

В. Г. КИЙ-КОКАРЄВА

ПРОГНОЗУВАННЯ ЕПІДЕМІЙ ЯК НАПРЯМ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ГРОМАДСЬКОМУ ЗДОРОВ'І

Дніпровський державний медичний університет, м. Дніпро, Україна

Мета: аналіз сучасних методів прогнозування епідемій за допомогою штучного інтелекту, оцінка їх ефективності та визначення перспектив розвитку.

Матеріали і методи. Для аналізу використано дані з рецензованих статей, звітів міжнародних організацій і кейсів компаній за період 2020–2025 рр. Результати доповнено порівнянням із традиційними методами, оцінкою етичних і технічних викликів, а також обговоренням їх значення для громадського здоров'я.

Результати. Установлено, що методи штучного інтелекту показали високу ефективність у короткострокових прогнозах (1–4 тижні), де моделі рекурентних нейронних мереж та довгої короткочасної пам'яті досягали точності 80–96% за передбачення захворюваності та госпіталізацій. Просторово-часові моделі на основі згорткових нейронних мереж та гібридних архітектур давали змогу з точністю до 90% визначати зони ризику поширення інфекцій. Водночас точність довгострокових прогнозів (понад один місяць) була нижчою – 60–75% через вплив непередбачуваних чинників, таких як зміни у поведінці населення та мутація патогенів.

Висновки. Застосування штучного інтелекту у 2020–2025 рр. суттєво підвищило ефективність епідеміологічного прогнозування, забезпечивши точність короткострокових моделей на рівні до 96%, можливість раннього виявлення спалахів та перевищення результатів традиційних підходів. Найкращі результати продемонстрували гібридні моделі, що поєднують штучний інтелект із класичними епідеміологічними методами, забезпечуючи баланс між точністю та інтерпретацією. Використання новітніх моделей епідемічних процесів дає змогу розробляти дієві, науково обґрунтовані та ефективні стратегії профілактики захворюваності й контролю за поширенням епідемії.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: громадське здоров'я; штучний інтелект; прогнозування епідемій; модель; COVID-19.

Вступ. Епідемії залишаються однією з ключових загроз громадському здоров'ю, що підтвердила пандемія COVID-19, яка розпочалася у 2019 р. Здатність передбачати розвиток епідемій є критично важливою для своєчасного реагування та мінімізації наслідків. У період 2020–2025 рр. технології штучного інтелекту (ШІ) стали потужним інструментом для аналізу великих обсягів даних і прогнозування епідеміологічних процесів. Завдяки здатності ШІ обробляти різноманітні дані, такі як статистика захворюваності, геномні дані та поведінкові чинники, з'явилися нові можливості для створення більш точних моделей прогнозування.

Мета: аналіз сучасних методів прогнозування епідемій за допомогою ШІ, оцінка їх ефективності та визначення перспектив розвитку. У статті розглядаються ключові технології, приклади їх застосування та обмеження, які впливають на точність прогнозів.

Матеріали і методи. Для аналізу використано дані з рецензованих статей, звітів міжнародних організацій і кейсів компаній за період 2020–2025 рр. Результати доповнено порівнянням

із традиційними методами, оцінкою етичних і технічних викликів, а також обговоренням їх значення для громадського здоров'я.

Результати дослідження та їх обговорення. Прогнозування епідемій за допомогою штучного інтелекту в період 2020–2025 рр. продемонструвало значний прогрес у підвищенні точності прогнозів, підтримці прийняття рішень у сфері громадського здоров'я та ранньому виявленні епідеміологічних загроз. Нами представлено результати застосування методів ШІ для прогнозування епідемій з акцентом на пандемію COVID-19 та інші інфекційні захворювання. Результати базуються на аналізі міжнародних і українських досліджень, а також практичних прикладах використання моделей ШІ. Окремо розглядаються ефективність методів, їхній вплив на громадське здоров'я та основні обмеження, виявлені під час реалізації.

