

УДК 004.94

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45\(2\).276-285](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45(2).276-285)**І. М. Черевко¹, І. Т. Косович²**

¹ Чернівецький національний університет ім. Юрія Федьковича,
завідувач кафедри математичного моделювання,
доктор фізико-математичних наук
i.cherevko@chnu.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2690-2091>

² Чернівецький національний університет ім. Юрія Федьковича,
аспірант кафедри математичного моделювання
kosovych.ihor@chnu.edu.ua
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1081-1790>

**ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ SIR МОДЕЛЕЙ МЕТОДОМ
КЛІТИННИХ АВТОМАТІВ**

Для узагальненої епідеміологічної SIR моделі методом клітинних автоматів вивчається динаміка поширення інфекційних захворювань. Запропонована методика створення динамічного середовища взаємодії агентів, де можна встановлювати та коригувати параметри моделі. Проведено моделювання ряду стратегій та обмежень на параметри моделі. Отримані результати моделювання та врахування впровадження соціального дистанціювання дозволяє аналізувати різні схеми обмежувальних заходів та оцінити їх доцільність.

Ключові слова: SIR, клітинні автомати, імітаційне моделювання, навчання з підкріпленням, соціальне дистанціювання, COVID-19.

1. Вступ. Поширення інфекційних захворювань являє собою складне явище з великою кількістю непередбачуваних факторів. Створення імітаційних моделей поширення інфекцій є важливим елементом для дослідження складної динаміки захворювання. Найпоширенішими моделями розповсюдження інфекційних захворювань є SIR-модель (Susceptible-Infected-Recovered) та багаточисельні її узагальнення, які ділять популяцію на три різні групи: здорові особи, що можуть підхопити інфекцію (S); заражені, особи, що переносять хворобу (I), і ті, хто одужав і перестав розповсюджувати хворобу (R) [1–2].

В основі цих моделей є система диференціальних рівнянь, яка описує поведінку динаміки захворювання на макrorівні зберігаючи високий рівень абстрагування від реальності. При цьому не враховуються індивідуальні властивості об'єктів, оскільки процес поширення інфекції дискретний та неможливо передбачити наслідки, які активно впроваджуються.

Ще один підхід для моделювання процесів у епідеміології - є імітаційне моделювання із допомогою мультиагентного методу. Він дає змогу, задавши початкові параметрами для кожного типу об'єктів і систему правил їхньої взаємодії визначити динамічні закономірності розвитку інфекції і найважливіші властивості агентів, які сприяють зміні темпів поширення. Перевагою даного підходу є те, що враховуються індивідуальні властивості кожного об'єкту складної системи [3]. Застосування агентного моделювання забезпечує можливість експериментувати з параметрами моделі та отримати різні сценарії розвитку подій, розширюючи наше бачення про те, що може відбутися в майбутньому [4–5].

2. Огляд праць. Моделювання епідемії зазвичай виконується за допомогою компартментних моделей, які часто називають SIR моделями, розпочалося з робіт А. Г. Маккендріка та В. О. Кермака [1–2]. Подальші дослідження кількості агентів у конкретній фракції та швидкості їх зміни розглянуто в роботах [5–6].

У роботах [7–9] було здійснено моделювання SIR моделей за допомогою клітинних автоматів де було розглянуто частину карантинних обмежень, однак не досліджено повний комплекс заходів та не проаналізовано їх взаємодію.

У першій частині даної роботи ми пропонуємо спосіб моделювання коронавірусної інфекції методом клітинних автоматів, в якому реалізовано різні режими і підходи розповсюдження захворювання та здійснено аналіз і порівняння ефективності запроваджених обмежень. Друга частина роботи присвячена аналізу ефективності впровадження соціального дистанціювання на основі технології навчання з підкріпленням Reinforcement learning.

3. Імітаційне моделювання SIR моделей. У найпростіших SIR моделях здійснюються базові припущення, наприклад, що кожен має однакові шанси підхопити вірус від інфікованої людини, оскільки популяція ідеально і рівномірно змішана, і що всі люди з хворобою однаково заразні, поки не помруть або не одужають. Більш просунуті моделі, які роблять кількісні прогнози, необхідні під час нової пандемії, поділяють людей на менші групи — за віком, статтю тощо.

