

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

**Економічний факультет
Кафедра економічної кібернетики**

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА
ПРОГНОЗУВАННЯ РОЗВИТКУ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ ПІД
ВПЛИВОМ МІГРАЦІЙНИХ ПРОЦЕСІВ**

студентки 2 курсу магістратури
спеціальності 051 «Економіка»
ОНП «Економічна кібернетика»
денної форми навчання
Максимчук Олени Сергіївни

Науковий керівник:
доктор економічних наук, професор
Затонацька Тетяна Георгіївна

Засвідчую, що в цій роботі немає запозичень із
праць інших авторів без відповідних посилань
Максимчук Олена Сергіївна _____
(підпис)

Роботу допущено до захисту перед ЕК
рішенням кафедри економічної кібернетики
від 11 травня 2023р., протокол №15

Завідувач кафедри:
доктор економічних наук, професор
Ляшенко Олена Ігорівна

(підпис)

КИЇВ – 2023

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота бакалавра містить: 76 ст., 33 рис., 3 табл., 69 джерел, додатки.

Ключові слова: методи прогнозування, електронна комерція, міграційні процеси, аналіз великих даних, Data Science, війна в Україні, електронна комерція Польщі, регресійний аналіз, кластерний аналіз, машинне навчання, штучна нейрона мережа.

Об'єкт дослідження: вплив міграційних процесів на електронну комерцію приймаючих країн.

Мета дослідження: дослідження можливостей використання компаніями електронної комерції методів прогнозування за умов впливу міграційних процесів для подальшого планування діяльності.

Методи дослідження: індуктивний та дедуктивний, статистичний аналіз, історичне дослідження, кількісний та якісний аналіз, економетричні методи, системний аналіз.

Наукова новизна, теоретична значимість дослідження: запропоновано ряд моделей для дослідження розвитку та прогнозування електронних продажів польського підприємства під впливом міграційних процесів.

Практична цінність: розроблене моделювання є актуальним в процесах прогнозування електронних продажів для польських підприємств ринку електронної комерції.

RESUME

Taras Shevchenko National University of Kyiv,

Faculty of Economics, Department of Economic Cybernetics

Key words: e-commerce, big data, forecasting, predictive analytics, immigration process, war in Ukraine, e-commerce in Poland, machine learning, artificial neural network, regression analysis, cluster analysis.

The graduation research of student describes the impact of migration process on e-commerce development of host countries using the predictive analytics and Data Science tools.

The work is interesting for researches, professors and students of Economics field and mathematical modeling, as well as e-commerce entrepreneurs and people interested in the impact of migration processes on the development of the economy.

Pages 76, pictures 33, tables 3, bibliog. 69, append.

ЗМІСТ

ВСТУП	6
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ РОЗВИТКУ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ ПІД ВПЛИВОМ МІГРАЦІЙНИХ ПРОЦЕСІВ	10
1.1 Тенденції і розвиток електронної комерції в умовах цифрових змін.....	10
1.2 Особливості сучасних світових міграційних процесів	16
1.3 Вплив міграції на трансформаційні зміни ринку електронної комерції	22
Висновок до розділу 1	26
РОЗДІЛ 2. ПРОГНОЗУВАННЯ ЯК ЗАСІБ ПРОГРЕСИВНОЇ ТРАНСФОРМАЦІЇ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ.....	28
2.1 Теоретичні засади прогнозування як методу аналізу великих даних.....	28
2.2 Практики використання методу прогнозування даних в фізичному та онлайн-ринках	34
2.3 Актуальність застосування сучасних методів прогнозування ринку електронної комерції Польщі з врахуванням впливу війни в Україні	40
Висновок до розділу 2	44
РОЗДІЛ 3. ПРАКТИКА ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОННИХ ПРОДАЖІВ ПІДПРИЄМСТВА НА РИНКУ ПОЛЬЩІ.....	45
3.1 Дослідження впливу міграції на розвиток продажів електронної комерції підприємства в Польщі	45
3.2 Побудова нейронної мережі для прогнозування даних польського інтернет-магазину.	50
3.3 Використання кластерного аналізу для прогнозування асортиментного ряду компанії електронних продажів.....	55
Висновок до розділу 3	59

	5
ВИСНОВОК.....	61
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	63
ДОДАТКИ.....	72

ВСТУП

Актуальність. Зважаючи на пануючу нестабільність економіки та турбулентність соціо-політичних явищ, бізнес кожного дня стикається з різноманітними викликами, що вимагають ефективних управлінських рішень. Війна в Україні торкнулась кожної країни та кожної компанії шляхом зміни макро- та мікроекономічного клімату, а неймовірних масштабів міграційні рухи українців спричинили загальну інфляцію, перенасиченість ринку праці, підвищення цін споживчих та житлових ринках приймаючих країн.

Незважаючи на підвищення мінливості в економічному середовищі, електронний бізнес як частина роздрібного ринку продовжує розвиватись під впливом глобальної цифровізації та розвитку новітніх технологій. Очікувано вплив війни в Україні та міграції торкнувся і електронного ринку бізнесу країн-реципієнтів, зумовивши як можливості в якості збільшення частки споживачів, так і виклики у вигляді відсутності чіткого бачення розвитку подальшої діяльності.

Актуальним для електронної комерції залишається питання, як за кризових умов досягти гнучкості та на що орієнтуватись при прийнятті рішень щодо реалізації товарів та послуг. Прогнозування даних в таких умовах є надзвичайно складним та невизначеним процесом, проте наявність великої кількості різносторонніх даних про характер купівельної поведінки в Інтернеті дає можливість е-підприємцям досліджувати споживача та динамічно підлаштовуватись під всі мінливі тенденції з використанням прогностичної аналітики великих даних.

Трансформаційні зміни електронного бізнесу під впливом розвитку цифровізації досліджувались такими зарубіжними науковцями, як Пан Чун Ю [1], Лі Джійоеу [4], Сінг Г. [5], Гумзей Р. [7], Райня Т. [10]. Шока Кочан [15], Затонацька Т.Г. [17], Есіпова Н. [20], Чайка М, [21], Котієр Т [23] Качмарська Р. [22], Елгер Ф. [23] досліджували вплив міграційних процесів на різні процеси оффлайн та онлайн бізнесу. Елія Г. [31], Дуан С. [32], Портес А. [33], Босма Н. [35] розглянули розвиток цифрового підприємництва як одного з найчастіших форм ведення бізнесу

мігрантами. Роботи Полат С. [37], Петропулос Ф. [38], Затонацька Т.Г. [39], Євмішкіна О.Л. [40], Лінг Танг [42], О'Тракоун Дж. [46] містили в собі огляд різноманітних методів прогнозування та їх використання в онлайн та оффлайн бізнесі.

Об'єктом дослідження є вплив міграційних процесів на електронну комерцію приймаючих країн.

Предметом є методи прогнозування продажів компаніями електронної комерції за умов впливу міграційних рухів.

Метою роботи є дослідити можливості використання компаніями електронної комерції методів прогнозування за умов впливу міграційних процесів для подальшого планування діяльності.

Згідно мети дослідження були виокремлені наступні завдання:

- дослідити сучасний стан розвитку електронної комерції під впливом цифровізації та міграційних процесів;
- дослідити сучасні міграційні процеси та їх вплив на світові економіки;
- оцінити вплив міграційних процесів з боку України на ринок Польщі;
- розглянути теоретичні засади прогнозування та його сучасні методи;
- дослідити практики використання методів прогнозування в онлайн та оффлайн бізнесі;
- дослідити кейс реального польського інтернет-магазину та розробити модель для прогнозування даних та планування його діяльності під впливом міграційних процесів.

Методи дослідження. Під час дослідження використовувались методи індукції та дедукції, історичний метод, порівняльний аналіз, статистичної та аналітичної оцінки. Під час моделювання застосовувались методи прогнозування, економетричні методи, регресійний та кластерний аналізи.

Практичне значення отриманих результатів базується на покращенні процесів планування діяльності е-бізнесу згідно отриманих результатів прогностичних

моделей з врахуванням впливу макроекономічних показників та міграційних факторів збільшення демографічних характеристик ринку та споживацької поведінки.

Згідно результатів впровадження роботи в рамках дослідження теми глобального розвитку електронної комерції з використанням аналізу даних було написано ряд статей:

- Максимчук О., Затонацька Т. Перспективи використання інструментів аналізу даних в електронній комерції у Норвегії. Тези доповідей XXI Міжнародної науково-практичної конференції «Шевченківська весна 2023 Економіка. Повоєнне відновлення економіки України: проблеми та перспективи», (Київ, 29-31 березня 2023р.) [Електронний ресурс]. Київ : КНУ ім Т. Шевченка, 2023. 392 с. – С. 65.
- Максимчук О., Затонацька Т. Розвиток та використання великих даних та Data Science під час Covid-19. Тези доповідей XX Міжнародної науково-практичної конференції «Шевченківська весна 2022 Економіка. Цифрова трансформація економіки в умовах пандемії Covid-19», [Електронний ресурс]. Київ : КНУ ім Т. Шевченка, 2022. 182 с. – С. 82.
- Затонацька Т., Длугопольський О., Воловець Т., Подскребко О., Максимчук О. Використання інструментів Data Science в електронній комерції. Тези доповідей VI Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2022), (Черкаси, 23-25 червня 2022 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси : ЧДТУ, 2022. 220 с. – С. 110-113.
- Публікація статті на тему «Using Data Science tools in E-Commerce» в журналі Springer Nature [65].

Інформаційна база дослідження являє собою статті та наукові дослідження з баз Scopus, Springer, Research Gate. З метою огляду різносторонньої статистичної інформації використовувались дані сайтів Statista [7, 63], МВФ [16, 23, 24],

Міжнародної організації з міграції ООН [14], а також провідних звіти від провідних консалтингових компаній McKinsey [49], PWC [69], Nielsen [13].

Структура роботи. Метою *першого розділу* було дослідити розвиток електронної комерції в контексті глобальних цифрових змін та міграційних процесів, а також оцінити зворотній вплив розвитку цифровізації на міграцію.

В другому розділі було доведено необхідність використання аналітики даних та прогнозування для компаній польського ринку е-комерції та були розглянуті концептуальні засади, основні методи, переваги та виклики прогнозування.

В третьому розділі було проведено моделювання на основі реальних даних польського інтернет-магазину та маркетплейсу. В пункті 3.1 за допомогою багатофакторного регресійного аналізу було досліджено вплив основних макроекономічних показників (ВВП, CPI, індексу цін товарів даної категорії) та міграційного показника (кількість зареєстрованих біженців відповідно до розглянутого періоду) на рівень продажів компанії.

В пункті 3.2 була побудована багатофакторна штучна нейронна мережа, що дозволяє здійснювати прогнозування продажів даної компанії в рамках міграційних процесів та на основі попередньо перелікованих показників, в тому числі рівня попиту на товари магазину.

В пункті 3.3 було за допомогою кластерного аналізу було досліджено розвиток категорійного ряду з врахуванням попиту жіночої частини покупців як основної частки українських мігрантів.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ РОЗВИТКУ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ ПІД ВПЛИВОМ МІГРАЦІЙНИХ ПРОЦЕСІВ

1.1 Тенденції і розвиток електронної комерції в умовах цифрових змін

З розвитком інформаційно-технологічної революції, цифрова економіка постала як нова та прогресивна форма ведення бізнесу. За останнє десятиліття розвиток майже усіх економічних сфер відбувся саме завдяки впровадженню інноваційних технологій та засобів. Зростання продуктивності та прибутковості підприємств, поява нових бізнес-форм, розширення існуючих комерційних пропозицій різних галузей відбулось саме завдяки цифровій трансформації.

Постійні світові та локальні кризи, політичні та військові конфлікти, а також пандемія Covid-19 доводять про необхідність прогресу та нових способів ведення комерції. Цифровізація економічних послуг є необхідною мірою, яка дозволяє економіці не тільки функціонувати, а й швидко розвиватись по всьому світу [1].

Цифрова економіка являє собою екосистему цифрових економічних продуктів і послуг, що функціонують завдяки поєднанню високоточних та безперервних вимірювань і збору даних за допомогою Інтернету речей, хмарних технологій, датчиків автоматизації виробництва та усіх користувацьких пристроїв, що підключені до мережі Інтернет [2]. Сюди відносяться як комп'ютерне обладнання та програмне забезпечення, які технічно реалізують всі операційні процеси, так і телекомунікаційне обладнання та послуги, Інтернет речей, і навіть будівлі, в яких відбувається весь процес створення цифрової продукції [8].

Електронна комерція є основною частиною цифрової економіки. Розвиток та зростання електронної комерції за останні кілька років відбулось саме завдяки екстенсивному використанню людством цифрових девайсів та систем, а пандемія Covid-19 дала вирішальний поштовх до революції даної форми ведення бізнесу.

З'явившись на початку 1990-х років, електронна комерція використовувалась переважно кількома великими підприємствами, проте з розвитком цифровізації

стала більш поширеною та доступною для малого та середнього бізнесу. Технології дозволили компаніям охопити ширшу аудиторію та вести бізнес у глобальному масштабі. Доступність цифрової інфраструктури (Інтернет, мобільні пристрої та платформи соціальних мереж) спростили для компаній зв'язок із клієнтами та продаж своїх продуктів і послуг онлайн. Відповідно покупки в Інтернеті зараз стали усталеною звичкою споживачів на противагу традиційній торгівлі, адже зручність «клацання мишею» дає можливість заощадити гроші, час та енергію [4]. Сьогодні 43,4% дорослого працездатного населення світу використовує Інтернет для пошуку та огляду потрібних товарів та брендів, а 75,9% користуються сайтами для покупки товарів онлайн [9].

У міру того, як доступ до Інтернету та його використання у світі стрімко зростають, а кількість користувачів Інтернету в усьому світі перевищує п'ять мільярдів людей, кількість споживачів, які здійснюють покупки онлайн, постійно збільшується. Відповідно зростає і ринок електронної комерції. За оцінкою Statista [7], у 2022 році обсяг роздрібного продажу електронної комерції у світі перевищив 5,7 трильйонів доларів США. Згідно прогнозів [7], до кінця 2026 року розмір світового ринку е-комерції сягатиме 8,1 трильйонів доларів США, що майже в 2 рази більше, ніж в 2020 році при Covid-19 (рис. 1.1).

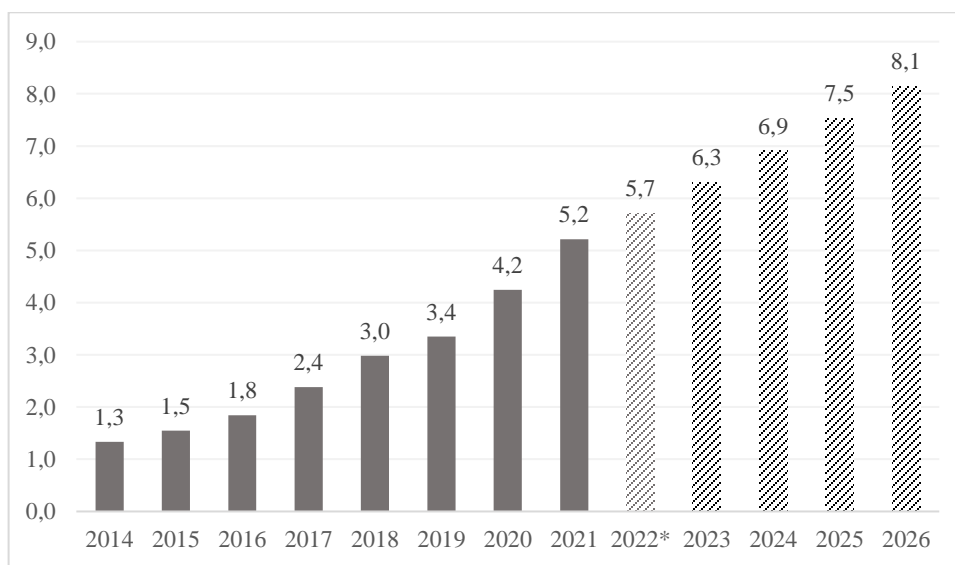


Рис. 1.1 Обсяг продажів роздрібно́ї торгівлі електронною комерцією у світі з 2014 по 2026 рік, млрд. дол. США

Джерело: Statista [7].

В міру того, як розвивається електронна комерція, паралельно зростають об'єми накопичених даних. Цифрові дані є найважливішим чинником прийняття рішень, виробничих процесів, транзакцій та управління взаємовідносинами в електронній комерції. На сьогодні неабияку актуальність в сфері електронного бізнесу мають використання аналізу великих даних, застосування моделей Data Science та штучного інтелекту, зберігання та маніпуляції з даними за допомогою хмарних технологій тощо.

Завдяки своєму великому оперативному та стратегічному потенціалу, особливо у генеруванні вартості бізнесу, великі дані мають можливість трансформувати всю бізнес-модель. Для компаній електронної комерції ця зміна торкається їх основних функціональних компонентів бізнес-моделі: маркетингу, ціноутворення, ланцюжка поставок, управління тощо.

Обслуговування клієнтів є одним з процесів, де використання інформаційних технологій та аналіз даних є найбільш ефективним. Рекомендаційні системи допомагають постачальникам послуг електронної комерції досліджувати профілі користувачів та робити пропозиції з урахуванням їх інтересів, отриманих на основі зібраних даних. Нові великомасштабні алгоритми рекомендацій для електронної комерції поєднують в собі оффлайн- та онлайн-фази і перевершують традиційні аналогічні системи в точності та масштабованості рекомендацій. В даних процесах використовуються кластерні та прогностичні моделі, моделі нейронних мереж, лінгвістичні та статистичні методи (включаючи машинне навчання) тощо [9].

