

# Ефективність стратегій в боротьбі з епідемією

<https://doi.org/10.31713/MCIT.2023.036>

Ігор Косович

Чернівецький національний університет  
імені Юрія Федьковича  
м. Чернівці, Україна  
[kosovych.ihor@chnu.edu.ua](mailto:kosovych.ihor@chnu.edu.ua)

*Анотація*—У роботі розглядається вплив пандемії COVID-19 на суспільство та роль математичного моделювання для аналізу поширення інфекційних хвороб. Вивчено різні стратегії для боротьби з епідемією, включаючи соціальне дистанціювання, локдаун та медичне лікування за допомогою методів навчання з підкріпленням та нейронних мереж. Результати дослідження показують, що стратегії з обмеженнями та лікуванням можуть ефективно зменшити поширення інфекції, що є важливим для боротьби з пандемією.

**Ключові слова**—COVID-19, математичне моделювання, навчання з підкріпленням, нейронні мережі.

## I. ВСТУП

З кінця 2019 року, із появою COVID-19, світ кардинально змінився в багатьох аспектах: пандемія вплинула на різні складові повсякденного життя, а саме на економіку, освітній процес, систему охорони здоров'я та на суспільство. Швидка глобалізація, постійні подорожі та постійна інтеракція між людьми в багатьох сферах призводять до того, що захворювання можуть поширюватися з величезною швидкістю.

Через те, що процес передачі інфекційних хвороб не може бути вивчений експериментально, то математичні інструменти, безумовно, забезпечують чудову альтернативу дослідження механізму їх поширення для ефективного контролю засобами математичного моделювання.

## II. ОГЛЯД ПРАЦЬ

Для моделювання інфекційних захворювань найпоширеніший спосіб є класичні SIR-моделі [1]. Недоліками даного підходу є складність належним чином змоделювати індивідуальну поведінку агента. Для того, щоб виправити ці прогалини розглядають моделювання із використанням методу клітинних автоматів. Головним аспектом у даному підході є застосування локалізації, яка дозволяє враховувати імовірність контакту між інфікованими агентами. У роботі [2] розглянуто сценарії моделювання з карантинними обмеженнями. Найкращу ситуацію показує моделювання з різними комбінаціями: самоізоляцією, масковий режим і вакцинація. Тут не має стрімкого піку кількості інфікованих агентів, можна розвантажити медичну систему без критичності з переповненістю.

У даній роботі застосовується метод “Multi-agent reinforcement learning” для моделювання взаємодії поширення вірусу в динамічному середовищі [3].

Без жодних витрат на впровадження соціального дистанціювання найкращим варіантом є виконання 100% соціального дистанціювання. Кількість інфікованих дорівнює 0 і неможлива передача вірусу. Варіант нереальний, тому що відсутня будь-яка взаємодія в суспільстві.

При скороченні дистанціювання до 50% крива не має високого піку і є досить згладженою.

Для більш практичної поліси потрібно розглядати 10%, 25%, 30% соціального дистанціювання. Це значно згладжує криву та дає можливість зменшити кількість інфікованих і не сильно впливати на доковідне життя.

## III. МЕТОДИ

### A. Модель

Основна мета навчання з підкріпленням є навчити агента, що приймає рішення, максимізувати нагороду (у цьому випадку, мінімізувати кількість випадків захворювання) незважаючи на невизначеність щодо середовища. У кожний момент часу  $t$ , агент має комбінацію станів  $a_t$ , стан  $s_t$  і нагороду  $r_t$ . Після взаємодії із середовищем у кожний момент часу  $t$  агент отримує винагороду за стан  $r_t$  від середовища, а потім вибирає дію  $a_t$ . Середовище бачить дію агента  $a_t$  і переходить до наступного стану  $s_t$  і, нарешті, агент отримує наступну винагороду  $r_{t+1}$  від середовища. Таким чином, агент навчання з підкріпленням намагається максимізувати кумулятивну винагороду за допомогою зворотнього зв'язку (винагороди), отриманого після виконання дії.

### B. Стан і винагорода

Ми визначили наступний простір дій/станів: ніяких обмежень, локдаун + карантин, локдаун + лікування.

Стратегія ніяких обмежень, означає, що агенти живуть своїм життям без накладання додаткових обмежень у часові періоди, коли не має великої кількості інфікованих.

Стратегія локдаун + карантин передбачає введення обмежень на рух та контакти людей у випадку, коли є інфіковані агенти. При введенні цієї стратегії агент намагається зменшити поширення вірусу, без отримання жодного лікування. Якщо вже пройшов певний час (у коді вказано

"recovery\_period"), то деякі люди можуть одужувати від самої хвороби, і кількість випадків зменшується на кількість тих, що одужали.

Стратегія локдаун + лікування також передбачає введення обмежень (локдауну) для зменшення поширення вірусу, але додатково передбачає лікування. Вона застосовується коли є інфіковані агенти. Агент намагається контролювати поширення вірусу через локдаун і, крім того, намагається лікувати хворих. Якщо особа хворіє, їй надається певна кількість лікування, і це може призвести до одужання частини хворих.

