

УДК: 004.942:004.85:[616.98:578.834]-037

DOI: [10.24061/3083-5887.j.nmsmme.2025.2.II.2](https://doi.org/10.24061/3083-5887.j.nmsmme.2025.2.II.2)

Використання хмарних обчислень та технологій машинного навчання для аналізу та прогнозування динаміки захворюваності на прикладі COVID-19 в Україні

Олександр Олар

 [0000-0002-3625-8439](https://orcid.org/0000-0002-3625-8439) @: o.v.olar@chnu.edu.ua

Діана Олар

 [0009-0000-3330-990X](https://orcid.org/0009-0000-3330-990X) @: dianaolar4@gmail.com

Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича, Чернівці, Україна

Ключові слова:

COVID-19,
великі дані,
машинне навчання,
хмарні обчислення,
прогнозування,
BigQuery.

Анотація

У статті розглянуто застосування хмарних технологій та методів машинного навчання для аналізу та прогнозування динаміки поширення захворюваності на COVID-19 в Україні. Приділено увагу використанню середовища Google BigQuery як інструменту для обробки великих масивів відкритих епідеміологічних даних, що доступні через глобальні відкриті набори даних. Продемонстровано можливості платформи щодо побудови часових рядів, агрегування статистичних показників, створення машинних моделей (зокрема ARIMA), а також генерації прогнозів у режимі реального часу для прогнозування поширення інфекцій.

Для аналізу можливості прогнозування епідеміологічної ситуації були використані інтенсивні показники захворюваності (напр., рівень захворюваності) та екстенсивні показники епідеміологічного процесу (напр., розподіл підтверджених випадків за регіонами, частка регіонів у загальній кількості випадків тощо).

Дослідження охоплює дані до 24.02.2022 р. Для обчислень використовували лише національні показники. Результати короткострокового прогнозування (30 днів) виявили високу узгодженість із реальними даними, а значення прогнозованих значень перебувають в межах довірчих інтервалів. При збільшенні термінів до 60 днів було зафіксовано суттєве зростання похибки, що відповідає

Цитування:

Олар ОВ, Олар Д. Використання хмарних обчислень та технологій машинного навчання для аналізу та прогнозування динаміки захворюваності на прикладі COVID-19 в Україні. *Природничі, математичні науки та освіта в медицині* 1(2) 2025 27-36

DOI: [10.24061/3083-5887.j.nmsmme.2025.2.II.2](https://doi.org/10.24061/3083-5887.j.nmsmme.2025.2.II.2)

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

загальновідомим обмеженням ARIMA-моделей для довгострокових прогнозів.

Відзначено обмеження застосованого підходу: відсутність у моделі зовнішніх регресорів, які могли б істотно впливати на точність прогнозу (темпи вакцинації, карантинні обмеження, зміни у стратегії тестування, завантаженість і оснащеність діагностичних лабораторій тощо). Запропоновано напрямки для подальших досліджень, включно з використанням складніших моделей або нейронних мереж, здатних враховувати додаткові фактори впливу.

Дослідження підтверджує можливість інтеграції Big Data та хмарних ML-інструментів у прогнозування поширення інфекцій для прийняття рішень у сфері епідеміології та громадського здоров'я як на регіональних, так і загальнодержавному рівнях.

Use of cloud computing and machine learning technologies for analysis and forecasting of disease dynamics based on COVID-19 trends in Ukraine

Oleksandr Olar

 [0000-0002-3625-8439](https://orcid.org/0000-0002-3625-8439) @: o.v.olar@chnu.edu.ua

Diana Olar

 [0009-0000-3330-990X](https://orcid.org/0009-0000-3330-990X) @: dianaolar4@gmail.com

Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University, Chernivtsi, Ukraine

Key words:

COVID-19,
Big Data,
Machine Learning,
Cloud Computing,
Forecasting,
BigQuery

Abstract

The article examines the application of cloud technologies and machine learning methods for analyzing and forecasting the dynamics of COVID-19 in Ukraine. Special attention is given to the use of the Google BigQuery environment as a tool for processing open epidemiological big data provided through global open datasets.

The study demonstrates the platform's capabilities in building time series, aggregating statistical indicators, constructing machine learning models (specifically ARIMA), and generating real-time forecasts to predict the spread of infections.

To analyze the forecast of the epidemiological situation, both intensive indicators of morbidity (e.g., incidence rate) and extensive indicators of the epidemiological process (e.g., distribution of confirmed cases by region, regional share in total case numbers, etc.) were used.

The research is based on data up to February 24, 2022, and includes only national (Ukrainian) indicators. The results of short-term forecasting (30 days) showed high agreement with actual data. Forecast values remained within the confidence intervals. However, extending the forecast period to 60 days resulted in a significant increase in error, which is consistent with the well-known limitations of ARIMA models for long-term predictions.