Персоналізація товарів та послуг одна із найважливіших застосувань великих даних у електронному маркетингу. Дослідження Harvard Business Review показують, що персоналізація може збільшити рентабельність маркетингових інвестицій від п'яти до восьми разів, а продажі - не менш ніж на 10% [10]. Великі

дані - це відмінна можливість для електронних продавців відстежувати поведінку користувачів та визначати найбільш ефективний спосіб перетворення їх на лояльних покупців, в тому числі збільшити кількості повторних покупок. Наприклад, дані про час, проведений клієнтами в е-магазині, збираються в режимі реального часу, що дозволяє зробити персоналізовану пропозицію в залежності від потреб споживача (контент або спеціальну знижку).

Окрім розробки спеціальних пропозицій продуктів та послуг, важливим аспектом використання новітніх інформаційних систем та великих даних є можливість персоналізації цін, або *динамічне ціноутворення*. Під час процесу створення "правильної" ціни на продукт моделями враховуються дані з кількох джерел - ціни конкурентів, продаж продуктів, регіональні характеристики, мотиви, дії та вподобання клієнтів, попит та пропозиція на продукт тощо.

Ефективне управління потоками матеріальних, товарних та інформаційних ресурсів за допомогою Інтернету речей, систем відстеження поставок, динамічних моделей планування оптимальних логістичних шляхів допомагають ефективно вирішувати основні питання електронної комерції щодо оптимізації доставки товарів.

Також великі дані покращують *видимість ланцюжка постачання*. Клієнти мають можливість дізнатись точну наявну кількість, стан та місцезнаходження своїх замовлень. Використовуючи різні технологічні засоби та системи, компанії електронної комерції можуть створювати ефективні системи ланцюжка постачання управління процесом взаємодії між постачальниками, логістикою, складуванням, доставкою, поверненнями тощо. Інтернет речей, RFID та інші нові технології збирають та передають широкий спектр інформації про замовлення та можуть змінювати ланцюг поставок для покращення комплектації замовлень, полегшення управління постачальниками та автоматизації пошуку товарів.

Фундаментальним процесом, який забезпечується новітніми світовими технологіями в електронній комерції є *оплата товарів та послуг*. Розвиток ринку

електронної комерції та збільшення ризику шахрайства сприяли еволюції початкових платіжних систем, в результаті чого вони стали більш складними, ефективними і безпечними.

Згідно дослідження Світової ради з комерційних ризиків (MRC) [11], протягом 2022 року у всьому світі продавці електронної комерції приймали платежі за допомогою чотирьох основних методів: цифрових гаманців, прямих дебетових переказів, традиційних карт та мобільних додатків mCommerce (таких як PayPal mobile або Amazon one-click). Особливої популярності набирають такі способи оплати, як мобільні гаманці та мобільні банківські програми, в тому числі безконтактні платежі та біометрична автентифікація, що підвищує безпеку та зручність здійснення оплати [12]. Також набирають популярності локалізовані цифрові методи оплати, такі як PIX і Alipay та криптовалютні платежі, проте їх застосування обмежене через волатильність та відсутність регулювання [12].

Окрім цього, компанії самі підлаштовуються під тенденції, пропонуючи гібридні рішення для здійснення покупки. В результаті з'явилися нові види доставки (від безконтактної доставки до click and collect), а також нові способи контакту зі споживачем, такі як онлайн-консультації, що дозволяють відтворити оффлайн-шоппінг у віртуальний світ та підвищити лояльність споживачів.

Розвиток електронної комерції під впливом цифровізації створив як можливості, так і виклики для бізнесу. Одним із серйозних загроз, з якими стикаються компанії, є *кібербезпека*. В 2022 відсоток прибутку, втраченого компаніями електронної комерції через шахрайство складає 2,6%. Натомість в 2023 очікується, що частка втрат зменшиться до 2,9% [11], оскільки з метою підвищення захисту даних клієнтів компанії інвестують в нові технології та стратегії (рис. 1.2).

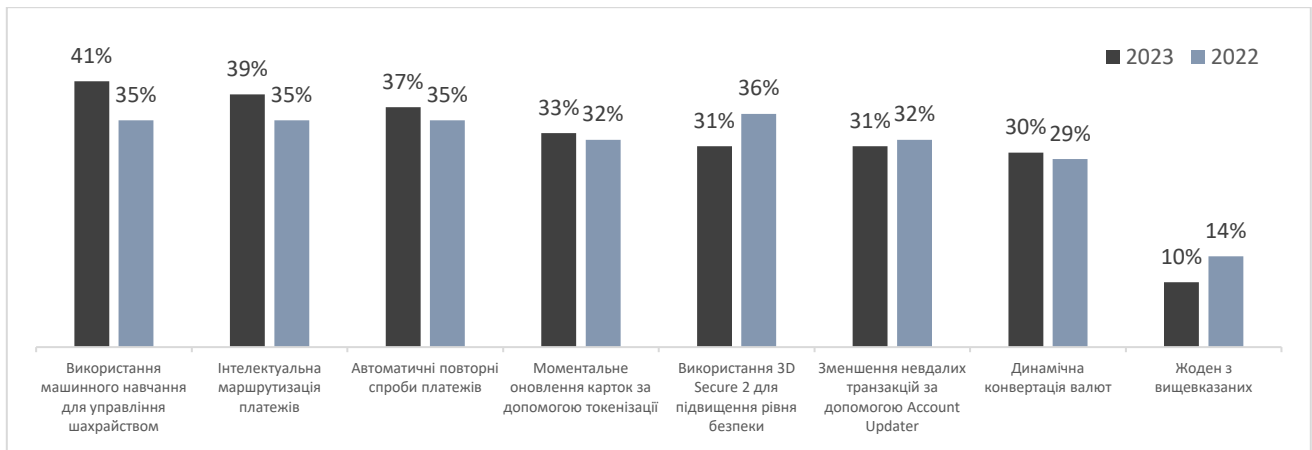


Рис. 1.2. Частка компаній в розрізі КРІ по збільшенню бізнес-безпеки в е-комерції.

Джерело: [11].

Проте варто розуміти, що цифрова еволюція, яка визначає зростання електронної комерції, не є швидким процесом. На кожному з цих етапів розвитку необхідні різні методи застосування інформаційних та аналітичних технологій. Нижче наведено класифікацію продавців, брендів та ринків за п'ятьма етапами спектру зрілості електронної комерції [13]:

- *Сайт-брошура*: веб-сайт представляє маркетингову інформацію та доповнення до продукції без прямого зв'язку з процесом продажу.
- *Односторонній продаж*: суб'єкт продає свою продукцію на сайті, орієнтованому безпосередньо на споживача. Тут починається шлях до даних, а транзакційні дані дають уявлення про успіх першої сторони.
- *Багатоканальний продаж*: товари продаються більш ніж через один цифровий канал, дані стають більш ускладненими та менш інформативними.
- *Всеканалний продаж*: кожен канал працює над продажем товарів, а дані продовжують інформувати про ухвалення рішень.
- *Безкерівний*: Відбувається повний поділ бек-енд та фронт-енд магазину. Обробка даних реалізується на високоточному рівні, а весь процес роботи оптимізований.

Потрібно розуміти, що передова цифровізація продовжує стимулювати ринок, пропонуючи компаніям нові можливості використання потенціалу віртуального світу. Багато країн на різних рівнях розробили спеціальні плани інвестицій та розвитку для підтримки компаній у ритмі цифрової трансформації. Однак це не означає, що інтеграція цифровізації в електронну комерцію є бездоганною. У цифровому перетворенні комерції все ще існують пробіли та проблеми, що вимагають вирішення, тому ця сфера потребує ретельного аналізу та нових інноваційних підходів.

1.2 Особливості сучасних світових міграційних процесів

Незважаючи на глобальну та локальну нерівність у рівні життя та нереалізовані життєві стремління мільйонів, якщо не мільярдів людей, може викликати здивування, чому не набагато більше осіб вирішують мігрувати задля покращення своїх соціально-економічних перспектив, або чому не набагато більше людей, що живуть у охоплених конфліктами районах, вирішують тікати навіть за наявної можливості. За даними Gallup World Poll, понад 750 мільйонів дорослих хотіли б мігрувати, якби вони мали таку можливість [20]. Відповідно, у всьому світі в середньому одна з восьми людей має бажання мігрувати. Насправді це на диво небагато, враховуючи той факт, що ймовірно більша кількість осіб справді має вагомні причини для міграції та реалізації економічних, професійних, політичних чи соціальних можливостей. Реальним прикладом є велика кількість українців, що проживають на Сході України та які в даний час відмовляються покидати рідні домівки незважаючи на постійну загрозу їх життю та безперервні бойові дії. З іншого боку, потрібно розуміти, що лише невелика частина потребуючих міграції насправді здатна її реалізувати та забезпечити собі повноцінне життя за кордоном.

В своєму дослідженні М. Чайка і С. Реінпрехт [21] виділяють наступні сучасні причини міграції:

- *Демографічний фактор* (сімейні зміни, одруження, возз'єднання сімей);
- *Економічний фактор* (бізнес-справи, пошуки роботи, пошуки кращих економічних умов та життєвих стандартів);
- *Безпека* (міграція через військові конфлікти та війну, репресії та зміну влади);
- *Фактор зовнішнього середовища* (кліматичні зміни та стихійні лиха);
- *Фактор людського розвитку* (освіта, здобуття навичок, практика закордоном);
- *Індивідуальний фактор* (персональні цілі та міграційний досвід, постійний подорожуючий ритм);
- *Політично-інституціональний фактор* (умови страхування, послуги та наявність продовольства, міграційна політика, політичні права);
- *Соціо-культурний фактор* (нетворкінг та міграційні суспільства, культурний обмін, гендерні відносини);
- *Наднаціональний фактор* (глобалізація, покращення міжнародних відносин та геополітична трансформація).;

За даними Міжнародної організації з міграції ООН (МОМ), у 2020 році кількість міжнародних мігрантів зросла до 281 мільйона осіб, або 3,6% людей у світі жили за межами своєї рідної країни [14]. Дана частка росла з експоненціальною швидкістю протягом останніх 30 років, і продовжує зростати, що сприятиме росту глобалізації та розмиттю кордонів між країнами та культурами (рис. 1.3).

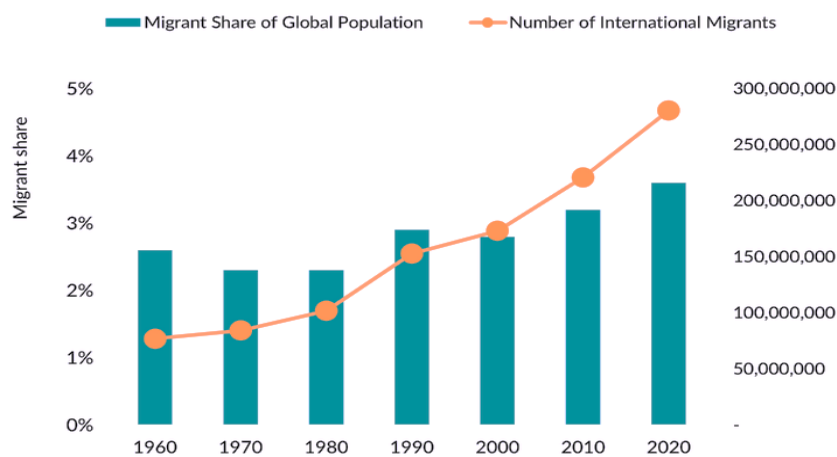


Рис. 1.3. Кількість і частка глобальних мігрантів у світі, 1960-2020

Джерело: МОМ [14].

Серед світових регіонів, які найбільше приймають переселенців та іммігрантів станом на 2020 рік є Європа та Азія з 86,7 та 85,6 млн осіб відповідно. Цікаво, що у відсотковому відношенні лідирує Океанія (21,4% іммігрантів серед населення країн регіону) та Північна Америка (15,7%); в Європі ця частка складає 11,6%. Особливою є ситуація серед країн Близького Сходу, в даному показнику лідирують Об'єднані Арабські Емірати з часткою іммігрантів 93,9% [14].

Серед країн з найбільшою кількістю інтернаціональних мігрантів лідирують США (50,6 млн осіб), Німеччина (15,8 млн. осіб) та Саудівська Аравія (13,5 млн. осіб). Індія має найбільшу кількість емігрантів у світі, а саме 17,9 млн. осіб, але найбільше вони зосереджені саме в Об'єднаних Арабських Еміратах (3,5 мільйона), США (2,7 мільйона) та Саудівській Аравії (2,5 мільйона). Після Індії станом на 2020 рік лідирують по кількості емігрантів Мексика (11,2 млн. осіб) та росія (10,8 млн. осіб) [14].

Загалом кількість переміщених осіб станом на кінець 2021 року зросла до 89,3 мільйона осіб, що складає 1,1% населення світу. Серед них 30,3% (або 27,1 млн.) є біженцями, які вимушені були залишити свої домівки через воєнні конфлікти. Станом на травень 2022 року загальна кількість біженців сягнула позначки у 100 мільйонів осіб, що означає, що збільшення їх кількості на 10,7 мільйонів осіб було спричинене в основному війною в Україні [18].

Кризою переселенців з України називають другою за масштабами після Другої світової війни [19]. Від 24 лютого 2022 року станом на 4 квітня 2023 року 8,1 мільйонів українців були зареєстровані як біженці, з них 5,0 млн. осіб – отримали статус тимчасового захисту та можливості легального проживання у відповідних країнах з наданим державним забезпеченням та соціальною допомогою. Найбільша кількість українських біженців зареєстрована в Польщі (1,6 млн. осіб), Чехії (504 тис. осіб) та Словаччині (113 тис. осіб) [19].

Міжнародна міграція сприймається водночас і як виклик, і як можливість для приймаючих країн. В короткостроковій перспективі звичайно імміграція є загрожуючим фактором для місцевих ринків праці з потенційним впливом на заробітну плату та витісненням місцевої робочої сили за межі конкуренції, в тому числі прибуття нового населення може спричинити збільшення короткострокових фіскальних витрат.

Проте з іншого боку, якщо розглядати середньо- та довгострокову перспективу, іммігранти можуть сприяти зростанню виробництва, створювати нові можливості для місцевих компаній, обмінюватись досвідом та навичками з корінними мешканцями, генерувати нові ідеї, стимулювати міжнародну торгівлю та сприяти довгостроковому бюджетному балансу, рівномірно доповнюючи віковий розподіл розвинених країн. Наприклад, на період 2006-2016 років на частку мігрантів припадало 47% приросту робочої сили у США та 70% у Європі відповідно [22].

Згідно дослідження Міжнародного валютного фонду [23], міграційні процеси мають прямий вплив на макроекономічні фактори приймаючих країн з розвинутою економікою. Відповідно протягом 5 років після міграційного шоку (початку інтенсивного припливу мігрантів) зростання таких макроекономічних показників, як дохід, рівень зайнятості, продуктивність праці/виробництва та розмір капіталу зростають в середньому на 1% (рис. 1.4).

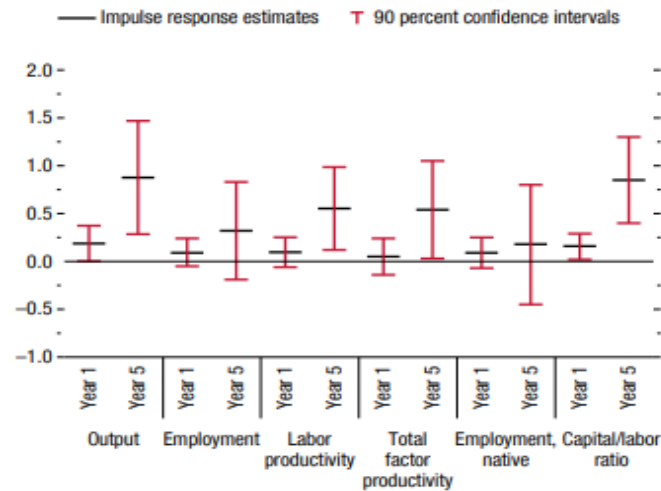


Рис. 1.4. Розвиток макроекономічних показників внаслідок міграційного шоку у країнах з розвинутою економікою, %

Джерело: [23].

Позитивний вплив імміграції на продуктивність праці в країнах-реципієнтах також підтверджується взаємозв'язком між місцевою робочою силою та працівниками-іммігрантами [24]. Коли іммігранти опановують існуючий ринок праці та заповнюють весь попит на дефіцитні робочі місця, це спонукає місцевих жителів переходити на нові професії, які в багатьох випадках вимагають освітніх, лінгвістичних та комунікативних навичок з локалізованою специфікою, що недоступно для мігрантів. Таким чином, це підвищує їх кваліфікацію, заробітну плату та відповідно стимулює економіку країн.

Важливе значення також мають грошові перекази, які є основною формою доходу для багатьох сімей мігрантів з країн, що розвиваються, та є одним з єдиних джерел доходу та фінансової безпеки для їх членів, становлячи понад 10 відсотків від їх ВВП. У 2021 році обсяг переказів у такі країни досяг рекордно високого рівня в 589 млрд доларів США та перевищив суму прямих іноземних інвестицій (ПІІ) та зарубіжного розвитку до цих країн [21].

Взаємодія усіх цих факторів впливає на суспільне сприйняття міграції та обрану урядом політику, яка зазвичай залежить від розподілу виграшу чи програшу між різними сферами бізнесу та соціально-економічними групами населення [15].

