

УДК 327.5:33

JEL F51, F63, F6

DOI 10.32782/2617-5940.1.2024.11

**Павло Худіков**

аспірант 1-го року навчання,  
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-1782-7628>  
E-mail: [pavelkhudikov77@gmail.com](mailto:pavelkhudikov77@gmail.com)

**Людмила Петренко**

кандидат економічних наук, доцент,  
доцент кафедри інформатики та системології,  
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7851-9644>  
E-mail: [lpetrenko@kneu.edu.ua](mailto:lpetrenko@kneu.edu.ua)

**Владислав Ніжегородцев**

кандидат педагогічних наук, доцент,  
доцент кафедри комп'ютерних та інформаційних технологій і систем,  
Державний податковий університет  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9434-0564>  
E-mail: [nizhegorodcev@ukr.net](mailto:nizhegorodcev@ukr.net)

## ПІДХОДИ ДО АНАЛІЗУ ВПЛИВУ ВІЙСЬКОВИХ КОНФЛІКТІВ НА СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНІ ПРОЦЕСИ

**Анотація.** У статті досліджуються підходи до аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси в країні. Сучасні світові тенденції диктують умови, за яких необхідно враховувати безліч загроз та складових компонентів конфліктів, що передбачають проведення об'єктивного аналізу альтернативних моделей та алгоритмів вирішення задач аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси, можливостей побудови прогнозних значень економічних показників. В дослідженні виконано аналіз існуючих економіко-математичних методів та запропоновано використання алгоритмів лінійної та нелінійної регресії, Бассівські мережі, нейронні мережі та машинне навчання для задач аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси. Використання запропонованих математичних методів надає змогу побудови моделі прогнозування впливу військових конфліктів на соціально-економічні показники розвитку.

**Ключові слова:** військовий конфлікт, соціально-економічні процеси, задача прогнозування, модель.

**Pavlo Khudikov**

Postgraduate Student of the First Year of Studies,  
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-1782-7628>  
E-mail: [pavelkhudikov77@gmail.com](mailto:pavelkhudikov77@gmail.com)

**Liudmyla Petrenko**

PhD in Economics,  
Associate Professor of the Department of Informatics and Systemsology,  
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4794-2566>  
E-mail: [lpetrenko@kneu.edu.ua](mailto:lpetrenko@kneu.edu.ua)

**Vladyslav Nizhegorodtsev**

Ph.D., Associate Professor,  
Associate Professor of the Department of Computer and  
Information Technologies and Systems,  
State Tax University  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9434-0564>  
E-mail: [nizhegorodcev@ukr.net](mailto:nizhegorodcev@ukr.net)

## APPROACHES TO THE ANALYSIS OF THE IMPACT OF MILITARY CONFLICTS ON SOCIO-ECONOMIC PROCESSES

**Abstract.** The article examines approaches to the analysis of the impact of military conflicts on socio-economic processes in the country. Local armed conflicts and civil wars of the modern period have different specifics, tactics and intensity, which accordingly affects their economic consequences. Modern world trends dictate the conditions under which it is necessary to take

into account the multitude of threats and constituent components of conflicts, which require an objective analysis of alternative models and algorithms for solving the problems of analyzing the impact of military conflicts on socio-economic processes, opportunities for constructing forecast values of economic indicators. Analyzing the multifaceted consequences of the war in Ukraine, we can identify the following aspects: an increase in commodity prices and inflationary pressure, disruptions in trade and supply chains between neighboring countries, and a decrease in business and investor confidence. The main economic indicators for measuring the impact of military conflicts on socio-economic processes: gross domestic product, number of refugees, national currency, Export/Import. The study analyzed the existing economic and mathematical methods and proposed the use of linear and nonlinear regression algorithms, Bayesian networks, neural networks and machine learning for the analysis of the impact of military conflicts on socio-economic processes. The use of the proposed mathematical methods makes it possible to build a model for predicting the impact of military conflicts on socio-economic indicators of development. The paper determined that, according to correlation indicators, the indicator of the gross domestic product depends most on industry, the influence of past and present flows of refugees on the future growth of this indicator was investigated based on the ARMA model.

**Keywords:** military conflict, socio-economic processes, forecasting problem, model.

**Вступ.** Незважаючи на чисельні дослідження впливу світових війн на національні економіки, локальні збройні конфлікти та громадянські війни сучасного періоду мають іншу специфіку, тактику та інтенсивність, що відповідно впливає на їхні економічні наслідки. Сучасні тенденції диктують умови, при яких необхідно враховувати безліч загроз та складових компонентів конфлікту, що передбачає проведення об'єктивного аналізу альтернативних моделей та алгоритмів вирішення задач аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси. Висновки окремих досліджень, що проводились на базі локальних конфліктів 1980-х років у Латинській Америці, на сьогодні застаріли та суттєво відрізняються від впливу сучасних конфліктів. Наразі постає потреба в побудові моделі, що може прогнозувати вплив військових конфліктів на соціально-економічні процеси в Україні.