Особливий інтерес становлять клітинні автомати, що моделюють рух індивідів. Клітинні автомати можуть подолати недоліки підходу з використанням диференціальних рівнянь і розглядаються як ефективний альтернативний метод для моделювання поширення епідемії.

У класичній SIR моделі є набір агентів, які рухаються в популяції. У нашій симуляції ми розглядаємо набір агентів, які рухаються у просторі, і тим самим імітують життя в місті. Кожен агент може належати до однієї з трьох категорій залежно від свого стану: S (susceptible) — здоровий і сприйнятливий до хвороби, I (infected) — інфікований, який може заразити інших, R (recovered) — видужав або не сприйнятливий. Агенти поступово переходять між цими станами в процесі моделювання: $S \rightarrow I \rightarrow R$.

Для моделювання необхідно ініціалізувати параметри моделі [10]:

- загальна кількість агентів (N);
- відстань при якій є ймовірність заразитися (d);
- тривалість моделювання (t);
- інфіковані агенти на першій ітерації (n_inf);
- позиція агента (x, y);
- швидкість агента (v) та вектор руху (k);
- радіус зараження (r);
- інфікованість агента (inf);
- вакцинованість агента (vac);
- чи носить агент маску ($mask$);
- чи агент знаходиться на самоізоляції ($isol$).

Якщо неінфікований агент потрапляє у радіус зараження інфікованого, відбувається оцінка ймовірності інфікування. Якщо агент сприйнятливий (статус S), то з певною ймовірністю він може заразитися та змінити свій статус на

І. Значення ймовірності інфікування визначається випадковим числом z з інтервалу $[0, 1]$. Якщо $z < p$, де p — ймовірність зараження, агент інфікується. Важливо враховувати різні фактори, що впливають на ймовірність інфікування, наприклад, наявність маски чи вакцини у агента. Наявність маски може значно знизити ймовірність зараження, оскільки вона обмежує передачу вірусу від інфікованого до сприйнятливої агента. Вакцинація також відіграє певну роль, оскільки вакциновані агенти мають знижений ризик зараження або можуть мати легший перебіг хвороби. Такі деталі дозволяють врахувати складну динаміку поширення вірусу і допомагають моделювати реальні сценарії епідемії.

Після завершення часу інфікування агент або одужує (статус змінюється на R), або помирає. Рішення про те, чи агент помирає, залежить від рівня летальності D : генерується випадкове число з інтервалу $[0, 1]$, і якщо це число більше за D , агент виживає і переходить до статусу R , інакше він помирає і видаляється з процесу моделювання.

Симуляція триває до моменту, поки всі інфіковані агенти не вилікуються або не помруть.

Моделювання обмежувальних заходів.

Ізоляція: створюються умови, за яких хворий агент не може заразити інших. Це можна реалізувати або через додатковий статус з перевіркою на кожному кроці ітерації, або шляхом створення окремої зони (ізолятор або домашній карантин), де знаходяться інфіковані агенти і взаємодіють лише між собою. Після одужання агент повертається до основної області моделювання. У реальному житті виявити та ізолювати всіх інфікованих складно через інкубаційний період та можливість безсимптомного перебігу хвороби.

Масковий режим: зменшується ризик зараження, обмежуючи передачу вірусу через дихальні шляхи або контакт з забрудненими поверхнями. У моделюванні цей ефект враховується через зниження ймовірності зараження на константу $Q_{mask} = 0.6$. Таким чином, ймовірність зараження модифікується наступним чином: $z < pQ_{mask}$, де z — випадкова величина з інтервалу $[0, 1]$.

Вакцинація: не гарантується повного уникнення зараження, але значно знижується його ймовірність. Крім того, вакциновані агенти частіше переносять захворювання у легкій формі. У моделі це враховується через зменшення ризику зараження на константу $Q_{vaccination} = 0.4$. Ймовірність зараження розраховується як: $z < pQ_{vaccination}$, де z — випадкова величина з інтервалу $[0, 1]$.