Методи ШІ, застосовані у 2020–2025 рр., показали високу ефективність у короткострокових прогнозах (1–4 тижні), але їх точність знижувалася для довгострокових прогнозів через складність урахування мінливих факторів. Основні результати включають:

1. Короткострокові прогнози. Грип залишається значною проблемою громадського здоров'я в усьому світі. Дослідники в Україні розробили модель прогнозування грипу в ураженій війною Харківській області [1], застосовуючи підхід глибокого навчання з використанням моделі з довгої короткочасної пам'яті (LSTM). Продуктивність моделі оцінювалася за допомогою середньоквадратичної помилки (MSE) та середньої абсолютної відсоткової помилки (MAPE). Модель досягла високої точності (MSE = 0,0255; MAPE $\approx$ 6,4%), показавши здатність працювати з неповними й нерегулярними даними. Це перше застосування глибинного навчання для прогнозування грипу в зоні конфлікту, що робить внесок у науку й практику. Результати дають надійні короткострокові прогнози [1]. У 2021 р. дослідження показало, що для моделювання поширення COVID-19 на рівні округів континентальної частини США застосовували різні підходи: моделі довгої короткочасної пам'яті (LSTM), модель «сприйнятливий – експонований – інфікований – одужуючий» (SEIR) у поєднанні з методами машинного навчання, а також багат шарові перцептрони (MLP). Завдяки цим моделям удавалося передбачати розвиток епідемії, оцінювати кількість незареєстрованих випадків зараження та досягати точності прогнозів на рівні 92–96% [2]. Проте автори відзначають, що результати значною мірою залежать від якості даних і можуть знижуватися через упередженість джерел.

Аналогічно, дослідження у США показало, що LSTM-модель, яка інтегрувала дані про мобільність населення, передбачала рівень госпіталізації із точністю 90% на період до двох тижнів [3].

2. Просторово-часовий аналіз. Згортові нейронні мережі (CNN) ефективно використовувалися для прогнозування географічного поширення епідемій. У 2021 р. модель CNN, застосована в Китаї, дала змогу виявити регіони з високим ризиком спалахів COVID-19 із точністю 85%, що сприяло локалізації карантинних заходів [4]. В Україні подібний підхід застосовувався для прогнозування гострих кишкових інфекцій у Харківській області, де гібридна модель LSTM-CNN досягла точності 90% у визначенні зон ризику [5].

3. Довгострокові прогнози. Точність довгострокових прогнозів (понад один місяць) була нижчою, зазвичай у межах 60–75%, через вплив непередбачуваних факторів, таких як зміни в поведінці населення та мутації патогенів. Наприклад, модель ШІ, використана BOOЗ у 2021 р. для прогнозування COVID-19 у країнах Африки, показала точність 80% для короткострокових прогнозів, але лише 65% – для прогнозів на два-три місяці [6].

Одним із ключових досягнень ШІ було раннє виявлення епідеміологічних загроз. Алгоритми, які використовують глибокі нейронні мережі (DNN),

і аналіз даних у реальному часі дали змогу виявляти спалахи до появи клінічних симптомів у значної кількості населення.

У США алгоритм COMPOSER, розроблений Каліфорнійським університетом у 2020 р., аналізував дані із соціальних мереж, медичних звітів і пошукових запитів, виявляючи потенційні спалахи COVID-19 із точністю до 80% за 5–7 днів до офіційного підтвердження [7]. Це дало змогу органам охорони здоров'я швидше реагувати на нові осередки захворювання. Вплив інтервенцій ШІ-моделі, зокрема імітаційне моделювання, допоміг оцінити ефективність карантинних заходів, вакцинації та інших інтервенцій.

У 2022 р. агентно-орієнтоване моделювання (Agent-Based Modeling, ABM) показало, що дотримання соціальної дистанції на рівні 70% знижує пік захворюваності на COVID-19 на 25–30% у європейських країнах [8]. У моделі враховувалися поведінкові чинники, такі як рівень дотримання обмежень, що підвищило точність прогнозів на 15% порівняно з традиційними моделями SIR.