Сучасні міграційні процеси 21 століття відбуваються паралельно з розвитком глобалізаційних процесів та цифровізацією, що має безпосередній вплив на їх протікання та змінює поведінку мігрантів. Сьогодні однією з найбільших викликів, які виділяє МОМ в контексті перебігу міграцій, є неправдива інформація в мережі, за допомогою якої можна легко маніпулювати та керувати групами людей, компаніями або навіть цілими країнами [14].

В контексті міграції під впливом дезінформації може підсилюватись негативне відношення суспільства до мігрантів, поширюватись дискримінація та сприйняття легітимності антимігрантської політики з боку держав. В тому числі, це так само збільшує невпевненість мігрантів в точності інформації щодо їх прав та можливостей в обраних для життя країнах, що впливатиме на їх рішення щодо міграції та спричинятиме емоційний тиск [14].

Одним з чергових викликів, які спонукають людство мігрувати в наш час, є кліматичні зміни та спричинені ними природні катастрофи. Поєднання фізичних, соціальних, економічних та екологічних загроз можуть підірвати продовольчу, водну та економічну безпеку навіть сильніше, ніж політичні та військові конфлікти. Згідно звіту від Центру моніторингу внутрішніх переміщень [25], в 2020 році 30,7 мільйонів міграцій населення відбулось саме через природні катастрофи в 145 країнах і територіях. Вирішенням даної проблеми в подальшому вимагатиме залучення керівництва та урядів країн з метою не тільки забезпечити допомогу постраждалій частці населення, а й заради подальшого стримування природних катаклізмів. Структура іноземного впливу об'єднує потужну комбінацію інструментів, що включають в себе фінансування розвитку та гуманітарної допомоги, технічних експертиз, нарощування потенціалу та партнерства для вирішення питань зміни клімату та міграції [26].

Вирішальним фактором зміни міграційних процесів сьогодення є саме цифрові технології. Онлайн доступ до інформації дає людству можливість отримувати всі необхідні дані для планування міграції та переїзду в інші країни. Негативний вплив

має використання додатків для обміну інформацією з прив'язкою до локально розміщених груп мігрантів, адже це викликає занепокоєння щодо просування нелегальної міграції, торгівлею людьми тощо [14].

Існують спеціальні додатки та форуми в соціальних мережах з метою допомогти інтегруватись в нових країнах, а також підтримувати зв'язок з рідними та здійснювати грошові перекази через мобільний банкінг. Також є актуальними технології машинного навчання, за допомогою якого створені спеціальні чат-боти для надання психологічної допомоги мігрантам та допомоги в бюрократичних процесах підготовки документів. Проте актуальним є питання щодо захисту персональних даних та конфіденційності в процесі користування такими девайсами, що може підривати безпеку та права людини [14].

В контексті усіх статистичних даних та наукових досліджень можна прийти до висновку, що збільшення динаміки сучасних міграційних процесів, спричинених в першу чергу загостренням політичних конфліктів, нестабільною економічною ситуацією в країнах з нерозвиненою економікою, екологічними проблемами та іншими соціально-економічними факторами буде підсилене розширенням глобалізації та цифровізацією світу. Важливими є міграційні політики та регулювання з боку держав з метою зменшення шахрайства та негативного впливу дезінформації, а також ліквідації світової цифрової нерівності.

1.3 Вплив міграції на трансформаційні зміни ринку електронної комерції

Міграція населення сприймається як багатоликий процес, що, як зазначалось в пункті 1.2, має позитивний і негативний вплив на економічний розвиток та його диспропорцію. Міграція населення, торгівельна діяльність, інвестиції розглядаються як ключові економічні фактори у міжнародних економічних відносинах. Незважаючи на різносторонність цих процесів та абсолютну

відокремленість в законодавчому регулюванні, вони є тісно пов'язаними на мікро-економічному рівні.

Міграція населення має когнітивний вплив на комерцію з точки зору напрямів ведення торгівлі (імпорту та експорту), збільшення грошових переказів, ринку праці, передачі технологій, нових знань, інновацій та інформації як для країн походження, так і для країн-реципієнтів [27]. Збільшення працездатної частки населення та споживачів стимулює до розвитку всю економічну структуру.

Розглянувши вплив технологій та цифровізації на міграційні процеси (пункт 1.2), характерним є і зворотній ефект в ході розвитку міжнародного руху населення як на бізнес в цілому, так і безпосередньо на електронну комерцію як одну з його форм. Електронний ринок товарів та послуг так само зазнає змін під впливом міграційних процесів, змінюючись та підлаштовуючись під потреби мігруючого суспільства. Варто зазначити, що вплив міграції на розвиток електронної комерції є доволі рідкою темою для наукових досліджень, проте в деяких працях зазначаються сфери е-бізнесу, які піддаються впливу міграційних процесів.

Міграція зумовлює зміни на ринку електронної комерції одночасно з погляду поведінки споживачів та роботи платформ електронної комерції. Зміна демографічних характеристик споживачів є однією з ключових у споживанні. Як зазначається в звіті Світового банку [28], нові купівельні звички, збільшення попиту на «ностальгічні» продукти, що були затребуваними в рідній країні, суттєво змінює ринок та стимулює імпорт в оффлайн та онлайн ринок. Водночас зростає попит на інформаційний пошук та ознайомлення з асортиментом через електронні платформи, в свою чергу збільшуючи трафік та відвідуваність платформ електронної комерції [28].

Створення різноманітних механізмів взаємодії та потреба в міжнародних транзакціях сприяє розробці ефективних та рентабельних транскордонних платіжних послуг. Актуальним є взаємозв'язок між роздрібними платіжними системами, що дозволяють споживачам безпосередньо взаємодіяти на

міжкордонному рівні за допомогою пов'язаних платіжних інфраструктур, знижуючи залежність від традиційних банківських посередників та пришвидшуючи процес купівлі. Підвищення операційної сумісності різних платіжних систем може допомогти зробити транскордонні платежі дешевшими та швидшими для кінцевих споживачів-мігрантів [29]. В тому числі, характерним може бути урізноманітнення можливих способів оплати. Оскільки кожен е-ринок в межах різних держав має свої популярні способи оплати, актуальним є адаптація приймаючої країною до альтернативних методів оплати з метою задоволення нового сегменту споживачів.

Міграційні процеси можуть стимулювати розвиток логістичних міжнародних шляхів та систем доставок. Не завжди наявні пропозиції товарів в країні-реципієнта можуть задовольнити іммігрантський сегмент цільової аудиторії, що спонукатиме їх замовляти вже існуючі перевірені пропозиції з рідних країн та оформляти міжнародну доставку. Така тенденція спостерігається зараз на українському ринку, коли бренди намагаються адаптуватись під міграцію українців та пропонують міжнародну доставку. Наприклад, вихід на польський ринок Нової пошти може простимулювати український оффлайн та онлайн бізнес на міжнародному рівні, забезпечивши доставку вітчизняних товарів для української цільової аудиторії за кордоном. Окрім цього, в квітні 2022 року компанія запустила послугу “Речі з дому за кордон”, що неабияк було актуально біженцям, які швидко без підготовки покидали свої домівки, рятуючись від атак з боку росії [30].

У сучасну цифрову епоху особлива увага приділяється цифровому підприємництву, розвиток якого досяг неабияких масштабів та розглядається як новий вид в галузі іммігрантського підприємництва паралельно з зростанням міжнародної міграції, глобалізаційних процесів та розвитку міжнародної торгівлі [31, 33]. Особливу значимість дана сфера має для мігрантів в створенні нового бізнесу та підвищення ефективності і конкурентоспроможності вже існуючих підприємств на іноземних ринках. Зокрема, транскордонні платформи електронної

комерції виступають мостом між підприємницькими екосистемами приймаючої та рідної країн і стимулюють транснаціональне підприємництво [32].

Загалом транснаціональні підприємці - це «соціальні суб'єкти, які використовують мережі та інформацію з метою пошуку можливостей для бізнесу або підтримки бізнесу у подвійних соціальних полях, що спонукає їх використовувати різні стратегії та методи просування своєї підприємницької діяльності» [33]. Уся їх діяльність характеризується присутністю капіталовкладень та стратегічних ініціатив щодо реалізації економічних та комерційних операцій в іноземному просторі з залученням іммігрантів. Використання та реалізація діяльності з допомогою цифрових технологій та зокрема електронної комерції визначає їх як транснаціональних цифрових підприємців.

Транснаціональне цифрове підприємництво в просторі електронної комерції має дуже велике значення як для мігрантів, так і для країн-учасників в міграційному процесі в плані соціально-економічного розвитку. Наприклад, згідно звіту Global Entrepreneurship Monitor (GEM) [35], протягом 2017-2018 роках у Великобританії іммігранти вдвічі частіше брали участь у створенні венчурних підприємств ніж місцеві мешканці.

Платформи електронної комерції відіграють важливу роль у цифрових екосистемах як фундаментальної інфраструктури для транснаціонального цифрового підприємництва. Дані екосистеми визначають можливості та ресурси, наявні в учасників ринку і впливають на їх стратегії та ефективність бізнесу. Вони включають в себе ринки, людський капітал, фінансові ресурси, інфраструктуру, підтримку бізнесу та політику, що взаємодіють у рамках культури, створеної під впливом транснаціонального цифрового підприємництва [36].

Відносини між платформами електронної комерції та підприємцями і позитивний ефект від їх взаємодії є двостороннім. Підприємці використовують платформи електронної комерції для просування своїх товарів та послуг. Електронна комерція в свою чергу дає підприємцям можливості та ресурси для

здійснення комерційної діяльності як у своїй країні, так і в країні-реципієнті, що ще більше підвищує цінність електронних платформ [36].

Відповідно узагальнюючи зв'язок міграції та електронної комерції, можна виділити наступні фактори впливу (рис. 1.5):

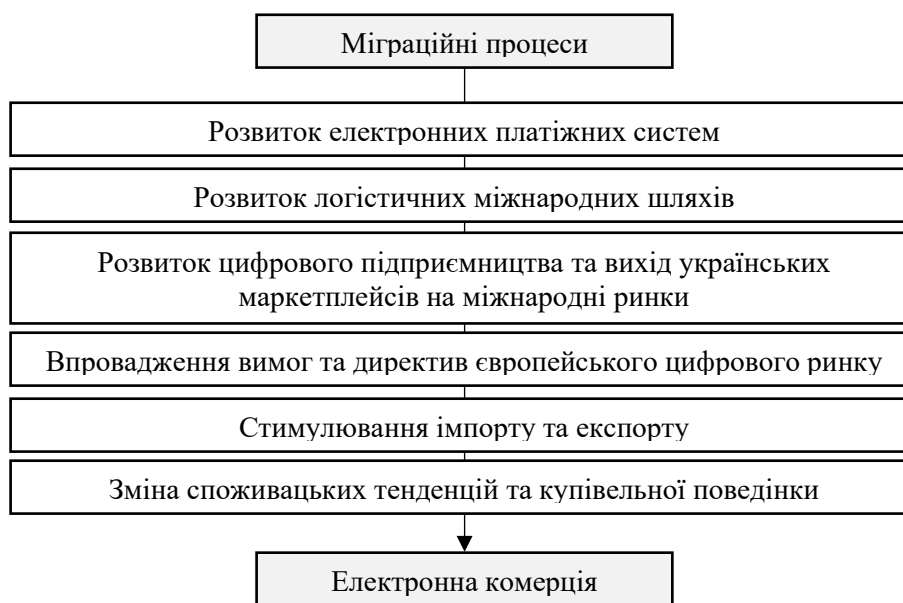


Рис. 1.5 Основні фактори впливу міграційних процесів на розвиток електронної комерції.

Джерело: побудовано автором.

Отже, міграційні процеси мають більше позитивних, ніж негативних факторів впливу на розвиток електронної комерції. Підприємства, здатні адаптуватися до мінливих потреб і переваг споживачів-мігрантів, отримають нові можливості розширення продажу та збільшення клієнтської бази, інакше зіштовхнуться з труднощами в конкурентній боротьбі на все більш різносторонньому ринку.

Висновок до розділу 1

В даному розділі було виокремлено, які можливості для бізнесу дає розвиток електронного каналу, на яких рівнях е-бізнесу можуть бути впроваджені технології великих даних та які від цього очікувані переваги. Також було проаналізовано особливості сучасних міграційних процесів з врахуванням впливу глобалізації та як це впливає на процес міграції. Було виділено, що це дає як позитивний ефект

(вільний доступ до інформації, спілкування з іноземним ком'юніті), так і негативний (висока ймовірність шахрайства та дезинформації).

Відповідно також було оцінено зворотній ефект впливу міграції як драйвера розвитку електронної комерції. Основними факторами впливу є розвиток логістичних шляхів, стимулювання міжнародної торгівлі, цифрове підприємництво, зміна споживацької поведінки та інші.

Далі актуальним для дослідження є питання важливості впровадження саме технологій прогнозування та аналізу даних в процесі електронної комерції зважаючи на вплив міграційних процесів українців, а також виокремлення основних методів, які можуть бути при цьому задіяні.

РОЗДІЛ 2. ПРОГНОЗУВАННЯ ЯК ЗАСІБ ПРОГРЕСИВНОЇ ТРАНСФОРМАЦІЇ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ

2.1 Теоретичні засади прогнозування як методу аналізу великих даних

З стрімким розвитком глобальної світової економіки, появою великою кількістю гравців на локальних та регіональних ринках, а також пануючу нестабільність через політично-економічні та військові конфлікти вимагають високої швидкості реагування від компаній. Основною задачею керівництва діяльності кожної компанії є управлінські рішення, і саме якісне та ефективне прийняття рішень з урахуванням тенденцій та аналізу інформації допомагають компаніям діяти та розвиватись. Дуже важливо, щоб менеджмент володів актуальними, правдивими та реальними даними, оскільки саме від них залежить якість прийнятих управлінських рішень. Одним з функціональних процесів, що допомагають передбачити економічні події та зміни на макро- та мікро- рівнях є прогнозування даних.

Прогнозування є багатосторонньою діяльністю та позиціонується з різних точок зору. Ф. Петропулос, Д. Апілетті, В. Ассімакопулос та ін. узагальнили, що «теорія прогнозування ґрунтується на передумові використання поточних та минулих знань для складання прогнозів щодо майбутнього» [38]. Затонацька Т.Г. як одна з вітчизняних науковців визначає прогнозування як «аналіз часових рядів, який дозволяє адаптуватися до змін, тенденцій та сезонних коливань» [39]. О.Є. Євмешкіна описує прогнозування як «процес формотворення сценаріїв чи моделей цивілізаційного розвитку на основі переробки значної кількості соціально-економічної інформації» [40]. Загалом, його можна описати як процес, в ході якого на основі вхідних різнопланових даних виробляється інформація, що характеризує розвиток досліджуваних явищ в майбутньому та використовується компаніями під час прийняття рішень щодо їх подальшої діяльності.

Історія прогнозування та методів аналізу часових рядів почалася у 17 столітті, коли вчені намагались аналізувати сонячні плями та індекси ринкових цін. Однак практичне використання статистичних методів в економіці стало можливим завдяки винаходу комп'ютерів у 1950-х роках. У 1960-х роках за допомогою прогнозування здійснювався аналіз коротких та ненасичених рядів даних. Поступово методи прогнозування були індивідуально запрограмовані з використанням асемблера або FORTRAN, що пізніше дозволило вибірково використовувати такі методи, як експоненційне згладжування та моделі Бокс-Дженкінса. У 1970-х було розроблено кілька статистичних та економетричних програмних систем, які в подальшому поєднувались з ERP-системами та повноцінно використовувались в прогнозуванні всіх даних підприємства.

Бази даних розроблялися паралельно і спочатку збиралися вручну та зберігалися на перфокартах або переносилися в текстові файли на дисках. З часом в 1980-х роках всі накопичені дані були перенесені в системи керування базами даних (СУБД), які в подальшому призвели до створення об'єктно-реляційних систем баз даних, що використовуються до сьогодні.

Постійне збільшення доступних даних зумовило перехід до використання сховищ даних, що дозволило задіювати широкий спектр інструментів для вилучення (аналітична обробка в режимі онлайн, OLAP системи), візуалізації та аналізу (BI системи), включаючи методи інтелектуального аналізу даних та прогнозування [41].

Процес прогнозування характеризує безліч дій, таких як збір даних, попередня їх обробка та аналіз, вибір методу прогнозування, до якого також відноситься вибір моделі, її діагностична перевірка і контроль у системі прогнозування. Саме ця процесна складова прогнозування дає багато можливостей для менеджерів функціонального рівня, таких як виявлення динаміки, проблем, моніторинг і контроль економічних явищ [37].

Фундаментальним фактором в процесах аналізу економічних явищ має використання великих даних, що вплинуло майже на всі галузі досліджень та допомагає як відтворити історію, так і спрогнозувати динаміку майбутнього на набагато вищому рівні [42]. Як правило, великі дані, що застосовуються в прогнозуванні, надходять із трьох основних джерел: Інтернету, пристроїв моніторингу та журналів активності, що фіксують діяльність користувачів. Інтернет розглядається як величезна платформа дослідження активності людства в соціальних мережах, стримінгових сервісах та засобах електронної комерції, накопичені дані з яких дають можливість дізнатись про сучасні споживацькі вподобання як важливу деталь у моделі прогнозування бізнес-процесів та фінансової результативності.