Отже, різниця між двома стратегіями полягає в тому, що "локдаун + лікування" включає в себе лікування, що може призводити до більш значного зменшення кількості випадків COVID-19 в порівнянні з "локдаун + карантин," де лікування відсутнє, і кількість випадків зменшується лише через обмеження контактів.

Винагорода була розроблена так, щоб покарати прискорене зростання випадків інфекції і смерть.

Тому вона обчислювалась, як максимальне значення кількості агентів, що одужали за ітерацію.

### C. Архітектура моделі

У цьому дослідженні наш агент був навчений на основі Deep Q-Network (DQN), яка є варіантом Deep Q-Network серед глибоких алгоритмів RL, для прийняття рішень у симуляції епідемії, де агент навчається вибирати дії, щоб максимізувати нагороду (у н випадку, мінімізувати кількість випадків захворювання).

Модель є послідовною нейронною мережею (Sequential) з кількома шарами Dense (Рис. 1).

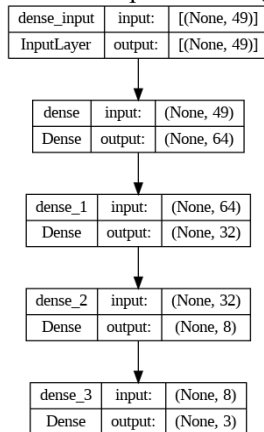


Рисунок 1. Архітектура нейронної мережі

Функції активації для шарів - ReLU (Rectified Linear Unit) для всіх, крім останнього, який має функцію активації "linear".

Модель компілюється з функцією втрати "mse" (Mean Squared Error) і оптимізатором Adam.

### IV. РЕЗУЛЬТАТИ

У цьому розділі ми розглянемо результати нашого дослідження, які представлені на рисунках. Детальний аналіз цих даних дозволить нам зробити важливі висновки щодо ефективності різних стратегій в боротьбі з епідемією.

Рисунок 2 показує частоту дій "Lockdown/Quarantine" та "Lockdown + Cure" в порівнянні з "Sit". це може означати, що стратегії зі збільшеними обмеженнями та лікуванням мають

важливу роль у зменшенні епідемії. Популярність цих стратегій може свідчити про їх ефективність.

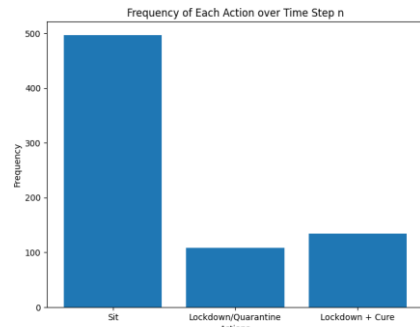


Рисунок 2. Частота застосування кожного стану

Режим "Lockdown/Quarantine" відображає підвищення кількості випадків інфікованих. Можна зрозуміти, що цей режим сприяє загальній тенденції до збільшення захворюваності.

В той час режим "Lockdown + Cure" демонструє досить вражаюче зниження кількості випадків захворювання, що вказує на успішну боротьбу з епідемією. Це послаблення епідемії може бути результатом введення обмежень і одночасного лікування хворих.

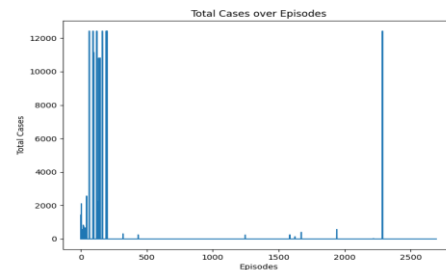


Рисунок 3. Загальна кількість випадків епідемії всіх ітерацій

Рис. 3 показує загальну кількість випадків епідемії, де лінія знижується з плином часу. Це свідчить про успішну стратегію контролю епідемії. Якщо крива падає різко і стає практично горизонтальною, це означає досягнення "плато" з мінімальною кількістю випадків.

Аналіз числових значень показує, що кількість випадків зростає досить повільно в перші дні і значно прискорюється під час режиму "Lockdown/Quarantine". Після цього режиму кількість випадків знову спадає швидше.

Загалом, можна сказати, що введення режиму "Lockdown + Cure" сприяє зниженню розповсюдження епідемії та зменшенню кількості випадків.

### ЛІТЕРАТУРА

- [1] N. Bacaër, "McKendrick and Kermack on epidemic modelling (1926–1927)," A Short History of Mathematical Population Dynamics, London: Springer, 2011, pp. 89–96.
- [2] I. Kosovych, I. Cherevko, Y. Vyklyuk, and D. Nevinskyi, "Simulation of Various Distribution Restrictions of COVID-19 using Cellular Automata," 12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), September 26–28, 2022), Spišská Kapitula, Slovakia, pp. 58–61.
- [3] Косович І. Моделювання навчання з підкріпленням для соціального дистанціювання під час COVID-19. Міжнар. наук. конф. «Сучасні проблеми механіки та математики – 2023» (23–25 травня 2023 р., Львів, Україна), 2023. С. 253–254.