В Україні у 2023 р. модель SEIR, доповнена ШІ, оцінила вплив вакцинації на смертність від COVID-19. Результати показали, що підвищення рівня вакцинації на 10% у Київській області знижує смертність на 12% протягом трьох місяців [5]. Модель використовувала дані про вакцинацію від МОЗ і демографічні показники.

У 2023 р. гібридна модель LSTM-CNN успішно прогнозувала сезонні спалахи гострих кишкових інфекцій у Харківській області, даючи змогу місцевим органам охорони здоров'я посилити профілактичні заходи [5].

Програма IntelliGenes, розроблена у США, у 2021 р. використовувала геномні дані для персоналізованих прогнозів ризику тяжкого перебігу COVID-19. Модель досягла точності 82% у визначенні груп ризику, що сприяло індивідуалізованому підходу до лікування [9].

BOOЗ у 2021 р. використовувала моделі ШІ для прогнозування COVID-19 у країнах із низьким рівнем доходу, що дало змогу оптимізувати розподіл вакцин і медичного обладнання [6].

На відміну від традиційних епідеміологічних моделей, таких як SIR та SEIR, моделі на основі ШІ забезпечують вищу точність короткострокових прогнозів (на 10–20%) завдяки здатності інтегрувати та аналізувати різномірні дані. Водночас для довгострокових прогнозів класичні моделі іноді виявляються ефективнішими через їх простоту та меншу залежність від якості вхідних даних. Гібридні підходи, які поєднують ШІ з традиційними моделями, виявилися найбільш перспективними, забезпечуючи баланс між точністю та інтерпретованістю [7].

Результати застосування ШІ, зокрема нейронних мереж (RNN, LSTM, CNN), у прогнозуванні

епідемії у 2020–2025 рр. підтверджують його високу ефективність у короткострокових прогнозах, ранньому виявленні спалахів та оцінці ефективності інтервенцій. Моделі досягли точності 80–90% у короткострокових прогнозах і сприяли оптимізації ресурсів у сфері громадського здоров'я. Результати застосування ШІ мали значний вплив на громадське здоров'я. Алгоритми, такі як COMPOSER, сприяли швидшому впровадженню карантинних заходів у США, що знизило кількість госпіталізацій на 10–15% у регіонах із високим ризиком [7]. Програма IntelliGenes у 2021 р. дала змогу ідентифікувати групи ризику для тяжкого перебігу COVID-19, що сприяло індивідуалізованому підходу до лікування [5].

В Україні ШІ-моделі також допомогли оцінити ефективність вакцинації. Наприклад, у 2023 р. модель SEIR, доповнена ШІ, показала, що підвищення рівня вакцинації на 10% у Київській області знижує смертність на 12%, що стало основою для кампаній із популяризації вакцинації [5].

Порівняно з традиційними епідеміологічними моделями, такими як SIR і SEIR, методи ШІ мають кілька переваг:

- Гнучкість. ШІ здатний обробляти великі обсяги різнорідних даних, включаючи неструктуровані джерела, такі як соціальні мережі чи дані про мобільність, що недоступно для традиційних моделей [6].

- Точність у короткострокових прогнозах. Моделі ШІ, зокрема LSTM і CNN, перевершують традиційні методи на 10–20% у короткострокових прогнозах завдяки здатності виявляти нелінійні закономірності [4].

- Адаптивність. Моделі штучного інтелекту характеризуються здатністю до адаптивного оновлення за зміни вхідних даних, зокрема у разі появи нових штамів вірусу, тоді як традиційні епідеміологічні моделі потребують додаткового ручного налаштування параметрів.

Однак традиційні моделі, такі як SIR, мають переваги у довгострокових прогнозах завдяки своїй простоті та меншій залежності від якості даних. Наприклад, у країнах з обмеженим доступом до даних моделі SIR часто виявлялися більш надійними, ніж складні нейронні мережі [6].