The applied approach has limitations in forecasting accuracy due to the absence of external regressors that could significantly influence the results (e.g., vaccination rates, quarantine restrictions, availability of laboratory equipment, and changes in testing strategies). Based on the findings, potential directions for further research are proposed, including the use of advanced models or neural networks capable of accounting for additional influencing factors.

The study confirms the feasibility of integrating Big Data and cloud-based machine learning tools into infection spread forecasting processes to support decision-making in epidemiology and public health at both regional and national levels.

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

Зміст

Вступ	29
Матеріали та методи	30
Результати та їх обговорення	31
Висновки	34
Список використаних джерел	35

Перелік скорочень:

COVID-19 - COronaVirus Disease 2019, коронавірусне захворювання 2019;

ML - Machine Learning, машинне навчання;

ВООЗ – Всесвітня організація охорони здоров'я, WHO;

SQL - Structured query language, мова структурованих запитів;

ARIMA – AutoRegressive Integrated Moving Average, авторегресійне інтегроване ковзне середнє;

MAE – абсолютна похибка середнього, Mean Absolute Error;

RMSE – середньоквадратична похибка, Root Mean Square Error;

MAPE – середня абсолютна процентна помилка, Mean Absolute Percentage Error;

ПЛР – полімеразна ланцюгова реакція.

Вступ

Безпрецедентна епідеміологічна загроза COVID-19, з якою людство зіткнулося в останнє десятиліття, охопила увесь світ і спричинила глибокі зміни у різних напрямках існування і діяльності суспільства: політичному, соціальному, економічному, освітньому, і, особливо, медичному. За таких умов надважливою стає здатність системи охорони здоров'я, як комплексу, що підтримує й сприяє відновленню здоров'я, не лише реагувати на поточні проблеми та виклики, а й прогнозувати розвиток несприятливих епідеміологічних та інших ситуацій. Саме тому увага науковців, які працюють у галузі прогнозування, зосередилася не тільки на традиційних статистичних методах, а й на методах, які здатні виявляти складні взаємодії між досліджуваними ознаками та дозволяють здійснювати ефективну обробку великих обсягів наявних даних і будувати прогностичні моделі на їх основі [1].

Технології Big Data у поєднанні з ме-

тодами машинного навчання сьогодні можуть забезпечити нову якість аналізу епідеміологічної інформації. Завдяки цим підходам можна здійснювати багатовимірний аналіз даних щодо кількості нових випадків захворювань, рівнів летальності, ефективності вакцинації, географічного розподілу захворювань, соціально-демографічних особливостей тощо [2, 3]. Використання хмарних обчислювальних платформ, зокрема Google Cloud Platform із сервісом BigQuery ML, дозволяє працювати з мільйонами записів у реальному часі та будувати адаптивні моделі прогнозування [4].

Оперативне прогнозування – це не лише інструмент для наукового аналізу, а й важлива компонента в управлінні потенційними ризиками на рівні державної політики, в тому числі у сфері охорони здоров'я. Застосування моделей машинного навчання у сфері охорони здоров'я дозволяє не лише оптимізувати розподіл медичних ресурсів, а й коригувати

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

стратегії карантинних заходів залежно від очікуваної динаміки захворюваності [5]. Крім того, такі дослідження мають міждисциплінарний характер, об'єднуючи методи обробки даних, математичного моделювання, статистичного моделювання, епідеміології, інформаційних

технологій і візуалізації даних та ін. [6]. Тому розробка надійних підходів до аналізу та прогнозування різних видів захворюваності, включно COVID-19, із використанням Big Data та ML є актуальним напрямом, що має як наукове, так і практичне значення.

Мета дослідження

Метою дослідження є проведення аналізу і прогнозування динаміки захворюваності, на прикладі COVID-19, із використанням технологій Big Data та методів машинного навчання та візуалізації таких даних.

Матеріали та методи

У рамках дослідження було використано комплексний підхід до збору, підготовки та аналізу даних, що охоплював як методи обробки великих обсягів інформації (Big Data), так і застосування сучасних алгоритмів машинного навчання. Основну увагу було приділено створенню моделей для прогнозування динаміки захворюваності на COVID-19 з урахуванням регіональних, часових та демографічних факторів.

3.1 Джерела даних

Джерелами для аналізу відкритих наборів даних обрано дані ВООЗ, які містять офіційно підтверджені випадки інфікування, летальні наслідки та рівень вакцинації [7]; портали центру громадського здоров'я України [8], Worldometer COVID-19 Data [9], Google Open Data [10].

Загальний обсяг початкових даних складав понад 5 млн записів. Дані включали часові ряди, категоріальні та числові ознаки, що вимагало використання методів попередньої обробки, зокрема нормалізації, очищення даних від записів з пропущеними значеннями та обробки аномалій.

