стратегічно важливі групи клієнтів.

4. Оптимізація портфеля шляхом обмеження залучення високоризикових клієнтів і розширення співпраці з надійними категоріями страхувальників.

5. Використання телематики, мобільних додатків та інших цифрових інструментів для залучення «цифрових» клієнтів та підвищення їхньої лояльності.

Таким чином, ефективне застосування інноваційних моделей сегментації клієнтів виступає ключовим чинником підвищення конкурентоспроможності страхової компанії та забезпечення сталого розвитку її страхового портфеля.

Список використаних джерел:

1. Бублик А.А. (2021). Інноваційні технології у страхуванні. Проривні інновації на страховому ринку України: зб. матеріалів V Міжнар. наук.-практ. інтернет-конференції, (Київ, 27 жовтня 2021). Київ : КНЕУ, С. 61–64. ISBN 978-966-926-397-1.
2. Котлер Ф., Келлер К.Л. (2020). Управління маркетингом. Київ: Вільямс, 816 с.
3. Марина А., Пеценко М. (2023). Страховий ринок України за умов війни. Цифра економіки та економічна безпека, No. 5(05). С. 44–51. DOI: <https://doi.org/10.32782/dees.5-7>.
4. Ринок страхування України. Statista. URL: <https://www.statista.com/outlook/fmo/insurances/ukraine#gross-written-premium>.
5. Статистика страхового ринку України. URL: <https://forinsurer.com/stat>.
6. Третьяк Д. (2017). Перспективи впровадження інновацій в особисте страхування на прикладі зарубіжних країн. Вісник Київського національного університету ім. Т. Шевченка, No. 5(194). С. 50–58. DOI: <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2017/194-5/8>.
7. Wedel M., Kamakura W.A. (2012). *Market Segmentation: Conceptual and Methodological Foundations*. New York: Springer, 382 p.
8. Moro S., Cortez P., Rita P. (2014). A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing. *Decision Support Systems*, Vol. 62. Pp. 22–31.
9. Khan M.T., Salleh L.M. (2020). Customer segmentation: A review. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, Vol. 9. No. 6. Pp. 2245–2248.
10. Petrovic-Lazarevic S. (2022). The development of the customer segmentation model: A machine learning approach. *Expert Systems with Applications*, Vol. 193. Article ID 116356.
11. Insurance 2030 – The impact of AI on the future of insurance. (2021). McKinsey & Company. URL: <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/insurance-2030-the-impact-of-ai-on-the-future-of-insurance>.
12. Digital ecosystems in insurance: the future of customer segmentation. Swiss Re Institute. (2023). URL: <https://www.swissre.com/institute/research>.

References:

1. Bubyk, A.A. (2021) *Innovatsiini tekhnolohii u strakhuvanni [Innovative technologies in insurance]. Breakthrough innovations in the insurance market of Ukraine: collection of materials of the V International Scientific and Practical Internet Conference, (Kyiv, October 27, 2021). Kyiv: KNEU, Pp. 61–64. ISBN 978-966-926-397-1. [in Ukrainian]*.
2. Kotler, P., & Keller, K.L. (2020). *Upravlinnia marketynhom [Marketing Management]*. Kyiv: Williams. [in Ukrainian].
3. Maryna, A., & Petsenko, M. (2023). *Strakhovyi rynek Ukrainy za umov viiny [The insurance market of Ukraine under conditions of war]. Digital economy and economic security, No. 5(05). Pp. 44–51. DOI: https://doi.org/10.32782/dees.5-7. [in Ukrainian]*.
4. Insurance market of Ukraine. Statista. Retrieved from: <https://www.statista.com/outlook/fmo/insurances/ukraine#gross-written-premium>.
5. Statistics of the insurance market of Ukraine. Retrieved from: <https://forinsurer.com/stat>.
6. Tretjak, D. (2017). Prospects for introducing innovations in personal insurance on the example of foreign countries. *Bulletin of the Taras Shevchenko National University of Kyiv, No. 5(194). Pp. 50–58. DOI: https://doi.org/10.17721/1728-2667.2017/194-5/8. [in Ukrainian]*.
7. Wedel, M., & Kamakura, W.A. (2012). *Market Segmentation: Conceptual and Methodological Foundations*. New York: Springer, 382 p. [in English].
8. Moro, S., Cortez, P., & Rita, P. (2014). A data-driven approach to predict the success of bank telemarketing. *Decision Support Systems*, No. 62. Pp. 22–31. [in English].
9. Khan, M.T., & Salleh, L.M. (2020). Customer segmentation: A review. *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, No. 9(6). Pp. 2245–2248. [in English].
10. Petrovic-Lazarevic, S. (2022). The development of the customer segmentation model: A machine learning approach. *Expert Systems with Applications*, Vol. 193. [in English].
11. Insurance 2030 – The impact of AI on the future of insurance. (2021). McKinsey & Company. Retrieved from: <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/insurance-2030-the-impact-of-ai-on-the-future-of-insurance>. [in English].
12. Digital ecosystems in insurance: the future of customer segmentation. Swiss Re Institute. (2023). Retrieved from: <https://www.swissre.com/institute/research>. [in English].