Незважаючи на досягнення, результати застосування ШІ виявили низку обмежень:

1. Якість даних. Неточні або неповні дані, особливо в регіонах з обмеженою інфраструктурою, знижували точність прогнозів. Наприклад, у країнах Африки затримки у звітності призводили до похибки до 20% у прогнозах [6].

2. Людська поведінка. Моделі, які припускали стабільне дотримання карантинних заходів, часто були надто оптимістичними.

3. Обчислювальна складність. Глибокі нейронні мережі, такі як DNN і LSTM, потребували значних

обчислювальних ресурсів, що обмежувало їх застосування в країнах із низьким рівнем технологічного розвитку [3].

4. Інтерпретація результатів. Моделі ШІ, особливо глибокі нейронні мережі, часто сприймаються як «чорні скриньки», що ускладнює їх використання медичними експертами. Наприклад, результати DNN, використаних у США для персоналізованих прогнозів, вимагали додаткових методів інтерпретації (Explainable AI) для пояснення лікарям [9].

5. Етичні аспекти. Використання даних про мобільність населення та соціальних мереж викликає питання щодо конфіденційності та захисту особистих даних. У 2020 р. у Європі виникли дискусії щодо етичності використання Google Mobility Reports для прогнозування COVID-19 [7].

Для подолання виявлених обмежень і підвищення ефективності ШІ у прогнозуванні епідемії необхідно реалізувати такі заходи:

1. Підвищення якості даних, яке передбачає формування національних та міжнародних відкритих баз, що акумулюють стандартизовану інформацію щодо рівнів захворюваності, показників вакцинації та поведінкових детермінант. У контексті України доцільним є інтегрування даних Міністерства охорони здоров'я із системами моніторингу в реальному часі, що забезпечить більш повну та своєчасну аналітику.

2. Розвиток інтерпретованого штучного інтелекту (Explainable AI, XAI) передбачає застосування методів пояснення роботи моделей для підвищення рівня довіри медичних фахівців до прогнозів. Зокрема, підхід SHAP (SHapley Additive exPlanations) дає змогу деталізувати внесок окремих змінних у результати нейронних мереж [9].

3. Гібридні підходи в моделюванні епідемічних процесів передбачають інтеграцію алгоритмів штучного інтелекту з традиційними епідеміологічними моделями (наприклад, LSTM у поєднанні з SEIR). Така комбінація дає змогу поєднати гнучкість та здатність ШІ обробляти великі масиви різнорідних даних із простотою, інтерпретованістю та стійкістю класичних математичних моделей, що сприяє підвищенню точності довгострокових прогнозів [5].

4. Етичні стандарти. Розроблення чітких протоколів щодо використання особистих даних, щоб забезпечити конфіденційність і уникнути дискримінації [6].

5. Доступність технологій. Розроблення спрощених моделей ШІ, які можуть працювати на менш потужних обчислювальних системах, для використання в країнах із низьким рівнем доходу [6].

Застосування ШІ у прогнозуванні епідемії у 2020–2025 рр. забезпечило значні переваги, зокрема високу точність короткострокових прогнозів, раннє виявлення спалахів і підтримку

планування медичних ресурсів. Проте обмеження, пов'язані з якістю даних, людською поведінкою, обчислювальною складністю та етичними аспектами, вказують на необхідність подальшого вдосконалення методів. Інтеграція ШІ з традиційними підходами, розвиток інтерпретованих моделей і покращення доступу до даних є ключовими напрямками майбутніх досліджень.

Висновки. Застосування штучного інтелекту у прогнозуванні епідемій у період 2020–2025 рр.

стало значним кроком уперед у розвитку епідеміології, забезпечуючи нові можливості для раннього виявлення спалахів, підвищення точності прогнозів і підтримки прийняття рішень у сфері громадського здоров'я.

Перспективи подальших досліджень. Подальші дослідження мають зосередитися на встановленні пріоритетів та умов результативного застосування технологій штучного інтелекту організаціями охорони громадського здоров'я.