3.2 Обробка та зберігання даних

Для обробки великого обсягу даних було застосовано інструменти хмарної платформи Google Cloud Platform, зокрема сервіс BigQuery, який забезпечує паралельне виконання SQL-запитів над петабайтами інформації. Такий підхід дозволив уникнути проблеми локального зберігання даних та

прискорити виконання складних агрегаційних і фільтраційних операцій.

Обробка даних включала: видалення записів із пропущеними або некоректними значеннями; створення нових ознак, таких як добові прирости, 7-денні ковзні середні, швидкість зростання/спаду та ін.

3.3 Методи машинного навчання

Були побудовані прогностичні моделі з використанням BigQuery ML, що дозволяє виконувати навчання моделей безпосередньо у середовищі запитів SQL. Для моделювання використовувалися такі типи моделей:

- лінійна регресія (прогнозування значень кількості нових підтверджених випадків на основі часових рядів);

- автоматизовані моделі часових рядів (ARIMA, Prophet-подібні) (дозволяють враховувати сезонні та трендові компоненти);

- аналіз головних компонент (зменшення розмірності вхідних даних та виділення головних факторів, що впливають на розповсюдження захворювання).

Навчання моделей проведено з використанням крос-валідації, а для оцін-

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

ки якості прогнозування застосовано класичні метрики: MAE, RMSE, MAPE.

Результати та їх обговорення

За допомогою інструменту BigQuery можна прослідкувати динаміку поширення COVID-19 в Україні з урахуванням наявної у базі інформації. Інструмент дозволяє обмежити дані за датою, фільтрувати тільки національний рівень, уникати дублювання по регіонах і будувати узагальнені ряди та ін. Отримані результати можна використовувати як основу для подальшого прогнозування або порівняльного аналізу з іншими країнами.

У ході дослідження було побудовано декілька моделей прогнозування динаміки захворюваності на COVID-19 з використанням алгоритмів машинного навчання, реалізованих у середовищі BigQuery ML. Основну увагу було приділено часовим рядам підтверджених випадків, які стали базою для прогнозування захворюваності на 30 та 60 днів, а також виконано порівняння прогнозів з офіційною статистикою.

Представимо вибірккові результати аналізу захворюваності в Україні.

Для розгляду і побудови моделей обрано період відносно стабільної та безперешкодної реєстрації даних захворюваності на COVID-19 в Україні.

Обробка масиву даних на період 01.03.2020-24.02.2022рр. з допомогою

BigQuery дозволила візуалізувати процес зростання захворюваності у вигляді кумулятивної залежності (Рис. 1).

Графік динаміки виявлених випадків корелює із залежностями представленими трекерами [10]. Фактичні дані могли бути дещо вищими, оскільки інфіковані особи через легкий перебіг або безсимптомне протікання захворювання не зверталася до медичних установ, тому не потрапляли у бази, що реєстрували рівень захворюваності.

Залежність (Рис. 1) володіє чітко вираженою хвильовою структурою. Темпи приросту захворюваності зростали в осінньо-зимовий період (властиво для респіраторних інфекцій). Дані про пацієнтів не обмежені однократною реєстрацією у загальній кількості інфікованих осіб (повторність захворювання вважали новим окремим випадком). На Рис.1 присутнє плато у характері залежності впродовж 2021 року (період 01.05.2021-01.09.2021), яке найбільш ймовірно можна пов'язати з періодом інтенсивної вакцинації населення у попередні місяці та частковим формуванням імунітету вакцинованих, визначенням груп високого ризику та особливою увагою до них, набуттям клінічного досвіду щодо терапе-

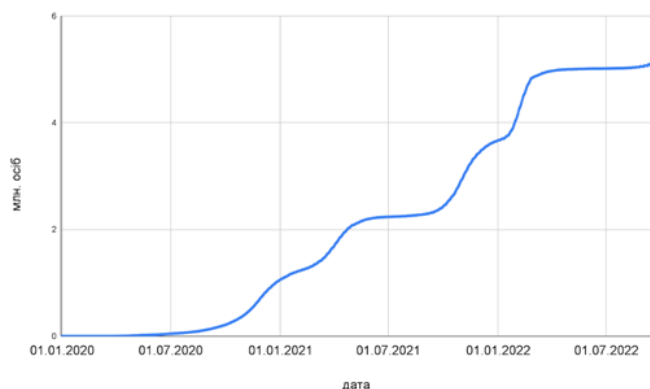


Рис. 1. Динаміка захворюваності на COVID-19 в Україні у 01.03.2020-24.02.2022 рр.



Рис. 2. Динаміка захворюваності на COVID-19 в Україні у 01.03.2020-24.02.2022 рр. та вакцинації у період 24.02.2021-22.02.2022 рр.