Швидкий розвиток Інтернету речей (IoT) (метеорологічні монітори, інтелектуальні лічильники, системи глобального позиціонування (GPS) тощо) використовуються для безпосереднього відстеження процесів різного характеру в режимі реального часу, формуючи бази даних та підвищуючи просторово-часові можливості прогнозування [42].

Прогнозування як метод аналізу даних реалізовується великою кількістю математичних та статистичних підходів:

– *методи попередньої обробки даних*: перетворення Бокса-Кокса (нормалізація), декомпозиція часових рядів (модель Байєса, ARIMA моделі, процедура TRAMO/SEATS), обробки викидів у прогнозуванні часових рядів ARIMA моделі, модель Байєса, GARCH моделі), додавання екзогенних змінних та розробка нових функцій (аналіз PCA, авторегресії з екзогенними змінними)

– *статистичні та економетричні моделі*: моделі експоненціального згладжування, регресійні моделі часових рядів, тета-метод (лінійні тренди), авторегресійні моделі інтегрованого рухомого середнього (ARIMA, сезонні ARIMA, ARIMAX), прогнозування для кількох сезонних циклів (множинна лінійна регресія), моделі простору станів, прогнозування за допомогою моделей DSGE)

– *Байєсові моделі (прогнозування за ймовірностями)*: обчислювальні методи за Байєсом та точне моделювання (моделювання Монте-Карло, вибірка важливості, ланцюг Маркова, псевдомаржинальний метод Монте-Карло)

– *комбіноване прогнозування*: комбінування щільності прогнозу, ансамблі прогностичних моделей [42].

Специфіка та об'єми великих даних спричинили розвиток особливих методів прогнозування та обробки даних, що допомагають комплексно оцінити інформацію з використанням новітніх технологій та систем при великих об'ємах інформації. Згідно досліджень [38, 43-45], автором було сформовано наступну їх класифікацію (рис. 2.2):



Рис. 2.1. Класифікація моделей прогнозування великих даних.

Джерело: побудовано автором на основі [38, 43-45].

В останні два десятиліття моделі *машинного навчання* як одні з технологій штучного інтелекту набули неабиякої популярності в процесах аналізу великих даних. Вони є представниками непараметричних нелінійних моделей, що використовують лише історичні дані для вивчення стохастичної залежності між поточними та майбутніми даними. До них відносять методи, засновані на

неструктурованих, нелінійних алгоритмах регресії, такі як нейронні мережі, дерева рішень, методи опорних векторів (SVM) тощо, проте найчастіше для прогнозування використовують саме нейронні мережі.

Важливим є процес навчання моделей машинного навчання на основі тренувальної бази даних. Попереднє навчання покращує якість моделі шляхом відображення попередніх тенденцій між даними, після чого підвищується якість моделі та її прогнозів в ході основного моделювання. Також характерним є навчання без вчителя, яке використовується при заздалегідь відомих характеристиках предикторів та залежностей, що між ними виникають [43].

Однією з особливостей методів машинного навчання є необхідна достатня кількість даних. У випадках, коли ряди даних короткі та повинні відображати складні закономірності, такі як сезонність та тренд, очікується, що методи машинного навчання будуватимуть неоптимальні прогнози [44]. Ці моделі є актуальними до використання в енергетиці, фондових ринках чи прогнозуванні попиту, де дані є масштабними та відображають періодичність процесів з щотижневою/щоденною частотою.

В тому числі, перевагою використання машинного навчання в прогнозуванні великих даних є їх висока здатність працювати з шумовими даними з застосуванням спеціальних алгоритмів, тим самим краще реагуючи на реальні сигнали або тенденції даних та генерувати більш точні прогнози [44].

Штучні нейронні мережі являють собою математичні методи аналізу великих даних, типологія яких змодельована з функціонування нейронів. Вони характеризуються здатністю моделювати нестаціонарні, нелінійні та дуже складні набори даних з великою кількістю потужностей та прихованої інформації [44]. Типологія нейронної мережі являє собою три так звані шари – вхідного, прихованого та вихідного, кожен з яких складається з вузлів, що характеризують кількість вхідних та вихідних змінних, а також зв'язок між даними.

Вхідні змінні нейронної мережі мають певні вагові значення, які обробляються моделлю на рівні прихованого шару, вивчають типологію даних та зв'язків між ними, а також вагу їх впливу на залежну змінну. Після чого в вихідному шарі модель генерує прогнозні значення кожного з показників зважаючи на їх вплив та процес перебігу досліджуваного явища.

Кластеризація як метод прогнозування характеризується як несамостійний вид моделей машинного навчання. Даний спосіб аналізу даних допомагає підвищити ефективності прогнозу за допомогою виявлення схожостей між даними та формуючи їх в кластери, які в подальшому опрацьовуються в ході прогнозування. Проте в нових дослідженнях почали розрізняти два підходи до використання кластерного аналізу в ході прогнозування. Перший характеризується поєднанням кластерних моделей з моделями машинного навчання, на основі яких потім будуються індивідуальні для кожного кластеру прогнози, що в свою чергу покращує якість моделі. Інший спосіб являє собою побудову тільки кластерної моделі для прогнозування та виділення кластерів одночасно. Найпопулярнішими алгоритмами кластерних моделей для прогнозування є методи k-середніх, C-середніх, модель ACC, SOM та інші [38].

Гібридні методи являють собою поєднання усіх вищезгаданих методів; їх називають ансамблі. Комбінації можуть бути різні, зазвичай вони залежать від сфери застосування, але як результат - це завжди покращує точність прогнозу, оскільки кожна модель з ансамблю усуває недоліки іншої моделі і так далі, тим самим підвищуючи ефективність моделювання. В залежності від кейсу та специфіки задачі обираються різні моделі та методи. Їх класифікують на основі методів, що використовуються, а також з прикладної мети використання та рівня залучення, наприклад не тільки на етапі прогнозування, а й починаючи від підготовки та обробки вхідних даних, їх класифікації за різними характеристиками, розкладання часових рядів, виявлення різних сигналів та усунення шумів, а також пост обробка результатів моделювання та усунення недоліків тощо [45]. Перевагою

використання таких ансамблів є їх висока здатність реагувати до змін параметрів, але недоліком є повільне реагування на нові дані та довга тривалість розрахунків, в тому числі велика кількість технічних потужностей, а також необхідна кваліфікація спеціалістів та рівень розуміння всіх моделей [38].

Прогнозування як метод аналізу даних сьогодні сприймається як цільний зрілий процес з використанням математики, статистики, інформатики та інших наукових дисциплін, але дана сфера продовжує розвиватись під зовнішнім та внутрішнім впливом. Потрібно розуміти, що в процесі моделювання приймаються участь не тільки технології. Фундаментальним є людський фактор, який грає роль починаючи від постановки задачі прогнозу, вибору моделей та закінчуючи впровадженням результатів. Актуальним є пошук компромісу між технічною складовою та експертною оцінкою для успішної реалізації прогнозування. В тому числі, питання постає в сприйнятті точності прогнозування та ймовірність його здійснення, від чого залежатиме ступінь ризику прийнятих менеджментом на основі прогнозу рішень.

Незважаючи на велику кількість питань та нюансів, сьогодні неймовірний перелік досягнень в науці, економіці та бізнесу зокрема були здійснені саме завдяки поєднанню теорій та технологій. Все більше прикладних областей зважають на прогнозування та намагаються впровадити його як автономний процес. Кожна специфічна проблема чи завдання й надалі стимулюватимуть розвиток теорії прогнозування.

2.2 Практики використання методу прогнозування даних в фізичному та онлайн-ринках

Глобальний технологічний розвиток, висока активність використання Інтернету, IoT та інших технологій для збору інформації створило різноманіття можливостей та переваг від використання прогнозування на основі великих даних

в майже всіх прикладних сферах. Сьогодні все актуальнішими стають дослідження прогнозування з великими даними в сфері моди згідно аналізу соціальних мереж, трафіків пасажирських авіаперевезень та навіть передбачення успішності серіалів та фільмів. Велику результативність прогнозування дало під час пандемії Covid-19, даючи можливість змодельовати розвиток поширення захворювання та смертності, проте в той ж час аналітики стикались з проблемами моделювання природи економічного шоку під впливом рецесії економік та високої волатильності у взаємозв'язках між макроекономічними показниками [46].

Використання прогнозного моделювання має вагомий ряд переваг, серед яких найбільше виділяють підвищення задоволеності клієнтів, покращення керуванням фінансовими ресурсами, аналіз та прогнозування поточних і нових ринків, передбачення розвитку фінансових явищ і як наслідок - оптимізацію внутрішніх операцій та процесів прийняття управлінських рішень.

Дані переваги спонукають бізнес як найбільше впроваджувати засоби прогнозування. Згідно з дослідженням аналітичної компанії Markets and Markets [47], розмір світового ринку прогностичної аналітики станом на кінець 2021 року сягнув 10,5 млрд. дол. США, і до 2028 року його обсяг зросте майже втричі до 28 млрд. дол. США. Цікавим є те, що темпи зростання ринку очікувались бути більшими, але сповільнились через зумовлені пандемією Covid-19 виклики та скорочення інвестицій.

Незважаючи на це, прогнозування є все ще актуальним для компаній. Проведене в 2021 опитування компанією Napover свідчить, що 90% респондентів вважають аналітику та прогнозування дуже цінними під час процесу прийняття рішень; 87% відповіли, що використовують аналітику даних з високою частотою [48].

Інше дослідження від McKinsey [49] показало, що 82% великих опитуваних компаній з прибутком більше 1 млрд. дол. США задоволені точністю

прогнозування, тоді як 30% від всіх компаній не задовольнили результати моделювання (рис. 2.3).

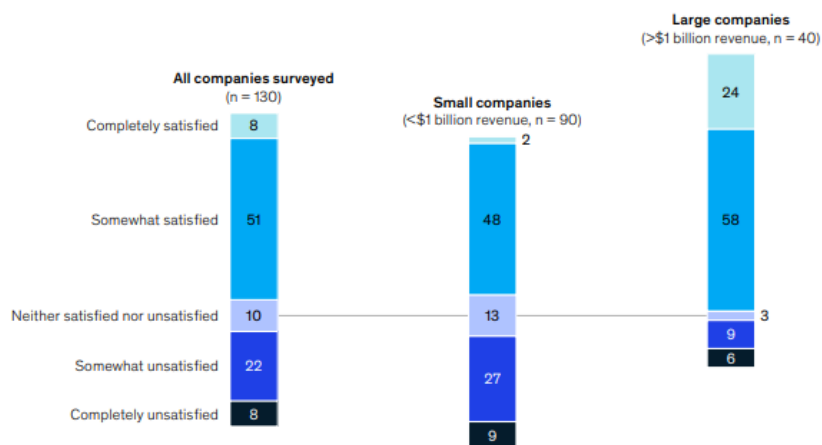


Рис. 2.2. Задоволеність компаніями прогностичними процесами, % від респондентів.

Джерело: [49].

В роздрібній торгівлі та онлайн-бізнесі прогностична аналітика використовується на багатьох рівнях діяльності, починаючи від прогнозування попиту і закінчуючи оцінкою шахрайства. Компанії зацікавлені в підвищенні точності розрахунків та скороченні непередбачуваних витрат, тому точний аналіз економічних явищ є дуже актуальним в даній сфері бізнесу і дає великий перелік можливостей.

Впровадження прогнозування даних реалізовується на всіх процесних рівнях компаній. *Прогнозування ланцюга постачання* є однією з прикладних сфер, де прогностична аналітика використовується найчастіше. Прогнозування на основі великих даних використовується для оцифровки ланцюгів поставок, прогнозування запасів, контролю транспортування тощо. Зважаючи на складність процесу управління запасами, оскільки в ньому приймає участь велика кількість контрагентів (постачальники, логістичні компанії), дані є багатовимірними та змінюються з неймовірною швидкістю. Це спричинило поступовий перехід від застосування звичайних статистичних методів до динамічного прогнозування, що відбувається на основі історичних даних та реальних точкових даних в режимі

реального часу, що в тому числі розвиває інтелектуальні моделі та підвищує їх оцінку [51]. *Прогнозування попиту* є однією з вихідних ланок управління ланцюгами поставок. Оцінка майбутнього рівня споживання допомагає компаніям підвищувати управління грошовими потоками та фінансову результативність бізнесу загалом.

В контексті прогнозування ланцюгів поставок та планування попиту використовуються різні моделі великих даних в залежності від ступеню контрольованості вхідної інформації, історичних чи точкових даних тощо. Серед прикладних методів найчастіше задіюють навчання на основі ймовірнісних показників, з кількісних моделей в даних процесах можуть використовувати машинне навчання, нейронні мережі, методи опорних векторів тощо [38]. Проте зважаючи на нестабільну ситуацію, спричинену Covid-19, виникає проблема використання історичних даних, що зумовлює компанії змінювати методи та підлаштовуватись під специфіку сучасних ринків.

Одним з найвідоміших прикладів оцінки попиту в історії бізнесу є прогнозування успішності серіалу Netflix «Картковий будинок». За допомогою аналізу великих даних компанії вдалося виділити вподобання споживачів згідно попередніх даних про перегляди, виділити деталі, що найчастіше подобаються споживачу та оцінити майбутній успіх серіалу [50].

Одним з найпоширеніших способів використання прогностичної аналітики великих даних в маркетингу компаніями електронної комерції є *персоналізація та динамічне ціноутворення*. Оскільки відслідковування активності споживачів в Інтернеті є дуже поширеною практикою з боку електронного бізнесу, технології великих даних допомагають персоналізувати пропозиції для клієнтів, в тому числі формувати кращу ціну в порівнянні з конкурентами. Також це дає можливість оцінити ефективність нових продуктів та маркетингових кампаній. Протягом даних процесів актуальними до використання є однофакторні моделі, до яких відносяться такі статистичні методи як експоненціальне згладжування, SMA чи ARIMA, а також

регресійний аналіз, нейронні мережі чи кластерний аналіз з використанням систем OLAP, MapReduce, хмарних технологій. Таким чином, цифровий маркетинг формується навколо основних моделей електронної комерції на основі систем збору, аналізу інформації в режимі реального часу та в подальшому її зберіганні [52].

Однією з найвідоміших компаній, які використовують прогностичну аналітику в діджитал-маркетингу є Amazon, розробивши свою власну систему персоналізації пропозицій згідно аналізу покупок споживання, його активності в мережі, пропозицій конкурентів тощо [53]. Також прикладом може бути мережа готелей Starwood, що реалізують динамічне ціноутворення, зважаючи на прогнози глобальної економічної ситуації, погоди, доступності номерів та скасування польотів, що зумовило до збільшення прибутковості на 5% [54].

Зважаючи на зростаючу кількість продажів саме в електронних каналах, прогнозування продажів в онлайн-ритейлі має свої переваги та недоліки. З суттєвих моментів, які дають можливість реалізувати кращу прогностичну аналітику в електронній комерції на відміну від оффлайн, можна виділити фіксацію взаємодії з клієнтами з допомогою цільових сторінок, систем рекомендацій та аналізу історії покупок і повернень. Серед неоднозначних моментів є присутність багатоканальної стратегії продавців в способах продажу, оплати та доставки, що ускладнює процеси аналізу попиту та вимагає різних підходів прогнозування. Також складним процесом є прогнозування повернень, що ускладнюється в залежності від прогнозу їх загальної кількості, чи оцінки ймовірності повернення товару від кожного конкретного споживача [38].

Також існують певні процеси, які навпаки складніше контролювати в онлайн-середовищі. Наприклад, процес порівняння цін є набагато простішим в інтернет-площині, так як присутня повна прозорість пропозицій. Відповідно оскільки поведінка споживача є непередбачуваною, кількість впливаючих на вихідний результат змінних невідома, що ускладнює процес динамічного та

персоналізованого ціноутворення та вимагає більшу швидкість реагування від моделі. Окрім цього, прогнозування в електронній комерції повинно бути більш гнучким та враховувати всі операції і дії, що відбувались в недавній період часу, та генерувати стратегії на найближчий майбутній період [38].

Відповідно незважаючи на велику кількість переваг, існує багато викликів, з якими стикаються компанії в процесі роботи з великими даними та прогнозуванням на їх основі. Процес прогностичної аналітики з великими даними є складним та насиченим багатьма різними дрібними деталями, що вимагає від спеціаліста необхідних навичок для їх опрацювання та здійснення моделювання. Сьогодні пошук кваліфікованих аналітиків та програмістів з відповідними знаннями є неабиякою проблемою. Більшість має практичний досвід роботи з традиційними наборами даними з задіянням звичайних стандартних статистичних методів. Природа великих даних вимагає нових підходів та знань, відповідно сучасні навчальні програми, пов'язані з моделюванням та статистичною обробкою даних потребують модернізації та впровадження кращої підготовки сучасних спеціалістів.

Також проблемою є спотворення точності прогнозування великими даними через більшу кореляцію між шумом та сигналом. Оскільки об'єм інформації, яку фіксують великі дані, є набагато більшим за традиційні формати даних, звичні статистичні методи не можуть виявити реальні сигнали серед шуму. Це вимагає розробки нових методів та алгоритмів, які зможуть якісно фільтрувати дані та зменшувати рівень шуму. Одним з таких методів виділяють сингулярний спектральний аналіз (SSA), який фільтрує часовий ряд великих даних, зменшуючи вплив шуму і використовує нові дані для прогнозування [55].

В тому числі, специфіка великих даних характеризується високою ймовірністю виявити статистичні залежності там, де їх насправді немає. Відповідно підвищується ризик помилкового прогнозування та дезінформування менеджменту.