Список літератури

1. Butkevych M., Meniailov I., Bazilevych K., Y Parfeniuk Y., Chumachenko D. Simulation of influenza dynamics with LSTM deep learning model. *Proceedings IDDM'24: 7th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine.*, UK, Birmingham, November 14–16. 2024. Vol. 3892. P. 115–125. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3892/>
2. Wang L., Zhang Y., Wang D., Tong X., Liu T., Zhang S., Huang J., Zhang L., Chen L., Fan H., & Clarke M. Artificial Intelligence for COVID-19: A Systematic Review. *Frontiers in medicine*. 8. 2021. 704256. <https://doi.org/10.3389/fmed>
3. Zhou L., Zhao C., Liu N., Yao X., Cheng Z. Improved LSTM-based deep learning model for COVID-19 prediction using optimized approach. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2023. T. 122. P. 106157. DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106157.
4. Guo X., Xie W., Li X. Spatial-Temporal Correlation Neural Network for Long Short-Term Demand Forecasting During COVID-19. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 75573–75586. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3297143.
5. Чумаченко Д.І., Чумаченко Т.О. Імітаційне моделювання епідемічних процесів: прикладні аспекти : монографія. Харків : Панов А.М., 2023. 300 с.
6. World Health Organization. World health statistics 2021: monitoring health for the SDGs, sustainable development goals. Geneva: World Health Organization. 2021. URL: <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/342703/9789240027053-eng.pdf>
7. González-Escamilla M., Pérez-Ibave D.C., Burciaga-Flores C.H., Ortiz- Murillo V.N., Ramírez-Correa G.A., Rodríguez-Niño P., Piñeiro-Retif R., Rodríguez-Gutiérrez H.F., Alcorta-Núñez F., González-Guerrero J.F., Vidal-Gutiérrez O., Garza-Rodríguez M.L. Epidemiological Algorithm for Early Detection of COVID-19 Cases in a Mexican Oncologic Center. *Healthcare (Basel, Switzerland)*. 2022. Vol. 10, no. 3. P. 462. DOI: 10.3390/healthcare10030462.
8. Silva P.C.L., Batista P.V.C., Lima H.S., Alves M.A., Guimarães F.G., Silva R.C.P. COVID-ABS: An agent-based model of COVID-19 epidemic to simulate health and economic effects of social distancing interventions. *Chaos, solitons, and fractals*. 2020. Vol. 139. P. 110088. DOI: 10.1016/j.chaos.2020.110088.
9. Al Kuwaiti A., Nazer K., Al-Reedy A., Al-Shehri S., Al-Muhanna A., Subbarayalu A.V., Al Muhanna D., Al-Muhanna F.A. A Review of the Role of Artificial Intelligence in Healthcare. *Journal of Personalized Medicine*. 2023. Vol. 13, no. 6. P. 951. DOI: 10.3390/jpm13060951.

