

Хмельницький національний університет  
Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем  
Кафедра телекомунікацій, медійних та інтелектуальних технологій

## ДИПЛОМНА РОБОТА МАГІСТРА

МУЛЬТИАГЕНТНА МОДЕЛЬ ЕПІДЕМІЧНОГО ПРОЦЕСУ

Назва теми

Галузь знань 11 - Математика та статистика

Спеціальність 113 - Прикладна математика

Шифр ДРПМ.19/101.01.06.00

Виконав:  
студент 2 курсу, група ПМм-19-1

  
Підпис

Д.В. Гладисчук

Ініціали, прізвище

Керівник:  
канд.техн.наук, доцент

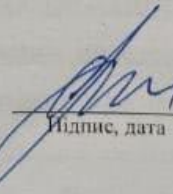
  
Підпис, дата

І.В. Драч

Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри ТМІТ д-р.техн.наук, доцент

  
Підпис, дата

С.К. Підченко

Ініціали, прізвище

10 12 2020 р.

Хмельницький 2020

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ПРОГРАМУВАННЯ ТА КОМП'ЮТЕРНИХ І ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Кафедра ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ, МЕДІЙНИХ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Освітній рівень МАГІСТР

Галузь знань 11 МАТЕМАТИКА ТА СТАТИСТИКА

Спеціальність 113 ПРИКЛАДНА МАТЕМАТИКА

Освітня програма ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА ПРОГРАМА ПІДГОТОВКИ МАГІСТРА

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри ТМІТ

Підченко С.К.

“ 03 ” 09 2020 р.

## ЗАВДАННЯ НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ (РОБОТУ)

Гладищуку Дмитру Володимировичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Мультиагентна модель епідемічного процесу

Керівник проекту (роботи) Драч Ілона Володимирівна, к.т.н, доцент

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 01.09.2020 р. № 118

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.12.2020 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи). Наукові джерела з питань математичного моделювання епідемічних процесів, статистичні матеріали розвитку поширення захворюваності на nCov - 2019 в Хмельницькій області.

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити). Виконати аналіз існуючих підходів і методів моделювання процесів динаміки поширення захворювань в суспільстві; побудувати мультиагентну модель, що включає базу знань, комунікації, які забезпечуватимуть взаємозв'язок, взаємодію об'єктів системи і логічну взаємодію агентів; визначити механізм перевірки адекватності побудованої моделі; за допомогою розроблених моделей і методів розв'язати практичне завдання: спрогнозувати частку населення, що підлягатиме обов'язковій вакцинації, для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov.

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень)

## 6. Консультанти розділів дипломного проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1			
2			
3			

7. Дата видачі завдання « 03 » вересня 2020 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

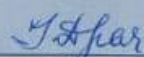
№	Назва етапів (розділів) дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Затвердження теми науковим керівником	01.09.2020 – 02.09.2020	Виконано
2	Аналіз основних етапів і проблем розробки математичних моделей поширення епідемії	03.09.2020 – 08.09.2020	Виконано
3	Розробка 1 розділу написання ДРМ	09.09.2020 – 20.09.2020	Виконано
4	Аналіз проблем моделювання епідемічних процесів методами імітаційного агентного моделювання	21.09.2020 – 27.09.2020	Виконано
5	Розробка 2 розділу написання ДРМ	28.09.2020 – 7.10.2020	Виконано
6	Визначення прогнозної частки населення для проведення превентивних заходів для запобігання поширенню захворюваності на nCov	08.10.2020 – 13.10.2020	Виконано
7	Розробка 3 розділу написання ДРМ	14.10.2020 – 05.11.2020	Виконано
8	Написання вступу, висновків, формування переліку джерел посилання та додатків	06.11.2020 – 08.11.2020	Виконано
9	Попередній захист дипломної роботи	09.11.2020 – 10.11.2020	Виконано
10	Подача роботи на: кафедру, антиплагіат, рецензування, нормоконтроль	12.11.2020 – 3.12.2020	Виконано
11	Захист дипломної роботи	4.12.2020 – 15.12.2020	Виконано

Студент

  
 Підпис

Д. В. Гладисчук

Керівник проекту (роботи)

  
 Підпис

І. В. Драч

## АНОТАЦІЯ

Тема дипломної роботи: Мультиагентна модель епідемічного процесу.  
Автор роботи: Гладищук Дмитро Володимирович  
Керівник роботи: Драч Ілона Володимирівна.  
Загальний обсяг роботи: 87 сторінок, 1 додаток, 49 посилань

ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ, МУЛЬТИАГЕНТНА МОДЕЛЬ,  
МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЕПІДЕМІЧНОГО ПРОЦЕСУ,  
ІНТЕГРОВАНЕ СЕРЕДОВИЩЕ NetLogo, ПРОГНОЗУВАННЯ  
ЗАХВОРЮВАНОСТІ НА nCov.

Проведено аналіз поширення захворюваності nCov. За допомогою мови програмування NetLogo розроблено мультиагентну систему, що дозволило спрогнозувати частку населення для обов'язкової вакцинації для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov.

## ANNOTATION

Thesis topic: Multiagent model of the epidemic process  
Author of the work: Dmitry Hladuschuk  
Mentor: Ilona Drach.  
Total volume of work: 87 pages, 1 appendices, 49 references.

SIMULATION MODELING; MULTIAGENT MODEL; MATHEMATICAL  
SIMULATION OF THE EPIDEMIC PROCESS, INTEGRATED ENVIRONMENT  
NetLogo, FORECASTING OF NCOV.

The analysis of the prevalence of nCov incidence was performed. Using the NetLogo programming language, a multi-agent system was developed that predicted the proportion of the population for compulsory vaccination to prevent the growth of the nCov epidemic.

10.12

Дата/Date

2020p.



Підпис/Signature

## ЗМІСТ

Вступ	6
1 Огляд сучасного стану проблеми прогнозування епідемічного процесу	9
1.1 Моделювання епідемічного процесу	9
1.2 Сучасні підходи в агентному моделюванні	17
1.3 Прогнозування епідемічних процесів у системах динаміки популяцій	26
1.4 Постановка задачі та завдань дослідження. Розробка гіпотези дослідження	34
2 Прогностична математична модель епідемічного процесу	36
2.1 Епідемічні процеси як об'єкти моделювання	36
2.2 Поняття і види інтелектуальних агентів	41
2.3 Моделювання взаємодії агентів	44
2.4 Прогностична мультиагентна модель розвитку епідемії	45
3 Математична постановка імітаційної моделі й аналіз результатів її реалізації	46
3.1 Розробка структури мультиагентної імітаційної моделі	46
3.1.1 Структура агентів	46
3.1.2 Структура середовища	49
3.1.3 Структура взаємодії агентів	52
3.2 Перевірка адекватності моделі	56
3.3 Експериментальне дослідження мультиагентного підходу до прогнозування розвитку епідемії	59
3.3.1 Проблема захворюваності на SARS-CoV-2	59
3.3.2 Моделювання в NetLogo на основі агентів	66
3.3.3 Налаштування мультиагентної моделі	68
3.3.4 Реалізація моделі й аналіз результатів	71
Висновки	78
Перелік джерел посилання	81
Додаток А	87

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Проблема поширення інфекційних захворювань має велике соціальне й економічне значення для суспільства в цілому. Моделювання є сучасним засобом для формального опису впливових факторів і прогнозування епідемічного стану в суспільстві [1].

Дослідження сучасних науковців демонструють, що найбільш адекватно реальній поведінці великих систем відповідає використання агентного підходу для імітаційного та математичного моделювання. Цей підхід дозволяє кардинально зменшити кількість обмежень. Побудова імітаційних моделей складних систем, зокрема, для моделювання поширення інфекцій, – актуальна проблема [2].

Наявність адекватної математичної моделі є необхідною умовою для досягнення якісного прогнозу щодо рівня поширення захворювання. Основним інструментарієм побудови таких математичних моделей є стохастичні епідемічні моделі типу SIR, теорія яких бере свій початок з першої половини ХХ століття [3]. Але їм властива наявність низки припущень: зокрема, однорідність популяції, рівномірність географічного розподілу. Ці допущення знижують точність прогнозів.

Питанням розробки інтелектуальних проблемно-орієнтованих систем та їх застосування у динаміці поширення захворювань присвячені сучасні роботи вчених [1, 2, 4]. Управління епідемічним процесом систем динаміки популяцій є важливою сучасною проблемою, особливо за умов пандемії 2020. Найважливішим інструментом вивчення цих систем є адекватні математичні моделі прогнозування розвитку та проявів епідемії [4]. На сьогодні створено значну кількість таких теоретично обґрунтованих моделей. Вони спираються на математичний апарат статистики та теорії ймовірності. Загальним недоліком існуючих моделей є низька точність побудови прогнозу, а також його короткостроковість.

Однією з основних особливостей епідемії є стохастичний характер її поведінки [5]. Також в наявних моделях не враховуються: оцінка об'єктами зовнішнього середовища, особливості внутрішньої поведінки населення, логічність поведінки індивідуумів. При аналізі розвитку епідемії, на відміну від поведінки систем динаміки популяцій, дослідник цікавиться лише одним циклом «епідемія - спад», оскільки подальший розвиток процесу може значно змінюватися в залежності від вжитих зовнішніх заходів, а також наслідків епідемічної поведінки.

Таким чином, науково-прикладна задача розробки мультиагентних технологій в динаміці систем з епідемічним характером є актуальною. Це дозволяє врахувати бази знань агентів, їх взаємодії, а також уникнути ускладнень аналізу розвитку популяції в цілому, пов'язаних з поведінкою агентів, подібною до реальних систем.

**Метою** дипломної роботи є побудова та дослідження мультиагентної моделі одержання адекватного прогнозу частки населення Хмельницької області, що підлягатиме обов'язковій вакцинації, для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov.

Досягнення поставленої мети здійснюється шляхом розв'язання наступних **основних завдань**:

- проаналізувати існуючі підходи і методи моделювання процесів динаміки поширення захворювань в суспільстві;
- побудувати мультиагентну модель, що включає базу знань, комунікації, що забезпечують взаємозв'язок і взаємодію об'єктів системи та логічну взаємодію агентів;
- визначити механізм перевірки адекватності побудованої моделі;
- за допомогою розроблених моделей і методів розв'язати практичне завдання прогнозування частки населення Хмельницької області, що підлягатиме обов'язковій вакцинації, для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov.

*Об'єкт дослідження* – процеси побудови імітаційних мультиагентних систем.

*Предмет дослідження* – прогнозування на основі мультиагентних технологій імітаційного моделювання.

**Науково-практична новизна** результатів дипломної роботи: розроблену динамічну імітаційну мультиагентну модель, в основі якої агенти взаємодіють в умовах нечіткої поведінки, використано для побудови прогнозу розповсюдження епідемії та своєчасного проведення попереджувальних заходів (імунізації населення). Розроблена модель застосована до прикладної задачі обчислення прогнозного значення частки населення, що підлягатиме обов'язковій вакцинації, для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov.

Основна частина складається з трьох розділів.

Перший розділ роботи присвячений загальним питанням моделювання епідемічних процесів. Особлива увага приділена розгляду питань побудови імітаційних моделей.

У другому розділі розглянуті питання моделювання епідемічних процесів методами імітаційного мультиагентного моделювання.

У третьому розділі розглянуто моделювання розповсюдження SARS-CoV-2. Для пошуку оптимальних розв'язків використовується методи імітаційного мультиагентного моделювання. На основі аналізу результатів моделювання й імітаційних експериментів визначено прогнозу частку населення для проведення превентивних заходів для запобігання поширенню захворюваності на nCov.

#### **Публікації та апробація результатів дослідження.**

За темою роботи опубліковано статтю (Додаток А) –

Гладищук Д.В. Застосування математичного моделювання в галузях медицини і фармації // Актуальні проблеми комп'ютерних наук. Збірник наукових праць за матеріалами XII всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький: ХНУ, 2020 – С. 62-68.

# 1 ОГЛЯД СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕПІДЕМІЧНОГО ПРОЦЕСУ

## 1.1 Моделювання епідемічного процесу

У системі охорони здоров'я і епідеміології моделювання застосовується для кількісної оцінки результативності різних методів боротьби і профілактики, таких як ізоляційно-обмежувальні заходи, проведення вакцинації і вибір контингентів для імунізації, виявлення груп ризику захворюваності та ін. [6], це необхідно для того, щоб органи охорони здоров'я могли прийняти найбільш раціональні та дієві заходи в боротьбі з інфекціями. Тільки правильно сформульовані математичні моделі дозволяють підійти до суворого вивчення всіх аспектів цієї проблеми, незалежно від того, чи йде мова про епідеміологічні діагностики, оцінки ефективності існуючих профілактичних і протиепідемічних заходів або ж про заходи, що плануються органами охорони здоров'я та санітарно-епідеміологічної служби.

Слід підкреслити важливість застосування математичних методів в галузі охорони здоров'я, про що свідчать дані наукової літератури. Наприклад, одним з головних висновків спільних зборів фахівців Національної інженерної академії США (National Academy of Engineering) та Інституту медицини США (Institute of Medicine) є необхідність будувати сучасні підходи до боротьби з захворюваністю на основі співпраці між інженерами та епідеміологами [7]. В Україні наказом Міністерства охорони здоров'я від 1998 року передбачається інформатизація сфери охорони здоров'я шляхом впровадження в неї комп'ютерних технологій [8].

Для того щоб обрати найкращий і актуальний спосіб моделювання поширення захворюваності, розглянемо найбільш популярні і практично значущі із вже існуючих моделей.

Задачі моделювання епідемічного процесу, об'єктом моделювання яких є самі епідемії, є давно відомими. Початок застосування математичних методів

для вивчення динамічних систем розвитку епідемії було покладено в XVII ст. статистичною роботою Граунта і Петті, що склали «біллі про смертність в Лондоні» [9]. У своїй роботі, заснованій на статистиці смертності в Лондоні, зібраній за двадцять років, автори оцінили ймовірність загибелі від того чи іншого виду захворювання [10].

Д. Бернуллі представив роботу з аналізу смертності від віспи. У ній за допомогою найпростішого математичного апарату, заснованого на диференціальних рівняннях, автор оцінював ефективність профілактичних заходів [6]. Роботу Бернуллі можна вважати першою розробкою математичної моделі поширення захворюваності.

Наступним етапом розвитку моделювання епідемічного процесу стали роботи Вільяма Фарра [11]. Він вивчав і моделював статистичні показники смертності населення Англії (Уельсу) від епідемії натуральної віспи в 1837-1839 рр. і отримав математичні моделі показників «руху» епідемії натуральної віспи у вигляді статистичних закономірностей. Отримані моделі дозволили йому скласти прогностичну модель цієї епідемії. На початку XX століття статистичний підхід Фарра у вивченні епідемій був переосмислений і потім розвинений в роботах Джона Браунлі [6].

Принцип, який до сьогодні лежить в основі епідемічного моделювання, заснований на диференціальних рівняннях, був сформульований Хемером в 1906 році. Нехай  $x(t)$  – кількість здорових і схильних до захворювання індивідів модельованої популяції, а  $y(t)$  – кількість вже захворілих (інфікованих) індивідів. Тоді зміну кількості інфікованих індивідів з часом можна описати таким чином [10]:

$$\frac{dy}{dt} = \beta xy,$$

де  $\beta$  – параметр, що визначає інтенсивність передачі інфекції.

Подальший розвиток моделювання епідемічної поведінки динамічних процесів пов'язаний з розвитком ЕОМ в 60-х – 70-х роках XX століття. Велика частина існуючих епідемічних моделей – неперервні, засновані на застосуванні

апарату диференціальних рівнянь. У цих моделях динаміка процесу описується системою диференціальних рівнянь. В якості змінних станів виступають кількості об'єктів різного типу на обстежуваній території. Розв'язком системи рівнянь є рівень розглядуваного процесу в кожен момент модельного часу. Подібні підходи в моделюванні активно використовуються і сьогодні [12, 13].

Найбільш відомими серед цих моделей є моделі SIR і SEIR. Модель SIR була запропонована Кермаком і Мак-Кендриком в 1927 р. [14]. У цій моделі вся популяція на модельованій території ділиться на групи: «Susceptible» – люди, сприйнятливі до певного впливу (S); «Infectious» – люди, під впливом певного процесу (I); «Recovered» – люди, які зазнали певного впливу, і більше до нього не сприйнятливі (R). Враховуючи, що загальне число індивідів у популяції залишається незмінним, приріст числа людей в кожній з виділених груп можна описати за допомогою наступної системи рівнянь [14]:

$$\frac{dS}{dt} = -\beta SI, \frac{dI}{dt} = \beta SI - \gamma I, \frac{dR}{dt} = \gamma I, \quad (1.1)$$

де  $\beta$  – інтенсивність контактів між індивідами,

$\gamma$  – інтенсивність переходу індивідів в стан R.

Існують модифікації моделі SIR, виконані для врахування особливостей того чи іншого модельованого процесу. У більшості випадків вони використовуються для моделювання динаміки епідемічного процесу захворюваності. Наприклад, для моделювання поширення грипу підходить модель SEIR [15]. У ній до вище перерахованих груп модельованих індивідів моделі SIR додається ще одна: «Exposed» – люди, захворювання у яких знаходиться в інкубаційному періоді (E). Тоді система рівнянь, що описує приріст числа хворих індивідів буде [15]:

$$\frac{dS}{dt} = B - \beta SI - \mu S, \frac{dE}{dt} = \beta SI - (\varepsilon + \mu)E, \quad (1.2)$$

$$\frac{dI}{dt} = \varepsilon E - (\gamma + \mu)I, \frac{dR}{dt} = \gamma I - \mu R,$$

де  $B$  – середній рівень народжуваності індивідів на модельованій території,

$\mu$  – середній рівень смертності індивідів на модельованій території,

$1/\varepsilon$  – середня тривалість інкубаційного періоду захворювання.

Завдяки своїй простоті моделі SIR і SEIR можуть реалізовуватися як в будь-якій системі комп'ютерної математики, так і на цільовій мові програмування [16]. Модель не вимагає великих обчислювальних витрат, і експерименти з нею можуть бути проведені на будь-якому персональному комп'ютері. Кауфманом, Едлундом і Дугласом створено навіть середовище моделювання STEM [17], в якому моделі SIR і SEIR вже реалізовані в різних варіантах і можуть бути використані після мінімального налаштування.

Академіком О.В. Барояном і професором Л.А. Рвачьовим була запропонована модель, яка сьогодні широко відома [6, 18], і є однією з кращих детермінованих моделей епідемічної поведінки динамічних систем, заснованих на диференціальних рівняннях. Бароян та Рвачьов застосовували модель для поширення захворюваності на грип. Модель Барояна-Рвачьова можна умовно віднести до моделей типу SEIR, проте вона має ряд істотних відмінностей.

У ній виділені ті ж чотири групи індивідів, що і в моделі SEIR, але для опису збільшення кількості людей в кожній з груп використовується наступна система нелінійних інтегро-диференціальних рівнянь в часткових похідних [18]:

$$\begin{aligned} \frac{dS(t)}{dt} &= -\frac{\lambda}{p(t)} S(t) \int I(t, \tau) d\tau, \frac{\partial E(t, \tau)}{\partial t} + \frac{\partial E(t, \tau)}{\partial \tau} = -\gamma(\tau) E(t, \tau), \\ \frac{\partial I(t, \tau)}{\partial t} + \frac{\partial I(t, \tau)}{\partial \tau} &= \gamma(\tau) E(t, \tau) - \delta(\tau) I(t, \tau), \frac{dR(t)}{dt} = \int \delta(\tau) I(t, \tau) d\tau, \end{aligned} \quad (1.3)$$

де  $t$  – календарний час розвитку епідемії,

$\lambda$  – середня частота передачі збудника від інфікованих хворих до чутливих індивідуумів,

$p$  – чисельність популяції,

$\tau$  – локальний час, що минув з моменту зараження індивіда,

$\gamma(\tau)$  – функція розвитку періоду інкубації,

$\delta(\tau)$  – функція розвитку інфекційного періоду.

Незважаючи на те, що модель створювалася для моделювання розповсюдження грипу, методологія її побудови може бути використана для моделювання розповсюдження більшості динамічних процесів, що мають епідемічний характер [19].

Найбільший внесок у розвиток моделювання епідемічного процесу в останні роки зробили популяційні моделі. Популяційні моделі – це дискретно-подієві моделі, в яких всі модельовані індивіди явно розділені на соціальні групи, що формуються з урахуванням віку індивідів, у деталізованих моделях може враховуватися рід занять індивіда. Поширення інфекції між індивідами може статися тільки в рамках однієї «контактної» групи. Кожен день в моделі індивіди в залежності від своєї соціальної групи формують певні контактні групи, в яких від хворого індивіда захворювання може бути передано здоровому. Контактні групи визначаються характерною структурою суспільства, яка буде залежати від модельованої території [20].

Ускладнені математичні моделі, що описують динаміку епідемічних процесів, мають певний, проте суттєвий, недолік: аналітичні розв'язки не завжди існують, а ті, що існують, не завжди просто знайти. Тоді застосовують імітаційне моделювання, яке є динамічним.

Імітаційну модель можна розглядати як множину правил (диференціальних рівнянь, карт станів, автоматів, мереж тощо), які визначають, у який стан система перейде в майбутньому із заданого поточного стану. Імітація тут – це процес «виконання» моделі, який проводить її через зміни стану у часі [22]. У загальному випадку для складних проблем, де час і

динаміка важливі, імітаційне моделювання є найбільш потужним засобом аналізу.

Розглянемо логіку, що лежить в основі використання імітаційних моделей (рис. 1.1). Дослідник розробляє модель, засновану на соціальних процесах, що прогнозуються. Ця модель ґрунтується на комп'ютерній програмі, а не на дискретних рівняннях [21]. Модель «запускається», та її реалізація вимірюється, тобто генеруються змодельовані дані. Отримані модельні дані потім порівнюються зі статистичними даними, щоб перевірити адекватність отриманих за допомогою моделі результатів аналогічним реальним процесам.

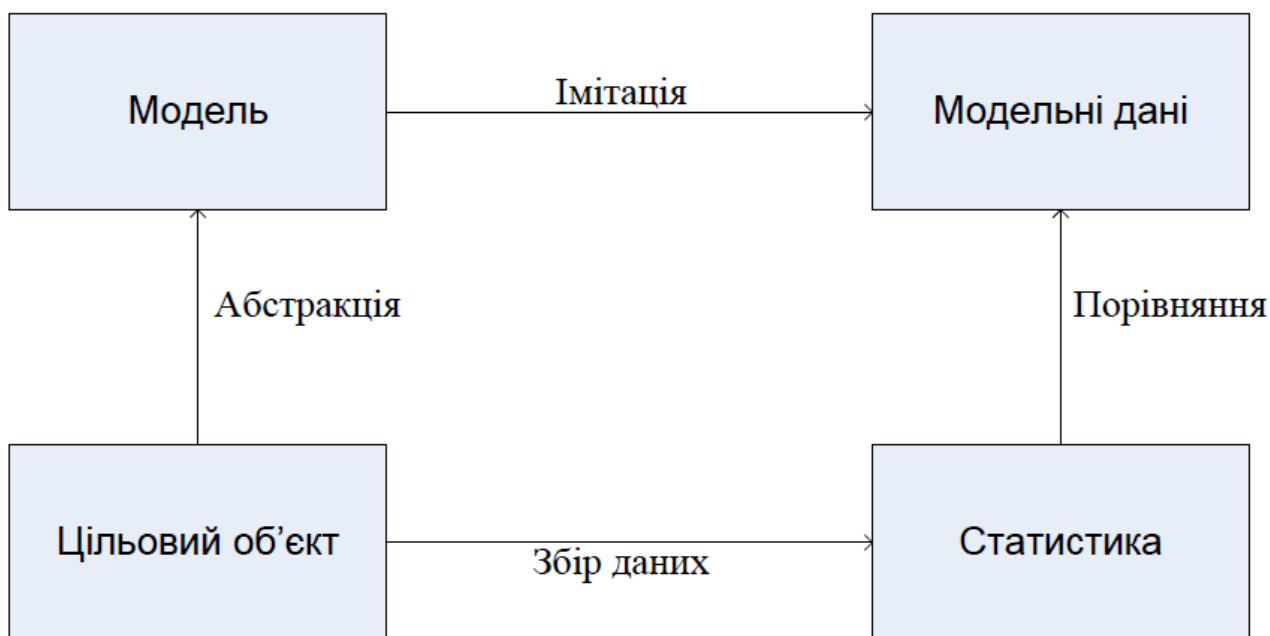


Рисунок 1.1 – Логіка імітаційного моделювання [31]

Імітаційне моделювання можна розділити на чотири основні підходи [21]:

- системна динаміка;
- динамічні системи;
- дискретно-подієве моделювання;
- мультиагентне моделювання.