**Літературний огляд.** Дослідженням питань, пов'язаних з впливом міжнародних конфліктів на соціально-економічні процеси займалися такі зарубіжні вчені, як Гарсія-Алонсо М., Данн Дж., Левін П., Сміт Р. [1], Хегре Х., Гейтс С. Еллінгсен Т. Гледіч П. [2], Колліер П., Хоффлер А. [3], Кребс Л., Седерман Л., Хаг С. [4], Річардсон Л. [5], Сандлер Т. [6], Тейлер Т. [7] та інші. Економічні наслідки конфліктів представлено в роботі Сандлера Т. [6]. Форми, специфіка та наслідки збройних конфліктів розглянуто в дослідженні Фурсіної Н. [8].

**Метою дослідження** є дослідження можливостей застосування математичних моделей для оцінювання впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси в Україні та інших розвинутих країнах.

**Методологія.** В дослідженні проаналізовано алгоритми лінійної та нелінійної регресії, Баєсівські мережі, нейронні мережі та машинне навчання для вирішення задач аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси.

**Основна частина.** Соціально-економічні процеси – це зміни в суспільстві та економіці, які відображаються на рівні життя учасників цих процесів, стабільності політичної та економічної ситуації в країні, умовах безпеки та захищеності її населення. Ці процеси обумовлюють соціальні зміни, у яких відображаються соціально-економічні властивості політичних процесів.

Військова агресія проти України викликала масштабні руйнування виробничого капіталу та інфраструктури, принесла людські жертви та соціальні втрати. Війна призвела до скорочення робочих місць і доходів, зменшення купівельної спроможності і обсягів накопичених активів. У 2022 році національна економіка втратила 29,2% реального ВВП, а 13,5 млн осіб

змушені були покинути свої домівки. Більше 7 млн осіб опинилися за межею бідності, а рівень бідності сягнув 24% населення. Експерти Світового банку і Єврокомісії оцінюють пошкодження від війни в Україні в період з 24 лютого 2022 р. до 24 лютого 2023 р. в сумі 134,7 млрд доларів, а потреби у відновленні – 410,6 млрд доларів [9].

За результатами щорічного моніторингу економіки миру, що проводить Institute for Economics and Peace, світ став менш мирним у 13 раз за останні 15 років, з середній рівень миролюбності в країні погіршився на 0,42 % за минулий рік. Головний рушійний фактор змін у мілітаризації було збільшення зобов'язань щодо фінансування миротворчої діяльності ООН нижчі військові витрати у відсотках від ВВП. Проте, хоча середній показник військових витрат покращився, загальні світові військові витрати зросли через велике збільшення військових витрат, пов'язаних з конфліктом в Україні [10].

Аналізуючи багатосторонні наслідки війни в Україні, можемо визначити аспекти [11]:

– *зростання цін на біржові товари й тиску інфляції.* Росія та Україна є великими постачальниками біржових товарів. Через війну вони не працюють, як раніше. Світові ціни на нафту, газ та пшеницю стрімко підскочили. Враховуючи, що йдеться про 30% світового експорту самої лише пшениці, ціни на продовольство сягнули рекордних рівнів. Підвищення цін має свої наслідки. Зростає інфляція, яка знецінює доходи та збільшує попит. Країни, які залежать від імпорту газу, стикаються із гіршим фіскальним і торговим дефіцитом, тоді як деякі експортери на Середньому Сході й в Африці виграють від вищих цін.

– *порушення в торгівлі та ланцюгах постачання між сусідніми країнами.* Сусідні країни змушені справлятися із порушеннями в торгівлі, ланцюгах постачання і ремітуванні. На це наклався безпрецедентний потік біженців. Згідно з даними ООН, на Східну Європу припадає найбільше витрат через понад 3 млн біженців з України. Країни, чия торгівля, туризм і фінанси найбільше залежать від Росії та України, теж відчують додатковий тиск. Європейські країни, які покладаються на імпорт російського газу, зіткнулися зі зростанням інфляції та повільнішим відновленням від пандемії. Уряди можуть потерпати від фіскального тиску, який чинить на них необхідність вкласти в енергетичну безпеку й оборону.

– *зменшення впевненості бізнесу та інвесторів.* Геополітична напруга спровокувала невпевненість бізнесу та інвесторів в усьому світі. Ціни на активи опинилися під тиском, що призвело до погіршення фінансових умов.