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

втичних засобів, оптимізацією медичної інфраструктури та виробленням і чітким дотриманням алгоритмів у роботі медичного персоналу, виконанням вже зрозумілих для населення карантинних заходів та дотриманням санітарних норм, безперечно, сезонними змінами та ін.

Темпи вакцинації разом зі статистикою захворюваності представлені на Рис. 2. Кумулятивна залежність для відображення процесу вакцинації враховує загальну кількість проведених щеплень на відповідну дату.

Наступна діаграма (Рис. 3) ілюструє дані, отримані за запитом, про відсотки зареєстрованих за регіонами випадків захворювання відносно населення регіонів у порядку зменшення величини.

Відмінності у показниках можна вважати не суттєвими (крім регіонів де було ускладнено отримання достовірних даних — Донецька та Луганська області) попри різницю загальної кількості та густини населення у регіонах. Найменший показник захворюваності спосте-

рігався у Кіровоградській області. Але значення найнижчих темпів поширення епідемії у деяких регіонах можуть бути пов'язані з відмінностями у наявності, оснащенні та забезпеченні відповідних лабораторій, а також у кількості звернень до медичних установ і, відповідно, у кількості проведених лабораторних досліджень (ПАР для підтвердження діагнозу COVID-19). На жаль, інформації про загальну кількість проведених тестів, позитивних тестів, які підтвердили діагноз тощо у базі немає. Це унеможливає однозначність висновків щодо найменш вражених епідемією регіонів і ефективності протиепідемічних заходів у них.

З діаграми на Рис.4 випливає типове для процесів поширення епідемії правило про пропорційність кількості інфікованих осіб числу зустрічей між людьми: вища густина населення – вищі темпи поширення епідемії і, як наслідок, більша кількість інфікованих осіб. Тому великі міста України (Київ, Харків, Одеса, Дніпро, Львів) у загальній частці мають

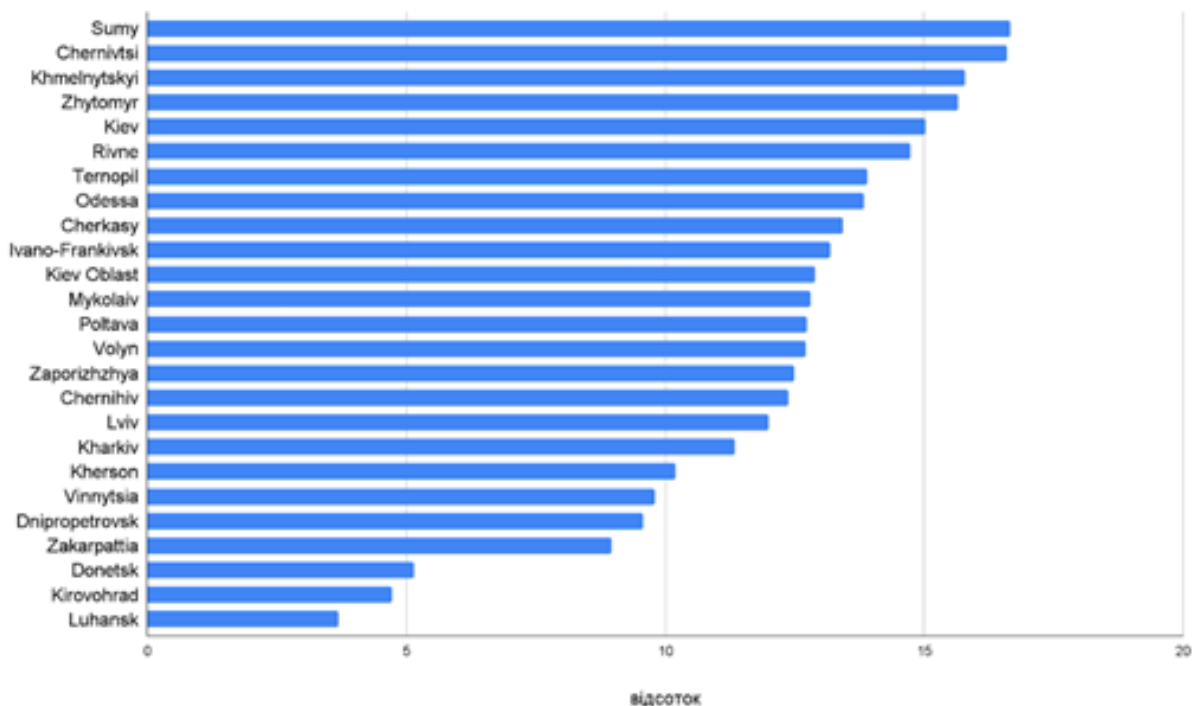


Рис. 3. Розподіл відсотків зареєстрованих захворювань (згідно з кумулятивними даними) за регіонами відносно чисельності населення регіону.