Системна динаміка (СД) була розроблена і запропонована Джеєм Форрестером наприкінці 1950-х як «дослідження інформаційних зворотних зв'язків у промисловій діяльності з метою показати як організаційна структура, посилення (в політиках) та затримки (в прийнятті рішень та дій) взаємодіють, впливаючи на успішність підприємства» [22]. Додатки СД включають також соціальні, урбаністичні, екологічні системи. Процеси, що відбуваються в реальному світі, в СД представляються в термінах накопичувачів (наприклад, матеріальних об'єктів, знань, людей, грошей), потоків між цими накопичувачами, і інформації, яка визначає величину цих потоків. СД абстрагується від окремих об'єктів і подій і передбачає «агрегатний» погляд на процеси. Моделюючи із застосуванням підходу СД, структура і поведінка системи подається як множина позитивних і негативних зворотних зв'язків і затримок, що взаємодіють [23]. Математично системно-динамічна модель – це система диференціальних рівнянь.

Динамічні системи моделювалися задовго до виникнення СД і є її прообразом. Моделювання динамічних систем використовується інженерами в механіці, електроніці, енергетиці, хімії як частина стандартного процесу розробки. Зазвичай при розробці систем управління для різних галузей використовують структурні схеми [23]. Відповідна математична модель, як і в разі СД, буде складатися з набору змінних стану і системи алгебро-диференціальних рівнянь над ними. На відміну від системної динаміки тут змінні стану природно неперервні, не є агрегатами дискретних об'єктів і мають прямий «фізичний» зміст: координата, швидкість, тиск, концентрація, тощо. Математична різноманітність і складність в динамічних системах можуть бути значно вище, ніж в системній динаміці, так що будь-яка задача із застосуванням СД може бути розв'язана інструментами для моделювання динамічних систем, і навіть з більш високою точністю (завдяки більш досконалим чисельним методам). Однак, такі інструменти, розроблені під інженерні потреби, не є зручними для аналітиків системної динаміки.

В основі дискретно-подієвого моделювання лежить концепція заявок, ресурсів і поточкових діаграм, що визначають потоки заявок і використання ресурсів. Цей підхід запропонований Джеффри Гордоном, який в 1960-х придумав мову GPSS [24]. Заявки – це пасивні об'єкти, що представляють людей, деталі, документи, задачі, повідомлення тощо. Вони подорожують через поточкові діаграми, стоячи в чергах, обробляючись, захоплюючи та звільняючи ресурси, розділяючись, з'єднуючись тощо. Існує близько сотні комерційних інструментів, що так чи інакше підтримують подібний підхід моделювання: деякі загального призначення, більшість націлені на певні часткові процеси: обслуговування, бізнес-процеси, виробництво, логістика і таке інше. Їх інтерфейси, призначені для користувача, можуть значно відрізнитися через спеціалізації, але за ними неодмінно стоїть більш-менш однакове дискретно-подієве ядро комп'ютерної програми, що виконує основні функції моделювання. Дискретно-подієву модель можна розглядати як глобальну схему обробки заявок, зазвичай зі стохастичними елементами.

За допомогою мультиагентного моделювання проводиться багато досліджень та розробок в різних галузях знань, наприклад, в штучному інтелекті, теорії складних систем, теорії ігор тощо. В науковій літературі відсутнє загальновизнане визначення, що таке агент. Досі існують різні думки про те, які якості повинен мати об'єкт, щоб називатися агентом: ініціативність і реактивність, орієнтація в просторі, здатність навчатися, спілкуватися, інтелект тощо [4]. Однак всі мультиагентні моделі значно децентралізовані. На відміну від системної динаміки або дискретно-подієвих моделей тут немає такого місця, де поведінка системи в цілому визначалася б централізовано. Замість цього аналітик визначає поведінку на індивідуальному рівні, а глобальна поведінка виникає як результат діяльності багатьох (десятків, сотень, тисяч, мільйонів) агентів, кожен з яких дотримується власних правил, живе в загальному середовищі та взаємодіє із середовищем та іншими агентами [21]. Тому мультиагентне моделювання називають ще моделюванням від низу до

верху. Мультиагентні моделі мають більш широкий спектр застосування і використовуються від фізичного рівня абстракції до стратегічного.

## 1.2 Сучасні підходи в агентному моделюванні

М. Н. Хухнс та М. П. Сінг вказують, що в цілому немає визначення того, що є «агентом», цей термін зазвичай використовується для опису автономних програм, які можуть контролювати свої дії на основі їх уявлень про своє операційне середовище [4]. Програмування агентів стає важливим у соціальному моделюванні. Наприклад, в моделі Маєса [25] агенти будуються, щоб не втратити інформацію по мірі її надходження через Інтернет, та інформують користувача при знаходженні відповідних джерел.

Агент отримує вказівку щодо тем, які вважаються цікавими, та постійно відстежує відомі джерела для елементів, встановлених в анкеті. Інші агенти будуються, щоб допомогти з електронним управлінням мережею, бізнес-процесами та напрямком людей для більш ефективного використання програмного забезпечення.

Метою проектування агента є створення програм, які взаємодіють «інтелектуально» з їх навколишнім середовищем. Б. Чаїбдра і Ф. Дігнум стверджують, що програмне забезпечення агента знаходиться під сильним впливом теорії математичного моделювання реальних процесів, особливо розподіленого штучного інтелекту [26]. Останній вирішує задачі, пов'язані з властивостями і проектуванням мереж агентів, що взаємодіють один з одним.

Наприклад, як можна спроектувати групу агентів, де кожен має різний досвід і знання, щоб агенти даної групи взаємодіяли для вирішення поставленої задачі. З урахуванням інтересу розподіленого штучного інтелекту в побудові мереж «інтелектуальних» агентів і дослідження їх властивостей в даній галузі існують методи для моделювання соціальних процесів [27].

Концепція мультиагентних систем, як правило, використовується для передачі природи характеру людської діяльності. У застосуванні до агентів, як

до об'єктів комп'ютерної моделі, об'єм мультиагентної системи значно менший реальних систем. Рахвал зазначає, що комп'ютерні агенти зазвичай мають такі властивості [28]:

1) автономія – агенти працюють без інших осіб, які мають безпосереднє управління над їхніми діями і внутрішнім станом;

2) соціальні вміння – агенти взаємодіють з іншими агентами за допомогою якоїсь «мови» (комп'ютерної, а не природної);

3) реакційна здібність – агенти здатні сприймати навколишнє середовище (яке може бути фізичним світом, віртуальним світом електронних мереж або світом, що моделюється та включає інших агентів) і взаємодіяти з ним;

4) ініціативність – аналогічно з взаємодією з навколишнім середовищем агенти також в змозі взяти на себе ініціативу для спільної участі в цілеспрямованій поведінці.

Агентам часто приписують властивість інтенціональності, тобто їх поведінка інтерпретується в термінах метафоричної лексики переконань, бажань, мотивів, емоцій – понять, які найчастіше застосовуються для людей, а не для комп'ютерних програм. Наприклад, в моделі, запропонованій Шохамом і Лейтоном-Брауном, агент, побудований для збору відповідних елементів зі стрічки новин статей, «намагався» знайти щось підходяще для користувача, «хотів» отримати найбільш відповідну статтю і «вважав», що статті на схожі теми також були б цікаві [29]. Необхідно розглядати властивість інтенціональності з точки зору моделювання: комп'ютерний агент не володіє інтенціональністю, але побудований так, щоб імітувати деякі аспекти людських намірів.

Агенти повинні ґрунтувати свої дії на знаннях про навколишнє середовище, яке включає і інших агентів [4]. Частина отриманої інформації може бути некоректною із-за неправильного сприйняття, помилкових висновків з отриманих даних або неповного знання. Така інформація називається інформацією помилкового сприйняття [30].

З огляду на велику кількість переконань агенти можуть отримувати додаткову інформацію один від одного. Наприклад, вважаючи, що агент А нещодавно «з'їв» деяку «їжу», агент Б може зробити висновок, що місце, де знаходиться їжа, неподалік від місцезнаходження агента А. Однак такі висновки можуть містити помилки (агент А з'їв всю їжу).

Деякі агенти можуть мати здібність дізнатися про взаємозв'язки між іншими агентами в оточуючому їх світі [4], наприклад, якщо агент А нещодавно взаємодіяв з агентом В. На підставі таких фрагментів даних агенти можуть зібрати картину соціальних відносин в їхньому середовищі – тобто, уявлення про «соціальну модель». Також агенти можуть отримувати уявлення про модель і в інших аспектах. Вони можуть розробити модель «географії» навколишнього середовища. Уявлення агентів про модель значно відрізняються від імітаційної моделі, що розробляється аналітиком.

Для того щоб побудувати свої припущення про модель, агенту необхідний спосіб представлення своїх тверджень. Одним із популярних підходів є використання предикатної логіки для зберігання декларативних тверджень, таких як «Існує їжа в комірці 12», і формул, таких як «Якщо агент їсть в комірці X, то в комірці X існує їжа», де X – змінна, яка заповнюється в залежності від того, що агент бачить навколо себе. Інший підхід, який може бути використаний окремо або в поєднанні з предикатною логікою, ґрунтується на семантичних мережах, в яких об'єкти і їх атрибути пов'язані один з одним, часто ієрархічно. Наприклад, агент може знати, що харчування є джерелом енергії, але також знати про декілька конкретних видів продуктів харчування з різними енергетичними рівнями і різними способами вилучення цієї енергії. Ці факти будуть пов'язані у вигляді деревовидної структури з найбільш загальними фактами про їжу в корені і більш конкретними фактами про різні типи їжі в її гілках [31].

Оскільки агенти будуються для того, щоб бути автономними, цілеспрямованими і брати участь у взаємодіях, то вони повинні мати необхідність задоволення деякою внутрішньою метою, такою, як виживання.

Вживання, у свою чергу, може вимагати виконання допоміжних цілей, таких як набуття енергії і уникнення смертельної небезпеки. Задачею проектувальника є те, як дати зрозуміти агенту, які підцілі мають відношення до ситуації, що моделюється [31]. Також можуть бути труднощі в прийнятті рішення, як керувати кількома цілями, у яких може бути різна ступінь важливості і актуальності і які можуть конфліктувати між собою. Тому агент повинен мати якийсь спосіб визначення, чи призведе його поведінка до задоволення своїх цілей. Це можна реалізувати досить легко: наприклад, агент може бути запрограмований таким чином, щоб відступити, якщо він виявиться поруч з більш сильним або агресивним нападником. Такі прості продукційні правила, що приймають форму «Якщо агент знаходиться в стані X, то необхідно виконати дію Y», можуть бути дуже ефективними, якщо вони використовуються в комбінаціях, як показано у Стілса [31]. Часто бажано, щоб агенти використовували більш складні правила планування своєї поведінки. Планування включає в себе роботу в зворотному порядку від бажаного результату: визначення, які дії приведуть до досягнення поставленої мети, в якому стані перед дією повинен знаходитись агент, який вплив приведе до такого стану тощо, до тих пір, поки агент не опиниться у своєму звичайному становищі. Дослідники розробили кілька складних планувальників, однак, як стверджує Брукс, вони не є реалістичною моделлю людського планування, тому що значною частиною діяльності людини рухає рутинна реакція на особливості ситуації, а не точно розрахований план [31].

Всі мультиагентні моделі включають в себе деяку форму взаємодії між агентами, або, як мінімум, між окремими агентами і середовищем, в якому вони існують. У деяких моделях взаємодія може передавати тільки фактичний або ненавмисний зміст. На відміну від модельного світу люди розмовляють з наміром спілкування з іншими людьми. Такі взаємодії повинні бути змодельовані з визначенням «мови» для спілкування. Були спроби створення комп'ютерних мов для комунікації між агентами (найбільш відомий приклад KQML [31]), але вони були розроблені для стислості, лаконічності, простоти

впровадження і інших аналогічних характеристик, а не для моделювання соціальної взаємодії. За цією тематикою проведена значна кількість наукових досліджень, однак моделювання людської мови залишається великою складністю і предметом для суперечок. Дж. Холлан, Є. Хутчінс і Д. Кірш стверджують, що існує відповідність між словами зі словника агента і середовищем, що його оточує [31]. Один із способів уникнення деяких з цих труднощів полягає в припущенні, що повідомлення проходять безпосередньо між агентами. В залежності від об'єкта таке припущення може значно спростити процес моделювання.

Хоча люди і мають емоції, такі як щастя, горе і гнів, питання про те, як вони можуть бути найкраще змодельовані, вивчалось мало, і до сьогодні існують деякі питання про емоції, які варто уточнити. Також одним з невіршених питань залишається взаємозв'язок між емоціями і цілями [31].

Наприклад, якщо досягнення мети вдається, чи є це причиною щастя, або щастя є метою само по собі? Також емоції розглядають як форми сигналів управління, наприклад, якщо агент сумний через те, що не досяг мети, він скоректує її, щоб стати щасливим. Тобто, як стверджує Брош, емоційний стан мотивує зміну мети [31].

Райт каже, що емоції, по суті, епіфеноменальні, наприклад, агент щасливий, якщо інший агент мав успіх у взаємодії з навколишнім середовищем, і засмучений, якщо чийсь плани не спрацювали [31].

Однак Хохшилд вважає, що жодна з цих теорій не підкреслює соціального наслідку емоцій, таких як очікування того, що ті, хто дотримується певних соціальних ролей, будуть залучені в «емоційну працю» шляхом надання утіх, підтримки тощо [31].

При моделюванні мультиагентних систем необхідно виділяти ті цілі, які важливі для об'єкта, що моделюється, і нехтувати тими, що не мають ключового значення.

Традиційний підхід теорії математичного моделювання до побудови агентів з когнітивними здібностями відомий як символна парадигма. Вона

ґрунтується на гіпотезі про фізично-символьну систему, що сформульована Невеллом і Саймоном і маніпулює символами відповідно до символічно закодованих наборів інструкцій і здатна згенерувати інтелектуальну дію [31].

Наприклад, агент може отримати символ «Привіт» в повідомленні від іншого агента і відреагувати відповідним чином. У такому випадку агент повинен розпізнати вхідний сигнал і мати можливість згенерувати відповідь, можливо, за допомогою співставлення зі зразком або правилом, яке свідчить, що відповідь «Чи можу я вам допомогти?» повинна бути відправлена щоразу, коли буде отримано сигнал «Привіт».

Проте символна парадигма породила велику кількість складних задач, що здаються нерозв'язними, хоча їх можна уникнути або звести до мінімуму в деяких конкретних застосуваннях. Ці проблеми можуть бути узагальнені як вразливість (система може добре працювати в конкретному контексті, однак не здатна успішно справлятися навіть з найменшими змінами параметрів); складність (деякі задачі, наприклад задачі планування, вимагають розробки алгоритмів високої складності); труднощі в рішенні деяких задач, які для людей проблеми не представляють (наприклад, застосування «здорового глузду» або будь-яких загальноприйнятих етичних норм). Методами, які долають ці труднощі для мультиагентного моделювання, є виробничі системи, об'єктно-орієнтований підхід, мова синтаксичного аналізу, методи машинного навчання тощо, описані Гільбертом і Троїццем в роботі [30].

Більшість агентів у мультиагентних моделях використовують деякі системи правил, найпростішою з яких є продукційна система. Продукційна система має три компоненти: набір правил, робочу пам'ять та інтерпретатор правил. Кожне правило складається з двох частин: частина умови, яка визначає, коли правилу варто запуснитися, та частина дії, яка визначає, при якому стані агента який вплив він повинен виконувати, якщо правило дотримується. Наприклад, агент-робот може мати наступне правило: «Якщо (А) ваша рука піднята, та (Б) варто підняти об'єкт, та (В) предмет лежить на столі, тоді опустити руку». Перевірка чи задоволена умовна частина агента полягає в

тому, щоб у робочій пам'яті агента проаналізувати стан положення руки, поточну мету агента та стан навколишнього середовища [32]. Роботою частини дії агента є перевірка виконання умови правила та при необхідності виконання відповідної дії.

Основною перевагою продукційних систем є те, що проектувальник не повинен заздалегідь знати послідовності виконання правил. На відміну від більш поширеного порядку виконання правил, який складається зі звичайних програм або блок-схем, агент може сам адекватно реагувати та розуміти, які правила варто виконувати в залежності від його робочої пам'яті, його минулого досвіду та стану навколишнього середовища. Також проектувальник системи повинен вирішити, що повинен робити інтерпретатор, якщо умовні частини декількох правил задоволені одночасно.

Він може прийняти такі рішення: виконувати перше правило, умовна частина якого була задоволена; виконувати всі правила, які можуть бути виконані; або використовувати якусь іншу процедуру для розв'язання конфлікту.

Останнє є особливо важливим за умови, коли бази правил включають в себе правила, що відносяться до конкретних ситуацій, а також правила, які застосовуються в багатьох ситуаціях, у тому числі в тих, які охоплені більш конкретними правилами.

Природним способом програмування агентів є об'єктно-орієнтовані мови програмування. В їх контексті об'єктами є програмні структури, в яких можуть міститися як дані, так і процедури для роботи з ними. В об'єктно-орієнтованому програмуванні дані зберігаються в слотах об'єктів, а процедури називаються методами. Як стверджує Д. Кларк, в об'єктно-орієнтованих мовах програмування об'єкти створюються з шаблонів, які називаються класами, що визначають композицію об'єкта, дані, які він зберігає, і методи, які використовує [33]. Всі об'єкти, що належать одному і тому ж класу, мають аналогічні слоти і методи, а значення даних різних об'єктів можуть відрізнятися. Класи мають ієрархічну структуру з класами-нащадками, що

успадковуюють властивості і методи батьківських класів, а також додатково додають до них свої. Розглянемо, наприклад, імітацію пішохідного потоку через торговий центр, описану Хелбінгом в роботі [31].

В системі може бути клас, що представляє структуру і процедури пішохода, що моделюється. Клас буде визначати слоти для зберігання даних, наприклад, розташування агента-пішохода і його поточний напрямок, і методи, що визначають, як варто рухатися. Цей основний клас агента може мати два класи-нащадки, один для одиночних пішоходів і другий для пішоходів, що є частиною групи. Обидва успадкують від батьківського класу слоти, які описують місцезнаходження і напрямок руху, але другий клас-нащадок буде зберігати ще і слот зі списком пасажирів, які прямують з ним в групі. Клас для членів групи буде також мати загальний метод для руху в групі, наприклад, зменшити швидкість руху, якщо агент сильно відірвався від групи.

Перевагою об'єктно-орієнтованого підходу є те, що слоти можуть являти собою внутрішні стани агента (в тому числі його робочу пам'ять і правила, якщо він був розроблений як система виробництва), в той час як методи можуть реалізовувати інтерпретатор правил. Вказавши правила на рівні класу, всі агенти, що належать до цього класу, мають одні й ті ж правила, в той час як вміст їх пам'яті може відрізнятися один від одного. Крім того, об'єктно-орієнтований підхід призводить до корисних інкапсуляцій, з кожним агентом, чітко помітним в рамках програми. Відповідність між об'єктно-орієнтованим підходом і мультиагентним моделюванням так близька, що практично всі мультиагентні моделі написані з використанням об'єктно-орієнтованих мов програмування. Прикладами таких мов є C++, Objective C, Lisp, Smalltalk, Java, C# [31].

У будь-якій мультиагентній моделі агент знаходиться в навколишньому середовищі. Що буде представляти із себе середовище, залежить від того, яка система моделюється. І якщо агенти є людьми, а не організаціями, то однією з головних функцій навколишнього середовища буде забезпечення просторового контексту. Кожен з агентів буде розташований в просторі, що моделюється,

таким самим чином, як клітинні автомати розташовані на сітці. У багатьох моделях агенти можуть переміщатися в середовищі, і хоча просторовий світ найбільш поширений в моделюванні, існують також і інші варіанти представлення середовища. Наприклад, агенти можуть переміщатися через мережу вузлів або зв'язків.

Оскільки агенти розташовані в середовищі, вони мають потребу в датчиках, що сприймають їх місцезнаходження, а також деяких методах впливу на навколишнє середовище. Як правило, зв'язок між агентами проходить через навколишнє середовище, яке направляє повідомлення відповідному одержувачу. В цьому випадку агенти також повинні мати здібність отримувати повідомлення, що приходять з навколишнього середовища, а також відправляти їх в середу для подальшої передачі.

Також розробник моделі повинен вирішити, в якому порядку агентам має розподілятися обчислювальний час, в ідеалі всі агенти повинні працювати паралельно. Так як більшість моделей розроблені в послідовних, а не паралельних системах, бажана паралельна робота повинна бути змодельована окремо, як правило, шляхом циклічного програмного коду для кожного агента або шляхом вибору наступного агента випадковим чином.

Порядок, в якому відбувається звернення до агентів, може зробити істотний вплив на хід моделювання, якщо не буде вжито відповідних заходів обережності. Наприклад, в моделі, описаній Фішером [31], якщо агент А посилає повідомлення агенту Б, але агент Б запущений раніше агента А, то агент Б не отримає повідомлення від А до наступного кола циклу, за який повідомлення може перестати бути актуальним. У більшості випадків необхідним рішенням є буферизація повідомлень в межах навколишнього середовища. Протягом кожного часового кроку повідомлення від агентів збираються і зберігаються в навколишньому середовищі. На початку наступного часового кроку всі збережені повідомлення доставляються адресатам.

### 1.3 Прогнозування епідемічних процесів у системах динаміки популяцій

У західній літературі введено поняття епідемічного моделювання (epidemic modeling) для моделювання процесів і систем, поведінка яких схожа з динамікою розповсюдження захворюваності і виникнення епідемій [34].

Такі моделі побудовані для аналізу поведінки популяції в соціальних мережах, побудови ботнетів, аналізу розповсюдження шкідливого програмного забезпечення в мережах різного типу, дослідження логістичних систем та інших динамічних систем і процесів [31].

Крім кількісних оцінок результатів тих чи інших видів динамічних систем епідемічного процесу, слід зазначити й інше важливе застосування математичних моделей – прогнозування. Несподіване виникнення епідемічної ситуації в різних системах призводить до формування складного, швидко мінливого стану. В умовах надзвичайної ситуації поспішні або хаотичні дії фахівців різних служб можуть негативним чином вплинути на організацію і реалізацію заходів боротьби з проблемою [31].

Всі моделі типу SEIR при використанні їх в якості прогностичних моделей мають недолік: для використання математичного апарату диференціальних рівнянь в моделях передбачається, що всі індивіди однотипні та неперервно і рівномірно перемішуються на території, що моделюється. Ця умова прийнятна в якості першого наближення, проте є надмірним спрощенням [31]. Більшість реальних популяцій мають вкрай складну структуру, обумовлену соціальним розшаруванням, різноманітністю географічних умов і складними часовими і просторовими схемами переміщення. Моделі типу SEIR є повністю детермінованими і підходять тільки для оцінки поведінки дуже великих популяцій. Під час створення моделі Барояна – Рвачьова реалізація стохастичних моделей стикалася з непереборними обчислювальними труднощами [9], що в даний час можуть бути успішно вирішені.