Моделювання триває до моменту, поки всі інфіковані агенти не одужають. Це дозволяє моделювати різні сценарії під час однієї симуляції. Для аналізу сценаріїв можливе збереження стану системи в будь-який момент часу, що дозволяє продовжити моделювання з цього моменту для різних умов.

Вихідні дані моделі включають динаміку загальної кількості інфікованих, одужаних та померлих агентів. Запропонована модель дозволяє легко розрахувати ці показники шляхом підсумовування станів агентів.

На Рис. 1 зображені різні сценарії моделювання.

Моделювання 1: Враховано лише масковий режим. Кількість інфікованих агентів швидко зростає, створюючи критичне навантаження на медичну систему. Пік захворюваності є найвищим серед усіх сценаріїв, що свідчить про недостатню ефективність маскового режиму без додаткових заходів.

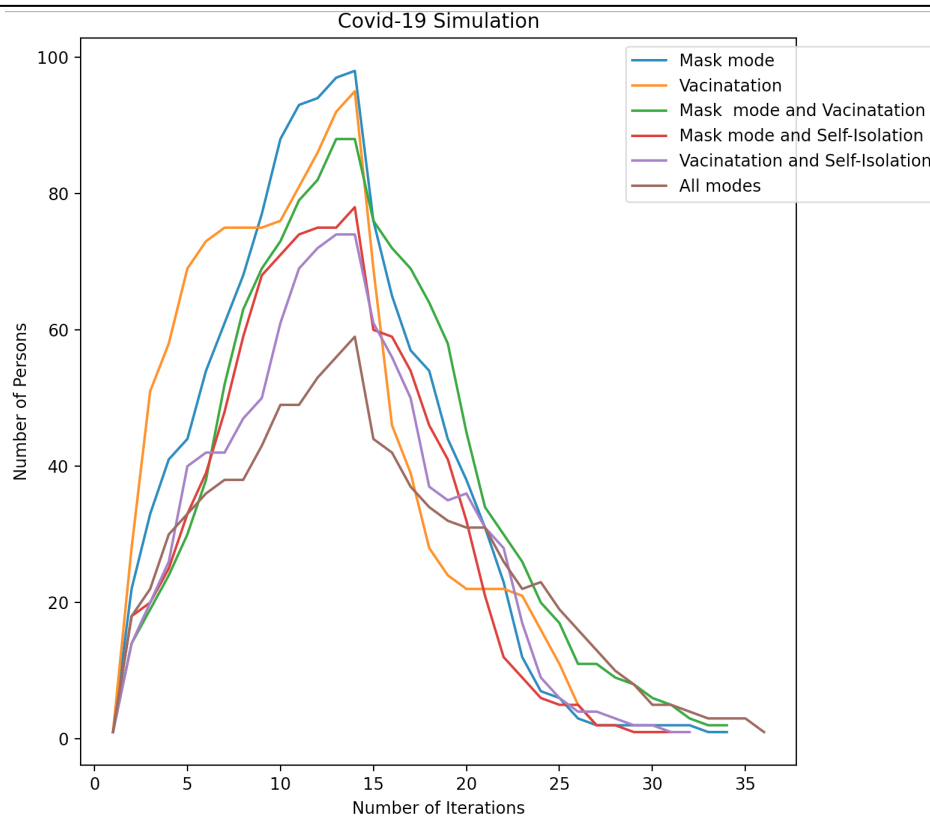


Рис. 1. Динаміка кількості інфікованих агентів при різних сценаріях.

Моделювання 2: Враховано лише вакцинацію. Також спостерігається високий пік інфікування, що призводить до значного навантаження на медичну систему. Лише вакцинація без інших обмежень виявляється неефективною у запобіганні стрімкому зростанню кількості хворих.

Моделювання 3: Комбінація маскового режиму та вакцинації. Хоча пік захворюваності залишається високим, спостерігається швидкий спад кількості інфікованих завдяки набуттю імунітету через вакцинацію. Це допомагає поступово зменшити навантаження на медичну систему, але ситуація все ще залишається критичною.