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

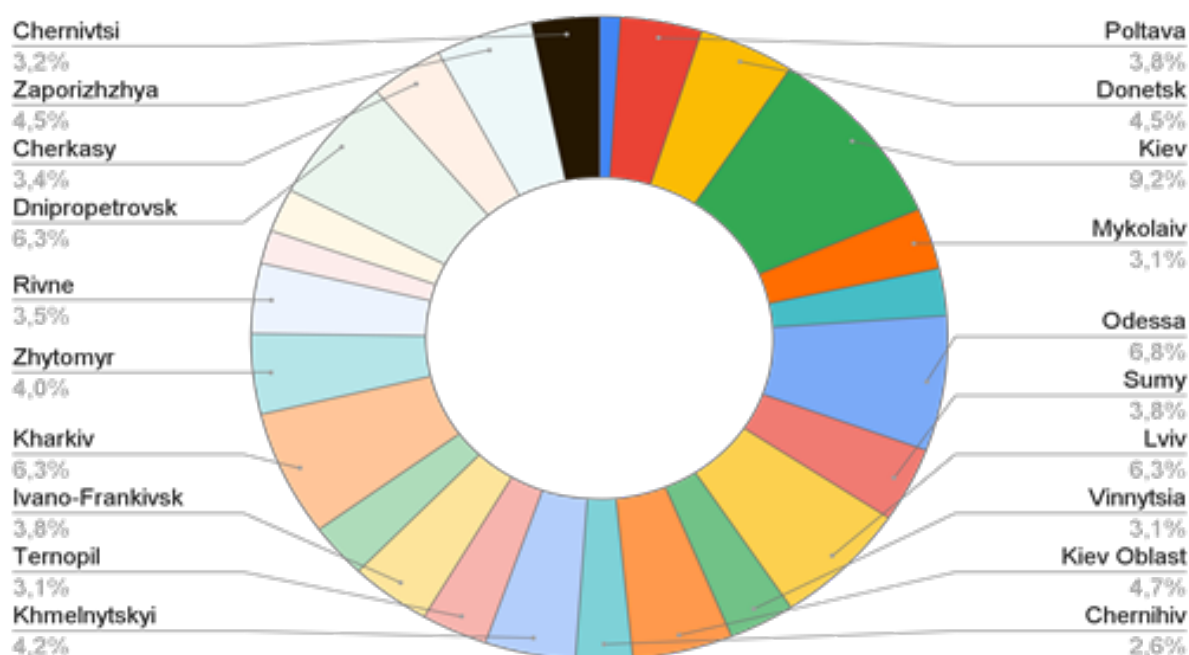


Рис 4. Діаграма частки захворювань за регіонами України відносно показників по країні.

найбільший відсоток хворих. Але профілактична стратегія і тактика системи охорони здоров'я, характерна для сталого режиму поширення епідемії, практично не змінили величину відсотку хворих щодо населення відповідних регіонів.

Розглянемо порівняльні результати, отримані застосуванням моделі ARIMA та моделі часових рядів у BigQuery ML для побудувати прогнозу і порівняння з фактичними даними за відповідний період (30 та 60 днів) для валідації інструменту в якості прогностичного.

Фактичні значення зареєстрованих випадків COVID-19 в Україні станом на 30.11. 2021 р. - 3.45 млн осіб, станом на 31.12. 2021 - 3.67 млн осіб [10].

Рис. 5 та Рис.6 ілюструють фактичні та результати прогнозування (прогнозовані значення й довірчі інтервали для кожного з них) з 01.11.2021 року на 30-денний та 60-денний періоди відповідно.

Прогноз, побудований на основі нашої моделі у порівняння з фактичними даними за 21-денний період (цінний для епідеміології зі стратегічної

точки зору) показує високу точність і стабільність результатів. Такий рівень відповідності свідчить про практичну придатність моделі для коротко- та середньострокового епідеміологічного аналізу, особливо в умовах динамічних змін.

Варто наголосити, що фактичні показники захворюваності перебувають в межах довірчого інтервалу результатів прогнозування для вказаної моделі на 30 днів, що вказує на стабільність моделі та прийнятний рівень прогностичної точності у зазначеному часовому інтервалі.

Проте, вже при збільшенні інтервалу до 60 днів помітне суттєве відхилення показників прогнозованих за допомогою розглянутої моделі (фактичний показник дещо нижчий нижньої межі довірчого інтервалу прогнозованих значень), що свідчить про її обмежену точність у довгостроковій перспективі. Така поведінка прогнозованих значень властива для ARIMA-моделей, які зазвичай дозволяють отримувати краще узгодження з реальними даними у межах короткострокових часових інтервалів.