Під час аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси необхідно розглянути:

- тривалість конфлікту впливає на макроекономічні показники;
- знижуючи негативний ефект у випадку позиційних бойових дій або зіткнень низької інтенсивності без значної руйнації інфраструктури;
- інтенсивність бойових дій та їхня локалізація в районах економічної активності є ключовим чинником негативних змін у економіці;
- вплив на ВВП, видатки уряду, експортно-імпортні показники, видатки домогосподарств та внутрішні інвестиції є індикаторами, що мають схожу динаміку, як в умовах міждержавних збройних конфліктів, так і в умовах громадянських війн;
- збройні конфлікти безпосередньо впливають на споживчі видатки та видатки домогосподарств.

Основні економічні показники для вимірювання впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси:

- ВВП (валовий внутрішній продукт);
- кількість біженців;
- національна валюта;
- Експорт/Імпорт.

Розглянемо економіко-математичні методи, які можуть бути використані для аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси.

Лінійна регресія – це алгоритм машинного навчання, заснований на керуванні навчанням. Він виконує завдання регресії. Регресія моделює цільове прогнозоване значення на основі незалежних змінних. Здебільшого використовується для з'ясування зв'язку між змінними та прогнозуванням. Різні моделі регресії відрізняються залежно від типу зв'язку між залежними та незалежними змінними, які вони розглядають, і кількості незалежних змінних, які використовуються. Існує багато назв для залежної змінної регресії. Його можна назвати змінною результату, змінною критерію, ендогенною змінною або регресією. Незалежні змінні можна назвати екзогенними змінними, змінними-предикторами або регресорами. Лінія лінійної регресії:

$$Y = a + bX, \quad (1)$$

де  $X$  – пояснювальна змінна,

$Y$  – залежна змінна.

Нахил прямої дорівнює  $b$ , а  $a$  – перетин (значення  $y$ , коли  $x = 0$ ).

Байєсовські мережі – це різновид імовірнісної графічної моделі, яка використовує байєсівський висновок для ймовірнісних обчислень. Байєсовські мережі спрямовані на моделювання умовної залежності, а отже, і причинно-наслідкового зв'язку, представляючи умовну залежність ребрами в орієнтованому графі. Завдяки цим зв'язкам можна ефективно робити висновки щодо випадкових величин на графіку за допомогою факторів. Використовуючи зв'язки, визначені нашою байєсовською мережею, ми можемо отримати компактне, факторизоване представлення спільного розподілу ймовірностей, використовуючи переваги умовної незалежності. Байєсова мережа – це спрямований ациклічний граф, у якому кожне ребро відповідає умовній залежності, а кожен вузол відповідає унікальній випадковій величині. Формально, якщо ребро  $(A, B)$  існує в графі, що з'єднує випадкові величини  $A$  і  $B$ , це означає, що  $P(B|A)$  є фактором спільного розподілу ймовірнос-

тей, тому ми повинні знати  $P(B|A)$  для усі значення  $B$  і  $A$ , щоб зробити висновок.

Нейронні мережі, також відомі як штучні нейронні мережі (ANN) або імітовані нейронні мережі (SNN), є підмножиною машинного навчання та є основою алгоритмів глибокого навчання. Їх назва та структура навіяні людським мозком, імітуючи спосіб, яким біологічні нейрони передають сигнали один одному. Штучні нейронні мережі (ШНМ) складаються з вузлових шарів, що містять вхідний рівень, один або більше прихованих шарів і вихідний рівень. Кожен вузол, або штучний нейрон, з'єднується з іншим і має відповідну вагу та поріг. Якщо вихід будь-якого окремого вузла перевищує вказане порогове значення, цей вузол активується, надсилаючи дані на наступний рівень мережі. В іншому випадку дані не передаються на наступний рівень мережі. Нейронні мережі покладаються на навчальні дані, щоб навчатися та підвищувати свою точність з часом. Однак, коли ці алгоритми навчання точно налаштовані на точність, вони стають потужними інструментами в інформатиці та штучному інтелекті, що дозволяє класифікувати та кластеризувати дані з високою швидкістю. Завдання з розпізнавання мовлення або розпізнавання зображень можуть тривати хвилини чи години порівняно з ручною ідентифікацією експертів-людей. Однією з найвідоміших нейронних мереж є пошуковий алгоритм Google.

Традиційними і найбільше поширеними є регресійні методи, насамперед лінійна багатofакторна регресія (2.1):

$$P = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n, \quad (2)$$

де  $P$  – можливість дефолту;

$w_n$  – вагові коефіцієнти;

$x_n$  – характеристики клієнта.

Нюанс даної моделі полягає в тому, що в лівій частині рівняння приймає значення від 0 до 1, а змінні в правій частині можуть приймати будь-які значення від «-» до «+».