Моделювання 4: Самоізоляція у разі хвороби та масковий режим. Пік захворюваності стає меншим, а розвиток хвороби проходить більш плавно. Запровадження самоізоляції значно зменшує навантаження на медичну систему та дозволяє уникнути критичних ситуацій з переповненням лікарень.

Моделювання 5: Самоізоляція та вакцинація. Пік захворюваності значно знижується порівняно з попередніми сценаріями, розвиток хвороби проходить більш контрольовано. Ця комбінація заходів дозволяє уникнути переповнення медичної системи та є більш ефективною для стримування епідемії.

Моделювання 6 (основне): Враховано всі обмежуючі фактори — масковий режим, самоізоляцію, вакцинацію та період одужання. Сценарій показує найкращі результати з найменшим піком захворюваності та плавним розвитком хвороби. Пік епідемії зміщується в часі, що дозволяє медичній системі краще підготуватися та ефективно реагувати на зростання кількості випадків.

Комплексне запровадження всіх заходів є найбільш ефективним у стримуванні пандемії.

Результати моделювання показують, що найкращий результат досягається за умови застосування комбінації маскового режиму, вакцинації та самоізоляції (Моделювання 6). Це дозволяє розтягнути епідемічний процес у часі, уникнути критичного навантаження на медичну систему та забезпечити ефективне стримування пандемії.

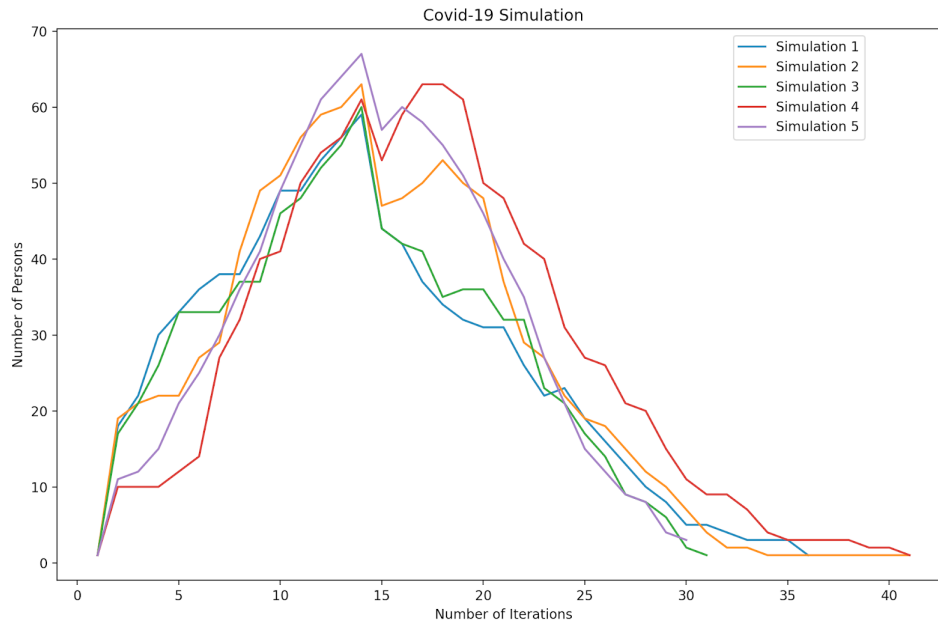


Рис. 2. Різні симуляції кількості інфікованих агентів основної моделі.

На рис. 2 показано п'ять різних симуляцій основної моделі для демонстрації її стійкості. Ми демонструємо, що попередні графіки не є випадковими, а різні симуляції на часовому проміжку мають схожі результати.

На осі x зображені ітерації моделі, а на осі y — кількість інфікованих агентів. З Рис. 2 видно, що основній моделі вдалося знизити пік захворюваності. Попередні симуляції мали пік із 80–100 інфікованими на одній ітерації, тоді як основна модель продемонструвала максимум 67 інфікованих. Середнє значення всіх симуляцій склало 62 особи як пік на ітераціях. В умовах перевантаження медичної системи це є значним досягненням. Також спостерігається покращення в часовому аспекті — розвиток хвороби проходить плавніше та повільніше порівняно з іншими симуляціями. Середня кількість ітерацій усіх основних симуляцій становила 36, що свідчить про ефективність параметрів основної моделі.