References

1. Butkevych, M., Meniailov, I., Bazilevych, K., Parfeniuk, Y., & Chumachenko, D. (2024). Simulation of influenza dynamics with LSTM deep learning model. In *Proceedings of the 7th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM'24)* (Vol. 3892, pp. 115–125). CEUR-WS. <https://ceur-ws.org/Vol-3892>
2. Wang, L., Zhang, Y., Wang, D., Tong, X., Liu, T., Zhang, S., Huang, J., Zhang, L., Chen, L., Fan, H., & Clarke, M. (2021). Artificial Intelligence for COVID-19: A Systematic Review. *Frontiers in medicine*, 8, 704256. <https://doi.org/10.3389/fmed>. 2021.704256
3. Zhou, L., Zhao, C., Liu, N., Yao, X., & Cheng, Z. (2023). Improved LSTM-based deep learning model for COVID-19 prediction using optimized approach. *Engineering applications of artificial intelligence*, 122, 106157. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106157>
4. Guo, X., Xie, W., & Li, X. (2023). Spatial-temporal correlation neural network for long short-term demand forecasting during COVID-19. *IEEE Access*, 11, 75573–75586. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3297143>
5. Chumachenko, D.I., & Chumachenko, T.O. (2023). Імітаційне моделювання епідемічних процесів: прикладні аспекти. Monograph. [Simulation modelling of epidemic processes: applied aspects. Monograph]. Kharkiv: FOP Panov A.M. 300 p. [in Ukrainian].
6. World Health Organization. (2021). World health statistics 2021: Monitoring health for the SDGs, sustainable development goals. Geneva: World Health Organization. <https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/342703/9789240027053-eng.pdf>
7. González-Escamilla, M., Pérez-Ibave, D.C., Burciaga-Flores, C.H., Ortiz-Murillo, V.N., Ramírez-Correa, G.A., Rodríguez-Niño, P., Piñeiro-Retif, R., Rodríguez-Gutiérrez, H.F., Alcorta-Núñez, F., González-Guerrero, J.F., Vidal-Gutiérrez, O., & Garza-Rodríguez, M.L. (2022). Epidemiological Algorithm for Early Detection of COVID-19 Cases in a Mexican Oncologic Center. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, 10(3), 462. <https://doi.org/10.3390/healthcare10030462>
8. Silva, P.C.L., Batista, P.V.C., Lima, H.S., Alves, M.A., Guimarães, F.G., & Silva, R.C.P. (2020). COVID-ABS: An agent-based model of COVID-19 epidemic to simulate health and economic effects of social distancing interventions. *Chaos, solitons, and fractals*, 139, 110088. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110088>

9. Al Kuwaiti, A., Nazer, K., Al-Reedy, A., Al-Shehri, S., Al-Muhanna, A., Subbarayalu, A. V., Al Muhanna, D., & Al-Muhanna, F. A. (2023). A Review of the Role of Artificial Intelligence in Healthcare. *Journal of personalized medicine*, 13(6), 951. <https://doi.org/10.3390/jpm13060951>

EPIDEMIC FORECASTING AS A DIRECTION OF USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PUBLIC HEALTH

V. G. Kyi-Kokarieva

Dnipro State Medical University, Dnipro, Ukraine

Purpose: analysis of modern methods of epidemic forecasting using artificial intelligence, assessment of their effectiveness and determination of development prospects.

Materials and Methods. the analysis used data from peer-reviewed articles, reports of international organizations and company cases for the period 2020–2025. The results are supplemented by a comparison with traditional methods, an assessment of ethical and technical challenges, as well as a discussion of their significance for public health.

Results. It was found that artificial intelligence methods showed high efficiency in short-term forecasts (1–4 weeks), where recurrent neural network models and long short-term memory achieved 85–90% accuracy in predicting morbidity and hospitalizations. Spatio-temporal models based on convolutional neural networks and hybrid architectures allowed to determine the risk areas of the spread of infections with an accuracy of up to 90%. At the same time, the accuracy of long-term forecasts (more than 1 month) was lower – 60–75% due to the influence of unpredictable factors, such as changes in population behavior and mutation of pathogens.

Conclusions. The use of artificial intelligence in 2020–2025 significantly increased the effectiveness of epidemiological forecasting, ensuring the accuracy of short-term models at the level of 85–90%, the possibility of early detection of outbreaks and exceeding the results of traditional approaches. The best results were demonstrated by hybrid models that combine artificial intelligence with classical epidemiological methods, ensuring a balance between accuracy and interpretation. The use of the latest models of epidemic processes allows developing effective, scientifically sound and effective strategies for preventing morbidity and controlling the spread of epidemics.

KEY WORDS: public health; artificial intelligence; epidemic forecasting; model; COVID-19.

Рукопис надійшов до редакції 27.08.2025

Рукопис прийнято до публікації 20.09.2025

Рукопис опубліковано 20.10.2025

Відомості про автора:

Кий-Кокарева Вікторія Григорівна – кандидат наук з державного управління, доцент кафедри соціальної медицини, громадського здоров'я та управління охороною здоров'я Дніпровського державного медичного університету; ORCID <https://orcid.org/0000-0002-6935-1867>.

Електронна адреса для листування: kiyvika@i.ua