Метод групового врахування аргументів (МГВА) базується на заданні правил ускладнення моделі, системі опорних функцій, критерія селекції та методу регуляризації згідно зовнішнім критеріям. ЕОМ проводить генерацію моделей-претендентів, селекцію згідно зовнішнім критеріям та відсів моделей, що не пройшли селекцію. В зв'язку з чим основну структуру алгоритму самоорганізації можна навести у такому вигляді:

- попередня обробка спостережень з урахуванням системи обраних опорних функцій (скорочується кількість претендентів);

- генерація множини моделей-претендентів;

- обчислення критеріїв селекції, що є зовнішніми доповненнями, та пошук моделі оптимальної складності.

Головна ідея МГВА полягає в наступному: стверджується, що для задачі однократного прогнозу доцільно знизити точність визначення оцінок коефіцієнтів рівняння регресії, але за рахунок цього придати йому більшу регулярність. Тому нашою метою в цій задачі є не мінімізація помилок на вже відомих вузлах інтерполяції, а мінімізація помилок на нових точках, які ми в момент синтезу рівняння регресії ще не мали.

Random forest (англ. випадковий ліс) – ансамблевий метод машинного навчання для класифікації, регресії та інших завдань, який працює за допомогою побудови

численних дерев прийняття рішень під час тренування моделі й продукує моду для класів (класифікацій) або усереднений прогноз (регресія) побудованих дерев. Недоліком є схильність до перенавчання. Випадковий ліс – чудовий алгоритм для навчання на початку процесу розробки моделі, щоб побачити, як він працює. Його простота робить створення «поганого» випадкового лісу складною пропозицією. Алгоритм також є чудовим вибором для тих, кому потрібно швидко розробити модель. Крім того, він є досить хорошим індикатором важливості, яку він надає вашим функціям.

Випадкові ліси також дуже важко перевершити продуктивність. Звичайно, ви, ймовірно, завжди можете знайти модель, яка може працювати краще – як, наприклад, нейронна мережа – але для їх розробки зазвичай потрібно більше часу, хоча вони можуть працювати з багатьма різними типами функцій, як-от двійкові, категоричальні та числові. Загалом, випадковий ліс є (здебільшого) швидким, простим і гнучким інструментом, але не без деяких обмежень.

У статистиці алгоритм  $k$ -найближчих сусідів ( $k$ -NN) – це непараметричний контрольований метод навчання. Він використовується для класифікації та регресії. В обох випадках вхідні дані складаються з  $k$  найближчих навчальних прикладів у наборі даних. Результат залежить від того, чи використовується  $k$ -NN для класифікації чи регресії:

- у класифікації  $k$ -NN результатом є членство в класі. Об'єкт класифікується більшістю голосів його сусідів, причому об'єкт призначається до класу, який є найпоширенішим серед  $k$  його найближчих сусідів ( $k$  – додатне ціле число, зазвичай невелике). Якщо  $k = 1$ , то об'єкт просто призначається до класу цього єдиного найближчого сусіда;

- у регресії  $k$ -NN результатом є значення властивості для об'єкта. Це значення є середнім значень  $k$  найближчих сусідів.

AdaBoost, скорочення від Adaptive Boosting, – це метаалгоритм статистичної класифікації. Його можна використовувати в поєднанні з багатьма іншими типами алгоритмів навчання для підвищення ефективності. Вихідні дані інших алгоритмів навчання («слабкі учні») об'єднуються у зважену суму, яка представляє кінцевий результат розширеного класифікатора. Зазвичай AdaBoost представлено для бінарної класифікації, хоча його можна узагальнити для кількох класів або обмежених інтервалів на дійсній лінії. AdaBoost є адаптивним у тому сенсі, що наступні слабкі учні налаштовуються на користь тих випадків, які неправильно класифікували попередні класифікатори. У деяких задачах він може бути менш чутливим до проблеми переобладнання, ніж інші алгоритми навчання. Окремі учні можуть бути слабкими, але якщо продуктивність кожного трохи краща, ніж випадкові вгадування, можна довести, що остаточна модель збігається з сильним учнем. Незважаючи на те, що AdaBoost зазвичай використовується для поєднання слабких базових елементів навчання (таких як кулі прийняття рішень), було показано, що він також може ефективно поєднувати сильні базові елементи навчання (наприклад, глибокі дерева рішень), створюючи ще точнішу модель.