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

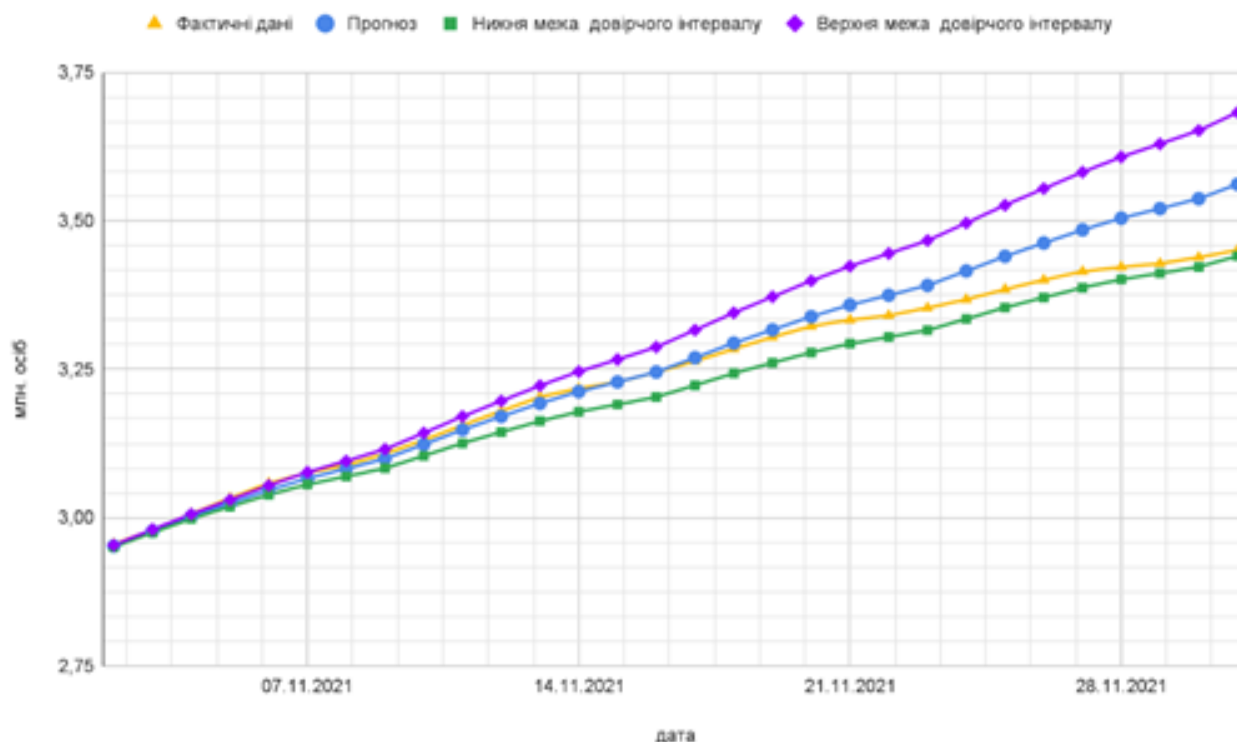


Рис 5. Фактичні та прогнозовані значення захворюваності на COVID-19 на 30-денному інтервалі (період 01.11.2021-30.11.2021).

Варто зауважити, що побудована ARIMA-модель не враховує додаткових зовнішніх факторів, таких як рівень вакцинації населення, запровадження карантинних обмежень чи сезонні коливання. Оскільки ці чинники мають суттєвий вплив на динаміку захворюваності, їх ігнорування знижує точність прогнозу, особливо у довгостроковій перспективі. З огляду на це, доцільним є подальше тестування складніших моделей, що дозволяють інтегрувати зовнішні регресори — зокрема, Boosted Tree Regressor або моделі часових рядів з підтримкою додаткових ознак.

Висновки

Проведене дослідження продемонструвало ефективність використання хмарної платформи BigQuery ML у поєднанні з методами машинного навчання для аналізу та прогнозування епідеміологічної ситуації на прикладі пандемії COVID-19 в Україні. Побудовані моделі,

Таким чином, використання BigQuery ML у поєднанні з алгоритмами машинного навчання продемонструвало високу ефективність у розв'язанні задач коротко- та середньострокового прогнозування епідеміологічних показників.

Зазначимо також, що обсяг і деталізація відкритих даних по Україні є значно нижчими порівняно з іншими країнами. Це обмежує потенційні напрями дослідження та ускладнює побудову складніших (багатовимірних) моделей, які могли б враховувати ширший спектр чинників, що впливають на досліджувані явища.