Перші спроби врахувати географічні чинники розповсюдження захворювання ґрунтувалися на тих самих принципах, що і модель SIR.

Наприклад, в детермінованій моделі, розробленій Д. Кендаллом [6], передбачається існування нескінченного двовимірного континууму популяції, в якій на одиницю площі припадає  $\sigma$  індивідів. Розглянемо область  $dS$ , що оточує точку  $P$ , і припустимо, що кількість сприйнятливих, заражених і індивідів, що видужали, дорівнюють відповідно  $\sigma x dS$ ,  $\sigma y dS$  і  $\sigma z dS$ . Величини  $x$ ,  $y$  і  $z$  можуть бути функціями часу і положення, однак їх сума повинна дорівнювати одиниці. Тоді система рівнянь, що описує процес розповсюдження захворювання, матиме вигляд

$$\frac{\partial x}{\partial t} = -\beta \alpha \tilde{y}, \quad \frac{\partial y}{\partial t} = \beta \alpha \tilde{y} - \gamma, \quad (1.4)$$

$$\frac{\partial z}{\partial t} = \gamma, \quad \tilde{y}(P, t) = \iint \lambda(PQ) y(Q, t) dS,$$

де  $\beta$  і  $\gamma$  – сталі коефіцієнти;

$\tilde{y}$  – просторово зважене середнє значення;

$dS$  – елемент площі, що оточує точку  $Q$ ;

$\lambda(PQ)$  – невід'ємний ваговий коефіцієнт.

У рамках методології SIR деяким чином вводиться множина комірок, усередині кожної з яких використовуються типові непросторові моделі (наприклад, SIR або SEIR), і за певним правилом допускається міграція індивідів між комірками [100]. Розбиття основних груп індивідів в моделі SEIR на підгрупи, відповідні індивідам різного віку, є досить поширеним прийомом. Наприклад, в моделі Ейхнера, Швема, Дуерра і Брокмана InflaSim [35] розв'язується система з 1081 диференціальних рівнянь.

Інший напрямок удосконалення моделей типу SIR, крім реалізації просторових особливостей популяції, що моделюється, – це облік ймовірнісної природи епідемічних процесів. Наприклад, в роботі [19] розглядається модель Барояна – Рвачьова, в якій величини  $S$ ,  $E$ ,  $I$  і  $R$  представлені у вигляді суми середнього по статистичному ансамблю значення і пульсації. Шляхом певних аналітичних перетворень отримана система рівнянь, що дозволяє визначити ймовірність того, що число хворих індивідів в кожен момент модельного часу

перевищує задане граничне значення. Така модель, на відміну від детермінованих моделей типу SEIR, дозволяє визначити ризик певного сценарію розвитку епідемії і більш об'єктивно оцінити обмежені ресурси, необхідні для проведення протиепідемічних заходів.

Неперервні стохастичні моделі динамічних систем, що мають епідемічний характер, не обов'язково будуються на основі систем диференціальних рівнянь типу SIR. Існує ряд моделей [9], в яких кількість сприйнятливих до захворювання індивідів і кількість джерел інфекції представляються як випадкові процеси ( $X(t)$  і  $Y(t)$  відповідно). Тоді, наприклад, якщо частота контактів між індивідами дорівнює  $\beta$ , ймовірність появи в інтервалі нового джерела інфекції буде дорівнювати  $\beta XY \Delta t$ . Якщо частота видалення з колективу заражених індивідумів дорівнює  $\gamma$ , то ймовірність того, що в інтервалі  $\Delta t$  буде видалений один індивід, складе  $\gamma Y \Delta t$ . Тоді, якщо змінити часовий масштаб, перейшовши до  $\tau = \beta t$ , і позначити  $\gamma/\beta = \rho$  через відносну частоту видалення, то можна отримати таке рівняння для функції ймовірностей:

$$\frac{\partial P}{\partial \tau} = (y^2 - xy) \frac{\partial^2 P}{\partial x \partial y} + \rho(1 - y) \frac{\partial P}{\partial y}. \quad (1.5)$$

Розв'язання подібних рівнянь викликає труднощі, тому стохастичні моделі такого типу не використовуються для розв'язання практичних задач моделювання розповсюдження захворювань [36]. У разі моделювання захворюваності для малих груп населення використовуються більш точні стохастичні моделі.

Припустимо, що  $u_t$  – кількість сприйнятливих індивідів в групі безпосередньо перед моментом  $t$  і що  $v_t$  – кількість індивідів, що заразилися в цей момент. Зручно визначити ймовірність достатнього контакту  $p=1-q$ , тобто ймовірність того, що будь-які два члена групи в будь-який момент часу будуть знаходитися в контакті, достатньому для появи нового джерела інфекції, якщо один з індивідів сприйнятливий до інфекції, а інший є джерелом інфекції. Тоді

ймовірність того, що будь-який сприйнятливий індивід уникне зараження в момент  $t$ , дорівнює  $q^v$ , а ймовірність того, що він заразиться, –  $(1 - q^v)$ . Таким чином, умовна ймовірність появи  $v_{t+1}$ , нових випадків в момент  $(t + 1)$ , має біноміальний розподіл

$$P\{v_{t+1} | u_t, v_t\} = \binom{u_t}{v_{t+1}} (1 - q^{v_t})^{v_{t+1}} q^{v_t u_{t+1}}, \quad (1.6)$$

де  $u_t = u_{t+1} + v_{t+1}$ .

Цей процес визначається послідовністю біноміальних розподілів, звідки й походить його назва – ланцюгово-біноміальний процес. Таку модель первісно використовували Рід і Фрост, Грінвуд [9]. Недоліком моделі є те, що в ній не враховуються особливості передачі інфекції, пов'язані з соціальним розшаруванням і особливостями поведінки.

Ці особливості, а також інші обмеження традиційних моделей типу SIR можуть бути успішно враховані в сучасних дискретно-подієвих моделях.

Найбільш перспективні дослідження щодо розповсюдження захворювань сьогодні проводяться за допомогою дискретно-подієвих моделей [31].

Найпростіша дискретно-подієва модель розповсюдження епідемічних процесів – клітинний автомат. Клітинний автомат – це набір клітин, що утворюють деяку періодичну решітку із заданими правилами переходу, що визначають стан клітини в наступний момент часу через стан клітин, які знаходяться від неї на відстані, що не більше деякого, в поточний момент часу [31].

Перші спроби використання клітинних автоматів для моделювання розповсюдження захворювань були зроблені Бейлі [9]. Він розглядав квадратну решітку, кожен вузол якої зайнятий одним індивідом. В один із вузлів він поміщав джерело інфекції і розглядав такий процес, в якому небезпеці зараження піддаються тільки індивіди, що безпосередньо примикають до якого-небудь джерела інфекції. На кожному часовому кроці такої моделі

захворювання з певною ймовірністю може бути передано від хворого індивіда до одного з сприйнятливих сусідів. Як правило, використовується решітка обмеженого розміру. Стани індивідів у такій моделі зазвичай відповідають моделям типу SEIR: сприйнятливі індивіди («Susceptible») при достатньому контакті з хворим («Infectious») переходять в стан інкубаційного періоду захворювання («Exposed»), після закінчення якого також стають хворими. Хворі індивіди з часом одужують («Recovered») і, або залишаються в цьому стані, або переходять в стан «Susceptible».

Найбільший внесок в розвиток прогнозування динамічних систем з епідемічною поведінкою в останні роки зробили популяційні моделі [31].

Популяційні моделі – це дискретно-подієві моделі, в яких усі індивіди, що моделюються, явно розділені на соціальні групи, які формуються з урахуванням віку індивідів, у детальних моделях може враховуватися рід занять індивіда. Розповсюдження інфекції між індивідами може статися тільки в рамках однієї «контактної» групи. Кожен день в моделі індивіди в залежності від своєї соціальної групи формують певні контактні групи, в яких від хворого індивіда захворювання може передаватися здоровому.

Контактні групи визначаються характерною структурою суспільства, яка буде залежати від території, що моделюється. Розглянемо структуру контактних груп однієї з перших популяційних моделей Лонгіні, Халоррана, Нізама і Янга [31]. В ній популяція з 10 000 осіб була розбита на п'ять спільнот по 2000 осіб. Кожна така спільнота включала в себе по чотири райони, одну середню школу і дві початкові. В кожному районі перебувало кілька сімей («С»), дитячих садків («ДС») та ін. Кожна з таких місцезнаходжень (локацій) й утворювала контактну групу. В залежності від свого віку індивід брав участь у деяких з них (наприклад, школяр відвідував локацію «сім'я» та «школа» тощо). Тип локації також визначав ймовірність передачі інфекції від хворого індивіда до сприйнятливого.

Стадії перебігу захворювання в популяційних моделях зазвичай відповідають виділенням в моделі SEIR. Час в популяційних моделях рухається з

фіксованим кроком дискретизації, в якості якого зазвичай вибирають 24 години [31] або 12 годин [37]. На кожному кроці аналізується, які локації відвідував кожен індивід та аналітично розраховується ймовірність його зараження за минулий проміжок часу. Для розрахунку ймовірності використовуються складні формули, що враховують багато чинників, такі як, наприклад, тип локації, що відвідується, число хворих індивідів, одночасно присутніх в одній локації, вакцинацію індивіда тощо.

Існують популяційні моделі [31, 37], що відрізняються одна від одної в основному структурою популяції, що моделюється (контактні групи) та формулою для розрахунку ймовірності передачі інфекції сприйнятливому індивіду. На основі найбільш вдалих з них були створені системи підтримки прийняття рішень [38] та середовища моделювання [37]. Найбільше з них середовище FluTE [37] дозволяє побудувати сценарії розповсюдження захворювання по території США на основі призначених для користувача налаштувань з урахуванням авіаперельотів та міграцій індивідів.

Популяційні моделі і середовища моделювання дозволяють найкращим з доступних на сьогоднішній день чином промоделювати розповсюдження інфекції у великих популяціях з урахуванням їх географічних і соціальних особливостей. Так, популяційні моделі зберігають ймовірнісний характер розповсюдження захворювання, враховують структуру спільноти, що моделюється, та, завдяки аналітичному розрахунку ймовірності достатнього контакту, вимагають обмеженої кількості обчислювальних ресурсів. Однак, саме формула для розрахунку ймовірності достатнього контакту – основне джерело похибок в роботі популяційної моделі [31]. Досить великий крок дискретизації в 12 годин та необхідність калібрування коефіцієнтів, які використовуються в цій формулі, можуть привести до того, що результати роботи популяційної моделі прийнятної точності для дуже великих популяцій будуть вже непридатними для моделювання популяцій середньої та малої чисельності. Під калібруванням тут мається на увазі процес тонкого настроювання наборів початкових даних таким чином, щоб забезпечити

максимальне наближення результатів розрахунку до даних натурних вимірювань.

Подолати ці труднощі дозволяє розширення популяційних моделей – мультиагентні моделі прогнозування розповсюдження захворювань.

Мультиагентні моделі розповсюдження епідемічного процесу схожі на популяційні. В якості агентів у таких моделях розглядаються індивіди, що формують популяцію, кожен агент має індивідуальні властивості, наприклад, вікову групу. В моделі певним чином описується перебіг захворювання у кожного агента, наприклад, на основі станів, запропонованих в моделі SEIR.

Так само, як і в популяційних моделях, на основі соціальної структури популяції, що моделюється, формуються контактні групи, між якими переміщуються агенти та в яких один агент може передати захворювання іншому. Більшість мультиагентних моделей, так само як і популяційні – дискретно-подієві.

Основна відмінність мультиагентних від популяційних моделей розповсюдження захворювань полягає в тому, що вони децентралізовані. В популяційних моделях визначений фіксований проміжок часу, через який в моделі виникає подія обробки всіх переміщень індивідів, що відбулися з попередньої такої події, можливих передач інфекції тощо. При цьому вся ця обробка ведеться централізовано і за певними аналітичними формулами, що визначають ймовірність тих чи інших змін в моделі. В мультиагентних моделях така обробка відсутня. Кожен агент як активний об'єкт самостійно породжує всі події, пов'язані з його переміщеннями між різними локаціями, розповсюдженням захворювання, розвитком захворювання та інше [31].

Кожна така подія включає в себе набір нескладних дій, однак навіть при невеликих популяціях агенти породжують тисячі подій, обробка яких вимагає чималих обчислювальних ресурсів.

Сьогодні мультиагентні моделі розповсюдження захворюваності є найбільш перспективними. Вони не мають явних обмежень, по всьому світу ведеться активна розробка подібних моделей. Наприклад, в США за підтримки

Національного інституту загальномедичних наук США (National Institute of General Medical Sciences) організовано великий проект MIDAS [39], спрямований на розробку і вивчення мультиагентних моделей розповсюдження захворювань.

Жоден інший підхід до моделювання розповсюдження захворювань не дає таких широких можливостей, як мультиагентний. Такі моделі добре підходять для створення систем підтримки прийняття рішень, мультиагентна модель, побудована для одного захворювання, може бути ефективно доповнена і для моделювання інших інфекційних захворювань. Тому в даній роботі для створення імітаційної моделі розповсюдження епідемічного процесу обрано мультиагентний підхід.

Незважаючи на те, що мультиагентні моделі розповсюдження захворювань тільки починають розроблятися, на цю тему вже опублікований ряд робіт. Розглянемо вже реалізовані моделі.

Одні з перших мультиагентних моделей епідемічного процесу були реалізовані в Японії. Однак їх проектування ускладнювало їх практичне застосування. Модель, реалізовану Дегучі та іншими, можна розглядати як демонстрацію мультиагентного підходу, так як, не дивлячись на те, що в ній досить докладно відображені процеси розвитку інфекції в організмі людини, була використана сильно спрощена структура навколишнього середовища, яка включала лише кілька видів локацій. Крім того, для створення моделі застосовувалося нове середовище мультиагентного моделювання SOARS. Ця система моделювання включає в себе тільки базові засоби проектування мультиагентних моделей, тому в розробленій системі існують деякі обмеження. Наприклад, вона підтримує тільки дискретно-подієві мультиагентні моделі з фіксованим кроком дискретизації [31].

Також в Японії Окхусо і Суговара була побудована мультиагентна модель розповсюдження захворювання з повітряно-крапельним шляхом передачі, що включає деталізацію переміщення агентів за допомогою громадського транспорту. Були використані реальні розклади поїздів,

автобусів, враховані способи передачі інфекції в таких місцях від агента до агента. Однак реалізація настільки детальної моделі через брак обчислювальних ресурсів дозволила проектувальникам промодельовати розповсюдження хвороби лише в дуже малій популяції. В роботі була отримана тільки одна реалізація випадкового процесу, що визначається моделлю, на підставі якої неможливо зробити адекватні висновки. Великим недоліком моделі є те, що вона розроблена для конкретного регіону Японії, і перенести її на іншу територію вкрай складно [31].

Дас, Савачкін і Жу розробили мультиагентну модель, яка не поступається за своїми можливостями детальним популяційним моделям розповсюдження захворювань. В моделі детально відображено структуру суспільства, соціальні характеристики агентів, особливості розповсюдження інфекції, що моделюється, заходи боротьби з розвитком епідемії тощо. Дана модель хоч і є однією з найбільш розвинених мультиагентних моделей розповсюдження захворювань, однак її можна розглядати тільки як проміжний етап між популяційними і мультиагентними моделями [31].

Таким чином, поки ще не існує моделі розповсюдження епідемічного процесу, в якій були б повністю реалізовані всі можливості мультиагентного підходу до імітаційного моделювання.

#### 1.4 Постановка задачі та завдань дослідження. Розробка гіпотези дослідження

Незважаючи на велику кількість досліджень поведінки епідемічного процесу, не досягнута висока точність прогнозу з урахуванням факторів, що впливають на популяційну динаміку.

Однією з основних проблем епідемічного процесу в системах популяційної динаміки є стохастичний характер його поведінки. Також в існуючих моделях не враховуються особливості внутрішньої поведінки популяції, оцінка зовнішнього середовища об'єктами, логічна поведінка

екземплярів популяції. При аналізі епідемічного процесу, на відміну від поведінки систем популяційної динаміки, досліднику цікавий лише один цикл – «епідемія-спад», тому що подальший розвиток динаміки може значно змінюватися в залежності від наслідків епідемічної поведінки, а також вжитих зовнішніх впливів.

Таким чином, науково-прикладна задача розробки мультиагентних технологій в динамічних системах з епідемічним характером є актуальною. Це дозволить врахувати бази знань агентів, їх комунікації, а також уникнути ускладнення аналізу щодо популяційної динаміки, пов'язаної з поведінкою агентів, схожою з реальними системами і прийняттям рішень.

Основні завдання дослідження:

- аналіз існуючих підходів і методів моделювання процесів динаміки поширення захворювань в суспільстві;
- побудова агентної моделі, що включає базу знань, комунікації об'єктів системи і логічну взаємодію агентів;
- визначення механізму перевірки адекватності побудованої моделі;
- за допомогою розроблених моделей і методів розв'язання практичного завдання поширення nCov.

## 2 ПРОГНОСТИЧНА МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ЕПІДЕМІЧНОГО ПРОЦЕСУ

### 2.1 Епідемічні процеси як об'єкти моделювання

Моделювання епідемічного процесу є інструментом, який використовується для вивчення механізмів розповсюдження хвороб, прогнозування майбутнього розвитку спалаху і оцінки стратегій боротьби з епідемією [31].

Виділяють наступні типи моделей епідемічного процесу:

- інструментом для оцінки ймовірнісних розподілів потенційних результатів є стохастична модель. Стохастичні моделі залежать від випадкових варіацій ризику зараження, ускладнень хвороби та інших захворювань. Такі моделі використовуються при суттєвості цих коливань, як правило, в невеликих групах населення;

- при роботі з великими популяціями часто використовуються детерміновані математичні моделі. У детермінованій моделі індивіди в популяції належать різним підгрупам, кожна з яких є конкретним етапом епідемії. Коефіцієнти переходу з однієї групи в іншу математично задаються похідними, а модель описується відповідними диференціальними рівняннями. При створенні таких моделей передбачається, що функція зміни чисельності населення диференційована за часом, а епідемічний процес є детермінованим. Іншими словами, зміна чисельності населення розраховується при використанні тільки попередньої інформації, яка використана при оцінці параметрів моделі.

Найпростіше визначення епідемічної динаміки розглядає загальну чисельність населення в системі як фіксовану, що складається з  $N$  індивідів і ігнорує будь-який інший демографічний процес (міграції, народження і т.д.).

Однією з найпростіших є модель SIS з двома можливими переходами: перший, позначений  $S \rightarrow I$ , зустрічається, коли сприйнятливий індивід взаємодіє з інфікованим індивідом і відбувається зараження.

Другий перехід, позначений  $I \rightarrow S$ , відбувається, коли інфікований індивід відновлюється після хвороби і повертається в групу сприйнятливих індивідуумів. Модель SIS передбачає, що хвороба не надає імунітету, і люди інфікуються знову і знову, піддаючись циклу  $S \rightarrow I \rightarrow S$ , який за певних умов може підтримуватися нескінченно.

Ще однією базовою моделлю є класична SIR-модель з трьома станами. У моделі SIR перехід  $I \rightarrow S$  процесу SIS замінюється на  $I \rightarrow R$ . Це відбувається, коли інфікований індивід відновлюється після хвороби і вважається, що він придбав постійного імунітету або був видалений із системи (наприклад, помер).

Класичні епідемічні моделі не враховують багатьох чинників, що знижує точність моделювання та достовірність динаміки розглядуваного епідемічного процесу.

Серед таких чинників можна виділити:

- вертикальну передачу - у випадку деяких захворювань зберігається можливість передачі захворювання від інфікованих батьків народженим дітям. Ця передача хвороби від наступника називається вертикальною трансмісією [14]. Приплив додаткових членів в категорію інфікованих можна розглядати в рамках моделі, як включення частки новонароджених членів моделі до категорії інфікованих;

- векторну передачу. Хвороби, що передаються від людини до людини опосередковано, тобто через третій елемент, передаються через вектор. У цих випадках, до прикладу, інфекція переноситься від людини до комахи, а від комахи до іншої людини, тоді модель епідемії повинна включати обидва види передачі хвороби, і, як правило, модель ускладнюється;

- неоднорідність популяції;
- вікові групи населення;
- мінливу інфекційність (в результаті сезонності або інших факторів, що мають вплив);
- неоднорідність навколишнього світу;
- імунітет, набутий за допомогою вакцинації.

Для виключення цього недоліку і врахування зазначених факторів пропонується застосування мультиагентного підходу до моделювання епідемічного процесу систем популяційної динаміки. Для цього необхідно виділити клас моделей епідемічного процесу серед моделей популяційної динаміки [40].

Епідемічному процесу властиві наступні характеристики [40]:

- циклічність (періодичність) епідемічного процесу – це регулярно повторювані підвищення або зниження захворюваності населення в багаторічній динаміці. Більшість проявів циклічності пояснюється інфекційно-імунологічними відносинами популяцій. Збільшення сприйнятливої прошарку за рахунок народжуваності визначає формування збудника з більш високим епідемічним потенціалом і наростанням захворюваності. Активізація епідемічного процесу в свою чергу супроводжується збільшенням прошарку з імунітетом, які знижують епідемічний потенціал збудника і визначають спад захворюваності ще до вичерпання прошарку сприйнятливих. Виявлення багаторічної циклічності має важливе значення для вироблення прогнозів захворюваності та розробки раціональних профілактичних заходів;

- нерегулярні підйоми і спади захворюваності в багаторічній динаміці виникають у зв'язку з епізодичними змінами в соціальних і природних факторах. Ці зміни сприяють формуванню збудників з високим епідемічним потенціалом, що тягне за собою розвиток епідемічних спалахів або епідемій. Епідемії розвиваються в період воєн, після стихійних лих, при упущеннях в проведенні вискоєфективних протиепідемічних заходів. Будь-які виражені міграційні процеси супроводжуються розвитком епідемій;

- річна динаміка захворюваності характеризується регулярними підвищеннями і зниженнями захворюваності, так званими сезонними і міжсезонними періодами. Інтервал, що включає перший місяць сезонного підйому захворюваності в одному році, і місяць, що передує новому сезонному підвищенню захворюваності в наступному році, називається епідемічним роком. При розгляді епідемічних процесів в різних галузях знань виділяється

різна сезонність. Наприклад, зазвичай говорять про зимову сезонність аерозольних інфекцій і літню сезонність кишкових інфекцій, під час розгляду вірусного маркетингу в мережі Інтернет спостерігається осінньо - весняна сезонність тощо. Однак конкретні прояви сезонності індивідуальні для різних форм епідемічного процесу, а в межах окремих форм вони індивідуальні для різних територій і для окремих груп популяції на одній і тій самій території. Сезонність – одне з найбільш виразних проявів фазності розвитку епідемічного процесу. Саме тут легко виявляються міжепідемічний і епідемічний періоди, пов'язані з фазами резервації збудника і його епідемічного розповсюдження.

У річній динаміці захворюваності, крім періодично повторюваних сезонних епідемій, розвиваються епідемії, що не мають регулярної повторюваності або характеризуються тими чи іншими відносно локальними проявами. Межі між цими поняттями відносні, оскільки сезонна епідемія супроводжується збільшенням кількості уражених популяцій в кожному з них.

При прогнозуванні виділяють три типи прогнозів: коротко-, середньо- і довгостроковий. При цьому експертам, які досліджують епідемічний процес, цікаво лише прогнозування епідемічної спалаху, тобто періоду «епідемія- спад» [31]. Це пов'язано з тим, що динаміка процесу може поміняти правила розповсюдження після спалаху внаслідок вжитих протиепідемічних заходів, а також природного вимирання зараженої популяції.

