ДИПЛОМНА РОБОТА
БАКАЛАВРА

ДРБ. ІП - 48.00.00.000 ПЗ

Група ІП-18-1

Стецюк Владислав

2022

Міністерство освіти і науки України
Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Інститут інформаційних технологій

Кафедра інженерії програмного забезпечення

УДК 004.4

ДИПЛОМНА РОБОТА БАКАЛАВРА

Тема: "Інформаційний фреймворк моделювання соціальних комунікацій"

(назва згідно з наказом ректора)

спеціальність – 121 "Інженерія програмного забезпечення"

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

ДРБ.ІП - 48.00.00.000 ПЗ

(позначення)

Консультанти:

з питань нормоконтролю

доц., к.т.н_____ /В.Я. Піх/
(посада) (підпис) (дата)(розшифровка підпису)

Студент

ІП-18-1_____ /В.І.Стецюк/
(шифр групи) (підпис) (дата) (розшифровка підпису)

Керівник роботи

д.т.н.,проф._____ /Д.Ф.Тимків/
(посада) (підпис) (дата) (розшифровка підпису)

Допускається до захисту
Завідувач кафедри

д.т.н.,проф._____ /В.І.Шекета/
(посада) (підпис) (дата) (розшифровка підпису)

2022
(рік)

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Інститут, факультет інформаційних технологій

Кафедра інженерія програмного забезпечення

Освітньо-кваліфікаційний рівень бакалавр

Спеціальність 121 – Інженерія програмного забезпечення

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедрою **ІПЗ**
проф. В.І. Шекета
“ ____ ” _____2022 р.

ЗАВДАННЯ

НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА СТУДЕНТОВІ

Стецюку Владиславу Ігоровичу

(прізвище, ім’я, по-батькові)

1. Тема проекту (роботи) “ Інформаційний фреймворк моделювання соціальних комунікацій”

керівник проекту (роботи) Тимків Дмитро Федорович, професор, д.т.н.

затверджені наказом закладу вищої освіти від **“** ___ ” __травня___ 2022 р. № _____

2. Строк подання студентом проекту (роботи) 20 червня 2022 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Результати і матеріали отримані під час проходження переддипломної практики

4. Зміст розрахунково - пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Огляд існуючих рішень побудови систем соціальних комунікацій
2. Методологія та основні моделі реалізації соціальних комунікацій
3. Програмна реалізація та результати виконання імітаційного моделювання
4. Представлення інтерфейсу
5. Виконання процесу тестування розробленого програмного забезпечення

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов’язкових креслень)

1. Приклад, що демонструє концепцію сусідів і контактів (рис. 1.1)
2. Модель поширення захворювання (рис. 2.1)
3. Середні показники соціально ізольованих агентів щодо показника 1 для сценаріїв 1, 2 і 3
4. Середні показники соціально ізольованих агентів щодо показника 2 для сценаріїв 1, 2 і 3
5. Середні показники соціально ізольованих агентів щодо показника 1 для сценарію 4 (рис. 3.3)

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання **25 травня 2022 р.**

Керівник _____
(підпис)

Завдання прийняв до виконання_____
(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту	Примітка
1	Огляд існуючих рішень побудови систем соціальних комунікацій	26.05.2022	виконано
2	Методологія та основні моделі реалізації соціальних комунікацій	29.05.2022	виконано
3	Програмна реалізація та результати виконання імітаційного моделювання	30.05.2022	виконано
4	Програмна реалізація інтерфейсу користувача	04.06.2022	виконано
5	Тестування ефективності розробленого програмного забезпечення	10.06.2022	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки дипломної роботи завідувачем кафедри	17.06.2022	виконано

Студент – дипломник _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

АНОТАЦІЯ

В дипломній роботі пропонується модель, засновану на агентах, для вирішення впливу різних втручань у нашому суспільстві. Для цілей моделювання використовується модель і агенти поділяються на два класи залежно від їх темпу руху, агенти з низькою та високою мобільністю. Вони далі класифікуються на чотири різні стани: сприйнятливі, інфіковані, видужали та мертві залежно від зміни стану здоров'я. Їх відповідні ймовірності визначаються, і алгоритм працює відповідно. Отримані результати оцінюються та аналізуються, коли агенти можуть виконувати одне або декілька втручань за раз. У цьому дослідженні використовуються різні параметри для імітації фізичних ситуацій у реальному часі під час формулювання середовища моделювання. Деякі з них включають кількість лікарень, місткість лікарень, швидкість передачі та час відновлення для агентів у різних станах. Наша модель визначає певні показники на основі кількості контактів агента з іншими агентами та відстані між агентами та його сусідами.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ВЕБ-РЕСУРС, АГЕНТНА ТЕХНОЛОГІЯ, МУЛЬТИАГЕНТНА СИСТЕМА, СИСТЕМА РЕАЛЬНОГО ЧАСУ, АГЕНТНО-ОРІЄНТОВАНЕ ПРОГРАМУВАННЯ.

ANNOTATION

The thesis proposes an agent-based model to address the impact of various interventions in our society. For simulation purposes, a model is used and agents are divided into two classes based on their movement rate, agents with low and high mobility. They are further classified into four different states: Susceptible, Infected, Recovered, and Dead depending on the change in health. Their respective probabilities are determined and the algorithm works accordingly. The results obtained are evaluated and analyzed when agents can perform one or more interventions at a time. This study uses different parameters to simulate real-time physical situations while formulating the simulation environment. Some of these include the number of hospitals, hospital capacity, transfer rate, and recovery time for agents in different states. Our model defines certain metrics based on the number of contacts an agent has with other agents and the distance between agents and its neighbors.

KEY WORDS: WEB RESOURCE, AGENT TECHNOLOGY, MULTI-AGENT SYSTEM, REAL-TIME SYSTEM, AGENT-ORIENTED PROGRAMMING.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ **8**

ВСТУП **9**

1 ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ ПРОГРАМНИХ РІШЕНЬ ТА СЕРВІСІВ В ПРЕДМЕТНІЙ ОБЛАСТІ ПОБУДОВИ ВЕБ-РЕСУРСІВ НА ОСНОВІ БАГАТОАГАНТНИХ СИСТЕМ **11**

1.1. Створення веб-ресурсу на основі агент них стуностей 11

1.2. Мотивація дослідження використання багатоагентних систем 13

1.3. Постановка проблеми 14

1.4. Соціальна ізоляція 17

1.5. Мультиагентні системи 21

1.6 Агентна система та пандемія 25

2 АЛГОРИТМІЧНІ ТА МАТЕМАТИЧНІ РІШЕННЯ ДЛЯ ЗАДАЧ МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМ СОЦІАЛЬНИХ КОМУНІКАЦІЙ **29**

2.1 Модель поширення захворювання 29

2.2 Показники соціальної ізоляції 31

2.3. Сценарії побудови системи 33

2.4. Агентно-базоване моделювання **37**

3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМІЧНОГО ТА ПРОГРАМНОГО РІШЕННЯ ЗАДАЧІ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОГО ФРЕЙМВОРКУ МОДЕЛЮВАННЯ СОЦІАЛЬНИХ КОМУНІКАЦІЙ **43**

3.1. Складові програмного рішення 43

3.2. Налаштування програмного середовища 44

3.3 Результати тестування та аналіз отриманих даних 47

ВИСНОВКИ 56

СПИСОК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА 58

БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

СМ – соціальна мережа

БД – База даних

СУБД - Система управління базами даних

ПЗ - Програмне забезпечення

SVG - Scalable Vector Graphics – Масштабована векторна графіка

MVP – Minimal Value Project – Мінімально життєздатний продукт

ВСТУП

Важливість соціальних відносин має значний вплив на психічне та психологічне благополуччя людини, як відзначають різні практики та дослідження. Серед тих, хто користується послугами Інтернет або пов’язаний з ними, мають вищі почуття самотності пропорційну кількості соціальних мереж. Соціальну ізоляцію можна визначити як стан людини, яка не зацікавлена або не може мати жодних контактів з іншими членами суспільства і вважає за краще бути на самоті . Самотність, з іншого боку, пов’язана з особистими почуттями та ухиленням від спілкування з іншими. Вчені та дослідники зазвичай використовують ці терміни як взаємозамінні; однак основна відмінність між ними полягає в тому, що соціальна ізоляція означає об’єктивне відокремлення від інших членів спільноти, тоді як самотність є більш суб’єктивною і пов’язана з почуттями людини .

Існують різні фактори, пов'язані із соціальною ізоляцією, і деякі з них викладені тут; однак вони не обмежуються лише обговорюваними. Соціальна ізоляція, як правило, впливає на населення старшого віку більше порівняно з групою молодших поколінь . З іншого боку, стан здоров’я людей також відіграє значну роль у впливі на стан соціальної ізоляції. Наприклад, такі фізичні навантаження, як біг, спорт, йога або вправи на вулиці, можуть знизити рівень соціальної ізоляції, стресу та депресії. Крім того, події минулого, особливо травматичні в житті особистості, також можуть впливати на мислення людей у формуванні соціальних відносин . Такий стан стосунків, як самотність, шлюб або будь-які інші стосунки, в яких присутній індивід, також може вплинути та призвести до відчуття соціальної ізоляції та самотності . Крім того, достаток і тип місцевості впливають на соціальні стосунки індивіда, що в кінцевому підсумку впливає на поведінкові тенденції переживання соціальної ізоляції та самотності. Люди в містах почуваються більш ізольованими, ніж у сільській місцевості. Виявлено, що різні розлади здоров’я прямо чи опосередковано пов’язані з почуттям самотності та соціальної ізоляції. Деякі з них включають

депресію, суїцидальні думки та поведінку, проблеми особистості, підвищення рівня марення та дефіцит сприйняття. Ще одна проблема, пов'язана зі здоров'ям до соціальної ізоляції є підвищений ризик передчасної смертності.

1 ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ ПРОГРАМНИХ РІШЕНЬ ТА СЕРВІСІВ В ПРЕДМЕТНІЙ ОБЛАСТІ ПОБУДОВИ ВЕБ-РЕСУРСІВ НА ОСНОВІ БАГАТОАГАНТНИХ СИСТЕМ

1.1. Створення веб-ресурсу на основі агент них стуностей

Багатоагентні системи складаються з самоврядних сутностей, відомих як агенти. Через свою автономну природу неявного навчання та прийняття рішень ці агенти забезпечують більшу гнучкість порівняно з обчислювальними об’єктами розподіленого вирішення проблем [2]. Взаємодія агентів із сусідніми агентами робить їх пристосованими до нових ситуацій і це гнучка природа MAS робить його корисним механізмом у різних сферах, таких як маркетинг, антропологія, охорона здоров’я, інженерія тощо. Деякі з проблем, з якими стикаються агенти в цих системах, включають координацію, безпеку та навчання [3]. Ролі агентів відрізняються залежно від середовища, в якому вони перебувають. MAS виявляється корисним у середовищах, які мають властивості, наприклад, коливання чисельності населення, складні взаємодії та поведінку. Ці системи достатні для роботи з великими обсягами даних, розбитих на різні компоненти, виділені кожному агенту. Експерти можуть отримати користь від MAS для моделювання та моніторингу поведінки динамічних мереж при визначенні рішення для будь-якої проблеми, що виникає в суспільстві. Одним з основних застосувань MAS в дослідженнях є моделювання систем охорони здоров'я. Через велику кількість даних і парадигм, необхідних для пошуку рішень проблеми, ці системи зосереджені на різних областях, таких як управління даними, безпека в розподілених системах, збір і збір різних ресурсів, системи прийняття рішень, системи моделювання, платформа для системи догляду та догляду, сигналізації та моніторингу. Актори в моделі охорони здоров’я можуть бути класифіковані на пацієнтів, лікарів, медсестер, родичів пацієнтів тощо [2]. Деякі сценарії в моделюванні зосереджені, що відбуваються щодня в лікарнях, наприклад, метод лікування

пацієнтів, відвідування палат, взаємодія між медичними працівниками та відвідувачами. Результати, отримані в результаті моделювання, вказують на ефективність моделі в моделюванні динамічного статусу повсякденної діяльності, як-от медичні процедури, на які порушують або впливають відвідувачі лікарні.