У статистиці та машинному навчанні LASSO – це метод регресійного аналізу, який виконує як відбір змінних, так і регуляризацию, щоб підвищити точність

прогнозу та можливість інтерпретації отриманої статистичної моделі. Lasso спочатку було сформульовано для моделей лінійної регресії. Цей простий випадок розкриває значну кількість інформації про оцінювача. До них відноситься його зв'язок із хребтовою регресією та вибором найкращої підмножини, а також зв'язки між оцінками коефіцієнта ласо та так званим м'яким порогом. Це також показує, що (подібно до стандартної лінійної регресії) оцінки коефіцієнтів не повинні бути унікальними, якщо коваріати колінеарні. Хоча регуляризація Lasso спочатку була визначена для лінійної регресії, її легко поширити на інші статистичні моделі, включаючи узагальнені лінійні моделі, узагальнені рівняння оцінки, моделі пропорційних небезпек і  $M$ -оцінки. Здатність Lasso виконувати вибір підмножини залежить від форми обмеження та має різноманітні інтерпретації, зокрема з точки зору геометрії, байєсівської статистики та опуклого аналізу. Lasso тісно пов'язаний із усуненням шумів переслідування.

Ridge – це метод оцінки коефіцієнтів моделей множинної регресії в сценаріях, де незалежні змінні сильно корельовані. Його використовували в багатьох галузях, включаючи економетрику, хімію та техніку. Це метод регуляризації некоректно поставлених проблем, особливо корисний для пом'якшення проблеми мультиколінеарності в лінійній регресії, яка зазвичай виникає в моделях з великою кількістю параметрів. Загалом, метод забезпечує покращену ефективність у проблемах оцінки параметрів в обмін на допустиму величину зміщення. Ridge-регресія була розроблена як можливе вирішення проблеми неточності оцінок найменших квадратів, коли моделі лінійної регресії мають деякі мультиколінеарні (високо корельовані) незалежні змінні, шляхом створення оцінки параметрів Ridge регресії. Це забезпечує більш точну оцінку параметрів, оскільки його дисперсія та оцінка середнього квадрата часто менші, ніж оцінки найменших квадратів, отримані раніше.

Алгоритми лінійної та нелінійної регресії, Баєсівські мережі, нейронні мережі та машинне навчання є доцільними для задач аналізу впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси. Тому можемо запропонувати здійснення прогнозування числового значення рівня впливу військових конфліктів на соціально-економічні процеси як типову регресійну задачу для машинного навчання. Алгоритми лінійної регресії, регресора  $k$ -найближчих сусідів, дерева рішень, Random Forest, Регресор Adaboost, Lasso, Ridge є найефективнішими алгоритмами вирішення задач регресії за допомогою машинного навчання.

Дослідимо вплив минулих і теперішніх потоків біженців на майбутнє зростання ВВП. Для коректного проведення регресійного аналізу досліджено наявність можливих лінійних зв'язків між змінними, які в подальшому пояснюватимуть поведінку показника ВВП (рис. 1), та визначено взаємозв'язок ризику з іншими змінними та змінних між собою.

Визначено, що згідно з кореляційними показниками найбільше показник ВВП залежить від промисловості. Автокореляційний аналіз є важливим кроком у дослідницькому аналізі даних прогнозування часових рядів. Він допомагає виявити шаблони та перевірити на випадковість. Це особливо важливо, коли є намір використовувати модель авторегресії з ковзним середнім (АРКС) для прогнозування, оскільки це допо-