Також як одним з викликів прогнозування та роботи з великими даними є невідповідність потужностей наявного програмного та операційного забезпечення для здійснення кодування, що вимагає вдосконалення та розробки нових програмних пропозицій для роботи та прогнозування великих даних [55].

Але зважаючи на пануючу необхідність та актуальність роботи з великими даними, очікувано бізнес буде стимулювати розвиток даної сфери, модернізуючи усі наявні сучасності підходи та створюючи нові засоби. Прогнозування все ще дає можливість бізнесу в будь-якому його форматі залишатись проактивними у плануванні своєї діяльності та реагувати на всі світові та локальні виклики.

2.3 Актуальність застосування сучасних методів прогнозування ринку електронної комерції Польщі з врахуванням впливу війни в Україні

Використання аналізу даних для оцінки розвитку та впливу міграційних процесів знайшло відгук в багатьох сферах, таких як класифікація іммігрантських заявок на отримання робочої візи за допомогою машинного навчання [58], використання штучного інтелекту для відображення моделей міграції в реальному часі та прогнозування їх майбутніх тенденцій [59], аналіз впливу міграції на прогнозування бюджетних видатків на охорону здоров'я [17], використання великих даних для автоматизації контролю міграційними службами в аеропортах та пропускних пунктів в продовж Covid-19 [60].

Міграційні процеси, спричинені військовим вторгненням в Україну, є одними з наймасштабніших в недавній історії людства. Зумовлені ними виклики для європейського суспільства та економіки є колосальними, адже змінився не тільки макроекономічний клімат, зміни відбулись і на споживацькому рівні, що вимагає швидкого реагування як на рівні правління країни, так і на рівні бізнесу загалом.

Польща будучи умовним пропускним пунктом до Європи з боку України прийняла на себе найбільший удар міграційних рухів, що безумовно вплинуло на її

демографічні, соціальні та економічні характеристики. Як зазначалось в пункті 1.2, майже 1,6 млн українців отримали захист з боку Польщі станом на початок квітня 2023 року, і, зважаючи на неприпинення військових дій та продовження атак з боку росії, ця цифра буде зростати [19].

Згідно дослідження НБУ з посиланням на дані МВФ та опитування спеціалістів ООН [57], українські біженці за умови схожого ритму імміграції до 2026 року простимулюють зростання випуску товарів та послуг на території Польщі, а також Естонії та Чехії в межах 2,2-2,3% до кінця 2026. Очікувано міграційні процеси також спричинили короткострокове зростання польського роздрібного ринку протягом весни 2022 року з стабілізацією ситуації починаючи з червня (рис. 2.3). З негативних наслідків для польського ринку НБУ називає зростання темпів інфляції в середньому на 18% та зростання цін на нерухомість на 20%.



Рис. 2.3. Товарообіг роздрібного ринку Польщі та Естонії, сезонально скориговані дані з базовим періодом 2016=100.

Джерело: НБУ [57].

Польський ринок електронної комерції характеризується високою волатильністю та рівнем невизначеності внаслідок пандемії COVID-19. Галопуюча інфляція та наслідки російської агресії проти України також створюють напругу на ринку та ускладнюють процес планування діяльності.

Фундаментальне дослідження про розвиток електронної комерції Польщі на наступні 5 років в контексті війни в Україні зробила консалтингова компанія PWC [69]. За їх даними, зростання розміру продажів ринку електронної комерції в

наступні роки відбуватиметься в основному через інфляцію, що спричинить зменшення рівня попиту. Але з позитивних факторів, які стимулюватимуть зростання, виділяють саме збільшення кількості споживачів за рахунок майже 2 мільйони біженців з України.

В тому числі, наголошується про повернення до довгострокової тенденції збільшення використання електронних платформ через «цифрове» покоління та нарощення частки технічно-обізнаних користувачів. Відповідно польський ринок продовжує насичуватись новими гравцями, що загострює боротьбу та вимагає підвищення конкурентоспроможності.

Загалом електронний ринок Польщі є 21-м за величиною в світі з очікуваним розміром доходу в 2023 році в 16,6 млрд дол. США та темпами зростання в 10,7% в наступні 5 років. Серед найбільших електронних ринків виділяють моду (30,9%), засоби для догляду за тілом (18,1%), а також меблі та побутову техніку (17,4%) [61].

PWC також наголошує на категорії «мода та одяг» як позитивному драйвері електронного бізнесу, обґрунтовуючи це припливом групи українських споживачів, що відповідно підвищить продажі категорії, змінить споживацькі вподобання та тренди на польському ринку, покращить досвід роботи з користувачами та всього рівня обслуговування загалом [69].

Відповідно до всіх вищезазначених факторів, електронна комерція Польщі буде зростати. Важливим завданням бізнесу в контексті даної ситуації є дослідження ступеня впливу та швидке реагування на турбулентність економічної ситуації польського ринку, а також підвищення конкурентних переваг на фоні поступового переходу оффлайн представників в інтернет-середовище, в чому актуальними до використання є методи аналізу даних та їх прогнозування.

Однією з стратегій, які виділяє консалтинг для боротьби з невизначеністю та динамічною зміною ринку є впровадження аналізу даних. До цього можна віднести:

- розвиток центрів аналітики та роботи з даними;
- прогнозування попиту за допомогою великих даних;

- розвиток експериментального підходу до нових бізнес-моделей з використанням data-аналітики;
- впровадження нових КРІ бізнесу, орієнтованих на відображення поведінки споживачів та попиту з допомогою технологій [69].

Методи прогнозування аналізу даних є актуальними для впровадження з точки зору можливості визначити, як розвиватиметься реалізація продукції з допомогою даних про споживацьку поведінку в Інтернеті та допоміжних статистичних показників. Оскільки міграційні процеси впливають на всю економіку Польщі загалом, доцільним для е-компаній є доповнювати моделювання прогнозу дослідженнями про вплив макроекономічних ринкових показників, таких як наприклад рівень споживчих цін, і в тому числі міграційних даних. В даному контексті ефективними до використання можуть бути регресійний аналіз, методи штучного навчання для кращого зчитування тенденцій та прогнозування результатів, застосування кластерного аналізу з метою дослідити зміну в категорійному асортименті та зрозуміти, як змінились споживацькі тенденції та продажі в розрізі сегментів. Дослідження розвитку ціни та динамічне ціноутворення з використанням прогнозування також є корисним в контексті Польщі.

Відповідно зважаючи на необхідність польського ринку реагувати на зміни економічної та демографічної ситуації країни, ефективним засобом для планування подальшої діяльності в динамічному середовищі та підвищення конкурентних переваг є прогнозування з використанням сучасних методів аналізу даних. В наступному розділі з метою дослідити вплив змін ринкової ситуації Польщі на діяльність локального інтернет-магазину автором запропоноване моделювання з використанням провідних методів прогнозування.

Висновок до розділу 2

В даному розділі було оглянуто теоретичні засади прогнозування, його історію розвитку та основні методи та моделі, що використовуються в сучасності для аналізу даних. Було розглянуто різні бізнес-сфери, де прогнозування має найбільший ефект та корисність, в тому числі було наведено переваги та недоліки прогнозування в порівнянні з оффлайн та онлайн ринками. Технології великих даних та їх різновимірність дають можливість реалізовувати прогнозування в режимі реального часу та миттєво підлаштовуватись під тенденції ринку.

Також було досліджено вплив міграційних процесів на ринок електронної комерції Польщі як основної приймаючої країни українських мігрантів та доведено необхідність використання методів прогнозування для планування діяльності бізнесу та швидкого реагування на зміни ринку даної країни. Окрім цього, було досліджено ефективність використання прогнозування в різних бізнес-процесах та виокремлена його впровадження саме в електронному бізнесу польського ринку. Актуальним є подальше практичне дослідження впровадження методів прогнозування на основі кейсу реального польського інтернет-магазину, що буде відображено в наступному розділі 3.

РОЗДІЛ 3. ПРАКТИКА ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОННИХ ПРОДАЖІВ ПІДПРИЄМСТВА НА РИНКУ ПОЛЬЩІ

3.1 Дослідження впливу міграції на розвиток продажів електронної комерції підприємства в Польщі

Зважаючи на міграційні процеси, які були спричинені військовим вторгненням в Україну, на макро- та мікро-рівнях польського ринку відбулись суттєві зміни. З метою дослідити вплив міграційних процесів на розвиток компанії електронної комерції в Польщі, автором було проведено моделювання на основі даних польського інтернет-магазину та маркетплейсу, який займається реалізацією різнокатегорійних товарів на власній онлайн-платформі. В ході дослідження було побудовано три моделі, які будуть описані в пунктах 3.1-3.3:

- регресійний аналіз з використанням множинної регресії (пункт 3.1) – для оцінки рівня впливу міграційних процесів (Додаток А);
- аналіз за допомогою нейронної мережі (пункт 3.2) з метою прогнозування продажів електронного магазину (Додаток Б);
- кластерний аналіз (пункт 3.3) – з метою виявлення кластерів товарів, на які міграційні процеси вплинули найбільше (Додаток В).

Для початку доцільним є дослідити вплив міграції та основних макропоказників економіки Польщі на зміну продажів електронної комерції.

Дані, що використовувались при побудові регресійної моделі, являють собою щомісячну інформацію про замовлення товарів інтернет-магазину в розрізі категорій за період 2019-2022 років та містять наступні параметри (рис. 3.1):

Order Date	Country	State	Region	Product ID	Category	Sub-Category	Sales	Quantity	Discount
03.01.2019	Poland	Pomorskie	Central	OFF-PA-10000174	Food	Tea and coffee	16,4	2,0	0,2
04.01.2019	Poland	Mazovietski	Central	OFF-LA-10003223	Food	Snacks	11,8	3,0	0,2
04.01.2019	Poland	Mazovietski	Central	OFF-ST-10002743	Food	Beverages	272,7	3,0	0,2
04.01.2019	Poland	Mazovietski	Central	OFF-BI-10004094	Food	Baby food	3,5	2,0	0,8
05.01.2019	Poland	Liublinskie	East	OFF-AR-10003478	Food	Pastry	19,5	3,0	0,2

Рис. 3.1. База даних продажів польського інтернет-магазину за 2019-2022 роки

Джерело: реальні дані підприємства.

З макроекономічних показників автором було обрано ВВП Польщі як показник зміни ринку товарів та послуг країни; індекс споживчих цін як репрезентативну міру інфляції; ціновий індекс категорій товарів, що включаються в себе меблі та товари для дому; а також як показник міграції кількість біженців, які прибули до Польщі з усіх країн (в тому числі і з України) за 2019-2022 роки.

Оскільки очікувано рівень міграції та всіх показників суттєво змінився після лютого 2022 року, для ґрунтовнішого огляду впливу автором було побудовано дві регресійні моделі за двома періодами – довоєнний за 2019-2021 роки та загалом за 2019-2022 - та проведено їх порівняльний аналіз.

Згідно специфіки побудови регресійної моделі, залежною змінною Y є продажі компанії (sales) та незалежними змінними є:

- GDP – ВВП Польщі в млрд. дол.[62];
- CPI – номінальний індекс споживчих цін з базовим періодом 1998 року з метою відобразити вплив динаміки зміни цін [62];
- PIC (Price index of category) - індекс цін на категорію даних товарів [62]
- $Refugee$ – кількість біженців, які подали заявку на захист в Польщі [63,64].

Дані по усіх показниках є щомісячними (рис. 3.2). Усе моделювання буде здійснене за допомогою мови програмування R в програмному середовищі RStudio (Додаток А). Результати множинної регресії за період 2019-2021 роки зображено на рис. 3.3 та результати регресії за період 2019-2022 – на рис. 3.4:

data	sales	gdp	cpi	pic	refugee
01.01.2019	14236,9	39,28	175,1	100,3	841
01.02.2019	4519,892	52,37	175,8	100,2	798
01.03.2019	55691,01	53,83	176,3	100,3	1187
01.04.2019	28295,35	39,61	178,2	100,5	1081
01.05.2019	23648,29	52,81	178,6	100,7	1069
01.06.2019	34595,13	54,28	179,1	100,4	941
01.07.2019	33946,39	42,47	179,1	100,6	1069
01.08.2019	27909,47	56,63	179,1	100,7	1114
01.09.2019	81777,35	58,2	179,1	100,5	1218
01.10.2019	31453,39	45	179,5	100,7	1205
01.11.2019	78628,72	59,99	179,7	100,5	1208
01.12.2019	69545,62	61,66	181,1	100,4	920
01.01.2020	18174,08	38,76	182,7	100,2	559
01.02.2020	11951,41	51,68	184	100,1	652

Рис. 3.2. Вхідні дані для регресійного аналізу

Джерело: сформовано автором згідно джерел [62-64].

```
Call:
lm(formula = sales1 ~ gdp1 + cpi1 + pic1 + refugee1)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-37038  -8850   1413  11639  31811

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -6.29005    2.60005   -2.419 0.021623 *
gdp1         1.52603    3.73002    4.090 0.000284 ***
cpi1        -7.41402    8.89002   -0.834 0.410698
pic1         7.19903    3.77603    1.906 0.065913 .
refugee1    -4.73601    8.47200   -0.056 0.955775
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 16100 on 31 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5787, Adjusted R-squared:  0.5244
F-statistic: 10.65 on 4 and 31 DF, p-value: 1.512e-05
```

Рис. 3.3. Результати регресійної моделі на основі даних за 2019-2021 роки

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2

```
Call:
lm(formula = sales ~ gdp + cpi + pic + refugee)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-37306 -10214    860  11474  31869

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -4.10105    1.225e+05  -3.347  0.00171 ***
gdp          1.40703    3.032e+02   4.643  3.23e-05
cpi         -4.53302    4.360e+02  -1.040  0.30436
pic          4.57003    1.910e+03   2.392  0.02118 **
refugee      3.19203    5.529e-02   0.094  0.03562 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 15980 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6319, Adjusted R-squared:  0.5977
F-statistic: 18.46 on 4 and 43 DF, p-value: 6.783e-09
```

Рис. 3.4. Результати регресійної моделі на основі даних за 2019-2022 роки

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2 за 2022 рік

З метою ефективного та коректного моделювання автором було перевірено дані на присутність в них автокореляції, гетероскедастичності та нормальності розподілення залишків, інакше при наявності всіх цих характеристик визначення коефіцієнтів параметрів моделлю відбувається некоректно. Відповідно результати перевірки для першої моделі зображено на рис. 3.5-7, та результати другої моделі – на рис. 3.8-10.

```

Call:
lm(formula = u ~ I(1/sales1))

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-11563.4  -7016.3   -788.3   5146.5  22301.4

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      8242         1999   4.124 0.000227 ***
I(1/sales1) 103660086    40246923   2.576 0.014527 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 8564 on 34 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1633,    Adjusted R-squared:  0.1386
F-statistic: 6.634 on 1 and 34 DF,  p-value: 0.01453

```

Рис. 3.5. Результати перевірки на наявність гетероскедастичності для моделі 1

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2

Перевірка даних на наявність гетероскедастичності відбувалась за методом Глейзера. Оскільки коефіцієнт детермінації є малим ($R^2 = 0,1633$), модель не є адекватною, що вказує на відсутність гетероскедастичності.

Перевірка на наявність автокореляції відбувалась за методом Дурбіна-Вотсона (рис. 3.6). Адекватність моделі в цьому методі оцінюється за p -value. Оскільки p -value = 0,866 і воно більше 0,05, гіпотеза про наявність автокореляції відхиляється.

```

> durbinwatsonTest(fm1)
lag Autocorrelation D-w statistic p-value
1      -0.1020821      2.190885  0.866
Alternative hypothesis: rho != 0
>

```

Рис. 3.6. Перевірка даних на наявність автокореляції для моделі 1

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2

Перевірка за тестом Шапіра-Уїлка вказала на нормальність розподілу залишків першої моделі, оскільки p -value також більше 0,05 (рис. 3.7).

```

> shapiro.test(resid(fm1))

      shapiro-wilk normality test

data:  resid(fm1)
W = 0.98831, p-value = 0.9627

```

Рис. 3.7. Результати тесту Шапіро-Уїлка для моделі 1

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2

Аналогічні перевірки були здійснені для другої моделі за період 2019-2022pp (рис. 3.8-10).

```

Call:
lm(formula = u ~ I(1/sales))

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-13303.7  -6526.4  -401.5   5661.4  21422.7

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    9239         1694   5.453 1.9e-06 ***
I(1/sales)  98729480    38108507   2.591  0.0128 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 8394 on 46 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1273,    Adjusted R-squared:  0.1084
F-statistic: 6.712 on 1 and 46 DF,  p-value: 0.01279

```

Рис. 3.8. Результати перевірки на наявність гетероскедастичності для моделі 2

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2 за 2022 рік

```

> durbinwatsonTest(fm)
lag Autocorrelation D-w statistic p-value
 1      -0.117827      2.181544  0.736
Alternative hypothesis: rho != 0

```

Рис. 3.9. Результати тесту Шапіро-Уїлка для моделі 2

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2 за 2022 рік

```

> shapiro.test(resid(fm))

shapiro-wilk normality test

data: resid(fm)
W = 0.98713, p-value = 0.8722

```

Рис. 3.10. Результати тесту Шапіро-Уїлка для моделі 2

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.2 за 2022 рік

Згідно усіх проведених тестів, гетероскедастичність та автокореляція в моделі 2 відсутні та залишки є нормально розподіленими. Отже, показники отриманих регресійних моделей є достовірними.