Агенти

Агентів можна визначити як самостійно діючі або функціонуючі суб'єкти, які приймають рішення на основі набору нормативних актів для досягнення своїх цілей [9]. Вони навчаються та розвиваються зі свого середовища, щоб змінити себе, щоб досягти своїх цілей. Це суб'єкт, який автономно реагує на ситуацію, беручи до уваги деякі прості правила, цілі та можливості [8]. Деякі з особливостей агента полягають у тому, що він ідентифікований, розташований, цілеспрямований, автономний і гнучкий. Агент описується як ідентифікований, оскільки це окрема сутність, яка керується набором властивостей і ознак, що керують його поведінкою та діями. Його називають розташованим агентом, коли він існує в певному світі, де він взаємодіє з іншими агентами. Цілеспрямовані агенти - це коли агент має потребу або мету виконати завдання або виконати мету. Агент описується як автономний, оскільки він сам є сутністю, яка здатна навчатися та діяти незалежно. Гнучкі агенти мають здатність змінювати свою поведінку відповідно до ситуації та свого минулого досвіду. Однак ці зміни в поведінці можуть регулюватися певними правилами [8]. Агентна модель зображує систему агентів і зв'язки між ними. Ці моделі моделюють явища реального світу та витягують важливу й корисну інформацію про ці системи [6–8]. Він поєднує елементарні одиниці багатоагентних систем, теорії ігор, еволюційного програмування, складних систем, виникнення та обчислювальної соціології [30]. Розширений рівень агентних моделей може також включати еволюційні проекти, нейронні мережі або інші дослідницькі процедури, що підтримують навчання та адаптацію в реальних системах, і,

отже, агентно-орієнтоване моделювання є кращим перед іншими методами моделювання [3]. Деякі з його переваг полягають у тому, що він фіксує виникаюче явище, тобто ситуацію, яка має статися чи існувати. Інший полягає в тому, що він стверджує природне зображення системи. Це в основному означає, що система зображує систему більш чітко і точно в порівнянні з реальними системами. Відомо, що агенти гнучкі . Гнучкість ПРО можна спостерігати в різних вимірах. Крім того, кількість агентів може бути збільшена або зменшена на будь-яку кількість. Їх складні особливості, такі як поведінка, логічний об'єм, здібності до навчання та розвитку та правила взаємодії також можуть бути змінені [6].

1.2. Мотивація дослідження використання багатоагентних систем

Широко відоме використання багатоагентних систем у моделюванні. Моделювання реальних систем допомагає знайти рішення проблем, що виникають у реальному житті. Деякі з переваг моделювання полягають у тому, що воно зменшує витрати на проведення експериментів, небезпеку негативних наслідків, забезпечує безпечне середовище, прискорює підготовку лікарні, знання та обізнаність [5], справляється з невизначеністю та економить час [3]. Агентне моделювання має свої застосування в різних галузях, бізнесі, соціальних науках, технологіях тощо. Різні експерти в галузі охорони здоров'я використовували моделювання на основі агентів, щоб визначити рішення різних проблем, з якими стикаються в реальному світі. Деякі з них визначають місткість лікарні, паліативну допомогу пацієнтам та їх реакцію, оптимізацію відділень невідкладної допомоги [2].

Під час пандемії COVID-19, окрім коронавірусу, привернули увагу різні інші проблеми психічного здоров'я, такі як відчуття стресу, самотності, депресії, ізоляції [3]. Через збільшення кількості підтверджених випадків і смертей ці психічні розлади набули популярності [4]. Дуже важливо стежити за

цими проблемами, щоб пом’якшити їх поширення та одужати тих, хто вже страждає від них. Різні дослідницькі роботи зосереджені на виявленні ступеня соціальної ізоляції серед старших поколінь та інших вікових груп до того, як виникла ситуація з коронавірусом. Однак, наскільки нам відомо, немає жодного дослідження, яке б зосередилося на моделюванні його впливу та масштабів у цей період пандемії. Ми вважаємо, що в результатах, отриманих до та протягом даного періоду часу, може відбутися багато змін. Ці зміни можуть допомогти практикам та іншим посадовим особам визначити політику, методи та інші альтернативи, враховуючи їх стан.

Таким чином, виникла необхідність визначити порівняння впливу на людей до пандемічної ситуації та під час неї. Ця модель буде зосереджена на різних сценаріях на основі

1.3. Постановка проблеми

Для моделювання та вивчення соціальної ізоляції в умовах поширеної пандемії ми пропонуємо нову систему на основі агентів. Особу в популяції можна віднести до категорії маломобільних або високомобільних, так що популяція агентів, $A = AL \vee AH$, де AL складається з маломобільних агентів, а AH складається з високомобільних агентів. Як описано раніше, проблему соціальної ізоляції можна розділити на дві підпроблеми.

Моделювання поширення захворювання

Щоб імітувати взаємодію людей на основі поширення захворювання серед людей відповідно до різних ситуацій, таких як блокування, соціальне дистанціювання, спалах у будинку престарілих/будинку довготривалого догляду тощо, використовується модель поширення захворювання на основі моделі SEIR. . У цій моделі агент може належати до одного з чотирьох класів, які визначаються як сприйнятливий (S), інфікований (I), відновлений (R) і

мертвий (D). Інфікований клас також поділяється на безсимптомний (AS), на карантині (Q), госпіталізований (H), реанімаційний (IC) і список очікування (W). Інфікований агент може перебувати в будь-якому з цих станів залежно від прогресування захворювання. Крім того, заняття динамічні; тому агент мігрує з одного стану в інший з часом відповідно до стану його здоров'я. Для цього кожному агенту присвоюється колір. Для прикладу припустимо, що агент0 належить до класу сприйнятливих з високою мобільністю, тому йому надано рожевий колір. Якщо цей агент заражається і протікає безсимптомно, він змінюється на коричневий колір. Крім того, цей агент перейде на карантинний стан, а його колір буде жовтим. Після цього, припустимо, він відновився, тому його колір змінився на бірюзовий. Таблиця 1.1 демонструє різні класи разом із використаними кольорами.

Таблиця 1.1 - Представлення класів кольорами

Class	Color
Susceptible(S)	Pink White
Infected(I):	
Asymptomatic(AS)	Brown
Quarantine(Q)	Yellow
Hospitalized(H)	Magenta
ICU(IC)	Sky
Waitlist(W)	Lime
Recovered(R)	Turquoise
Dead(D)	xxxxxxxxxxx

Вимірювання впливу соціальної ізоляції в різних сценаріях

Концепцію соціальної ізоляції в цій моделі можна назвати виявленням тих агентів, які мало взаємодіють з іншими агентами або тих, хто віддалений від інших агентів.

Наприклад, на малюнку десять агентів, які вивчаються, з яких п’ять — маломобільні агенти, п’ять — високомобільні, а загальний час на їх вивчення — чотири. Околиці будь-якого агента представлені територією, що оточує цю людину до певної міри. Агенти, розташовані в цій області, називаються сусідами цього агента. Однак вони взаємодіють з деякими і називаються контактами.

На малюнку Агент0 має своїх сусідів як Агент1 і Агент2; однак він має контакт з Агентом1 з певною ймовірністю, P1. Якщо загальна кількість контактів, які агент 0 має за весь часовий проміжок, менша ніж на одне стандартне відхилення нижче середнього по сукупності, в нашій моделі кажуть, що він соціально ізольований.

Аналогічно вимірюється відстань від цих контактів. Відповідно до попереднього прикладу розглядається відстань між агентом 0 і агентом 1. Для цього, якщо загальна відстань, яку агент 0 має від цих конкретних контактів за весь часовий проміжок, перевищує середнє значення сукупності на одне стандартне відхилення, то кажуть, що він соціально ізольований щодо нашої моделі.

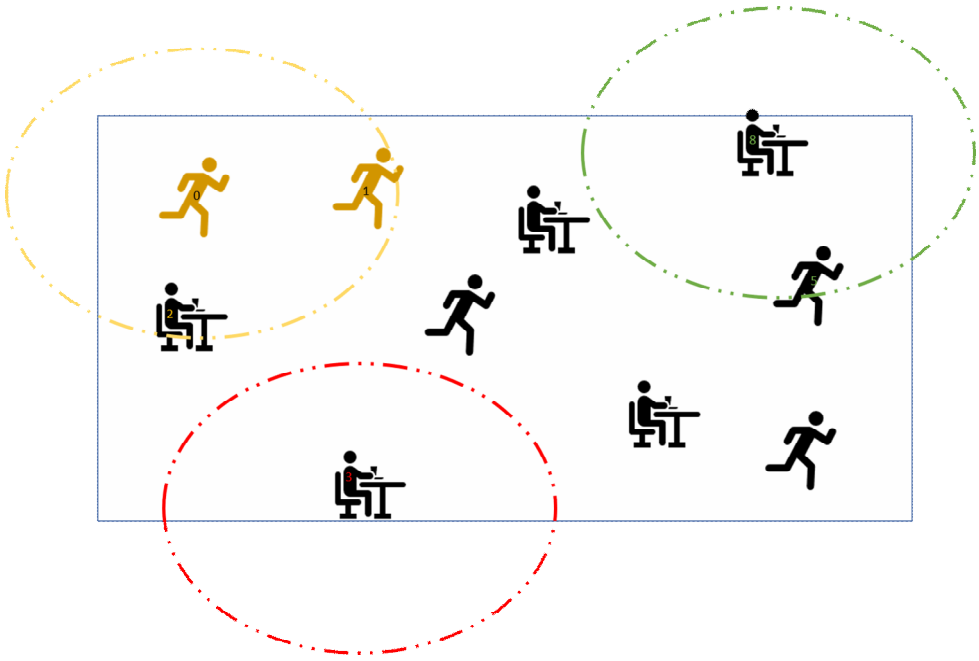


Рисунок 1.1 - Приклад, що демонструє концепцію сусідів і контактів

1.4. Соціальна ізоляція

Проводилися різноманітні дослідження щодо визначення ступеня соціальної ізоляції у різних верств населення і в різні періоди часу. Деякі дослідження зосередили свою увагу на соціально ізольованих громадянах похилого віку. Однією з них є робота [6], в якій дослідники зосередилися на запропонуванні математичної моделі та дизайну, спрямованих на виявлення соціально ізольованих індивідів у спільноті з урахуванням структурних особливостей мережі, що розглядається. По-перше, виконується відображення спільноти на зважений орієнтований графік соціальної мережі. Вузли з їхнім індексом соціальної зв'язності принаймні на одне стандартне відхилення менше середнього для суспільства. Ізольовані вузли виявляються за допомогою підходу поширення інформації. Отже, отримані результати свідчать про здатність запропонованої моделі ідентифікувати соціально ізольовані вузли. Своєю майбутньою роботою вони можуть взяти поєднання поведінки та особливостей індивідів, виявляючи соціально ізольовані вузли. У роботі [7] дослідники мали на меті вивчити вплив пандемії COVID-19 на користувачів Twitter з точки зору соціальної ізоляції. Вони провели комбінований аналіз кількох наборів даних у включаючи твіти з набору даних, які вони самі зібрали, тенденції мобільності Google у реальному часі серед людей під час цієї пандемії, велику кількість даних про COVID-19 та набір хештегів, пов'язаних із соціальною ізоляцією, та набір даних ВООЗ, що означають кількість підтверджених випадків та кількість смертей, що відбулися протягом пандемія. У результаті були отримані й проаналізовані значущі моделі за допомогою аналізу настроїв, аналітичних служб IBM, таких як аналізатор Watson, та аналізу особистості. Візуалізація цих моделей здійснювалася як на індивідуальному, так і на колективному рівні. Спостерігається сильна кореляція між тенденціями мобільності та використанням хештегів, пов'язаних із соціальною ізоляцією, у твітах разом з даними ВООЗ. Вони підкреслили

важливість дослідження у визначенні статусу різних розладів здоров'я та політиків у розробці різних політик, пов'язаних із здоров'ям окремих людей.