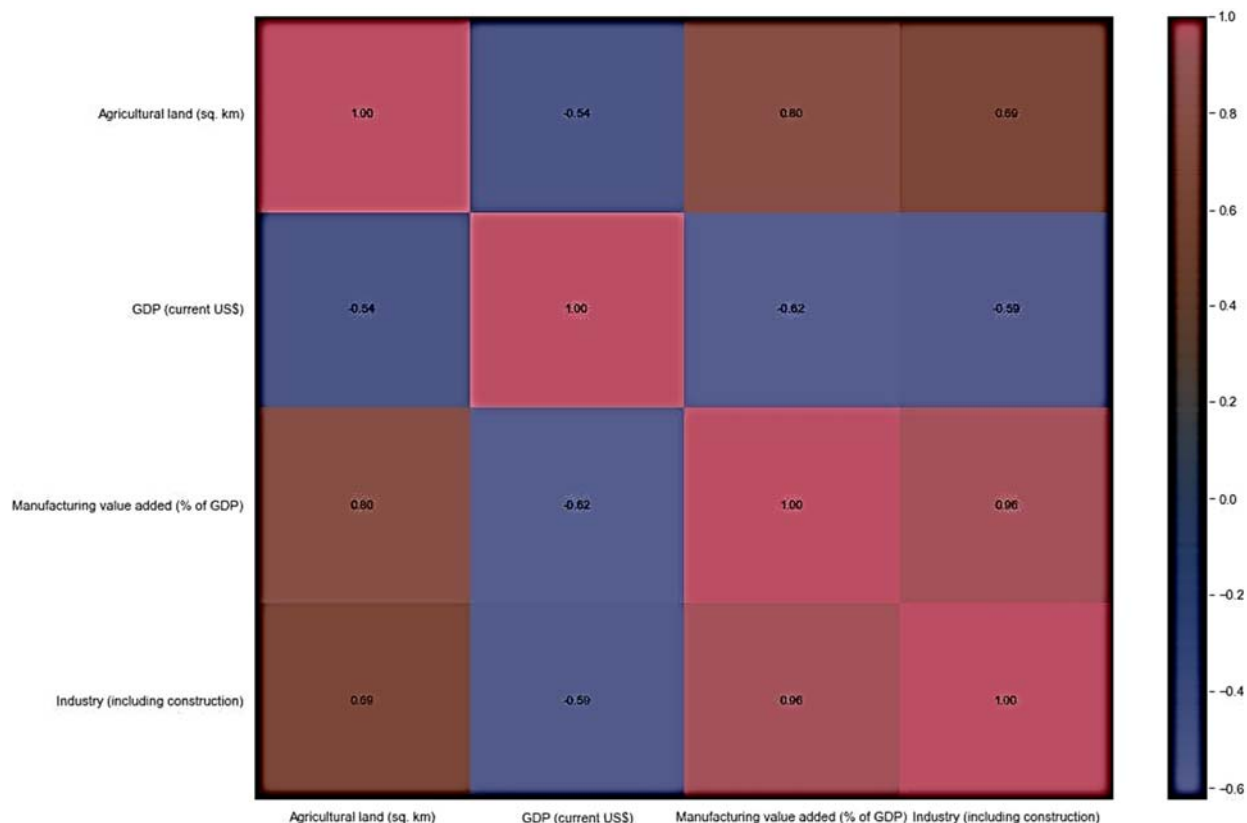


Рис. 1. Кореляція між змінними

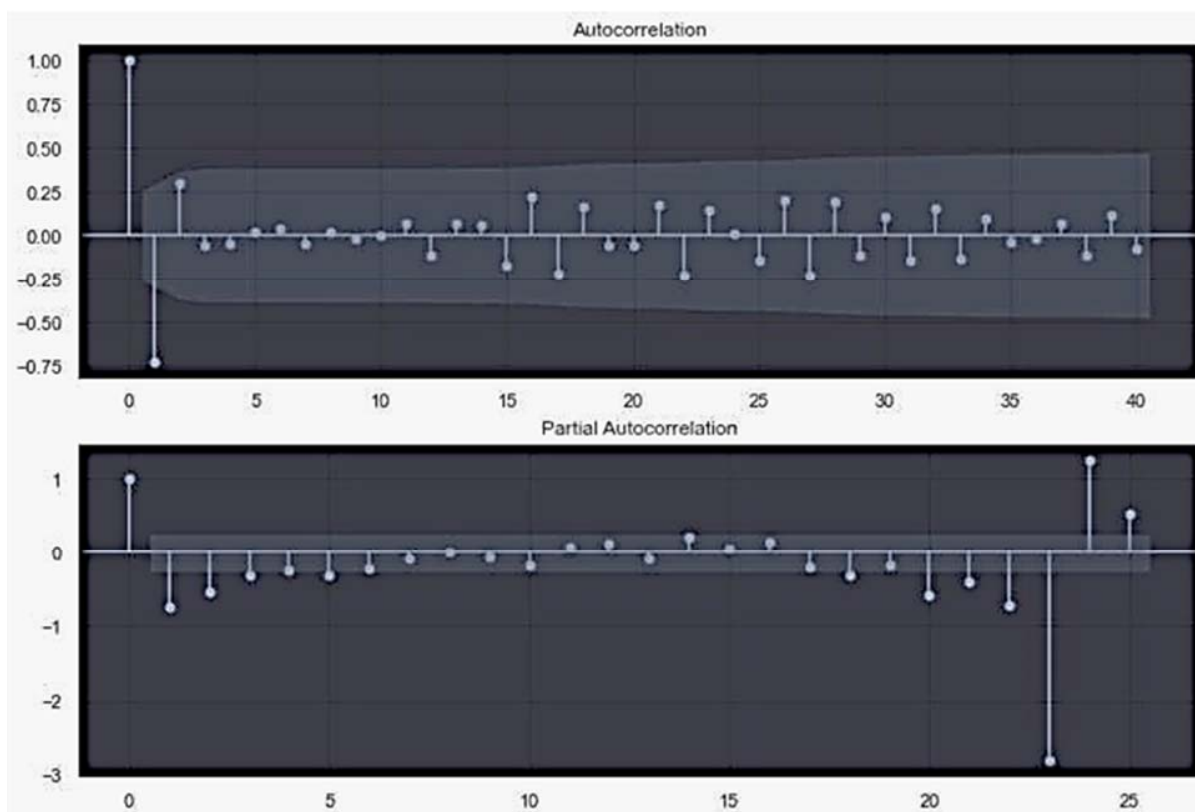


Рис. 2. Автокореляція та часткова автокореляція

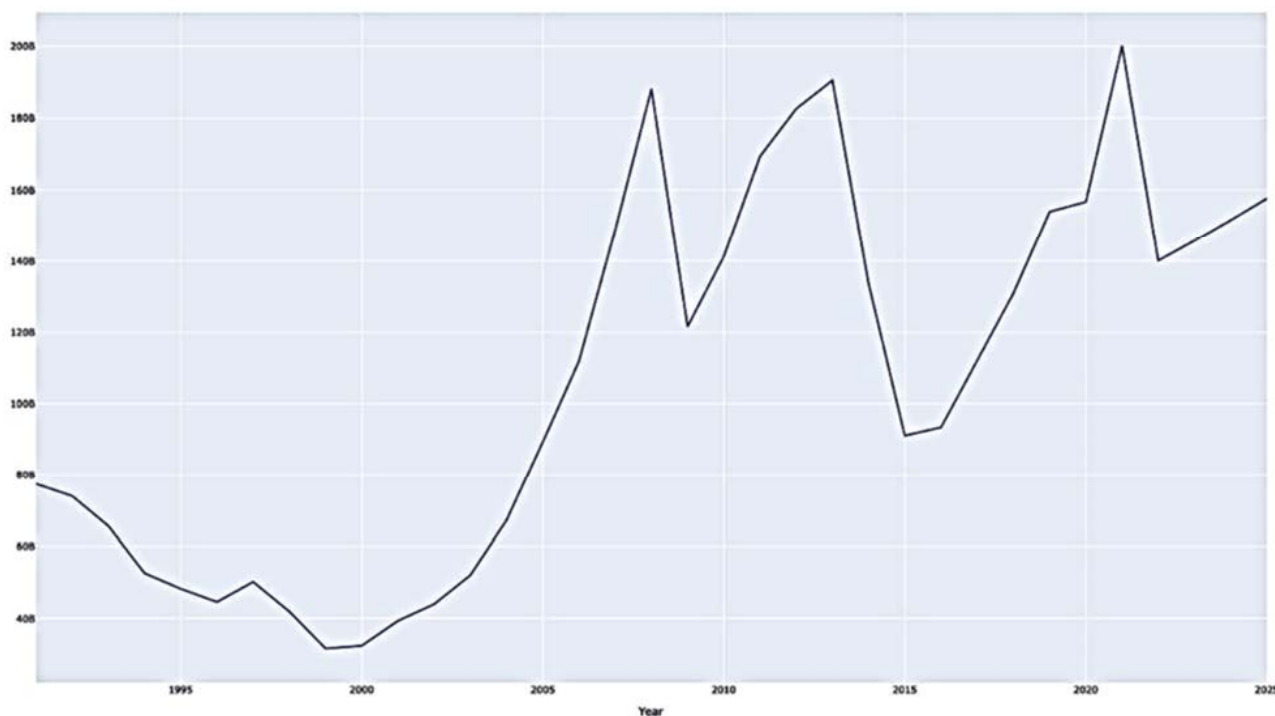


Рис. 3. Прогноз росту ВВП(%) України

має визначити структуру і параметри моделі. Аналіз передбачає перегляд графіків автокореляційної функції (ACF) і часткової автокореляційної функції (PACF).

При оцінюванні спектра параметрів ARMA спочатку оцінюються параметри AR, а потім параметри MA оцінюються на основі цих параметрів AR. Потім отримують спектральні оцінки моделі ARMA. Тому оцінка параметра моделі MA часто розраховується як процес асоціації із спектром параметрів моделі ARMA.

ARMA – це модель прогнозування, у якій методи аналізу авторегресії (AR) і ковзного середнього (MA) застосовуються до даних часових рядів, які добре поводяться. В ARMA припускається, що часовий ряд є стаціонарним і, коли є коливання, то це відбувається рівномірно протягом певного часу.

**Висновки.** Зараз у сучасному світі існує велика потреба в системах здатних спрогнозувати вплив військових конфліктів на соціально-економічні процеси в різних країнах. Проте практично немає багато систем, якість яких би задовольняла домінуючу більшість користувачів та дослідників. Це пов'язано з тим, що ця задача прогнозування впливу військового конфлікту вимагає складних алгоритмів, великих обчислювальних ресурсів, а також багато даних для навчання та тестування. Тим не менш, питання такого прогнозування цікавить багато технічних та фінансових установ, та компанії що займаються аналітикою, консалтингом та медіа новинами. Постає дедалі необхіднішою побудови мережі регіональних заходів для захисту економік від потрясінь.