Агентні технології пов'язані з поняттям інтелектуального агента, як деякого інтелектуального робота (активного елемента), цілеспрямовано взаємодіючого з іншими подібними елементами і зовнішнім середовищем в заданих умовах.

За визначенням під інтелектуальним агентом розуміється імітаційна модель активного елемента, стан і поведінку якого в різних ситуаціях досягнення мети змінюються в залежності від стану і поведінки інших агентів і середовища по аналогії з інтелектуальною поведінкою живого організму (в тому числі людини) в подібних умовах.

Таким чином, агентні технології пов'язані з імітацією взаємодії інтелектуальних агентів - активних елементів динамічних систем будь-якої фізичної, біологічної та соціальної природи. Поведінка і зміна стану таких систем є результатом покрокової взаємодії множини її активних елементів, характером відносин і зв'язків між ними, умовами досягнення локальних та глобальних цілей і т. п. У цьому випадку формалізація і моделювання процесів поведінки і взаємодії агентів дозволяють імітувати і прогнозувати виникнення якісно нових станів системи і оцінити можливості досягнення мети при різних варіантах, а також обґрунтувати прийняття рішень в складних ситуаціях ризику, невизначеності та конфлікту.

Рішення такого завдання аналітично або методами математичного програмування з покроковою зміною цільових функцій і обмежень для кожного агента в залежності від зміни ситуації та наближення до мети в більшості випадків є неможливим. Це обумовлено неповною, нечіткою або помилковою інформацією про стан і поведінку активних елементів системи. Агентно-орієнтована імітація відкриває нові можливості ідентифікації і прогнозування стану та поведінки активної системи будь-якої фізичної, соціальної та біологічної природи, що є результатом багатокрокової взаємодії багатьох активних елементів системи і навколишнього середовища [31].

Множина взаємопов'язаних агентів з індивідуальними характеристиками і поведінкою в будь-якому активному середовищі утворює деяку мультиагентну систему, яка відтворює динаміку взаємодії і стан агентів в процесі досягнення спільних цілей.

Мультиагентне імітаційне моделювання активних систем - це нова концепція інтелектуальних інформаційних технологій. Вона орієнтована на спільне використання моделей і методів природного і штучного інтелекту для віртуального дослідження, ідентифікації та прогнозування стану та поведінки активних систем в заданому середовищі [31].

Принциповою відмінністю нової концепції моделювання є введення і формалізація сенсорних зв'язків (змінних) між взаємодіючими активними

елементами динамічної системи. Ці зв'язки визначають зміну стану і поведінки взаємодіючих агентів і системи в напрямку «виживання» і досягнення цілей в складних ситуаціях згоди і протидії, початкової невизначеності, ризику і конфлікту, неповної і нечіткої інформації про ступінь досягнення мети [31].

Однак практична розробка мультиагентних систем є складним завданням через труднощі в створенні віртуальних середовищ функціонування агентів і власне самих агентів. Тому багато роботи з агентно-орієнтованого моделювання мають описовий характер і в кінцевому підсумку зводяться до вирішення сукупності окремих завдань оптимізації, логістики та дослідження операцій без врахування чинників динамічної взаємодії автономних агентів.

## 2.2. Поняття і види інтелектуальних агентів

Агент - це програмний модуль, який здатний виконувати задані йому функції деякого живого або кібернетичного організму в залежності від впливу іншого агента і впливів активного оточуючого середовища [31].

За рівнем штучного інтелекту і способом поведінки агенти можуть бути класифіковані на такі основні типи [31]:

1) рефлексивні агенти - характеризуються фізичним і соціальним станами; мають просту поведінку у вигляді реакцій на поточні зміни середовища й інформацію від інших агентів за продукційними правилами типу «умова - дія»;

2) знання-орієнтовані агенти - мають фізичні, соціальні і когнітивні стани; їх поведінка заснована на апіорних знаннях навколишнього середовища, ідентифікації ситуації і ухваленні рішення для досягнення мети;

3) цілеспрямовані інтелектуальні агенти, що навчаються, - мають у своєму розпорядженні базу знань й ієрархією цілей, моделі поведінки і стратегії досягнення мети в умовах невизначеності, ризику і протидії;

4) цілеспрямовані агенти, що самонавчаються, - здатні накопичувати знання на основі великого обсягу даних і онтології подій в процесі взаємодії з

іншими агентами і навколишнім середовищем, адаптуватися до ситуації, вибирати стратегію досягнення обраної мети та оцінювати ступінь її досягнення;

5) емоційно-вмотивовані агенти - володіють вищезазначеними «здібностями» попередніх класів, а також емоційним станом і психотипом в моделях поведінки людини.

Критерієм інтелектуальності агента є ступінь повноти і глибини апріорної бази знань, стратегії і алгоритмізації цілеспрямованої поведінки в умовах невизначеності, ризику і конфлікту.

Загальний алгоритм поведінки інтелектуального агента в динамічній ситуації, що вимагає ухвалення рішення, показаний на рис. 2.1.

Поведінка агента описується, як деяка ітераційна процедура переробки даних про стан інших агентів і середовища з вибором стратегії цілеспрямованих дій, і подається послідовністю операцій в дискретні часові періоди – часовими подіями.

Кожній операції відповідає свій алгоритмічний і свій програмний модулі, що забезпечують:

- 1) сприйняття інформації і накопичення знань про навколишнє середовище і середовище взаємодії або конфлікту (сенсорний модуль);
- 2) механізм взаємодії і обробки даних від контрагентів;
- 3) аналіз власного стану і стану контрагентів з вибором або корекцією цільових функцій (інтелектуальний модуль);
- 4) прийняття автономних рішень і вибір стратегій.

Поведінку агента можна уявити деякою рекурсивною формою, яка описує знаходження і вибір на черговому кроці функції переходу від початкового стану до нового стану в напрямку поліпшення цільової функції.

Подібне завдання в окремих випадках може бути розв'язане методами математичного програмування з корекцією цільової функції й індивідуальних обмежень на черговому кроці зміни стану агента в залежності від ситуації і наближення до мети в умовах невизначеності і нечіткої інформації.



Рисунок 2.1 - Загальний алгоритм поведінки інтелектуального агента в динамічній ситуації, що вимагає ухвалення рішення [31]

Найбільш вигідним типом агента при дослідженні епідемічних процесів є емоційно-мотивований інтелектуальний агент, для найбільш повної і точної моделі поведінки людини [31].

### 2.3 Моделювання взаємодії агентів

Декомпозиція робочої області призводить до виникнення множини комірок як умовних абстрактних об'єктів. Передбачається, що одна комірка одночасно може містити в собі множину агентів, а також один об'єкт-переносник інфекції (назвемо його інструментом). У своїй основі інтелектуальні мультиагентні технології містять елементи дискретно-подієвого підходу. Це проявляється в тому, що в системі є часова шкала, по якій йде процес моделювання [31]. Особливість полягає в тому, що на цій шкалі за певними правилами, виходячи із загальної ситуації в системі та індивідуальних характеристик осіб, з'являються події агентів, які відбуваються і обробляються системою після досягнення необхідного моменту часу.

Серед подій є події-перетинання кордонів комірок, що утворюють потік подій першого типу. Такі події представлені зростаючою послідовністю моментів часу, обробляються, як перехід з однієї комірки в іншу. Також в системі присутні події взаємодії з іншими агентами, що призводить до розгалуження результатів події в залежності від індивідуальних властивостей агентів, що взаємодіють один з одним. Таким чином створюється потік подій другого типу.

Обробка обох типів подій і генерація наступних для кожного агента – складна задача, яка пов'язана з деякими проблемами технічного характеру, від вирішення яких безпосередньо залежить адекватність і доцільність використання моделі [31].

Якщо намагатися розглядати взаємодію агентів як безпосередній фізичний контакт, то при використанні подієвого підходу взаємодії агентів будуть подіями другого типу [41]. Додавання в систему обробки подій другого

типу веде до значного зменшення швидкості моделювання. Подібна ситуація була б прийнятною в разі моделювання процесів фізичного характеру. При моделюванні такого явища, як епідемічний процес, очевидно, що учасники процесу можуть взаємодіяти один з одним не тільки при безпосередньому фізичному контакті (наприклад, захворювання, що передаються повітряно-крапельним шляхом). Обробка такого типу подій досить складна, що призводить до уповільнення процесу моделювання [42].

У цій роботі пропонується спростити розгляд моменту інфікування шляхом встановлення належності агентів одній комірці. Це дозволяє врахувати можливість взаємодії агентів і при цьому істотно знизити втрату продуктивності. Обробка взаємодії між агентами здійснюється середовищем моделювання в залежності від захворювання, що моделюється. При розгляді певних епідемічних процесів логіка обробки взаємодії агентів може ускладнюватися [31].

#### 2.4 Прогностична мультиагентна модель розвитку епідемії

Математичне моделювання як елемент моніторингу інфекцій дозволяє оцінити епідеміологічний потенціал осередків в регіоні і на окремих територіях, спрогнозувати тенденції епідемічного процесу і визначити основні пріоритети та напрямки в профілактиці nCov. Прогнозування поширення даної хвороби дозволить встановити основні фактори, що впливають на інтенсифікацію епідемічного процесу nCov, та провести раціональні профілактичні та протиепідемічні заходи з мінімальними фінансовими і трудовими затратами.

У цій роботі процес розробки прогнозу здійснюється за допомогою імітаційного мультиагентного моделювання. Основною відмінністю моделювання є формалізація і введення сенсорних зв'язків (змінних) між елементами динамічної системи, що активно взаємодіють. Ці зв'язки означають зміну поведінки і стану агентів, що взаємодіють, і системи в цілому. При цьому обирається напрямок «виживання» і досягнення цілей в складних ситуаціях при протидії і згоді, початковій невизначеності, конфлікті та ризику, неповній і нечіткій інформації про ступінь досягнення мети.

### 3. МАТЕМАТИЧНА ПОСТАНОВКА ІМІТАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ Й АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ЇЇ РЕАЛІЗАЦІЇ

В основі епідеміологічної моделі лежить концепція епідемічного процесу Л. В. Громашевського [43], за якою епідемічний процес існує при неперервній взаємодії трьох основних компонентів – джерела інфекції, механізму передачі і організму, який є сприйнятливим.

У загальному вигляді розглядувана імітаційна модель епідемічного процесу описана в працях [2, 16, 31].

#### 3.1 Розробка структури мультиагентної імітаційної моделі

##### 3.1.1 Структура агентів

Агента подамо у вигляді набору властивостей:

$$a = \langle s, s_t, c, t_a, l \rangle, a \in A, s \in S, c \in C, t_a \in T_a,$$

де  $s_t$  – час перебування в стані  $s$ ,  $A$  – множина всіх агентів,  $S$  – множина різних станів агентів,  $C$  – множина комірок робочої області,  $T_a$  – множина типів, до яких можуть належати агенти,  $l$  – тривалість життя.

Множина  $S$  станів агента є заданою і сталою. Дослідження передбачає, що стан кожної особи в моделі можна віднести до одного з чотирьох видів: вразливий (Susceptible), інфікований (Exposed), хворий (Infected) і з набутим імунітетом (Recovered).

Таким чином:

$$S = \{ \text{Susceptible, Exposed, Infected, Recovered} \}. \quad (3.1)$$

На рисунку 3.1 наведені переходи між станами агентів.

Вразлива особа стає інфікованою після зараження хворобою. Далі інфекція проходить інкубаційний період, протягом якого хвороба може передаватися з певною ймовірністю іншим особам в ході контакту. Після інкубаційного періоду інфекційне захворювання стає очевидним, і особа вважається хворою.

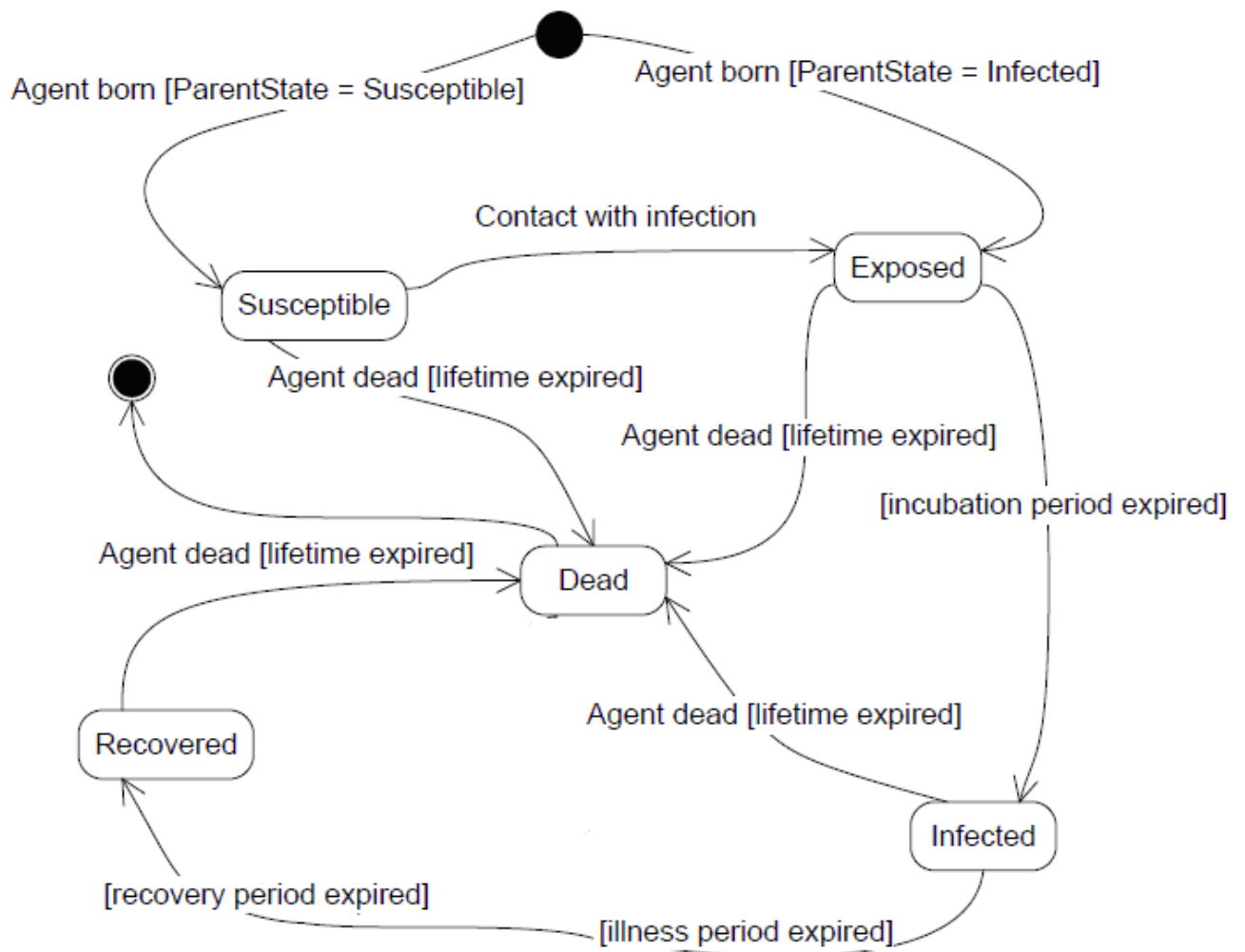


Рисунок 3.1 – Схема, що описує зміни станів агента

Всю популяцію можна розподілити на підмножини.

- Susceptible – агент здоровий (може бути схильним до зараження). В даному випадку здоровим вважається агент, який є сприйнятливим до захворювання 2019-nCoV.

- Exposed – агент інфікований. Цей стан є інкубаційним періодом. Протягом цього часу агент ще не є хворим, але вже може передавати інфекцію іншим.

- Infected – агент хворий. Агенти в цьому стані є найімовірнішими джерелами інфекції для інших агентів.

- Convalescent – агент одужує. Цей стан характеризує період, коли зникли клінічні симптоми захворювання, але агент, як і раніше, може бути носієм захворювання і джерелом інфекції. Наявність такого стану характерна для захворювання 2019-nCoV.

- Recovered – агент видужав (набув імунітету). Агенти в цьому стані не схильні до захворювання.

- Dead – агент мертвий внаслідок захворювання або закінчився термін життєдіяльності агента.

У цьому дослідженні було зроблено припущення, що:

- кожного хворого можна ефективно ізолювати і лікувати;
- як тільки виявлено перший випадок захворювання, особи можуть успішно мінімізувати особисті контакти;
- після певного проміжку лікування особа одужує і стає несприйнятливою до хвороби певний період часу.

Через нестачу точної інформації про те, як довго імунітет особи, вироблений після лікування 2019-nCoV, може його захищати, це дослідження не оцінює вплив вироблення імунітету людини на передачу хвороби.

Переходи між усіма станами, крім переходу з Susceptible в Exposed, здійснюються за таймаутом. Усі таймаути параметрично налашовані під модельований вид захворювання. Так як розглядувана модель орієнтована на 2019-nCoV, то агент проводить в стані Exposed в середньому 6 – 7 днів, в стані Infected від 9 до 14 днів, в стані Recovered біля 2 місяців.

Враховавши наведені вище особливості моделювання динаміки поширення захворювання, розробимо внутрішню структуру агентів, яка включає в себе наступні поля (рисунок 3.2):

1) порядковий номер (Index). Призначений для точного означення агента серед інших;

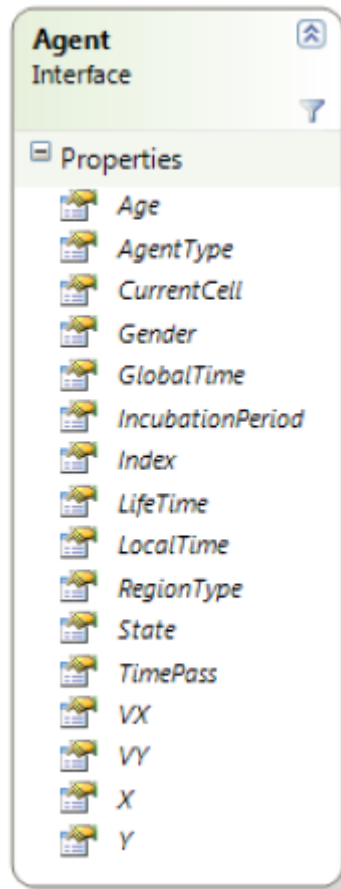


Рисунок 3.2 – Внутрішня структура агента

2) локальний час агента (LocalTime). Поле призначене для регулювання почерговості дій агентів, а також для означення необхідності обробки агента системою;

3) глобальний час агента (GlobalTime). Містить час модельного світу;

4) координати агента (X, Y). Призначені для визначення фізичного місця розташування в модельному світі;

5) напрямок руху (VX, VY). Містить інформацію про фізичний напрямок агента в модельному світі;

6) стан агента (State). Містить стан, в якому перебуває агент в поточний момент часу;

7) поточна комірка (CurrentCell). Містить характеристики, притаманні поточному розташуванню агента;

8) поточна область (RegionType). Дозволяє отримати інформацію про область, в якій в даний момент знаходиться агент;

9) час, проведений в поточній області (TimePass). Містить момент завершення перебування агента в поточній області. При досягненні цього моменту часу агент переходить в іншу область;

10) тип агента (AgentType);

11) вік агента (Age). Величина, яка відображає модельний вік агента;

12) стать агента (Gender);

13) інкубаційний період (IncubationPeriod). Містить момент закінчення інкубаційного періоду. При досягненні цього моменту часу агент захворює;

14) тривалість життя (LifeTime). Містить кількість модельного часу, що відводиться агенту для життя. Для кожного агента це значення різне. Також передбачається, що це значення може змінюватися за певних умов (наприклад, після перенесеної хвороби).

Для моделювання тенденцій поширення епідемії 2019-nCoV в цьому дослідженні були використані наступні дані:

- ймовірність передачі інфекції при прямому контакті осіб,
- тривалість інкубаційного періоду у пацієнтів, інфікованих 2019-nCoV,
- час, необхідний для того, щобвилікувати хворобу після консультації лікаря,
- частота прямого контакту з людьми в однієї людини в день.

Дані були отримані з відкритих джерел [44 - 46].

### 3.1.2 Структура середовища

Для цього дослідження в моделі було створене просте інтерактивне середовище. Було висунуто припущення, що особа постійно перебуває вдома, лікарні або в громадських місцях.

До появи симптомів хвороби (тобто коли особа не інфікована або знаходиться в інкубаційному періоді) вона зазвичай виходить з дому, прямуючи в громадське місце, а після цього повертається назад.

Робочу область описуємо таким чином:

$$z = \langle \tilde{C}, t_z \rangle, \tilde{C} \subset C, t_z \in T_z,$$

де  $T_z$  – множина типів, до яких можуть належати локації знаходження агентів.

Передбачається що в залежності від типу локації, в якій знаходиться агент, змінюється специфіка динаміки епідемічного процесу (рисунок 3.3).

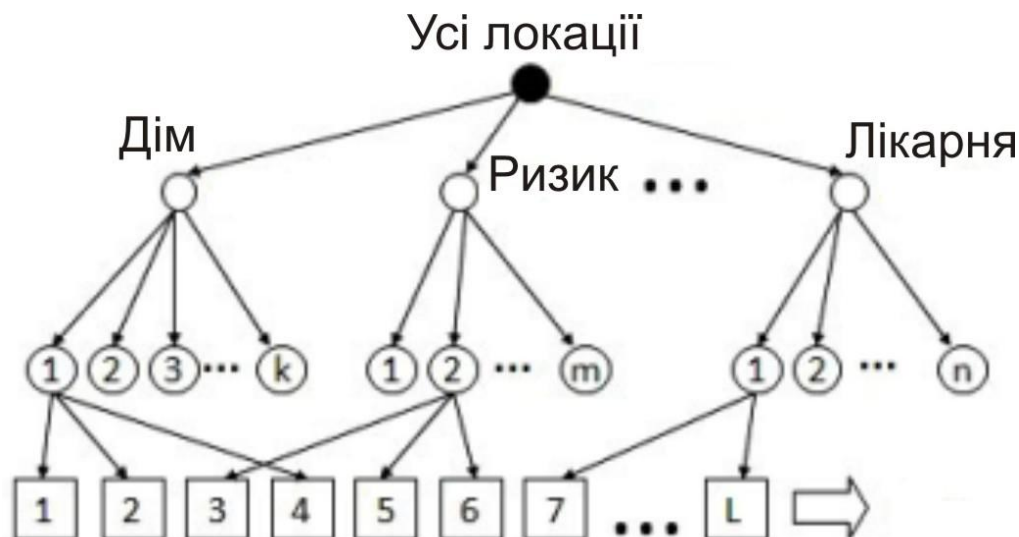


Рисунок 3.3 – Структура оточуючого середовища моделі

Уся робоча локація складається з множини комірок як умовних абстрактних об'єктів.

Кожну комірку середовища можна описати як:

$$c = \langle z, \tilde{A}, i \rangle, z \in Z, \tilde{A} \subset A, i \in I,$$

де  $I$  – множина всіх можливих контактів,

$A$  – множина всіх агентів,

$Z$  – множина всіх робочих локацій.

Для експериментів було визначено три локації:

- дім («Home» (I)), в ній допускаються тільки часткові контакти між «домашніми» агентами;

- ризик («Risk» (II)), в ній, крім контактів між «домашніми» агентами, можливе зараження від «чужого» агента. У цій локації найвищий рівень випадкового інфікування;

- лікарня («Hospital» (III)) - у цій області можливий частковий контакт між агентами. При попаданні в цю локацію агент піддається лікуванню, що знижує тривалість захворювання.