З іншого боку, у роботі [8] дослідники досліджували внесок різних типів роботів та їхні повсякденні завдання в життя літніх людей. Окрім підкреслення переваг кареботів у збільшенні рухів і, отже, полегшення самопідтримки, вони підкреслили мінуси нехтування старшими групами та дозволення їм працювати на більш тривалий час. Вони також пояснили фактори, які можуть перешкодити їх можливості мати соціальний контакт. Нарешті, були запропоновані деякі рекомендації, які можуть бути корисними для благополуччя літніх людей. Інша дослідницька робота [2] продемонструвала прогнозну модель для визначення рівня соціальної ізоляції серед літніх людей. Для цього були перевірені сайти соціальних мереж та навколишній інтелект, щоб знайти відповідні атрибути за допомогою методів оцінки. Ці атрибути потім використовуються для вибору однієї прогнозної моделі шляхом оцінки щодо точності, чутливості, специфічності та прогнозних значень. Для подальшої перевірки обраної моделі було використано анкету, яка допомогла виявити соціальну ізоляцію у восьми літніх людей. В результаті вибрана модель ABS отримала точність 87% і рівень помилок 2 типу 15%. У роботі [9] дослідники використали переваги обробки природної мови, збираючи дані з медичних документів, щоб ідентифікувати осіб, які стикаються з соціальною ізоляцією. Для цього набір даних пацієнтів з раком передміхурової залози був вилучений і розділений на дві частини, причому одна частина складалася з трьох чвертей даних для навчальних цілей, а решта була використана для перевірки ефективності системи. Для того, щоб виміряти продуктивність системи, алгоритм оцінювався за трьома показниками, а саме: точністю, f-виміром і відкликанням, що супроводжувалося ручним переглядом набору тестових даних. Результати показали, що запропонований алгоритм забезпечує високу точність виявлення соціальної ізоляції серед індивідів.

Автори роботи [4] доклали зусиль для підтвердження елементів і рівнів соціальної ізоляції та самотності, теоретично та практично, розробивши шкалу соціальної ізоляції спеціально для суспільства. Їхнє дослідження продемонструвало використання наявної літератури для виготовлення необхідних предметів та подальшого їх вивчення з використанням різних факторів. Десятипунктова шкала була оцінена на предмет соціальної ізоляції шляхом створення набору даних із 128 осіб. Використовуючи цю шкалу, вони дійшли висновку про більшу надійність, валідність критеріїв та конвергентну валідність, не виявляючи жодних проблем щодо внутрішньої та зовнішньої якості, щоб допомогти подальшим дослідженням, пов'язаним із соціальною ізоляцією.

Крім того, автори в [4] запропонували нову методику виявлення наслідків соціальної ізоляції та самотності шляхом пов'язування індивідів, які мають плани охорони здоров'я, до медичних витрат та опитування. Вони передбачили витрати, пов'язані зі здоров'ям, використовуючи багатофакторну регресію за допомогою залежних змінних як об'єктивну ізоляцію та самотність. Як наслідок, особа, яка страждає від об'єктивної ізоляції, має тенденцію мати більші витрати, ніж особа з самотністю, яка зображує першу з високим ризиком захворювання. У роботі [11] автори наголосили на тому, що чотири групи меншин розуміють концепцію соціальної ізоляції. Щоб продемонструвати причини та наслідки високого рівня соціальної ізоляції, був використаний алгоритм феєрверку. Це дослідження проводилося за допомогою анкети, яка описувала чотири категорії, дві з яких стосувалися соціальної ізоляції. Нарешті, вони вказали 4 з 9 студентів, які зазнали соціальної ізоляції, використавши дев'ять фактів.

У [42] автори стверджували, що подолали недоліки існуючої роботи з кластеризацією мереж, запропонувавши новий алгоритм SCAN (Structural Clustering Algorithm for Networks). Окрім виявлення спільнот у мережі, їхній алгоритм зміг побачити вузли, які діють як спільна ланка між спільнотами

(хабами) та вузлами з незначною участю в мережі або взагалі без неї (вибросами). Більше того, як структура, так і суміжні вузли вершини були розглянуті, щоб повторити характеристики реальних мереж. Щоб оцінити продуктивність їх алгоритму, його застосували до реальних мереж і порівняли з швидкими алгоритмами на основі модульності щодо продуктивності та ефективності. В результаті SCAN демонструє кращу ефективність, ніж інший алгоритм. Враховуючи недоліки алгоритму SCAN при ідентифікації кластерів, концентраторів і викидів шляхом оцінки щільності всіх вершин в околицях, SCAN++ був введений в [4], в якому автори використовували нову структуру даних під назвою Direct two-hop-away reachable набір вузлів (DTAR). Це сукупність лише тих вузлів, які віддалені від поточного вузла на довжину 2. Алгоритм використовував два методи, щоб зробити його ефективним. Спочатку він аналізує лише вузли в DTAR для обчислень, тим самим зменшуючи кількість оцінок щільності. По-друге, частина оцінок DTAR була повторно використана, що підвищило її ефективність. Автори стверджують, що за допомогою SCAN++ були отримані ті ж результати, але зменшилися витрати на обчислення. Інша спроба виявити викиди була продемонстрована в [4], в якій були представлені нові алгоритми виявлення країв викидів. Він визначив ізольовані вузли за допомогою двох моделей генерації випадкових графіків. Для цього зв’язок між двома вузлами та між їхніми сусідніми вузлами, продемонстрований чотирма різними схемами, був інтегрований у вищезгадані моделі. Для оцінки запропонованого алгоритму його досліджували на реальних мережах, і в результаті було стверджується, що їх алгоритми успішно виявляють шумові ребра. Крім того, вони порівняли запропонований алгоритм з існуючими метриками виявлення меж для вимірювання продуктивності, і він виявився ефективнішим за інші. Тим не менш, було помічено, що відкидання цих ребер призводить до більшої відстані між вузлами та високого коефіцієнта кластеризації. Нарешті було обговорено три програми, які передбачили його потенціал.

1.5. Мультиагентні системи

Протягом багатьох років дослідники використовують агентні системи в різних моделях і моделюваннях. Сфера охорони здоров'я, виробництво, управління катастрофами, персоналізовані рекомендації, телекомунікаційні послуги та інженерія є деякими з областей, у яких багатоагентні системи використовуються з точки зору моделювання, моделювання або будь-якого інший додаток на основі моделі.

У галузі охорони здоров’я є різні сфери, в яких ці мультиагентні системи знаходять застосування, наприклад, у [2] дослідники сформулювали проблему оптимізації в мережі паліативної допомоги та запропонували мультиагентну модель, яка об’єднує як пацієнта, так і пацієнта. постачальник послуг у соціальній мережі, спрямований на користь літнього населення у веденні активного способу життя. Ця соціальна мережа допомагає пацієнтам шукати команду медичних працівників, які будуть більш відповідними залежно від їх стану. Крім того, вони також розробили алгоритм підходу до передачі повідомлень, передаючи запити від пацієнтів до агентів за допомогою деяких поширених посилань, таких як друзі. Іншою метою дослідників було перевірити ефективність свого підходу, враховуючи вимоги, здібності та індивідуальні схильності. Оцінку ефективності та функціональності запропонованої системи проводили за допомогою реальних та нереальних паліативних мереж. Результати показали зниження операційних витрат та підвищення якості послуги. У порівнянні з іншими існуючими моделями як у статичному, так і в динамічному середовищі, запропонована ними методологія отримала більший рівень задоволення за порівняно менший проміжок часу.

Інший додаток у [6], з метою інтерпретації структурування соціальних мереж, автори розробили модель на основі агентів в єдиній масштабній мережі без початкових зв’язків, але з кожним наступним кроком два агенти вибиралися випадковим чином, щоб сформувати знайомий. Однак дружба, що виникла за

допомогою пільгового відбору, базувалася на двох критеріях: контакті з однією людиною та взаємній зацікавленості. Щоб додати нових друзів до списку контактів, попередні зв'язки потрібно видалити. Експеримент, проведений на 84 школах США та 90118 анкетах, прийшов до висновку, що їхня статична модель точна з точки зору коефіцієнта кластеризації, розподілу ступенів та розподілу дружби. Для додатків на основі фітнесу автори провели дослідження поглибленого дизайну розмовних агентів. Ці агенти створені для надання консультацій, пов'язаних із здоров'ям (наприклад, мотивація до вправ та розповідь в реальному часі історій людей, які страждали від тієї ж проблеми та способів їх вирішення) літнім людям, які переживають проблему ізоляції та обслуговування. їх потреби на соціальному рівні протягом безперервного періоду часу. Вони сформулювали три гіпотези, дослідивши 12 постраждалих осіб, і помітили, що ефективність подолання самотності є більш значною, коли взаємодія ураженої частини дорослих ініціюється через агента, ніж ініціація з боку індивідів. Інша заява авторів полягає в тому, що розмовні агенти мають більший потенціал для пом'якшення початкових втрат, коли йдеться про хворобу, смерть та незалежність літнього населення. Взаємодія агента з ураженою частиною дорослих у режимі реального часу може допомогти контролювати різні тенденції настрою та лікування захворювань, пов'язаних із проблемою ізоляції. У роботі дослідники запропонували нову модель на основі агентів для емуляції соціальних мереж, яка використовує «позитивний соціальний вплив», що використовується фахівцями для допомоги у прийнятті рішень щодо індивідуальної спеціалізації. У цій статті також використовуються культурні алгоритми, що дозволяє їм розвивати свої можливості шляхом пошуку відповідних агентів-виробників. Автор дійшов висновку, що описана структура допомогла оптимізувати результати з меншими витратами на відстань та операційними витратами порівняно з генетичним алгоритмом, вичерпним пошуком та випадковим пошуком; тим не менш, це підвищило ефективність системи.