#### Список використаних джерел:

1. Dunne J. P., Garcia-Alonso M. et al. Managing asymmetric conflict. *Oxford Economic Papers*. 2006. Vol. 58. P. 183–208.
2. Hegre H., Ellingsen T., Gates S., Gleditsch P. Toward a Democratic Civil Peace? Democracy, Political Change, and Civil War, 1816-1992. *American Political Science Review*. 2001. Vol. 95(1). P. 33–48.
3. Collier P., Hoeffler A. Greed and Grievance in Civil War. *Oxford Economic Papers*. 2004. Vol. 56(4). P. 563–595. URL: <https://ssrn.com/abstract=630727>
4. Cederman L., Hug S., Krebs L. Democratization and Civil War: Empirical Evidence. *Journal of Peace Research*. 2010. Vol. 47(4). P. 377–394.
5. Richardson L. F. Arms and insecurity – a mathematical study of the causes and origins of war. Literary Licensing, LLC, 2012.
6. Sandler T. Economic analysis of conflict. *Journal of Conflict Resolution*. 2000. Volume 44. Issue 6. P. 723–729.
7. Haynes K. Diversionary conflict: Demonizing enemies or demonstrating competence? *Conflict Management and Peace Science*. 2017. Volume 27, Issue 2. P. 337–358.
8. Фурсіна Н. А. Теорія виникнення військових конфліктів, воєн. *Економіка та держава*. 2018. № 12. С. 81–88. DOI: [https://doi.org/10.32702/2306\\_6806.2018.12.81](https://doi.org/10.32702/2306_6806.2018.12.81)
9. Інтернет-ресурс. URL: [https://lb.ua/blog/tetiana\\_bohdan/550614\\_finansovoekonomichni\\_naslidki.html](https://lb.ua/blog/tetiana_bohdan/550614_finansovoekonomichni_naslidki.html)
10. Institute for Economics & Peace (2023). Economic Value of Peace: Measuring the global economic impact of violence and conflict, Sydney. URL: <https://www.economicsandpeace.org/wpcontent/uploads/2023/09/GPI-2023-Web.pdf>
11. Інтернет-ресурс. URL: <https://forbes.ua/money/velika-ekonomichna-perebudova-25082023-15642>

**References:**

1. Dunne J. P., Garcia-Alonso M. et al. (2006). Managing asymmetric conflict. *Economic Papers*, vol. 58, pp. 183–208.
2. Hegre H., Ellingsen T., Gates S., Gleditsch P. (2001). Toward a Democratic Civil Peace? Democracy, Political Change, and Civil War, 1816-1992. *American Political Science Review*. Vol. 95(1). P. 33–48.
3. Collier P., Hoeffler A. (2004). Greed and Grievance in Civil War. *Oxford Economic Papers*, vol. 56(4), pp. 563–595. Available at: <https://ssrn.com/abstract=630727>
4. Cederman L., Hug S., Krebs L. (2010). Democratization and Civil War: Empirical Evidence. *Journal of Peace Research*, vol. 47(4), pp. 377–394.
5. Richardson L. F. (2012). Arms and insecurity – a mathematical study of the causes and origins of war. Literary Licensing, LLC.
6. Sandler T. (2000). Economic analysis of conflict. *Journal of Conflict Resolution*. Volume 44. Issue 6. P. 723–729.
7. Haynes K. (2017). Diversionary conflict: Demonizing enemies or demonstrating competence? *Conflict Management and Peace Science*. Volume 27, Issue 2. P. 337–358.
8. Fursina N.A. (2018). Teoriia vynyknennia viiskovykh konfliktiv, voien. *Ekonomika ta derzhava*, no. 12, pp. 81–88. DOI: [https://doi.org/10.32702/2306\\_6806.2018.12.81](https://doi.org/10.32702/2306_6806.2018.12.81)
9. Internet resource. Available at: [https://lb.ua/blog/tetiana\\_bohdan/550614\\_finansovoeconomichni\\_naslidki.html](https://lb.ua/blog/tetiana_bohdan/550614_finansovoeconomichni_naslidki.html)
10. Institute for Economics & Peace (2023). Economic Value of Peace: Measuring the global economic impact of violence and conflict, Sydney. Available at: <https://www.economicsandpeace.org/wpcontent/uploads/2023/09/GPI-2023-Web.pdf>
11. Internet resource. Available at: <https://forbes.ua/money/velika-ekonomichna-perebudova-25082023-15642>

Стаття надійшла до редакції: 27.04.2024