Імітаційну модель подамо у вигляді функції:

$$\text{sim}(I_{\text{mean}}, |A|_0, \bar{P}, T).$$

де  $I_{\text{mean}}$  – середня тривалість життя,

$|A|_0$  – початковий об'єм множини агентів,

$\bar{P}$  – вектор ймовірностей, які враховуються в імітаційній моделі.

### 3.1.3 Структура взаємодії агентів

Перехід зі стану Susceptible в Exposed відбувається у випадку передачі захворювання від одного агента до іншого, яка може відбутися в результаті події «контакт». Ця подія викликається з певною інтенсивністю хворими агентами (що знаходяться в станах Exposed, Infected, Convalescent). При контакті захворювання може бути передане з певною ймовірністю тільки здоровому агенту (в стані Susceptible), який знаходиться в тій самій локації, що і хворий агент.

Інкубаційний період - це різниця між першим зараженням 2019 nCoV і моментом прояви симптомів, а час, необхідний для лікування від хвороби - це різниця між часом діагностування 2019 nCoV і одужанням.

У зв'язку з відсутністю даних про ймовірності зараження вірусом 2019-nCoV при контакті з особами це дослідження розраховує можливу кількість підтверджених випадків зараження 2019-nCoV в Хмельницькій області і кількість осіб, близько взаємодіючих з носіями вірусу в області.

Було зроблено припущення, що особи, у яких не виявлено цей вірус (включаючи вразливі групи населення і пацієнтів, які перебувають в інкубаційному періоді), щодня контактують з 5, 10 і 15 людьми відповідно, що дозволяє оцінити, який вплив надають різні рівні прямого контакту на розвиток епідемії 2019-nCoV.

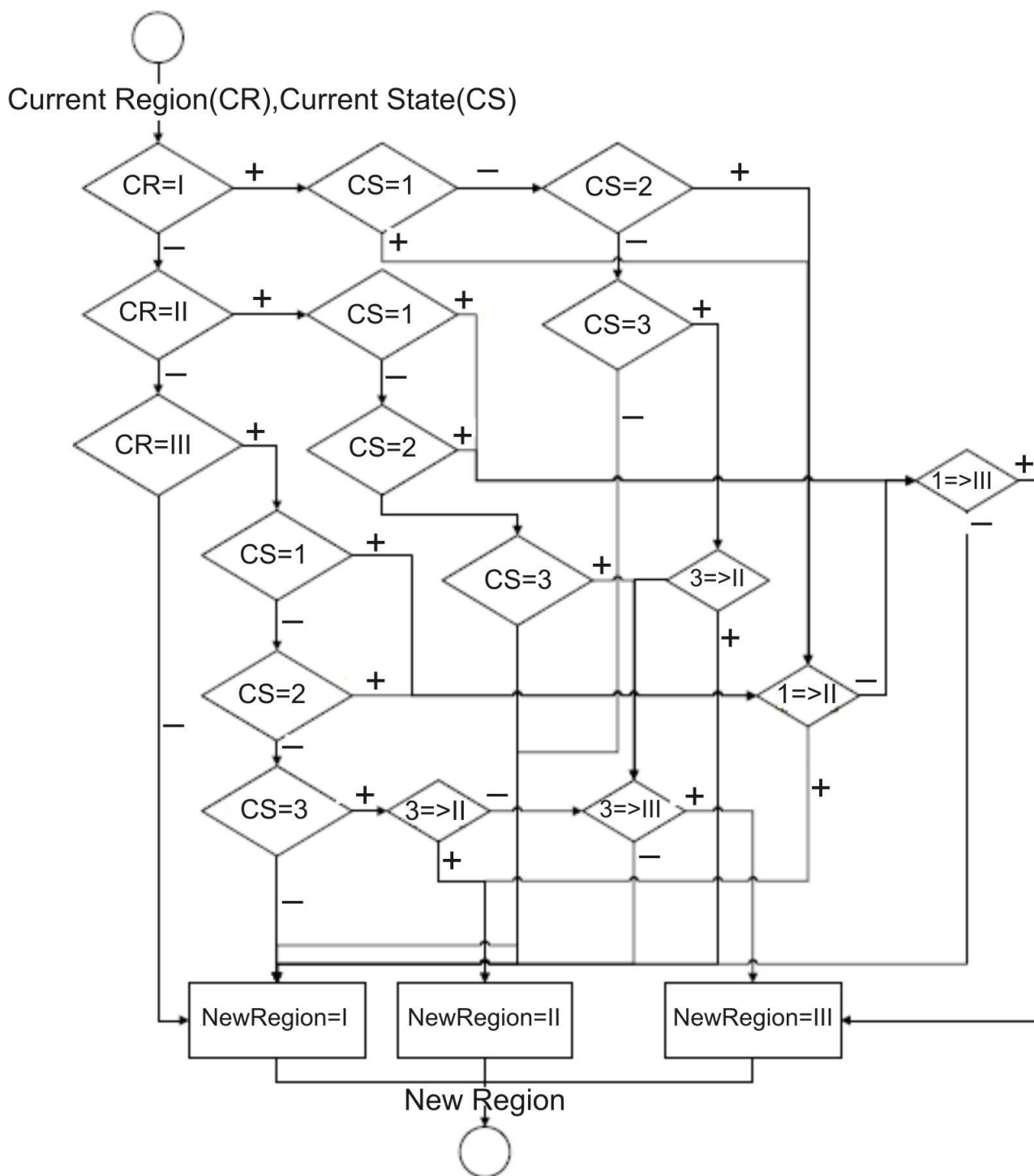
Множина об'єктів типу «агент» і «локація» взаємодіють один з одним за допомогою кореневого об'єкта, який несе переважно допоміжну функцію. В моделі можна виділити основні види подій (динаміки). Переважна частина яких породжується агентами, це:

- 1) події переміщення агента між локаціями;
- 2) події, пов'язані з перебігом захворювання в агента;
- 3) подія «контакт», породжена хворим агентом.

У структурі комірок передбачається поле, яке містить список всіх агентів, які знаходяться в поточний момент часу в поточній комірці. Для спрощення процесу моделювання потрапляння в одну комірку множини агентів вважається їх взаємодією. Взаємодія агентів обробляється середовищем моделювання в залежності від локації, до якої належить комірка, а також від типів агентів, що взаємодіють.

Крім того, кожен тип зумовлює для агента тривалість перебування в кожній з локацій. По закінченні перебування в конкретній локації, агент із заданою ймовірністю переходить в іншу локацію. Перехід здійснюється на основі того, в якому поточному стані (Current State) і в якій поточній локації

(Current Region) перебував агент, а також під впливом ймовірностей переходу, визначених його типом (рис. 3.4).



CR I – Current Region = “Home”; CR II – Current Region = “Risk”;  
 CR III – Current Region = “Hospital”; CS 1 – Current State = “Healthy”;  
 CS 2 – Current State = “Immune”; CS 3 – Current State = “Sick”

Рисунок 3.4 – Правила переходу агентів з однієї локації в іншу

Для взаємодії між агентами використовується вектор ймовірностей  $\bar{P}$  :

$$\bar{P} = (P_i, P_r, P_d, P_s, P_a),$$

де  $P_i$  – ймовірність передачі інфекції від хворого агента,

$P_r$  – ймовірність передачі інфекції від агента, що знаходиться на стадії інкубаційного періоду або стадії спаду захворювання (назвемо це «зниженою ймовірністю зараження»);

$P_d$  – ймовірність того, що у агента в лікарні буде виявлено захворювання, яке перебуває на стадії інкубаційного періоду;

$P_s$  – ймовірність того, що при взаємодії два агенти зконтактують;

$P_a$  – ймовірність випадкової передачі інфекції здоровому агенту від агента-носія.

Контактна передача від агента до агента захворювання реалізована таким чином. Для початку перевіряється можливість контактного зараження. Вважається, що це можливо, якщо в одній комірці разом з поточним агентом, що опрацьовується, присутні також і інші агенти.

Відбувається зіставлення кожної пари агентів (що утворюються з поточного агента, який опрацьовується, з іншими агентами в поточній комірці). Якщо, принаймні, один з агентів є носієм захворювання, то вважається, що з певною ймовірністю між агентами відбувається «контакт», достатній для здійснення зараження, і здоровий агент інфікується.

У моделі безсимптомні носії вірусу 2019-nCoV уводяться в незаражене населення в рамках певного просторово-часового інтервалу.

У дослідженні передбачається, що після появи 2019-nCoV в просторово-часовому інтервалі пацієнтів можна ефективно ізолювати і лікувати, а також знизити частоту контактів між людьми.

Більш того, це дослідження імітує тенденції поширення 2019-nCoV при різних рівнях близької взаємодії осіб один з одним.

Для цього виділені типи агентів, які зображені таким чином:

$$t = \langle \bar{P}_t, \bar{\tau}_t \rangle,$$

де  $\bar{P}_t$  – вектор ймовірностей, характерних для типу агента;

$\bar{\tau}_t$  – вектор констант модельного часу.

В рамках цієї задачі обмежимося такими наборами імовірностей:

$$\bar{P}_t = (P_b, P_{hr}, P_{hh}, P_{sr}, P_{sh}),$$

де  $P_b$  – ймовірність народження агента з заданим типом стану (“Healthy” (1), “Immune” (2), “Sick” (3)),

$P_{hr}$  – ймовірність того, що здоровий агент перейде в область «Risk»,

$P_{hh}$  – ймовірність переходу здорового агента в область «Hospital»,

$P_{sr}$  – ймовірність того, що хворий агент перейде в область «Risk»,

$P_{sh}$  – ймовірність переходу хворого агента в область «Hospital».

$$\bar{\tau}_t = (\tau_h, \tau_r, \tau_m),$$

де  $\tau_h$  – кількість модельного часу, який агент поточного типу проводить, перебуваючи в області «Дім»,

$\tau_r$  – кількість модельного часу, який агент поточного типу проводить, перебуваючи в області «Ризик»,

$\tau_m$  – кількість модельного часу, який агент поточного типу проводить, перебуваючи в області «Лікарня».

### 3.2 Перевірка адекватності моделі

Адекватність мультиагентної моделі перевіряємо шляхом порівняння результатів її реалізації з результатами за класичною моделлю SIR. Графіки на

рис. 3.5. відображають кількість агентів, що знаходяться в певному стані в конкретний момент модельного часу. На графіках вісь абсцис – час, вісь ординат – кількість індивідумів, S – здорові агенти, I – інфіковані, R – що одужали.

Для агентів було визначено характеристики, які подано в таблиці 3.1.

Для одержання результатів були використані дані таблиці 3.1 і значення вектора  $\bar{P}$ , описані в таблиці 3.2.

Можна відзначити, що загальна поведінка розробленої моделі збігається з поведінкою класичної моделі.

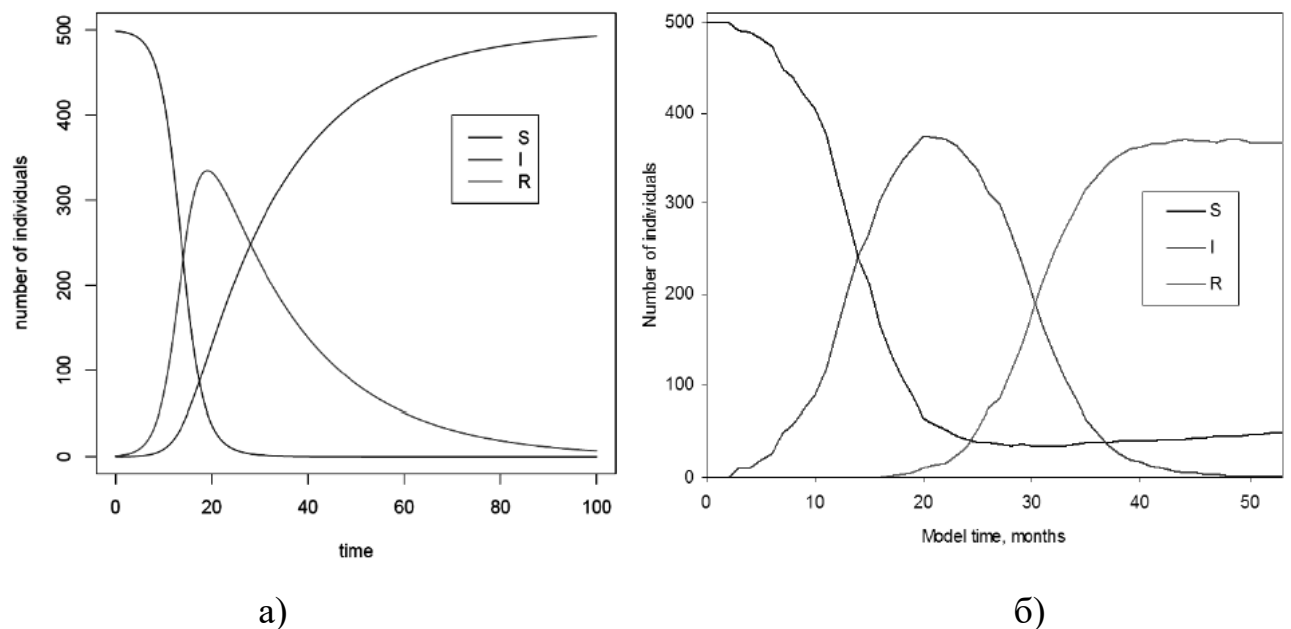


Рисунок 3.5 – Порівняння результатів мультиагентної моделі (б) з результатами класичної моделі (а [31])

Для параметрів моделі (зокрема, наведених у табл. 3.1 і 3.2) існує зв'язок зі статистичними даними, однак встановити цей зв'язок є досить великою проблемою. Наприклад, при відсутності лікування ймовірності переходів в локацію "Лікарня" будуть дорівнювати нулю; контроль відповідних установ за дотриманням санітарних норм (або карантину) впливає на ймовірність зараження.

Таблиця 3.1 – Опис типів агентів і сталих моделювання

Тип агентів	Значення сталих
Ймовірність події «Агент здоровий (або схильний до зараження)»	80 %
Ймовірність переходу в область ризику в здоровому стані	1 %
Ймовірність переходу в область «лікарня» в здоровому стані	0,7 %
Ймовірність переходу в область ризику в хворому стані	0,5 %
Ймовірність переходу в область «лікарня» в хворому стані	80 %
Тривалість перебування в домашній області	20 год.
Тривалість перебування в області ризику	2 год.
Тривалість перебування в області «лікарня»	2 год.

Таблиця 3.2 – Імовірності, що використані для перевірки адекватності моделі

Опис події	Імовірність
$P_i$ – ймовірність передачі інфекції від хворого агента	1,0 %
$P_r$ – ймовірність передачі інфекції від агента, що знаходиться на стадії інкубаційного періоду або стадії спаду захворювання («знижена імовірність зараження»)	0,5 %
$P_d$ – ймовірність того, що у агента в лікарні буде виявлено захворювання, яке перебуває на стадії інкубаційного періоду	5,0 %
$P_s$ – ймовірність того, що при взаємодії два агенти зконтактують	5,0 %
$P_a$ – ймовірність випадкової передачі інфекції здоровому агенту від агента-носія	1,0 %

Побудована модель поширення 2019-nCoV – стохастична модель, що дозволяє найкращим чином врахувати імовірнісну природу епідемічних процесів. На динаміку розвитку цих процесів впливає множина випадкових чинників, які призводять до того, що в загальному випадку ми спостерігаємо випадковий процес розповсюдження захворювання. Нехтуючи цим, можна отримати грубі і помилкові оціни ресурсів, необхідних для проведення протиепідемічних заходів [1]. Стохастичні імітаційні моделі не тільки враховують усі необхідні випадкові чинники, але й дозволяють оцінити ризики виникнення певної ситуації на основі багаторазового прогону моделі. Так, описана модель дозволяє розрахувати ризик одержання певного економічного збитку від розвитку епідемії.

### 3.3 Експериментальне дослідження мультиагентного підходу до прогнозування розвитку епідемії

#### 3.3.1 Проблема захворюваності на SARS-CoV-2

Перевірку моделі проводили на реальних статистичних даних про епідемічний процес. Для проведення експериментів вибрано захворюваність на SARS-CoV-2 (COVID-19) та його статистичні дані по Україні.

Захворювання на COVID-19 може мати різний перебіг. Більшість інфікованих мають лише легкі або помірні симптоми й одужують без госпіталізації.

Новий коронавірус (CoV) – це новий штам коронавірусу [44].

Захворювання, спричинене новим коронавірусом, вперше було виявлене у Вухані, Китай, та отримало назву коронавірусного захворювання 2019 (COVID-19). «CO» означає *corona* (корона), «VI» – *virus* (вірус) та «D» – *disease* (захворювання).

COVID-19 – це новий вірус, пов’язаний із тим же сімейством вірусів, що і гостра респіраторна вірусна інфекція (ГРВІ) та деякі типи звичайної застуди.

Коронавірус - це гостре вірусне захворювання, що характеризується переважним ураженням дихальної системи та шлунково-кишкового тракту. Коронавірус є зооозною інфекцією, тобто може передаватися людям від тварин.

Джерелом коронавірусної інфекції, як правило, є хвора людина. Також джерелом можуть виступати дикі та домашні звірі, мавпи, птахи, змії та інші тварини. При цьому, період контагіозності невизначено довгий.

Вірус передається повітряно-крапельним, повітряно-пиловим, фекально-оральним шляхом. До факторів передачі відносяться виділення носоглотки, блювотних мас, фекалії птахів, тварин, хворої людини.

У людей сприйнятливість до коронавірусу дуже висока, захворювання загрожує всім віковим групам. Антигенна різноманітність вірусів зумовлює значну частоту повторного інфікування збудниками інших серологічних типів.

На сьогоднішній день патогенетичні механізми розвитку коронавірусної інфекції вивчені недостатньо. Вхідними воротами для інфекції є слизова оболонка верхніх дихальних шляхів. При ураженні збудником 2019 nCov інфікування стрімко поширюється на бронхи та легені.

Для більшості коронавірусних інфекцій інкубаційний період обмежений 2-3 добами. Однак, для коронавірусу 2019 nCov цей період може становити від 1 до 14 днів (в середньому 10 днів) [44].

Протягом усього цього періоду людина може заражати інших. Протікає захворювання, найчастіше, як звичайний грип, парагрип або будь-яка інша гостра респіраторна інфекція з усіма характерними для них ознаками.

Крім того, коронавірус здатний загострювати перебіг інших хронічних захворювань, що є дуже небезпечним для людей похилого віку та для новонароджених [44].

На початковому етапі зараження новим типом збудника ознаки коронавірусу збігаються з усіма ознаками звичайної застуди: сухий кашель, слабкість, підвищення температури. У деяких пацієнтів відзначаються ураження очей (кон'юнктивіт) та діарея. Якщо захворювання протікає в легкій

формі, запалення легенів не розвивається й весь патологічний процес обмежується слабо вираженими симптомами. У таких випадках температура може підійматися незначно або взагалі залишатися в межах норми.

При важких формах захворювання стан пацієнта швидко погіршується, підіймається дуже висока температура, з'являється непродуктивний сильний кашель, розвивається дихальна недостатність. Стан хворого значно погіршується, якщо є супутні захворювання.

При звичайній коронавірусній інфекції повне одужання зазвичай настає через 5-7 днів. Віруси mers та sars cov, як правило, ускладнень не викликають і прогноз захворювання сприятливий [44].

Якщо захворювання протікає у більш важкій формі, на одужання може піти два та більше тижня.

У важких випадках наслідки коронавірусу вкрай несприятливі: виражена інтоксикація; ознаки набряку легенів; прогресуюча гостра дихальна недостатність; поліорганна недостатність. Прогноз при такому перебігу захворювання несприятливий.

Провести діагностику коронавірусу тільки по клінічній картині неможливо, через те, що симптоми коронавірусу повністю ідентичні симптомам інших респіраторних інфекцій. Швидко визначити наявність коронавірусу в організмі дозволяють тест-системи.

На даний момент збільшення захворюваності на nCov є важливою проблемою. Однією з головних задач є введення заходів щодо профілактики та запобігання епідемії. Вчасне попередження несприятливої епідемічної ситуації не лише врятує десятки тисяч людей від захворювань, але й допоможе уникнути незапланованих витрат у бюджеті держави.

Оскільки спалах COVID-19 продовжує розвиватися, ВООЗ проводить його порівняння з грипом. Обидва викликають респіраторні захворювання, але між цими двома вірусами і тим, як вони поширюються, є важливі відмінності. Це має важливе значення для прийняття заходів охорони здоров'я громадськості для реагування на кожен вірус [45].

Чим схожі COVID-19 і віруси грипу?

По-перше, COVID-19 і віруси грипу мають подібну клінічну картину захворювання. Тобто вони обидва викликають респіраторне захворювання, яке представляє собою широкий спектр захворювань від безсимптомного або легкого до важкого захворювання і смерті.

По-друге, обидва віруси передаються при контакті, краплях і фомітах. В результаті ті ж заходи громадської охорони здоров'я, як гігієна рук і дотримання дихального етикету (кашель в лікоть або в одноразову серветку), є важливими діями, які все можуть попередити інфекцію.

Чим відрізняються COVID-19 і віруси грипу?

Швидкість передачі є важливою відмінністю між двома вірусами. Грип має більш короткий середній інкубаційний період (час від зараження до появи симптомів) і більш короткий послідовний інтервал (час між послідовними випадками), ніж у вірусу COVID-19. Послідовний інтервал для вірусу COVID-19 оцінюється в 5-6 днів, в той час як для вірусу грипу послідовний інтервал становить 3 дні. Це означає, що грип може поширюватися швидше, ніж COVID-19.

Крім того, передача в перші 3-5 днів хвороби або потенційно предсимптомна передача - передача вірусу до появи симптомів - є основною причиною передачі грипу. Хоча ми маємо дані про поширення вірусу SARS-CoV-2 за 24-48 годин до появи симптомів, в даний час це не є основною причиною передачі [45].

Передбачається, що репродуктивне число  $R_0$  - число осіб, яких може інфікувати одна захворіла людина - для вірусу SARS-CoV-2 становить від 2 до 2,5, що вище, ніж для грипу. Проте, оцінки як SARS-CoV-2, так і вірусів грипу дуже контекстні і специфічні для часу, що ускладнює прямі порівняння.

Діти є важливими факторами передачі вірусу грипу в суспільстві. Для вірусу SARS-CoV-2 початкові дані показують, що діти страждають менше, ніж дорослі, і що частота випадків у віковій групі 0-19 років низька.

Додаткові попередні дані, отримані в домашніх господарствах в Китаї, показують, що діти заражаються від дорослих, а не навпаки.

У той час як спектр симптомів для цих двох вірусів однаковий, частина з важким захворюванням, схоже, відрізняється.

Для COVID-19 дані на сьогоднішній день припускають, що 80% інфекцій є легкими або безсимптомними, 15% є тяжкими інфекціями, які вимагають кисневої терапії, і 5% є критичними випадками, які вимагають штучної вентиляції легень. Ці важкі і критичні випадки інфекції більш серйозніші, ніж спостерігається для при грипі [45].

Найбільш схильні до ризику важкої грипозної інфекції діти, вагітні жінки, люди похилого віку, люди з хронічними захворюваннями і люди з імунодефіцитом. Для COVID-19 поточні дослідження показують, що старший вік і наявні супутні захворювання підвищують ризик розвитку важкої інфекції.

Смертність від SARS-CoV-2 вище, ніж від грипу, особливо від сезонного грипу. Хоча для повного розуміння справжньої смертності від COVID-19 буде потрібно якийсь час, наявні у нас дані показують, що коефіцієнт летальності (число зареєстрованих смертей, поділене на зареєстровані випадки) становить 3-4%, частота смертей від інфекції (число зареєстрованих смертей, поділене на кількість інфекцій) буде нижче. Для сезонного грипу летальність зазвичай значно нижча 0,1%. Однак летальність в значній мірі визначається від доступності та рівня надання медичної допомоги.