Для вивчення еволюції соціальних стосунків студентів з часом автори запропонували новий агентний симулятор ABS-SOCI, який бере в якості вхідних даних початкова соціограма, яку можна завантажити або надати вручну за категоріями. Ця модель проілюструвала психологічну характеристику студентів у часі на основі численних факторів, таких як розмір групи, емпатія між студентами різних категорій. Щоб оцінити правильність цього симулятора, було розглянуто чотири різні сценарії з трьома різними фазами, де кожна фаза була поділена на два набори даних, тобто навчальний та тестовий набір даних. В результаті за допомогою біноміального тестування соціограми, отримані за допомогою ABS SOCI, і реальні відносини були схожими. Крім того, це дослідження було визнано прийнятним з точки зору чутливості та перехресної перевірки. Автори роботи мали на меті моделювати поширення та повсюдність захворювання епілепсією в Індії за допомогою моделі на основі агентів, позначеної IndiaSim. Виходячи з запропонованої моделі, агенти, які брали участь у їхньому підході, були або вільними від епілепсії, або відповідно до стану здоров'я, що проходив лікування. Вони проаналізували три схеми, прийняті державними програмами боротьби з епілепсією. Відслідковуються переваги епілепсії для здоров'я та економіки. Деякі із заходів включають врахування постраждалих осіб, які залишаються без лікування, особистих витрат, пов'язаних із цим, та страхових виплат. Таким чином, вони прийшли до висновку, що простого державного фінансування першої лінії протиепілептичних препаратів буде недостатньо для більшості людей, що належать до нижчих верств суспільства. Таким чином, забезпечення витрат на епілепсію першої та другої лінії та терапевтичні витрати може допомогти запобігти зайвим фінансовим витратам, з якими зазвичай стикаються пацієнти в Індії, що в кінцевому підсумку призводить до покращення стану здоров'я країни.

Модель на основі агентів, допомогла зобразити підхід до залучення пацієнтів у складній екосистемі психологічної допомоги. На додаток до

моніторингу модифікацій та обґрунтування планів лікування та їх виконання, він також допомагає дослідити загальну динаміку та ефективність системи шляхом прогнозування ефектів технологій координації догляду. Щоб підтвердити висунуті твердження, автори представили проблеми, а також початкові результати цього моделювання демонструють важливість їх моделі. Для вирішення проблеми маршрутизації осіб, які доглядають, із численними обмеженнями в системі охорони здоров'я на дому, представлений симулятор на основі агентів, який моделює поведінку осіб, які доглядають за хворими в динамічному середовищі. З цією метою вихователям було надано чотири правила прийняття рішень, які допоможуть їм приймати рішення щодо рівня їхньої автономії та місцевого контексту. Результати оцінювалися на основі п'яти показників за допомогою мультиагентної платформи з використанням двох реальних прикладів. У роботі [5] автори розробили мережево-орієнтовану мультиагентну систему, яка допомагає надавати медичну допомогу пацієнтам на дому, маючи на увазі представлення знань та рекомендацій НС. Однією з головних характеристик, які розглядаються в запропонованій ними системі, є персоналізація плану догляду, яка розроблена з використанням клінічних рекомендацій, які додатково налаштовуються відповідно до потреб пацієнтів, особливо для тих, хто має більше одного хронічного захворювання. Автори розробили трирівневу архітектуру, що складається з рівня знань, рівня абстракції даних і рівня на основі агента, що робить його багаторазовим, адаптованим і гнучким. Автори роботи [4] мали на меті побудувати та реалізувати агентну структуру, засновану на культурній еволюції. Основною метою їхнього дослідження було дослідити можливості навчання артефакту за відсутності колишніх ідей, пов'язаних з артефактом. І культурні, і генетичні алгоритми були інтегровані для формування нової моделі. Вторинна мета включала порівняння можливостей артефакту соціального навчання та дистанційного навчання. Під час експериментів було помічено, що соціальне навчання, як правило, є більш кращим, ніж індивідуальне навчання, що дає

зрозуміти, що культурне навчання найкраще використовувати для вивчення складної природи артефактів, а навчання на основі спостереження працює краще у випадку простіших артефактів. Також підкреслюється, що агенти повинні мати можливість емулювати помітні атрибути артефакту.

1.6 Агентна система та пандемія

Автори в [4] стверджують, що більшість дослідників використовували SIRS та одну з її покращених версій – модель SEIR. Вони також заявили, що соціальне дистанціювання та наявність лікарень є одними з важливих факторів, які допомагають контролювати поширення хвороби. Вони створили симуляцію на основі агентів, зосереджену на моделюванні різних сценаріїв для імітації епідемії, яка є наслідком інфекційного захворювання, і рекомендували деякі заходи, які можна було б вжити для зменшення її наслідків. В результаті вони виявили, що затримка активації соціальної ізоляції виявилася корисною для зменшення впливу хвороби. Таким чином, автори стверджують, що поряд з прогнозуванням результатів різних складних ситуацій до певної міри, ця модель може змінювати параметри інфекції, такі як інкубаційний період, швидкість зараження та інші фактори одужання. Вони також стверджували, що він може моделювати та аналізувати фактичні дані щодо затримки активації блокування, місткості лікарні та загального періоду блокування для катастрофи в будь-якому регіоні. У роботі дослідники запропонували сучасну модель, спрямовану на моделювання епідемії COVID-19 за допомогою використання групи агентів. Вони провели моделювання на основі семи сценаріїв, враховуючи заходи, деякі з яких включають блокування, рівні ізоляції (вертикальна, часткова), маски для обличчя та соціальну ізоляцію. Симуляція заохочує важливість карантину для обмеження кількості інфікованих осіб і смертей. Вони також заявили, що Уряд має запровадити заходи економічного рівня для покриття фінансових втрат, завданих через зупинку роботи робочих

місць, можливість великого безробіття, рецесії та інших негативних фінансових наслідків. Далі вони виявили, що ізоляція вертикального рівня не дуже ефективна. Найкращим сценарієм за результатами їх моделювання виявилося поєднання часткової ізоляції з використанням масок, а також виявився більш реалістичним порівняно з іншими як щодо його реалізації, так і соціальної співпраці.

Інша модель, заснована на агентах, представила модель для оцінки ризиків передачі в різних закладах під час пандемії COVID-19. Вони змоделювали процес передачі у тимчасовому просторі, де рішення приймаються змодельованими агентами на основі правил, які зазвичай розроблялися на основі просторових моделей та інфекційних умов, які можуть бути можливими під час взаємодії агентів. Агенти також мають свої індивідуальні профілі, які показують їхній соціальний стан, стан здоров'я та умови, які були використані під час їх взаємодії з іншими агентами. Для оцінки ефективності запропонованої моделі було розглянуто різні теоретичні сценарії. Результати показали, що нові стратегії можуть бути запроваджені, спрямовані на зниження ризиків передачі COVID-19 у різних закладах, і відповідно підготувати обґрунтовані рішення.

У роботі дослідники звернули увагу на стрес, який накладається на системи охорони здоров'я через пандемію COVID-19. Основними країнами ризику в той час були Італія та Іспанія. Оскільки ефективність запровадження блокування та заходів часткового утримання невідома, вони створили модифіковану модель на основі розділів із оригінальної моделі SEIR, де недіагностовані особи та популяція ізольованих осіб на різних рівнях вважалися схильними до інфекції. Переваги моделі включають корективи, внесені в модель, які виявилися точними і не показали значних відмінностей від інших існуючих складних моделей. Крім того, вони стверджували, що, виходячи з їхніх спостережень, втручання пологів протягом приблизно трьох тижнів може призвести до більшого зниження контактів між різними людьми і

в кінцевому підсумку призвести до зменшення поширення пандемії, а також допомогти врятувати життя різних людей. Аналогічно, дослідники моделювали поширення COVID-19 за допомогою моделі на основі агента. Їхня модель заснована на моделі SEIR, де страх діє як мотивація для агентів, що призводить до самоізоляції та допомагає стримувати поширення пандемії. Перевага їх моделі полягає в тому, що вона здатна генерувати численні хвилі інфекцій, що важливо для вивчення динаміки епідемії COVID-19. Крім того, вони використовували два обмеження, застосовані урядом, а саме: тестування та обмеження на контакти та обмеження на подорожі. Результати експерименту показали, що реалізація обох цих підходів може сприяти зменшенню кривої

кількість інфікованих за добу протягом усього періоду пандемії. Вони також наголосили на важливості тестування в поєднанні з відстеженням контактів, а не лише окремо.

Автори в запропонували модель на основі агентів, здатну імітувати поширення COVID-19 серед ув’язнених будь-якого міста, незалежно від його розташування. Агенти стають сприйнятливими до захворювання, щоб серед них могло статися зараження. Для експериментів аналізується ефективність цифрової моделі імунітету стада шляхом вивчення ефекту відстеження контакту та пошуку різних параметрів, які допомагають усунути епідемію в місті. Результати свідчать про те, що отримати імунітет і зменшити кількість інфекцій у цифровому стаді можливо швидше. У роботі було досліджено значення секвенування геному SARS-CoV-2 у режимі реального часу в секції інфікованих пацієнтів протягом перших десяти тижнів стримування COVID-19 в Австралії. Виходячи з демографічних даних, ABM створила понад 24 мільйони програмних агентів, які представляли анонімну особу.

Коротко наведено огляд деяких існуючих і провідних методів і арифметичних моделей для виявлення соціальної ізоляції між різними групами людей протягом різних періодів. Крім того, ми надали огляд мультиагентних систем як до, так і під час пандемії COVID-19, використовуючи обчислювальні

моделі. Було помічено, що багато моделей зосередили свою увагу на охороні здоров'я в цілому; проте, моделюванню чи виявленню соціальної ізоляції під час пандемії приділялося не так багато уваги. Крім того, багатоагентні системи використовувалися для вивчення або визначення масштабів різних проблем зі здоров’ям; однак соціальної ізоляції серед них не було. У цій дослідницькій роботі ми створюємо та моделюємо модель для визначення ступеня соціальної ізоляції у чотирьох різних сценаріях із різними налаштуваннями, у тому числі як до, так і під час пандемії. Наскільки нам відомо, не було проведено жодної дослідницької роботи, яка поєднувала б моделювання на основі агентів і соціальну ізоляцію, особливо під час пандемічної ситуації. Тому наша модель є унікальною та ефективною на основі спостережень під час проведення цього експерименту.

2 АЛГОРИТМІЧНІ ТА МАТЕМАТИЧНІ РІШЕННЯ ДЛЯ ЗАДАЧ МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМ СОЦІАЛЬНИХ КОМУНІКАЦІЙ

2.1 Модель поширення захворювання

Як рішення першої проблеми, цей розділ охоплює детальне пояснення моделі поширення захворювання, яка базується на моделі SEIR. Він описує стан агентів і події, які можуть статися під час пандемії. Агенти можна розділити на чотири типи класів: чутливі (S), інфіковані (I), одужані (R) і мертві (D). У класі інфікованих агент може належати до одного з п’яти станів: безсимптомний (AS), на карантині (Q), госпіталізований (H), реанімаційний (IC) і список очікування (W). Агенти є динамічними і можуть мігрувати до будь-якого з цих класів та/або станів з часом, що відповідає їхньому стану здоров’я, як показано на малюнку 3.1.