Аналіз пікових значень поширення інфекції. У процесі моделювання динаміки епідемії було проаналізовано пікові значення поширення інфекції та особливості динаміки інфекційних хвиль. Оцінка проведена за такими критеріями: максимальне та мінімальне значення піку, середнє значення піку, а також ітерації, на яких спостерігалися максимальні значення. Відхилення результатів наводиться у відсотках, що дає змогу оцінити варіативність моделі при різних параметрах.

Максимальне значення піку (в особах): Дослідження показало, що найбільша кількість інфікованих осіб у піковий момент склала 67 ± 2 з відхиленням $\pm 2.98\%$. Це значення відповідає найбільшій кількості інфікованих на етапі розгортання епідемії.

Мінімальне значення піку (в особах): Найменше значення піку склало 59 ± 2 , що відповідає відхиленню $\pm 3.38\%$. Це свідчить про мінімальну кількість інфікованих осіб під час пікового навантаження системи.

Середнє значення піку (в особах): Середнє значення піку за період моделювання склало 62.4 ± 6 , при цьому відхилення становило $\pm 9.61\%$. Це вказує на стабільність моделі в контексті середніх значень пікового навантаження.

Максимальна ітерація з найбільшим значенням: Максимум інфікованих осіб спостерігався на ітерації 16 ± 1 , з відхиленням $\pm 6.25\%$. Це дає уявлення про час, коли епідемія досягає свого піку.

Мінімальна ітерація з максимальним значенням: Перший пік інфікованих осіб спостерігався на ітерації 13 ± 1 , з відхиленням $\pm 7,69\%$. Це вказує на початкову фазу розгортання епідемії.

Середня ітерація з максимальним значенням: Середня ітерація, на якій спостерігалось максимальне значення, становить 13.6 ± 5 , з відхиленням $\pm 29.4\%$. Це свідчить про те, що пікові значення можуть виникати в різний час в залежності від параметрів моделі.

4. Дослідження соціального дистанціювання за допомогою навчання з підкріпленням. Моделювання поширення вірусу за допомогою навчання з підкріпленням (RL) є складним завданням через велику кількість невизначеностей і нестабільностей [11].

Основні кроки для моделювання поширення вірусу за допомогою RL [12]:

- 1. Визначення динамічного середовища:** необхідно створити середовище, у якому агенти будуть взаємодіяти між собою. Це може бути мережа зв'язків між людьми або географічна карта з визначеними місцями зустрічей.
- 2. Визначення агентів:** агенти можуть бути людьми з різними характеристиками (вік, стать, стан здоров'я тощо);
- 3. Визначення цілей агентів:** метою кожного агента може бути мінімізація ризику інфікування або максимізація користі від взаємодії з іншими агентами;
- 4. Визначення винагород:** необхідно визначити винагороди для кожного агента, що відобразатимуть наближення до досягнення їхньої мети. Винагорода може нараховуватися за кожну взаємодію з іншим агентом або за певний період часу.

Середовище. Під час моделювання динаміки популяції в умовах пандемії ми визначаємо стан населення SIRD (сприйнятливі, інфіковані, одужалі, померлі) на певний день. Ця інформація про стан є важливою як для симуляції, так і для середовища RL. Вона включає частки сприйнятливих осіб (S), загальну кількість інфікованих (I), одужалих (R) та померлих (D) серед усього населення. Ці параметри передаються до довільного симулятора динамічних систем у середовищі WhyNot, яке далі інтегрує його в середовище Gym для RL:

- Динамічна система (`simulate_fn`);
- Конфігурація (`config`);

- Початковий стан для запуску симулятора (`initial_state`);
- Визначений простір дій для учня (`action_space`);
- Визначений простір спостереження (`observation_space`);
- Перетворення числових дій у втручання симулятора (`intervention_fn`);
- Визначена функція винагороди (`reward_fn`).