25 березня Уряд запровадив режим надзвичайної ситуації на всій території України на 30 днів, до 24 квітня 2020 року. Також на засіданні Кабінету Міністрів України заступника Міністра охорони здоров'я, головного державного санітарного лікаря призначено керівником робіт з ліквідації наслідків медико-біологічної надзвичайної ситуації природного характеру державного рівня.

З появою вірусу COVID-19 залишається багато невизначеностей щодо певних епідеміологічних, сероепідеміологічних (пов'язаних з ідентифікацією антитіл в популяції), клінічних і вірусологічних характеристик вірусу і

пов'язаних з ним захворювань. Дослідження для оцінки цих характеристик в різних умовах мають вирішальне значення для поглиблення розуміння епідемічного процесу COVID-19. Вони також нададуть надійну інформацію, необхідну для уточнення моделей прогнозування та інформування про заходи громадської охорони здоров'я.

Таким чином, ВООЗ у співпраці з технічними партнерами адаптувала протоколи ранніх епідеміологічних досліджень по пандемічному грипу та MERS-CoV, щоб краще зрозуміти ці характеристики і то, як вони можуть використовуватися для інформування про заходи охорони здоров'я.

З самого початку спалаху COVID-19 IPC (взаємодія між процесами — набір засобів обміну повідомленнями між процесами) грає важливу роль в профілактичних і пом'якшуючих заходах. Щоб забезпечити засноване на фактичних даних керівництво за якістю і оперативне реагування на глобальний попит, ВООЗ скликала Спеціальну консультативну групу експертів з профілактики та інфекційного контролю у рамках Програми ВООЗ з надзвичайних ситуацій в галузі охорони здоров'я (WHE), в якій беруть участь члени Глобальної мережі з профілактики та інфекційного контролю (GIPCN), члени відповідних установ і держави-члени уражені COVID-19. Ця консультативна група підтримує компонент WHE IPC, надаючи своєчасні рекомендації по готовності та реагуванню на COVID-19 на основі наявних даних. Вони проводять щотижневі обговорення технічних аспектів заходів IPC і обмінюються досвідом в постраждалих країнах [45].

МОЗ постійно моніторить і надає населенню статистичну інформацію про динаміку COVID-19. До прикладу, на рис. 3.6 і 3.7 [46] показана динаміка інтенсивності нових випадків хвороби і смертності внаслідок хвороби або її наслідків у абсолютних величинах по Україні.

Україна бере активну участь у дослідженні «Solidarity» - міжнародному клінічному дослідженні, ініційованому Всесвітньою організацією охорони здоров'я і її партнерами з метою пошуку ефективного лікарського засобу для лікування COVID-19.



Рисунок 3.6 - Статистичні дані про нові випадки захворюваності на COVID-19 по Україні

Пандемія COVID-19 створила колосальний тиск на системи охорони здоров'я, у зв'язку із чим ВОЗ дійшла висновку про необхідність прискорення й розширення масштабів досліджень. Зазвичай на підготовку й виконання рандомізованих клінічних досліджень ідуть роки, але дослідження Solidarity дозволить скоротити цей строк на 80%.

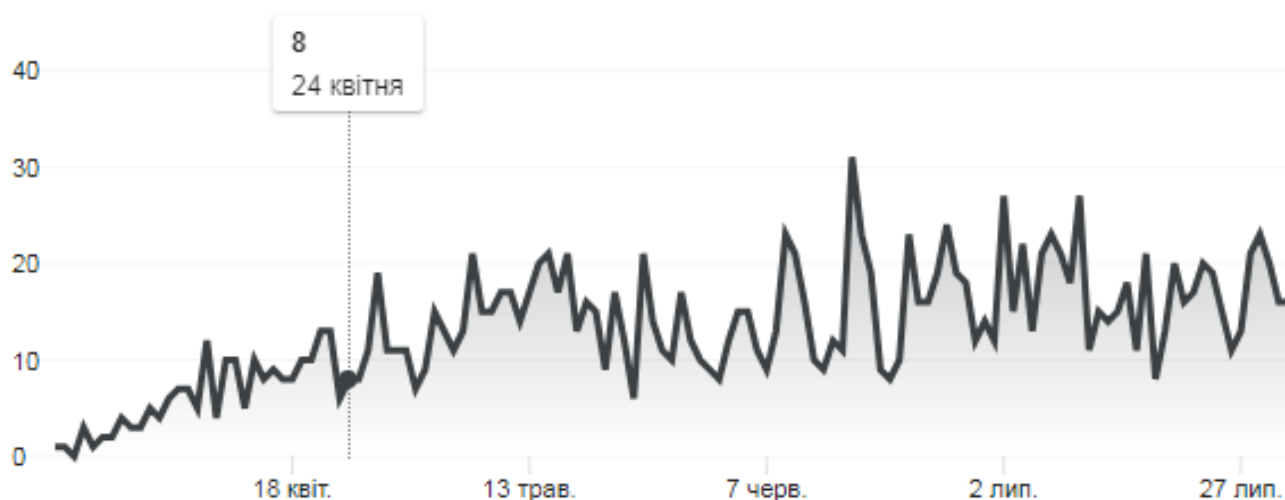


Рисунок 3.7 - Статистичні дані про інтенсивність летальних випадків внаслідок захворюваності на COVID-19 по Україні

Проведення відразу в декількох країнах єдиного рандомізованого клінічного дослідження буде сприяти оперативному міжнародному зіставленню результатів використання нових препаратів. У випадку проведення численних досліджень із малою вибіркою може виникнути ризик того, що надійної доказової бази про відносну ефективність випробуваних препаратів так і не буде зібрано, і дослідження Solidarity дозволить виключити таку небезпеку.

Основні питання про вакцину від коронавірусу, яка б викликала імунну відповідь, і підвищення напруженості колективного імунітету залишаються відкритими.

### 3.3.2 Налаштування мультиагентної моделі

За допомогою розробленої агентної моделі є можливим розв'язання таких задач:

- визначення частки населення, що підлягатиме обов'язковій вакцинації, для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov;
- дослідження значущості впливу різних чинників (медичних, соціальних і, навіть, політичних) на процес зменшення кількості хворих;
- управління епідемічним процесом коронавірусної інфекції.

У цій роботі розглянуто розв'язання задачу визначення частки населення, що підлягає обов'язковій вакцинації, для запобігання росту епідемії коронавірусу.

Для моделювання розповсюдження захворюваності на SARS-CoV-2 застосовувалася структура доповненої моделі типу SIR (рис. 3.8).

У моделі використовувалися такі стани агентів:

S (Susceptible) – агент здоровий (може бути схильним до зараження). В даному випадку здоровим вважається агент, який є сприйнятливим до захворювання на інфекцію, епідемічний процес якої моделюється.

У людей сприйнятливість до коронавірусу дуже висока, захворювання загрожує всім віковим групам.

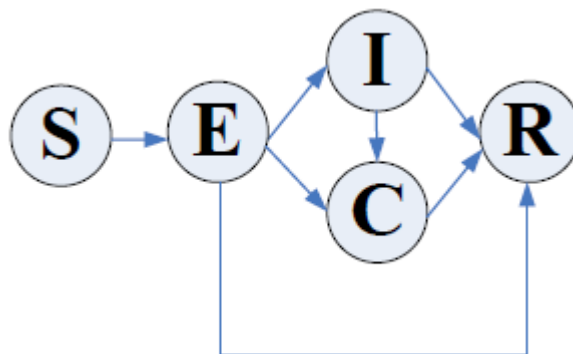


Рисунок 3.8 – Перехід між станами при моделюванні епідемічного процесу COVID-19

E (Exposed) – агент інфікований. Даний стан є інкубаційним періодом. Протягом цього часу агент ще не є хворим, але вже має шанси передавати інфекцію.

Для коронавірусу 2019 nCov цей період може становити від 1 до 14 днів (в середньому 10 днів). Протягом усього цього періоду людина може заражити інших.

I (Infected) – агент хворий. Агенти в цьому стані є найбільш ймовірними джерелами інфекції для інших агентів.

Протікає захворювання nCov, найчастіше, як звичайний грип, парагрип або будь-яка інша гостра респіраторна інфекція з усіма характерними для них ознаками.

C (Convalescent) – агент одужує. Даний стан характеризує період, коли зникли клінічні симптоми захворювання, але агент, як і раніше, може бути носієм захворювання і джерелом інфекції. Наявність такого стану характерна для інфекційного захворювання nCov. Якщо захворювання протікає в легкій формі, запалення легенів не розвивається й весь патологічний процес обмежується слабо вираженими симптомами. У таких випадках температура може підійматися незначно або взагалі залишатися в межах норми.

R (Recovered) – агент видужав (набув імунітету). Агенти в цьому стані більше не схильні до передачі захворювання.

### 3.3.3 Моделювання в NetLogo на основі агентів

Для розв'язання зазначених задач використовувалось мультиагентне середовище NetLogo (рис. 3.9), в якому задавалась структура моделі, зазначена в пп 3.1 3.2. Вхідними даними є: розмір популяції, кількість носіїв та кількість хворих з коронавірусною інфекцією, а також контагіозність (як даний параметр використовувалася середня швидкість зараження населення за день).

NetLogo - мова програмування та інтегроване середовище розробки для моделювання на основі агентів [47].

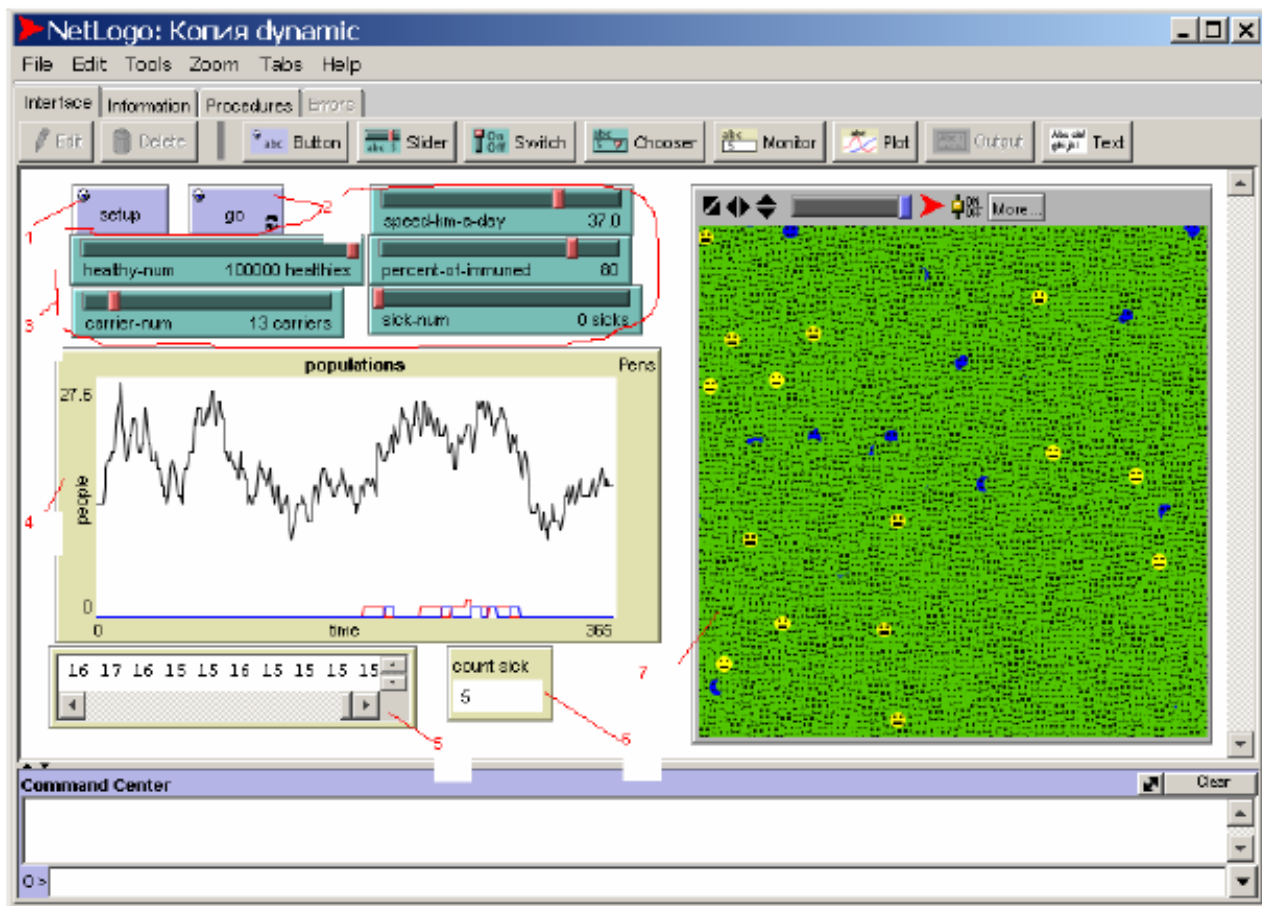
Netlogo є розвитком мови Logo, створеного в 1968 році Сеймуром Пайпертом для навчання дітей за допомогою комп'ютера. Однак це аж ніяк не означає, що Logo — якась несерйозна "дитяча" мова. Досить сказати, що Logo - діалект Lisp, що є протягом багатьох років основною мовою для створення систем штучного інтелекту. Брайан Харви, автор тритомного підручника з Logo, характеризує його, як мову, поріг освоєння якої низький, а верхня межа взагалі відсутня [48].

У традиційному Logo програміст дає інструкції єдиному виконавцеві — "черепашці". В Netlogo діє безліч агентів-черепашек. Такий підхід відкриває можливість пояснення й розуміння зв'язків між поведінкою окремих індивідуумів і явищами, які відбуваються на макрорівні, у результаті незалежних дій множини індивідуумів. Основним призначенням Netlogo є, таким чином, агентне моделювання поведінки складних систем.

Netlogo - це вільне програмне забезпечення для агентного моделювання, що використовує JVM і працює на більшості платформ. Скачати Netlogo можна на офіційному сайті після безкоштовної реєстрації [47].

Ця система є типовим прикладом автономного середовища розробки мультиагентних систем. З першого погляду кидається досить великий обсяг надаваних засобів взаємодії з користувачем – різних кнопок і регуляторів для

введення й коректування інформації й малюнків і діаграм для впорядкованого виводу.



1 – перезавантаження вхідних даних; 2 – запуск; 3 – регулювання вхідних даних; 4 – графік; 5 – кількість носіїв на кожен день;  
6 – кількість хворих за весь період часу; 7 – екран  
Рисунок 3.9 – Інтерфейс мультиагентної моделі прогнозування захворюваності на nCov

Усе це, укупі з вільною розповсюдженістю системи, безсумнівно, становить її основні плюси. Необхідно також відзначити дуже широкий набір прикладів моделей і систем, надаваних разом зі стандартною збіркою Netlogo.

Ці приклади дійсно допомагають краще зрозуміти пристрій даної агентної платформи й її можливості. Однак, за багатством надаваних засобів ховається бідність безпосередньо технічних можливостей системи. По-перше, набір надаваних засобів візуалізації, хоча й широкий, але строго фіксований і регламентований, крім того, неможливим є додавання якихось своїх прийомів. А по-друге, система страждає саме як засіб розробки програм, фактично примушуючи програміста писати всю програму одним файлом, без якої-небудь чіткої структури. Крім того, мова програмування досить специфічна, оскільки вона заснована навчальною мовою Logo, до того ж містить численні методи, призначені вже спеціально для моделювання. Мова програмування Netlogo є скриптовою мовою й написані на ній програми виконуються відчутно повільно. У цей час ведуться роботи зі створення її транслятора в байт-код, що обіцяє в перспективі істотне поліпшення часу виконання [48]. Далі, система в принципі не надає інструменти для розподіленого, незалежного виконання. Функціонуючі в ній суб'єкти позбавлені структури агента, і є лише хоронителями власного стану. Здійснення ж їх поведінки реалізується виконанням функцій на класі об'єктів, тобто, по суті, у рамках об'єктної парадигми програмування. З іншого боку, така простота взаємодії перебуває в гармонії зі слабкими можливостями структурування програми й взагалі організації процесу розробки. Саме вона дозволяє писати невеликі, не громіздкі й не засмічені зайвими й непотрібними практично (хоча й важливими теоретично й структурно) елементами, але досить потужні програми. Цьому також сприяє й відзначена вище простота роботи із широким, хоча й жорстко обмеженим набором засобів візуалізації.

У цьому плані така проста у взаємодії, хоча й бідна в плані надаваних можливостей система є незамінною.

На рисунку 3.10 представлений зовнішній вигляд середовища розробки Netlogo.

```

myfirst - NetLogo (E:\Учѐба\Diplom\my_netlogo)
File Edit Tools Zoom Tabs Help
Interface Information Procedures
Find... Check Procedures
turtles-own [energy]

to setup
  clear-all
  create-turtles number-of-turtles
  ask turtles [
    setxy random-xcor random-ycor
    set energy start-energy
    set shape "turtle"
    set color pink
  ]
  ask patches [
    if random 100 < grass-start-percents [set pcolor green]
  ]
  do-plots
  tick
end

to go
  move-turtles
  eat-grass
  reproduce
  check-death

```

Рисунок 3.10 – Середовище розробки Netlogo

### 3.3.4 Реалізація моделі й аналіз результатів

В цьому дослідженні був використаний метод Бутстреп [49], в рамках якого модель запускали 100 разів і спостерігали, як змінюються нижче зазначені показники:

- латентний період хвороби у пацієнтів, заражених 2019-nCoV;
- ймовірність зараження при контакті з вірусом;
- невизначений період часу, необхідний для того, щобвилікувати хворобу після її прояву.

Агентне моделювання (АМ) було використано для аналізу тенденції поширення 2019-nCoV.

Архітектура агентів розробленої агентної системи є набір:

$$Ag_i = \langle shmP_i, M_i \rangle, \quad (3.2)$$

де  $shmP_i$  – схема агента, що визначає його внутрішню структуру;

$M_i$  – метод агента, який визначає його поведінку.

У цій задачі виділимо три множини (breeds) агентів (turtles):

[healthy] – здорові, [carrier] – вірусоносії і [sick] – хворі на коронавірус.

Наведемо опис відповідних схем.

```
breeds [ healthy carrier sick ]
      turtles-own [ age ]
      carrier-own [ days ]
      healthy-own [ immuned ]
      sick-own [ days isolated ],
```

де [age] – вік;

[days] – час від моменту зараження,

[immuned] – показник імунного захисту;

[isolated] – показник ступеня ізольованості хворого.

Метод агентів включає три підфункції: сприйняття, рішення та трансформування.

Підфункція сприйняття

$$Per : E \rightarrow A_{in} \quad (3.3)$$

забезпечує відбір інформації з середовища і присвоєння значень вхідним атрибутам – [age], [days], [immuned].

Підфункція рішення

$$Dec : A_{in} \rightarrow A_{out} \quad (3.4)$$

визначає значення вихідних змінних [isolated] за значеннями вхідних.

Підфункція трансформування

$$Tran : A_{out} \rightarrow E' \quad (3.5)$$

змінює стан середовища, виконуючи операції переведення елементів множин з одного стану в інший, а також видалення елементів з певної множин.

Загальна структура системи має вигляд:

$$MAC = \{Ind, Prp, Atr, Inp, Out, Str\}, \quad (3.6)$$

де Ind – найменування системи;

Prp – цілі системи;

Atr – загальні характеристики системи;

Inp – вхід системи;

Out – вихід системи;

Str – структура системи.

$$Str = \{E, R\},$$

де E – компоненти системи;

R – зв'язки компонентів.

Для моделювання тенденцій поширення епідемії 2019-nCoV в цьому дослідженні були використані такі дані:

- ймовірність передачі інфекції при прямому контакті людей;

- тривалість інкубаційного періоду у пацієнтів, інфікованих 2019-nCoV;
- час, необхідний для того, щоб вилікувати хворобу після консультації лікаря,

- частота прямого контакту з людьми в однієї людини в день.

Дані були отримані з відкритих джерел [44 - 46] і зведені в таблицю 3.4.

Таблиця 3.4 – Дані для моделювання

Параметр	Значення (довірчий інтервал)
Частота зараження при особистому контакті у пацієнтів з 2019-CoV (%)	10,4 (8,7; 13,00)
Тривалість інкубаційного періоду у пацієнтів, заражених 2019-CoV (дні)	6,6 (5,9; 7,5)
Час, який необхідний для вилікування захворювання 2019-CoV після того, як особа пройшла лікування (дні)	9,8 (8,8; 10,8)

У зв'язку з відсутністю даних про ймовірність зараження вірусом 2019-nCoV при контакті з особами це дослідження наближено розраховує можливу кількість підтверджених випадків зараження 2019-nCoV і кількість осіб, які близько взаємодіють з носіями вірусу (наприклад, на території Хмельницької області).

Припускаємо, що особи, у яких не виявлено новий коронавірус (включаючи вразливі групи населення і пацієнтів, які перебувають в інкубаційному періоді), щодня контактують з 5, 10 і 15 особами відповідно, що дозволяє оцінити, який вплив мають різні рівні прямого контакту на розвиток епідемії 2019-nCoV.

Щоб імітувати тенденцію поширення епідемії 2019-nCoV, в моделі існували 100 000 чоловік, один з яких був випадково заражений. Модель запускалася 10 разів, і середні значення показників були взяті як результат експерименту.

В результаті роботи моделі маємо таку тенденцію поширення нового коронавірусу при ефективних заходах контролю:

1) після того, як перший носій 2019-nCoV виявився серед уразливого населення і кількість особистих контактів між особами зростає, збільшилася кількість заражень 2019-nCoV;

2) з моменту появи першого випадку зараження 2019-nCoV кількість інфікованих, що мали особистий контакт з 15 особами, в 42,4 рази перевищила кількість інфікованих, які мали особистий контакт з 5 особами (рис. 3.11);

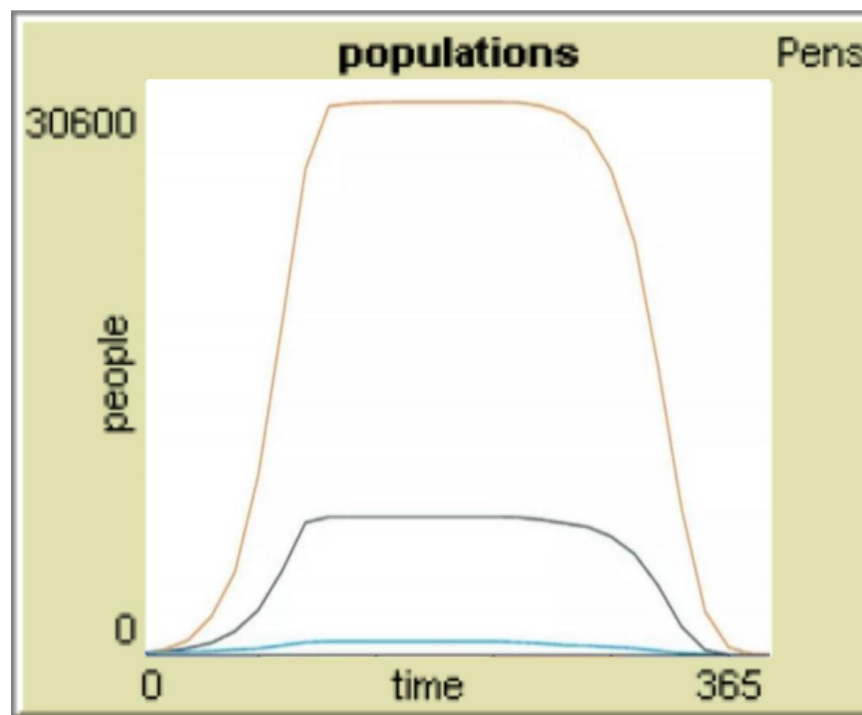


Рисунок 3.11 - Тенденції поширення нового коронавірусу при ефективних заходах контролю

3) після появи 2019-nCoV кількість заражених цим вірусом залишалася незмінною протягом певного періоду часу завдяки ефективній ізоляції пацієнтів і обмеження особистих контактів серед інших представників населення;

4) після цього протягом 100 днів спостерігався спад, і кількість пацієнтів на 300-й день досягла нуля.