Більшість агентів чутливі (класу S) на початкових фазах експерименту. Це означає, що ці агенти здорові, але вони можуть заразитися від агентів, які перебувають у безсимптомному (AC) стані класу інфікованих. Агенти AC вже зазнали впливу вірусу і здатні інфікувати чутливих агентів на певній відстані від них. Ця відстань розраховується на основі координат (x, y), в яких вони лежать. Це Відстань відома як евклідова відстань, яка визначається як:

$$dist\,(a_i, a_j) = \sqrt{(y_i - y_j)^2 + (x_i - x_j)^2} \tag{2.1}$$

Ризик передачі, як правило, вищий, коли відстань між двома агентами аі та аj менше або дорівнює двом.

Можливість подій розраховується в термінах ймовірностей, заданих подія може бути будь-яка: від зараження до видужання або смерті. P(I) відноситься до ймовірності того, що інфікований агент передає інфекцію агенту, який до неї

чутливий. λ днів – це коли інфікований агент не проявляє жодних симптомів, тому його називають безсимптомним (AC).

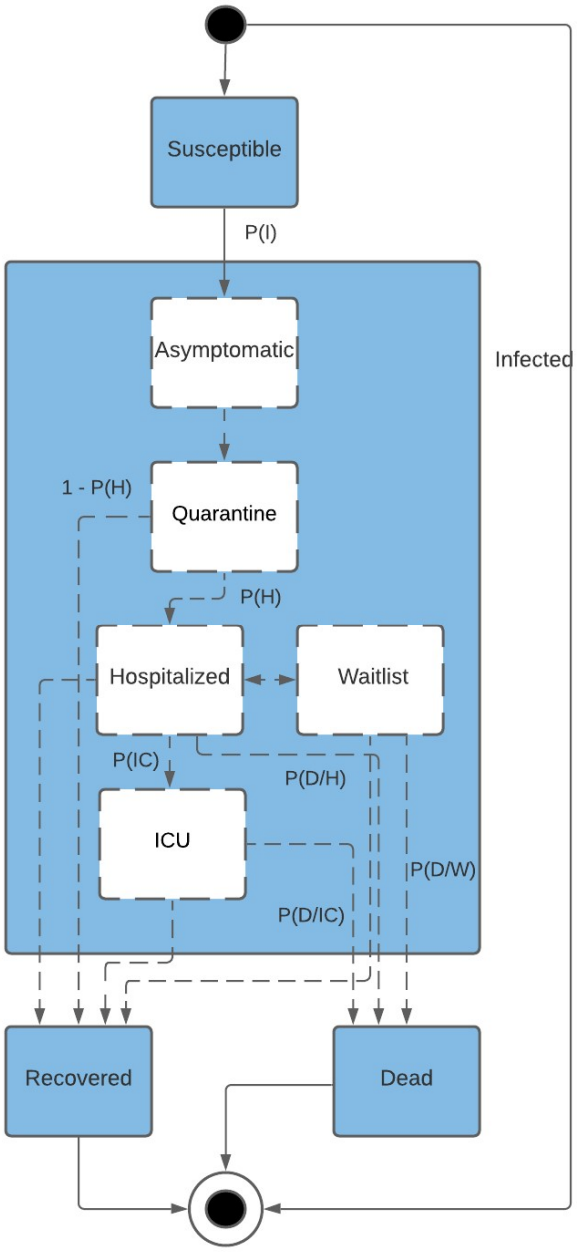


Рисунок 2.1 - Модель поширення захворювання (на основі моделі SEIR)

Через відсутність попередньої інформації про інфекцію, яка вже відбулася, інфікований агент може безтурботно пересуватися і таким чином заразити інших чутливих агентів. Коли проходить цей проміжок часу в λ днів і стають помітними симптоми, інфікований агент поміщає себе на карантин. Коли період карантину (λQ днів) закінчується, може виникнути одна з умов:

1. 1-P(H) – це ймовірність того, що інфікований агент продовжує залишатися вдома в очікуванні одужання без необхідності лягати в лікарню протягом λR днів. Як правило, очікується, що більшість агентів одужують від інфекції за ці багато днів. Тут P(H) – це ймовірність госпіталізації.

2. Якщо агента необхідно госпіталізувати з P(H) через погіршення симптомів, то може виникнути одна з трьох умов:

(a) Агента госпіталізують на стандартному ліжку і залишається там протягом λH днів, після чого він може померти або повністю одужати від інфекції, де ймовірність смерті стає P(D|H).

(b) Агент може бути переведений до відділення реанімації, якщо умови стануть критичними, коли ймовірність буде P(IC). Коли λIC днів закінчується, агент може одужати або померти з імовірністю P(D|IC).

(c) Ця модель враховує потужність лікарні, що призводить до поняття списку очікування, куди поміщають інфікованого агента, коли немає вільних лікарняних ліжок. Ці агенти зі списку очікування все ще можуть перебувати на карантині вдома. Отже, ці агенти можуть не одужати та померти від інфекції через неадекватну медичну допомогу, де ймовірність стає P(D|W).

Щоб підкреслити важливість надання медичної допомоги в стаціонарі, P(D|W)=P(D|IC)>P(D|H) розглядається навіть тоді, коли ситуація може бути некритичною на момент надходження. Крім того, одужання можливе лише для інфікованих агентів, які не внесені в список очікування.

Оскільки ми дотримуємося моделі SEIR, після відновлення агента він буде несприйнятливий до вірусу і зможе вільно пересуватися.

2.2 Показники соціальної ізоляції

Рішення другої підзадачі для нашої моделі спрямоване на вимірювання впливу соціальної ізоляції в різних ситуаціях. Два типи оціночних заходів визначаються на основі рівня взаємодії та відстані між агентами. Рівень

взаємодій змінюється в залежності від контакту агента з іншими агентами, що знаходяться поблизу.

Показник 1: Агенти в околицях представляють агентів, присутніх у зоні, яка оточує агента до певної міри. У околиці агента може бути багато сусідів, однак він взаємодіє з кількома вибраними на основі їхнього власного рівня взаємодії, і ці кілька сусідів називаються контактами. Іншими словами, кожен агент має свою індивідуальність та інтуїцію, за допомогою яких він взаємодіє з іншими агентами.

Загальна кількість контактів у агента в усій симуляції визначається як:

$$N(a_i) = P_i * \sum_{T=0}^{t} |N(a_i, T)|_e \tag{2.2}$$

де Pi — ймовірність того, що агент і взаємодіє зі своїми сусідами.

Середня кількість контактів у агента може бути визначена за допомогою μN за формулою:

$$\mu_N = \frac{\sum_{a_i \in \{A\}} N(a_i)}{n} \tag{2.3}$$

де, n – кількість живих агентів. Соціально ізольовані агенти ідентифікуються за допомогою Z-score наступним чином:

$$\{\forall a_i \in A | Z(N(a_i) < -1, a_i \in IS_N\} \tag{2.4}$$

що означає, що агент вважається соціально ізольованим щодо кількості контактів, якщо значення стандартного бала (або z-score) менше -1, де Z-оцінка визначається як:

$$Z = \frac{N(a_i) - \mu_N}{\sigma_N} \tag{2.5}$$

Показник 2: Другий показник оцінки розраховується з точки зору відстані між агентом і його контактами:

$$ND(a_i) = \sum_{T=0}^{t} \frac{\sum_{j \in \{N(a_i,T)\}} dist(a_i, a_j)_e}{P_i * |N(a_i, T)|_e} \tag{2.6}$$

де $ND(_{ai})$ — загальна відстань, яку агент має від своїх контактів протягом усієї симуляції до певної міри, e, а середня відстань у симуляції:

$$\mu_{ND} = \frac{\sum_{a_i \in \{A\}} ND(a_i)}{n} \tag{2.7}$$

Подібно до попередньої метрики, соціально ізольовані агенти розраховуються за допомогою Z-показника, проте вони називаються соціально ізольованими, якщо Z-показник його відстані більший за 1, що визначається як:

$$\{\forall a_i \in A | Z(ND(a_i) > 1, a_i \in IS_N D\} \tag{2.8}$$

2.3. Сценарії побудови системи

У цьому дослідженні розглядаються два види агентів: високомобільні та маломобільні. Обидва агенти можуть рухатися випадковим чином, однак агенти з високою мобільністю, як правило, долають більші відстані в порівнянні з агентами з меншою мобільністю.

Для нашої моделі ми розглянули 60 днів, у яких кожен день ділиться на вісім частин. Крім того, щоб зв’язатися з реальним світом, більшість агентів

повертаються додому в кінці дня. Моделюються та аналізуються наступні сценарії з різними налаштуваннями в кожному з них:

Сценарій 1: Цей сценарій зосереджено на моделюванні ситуації до пандемії. Агенти можуть вільно бродити. До них не застосовуються заходи, такі як карантин чи соціальне дистанціювання. Щоб зосередитися на поширенні хвороби та смертях, пов'язаних з нею, ми розглянули лише випадки смерті, пов'язані з нею. Загиблих через коронавірус немає. Оскільки жоден агент не заражений під час усієї симуляції, кількість агентів залишиться незмінною наприкінці моделювання, тобто dD=0, де dD – зміна кількості смертей від початку до кінця симуляції.

Сценарій 2. Цей сценарій оцінює ситуацію, коли COVID-19 присутній, але не застосовуються заходи, такі як блокування чи соціальне дистанціювання. Тут переміщення агентів визначається їх станом здоров'я. Незважаючи на те, що знають про її існування, лише ті агенти, які дізналися про інфекцію, поміщаються на карантин або ізолюються. Кілька збудників інфікуються на початку і вважаються основним репродуктивним числом.

Сценарій 3: Інша ситуація, яка оцінюється нашою моделлю, — це коли хвороба присутня, а втручання нав'язуються. Втручання призначаються через п'ять днів після надходження вірусу, коли виявлено, що будь-який із збудників інфікований; тобто коли агент проходить безсимптомний стан. Ці втручання можуть бути будь-якими, як носіння подвійних масок, блокування, соціальне дистанціювання тощо, але для простоти ми використали лише два втручання, тобто соціальне дистанціювання та блокування. Різні рівні цих втручань досліджуються в поєднанні, щоб побачити кращі відсотки обох, які можуть призвести до менш соціально ізольованих осіб, а також для обмеження поширення вірусу. Наприклад, якщо дотримується 50% карантину та 50% соціального дистанціювання, це означає, що 50% всього населення дотримуються карантину, а 50% населення, що залишилося, дотримується соціального дистанціювання.

Сценарій 4: Цей сценарій відрізняється від інших, оскільки в ньому враховуються агенти, які живуть у будинку престарілих. У цьому випадку дорослі розглядаються як маломобільні агенти, а медичні працівники надають вільні лікарняні ліжка для догляду. Ми також припускаємо, що спочатку в будинках престарілих немає інфікованих агентів. Однак агенти, які виходять за межі цих закладів, можуть з певною ймовірністю занести інфекцію всередину будинку престарілих.

Для визначення поширення інфекції враховували різні фактори. Деякі з них включають рівень зараження, кількість медичних працівників у закладі сестринського догляду тощо. Ці параметри допомагають визначити фактори, які можуть допомогти пом'якшити поширення інфекції, а також соціальну ізоляцію, а також шляхи, як інфіковані агенти можуть одужати від хвороби.

Таблиця 2.1 і таблиця 2.2 показують різні параметри, які використовуються, тоді як таблиці 2.3 і таблиця 2.4 показують різні параметри, використані в цьому дослідженні для сценаріїв 1, 2 і 3 і сценарію 4,відповідно.