Симуляція починається з початкового стану і змінює стан за допомогою параметрів (`p`), взятих з конфігураційного кортежу:

- `start_time` — початок симуляції;
- `end_time` — кінець симуляції (кількість ітерацій);
- `delta_t` — частота перерахунку параметрів симулятора;
- `sigma` — ймовірність переходу від сприйнятливих до інфікованих;
- `mu_i` — ймовірність переходу від інфікованих до одужалих;
- `tau_i` — ймовірність переходу від інфікованих до смерті.

Процес моделювання пандемії з використанням моделі SIRD включає взаємодію агента RL із стимуляцією для оптимізації політики соціального дистанціювання. На початку епізоду симуляції середовище RL ініціалізується розподілом населення за станом здоров'я, що забезпечує початковий контекст для прийняття рішень агентом RL. Агент, керуючись своєю політикою, оцінює поточний стан і визначає рівень соціального дистанціювання, який представлений дискретними діями від 0% до 100%. Обрана дія коригує параметри, такі як рівень передачі в моделі SIRD, і симуляція продовжується на певну кількість днів для моделювання ефекту втручання. Після застосування дії модель SIRD оновлює стан здоров'я популяції, враховуючи динаміку захворювання та вплив заходів соціального дистанціювання. Після цього обчислюється винагорода, яка оцінює ефективність втручання з урахуванням впливу на здоров'я (наприклад, зниження смертності та кількості інфекцій).

Функція винагороди. Функція винагороди є важливою для спрямування поведінки агента, надаючи зворотний зв'язок про те, чи є зміни стану позитивними або негативними. У нашому дослідженні функція винагороди показує дії, що призводять до позитивних результатів, таких як зменшення кількості інфікованих осіб, і карає за дії, що погіршують ситуацію. Враховуючи як позитивні, так і негативні наслідки дій, функція винагороди допомагає агенту RL обирати дії, що мінімізують загальний вплив COVID-19.

Функція винагороди формулюється наступним чином:

$$R(t) = 100S(t) - 100I(t) - 1000D(t),$$

де:

- $R(t)$ — винагорода в момент часу t ;
- $S(t)$ — кількість сприйнятливих осіб в момент часу t ;
- $I(t)$ — кількість інфікованих осіб в момент часу t ;
- $D(t)$ — кількість смертей в момент часу t .

Ця функція винагороди стимулює політику, яка ефективно зменшує кількість інфікованих і померлих.

У даному підході ми розглянули різні політики для кривих захворюваності, щоб оцінити їхню ефективність та виявити умови, за яких фактор дистанціювання дає найбільшу винагороду Рис. 3.

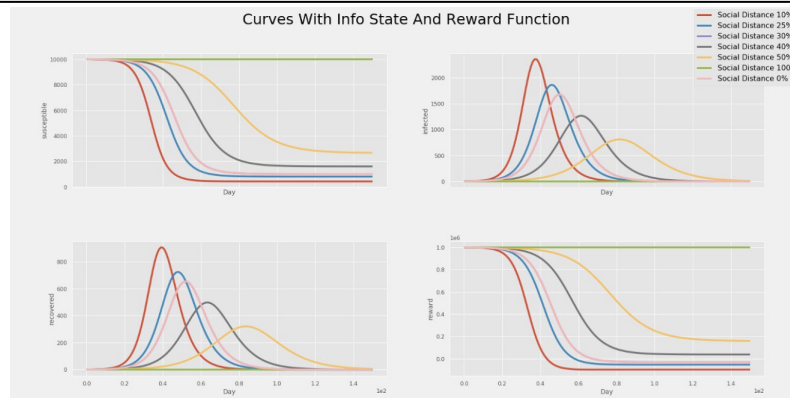


Рис. 3. Графіки із різними станами і результатами функції винагороду.

Найкращий варіант — 100% соціальне дистанціювання, що забезпечує відсутність інфікованих, але є нереалістичним через економічні наслідки. Зниження дистанціювання до 50% зберігає високу ефективність, зменшуючи кількість інфікованих і підтримуючи економічну стабільність.

Помірні обмеження (30–40%) виявилися найбільш збалансованими, оскільки вони дозволяють знизити кількість інфікованих без значного впливу на економіку та спосіб життя. Такий підхід забезпечує баланс між запровадженням обмежень і контролем над зростанням захворюваності.