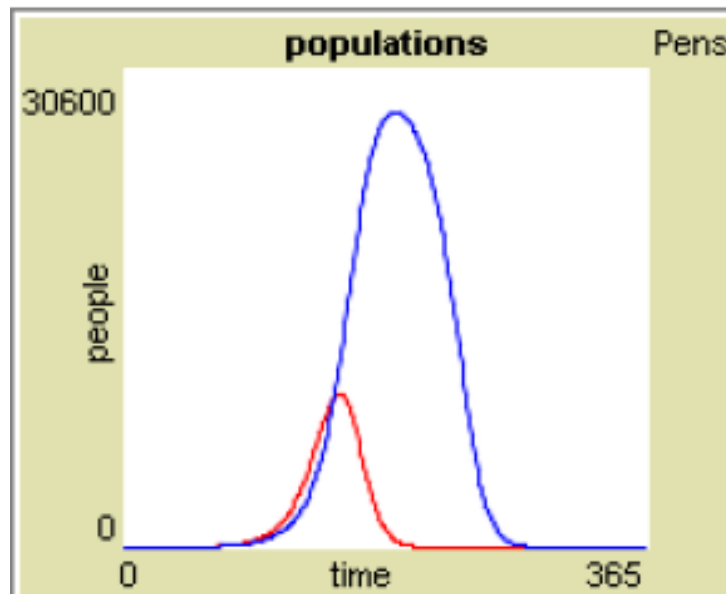
Отже, результати показують, що разом зі збільшенням частоти особистих контактів зростає кількість осіб, заражених 2019-nCoV.

За ідеальних умов кількість пацієнтів, заражених 2019-nCoV, знизилася до 0 через 300 днів після початку поширення коронавірусу. Для цього після появи першого випадку зараження 2019-nCoV серед уразливого населення всім особам необхідно зменшити число особистих контактів, а всіх пацієнтів, заражених 2019-nCoV, слід ізолювати і забезпечити лікуванням.

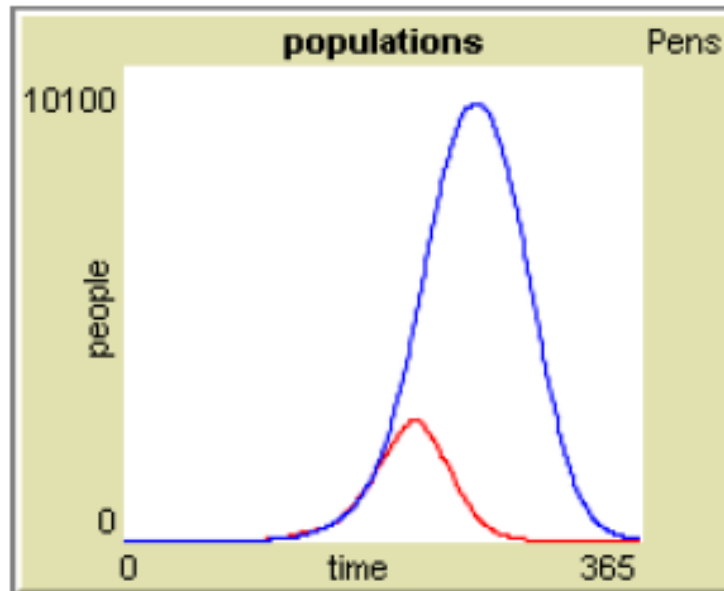
Розрахуємо оптимальну кількість імунозахисених осіб для зменшення загальної кількості хворих.

Розглянемо агентну систему з такими параметрами: розмір популяції – 100 000 осіб, носіїв коронавірусної інфекції – 10, хворих – 40, швидкість переміщення населення – 10 км/день. На графіках (рис. 3.11) наведено динаміку зміни загальної кількості хворих, а також кількості хворих, які будуть ізолювані у перші тридцять днів залежно від кількості імунозахисених.

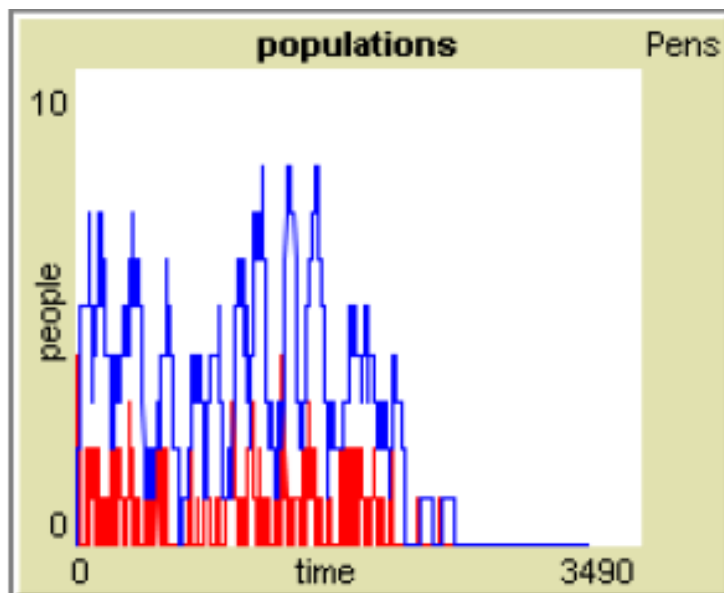
Вісь X – час у днях, вісь Y – кількість хворих, синій графік – кількість хворих, червоний – кількість ізолюваних хворих.



a)



б)



в)

а) – 0 % вакцинованих; б) – 50 % вакинованих; в) – 93 % вакцинованих

Рисунок 3.10 – Імітаційне моделювання епідемічного процесу

Результати моделювання дозволяють визначити, що оптимальною буде тотальна вакцинація населення.

## ВИСНОВКИ

Агентне моделювання (АМ) використовується для моделювання дій і взаємодій агентів з персоналізованими властивостями і поведінкою. Воно знаходить широке застосування в багатьох сферах, включаючи біологію, екологію та соціологію. Побудова імітаційних моделей складних систем, зокрема, для моделювання поширення інфекцій, – актуальна проблема.

У загальному випадку мультиагентні моделі відображають динаміку зміни структури популяції і чисельностей груп неінфікованих й інфікованих індивідів за часом. Існують широкі можливості для отримання вихідних даних будь-якого необхідного формату.

В рамках індивідуум-орієнтованого підходу кожен індивід наділяється набором параметрів, що описують його внутрішні особливості, просторове розташування, соціальний статус і показники, пов'язані з протіканням захворювання. Часто індивідуум-орієнтовані моделі будуються на основі просторових структур, але в загальному випадку вони можуть бути і відсутніми. Серед індивідуум-орієнтованих моделей виділяється підклас, що включає в себе так звані мультиагентні моделі. Належність індивідуум-орієнтованої моделі до класу мультиагентних, як правило, визначається тим, що індивіди в них моделюються як незалежні сутності з певним шаблоном поведінки. В результаті дій окремих агентів, спрямованих на досягнення індивідуальних цілей, у системи спостерігаються деякі властивості, не притаманні їй окремим елементам.

Це дослідження використовує агентну модель для імітації поширення епідемії 2019 nCoV. Оскільки поширення 2019 nCoV - це відносно складний процес, то отримати відповідні параметри для побудови моделі АМ важко. Тому в моделі складний процес поширення 2019-nCoV до певної міри спрощений.

Розроблено програмну реалізацію поведінки об'єктів агентної системи за допомогою середовища NetLogo.

Проведено експериментальні дослідження мультиагентної системи поширення 2019-nCoV.

Особа, представлена у вигляді агента, - основа цієї імітаційної моделі. Дослідження передбачає, що статус кожної особи в моделі можна віднести до одного з 4 видів: вразливий, інфікований, хворий і з набутим імунітетом. Вразлива особа стає інфікованою після зараження хворобою. Далі інфекція проходить інкубаційний період, протягом якого хвороба може передаватися з певною ймовірністю іншим особам в ході контакту. Після інкубаційного періоду інфекційне захворювання стає очевидним, і особа вважається хворою.

Було використано інформацію з відкритих джерел для отримання даних про:

- латентний період у пацієнтів, заражених 2019-nCoV;
- час, який необхідний для лікування хвороби після прийому у лікаря;
- ймовірності прямого контакту з переносником вірусу.

Передбачалося, що при виникненні першого зараження 2019-nCoV серед уразливих груп населення, інфіковану особу можна ефективно ізолювати і лікувати після появи клінічних симптомів, в той час як прямий контакт осіб серед іншої частини населення можна звести до мінімуму.

Внаслідок цього розраховано ступінь поширення інфекції 2019-nCoV, після того, як носії вірусу виявилися серед незаражених осіб.

Коли носій вірусу виявляється серед людей, не заражених 2019-nCoV, кількість інфікованих зростає, так як люди щодня тісно контактують один з одним.

Після того, як в групі з'являється перший заражений, кількість інфікованих внаслідок прямого контакту з 15 людьми в день в 42.4 рази перевищує кількість інфікованих, які близько взаємодіяли з 5 людьми.

Після інкубаційного періоду число випадків зараження 2019-nCoV залишається незмінним протягом певного часу. Через 100 днів кількість інфікованих 2019-nCoV починає зменшуватися і через 300 днів досягає 0.

Отже, при ефективному лікуванні та ізоляції пацієнтів на початку епідемії 2019-nCoV і припущенні, що частота прямого контакту між людьми була знижена, на території, де тільки з'явилися випадки зараження 2019 nCoV, поширення хвороби може тривати не більше 1 року.

Побудована модель дозволила обчислити прогнозу частку населення, що підлягає превентивним заходам (вакцинації) для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov.

Результати моделювання дозволяють визначити, що оптимальною буде тотальна вакцинація населення.

Безперечною перевагою індивідуум-орієнтованого підходу є можливість як завгодно детально описувати властивості індивідів, що впливають на поширення хвороби в популяції. Завдяки цьому індивідуум-орієнтовані моделі дозволяють задавати процеси в неоднорідних популяціях з найбільш високим ступенем достовірності.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Кондратьев М.А. Применение агентного подхода к имитационному моделированию процесса распространения заболевания [Текст] / М.А. Кондратьев, Р.И. Ивановский, Л.М. Цыбалова // Научно–Технические Ведомости СПбГПУ. Серия «Наука и образование». – 2010. – № 2–2 (100). – С. 189 – 195.
2. Информационная технология имитационной системы эпидемического процесса [Текст] / А.В. Товстик, Д.И. Чумаченко, Т.А. Чумаченко, Ю.К. Чернышев // Научно–методический журнал «Клиническая информатика и телемедицина». – Х., 2012. – Т.8. Вып.9. – С. 129 – 132.
3. Kermack, W. O. Contributions to the mathematical theory of epidemics [Text] / W. O. Kermack, A. G. McKendrick // Proceedings of the Royal Society. Series A. – 1927. Volume 115, issue 772. – P. 700 – 721.
4. Huhns, M. N. Agents and Multiagent Systems: Themes, Approaches, and Challenges [Text] / M. N. Huhns, M. P. Singh // Readings in Agents. – San Francisco, CA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2008 – P. 1 – 24.
5. Hethcote, H.W. The mathematics of infectious diseases [Text] / H.W. Hethcote // Society for Industry and Applied Mathematics (SIAM review). – 2000. – Vol. 42, No. 4. – P. 599 – 653.
6. Боїв, Б.В. Прогнозно-аналітичні моделі епідемій [Електронний ресурс]. - М., 2005. - Режим доступу: <http://www.armscontrol.ru/course/lectures05a/bvb050324.pdf>
7. Reid, PP Building a Better Delivery System: A New Engineering / Health Care Partnership [Text] / PP Reid - Washington DC: The National Academies Press, 2005. - 276 p.
8. Про створення Єдиного інформаційного поля системи охорони здоров'я України [Електронний ресурс]: наказ Міністерства охорони здоров'я України від 21.05.1998 № 127. - Київ, 1998 - Режим доступу: <http://mozdocs.kiev.ua/view.php?id=351>.

9. Бейлі, Н. Математика в біології та медицині [Текст] / Н. Бейлі. - М.: Світ, 1970. - 327 с.
10. Gani, J. Mathematical models of epidemics [Text] / J. Gani // The Mathematical Intelligencer. - 1980. - Vol.3, №1. - P.35-47.
11. Johnson, NJ Leading personalities in statistical sciences: from 17th century to the present [Text] / NJ Johnson, S. Kotz. - Canada, 1997. - P. 284.
12. Авілов, К.К. Математичне моделювання захворюваності на туберкульоз органів дихання на території Росії і оцінка ефективності протитуберкульозних заходів [Текст]: дис. канд. ф.-м. наук: 05.13.18 / Авілов Костянтин Костянтинович. - М., 2007. - 154 с.
13. Iacus, SM Simulation and Inference for Stochastic Differential Equations [Text] / SM Iacus. - Milan: Springer, 2008. - P. 14-18.
14. Brauer, F. Mathematical Models in Population Biology and Epidemiology [Text] / F. Brauer, C. Castillo-Chavez. - New York: Springer-Verlag New York, 2001. - 448 p.
15. Vynnycky, E. An Introduction to Infectious Disease Modelling [Text] / E. Vynnycky, RG White. - New York: Oxford University Press, 2010. - P.41-62.
16. Bondareva, D. G. Multi-agent's technologies in models of spreading infectious diseases development [Text] / D. G. Bondareva, A. A. Sokolov, D. I. Chumachenko // Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні ІКТМ – 2007 : Міжнародна науково-технічна конференція : тези доповідей. – Харків : Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», 2007. – С. 298.
17. Kaufman, J. Infectious disease modeling: creating a community to respond to biological threats [Electronic resource] / J. Kaufman, S. Edlund, J. Douglas // Statistical Communications in Infectious Diseases. – The Berkeley Electronic Press, 2009. – Vol. 1, issue 1. – Access mode : <http://www.degruyter.com/view/j/scid.2009.1.1/scid.2009.1.1.1001/scid.2009.1.1.1001.xml>

18. Статистическая модель эпидемического процесса [Текст] / А. И. Бородулин, Б. М. Десятков, А. Н. Шабанов, А. А. Ярыгин // Сибирский журнал индустриальной математики. – 2007. – Т. 10, № 2. – С. 23 – 30.
19. Боев, Б. В. Новые возможности для анализа и прогноза процессов эпидемического распространения наркомании [Электронный ресурс] / Б. В. Боев // Нарконет. – 2001. – № 2–3. – Режим доступа : [http://www.gamaleya.ru/content/lib/scientific\\_pop/0004/0004.htm](http://www.gamaleya.ru/content/lib/scientific_pop/0004/0004.htm).
20. Holden, Matthew H; Ellner, Stephen P (2016). "Human judgment vs. Quantitative models for the management of ecological resources". *Ecological Applications*. 26(5): 1553–1565. arXiv:1603.04518. doi:10.1890/15-1295. PMID 27755756.
21. Борщев, А. От системной динамики и традиционного ИМ – к практическим агентным моделям: причины, технология, инструменты [Электронный ресурс] / А. Борщев – 2004. – Режим доступа : <http://gpss.ru/paper/borshevarc.pdf>. – 19.03.17.
22. Forrester, J. W. *Industrial Dynamics: A Major Breakthrough for Decision Makers* [Text] / J. W. Forrester // *Harvard Business Review*. –1958. – Vol. 36 (4). – P. 37–66.
23. Аверін Р. В. Системодинаміка. — Донецьк: Донбас, 2014 <https://web.archive.org/web/20140726135255/http://wikience.donntu.edu.ua/averin/Systemdynamics-book.pdf>
24. Gordon, G. Preliminary Manual for GPSS – A General Purpose Systems Simulator (Technical Memorandum 17-048) [Text] / G. Gordon. – N.Y. : IBM, White Plains, October 6, 1961. – P. 87–104.
25. Maes, P. Agents That Reduce Work and Information Overload [Text] / P. Maes // *Communications of the ACM*. – London : ACM Press, 1994. – Vol. 37. – P. 31–40.
26. Chaib-draa, B. Trends in Agent Communication Language [Text] / B. Chaib-draa, F. Dignum // *Computational Intelligence*. – 2002 – Vol. 18 (2). – P. 89–101.

27. Conte, R. Simulating Social Phenomena [Text] / R. Conte, R. Hegselmann, P. Terna // *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*. – Berlin : Springer-Verlag, 1997. – Vol. 456. – 536 p.

28. Towards anytime coalition structure generation in multi-agent systems with positive or negative externalities [Text] / T. Rahwan, T. Michalak, M. Wooldridge, N. R. Jennings // *Artificial Intelligence*. – 2012. – Vol. 186. – P. 95–122.

29. Shoham, Y. Multiagent Systems – Algorithmic, Game-Theoretic, and Logical Foundations [Text] / Y. Shoham, K. Leyton-Brown. – Cambridge University Press, 2009. – 483 p.

30. Gilbert, N. Simulation for the social scientist [Text] / N. Gilbert, K. G. Troitzsch. – [2nd ed.]. – USA, NY : Open University Press, 2005. – P. 172– 199.

31. Чумаченко, Д. І. Інтелектуальні мультиагентні технології в епідемічних процесах систем популяційної динаміки : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.23. Харків, 2017. – 289 с. [Электронный ресурс] / Д. І.Чумаченко // – Режим доступа : <https://nure.ua/wp-content/uploads/2018/Dissertation/Disertatsiya-CHumachenko.compressed.pdf>.

32. Agent-Based Simulation of Pedestrian Behaviour in Closed Spaces: A Museum Case Study [Electronic resource] / A. Pluchino, C. Garofalo, G. Inturri [et al.] // *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*. – 2014. – Vol. 17, issue 1. – Access mode : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/17/1/16.html>.

33. Clarke, D. Aliasing in Object-Oriented Programming: Types, Analysis and Verification [Text] / D. Clarke, J. Noble, T. Wrigstad. – N.Y. : Springer– Verlag, 2013. – 524 p.

34. Epidemic processes in complex networks [Text] / R. Pastor-Satorras, C. Castellano, P. Van Mieghem, A. Vespignani // *Reviews of Modern Physics*. – 2005. – Vol. 87, issue 925. – P. 925 – 979.

35. The influenza pandemic preparedness planning tool InflaSim [Electronic resource] / M. Eichner, M. Schwehm, H. P. Duerr, S. O. Brockmann // *BMC Infect Diseases*. – 2007. – Vol. 7(1). – P.17. – Access mode : <http://www.biomedcentral.com/1471-2334/7/17>.

36. Simulation as Decision Support in Pandemic Influenza Preparedness and Response [Text] / J. Jenvald, M. Morin, T. Timpka, H. Eriksson // Proceedings of ISCRAM 2007. – Delft, 2007. – P. 295–304.

37. FluTE, a Publicly Available Stochastic Influenza Epidemic Simulation Model [Electronic resource] / D. L. Chao, M. E. Halloran, V. J. Obenchain, I. M. Longini // PLoS Computational Biology. – 2010. – Vol. 6, № 1. – Access mode: <http://www.ploscompbiol.org/article/info%3Adoi%2F10.1371%2Fjournal.pcbi.1000656>.

38. Simulation as Decision Support in Pandemic Influenza Preparedness and Response [Text] / J. Jenvald, M. Morin, T. Timpka, H. Eriksson // Proceedings of ISCRAM 2007. – Delft, 2007. – P. 295–304.

39. The Model Repository of the Models of Infectious Disease Agent Study [Text] / P. C. Cooley, D. Roberts, V.D. Bakalov [et al.] // IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine. – 2008. – Vol. 12, №4. – P. 513–522.

40. Galvani, A. P. Epidemiology: dimensions of superspreading [Text] / A. P. Galvani, R. M. May // Nature. – 2005. – Vol. 438, №. 7066. – P. 293-295.

41. Чернышев, Ю. К. Событийное программирование. Применение к решению некоторых задач физики : учеб. пособие [Текст] / Ю. К. Чернышев. – Харьков : Национальный аэрокосмический университет «Харьковский авиационный институт», 2008. – 68 с.

42. Chopra, A. K. Agent Communication [Text] / A. K. Chopra, P. S. Munindar // Multiagent systems. – MIT Press, 2011. – P. 9–33.

43. Громашевский, Л. В. Общая эпидемиология [Текст] : рук. Для врачей и студ. / Л. В. Громашевский. – [4-е изд., значит. переработ.]. – М. : Медицина, 1965. – 290 с.

44. Інформація проCOVID-19 [Електронний ресурс] – Режим доступа : <https://moz.gov.ua/koronavirus-2019-ncov>.

45. Оперативна інформація про поширення коронавірусної [Електронний ресурс] – Режим доступа : [moz.gov.ua > article > news > operativna-informacija-pro-poshirennja...](https://moz.gov.ua/article/news/operativna-informacija-pro-poshirennja...)

46. Коронавірусна хвороба (COVID-19) Статистика [Електронний ресурс] – Режим доступа : [https://www.google.com/search?rlz=1C1NHXL\\_](https://www.google.com/search?rlz=1C1NHXL_)
47. NetLogo Home Page [Електронний ресурс] – Режим доступа : <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/>
48. NetLogo - dkhramov.dp.ua [Електронний ресурс] – Режим доступа : <http://dkhramov.dp.ua/Comp.NetLogo>.
49. Бутстреп, малые выборки, применение в анализе данных [Електронний ресурс] – Режим доступа : <http://statistica.ru/theory/metod-butstrepa-i-ego-primenenie-v-sovremennom-analize-dannykh/>.

## ДОДАТОК А

Гладищук Д.В. Застосування математичного моделювання в галузях медицини і фармації / Актуальні проблеми комп'ютерних наук. Збірник наукових праць за матеріалами XII всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2020» – Хмельницький: ХНУ, 2020, Т.1. – С. 62 – 69.

УДК 004.4

Гладичук Д. В.

Хмельницький національний університет

**ЗАСТОСУВАННЯ МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ У ГАЛУЗІ МЕДИЦИНИ Й ФАРМАЦІЇ**

*Розглядається застосування комп'ютерного й математичного моделювання у галузі медицини й фармації. У наведеному матеріалі висвітлюються сучасні досягнення вчених у комп'ютерному дослідженні центральної нервової системи, серцево-судинної й імунної систем, а також таких органів людини, як серце й нирки. Наприкінці кожного наведеного прикладу пояснюється його значимість для теперішніх і планованих наукових досліджень.*

*This article discusses the application of computer and mathematical modeling in medicine and pharmacy. This material highlights the current achievements of scientists in the computer study of the central nervous system, cardiovascular and immune systems, as well as human organs such as the heart and kidneys. At the end of each example, its significance for current and planned research is explained.*

Моделювання в наукових дослідженнях почали застосовувати ще в далекій давнині й поступово воно стало використовуватися в нових галузях наукових знань: технічному конструюванні, будівництві, архітектурі, астрономії, фізиці, хімії, біології, медицині. Більших успіхів і визнання практично у всіх галузях сучасної науки метод моделювання досяг у XX столітті із розвитком комп'ютерних технологій.