Таблиця 2.1 - Параметри (фіксовані), що використовуються в моделюванні для сценаріїв 1, 2 і 3

Fixed Parameters	Value
Mobility	1000-8000 m
Latent Period(λ)	5 days
Quarantine Period(λQ)	9 days
Загальний період відновлення для карантинних агентів (λR)	14 days
Загальний період відновлення для госпіталізованих агентів (λH)	19 days
Загальний період відновлення для агентів ICU (λIC)	26 days
Швидкість передачі (P(I))	80%
Відсоток госпіталізації (P(H))	12%
Рівень критичних випадків (P(IC))	2.5%
Рівень смертності для госпіталізованих агентів (P(D|H))	2.3%
Смертність для критичних агентів (P(D|IC))	30%

Таблиця 2.2 - Параметри (фіксовані), що використовуються в моделюванні для сценарію 4

Фіксовані параметри	Value
Мобільність	0-1000 m
Латентний період (λ)	5 days
Період карантину (λQ)	9 days
Загальний період відновлення для карантинних агентів (λR)	14 days
Загальний період відновлення для госпіталізованих агентів (λH)	19 days
Загальний період відновлення для критичних агентів (λIC)	26 days
Відсоток госпіталізації (P(H))	12%
Рівень критичних випадків (P(IC))	2.5%
Рівень смертності для госпіталізованих агентів (P(D|H))	2.3%
Смертність для критичних агентів (P(D|IC))	30%

Таблиця 2.3 - Параметри, використані в моделюванні для сценаріїв 1, 2 і 3

Setting	*Initial Усього агентів (чутливих агентів)(S1,S2,S3)*	*Пропорція (Висока мобільність (AH): Низька мобільність (AL))*
1	5000	70:30
2	5000	50:50
3	10000	70:30
4	10000	50:50

Таблиця 2.4 - Параметри, використані в моделюванні для сценарію

Setting	Початкова загальна кількість агентів (чутливих агентів) (S4)	Швидкість зараження
1	105 (100 дорослих + 5 медичних працівників)	10
2	105 (100 дорослих + 5 медичних працівників)	50
3	107 (100 дорослих + 7 медичних працівників)	10
4	107 (100 дорослих + 7 медичних працівників)	50
5	110 (100 дорослих + 10 медичних працівників)	10
6	110 (100 дорослих + 10 медичних працівників)	50

2.4. Агентно-базоване моделювання

Агентне моделювання добре застосовувати у випадку, коли занадто складно або неможливо формалізувати поведінку системи на глобальному рівні та не існує адекватної математичної моделі предметної галузі. Агентне моделювання знаходить все більше і більше застосування. Це пояснюється тим, що ми живемо у світі, який постійно ускладнюється. На приклад, моделювання економічних ринків, у припущенні про ідеальні ринки, однорідних посередників і довготривалій рівновазі, дозволяло вирішити багато задач аналітично. Але ці припущення досить сильні і суттєво обмежують широкий клас задач дослідження. У нагодітут стає агентне моделювання (АМ), яке сягає своїм історичним корінням складних адаптивних систем (САС) і принципу побудови систем знизу вгору.

Томасу Шеллінгу (Thomas Schelling) приписується розробка першої соціальної моделі, заснованої на агентах, в якій агенти представляли людей, а взаємодії агентів - соціальний процес (агенти адекватно відображали цей процес) [10]. Шеллінг застосував поняття клітинного автомата, щоб вивчити закономірності житлової сегрегації (поділу). Він сформулював питання про те, чи можливі закономірності в поділі поселень, якщо більшість індивідуумів насправді не мають расових забобонів. Модель Шеллінга продемонструвала, що гетто можуть розвиватися спонтанно. Крім того, Шеллінг показав, що за кономірності, які можуть з ’являтися, не обов’язково слідують або навіть не узгоджуються з цілями (прагненнями) окремих індивідуумів. Це важливе спостереження викликало інтерес і дало поштовх застосуванню АМ у цій області. (Зазначимо, що початкові моделі Шеллінга навіть не були комп’ютерними: агенти представляли собою монети, що пересувалися шахівницею).

Герберт Саймон (Herbert Simon) розробив теорію «задоволення», щоб описати як спостерігається поведінка людей і організацій в реальному світі [7, с. 3]. Поведінкова економіка - це відносно нова область, яка об’єднує

експериментальні результати психології та когнітивних аспектів прийняття рішень агентами. Саймон виявив «позитивні цикли зворотного зв'язку» і «збільшуючі чинники» як основу динамічних процесів швидкого експоненціального зростання в економіці. Позитивні цикли зворотного зв'язку можуть створювати процеси, що самопідтримуються і швидко переводять системи з початкової точки (стартової позиції) в інший стан.

Великомасштабне АМ розширює можливості простих агентних моделей і дозволяє більшій кількості агентів (від тисяч до мільйонів) брати участь у складних взаємодіях. Воно, зазвичай, виконується з використанням спеціальних середовищ моделювання. Традиційно ці середовища включають: планувальника, механізми комунікації, гнучкі топології взаємодій агентів, широкий вибір пристроїв для зберігання і відображення стану агентів. Найвідоміші з них це Repast [11], Swann [12], NetLogo [13] і MASON [14].

Охарактеризуємо деякі з них.

The Recursive Porous Agent Simulation Toolkit (Repast) - це провідне відкрите і вільне джерело бібліотек для великомасштабного агентного моделювання. Repast підтримує розробку надзвичайно гнучких моделей агентів і використовується в моделюванні соціальних процесів. Користувач будує свою модель, включаючи у власні програми компоненти з бібліотеки Repast або використовуючи візуальний Repast для середовища Python Scripting.

Існує три версії Repast: Repast for Python (Repast Py), Repast for Java (Repast J) і Repast for the Microsoft.NET framework (Repast. NET).

Repast Py - це крос-платформна візуальна система для моделювання, яка дозволяє користувачам будувати моделі, застосовуючи графічний інтерфейс, і описувати поведінку агентів (скрипти Python). Всі можливості системи Repast доступні і в Repast Py, але Repast Py спроектований для швидкої розробки прототипу агентних моделей. Моделі Repast Py можуть бути автоматично експортовані у великомасштабне середовище розробки для Repast Py.

Repast J - це середовище моделювання, написане виключно на Java. Воно призначене для розробки великомасштабних агентних моделей і включає:

• паралельний дискретний планувальник за часом (календар подій);

• середовище для візуалізації моделі, засоби інтеграції з географічними інформаційними системами з метою моделювання агентів на реальних картах;

• адаптивні засоби поведінки: нейронні мережі та генетичні алгоритми.

Repast. NET - це середовище моделювання, написане виключно на C #, і переносить усі можливості Repast J на платформу Microsoft.NET.

Repast. NET моделі можуть бути написані будь-якою мовою, підтримуваною платформою Microsoft.NET, як, наприклад Managed C + +, C #,

Visual Basic або навіть Managed Lisp Managed чи PrologIO.l.

Repast має власний планувальник, який підтримує дискретно-подійне моделювання. Repast дозволяє використовувати великий набір комунікаційних механізмів з різноманітними топологіями взаємодії, включає повний набір утиліт для зберігання і відображення стану агентів. У систему також включено утиліти для автоматичної інтеграції як з комерційними, так і вільно до ступними географічними інформаційними системами (ГІС). Інтеграція з комерційними ГІС включає автоматичне підключення до таких широковживаних географічних інформаційних систем, як ESRI та ArcGIS.

Repast є абсолютно об’єктно-орієнтованим. Swarm уперше запущено в 1994 році. Swarm-це відкритий і безкоштовний набір бібліотек з відкритим кодом, який і наразі підтримується Swarm Development Group (SDG). Swarm прагне надати розподілену платформу для моделювання АМ і сприяє розробці широкого кола моделей. Користувач створює моделі включенням компонент з бібліотек Swarm у свої програми.

Більше інформації про Swarm, так само як і завантаження, можна знайти на головній сторінці SDG [15]. Система моделювання Swarm має дві основні складові.

Компоненти ядра запускають код моделювання, написаний мовою загального призначення Objective-C, Tel / Tk і Java. На відміну від Repast, Swarm-планувальник підтримує тільки часове просування через фіксовані проміжки. Swarm підгримує повний набір комунікаційних механізмів і може моделювати всі основні топології.

Система включає хороший набір утиліт для зберігання і відображення стану агентів. Оскільки Swarm базується на комбінації Java і Objective-C, то вона —об'єктно-орієнтована. Але суміш використовуваних мов є причиною труднощів з інтеграцією до деяких великомасштабних середовищ розробки, наприклад Eclipse. Swarm підтримує ГІС через бібліотеку Kenge.

NetLogo є програмним середовищем моделювання природних і соціальних явищ, створеним у 1999 році. NetLogo надзвичайно добре підходить для моделювання складних систем, що розвиваються з плином часу. Дизайнер моделей може давати вказівки сотням або тисячам «агентів», що діють незалежно. Це створює можливість дослідити зв'язок між поведінкою на мікрорівні окремих індивідуальностей і макрорівні моделей, які виникають в результаті взаємодії багатьох індивідуальностей.

NetLogo має велику документацію та підручники. Існує бібліотека, яка містить велику колекцію попередньо написаних моделей, які можна використовувати і модифікувати. Ці симуляції стосуються багатьох областей у природних і соціальних науках, а також біології та медицини, фізики і хімії, математики та інформатики, економіки і соціальної психології.

NetLogo має інструмент для спільної участі в моделюванні, він називається HubNet. NetLogo працює на віртуальній машині Java, тому працює на всіх основних платформах (Mac, Windows, Linux та інші.) Він запускається як окремий додаток або з командного рядка. Моделі і HubNet можуть бути запущені як аплети Java у веб-браузері.

Світ NetLogo складається з агентів. Агенти є істотами, які можуть виконувати інструкції. Усі існуючі агенти можуть виконувати свою власну діяльність одночасно.

У NetLogo існують чотири типи агентів:

• черепахи - turtles - рухливі агенти;

• плями або точки поверхні - patches —нерухомі точки екрана. Двовимірний світ NetLogo розділений на безліч квадратних плям. Всі ці плями створюють поверхню, якою пересуваються черепахи;

• посилання - links - з ’єднують пару черепах;

• спостерігач - observer - не має певного положення у світі NetLogo, він спостерігає за плямами і черепахами. Через нього можна керувати іншими агентами.

У NetLogo є команди, які вказують агентам, що робити, - переміститися, створити черепашку, встановити зв’язок і таке інше. Зазвичай, ці команди починаються з дієслова - die, jump, inspect та інші. Окрім того, є процедури, які отримують на вході дані, обробляють їх і видають результат.

Сучасні інструменти імітаційного моделювання дозволяють ефективно застосовувати його не тільки в наукових дослідженнях, а й як засоби для побудови систем підтримки прийняття рішень у бізнесі. Для досягнення практично значущих результатів необхідно знати про особливості та обмеження кожного з існуючих підходів.

Вибір тієї чи іншої парадигми повинен обумовлюватися не стільки предметною областю моделювання, а й необхідним ступенем деталізації системи та даними, що є у розпорядженні.

Більшість сучасних програмних засобів робить процес симуляції задоволенням для розробника, надаючи широкі можливості для анімації та оптимізації модельованих процесів.

Агентне моделювання дозволяє змоделювати систему максимально наближену до реальності, зробити значний крок у розумінні та управлінні сукупністю складних соціальних процесів.