Порівнюючи результати двох моделей бачимо, що коефіцієнт детермінації вище в другій моделі, з чого можна зробити висновок про вищий ступінь впливу міграційних процесів та економічної ситуації в країні на розвиток електронних продажів компанії. Також варто зазначити про рівень впливу показника міграції, який є вищим в другій моделі та вказує на залежність зростання продажів за 2022 через збільшення кількості біженців та відповідно споживачів. Зважаючи на T-статистику, в першій моделі *p-value* вказувало на незначущість предиктора на відміну від другої моделі, де предиктор був значущим.

Аналізуючи кореляцію між продажами та макроекономічними показниками, можна звернути уваги на ступені впливу індексу цін категорії, що відображає тенденцію зростання продажів даних товарів в розрізі всього ринку. Натомість загальний індекс споживчих цін був більш значущим в другій моделі.

Отже, регресійний аналіз вказав на прямий вплив міграційних процесів на зміну продажів компанії електронної комерції, в тому числі виявлено деяку залежність між макроекономічними показниками ринку країни. Відповідно бачимо, що зміна економічної ситуації простимулювала продажі, проте за рахунок впливу збільшення ціни. Відповідно при подальшому плануванні компанії потрібно врахувати ці фактори та переглянути цінову політику. Впровадження вигідних пропозицій на фоні конкурентів допоможе підвищити зацікавленість користувачів в покупці товарів саме на цій інтернет-платформі. В тому числі, виявлення даної залежності допоможе компанії в процесі прогнозування попиту та фінансової результативності відповідно. Доцільним для даної компанії є побудова моделі прогнозування, що зможе врахувати всі переліковані тенденції розвитку продажів згідно наявних факторів.

3.2 Побудова нейронної мережі для прогнозування даних польського інтернет-магазину.

З метою подальшого планування діяльності бізнесу, польським компаніям вкрай важливо розуміти, як саме розвиватиметься електронний ритейл під впливом міграційних процесів. З метою дослідити дане питання автором була побудована нейронна мережа для прогнозування електронних продажів розглянутої компанії під впливом макроекономічних факторів, що характеризують зміни економіки Польщі під впливом міграційних процесів та зібраних великих даних підприємства.

Для аналізу використовувалась дані, зображені на рис. 3.2. Також як додатковий параметр було додано показник об'ємів продажів за місяць, що

характеризує попит на товари підприємства. Відповідно після проведеної підготовки даних шляхом нормалізації база даних виглядала наступним чином (рис. 3.11):

sales	gdp	cpi	pic	refugee	volume
0.06529079	0.07845855	0.00000000	0.01459854	0.0022255641	0.07436050
0.00000000	0.44136401	0.01164725	0.00729927	0.0021019216	0.00000000
0.44915339	0.48184086	0.01996672	0.01459854	0.0032204545	0.25342058
0.20868853	0.08760743	0.05158070	0.02919708	0.0029156615	0.22427127
0.16789908	0.45356252	0.05823627	0.04379562	0.0028811566	0.18262939
0.26398474	0.49431661	0.06655574	0.02189781	0.0025131047	0.21534801
0.25829048	0.16689770	0.06655574	0.03649635	0.0028811566	0.23259964
0.20530151	0.55946770	0.06655574	0.04379562	0.0030105499	0.26769780
0.67812570	0.60299418	0.06655574	0.02919708	0.0033095921	0.41225461
0.23640823	0.23703909	0.07321131	0.04379562	0.0032722118	0.24628198
0.65048863	0.65261991	0.07653910	0.02919708	0.0032808380	0.41820345
0.57076194	0.69891877	0.09983361	0.02189781	0.0024527211	0.49553837

Рис. 3.11. База даних для побудови прогнозу нейронною мережею

З метою проведення попереднього навчання моделі та перевірки її результатів базу даних було поділено на тренувальну та тестову з відсотковим співвідношенням 75% та 25% відповідно.

Спершу була побудована нейронна мережа з одним прихованим вузлом (рис. 3.12), а також проведена перевірка на кореляційний зв'язок між фактичними даними та прогнозом (рис.3.13).

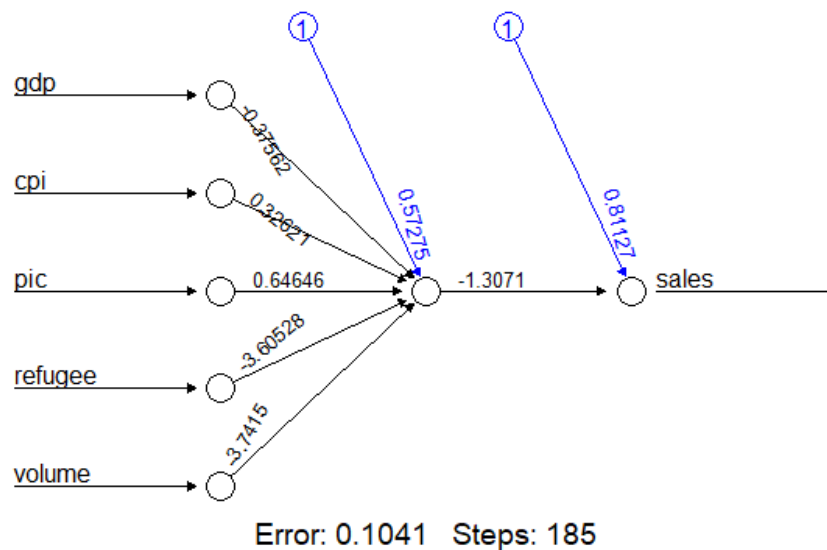


Рис. 3.12. Нейронна мережа з одним прихованим вузлом

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

```
> cor(fc_sales, df_test$sales)
      [,1]
[1,] 0.6413614
```

Рис. 3.13. Результати кореляційного аналізу між прогнозованими та реальними даними

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

Бачимо, що коефіцієнт кореляції доволі високий, на що вказує також візуалізація прогнозу (показано червоним кольором) (рис. 3.14).

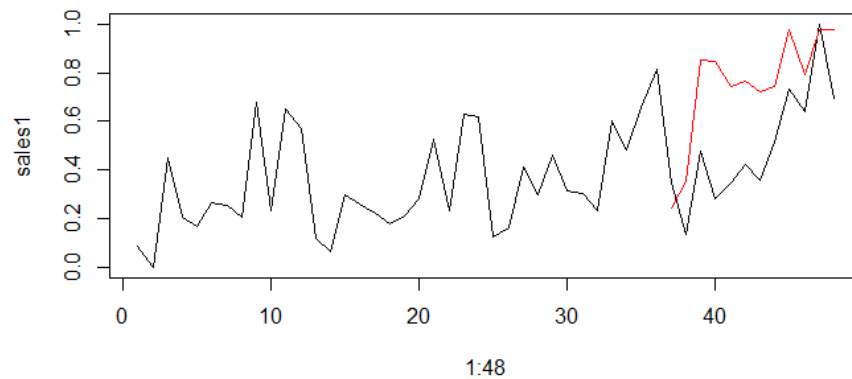


Рис. 3.14. Зображення прогнозних та фактичних значень нейронної мережі

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

З метою підвищення точності моделі, було збільшено кількість шарів нейронної мережі до одного з 5 вузлами (рис. 3.15):

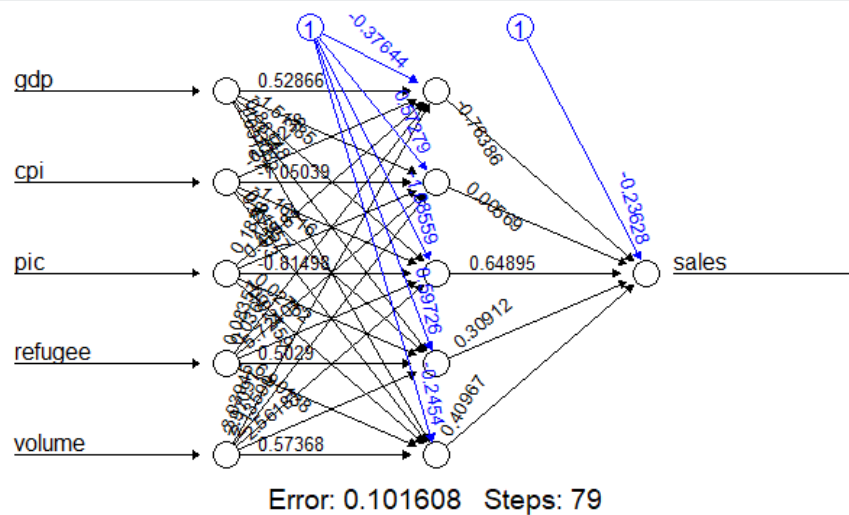


Рис. 3.15. Результати кореляційного аналізу між реальними та прогнозованими даними нейронної мережі з 1 прихованим шаром

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

Похибка моделювання трішки зменшилась, в тому числі збільшився коефіцієнт кореляції (рис. 3.16):

```
> cor(fc_sales1, df_test$sales)
      [,1]
[1,] 0.8425921
```

Рис. 3.16. Результати кореляційного аналізу між прогнозованими та реальними даними нейронної мережі з 1 прихованим шаром

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

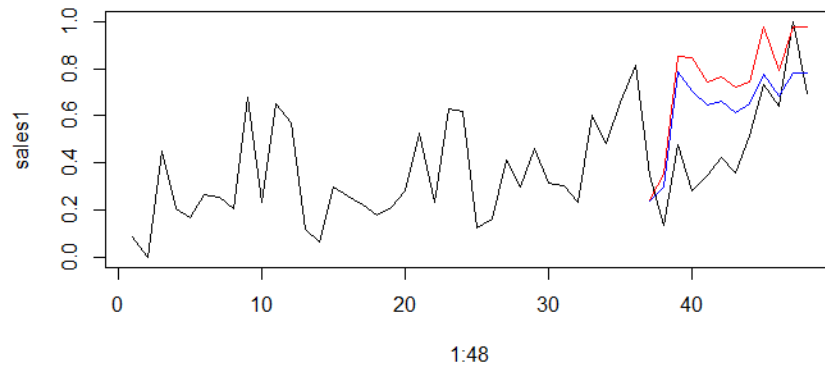


Рис. 3.17. Зображення прогнозних та фактичних значень нейронної мережі з одним прихованим шаром

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

З метою підвищення ефективності моделі, кількість прихованих шарів нейронної мережі було збільшено до двох (рис. 3.18)

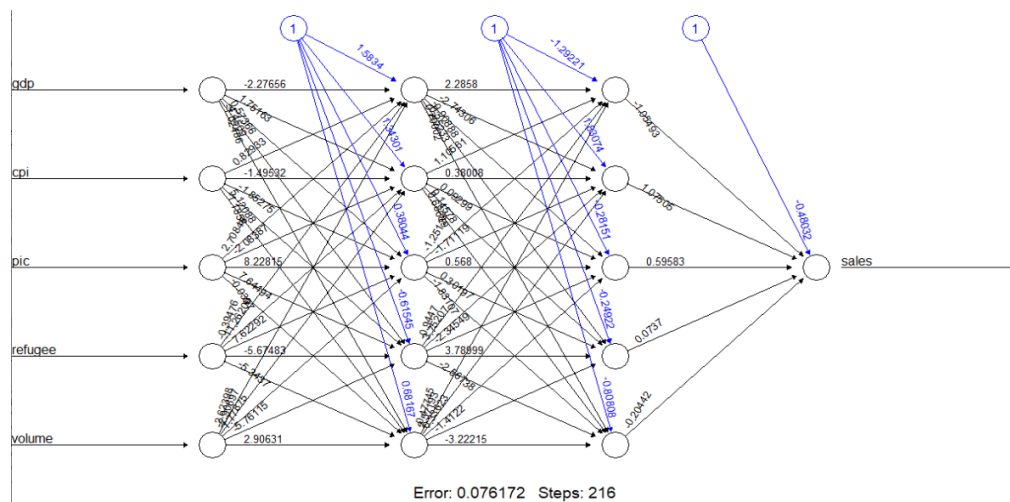


Рис. 3.18. Результати кореляційного аналізу між реальними та прогнозованими даними нейронної мережі з двома прихованими шарами

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

```
> cor(fc_sales2, df_test$sales)
      [,1]
[1,] 0.9973645
```

Рис. 3.19. Результати кореляційного аналізу між прогнозованими та реальними даними нейронної мережі з двома прихованими шарами

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

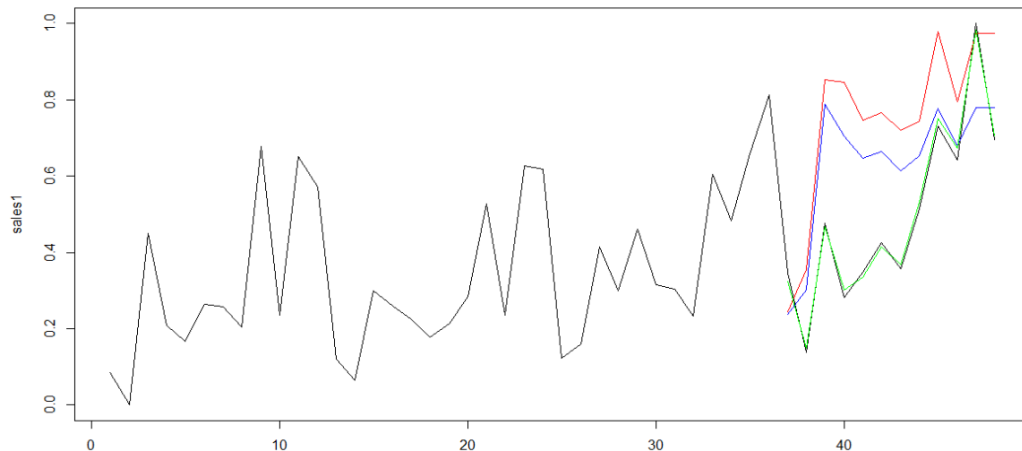


Рис. 3.20. Зображення прогнозних та фактичних значень нейронної мережі з двома прихованими шарами

Джерело: розраховано автором на основі даних рис. 3.11

Повернемо початковий масштаб даним та перевіримо ступінь кореляції між ними (рис. 3.21-22):

```
> head(sales_new, n = 12)
      actual    pred  pred_new   error
1  43971.37 0.3247588 38466.98 -5504.3946
2  20301.13 0.1485195 17591.81 -2709.3205
3  58872.35 0.4676532 55392.51 -3479.8460
4  36521.54 0.3009826 35650.74  -870.7970
5  44261.11 0.3356763 39760.13 -4500.9802
6  52981.73 0.4153785 49200.68 -3781.0470
7  45264.42 0.3676219 43544.02 -1720.3992
8  63120.89 0.5312583 62926.39  -194.4955
9  87866.65 0.7500428 88840.94   974.2899
10 77776.92 0.6733147 79752.66  1975.7338
11 118447.82 0.9822637 116347.00 -2100.8250
12 83829.32 0.7072418 83771.26  -58.0611
```

Рис. 3.21. Повернення масштабів даних.

Джерело: розраховано автором

```
> cor(sales_new$pred_new, sales_new$actual)
[1] 0.9973645
```

Рис. 3.22. Результати кореляційного аналізу між прогнозованими та реальними даними з початковим масштабом.

Джерело: розраховано автором.

Відповідно, побудована нейронна мережа з високим ступенем точності дає можливість компанії польського електронного магазину прогнозувати продажі зважаючи на вплив макроекономічних показників ринку Польщі, а також зважаючи на власні минулі продажі та показника попиту на свою продукцію. Перевагою даної моделі є широкопланове використання та мультигнучкий вибір вхідних параметрів, що можуть використовуватись аналітиком для аналізу зважаючи на поставлену задачу та досліджуване явище в контексті міграційних процесів.

Рекомендацією для даного інтернет-магазину є доповнення даної моделі даними з трафіку інтернет-магазину та показників відвідуваності сайту, що підкріпить значущість результатів та точніше допоможе спланувати розвиток майбутніх продажів.

3.3 Використання кластерного аналізу для прогнозування асортиментного ряду компанії електронних продажів

З метою зрозуміти, як саме міграційні процеси впливають на продажі в розрізі асортименту, доцільним є провести кластеризацію продажів, виділивши основні кластери категорійних груп інтернет-магазину та поглянувши, як змінився їх склад після початку міграційних рухів українців в Польщу.

Бази даних для моделювання являють собою вибірку 17 категорій сайту з інформацією про продажі за періоди 2019-2021 та 2022 років. Дві бази даних було створено для порівняння розвитку сформованих кластерів до та під-час війни.

Бази даних містять такі показники (рис.):

- X_1 - назви категорій, які будуть поділені на кластери;

- X_2 - сума продажів за розглянутий період;
- X_3 - попит на категорію у вигляді реалізованих об'ємів продажів;
- X_4 - середня знижка в розрізі категорії;
- X_5 - ціна на одиницю товару;
- X_6 - фактор належності покупця до жіночої статі.

Оскільки основна частина українців, які перетнули кордон з Польщею після початку військового вторгнення це в основному жінки та діти, цікаво дослідити, наскільки змінилась кількість жінок-покупців з базовим (2019-2021) та поточним (2022) періодом.

Бази даних виглядають наступним чином (рис. 3.23):

category	sales	quantity	discount	price	female
Baby food	140688	4083	0,4	37	369
Beverages	159019	2219	0,1	71	185
Cereals	70675	1137	0,2	62	107
Chocolate products	13429	680	0,1	20	60
Computers	89629	166	0,2	506	10
Decor	238695	1717	0,2	141	155
Electrical appliances	150041	328	0,3	428	23
...					