зокрема ARIMA, дозволили здійснити короткострокове прогнозування динаміки захворюваності, при порівнянні результатів якого виявлено узгодження з фактичними даними, які перебувають в межах довірчого інтервалу прогнозованих значень. Водночас при розширенні

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

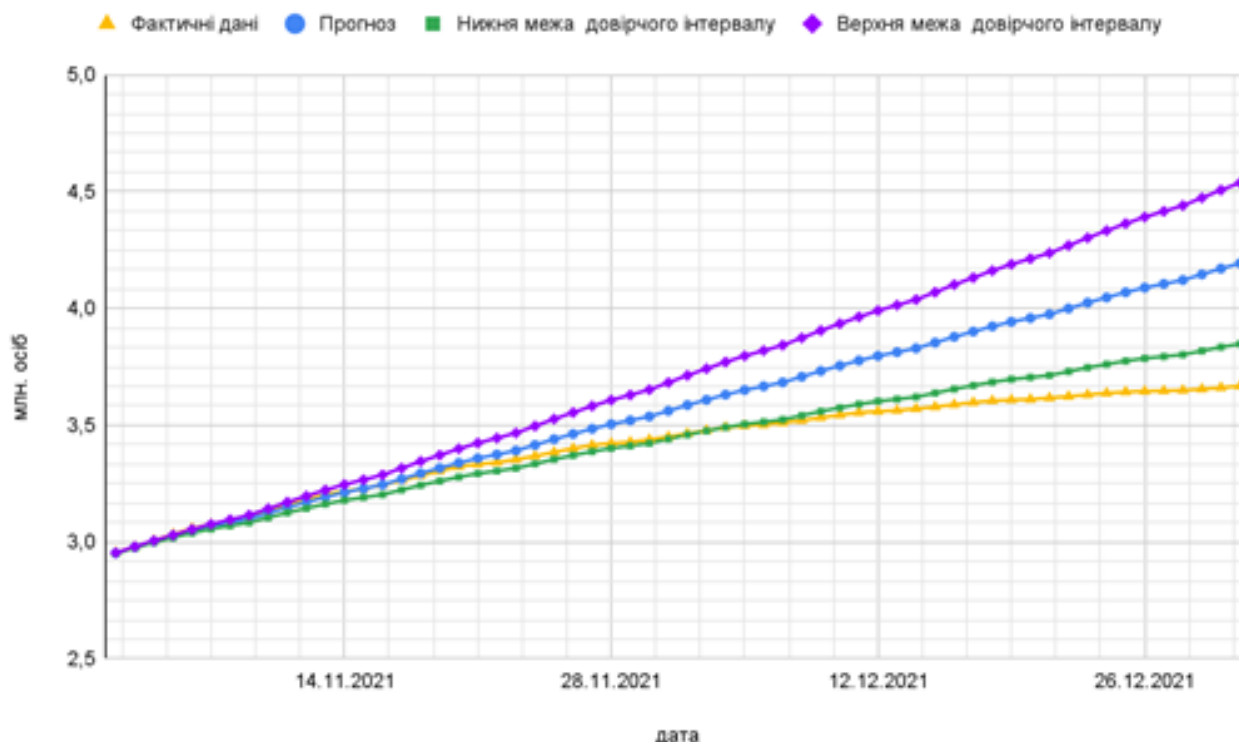


Рис 6. Фактичні та прогнозовані значення захворюваності на COVID-19 на 60-денному інтервалі (період 01.11.2021-31.12.2021).

часового інтервалу прогнозування до 60 днів точність моделей суттєво знижується, що вказує на обмеження ARIMA-моделей у довгострокових прогнозах.

Суттєвим чинником, який впливає на точність прогнозу, є відсутність у моделі зовнішніх регресорів, таких як рівень вакцинації, карантинні заходи, оснащення і забезпечення лабораторій, сезонні коливання тощо. Урахування цих параметрів потребує впровадження складніших моделей, здатних інтегрувати додаткові ознаки або нейронні мережі.

Здійснене дослідження мало на меті

передусім продемонструвати можливості аналізу відкритих епідеміологічних даних за допомогою хмарних технологій та BigQuery, і не забезпечує готовий інструмент для практичного використання в системі охорони здоров'я. Водночас отримані результати підтверджують потенціал такого підходу для подальшого розвитку аналітики в галузі громадського здоров'я, зокрема в контексті оперативного моніторингу та прогнозування поширення епідемій та прийняття управлінських рішень.

Перспективи подальших досліджень

Подальший розвиток дослідження передбачає використання комплексних моделей з урахуванням зовнішніх факторів, а також масштабування аналізу на інші регіони та захворювання.