Агентний підхід - найкращий для моделювання соціальної поведінки: можна швидко створювати моделі з агентами, які взаємодіють як між собою, так і з навколишнім середовищем.

Існує багато засобів розробки агентних моделей. Одним із подальших досліджень може бути побудова систем АМ з прекрасними засобами візуалізації розробленої моделі.

3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМІЧНОГО ТА ПРОГРАМНОГО РІШЕННЯ ЗАДАЧІ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОГО ФРЕЙМВОРКУ МОДЕЛЮВАННЯ СОЦІАЛЬНИХ КОМУНІКАЦІЙ

3.1. Складові програмного рішення

У цьому розділі наведено детальний опис імітаційного експерименту, проведеного в цьому дослідженні. Він починається з пояснення експериментальної установки, а потім результатів та аналізу. Він висвітлює отримані результати та певні висновки, зроблені з експерименту в цьому дослідженні.

Ми використовували NetLogo для виконання нашого агентного моделювання та для вивчення взаємодій, що відбуваються між агентами. Крім того, що NetLogo є мовою програмування, NetLogo служить інтегрованим середовищем розробки, застосовним для виконання експериментів моделювання та агентного моделювання. Програмування в Netlogo включає агентів, до яких звертаються з різними іменами, наприклад, черепахи, посилання, патчі та спостерігач. Що стосується експериментального налаштування та вимог, то цей експеримент проводиться на Windows 10 (10.0.19042 Build 19042), 64-розрядна версія Acer (модель системи: Aspire A315-54K) з процесором Intel(R) Core(TM) i5-6300U @ 2,40 ГГц, 2496 МГц, 2 ядра, 4 логічних Процесор(и), 256 ГБ ПЗУ та 8 ГБ ОЗУ. NetLogo 6.1.1 використовується для виконання моделювання на основі агентів протягом усього експерименту, тоді як Tableau 2020.3 використовується для візуалізацій.

Агенти поділяються на два класи: агенти з високою мобільністю та маломобільні агенти залежно від їх темпу руху (мобільності). Як випливає з назви, агенти з високою мобільністю можуть долати більші відстані в порівнянні з агентами з низькою мобільністю.

Залежно від зміни стану здоров’я агенти виконують різні процедури. Наприклад, якщо стан здоров’я агента безсимптомний, то виконується

відповідна йому процедура. Для налаштування ініціалізується сітка, і агентам призначаються випадкові місця, які служать їм домом, куди більшість із них може повернутися до кінця дня. Лікарням також призначається місце розташування, представлене його координатами X і Y. Існує обмеження на кількість вільних ліжок, якими може володіти лікарня. Крім того, деякі агенти позначаються як інфіковані, тоді як інші позначаються як чутливі.

Після процесу ініціалізації агенти проходять різні процедури відповідно до стану їхнього здоров'я. Цей статус може бути позначений як будь-який з наступних: Сприйнятливий, Інфікований, Безсимптомний, Карантин, Госпіталізація, Реанімація, Вилікуваний, Помер. Коли агент позначений як мертвий, він стає статичним у симуляції, і тому втрачає своє існування в симуляторі.

3.2. Налаштування програмного середовища

Наше моделювання припускає, що відстань 1 одиниця = 1 метр і день поділено на 8 тактів. Крім того, максимальна відстань, яку може мати агент, щоб стати контактом з іншим агентом, становить 20 метрів. Загальна кількість днів, що розглядаються в кожній симуляції з урахуванням кожного сценарію, становить 60 днів із 480 тиками. Загальна популяція агентів на початкових фазах експерименту становить 5000 і 10000, а інфіковані агенти - 27. Для сценарію 4 загальна популяція може становити 105, 107 і 110, де маломобільні агенти становлять 100. Розподіл цих агентів з високою мобільністю і низька мобільність розглядаються у співвідношенні 70-30 і 50-50, і всі сценарії разом з різними налаштуваннями моделюються 3 рази кожен для досягнення більшої точності результатів. Площа приміщення, відведена для проведення моделювання, становить 850×850 м2. Щодня реєструється кількість контактів, яких зустрів агент, і величина їх відстані від агента. Щоб отримати більше розуміння та з точки зору аналізу, дані візуалізуються за допомогою Tableau. Для аналізу рівнів соціальної ізоляції в різних сценаріях створено графіки.

Як ми згадували раніше, для аналізу зміни соціальної ізоляції ця модель моделює різні сценарії з різними налаштуваннями та параметрами. Для цього сценарій 1 береться за базову лінію для визначення зміни рівнів соціальної ізоляції при наявності вірусу. Порівняння на основі показників виконується для визначення відмінних факторів, які відрізняють ці сценарії один від одного. Що стосується показника 1, рівень соціальної ізоляції зріс у всіх сценаріях порівняно з базовим рівнем. Популяція агентів береться у вигляді пропорцій, наприклад, 70:30 показує, що 70% від загальної кількості агентів мають високу мобільність, а решта мають меншу мобільність. Із збільшенням відсотка маломобільних агентів рівень соціальної ізоляції зріс, хоча й незначно, у всіх сценаріях, за винятком сценарію 2 із 10 000 агентів щодо показника відстані, тобто ці рівні, як правило, вищі, коли агенти є в рівній пропорції порівняно з пропорцією 70:30 агентів, як показано в Таблиці 3.1-3.8. Отже, можна зробити висновок, що є більші шанси, що соціальна ізоляція вплине на агентів з низькою мобільністю порівняно з агентами, які володіють високою мобільністю.

Таблиця 3.1 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 1

Загальна частка агентів (AH:AL)	Пропорція (AH:AL)	SIN (середнє у %) %)	SIND (середнє у %)	SIN (стандартний у %)	SIND(стандартний у %)
5000	70:30	14.92	13.04	0.27	0.05
5000	50:50	15.26	13.76	0.49	0.59
10000	70:30	15.83	13.23	0.85	0.48
10000	50:50	16.44	13.32	0.39	0.46

Таблиця 3.2 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 2

Всього агентів	Пропорція (AH:AL)	SIN (середнє у %)	SIND (середнє у %)	SIN (стандартний у %)	SIND (стандартний у %)
5000	70:30	19.89	14.34	0.28	0.39
5000	50:50	20.01	14.15	0.11	1.05
10000	70:30	19.7	14.48	0.4	1.1
10000	50:50	20.04	13.23	0.93	0.45

Таблиця 3.3 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 3 із 0% блокуванням і 50% соціальною дистанцією

Total Agents	Proportion(A_H:A_L)	SI_N(Average in %)	SI_{ND}(Average in %)	SI_N(Std in %)	SI_{ND}(Std in %)
5000	70:30	15.63	16.32	0.28	0.22
5000	50:50	15.85	16.94	0.13	2.07
10000	70:30	16.98	16	0.13	0.9
10000	50:50	17.38	16.11	0.79	0.28

У порівнянні зі сценарієм 1 рівень соціальної ізоляції зріс на значну величину (майже на 5 %) у сценарії 2, коли береться до уваги метрика 1. Одним із цікавих фактів, які слід відзначити щодо цього спостереження, є те, що втручання ще не були нав'язані населенню агентів; проте рівень соціальної ізоляції зростав.

Підставою для цього спостереження може бути гіпотеза про те, що відсутність втручань призводить до високих шансів передачі інфекції серед індивідів. Таким чином, багато агентів будуть інфіковані, що в кінцевому підсумку призведе до більшої кількості смертей серед агентів. Ці збільшення кількості

Таблиця 3.4 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 3 із 0% блокуванням та 80% соціальною дистанцією

Total Agents	*Proportion(A_H:A_L)*	*SI_N(Average in %)*	*SI_{ND}(Average in %)*	*SI_N(Std in %)*	*SI_{ND}(Std in %)*
5000	70:30	16.84	14.58	0.61	0.68
5000	50:50	17.05	17.51	0.1	0.79
10000	70:30	18.09	11.04	0.52	1.02
10000	50:50	18.27	11.14	0.31	0.34

Таблиця 3.5 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 3 із 50% блокуванням та 80% соціальною дистанцією

Total Agents	*Proportion(A_H:A_L)*	*SI_N(Average in %)*	*SI_{ND}(Average in %)*	*SI_N(Std in %)*	*SI_{ND}(Std in %)*
5000	70:30	17.9	14.02	0.81	0.19
5000	50:50	18.2	14.52	0.69	0.12
10000	70:30	19.5	13.8	0.14	0.57
10000	50:50	20.35	14.65	0.87	0.26

Смертність зменшить загальну кількість агентів у симуляції, тим самим посилюючи соціальну ізоляцію щодо показника 1. Через дефіцит агентів відстань між ними зменшується, отже, сценарій 1 і 2 стає еквівалентним щодо показника 2. Це помічено, що діапазон значень дисперсії лежить нижче 1 у випадку базової лінії, на відміну від сценарію 2, де вони поширюються на порівняно ширший діапазон.

3.3 Результати тестування та аналіз отриманих даних

За сценарієм 3 спостерігаються різноманітні зміни в ситуаціях, коли соціальне дистанціювання практикується окремо без карантину. У цьому експерименті враховано різний відсоток соціального дистанціювання. Зазначається, що ступінь соціальної ізоляції зріс на 1-2% під час вивчення показника 1. При порівнянні сценарію 3 (0% самовільного режиму та 50% соціального дистанціювання) з базовим рівнем з точки зору показника 2, збільшення відсотка соціального дистанціювання до 50 призводить до збільшення соціальної ізоляції на 3%. Однак, коли цей відсоток збільшується до 80, рівні соціальної ізоляції стають подібними до базових. Коли популяція агентів дорівнювала 10000, міра значень соціальної ізоляції зменшувалася. Це могло статися через те, що більшість агентів дотримуються накладеного

втручання, у даному випадку соціального дистанціювання. Отже, проблема все ще може бути присутньою, однак кумулятивне середнє значення соціально ізольованих агентів стає нижчим, що робить її ефект майже непомітним.

Що стосується стандартного відхилення, то в рівнях соціальної ізоляції спостерігалися різні тенденції. Коли обидва заходи (блокування та соціальне дистанціювання) застосовуються однаково, спостерігалося значне збільшення масштабів соціальної ізоляції. Подібно до сценарію 0:50, збільшення популяції агентів супроводжувалося зниженням рівня соціальної ізоляції щодо показника 2, оскільки дистанція між агентами зменшується.

Таблиця 3.6 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 3 із 50% блокуванням і 50% соціальною дистанцією

Total Agents	*Proportion(A_H:A_L)*	*SI_N(Average in %)*	*SI_{ND}(Average in %)*	*SI_N(Std in %)*	*SI_{ND}(Std in %)*
5000	70:30	19.16	13.88	0.11	0.2
5000	50:50	19.3	13.86	0.33	0.14
10000	70:30	20.11	14.12	0.43	0.09
10000	50:50	20.14	14.65	0.67	0.31

Таблиця 3.7 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 3 із 80% блокуванням і 50% соціальною дистанцією

Total Agents	*Proportion(A_H:A_L)*	*SI_N(Average in %)*	*SI_{ND}(Average in %)*	*SI_N(Std in %)*	*SI_{ND}(Std in %)*
5000	70:30	18.48	13.34	0.63	0.38
5000	50:50	18.81	13.98	0.21	0.67
10000	70:30	19.59	14.05	0.27	0.06
10000	50:50	19.96	14.31	1.13	0.13

Згідно з попередніми спостереженнями, існування соціальної ізоляції підтверджується, однак, через чисельність агентів і обмеження на відстані, це не так очевидно, як можна було б очікувати. Подібні результати спостерігаються в сценаріях 80:50 і 80:80. Кореляція, виявлена між базовим сценарієм та сценаріями, що залишилися, зі зміною кількості втручань показала, що спостерігається збільшення рівнів соціальної ізоляції щодо показника 1. Загалом, максимальні значення розбіжності соціальної ізоляції спостерігаються у сценарії, де 50 Відсоток агентів дотримуються соціального дистанціювання при чисельності населення 5000, а частка агентів еквівалентна 50:50.