Рис. 3.23. База даних для побудови кластерних моделей

Джерело: сформовано автором на основі реальних даних підприємства

Для агрегації даних був використаний метод Варда, і, як передбачено цим методом, порашований квадрат евклідової відстані в програмному середовищі *RStudio*. Реалізувавши ієрархічний кластерний аналіз методом Варда та отримавши попередню дендрограму, експертною оцінкою автора було виділено 3 кластера моделі $k = 3$ (рис. 3.24).

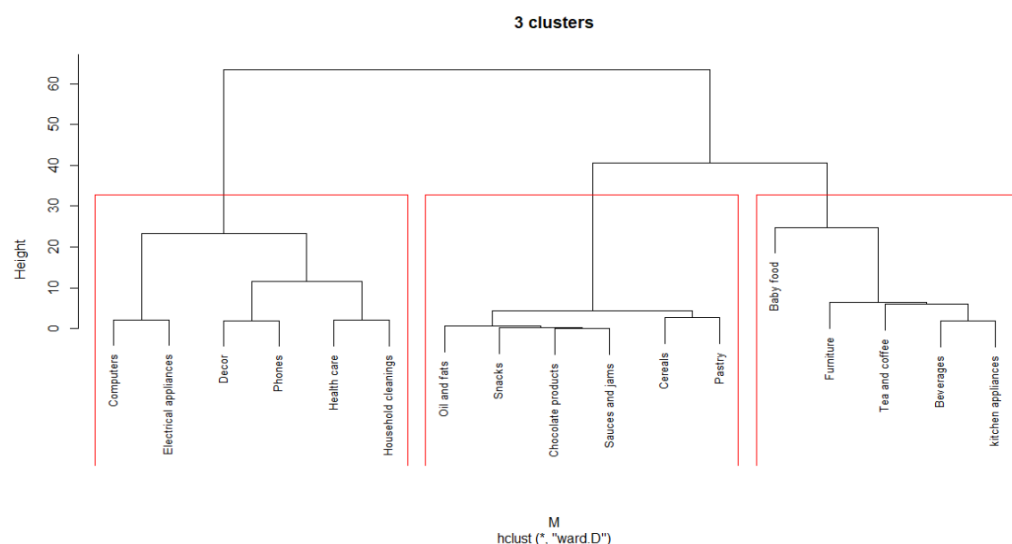


Рис. 3.24. Дендрограма кластерного аналізу методом Варда на основі даних періоду 2019-2021рр

Джерело: побудовано автором на основі даних рис. 3.23

Аналогічні маніпуляції з даними було здійснено з даними за 2022 р (рис. 3.25).

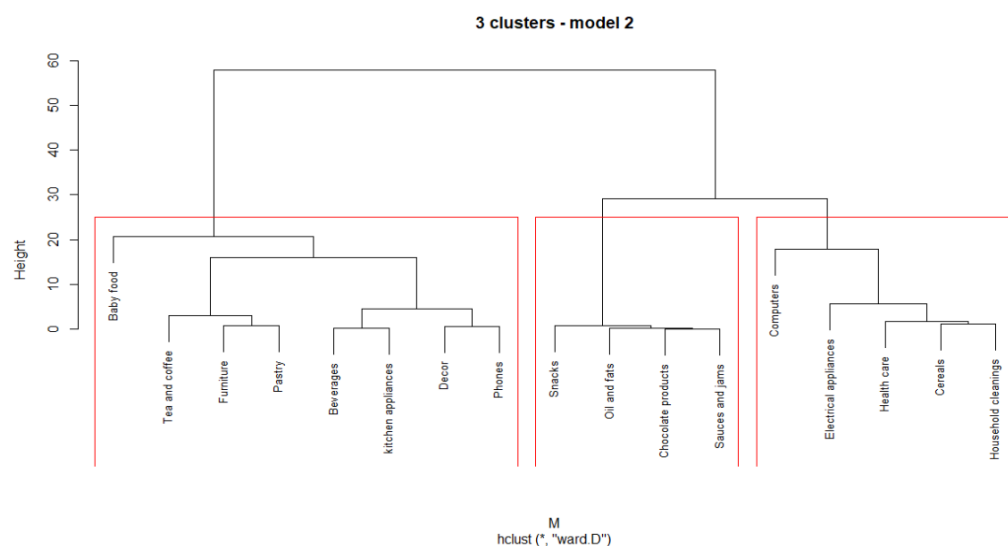


Рис. 3.25. Дендрограма кластерного аналізу методом Варда на основі даних періоду 2022 року

Джерело: побудовано автором на основі даних рис. 3.23

Відповідно після аналізу кластерів кожної моделі автором було виділено кластер з найбільшими продажами (кластер 1), середніми (кластер 2) та найменшими (кластер 3).

Порівнюючи дві моделі, можемо бачити, як змінився склад кластерів, що свідчить про зміну вподобань споживачів та перерозподіл продажів в категорійних групах компанії протягом 2022 року. Для порівняння представимо результати належності до кластеру у табличному вигляді (табл. 1), а також виведемо основні статистичні показники кластерів для кращого їх порівняння (табл. 2-3)

Таблиця 1

Належність категорій товарів до кластерів моделей

Назва категорії	Модель 1 (2019-2021)	Модель 2 (2022)	Назва категорії	Модель 1 (2019-2021)	Модель 2 (2022)
Baby food	2	1	Household cleanings	1	2
Beverages	2	1	Kitchen appliances	2	1
Cereals	3	2	Oil and fats	3	3
Chocolate products	3	3	Pastry	3	1
Computers	1	2	Phones	1	1
Decor	1	1	Sauces and jams	3	3
Electrical appliances	1	2	Snacks	3	3
Furniture	2	1	Tea and coffee	2	1
Health care	1	2			

Джерело: побудовано автором на основі результатів моделювання

Бачимо, що такі категорії товарів, як дитяче харчування, напої, меблі, кухонне приладдя, засоби для випічки, чай і кава перейшли з кластера з середніми та малими продажами до найбільшого кластеру; також підвищились продажі у круп. Натомість склад кластеру з найменшими продажами майже не змінився.

Поглянемо на основні статистичні показники кожного кластеру обох моделей (табл. 2-3).

Таблиця 2

Статистичні показники кластерів моделі 1 (2019-2021pp)

Назва показника	Модель 1 (2019-2021)								
	1			2			3		
	mean	min	max	mean	min	max	mean	min	max
Female	86	10	201	254	185	369	84	44	166
Sales	158 341	86 279	238 695	105 851	52 963	159 019	24 808	2 279	70 675
Quantity	1 001	166	2 304	2 880	1 964	4 083	990	475	1 979
Discount	23%	20%	30%	16%	10%	40%	12%	10%	20%
Price	247,0	102,0	506,0	41,2	15,4	71,2	28,8	3,3	70,1
Categories	Computers, Décor, Electrical appliances, Healthcare, Household cleanings, Phones			Baby food, Beverages, Furniture, Kitchen appliances, Tea and coffee			Cereals, Chocolate products, Oil and fats, Pastry, Sauces and jams, Snacks		
Кількість категорій	6			5			6		

Джерело: побудовано автором на основі результатів моделювання

Статистичні показники кластерів моделі 2 (2022р)

Назва показника	Модель 2 (2022)								
	1			2			3		
	mean	min	max	mean	min	max	mean	min	max
Female	118	86	169	29	6	56	27	18	49
Sales	53 499	8 181	94 490	44 328	28 601	59 899	4 828	746	11 710
Quantity	1 136	639	1 891	278	68	592	260	172	435
Discount	12%	7%	37%	23%	16%	31%	7%	6%	8%
Price	55,2	8,2	135,0	314,0	58,2	815,0	23,6	3,4	67,5
Categories	Baby food, Beverages, Décor, Furniture, Kitchen appliances, Pastry, Phones, Tea and coffee			Cereals, Computers, Electrical appliances, Health care, Household cleanings			Chocolate products, Oil and fats, Sauces and jams, Snacks		
Кількість категорій	8			5			4		

Джерело: побудовано автором на основі результатів моделювання

Можемо бачити, що в моделі 1 основна більшість жінок купувала в інтернет-магазині товари 2 кластеру. Натомість в 2022 році найбільша кількість жіночої статі драйвила продажі першого кластеру майже з тим самим асортиментом, проте до них додалися також телефони та декор.

Отже, зважаючи на те, що оскільки основна частина мігрантів з України – жінки та діти, це вплинуло на розвиток основних необхідних категорій товарів для біженців – дитяче харчування, телефони та техніка для налаштування комунікацій; декор, меблі та кухонне обладнання – для облаштування нових осель. Згідно цих всіх тенденцій, розглянуте підприємство може прогнозувати розвиток категорій, стимулюючи попит на реалізацію продажів шляхом знижок та вигідних пропозицій.

Висновок до розділу 3

Прогнозування на основі даних реального польського інтернет-магазину було здійснене на основі макроекономічних та міграційних показників з метою дослідити вплив зміни ринкової ситуації на діяльність підприємства та виділити фактори, що найбільше на це впливали. Протягом регресійного аналізу було виявлено, що за 2022 рік в порівнянні з попередніми 3 роками фактором зростання

продажів підприємства була інфляція та збільшення кількості населення за рахунок мігрантів.

З метою прогнозування даних магазину з використанням усіх цих показників була побудована нейронна мережа. Ефективність моделі є високою, зважаючи на тестування моделі, що допоможе компанії в подальшому здійснювати прогнозування з високою точністю.

В пункті 3.3 був реалізований кластерний аналіз з метою дослідити, як змінились продажі категорії та відповідно ціни на категорії під впливом міграційних процесів. Було виявлено, що жіноча частка покупців як репрезентативний показник змін демографічних показників ринку зважаючи на міграцію позитивно простимулювання зростання таких категорій, як дитяче харчування, техніка та телефони, меблі, що вказує на підвищення попиту на товари, що допомагають облаштуватись в новій країні.

ВИСНОВОК

Зростання електронної комерції характеризується високою швидкістю розвитку під впливом цифровізації та збільшення частки технологічно-обізнаного населення планети. Незважаючи на різноманітні сучасні виклики, в основному представлені війною в Україні, міграційними процесами, глобальною інфляцією, пост-ефектом кризи пандемії Covid-19, електронний ринок продовжує розвиватись та репрезентує стремління бізнесу змінюватись під потреби людства.

Міграційні процеси є одними з не дуже помітних, проте вагомих чинників розвитку економіки, що показує нам ситуація з українськими біженцями та вплив міграції на економічне середовище Європи та Польщі. Незважаючи на короткострокові шоки, міграція стимулює електронну комерцію шляхом розвитку споживацької поведінки, логістичних шляхів, підвищення рівня експорту та імпорту, поширення цифрового бізнесу. Усі ці зміни торкнулись польського ринку електронної комерції, що стало немалим викликом для економічних суб'єктів та вимагає оптимізації процесів планування діяльності.

В даній роботі основна увага була спрямована на прогнозування як засіб передбачення розвитку економічних явищ з врахуванням високої мінливості ситуації. В даному контексті фундаментальною є інформативність великих даних, що допоможе передбачити розвиток попиту на товари та точність ланцюгів поставок, створити вигідну ціну згідно тенденцій ринку та спланувати діяльність компанії під впливом макроекономічних факторів.

На основі проведеного аналізу за допомогою побудованих моделей було досліджено вплив міграції на електронний бізнес Польщі як країни Європи, прийнявшої найбільшу кількість українських біженців. За допомогою регресійного аналізу було встановлено, що міграційні процеси сприяли розвитку продажів польського інтернет-магазину за рахунок збільшення споживачів та підвищення рівня цін. З допомогою машинного навчання було побудовано нейронну мережу,

типологія якої під час прогнозування враховує вплив макроекономічних та демографічних факторів. Використовуючи кластерний аналіз було досліджено асортимент інтернет-магазину та виділено кластери згідно величини продажів та впливу мігрантів. Встановлено, що після початку міграційного руху найбільш зросли категорії, які характеризуються галопуючих попитом з боку біженців, серед яких продукти дитячого харчування, електроприлади та засоби комунікації.

В період повоєнного відновлення буде достатньо складна ситуація щодо соціального та економічного розвитку. Очікуваними є додаткові хвилі міграції, які вимагатимуть від підприємств адаптації та швидкого реагування. Актуальним є інтенсивне впровадження технологій великих даних та аналітичних центрів, діяльність яких дозволить реалізовувати прогнозування на динамічному рівні та досягти стабільності в умовах невизначеності. До сьогодні незважаючи на всі виклики бізнес показує гарні результати в умовах непередбачуваних економічних змін, а технології аналізу даних тільки сприятимуть підвищенню конкурентноспроможності та стійкості.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. C. -L. Pan, Y. Yu, W. Zhou, W. Zheng, C. Ou and H. Xu Research on Digitizing and E-commerce in the Era of the Digital Economy. *2nd International Conference on E-Commerce and Internet Technology (ECIT), Hangzhou, China*. 2021. p.p. 189-192, <https://doi.org/10.1109/ECIT52743.2021.00050>
2. The value and role of data in electronic commerce and the digital economy and its implications for inclusive trade and development. UNCTAD. 2019. URL: https://unctad.org/system/files/official-document/tdb_e3d2_en.pdf
3. Digital transformation for ecommerce. One Network Enterprises. 2021. URL: https://f.hubspotusercontent10.net/hubfs/20608267/industries/high-tech/digital_transformation_for_ecommerce_wp.pdf
4. Lee, Jiyoun and Yoo, Byungjoon The performance of the P2P finance industry in China. *Electronic Commerce Research and Applications* 32. 2018. 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.eelerap.2018.06.002> .
5. Singh, Gurpreet & Kaur, Harjot & Singh, Amitpal. Dropshipping in E-Commerce: A Perspective. *ICEME 2018: Proceedings of the 2018 9th International Conference on E-business, Management and Economics*. 2018. 7-14. <http://dx.doi.org/10.1145/3271972.3271993>
6. Gumzej, R. E-Commerce. In *Intelligent Logistics Systems for Smart Cities and Communities*. Springer. 2021. pp. 53–58. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-81203-4>
7. Retail e-commerce sales worldwide from 2014 to 2026. Statista. 2023. URL: <https://www.statista.com/statistics/379046/worldwide-retail-e-commerce-sales/>
8. Defining and Measuring the Digital Economy. United States Bureau of Economic Analysis. 2019. URL: https://unece.org/fileadmin/DAM/stats/documents/ece/ces/ge.20/2019/mtg1/Item_7_Defining_and_Measuring_the_Digital_Economy.pdf

9. Digital 2023: global overview report. Meltwater. 2022. URL: <https://datareportal.com/reports/digital-2023-global-overview-report>
10. Rayna, T., Darligton, J. and Striukova, L. Pricing music using personal data: mutually advantageous first-degree price discrimination. *Electronic Markets*. 25(2):139-154, 2015. <https://doi.org/10.1007/s12525-014-0165-7>
11. Global Fraud Report 2023. The Merchant Risk Council (MRC), Cybersource, and Verify. 2022. URL: <https://www.cybersource.com/content/dam/documents/campaign/fraud-report/global-fraud-report-2023-en.pdf>
12. Yuan, L., Chan, S. C., & Tang, L. Y. An overview of electronic payment systems. *Journal of Electronic Commerce Research*. 2019. 20(4), 284-306.
13. Technology adoption is driving an e-commerce boom, with huge implications for CPG. NielsenIQ. 2021. URL: <https://nielseniq.com/global/en/insights/education/2021/technology-adoption-is-driving-an-e-commerce-boom/>
14. World Migration Report 2022. International Organization for Migration. 2022. URL: <https://publications.iom.int/books/world-migration-report-2022>
15. Zsoka Koczan, Giovanni Peri, Magali Pinat, and Dmitriy Rozhkov The Impact of International Migration on Inclusive Growth: A Review. International Organization for Migration. 2021. URL: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2021/03/19/The-Impact-of-International-Migration-on-Inclusive-Growth-A-Review-50169>
16. Latest Global Growth Forecasts Show Challenges Facing Economies. IMF. 2022. URL: <https://www.imf.org/en/Blogs/chart-of-the-week>
17. Zatonatska, T.; Liashenko, O.; Farenjuk, Y.; Dluhopolskyi, O.; Dmowski, A.; Cichorzewska, M. The Migration Influence on the Forecasting of Health Care Budget Expenditures in the Direction of Sustainability: Case of Ukraine. *Sustainability*. 2022, 14, 14501. <https://doi.org/10.3390/su142114501>

18. Refugee Statistics. UNHCR. 2022. URL: <https://www.unrefugees.org/refugee-facts/statistics/#:~:text=By%20the%20end%20of%202021,53.2%20million%20internally%20displaced%20people>
19. Ukraine Refugee Situation. Operational data portal. 2023. URL: <https://data.unhcr.org/en/situations/ukraine>
20. Esipova Neli, Anita Pugliese, Julie Ray More Than 750 Million Worldwide Would Migrate If They Could. Gallup Website. 2018. URL: <https://news.gallup.com/poll/245255/750-million-worldwide-migrate.aspx>
21. Mathias C., Reinprecht C. Drivers of migration: A synthesis of knowledge 2020. International Migration Institute. 2020. URL: <https://www.migrationinstitute.org/publications/drivers-of-migration-a-synthesis-of-knowledge/>
22. Kaczmarek R., Ono M. Migration Trends and Families. Division for inclusive social development. United Nations. 2022. URL: https://www.un.org/development/desa/dpad/wp-content/uploads/sites/45/publication/PB_133.pdf
23. Engler P., Honjo K., MacDonald M, Piazza R., Sher G. The macroeconomic effects of global migration. International Monetary Fund. IMF. 2020. <https://www.imf.org/en/Blogs/Articles/2020/06/19/blog-weo-chapter4-migration-to-advanced-economies-can-raise-growth>
24. Shekhar A., Barkbu B., Batini N., Berger H., Detragiache E., Dizioli A., Ebeke C. The Refugee Surge in Europe: Economic Challenges. *National Institute Economic Review* IMF. 2016. 235 (1): F16–F31. URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/sdn/2016/sdn1602.pdf>
25. Global Report on Internal Displacement 2021. Internal Displacement Monitoring Centre (IDMC). 2021. URL: <https://www.internal-displacement.org/global-report/grid2021/>