Відсутність соціального дистанціювання (0%), тобто відсутність будь-яких обмежень, є найгіршим варіантом з найвищим піком інфікування та мінімальною винагородою.

5. Висновки та перспективи подальших досліджень. У цьому дослідженні розглянуто два підходи до моделювання поширення інфекцій: SIR моделі та навчання з підкріпленням. SIR моделі є корисними для загального аналізу динаміки захворюваності та враховують ключові особливості взаємодії між групами населення, що дозволяє оцінити ефективність різних заходів на макрорівні.

Моделювання з RL надає можливість адаптивного реагування на зміни в епідемії, що дозволяє агентам навчатися та приймати рішення, спрямовані на зменшення поширення інфекції. Запропонована модель включає аспекти соціальної динаміки через прості правила, засновані на статистичних принципах. Найкращі результати досягнуто при 30–40% соціального дистанціювання, що забезпечує баланс між контролем епідемії та економічною стабільністю.

Комбінація SIR моделей з RL підходом забезпечує комплексний підхід до моделювання епідемій, що дозволяє ефективніше планувати заходи боротьби з інфекційними захворюваннями.

Список використаної літератури

1. Vacaër N. McKendrick and Kermack on epidemic modelling (1926–1927). *A Short History of Mathematical Population Dynamics*. Springer : London, 2011. pp. 89–96. DOI: https://doi.org/10.1007/978-0-85729-115-8_16
2. Satsuma J., Willox R., Ramani A., Grammaticos B., Carstea A. Extending the SIR epidemic model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*. 2004. Vol. 336, No. 3–4. P. 369–375. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.physa.2003.12.035>
3. Чумаченко Д. І., Чумаченко Т. О. Математичні моделі та методи прогнозуван-

- ня епідемічних процесів: монографія. Харків : ТОВ "Планета-Прінт 2020. 180 с. <https://dx.doi.org/10.25313/978-617-7751-88-4>
4. Currie C. M., Fowler J. W., Kotiadis K., Monks T., Onggo B. S., Robertson D. A., Tako A. A. How simulation modelling can help reduce the impact of COVID-19. *Journal of Simulation*. 2020. Vol. 14, No. 2. P. 83–97. DOI: <https://doi.org/10.1080/17477778.2020.1751570>
 5. Чумаченко Д. І., Чумаченко Т. О. Імітаційне моделювання епідемічних процесів: прикладні аспекти: монографія. Харків : ФОП Панов А. М., 2023. 300 с. DOI: <https://doi.org/10.30837/SMEP.2023>
 6. Rabajante J. F. Insights from early mathematical models of 2019-nCoV acute respiratory disease (COVID-19) dynamics. COVID-19 e-print, 2020. DOI: <https://dx.doi.org/10.48550/arXiv.2002.05296>
 7. Hu Z., Ge Q., Jin L., Xiong M. Artificial Intelligence Forecasting of Covid-19 in China. COVID-19 e-print, 2020. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.07112>
 8. Anastassopoulou C., Russo L., Tsakris A., Siettos C. Data-based analysis, modelling and forecasting of the COVID-19 outbreak. *PLoS ONE* 15. 2020. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0230405>
 9. Jithesh P. K. A model based on cellular automata for investigating the impact of lockdown, migration and vaccination on COVID-19 dynamics. *Comput. Methods Programs Biomed.* 2021. Vol. 211, No. 1. P. 1–10. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106402>
 10. Косович І. Імітація поширення COVID-19 методом клітинних автоматів. *Матеріали міжнародної наукової конференції «Прикладна математика та інформаційні технології», присвяченої 60-річчю кафедри прикладної математики та інформаційних технологій : Збірник матеріалів міжнародної наукової конференції «Прикладна математика та інформаційні технології». 22–24 вересня 2022 р. Чернівці : Чернівецький нац. ун-т, 2022. С. 176–178. URL: <http://www.amit60.fmi.org.ua/files/AMIT2022-Materials.pdf> (дата звернення:).*
 11. Zong K., Luo C. Reinforcement learning based framework for COVID-19 resource allocation. *Computers & Industrial Engineering, Elsevier*. 2022. Vol. 167. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.107960>
 12. Kosovych I., Cherevko I., Shchur T., Shkilniuk D. Computer Modeling of the Dynamics of Epidemiological Processes. 14th International Conference on Advanced Computer Information Technologies : ACIT'2024. Ceske Budejovice : Czech Republic, 19–21 September 2024. P. 32–35.