Метод моделювання знайшов своє застосування й у медицині, а також у науках, які тісно пов'язані з нею. Метод моделювання в медицині – це засіб, який дозволяє встановлювати усе більш глибокі й складні взаємозв'язки між теорією й практикою. Останнім часом стало очевидним, що цілий ряд досліджень у медицині стає неможливо виконати експериментальним шляхом, у той час як метод моделювання є найбільш підходящим для цих цілей. Застосування методу моделювання в медицині є незамінним у випадках, коли:

- втручання в біологічні системи має такий характер, коли неможливо встановити причини змін, які з'явилися (наприклад, внаслідок втручання або з інших причин);
- використовується експериментальна техніка низького рівня;
- експерименти, пов'язані з експериментуванням на людині, можуть бути відхилені з морально-етичних міркувань.

62

АІТК/І-2020

Актуальні проблеми комп'ютерних наук

Моделювання в галузі медицини знайшло широкого застосування не тільки через можливість заміщення експерименту, а тому що має велике самостійне значення, яке виражене у ряді переваг:

- віртуальна модель дозволяє виділити й детально вивчити певний процес і/або систему біологічного об'єкта;
- на одному комплексі даних можлива розробка цілого ряду різних моделей, різна інтерпретація досліджуваного явища, вибір найбільш плідної з них для теоретичного глумачення;
- у процесі побудови моделі можна зробити різні доповнення до досліджуваної гіпотези й спростити її;
- можливість багаторазового повторення моделювання необхідну кількість разів;
- можливість змоделювати такі параметри експерименту, які не можна створити в лабораторних умовах;
- можливість дослідження швидкоплинних процесів;
- безпека віртуального дослідження, що виключає нанесення шкоди людині й навколишньому середовищу;
- значна економія, вигода в порівнянні з експериментами *in vivo* та *in vitro*;
- активне впровадження в медицину методів математичного моделювання й створення автоматизованих, у тому числі й комп'ютерних, систем дозволило суттєво розширити можливості діагностики й терапії захворювань.

При математичному моделюванні виділяють два незалежні кола завдань, у яких використовують моделі:

- теоретичний, який спрямований на розшифрування систем, принципів їх функціонування, оцінку ролі і потенційних можливостей конкретних регуляторних механізмів;
- практичний, який застосовується для одержання конкретних рекомендацій конкретному хворому або групі однорідних хворих; визначення оптимальної добової дози препарату для конкретного хворого при різних режимах харчування й фізичних навантажень.

В галузі медицини й фармації комп'ютерне моделювання вже стало невід'ємною частиною проведених ученими досліджень.

Одним з напрямків комп'ютерного моделювання, використовуюваного для вивчення біологічних систем, є імітаційне математичне моделювання. При такому підході до процесу моделювання вченими відтворюється з високою точністю реальна поведінка різних біооб'єктів і систем. Уважається, що термін імітаційне моделювання зберігається лише за тими моделями, у яких тим або іншим способом розігруються (імітуються) випадкові впливи різного роду. Такий підхід дослідження дозволяє імітувати поведінку досліджуваної системи в часі й просторі.

За допомогою методу математичного моделювання вчені проводять вивчення функціонування в нормальних і патологічних станах різних відділів людського організму, наприклад, центральної нервової системи, імунної й серцево-судинної систем (ССС), а також досліджують роботу окремих органів людини.

Так в 2005 році стартував проєкт Blue Brain в Інституті мозку й свідомості політехнічного університету Лозани. Метою даного проєкту є створення достовірної віртуальної моделі головного мозку ссавців, шляхом моделювання біологічно реалістичних нервових клітин. Наприкінці 2015 року в рамках проєкту Blue Brain була відтворена докладна реконструкція невеликої ділянки моторної кори пацюка. Ця модель включає близько 31000 нейронів, які утворюють між собою вісім мільйонів зв'язків. За обсягом ця модельована система охоплює 0,29 ділянки мозку гризуна й одержала назву - колонка. У ході роботи вчені записали активність 14000 нейронів у зрізах мозку обраного об'єкта дослідження з подальшим створенням 8 мільйонів зв'язків між кожними типами модельованих нервових кліток у колонці. Ця наукова діяльність триває понад 10 років кропіткої роботи дослідників. Кора головного мозку миші була обрана у зв'язку з більшою її вивченістю й можливістю записувати активність нейронів на зрізах нервових волокон шляхом електромагнітного збудження. Надалі залежно від відповідей нервових клітин на збудження їх кваліфікували на 55 класів збудливих і гальмових нейронів, до того ж ці клітини відрізнялися за формою. У підсумку стало можливим почати моделювання штучних нейронів, які за формою й електромагнітним властивостям максимально були наближені до сьогоденних. Змодельовані нейрони вчені постаралися найбільше природно для живого об'єкта розташувати в просторі. Потім, використовуючи спеціально написані пошукові алгоритми, були відтворені міжнейрональні зв'язки, що складаються із 37 мільйонів синапсів. У ході реконструкції відділу кори головного мозку гризуна для кращої візуалізації однотипні нейрони були пофарбовані в різні кольори. Створення даної моделі кори пацюка обумовлене розвитком методів комп'ютерного моделювання й правильністю обраної вченими тактики відтворення нейронів. Подальший розвиток даної моделі може розкрити нові принципи й закономірності роботи мозку. Проєкт Blue Brain - це перший крок до моделювання головного мозку людини.

Захворювання серцево-судинної системи є однією з головних причин смертності серед людей. За статистикою у світі більш 50% від загальної кількості летальних випадків припадає на захворювання ССС. У випадку неефективності медикаментозного лікування може бути ухвалене рішення про проведення реконструктивних операцій. Для пророкування оптимального типу оперативного втручання можна вдатися до гемодинамічного моделювання. Гемодинамічне моделювання займається пророкуванням поведінки тиску крові в різних областях кровоносних судин, а також розглядає вплив різноманітних факторів на стан модельованої ділянки кровоносної системи. Використання математичних моделей дозволяє дослідникам одержати числові параметри в будь-якій точці судинного русла в певний момент часу, а потім за допомогою отриманих даних спрогнозувати зміну кровотоку в ході реконструктивної операції. Наприклад, здійснюється моделювання впливу геометрії анастомозу на кровоток у внутрішній сонній артерії, комп'ютерне моделювання гемодинаміки в скривлених судинах, чисельне моделювання кровотоку в загальній сонній артерії з s-подібною зв'язністю.

Результати досліджень моделювання руху крові допомагають лікарям визначитися з методами артеріального або венозного шунтування стенозованих артерій серця. Таким чином гемодинамічне моделювання займає важливе місце у виборі оптимального ходу лікування захворювань ССС.

Для вивчення захворювань серцево-судинної системи існує математичне моделювання скорочувальної роботи серцевого м'яза. При цьому можливе віртуальне вивчення роботи кардіоміоцитів як у нормальному, так і в патологічному стані. Основоположником біомеханіки роботи серця був Марсахін В.С., який разом із британськими вченими розробив математичну модель регуляції роботи серця. Марсахін В.С. проводив різнонаправлені наукові дослідження функціонування здорового й хворого міокарда. Зокрема, під його керівництвом в Інституті імунології й фізіології УрО РАН була створена найпростіша модель механічно неоднорідного міокарда, так званій м'язовий дуплет. Така модель складається із двох паралельно або послідовно механічно з'єднаних м'язових елементів. З 2009 року Марсахін В.С. керував проектом по розробці тривимірної комп'ютерної моделі серця людини, цей проект одержав назву «віртуальне серце». Ця програма спрямована на вивчення процесів поширення електричної хвилі в серці. Програма такого роду повинна враховувати безліч механізмів і факторів роботи серцевого м'яза, наприклад, вплив активності кальцієвого насоса саркоплазматичного ретикулума і м'язової в'язкості.

В 2016 році дослідники з Йоркського університету вперше створили тривимірну модель серцевої тканини, яка здатна пульсувати подібно справжньому серцю. Учені змогли включити в цю віртуальну модель три види тканин. Це скорочувальні клітки серцевого м'яза, судинні клітини й клітини сполучної тканини. Раніше в створюваних комп'ютерних моделях роботи серцевої тканини не вдавалося погодити ритм руху різних типів клітин, але в цьому випадку вченим цю проблему вдалося розв'язати. Наприклад, дану тривимірну модель можна використовувати для пророкування токсичного впливу досліджуваних лікарських препаратів на серце або ж вивчати проблеми, що виникають при трансплантації серцевих тканин. Використовуючи математичне моделювання скорочувальної активності кардіоміоцитів, можна краще зрозуміти, як працює серцевий м'яз. До того ж стало можливим простежити динаміку зміни роботи кардіоміоцитів згідно віковими змінами організму людини, досліджувати механізми виникнення різних аритмій серця, інфаркту й інших феноменів скорочувальної активності міокарда. У результаті такого комп'ютерного моделювання роботи серцевого м'яза відкривається можливість для медичних працівників вивчати різні підходи щодо діагностики, складання прогнозу плану кардіологічного захворювання й добору раціональної терапії хвороб серця.

В 2017 році у Бінгемтонському університеті вчені розробили модель штучної багаточарової нирки. У такому віртуальному органі дотримана природна циркуляція рідини. Уперше вченими в математичну модель такого роду була включена система гломерулярної фільтрації, що є важливим досягненням у

комп'ютерній моделі нирки. Клітини комп'ютерної нирки максимально природно для живого людського організму скоординовані в єдину взаємодіючу динамічну систему. За допомогою цієї моделі нирки стало можливим простежити за взаємодією лікарських речовин із клітинами й тканинами сечоутворюючого органу, зокрема, - за впливом лікарського засобу на процес гломерулярної фільтрації, і тим самим передбачити можливий небажаний побічний ефект досліджуваного медикаментозного препарату. Також перед ученими відкриваються перспективи віртуального вивчення плану різних патологічних станів нирки людини.

Сьогодні ученими ведуться дослідження з математичного моделювання імунної системи. Імунна система – це сукупність органів, тканин і клітин, головним завданням яких є знищення чужорідних агентів, що потрапили в організм. Дана система пригнічує розвиток різних інфекційних захворювань після їхнього вступу в організм. У випадку, якщо відбувається порушення роботи імунної системи, зростає ймовірність розвитку інфекційного процесу, а також виникають аутоімунні захворювання. Вивчення механізмів роботи захисної системи є важливим напрямком у медицині. Штучна імунна система стала з'являтися в середині 1980-х рр. Одним з перших учених, що зацікавилися вивченням такої моделі, був Фармер. В 1986 році в даній області досліджень з'явилася робота Фармера, Пакарда й Перелсона, яка заклала теоретичні основи створення штучних імунних систем. Надалі вчені вдосконалили віртуальні імунні алгоритми, а також зростала точність запропонованих комп'ютерних моделей. Наприклад, в 2016 році була висуна модель штучної імунної системи, у якій розглядається робота В-лімфоцитів, також у ній здійснюється керування чисельністю популяції імунних клітин. Алгоритм роботи цієї моделі заснований на використанні властивостей і принципів функціонування природних імунних систем. Зараз проводяться роботи з моделювання імунної системи за допомогою нейронних мереж. У такій математичній моделі використовуються штучні нейронні зв'язки, які в процесі навчання визначають вагові коефіцієнти досліджуваної моделі. Існують наукові праці, де розглядаються параметри імунної системи в часткових патологічних станах організму людини, наприклад, у хворих гострим ендометритом. У такий спосіб штучні імунні системи відкривають широкі перспективи в медицині. З їхньою допомогою представляється можливим вивчати деталі роботи імунної системи, прогнозувати імунну відповідь на певні патогенні речовини, розглядати динаміку аутоімунних процесів, вивчати окремо її у комплексі поведінку різних імунних ланок організму.

Сьогодні створення нових ліків є дуже складною й ризикованою галуззю для інвестицій. Процес створення й виведення нового лікарського препарату на ринок займає більш 10 років, а сумарна кількість вкладень може скласти від 800 млн до 2 млрд. дол. Крім того значна частка подібних проектів зупиняється на різних фазах клінічних випробувань або не проходить критерії, які пред'являються для нових препаратів FDA відповідними організаціями по контролю якості лікарських препаратів.

Одним з найбільш перспективних наукових методів, здатних допомогти в розв'язанні завдань поглибленого пошуку більш пророчих біомаркерів, клінічних показників і оптимальної дози, більш продуманого дизайну клінічних випробувань, використання нових технологій для аналізу їх результатів, а також інтеграції максимальної кількості інформації при прийнятті ключових рішень, є математичне моделювання (рисунк 1).



Рисунк 1 – Застосування математичного моделювання у фармакології

У галузі фармакології й аналізу клінічних даних математичні моделі стали розроблятися й застосовуватися на практиці на початку 1970-х рр. Утворювалася нова наукова дисципліна фармакометрика, яка стала використовуватися фармацевтичними компаніями для статистичного аналізу фармакокінетичних даних. У середині 1980-х рр. було розроблене й удосконалене відповідне програмне забезпечення, наприклад, пакети NONMEM і Matlab, які давали можливість розробляти більш складні математичні моделі, що дозволило суттєво розширити спектр їх застосування. На сьогоднішній день існують методики, які дозволяють використовувати математичні моделі на будь-яких стадіях розробки лікарських препаратів. Наприклад, біологічне моделювання на основі будь-яких даних про фізіологію, біохімію й регуляцію процесів, які протікають в організмі, дозволяє оцінити кількісну характеристику взаємодії препарату з цілью й швидкість його поширення в організмі. При розробці лікарських препаратів також використовується статистичне моделювання. Такі моделі використовуються насамперед для доказу статистичної обґрунтованості висновків, які були отримані в ході клінічних випробувань. Крім того, за допомогою статистичних моделей можлива оцінка й дослідження популяційних розподілів різних показників, одержання пророкувань того, який ефект вони будуть виявляти на поведінку

біомаркерів і необхідних клінічних показників. Використання методів математичного моделювання стало невід'ємною частиною розгляду заявок на реєстрацію нових лікарських препаратів і внесення доповнень в інструкції.

З наведених прикладів видно, що комп'ютерне й математичне моделювання одержало широке поширення в медичних дослідженнях. Можливо, у майбутньому комп'ютерні моделі різних органів і систем органів стануть альтернативним варіантом у доклінічних дослідженнях, що в результаті здешевить і прискорить процес проведення медичних експериментів.

#### Перелік посилань

1. Пермяков А.В. Возможности применения имитационного моделирования в медицине // Международная научно-техническая конференция «Перспективные информационные технологии». Самара, 26-28 апреля 2016 г. Самара: Изд-во Самарский научный центр РАН, 2016. С. 583-585.
2. Есенбекова А. Э., Дажумахметова Л. К., Дусталпина С. М. Имитационное моделирование как главный инструмент конструирования сложных процессов и систем [Текст] // Технические науки в России и за рубежом: материалы VII Междунар. науч. конф. (г. Москва, ноябрь 2017 г.). - М.: Бук-Ведь, 2017. - С. 165-167. - URL <https://moluch.ru/conf/tech/archive/286/13161/>.
3. Мирхалидова С.М., Ботирова Н.Б., Камбарова С.А. Особенности распространения сердечно-сосудистых заболеваний // Молодой ученый. 2016. № 21. С. 73-76. Режим доступа: [<https://moluch.ru/archive/125/34513/25.02.2018>].
4. Свиридова Н.В., Власенко В.Д. Моделирование гемодинамических процессов сердечно-сосудистой системы на основе данных периферической артериальной пульсации // Матем. биология и биоинформ. 2014. V. 9. P. 195-205.
5. Ротков С.И., Попов Е.В., Мухин А.С., Ярков А.В. Моделирование влияния геометрии анастомоза на кровоток во внутренней сонной артерии // Современные проблемы науки и образования. 2016. № 2. Режим доступа: [<http://science-education.ru/ru/article/view?id=24221>].
6. Зенин О.К., Озерко В.С., Бескровная М.В., Броханов В.М., Руденко М.Г. Компьютерное моделирование гемодинамики в искривленных сосудах // Таврический медико-биологический вестник. 2013. Т. 16. С. 55-57.
7. Гатаули Я.А., Юзвиев А.Д., Попов М.А., Куралеев Д.И. Численное моделирование кровотока в общей сонной артерии с S-образной изгибностью // Биотехносфера. 2013. Т. 5. С. 27-33.
8. Свиридова Н.В. Моделирование параметров кровотока в сосудах сердца, подвергшихся реконструктивным операциям // Ученые заметки ТОГУ. 2012. Т. 3. С. 66-76.
9. Мархасин В.С., Кашильсон Л.Б., Никитина Л.В., Проценко Ю.Л., Руткевич С.М., Соловьева О.Э., Ясинков Г.П. Биомеханика неоднородного миокарда — УрО РАН, Екатеринбург, 1999. — 254 с.
10. Мархасин В.С., Викулова Н.А., Гурьев В.Ю., Кашильсон Л.Б., Коновалов П.В., Соловьева О.Э., Сульман Т.Б. Математическое моделирование в физиологии и патофизиологии сердца // Вестник уральской медицинской академической науки. 2004. Т. 3. С. 31-37.

## Anti-Plagiarism v-15.257

**Максимальное совпадение с одним документом 1.0%**

Словари проверки: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Ошибок в документах: 8%**

ID: 81375 Название: Мультиагентна модель епідемічного процесу Добавлено в БД: 2020-11-26 Авторы: Гладішук Дмитро Володимирович Руководители: Драч Ілона Володимирівна Консультанты: Опоненты:	Документ		Суммарное совпадение по Базе Данных	
	Символы	Лексемы	Символы	Лексемы
	106157	799	1086 (1%)	13 (2%)

### Источник плагиата

ID	Описание	Наличие плагиата в документе	
		Символы	Лексемы

Имя пользователя:  
Kafedra TMIT KhNU

Дата проверки:  
09.12.2020 12:55:15 EET

Дата отчета:  
09.12.2020 13:06:22 EET

ID проверки:  
1005411389

Тип проверки:  
Doc vs Internet + Library

ID пользователя:  
100005657

Название файла: **Гладищук\_ПМм-19-1**

Количество страниц: 81    Количество слов: 15896    Количество символов: 120479    Размер файла: 1.06 MB    ID файла: 1005703146

1414 слов помечены как "исключенные" и не учитываются в подсчете слов

## 15.7%

### Совпадения

Наибольшее совпадение: 12.6% с Интернет-источником (<https://nure.ua/wp-content/uploads/2018/Dissertation/Diserta..>)

15.6% Источники из Интернета    51 ..... Страница 83

0.32% Источники из Библиотеки    23 ..... Страница 83

## 0.12% Цитат

Цитаты    3 ..... Страница 84

Не найдено ни одной ссылки

## 0% Исключений

Нет исключенных источников

## Модификации

Обнаружены модификации текста. Подробная информация доступна в онлайн-отчете.

Замененные символы    30

РЕЦЕНЗІЯ НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ

Дипломник \_\_\_\_\_ студент групи ПМм-19-1 Гладишук Д. В.

Тема Мультиагентна модель епідемічного процесу

Спеціальність 113 – Прикладна математика

**Обсяг дипломної роботи:**

Кількість листів креслень 0; кількість сторінок записки 86  
1. Короткий зміст ДР та прийнятих рішень Представлена робота присвячена актуальній темі аналізу поширення захворюваності nCov, розроблено мультиагентну систему, що дозволило спрогнозувати частку населення для обов'язкової вакцинації для запобігання росту епідемії захворюваності на nCov. Складається з наступних розділів: вступ, огляд сучасного стану проблеми прогнозування епідемічного процесу, прогностична математична модель епідемічного процесу, математична постановка імітаційної моделі й аналіз результатів її реалізації, висновки, додатки.

2. Висновок про відповідність ДР поставленому завданню Магістерська кваліфікаційна робота виконана у відповідності з завданням із дотриманням всіх вимог.

3. Характеристика виконання кожного розділу роботи, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: Перший розділ роботи присвячений загальним питанням моделювання епідемічних процесів. Особлива увага приділена розгляду питань побудови імітаційних моделей. У другому розділі розглянуті питання моделювання епідемічних процесів методами імітаційного мультиагентного моделювання. У третьому розділі розглянуто моделювання розповсюдження SARS-CoV-2. Для пошуку оптимальних розв'язків використовується методи імітаційного мультиагентного моделювання. На основі аналізу результатів моделювання й імітаційних експериментів визначено прогнозну частку населення для проведення превентивних заходів для запобігання поширенню захворюваності на nCov

4. Позитивні сторони роботи До позитивних сторін роботи слід віднести актуальність даного напрямлення дослідження, деталізацію аналізу усіх розглянутих стратегій вирішення проблеми та поглиблене опрацювання всіх аспектів реалізації з практичним використанням запропонованого рішення.

5. Негативні сторони роботи До негативних сторін роботи слід віднести недоліки по оформленню представленого матеріалу, що були виправлені.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи Дані матеріали роботи є структурованими у чіткій та логічній формі та відображають послідовність виконання поставлених завдань. І хоча й в них було знайдено декілька стилістичних та орфографічних помилок, вони були пізніше усунені. Пояснювальна записка оформлена у відповідності із чинними нормами.

7. Відгук про роботу в цілому Загалом, зміст представленої роботи в повній мірі розкриває обрану тему. Дослідження, проведені в матеріалах є достатньо аргументованими. Прослідковуються високі теоретичні та практичні рівні у даному виконанні. Результатом проведення досліджень стали цікаві результати моделювання й імітаційних експериментів. Визначено прогностичну частку населення для проведення превентивних заходів для запобігання поширенню захворюваності на nCov. Автор роботи заслуговує присвоєння кваліфікації магістра з прикладної математики

8. Інші зауваження Відсутні

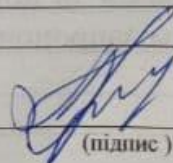
9. Оцінка дипломної роботи Робота заслуговує оцінки «добре»

РЕЦЕНЗЕНТ (прізвище, ім'я, по-батькові, посада, місце роботи) Кисіль Тетяна Миколаївна, кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри комп'ютерної інженерії та системного програмування ХНУ

“ 9 ”

12

2020 р.

  
(підпис)

Завідувачу кафедри ТМІТ  
д-р.техн.на Підченку С.К.

Тяжмиш Д.В.

ПІБ здобувача вищої освіти

ФПКТС, 2 курсу, групи ПМм-19-1

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про дотримання академічної доброчесності в Хмельницькому національному університеті» від 26.09.2020 (зі змінами від 26.11.2020), згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіатоповіщений (а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів(Unicheck та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

Робота для перевірки університетом надається в друкованому та електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

04.12.2020

дата

Д.В.

підпис

## РІШЕННЯ ЕКСПЕРНОЇ КОМІСІЇ

### КАФЕДРИ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ, МЕДІЙНИХ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Мультиагентна модель епідемічного процесу

Автор: Гладишук Дмитро Володимирович

Спеціальність: 113 – прикладна математика

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: Драч Ілона Володимирівна, к.т.н доцент

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	+
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

1) співпадіння з джерелами:

1 <https://nure.ua/wp-content/uploads/2018/Dissertation/Disertatsiya->

[Chumachenko.compressed.pdf](https://nure.ua/wp-content/uploads/2018/Dissertation/Disertatsiya-Chumachenko.compressed.pdf)

2 <https://www.inter-nauka.com/uploads/public/15995640819695.pdf>

3 [https://openarchive.nure.ua/bitstream/document/3994/3/Chumachenko\\_avtoref.pdf](https://openarchive.nure.ua/bitstream/document/3994/3/Chumachenko_avtoref.pdf)

розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження і не стосуються результатів роботи;

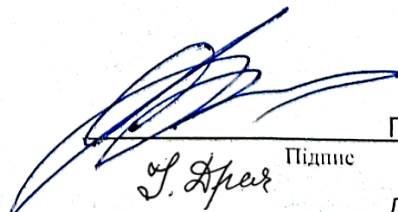
2) усі ці запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;

3) усі ці джерела запозичення дублюють одне одного;

4) усі інші джерела запозичення мають відсоток співпадінь менший 1%.

10.12.2020

Дата



Підченко С.К.

Підпис

Драч І. В.

Підпис