Список використаних джерел

1. Campbell TW, Wilson MP, Roder H, MaWhinney S, Georgantas RW, Maguire LK, Roder J, Erlandson KM. Predicting Prognosis in COVID-19 Patients using Machine Learning and Readily Available Clinical Data. Int J Med Inform. Bepec. 2021 [дата звернення 10 грудня 2024]:104594. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2021.104594>.
2. Hale T, Angrist N, Goldszmidt R, Kira B, Petherick

Розділ 2. Математичні науки в медицині
Section 2. Mathematical sciences in medicine

- A, Phillips T, Webster S, Cameron-Blake E, Hallas L, Majumdar S та ін. A global panel database of pandemic policies (Oxford COVID-19 Government Response Tracker). Nat Hum Behav. 2021 [дата звернення 10 грудня 2024];5(4):529-538. <https://doi.org/10.1038/s41562-021-01079-8>.
3. Dong E, Du H, Gardner L. An interactive web-based dashboard to track COVID-19 in real time. Lancet Infect Dis. 2020 [дата звернення 10 грудня 2024];20(5):533-534. [https://doi.org/10.1016/s1473-3099\(20\)30120-1](https://doi.org/10.1016/s1473-3099(20)30120-1).
4. Google Cloud. BigQuery ML documentation - <https://cloud.google.com/bigquery-ml>
5. SatuMdSetal.Short-TermPredictionofCOVID-19Cases Using Machine Learning Models. Applied Sciences. 2021 [дата звернення 10 грудня 2024];11(9):4266. <http://dx.doi.org/10.3390/app11094266>.
6. Kamalov F, Rajab K, Cherukuri A, Elnagar A, Safaraliev M. Deep Learning for Covid-19 Forecasting: state-of-the-art review. Neurocomputing. Верес. 2022 [дата звернення 10 грудня 2024]. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.09.005>.
7. COVID-19 cases | WHO COVID-19 dashboard. datadot. URL: <https://data.who.int/dashboards/covid19/cases?n=c> (дата звернення 10 грудня 2024).
8. Коронавірусна інфекція COVID-19 | Центр громадського здоров'я. Центр громадського здоров'я України | МОЗ. URL: <https://phc.org.ua/kontrol-zakhvoryuvan/inshi-infekciyni-zakhvoryuvannya/koronavirusna-infekciya-covid-19> (дата звернення 10 грудня 2024).
9. Ukraine COVID - Coronavirus Statistics - Worldometer. Worldometer - real time world statistics. URL: <https://www.worldometers.info/coronavirus/country/ukraine/> (дата звернення 10 грудня 2024).
10. What Is Google Health? - Google Health. URL: <https://health.google.com/covid-19/open-data/explorer/statistics> (дата звернення 10 грудня 2024).

References

1. Campbell TW, Wilson MP, Roder H, MaWhinney S, Georgantas RW, Maguire LK, Roder J, Erlandson KM. Predicting Prognosis in COVID-19 Patients using Machine Learning and Readily Available Clinical Data. Int J Med Inform. Верес. 2021 [дата звернення 10 грудня 2024];104:594. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2021.104594>.
2. Hale T, Angrist N, Goldszmidt R, Kira B, Petherick A, Phillips T, Webster S, Cameron-Blake E, Hallas L, Majumdar S та ін. A global panel database of pandemic policies (Oxford COVID-19 Government Response Tracker). Nat Hum Behav. 2021 [дата звернення 10 грудня 2024];5(4):529-538. <https://doi.org/10.1038/s41562-021-01079-8>.
3. Dong E, Du H, Gardner L. An interactive web-based dashboard to track COVID-19 in real time. Lancet Infect Dis. 2020 [дата звернення 10 грудня 2024];20(5):533-534. [https://doi.org/10.1016/s1473-3099\(20\)30120-1](https://doi.org/10.1016/s1473-3099(20)30120-1).
4. Google Cloud. BigQuery ML documentation - <https://cloud.google.com/bigquery-ml>
5. SatuMdSetal.Short-TermPredictionofCOVID-19Cases Using Machine Learning Models. Applied Sciences. 2021 [дата звернення 10 грудня 2024];11(9):4266. <https://doi.org/10.3390/app11094266>.
6. Kamalov F, Rajab K, Cherukuri A, Elnagar A, Safaraliev M. Deep Learning for Covid-19 Forecasting: state-of-the-art review. Neurocomputing. Верес. 2022 [дата звернення 10 грудня 2024]. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.09.005>.
7. COVID-19 cases WHO COVID-19 dashboard. datadot. URL: <https://data.who.int/dashboards/covid19/cases?n=c> (дата звернення 10 грудня 2024).
8. Коронавірусна інфекція COVID-19 | Центр громадського здоров'я. Центр громадського здоров'я України | МОЗ. URL: <https://phc.org.ua/kontrol-zakhvoryuvan/inshi-infekciyni-zakhvoryuvannya/koronavirusna-infekciya-covid-19> (дата звернення 10 грудня 2024).
9. Ukraine COVID - Coronavirus Statistics - Worldometer. Worldometer - real time world statistics. URL: <https://www.worldometers.info/coronavirus/country/ukraine/> (дата звернення 10 грудня 2024).
10. What Is Google Health? - Google Health. URL: <https://health.google.com/covid-19/open-data/explorer/statistics> (дата звернення 10 грудня 2024).