Cherevko I. M., Kosovych I. T. Simulation Modeling of SIR Models Using Cellular Automata.

For a generalized epidemiological SIR model using cellular automata, the dynamics of infectious disease spread are studied. The proposed method involves creating a dynamic environment for agent interaction, where model parameters can be set and adjusted. A number of strategies and constraints on model parameters were simulated. The results obtained, along with the consideration of social distancing measures, allow for the analysis of different restrictive schemes and evaluation of their effectiveness.

Keywords: SIR, cellular automata, simulation modeling, reinforcement learning, social distancing, COVID-19.

References

1. Vacaër, N. (2011). *McKendrick and Kermack on epidemic modelling (1926–1927)*. A Short History of Mathematical Population Dynamics, Springer: London. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-115-8_16
2. Satsuma, J., Willox, R., Ramani, A., Grammaticos, B., & Carstea, A. (2020). Extending the SIR epidemic model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 336(3), 369–375. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2003.12.035>
3. Chumachenko, D. I., & Chumachenko, T. O. (2020). *Mathematical Models and Methods for Predicting Epidemic Processes: Monograph*. Kharkiv: Planet-Print LLC. <https://dx.doi.org/10.25313/978-617-7751-88-4> [in Ukrainian].

4. Currie, C. M., Fowler, J. W., Kotiadis, K., Monks, T., Onggo, B. S., Robertson, D. A., & Tako, A. A. (2020). How simulation modelling can help reduce the impact of COVID-19. *Journal of Simulation*, 14(2), 83–97. <https://doi.org/10.1080/17477778.2020.1751570>
5. Chumachenko, D. I., & Chumachenko, T. O. (2023). *Simulation Modeling of Epidemic Processes: Applied Aspects: Monograph*. Kharkiv: Panov, A. M. <https://doi.org/10.30837/SMEP.2023> [in Ukrainian].
6. Rabajante, J. F. (2020). Insights from early mathematical models of 2019-nCoV acute respiratory disease (COVID-19) dynamics. COVID-19 e-print. <https://dx.doi.org/10.48550/arXiv.2002.05296>
7. Hu, Z., Ge, Q., Jin, L., & Xiong, M. (2020). Artificial Intelligence Forecasting of Covid-19 in China. COVID-19 e-print. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.07112>
8. Anastassopoulou, C., Russo, L., Tsakris, A. & Siettos, C. (2020). Data-based analysis, modelling and forecasting of the COVID-19 outbreak. *PLoS ONE* 15. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0230405>
9. Jithesh, P. K. (2021). A model based on cellular automata for investigating the impact of lockdown, migration and vaccination on COVID-19 dynamics. *Comput. Methods Programs Biomed.*, 211(1), 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106402>
10. Kosovych, I. (September 22–24, 2022). Simulation of COVID-19 Spread Using Cellular Automata. *Materials of International Scientific Conference, dedicated to the 60th anniversary of the Department of Applied Mathematics and Information Technology*. Collection of materials of the international scientific conference "Applied Mathematics and Information Technologies". Chernivtsi: Chernivtsi National University. Retrieved from <http://www.amit60.fmi.org.ua/files/AMIT2022-Materials.pdf>
11. Zong, K., & Luo, C. (2022). Reinforcement learning based framework for COVID-19 resource allocation. *Computers & Industrial Engineering, Elsevier*, 167. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.107960>
12. Kosovych, I., Cherevko, I., Shchur, T., & Shkilniuk, D. (19–21 September 2024). Computer Modeling of the Dynamics of Epidemiological Processes. *14th International Conference on Advanced Computer Information Technologies*. ACIT'2024. Ceske Budejovice: Czech Republic.

Одержано 03.11.2024