26. Report on the Impact of Climate Change on Migration 2021. Government of the United States of America. 2021. URL: <https://reliefweb.int/report/world/report-impact-climate-change-migration-october-2021>
27. Cottier T., Shingal A. Migration, International Trade and Foreign Direct Investment in the Twenty-first Century: Towards a New Common Concern of Humankind. International Organization for Migration (IOM). 2021. URL: [Migration International Trade and Foreign Direct Investment.pdf \(iom.int\)](https://www.iom.int/publications/migration-international-trade-and-foreign-direct-investment)
28. Handbook for Improving the production and use of Migration Data for Development. Global Migration Group. 2017. URL: [Handbook for Improving the Production and Use of Migration Data for Development \(un.org\)](https://www.un.org/development/desa/pubs/2017/04/20170401-en01.pdf)
29. Interlinking payment systems and the role of application programming interfaces: a framework for cross-border payments. Committee on Payments and Market Infrastructures. 2022. URL: <https://www.bis.org/cpmi/publ/d205.pdf>
30. Орієнтир на своїх. Як "Нова пошта" вийшла на ринок Польщі. Delo.ua. 2023. URL: <https://delo.ua/business/orijentir-na-svoyix-yak-nova-posta-viisla-na-rinok-polshhi-410741/>
31. Elia, G., Margherita, A., & Passiante, G. Digital entrepreneurship ecosystem: How digital technologies and collective intelligence are reshaping the entrepreneurial process. *Technological Forecasting and Social Change*. 2019. 150(1). <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.119791>
32. Duan, C., Kotey, B., & Sandhu, K. Digital Entrepreneurship for Immigrants: Motivations, Strategies, Ecosystems, and Performance. *Leadership, Management, and Adoption Techniques for Digital Service Innovation*. 2020. (pp. 162–181). <http://dx.doi.org/10.4018/978-1-7998-2799-3.ch009>
33. Portes, A., Guarnizo, L. E., & Haller, W. J. Transnational entrepreneurs: An alternative form of immigrant economic adaptation. *American Sociological Review*. 2002. 67(2), 278–298. <https://www.doi.org/10.2307/3088896>

34. Drori, I., Honig, B., & Wright, M. Transnational Entrepreneurship: An Emergent Field of Study. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 33(5), 1001–1022. 2009. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6520.2009.00332.x>
35. Bosma, Niels & Hill, Stephen & Ionescu-Somers, Aileen & Kelley, Donna & Levie, Jonathan & Tarnawa, Anna. GEM Global Report 2019/2020. The Global Entrepreneurship Monitor. 2020. URL: <https://www.gemconsortium.org/report/gem-2019-2020-global-report>
36. Duan, Carson & Kotey, Bernice & Sandhu, Kamaljeet The Effects of Cross-Border E-Commerce Platforms on Transnational Digital Entrepreneurship: Case Studies in the Chinese Immigrant Community. *Journal of Global Information Management*. 2022. <http://dx.doi.org/10.4018/JGIM.20220301.oa2>
37. Polat, Cihat The Role of Forecasting and Its Potential for Functional Management: A Review from the Value-Chain Perspective. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 9. 373. 2007. URL: [\(PDF\) The Role of Forecasting and Its Potential for Functional Management: A Review from the Value-Chain Perspective \(researchgate.net\)](#)
38. Fotios P., Apiletti D., Assimakopoulos V., Babai M., Barrow DK., Taieb B. Souhaib, Bergmeir C., Bessa RJ., Bijak, J, Boylan J., Browell J., Carnevale C., Castle JL., Cirillo P., Clements M., Cordeiro C., Oliveira F., De Baets S., Dokumentov A., Ziel F. Forecasting: theory and practice. *International Journal of Forecasting*. 2022. 38. 705-871. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
39. Zatonatska T., Artyukh T., Tymchenko K., Dluhopolskyi O. Forecasting the Behavior of Target Segments to Activate Advertising Tools: Case of Mobile Operator Vodafone Ukraine. *Economics, Sciendo*, vol. 10(1), pages 87-104. 2022. <https://doi.org/10.2478/eoik-2022-0005>
40. Євмішкіна О.Л. Поняття прогнозування та взаємозв'язок прогнозування й державного стратегічного планування. *Держава та регіони*. 2016. ст. 28-32. URL: http://www.pa.stateandregions.zp.ua/archive/3_2016/7.pdf

41. Batori T., Hartvanyi T. Development of forecasting systems. *Acta technica corviniensis – bulletin of engineering*. 2011. URL: <https://acta.fih.upt.ro/pdf/2011-1/ACTA-2011-1-14.pdf>
42. Ling Tang, Jieyi Li, Hongchuan Du, Ling Li, Jun Wu, Shouyang Wang, Big Data in Forecasting Research: A Literature Review. *Big Data Research*. Volume 27, 100289, ISSN 2214-5796. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2021.100289>
43. Hastie, T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. *2nd ed. Springer-Verlag*. 2010. URL: [The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition | SpringerLink](#)
44. Januschowski T., Gasthaus J., Wang Y., Salinas D., Flunkert V., Bohlke-Schneider M., Callot L. Criteria for classifying forecasting methods. *International Journal of Forecasting*. Volume 36, Issue 1, Pages 167-177, ISSN 0169-2070. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.05.008>
45. Son N, Yang S, Na J. Hybrid Forecasting Model for Short-Term Wind Power Prediction Using Modified Long Short-Term Memory. *Energies*. 2019. 12(20):3901. <https://doi.org/10.3390/en12203901>
46. O’Trakoun, J. Business forecasting during the pandemic. *Bus Econ*. 57, 95–110. 2022. <https://doi.org/10.1057/s11369-022-00267-2>
47. Predictive analytics market. Markets and Markets. 2021. URL: <https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/predictive-analytics-market-1181.html>
48. 2021 State of Analytics: Why Users Demand Better. Hanover. 2021. URL: <https://insightsoftware.com/resources/2021-state-of-analytics-why-users-demand-better/>
49. Agrawal A., Khavkin M., Slonim Bringing J. A real-world edge to forecasting. McKinsey&Company. 2020. URL:

- <https://www.mckinsey.com/capabilities/strategy-and-corporate-finance/our-insights/bringing-a-real-world-edge-to-forecasting>
50. How Netflix used big data and analytics to generate billions. Selerity. 2018. URL: <https://seleritysas.com/blog/2019/04/05/how-netflix-used-big-data-and-analytics-to-generate-billions/>
 51. Seyedan, M., Mafakheri, F. Predictive big data analytics for supply chain demand forecasting: methods, applications, and research opportunities. *J Big Data*. 7, 53. 2020. <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00329-2>
 52. Ivanov S., Ivanov M. Big Data based marketing forecasting. *M3E2-MLPEED*. 2021. URL: [\[PDF\] Big Data based marketing forecasting | Semantic Scholar](#)
 53. Top 6 Data Science Use Cases that are Changing the World. Data-flair. 2020. URL: <https://data-flair.training/blogs/data-science-use-cases/>
 54. 7 real-world examples of how brands are using Big Data analytics. Bornfight. 2021. URL: [7 real-world examples of how brands are using Big Data analytics \(bornfight.com\)](#)
 55. Hossein, Hassani., Emmanuel, Sirimal, Silva Forecasting with Big Data: A Review. *Annals of Data Science*, 2.:5-19. <https://doi.org/10.1007/s40745-015-0029-9>
 56. 7 top predictive analytics use cases: Enterprise examples. TechTarget. 2021. URL: <https://www.techtarget.com/searchbusinessanalytics/feature/Top-5-predictive-analytics-use-cases-in-enterprises>
 57. Olga Tucha, Inna Spivak, Olga Bondarenko, Olga Pogarska Staff Discussion Note: Impact of Ukrainian Migrants on Economies of Recipient Countries. НБУ. 2022. URL: https://bank.gov.ua/admin_uploads/article/Migration_impact_2022-12-15_eng.pdf?v=4
 58. Vegesana S. Predictive analytics for classification of immigration visa applications: A discriminative machine learning approach. *Kansas State University*. 2018. URL: <https://krex.k-state.edu/handle/2097/38822>

59. Comeau N. Predictive analytics in migration. *Progress Solved*. 2019. URL:https://www.academia.edu/38614925/PREDICTIVE_ANALYTICS_IN_MIGRATION
60. Ramzi F. How customs and immigration officials can benefit from data analytics 2022. IO World Asia. 2022. URL: <https://cioworldasia.com/2022/06/13/exclusive-feature-how-customs-and-immigration-officials-can-benefit-from-data-analytics/>
61. eCommerce market in Poland. EcommerceDB. 2022. URL:<https://ecommercedb.com/markets/pl/all>
62. Gross Domestic Product of Poland. Statistics Poland. 2023. URL: <https://stat.gov.pl/en/topics/national-accounts/>
63. Number of Ukrainian refugees in Poland 2022-2023. Statista. 2023. URL:<https://www.statista.com/statistics/1293564/ukrainian-refugees-in-poland/>
64. Ochrona międzynarodowa w 2021 r. Serwis Rzeczypospolitej Polskiej. 2022. URL: <https://www.gov.pl/web/udsc/ochrona-miedzynarodowa-w-2021-r>
65. Dluhopolskyi O., Zatonatska T., Wołowiec T., Podskrebko O., Maksymchuk O. Using Data Science tools in e-commerce. Springer Nature. 2023.
66. Максимчук О., Затонацька Т. Перспективи використання інструментів аналізу даних в електронній комерції у Норвегії. Тези доповідей XXI Міжнародної науково-практичної конференції «Шевченківська весна 2023 Економіка. Повоєнне відновлення економіки України: проблеми та перспективи», (Київ, 29-31 березня 2023р.) [Електронний ресурс]. Київ : КНУ ім Т. Шевченка, 2023. 392 с. – С. 65.
67. Максимчук О., Затонацька Т. Розвиток та використання великих даних та Data Science під час Covid-19. Тези доповідей XX Міжнародної науково-практичної конференції «Шевченківська весна 2022 Економіка. Цифрова трансформація економіки в умовах пандемії Covid-19», [Електронний ресурс]. Київ : КНУ ім Т. Шевченка, 2022. 182 с. – С. 82.

68. Затонацька Т., Длугопольський О., Воловець Т., Подскребко О., Максимчук О. Використання інструментів Data Science в електронній комерції. Тези доповідей VI Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2022), (Черкаси, 23-25 червня 2022 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси : ЧДТУ, 2022. 220 с. – С. 110-113.
69. Development prospects for the e-commerce market in Poland in 2018–2027. PWC. 2023. URL: [Strategyand report Development prospects for the e-commerce market in Poland in 2018-2027.pdf \(pwc.pl\)](#)

ДОДАТКИ

Додаток А

```
library(tseries)
```

```
library(tsibble)
```

```
library(tsibbledata)
```

```
library(dplyr)
```

```
library(tidyr)
```

```
library(readxl)
```

```
data3_1 <- read.csv2("C:/Users/NoteBook/Desktop/data3_1_1.csv")
```

```
sales1=c(data3_1$sales)
```

```
gdp1=c(data3_1$gdp)
```

```
cpi1=c(data3_1$cpi)
```

```
pic1=c(data3_1$pic)
```

```
refugee1=c(data3_1$refugee)
```

```
fm1=lm(sales1~gdp1+cpi1+pic1+refugee1)
```

```
summary(fm1)
```

```
data3_1_1 <- read.csv2("C:/Users/NoteBook/Desktop/data3_1_2.csv")
```

```
sales=c(data3_1_1$sales)
```

```
gdp=c(data3_1_1$gdp)
```

```
cpi=c(data3_1_1$cpi)
```

```
pic=c(data3_1_1$pic)
```

```
refugee=c(data3_1_1$refugee)
```

```
fm=lm(sales~gdp+cpi+pic+refugee)
```

```
summary(fm)
```

```
u=abs(residuals(fm1))
```

```
fm13=lm(u~sales1)
```

```

fm14=lm(u~log(sales1))
fm15=lm(u~I(sqrt(sales1)))
fm16=lm(u~I(1/sales1))
o=order(c(as.numeric(summary(fm13)[8]),as.numeric(summary(fm14)[8]),as.numeric(s
ummary(fm15)[8]),as.numeric(summary(fm16)[8])))
list(summary(fm13),summary(fm14),summary(fm15),summary(fm16))[o[4]]
library(car)
dwtest(fm1)
durbinWatsonTest(fm1)
shapiro.test(resid(fm1))

```

```

u=abs(residuals(fm))
fm13=lm(u~sales)
fm14=lm(u~log(sales))
fm15=lm(u~I(sqrt(sales)))
fm16=lm(u~I(1/sales))
o=order(c(as.numeric(summary(fm13)[8]),as.numeric(summary(fm14)[8]),as.numeric(s
ummary(fm15)[8]),as.numeric(summary(fm16)[8])))
list(summary(fm13),summary(fm14),summary(fm15),summary(fm16))[o[4]]
library(car)
durbinWatsonTest(fm)
shapiro.test(resid(fm))

```

Додаток Б

```

install.packages("neuralnet")
library(neuralnet)
data <- read.csv2("C:/Users/NoteBook/Desktop/data3_2.csv")
normalize <- function(x) {

```

```

    return((x - min(x)) / (max(x) - min(x)))
  }
fc_sales2=fc_sales3[1:12,]
df <- as.data.frame(lapply(data[,2:7], normalize))
sales1=df[1:48,1]
nn <- neuralnet(sales ~ gdp + cpi + pic
                + refugee + volume, data = df_train)
plot(nn)
results <- compute(nn, df_test[1:6])
fc_sales <- results$net.result
cor(fc_sales, df_test$sales)
plot(1:48, sales1, type = "l")
lines(37:48, fc_sales, col = "red")
nn1 <- neuralnet(sales ~ gdp + cpi + pic
                + refugee + volume, data = df_train, hidden = 5)
plot(nn1)
results1 <- compute(nn1, df_test[1:6])
fc_sales1 <- results1$net.result
cor(fc_sales1, df_test$sales)
plot(1:48, sales1, type = "l")
lines(37:48, fc_sales, col = "red")
lines(37:48, fc_sales1, col = "blue")
nn2 <- neuralnet(sales ~ gdp + cpi + pic
                + refugee + volume, data = df_train, hidden = c(5,5))
plot(nn2)
results2 <- compute(nn2, df_test[1:6])
fc_sales2 <- results2$net.result
cor(fc_sales2, df_test$sales)

```

```

plot(1:48, sales1, type = "l")
lines(37:48, fc_sales, col = "red")
lines(37:48, fc_sales1, col = "blue")
lines(37:48, fc_sales2, col = "green")
sales_new <- data.frame(
  actual = data$sales[37:48],
  pred = fc_sales2[1:12]
)
head(sales_new, n = 12)
unnormalize <- function(x) {
  return((x * (max(data$sales)) -
    min(data$sales)) + min(data$sales))
}
sales_new$pred_new <- unnormalize(sales_new$pred)
sales_new$error <- sales_new$pred_new - sales_new$actual
head(sales_new, n = 12)
cor(sales_new$pred_new, sales_new$actual)

```

Додаток В

```

library(dplyr)
library(rgl)
library(heplots)
df <- read.csv2("C:/Users/NoteBook/Desktop/3_3.csv")
df1 <- read.csv2("C:/Users/NoteBook/Desktop/3_3_1.csv")
rownames(df1) <- df$category
M <- dist(scale(df1))^2
hc <- hclust(M, method = "ward.D")
plot(hc, cex = 0.8, main = "3 clusters")

```

```
rect.hclust(hc, k = 3, border="red")
groups3 <- cutree(hc, k = 3)
groups3
d <- df1 %>% mutate(groups3 = factor(groups3), category = df$category)
View(d)
d %>% group_by(groups3) %>% summarise_at(vars(sales:female), mean)
d %>% group_by(groups3) %>% summarise_at(vars(sales:female), min)
d %>% group_by(groups3) %>% summarise_at(vars(sales:female), max)
df2 <- read.csv2("C:/Users/NoteBook/Desktop/3_3.csv")
df3 <- read.csv2("C:/Users/NoteBook/Desktop/3_3_2.csv")
rownames(df3) <- df$category
M <- dist(scale(df3))^2
hc1 <- hclust(M, method = "ward.D")
plot(hc1, cex = 0.8, main = "3 clusters - model 2")
rect.hclust(hc1, k = 3, border="red")
groups3_1 <- cutree(hc1, k = 3)
groups3_1
d1 <- df3 %>% mutate(groups3_1 = factor(groups3_1), category = df$category)
View(d1)
d1 %>% group_by(groups3_1) %>% summarise_at(vars(sales:female), mean)
d1 %>% group_by(groups3_1) %>% summarise_at(vars(sales:female), min)
d1 %>% group_by(groups3_1) %>% summarise_at(vars(sales:female), max)
```