Для нашого моделювання інший розглянутий сценарій – моніторинг поширення інфекції в будинках престарілих. У цьому випадку рівень зараження різний, і спостереження реєструються відповідно. Зі збільшенням кількості медичних працівників/волонтерів у будинках престарілих рівень соціальної ізоляції має тенденцію до зниження як за показником взаємодії, так і за показником відстані, де рівень зараження дорівнює 10%, як показано в таблиці 3.9.

Аналогічно, коли рівень зараження становить 50%, як показано в таблиці 3.10, спостерігається така ж тенденція; однак темпи зниження менші порівняно з рівнем зараження 10%. Підтверджуючим доказом вищезазначеного висновку є зростання кількості смертей через більш високий рівень зараження. Якщо порівнювати рівень соціальної ізоляції при 50% захворюваності, соціальна ізоляція може зменшитися, оскільки, можливо, сталося більше смертей.

Після завершення моделювання вивчено, що зі збільшенням кількості медичних працівників кількість смертельних випадків зменшується. Це підкреслює важливість цих медичних працівників у боротьбі з поширенням інфекції.

Величина соціальної ізоляції в різних сценаріях щодо різних факторів є представлені за допомогою стовпчастих графіків для більшого розуміння. Ці

фактори включають різні співвідношення запроваджених заходів, рівень зараження, різну популяцію агентів залежно від сценарію, що спостерігається, і багато іншого.

Таблиця 3.8 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 3 із 80% блокуванням та 80% соціальною дистанцією

Total Agents	*Proportion(A_H:A_L)*	*SI_N(Average in %)*	*SI_{ND}(Average in %)*	*SI_N(Std in %)*	*SI_{ND}(Std in %)*
5000	70:30	18.28	13	0.46	0.7
5000	50:50	18.52	13.48	0.15	0.48
10000	70:30	19.31	14.13	0.75	0.04
10000	50,50	20.86	14.15	0.99	0.71

Таблиця 3.9 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 4 з 10% відсотком інфікування

Total Agents	*SI_N(Average in %)*	*SI_{ND}(Average in %)*	*SI_N(Std in %)*	*SI_{ND}(Std in %)*
105	23.75	16.74	1.33	1.97
107	20.14	10.65	1.78	7.53
110	17.37	10.25	1.28	3.29

Для виявлення соціальної ізоляції проведено порівняння трьох різних сценаріїв, як показано на рисунку 3.1. Метрика 1 вважається основою для цього порівняння. Гістограма показує, що рівень соціальної ізоляції є найнижчим у сценарії 1 серед усіх розподілених агентів. Найвищий рівень соціальної ізоляції досягається у сценарії 3 у загальній популяції з 10 000 агентів, що складається з порівну розділених високомобільних і маломобільних агентів, тобто 50:50. Співвідношення втручань дорівнює 80:80, що означає карантин до соціального дистанціювання, що є найвищим параметром, використаним для цього

дослідження. Якщо блокування не введено, а агенти лише дотримуються соціального дистанціювання, спостерігається соціальна ізоляція нижче 20%, тоді як в інших сценаріях, за винятком базового рівня, рівень соціальної ізоляції досягає 20% або більше.

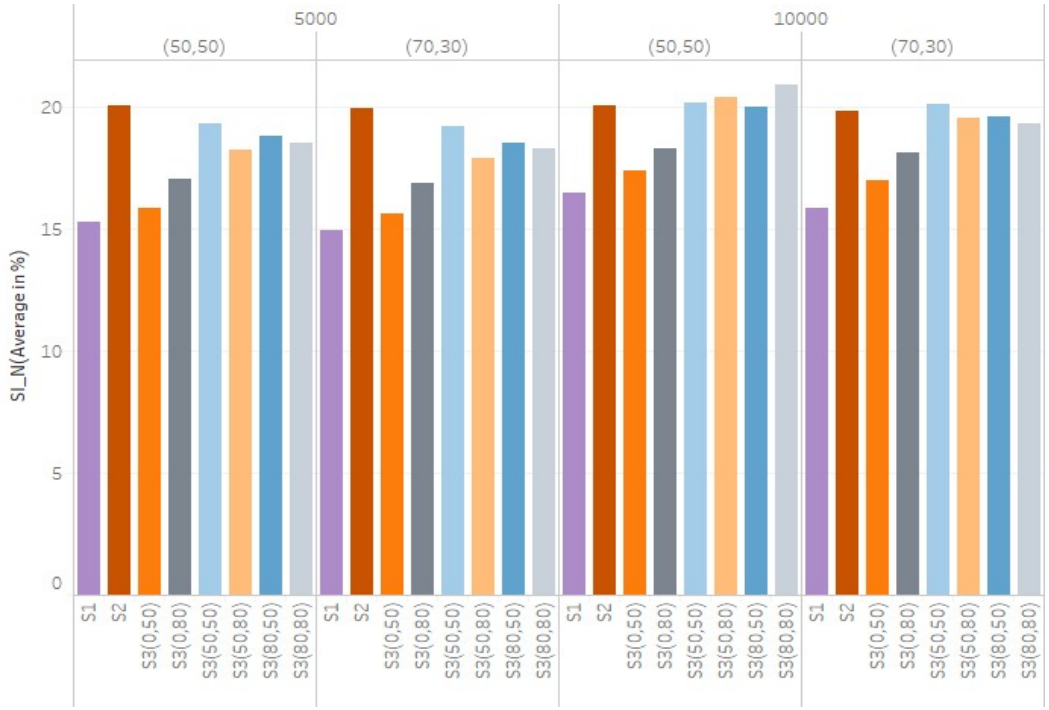


Рисунок 3.1 - Середні показники соціально ізольованих агентів щодо показника 1 для сценаріїв 1, 2 і 3

Таблиця 3.10 - Відсоток соціально ізольованих агентів у сценарії 4 із 50% інфікуванням

Total Agents	*SI_N(Average in %)*	*SI_{ND}(Average in %)*	*SI_N(Std in %)*	*SI_{ND}(Std in %)*
105	21	14.73	2.84	2.7
107	18.91	12.29	0.85	2.41
110	18.65	13.11	0.84	1.39

Ізоляція, як правило, є найвищою, коли дотримується лише соціальне дистанціювання, і не накладається блокування щодо Показника 2, як показано

на рисунку 3.2. Як уже було описано, коли вводиться соціальне дистанціювання, відстань між агентами збільшується, що, таким чином, призводить до збільшення кількості соціально ізольованих агентів для Метрики 2. Два максимальних значення соціальної ізоляції зустрічаються у випадках, коли 80% агентів слідують за соціальними відносинами. дистанціювання без будь-якого блокування є найвищим, а сценарій із дотриманням 0% блокування та 50% соціального дистанціювання дає друге найвище значення. Загальна розглянута популяція становить 5000, а популяція агентів — 50:50. На відміну від цього, мінімальне значення соціальної ізоляції було виявлено у випадках, коли карантин накладено на 80% агентів із загальною кількістю населення 10 000 осіб. Також спостерігається зміна рівнів, однак, не настільки екстремальна в інші сценарії. На рисунку 3.3 наведено стовпчасту діаграму для значень соціальної ізоляції у сценарії 4, беручи до уваги взаємодії, що відбуваються між агентами. Проведено порівняння двох видів захворюваності (10% і 50%).



Рисунок 3.2 - Середні показники соціально ізольованих агентів щодо показника 2 для сценаріїв 1, 2 і 3

Цікаво, що у випадках із 5 і 7 медичними працівниками соціальна ізоляція була вищою у сценарії з 10% інфікування, тоді як у випадку з 10 медичними працівниками виявлена протилежна тенденція, тобто соціальна ізоляція була вищою у сценарії з 50 % інфікування. Обґрунтування цієї тенденції обговорювалося раніше про те, що кількість смертей стає більшою, коли рівень зараження вищий.

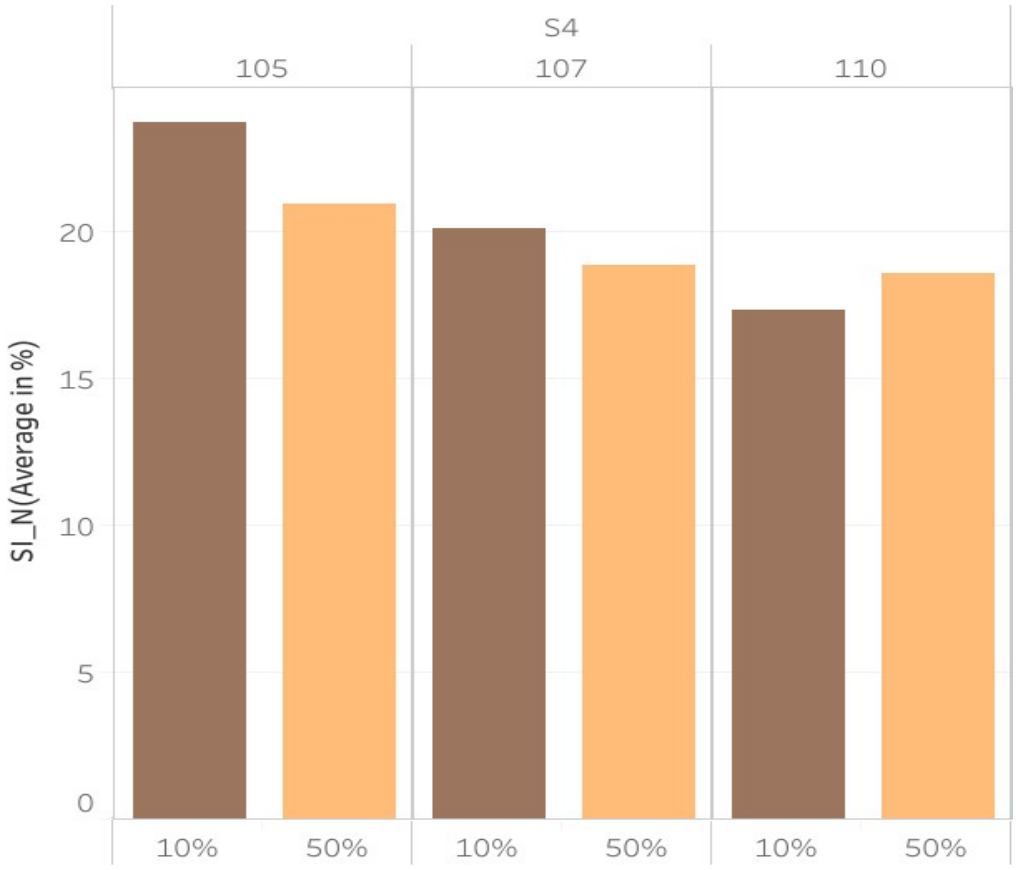


Рисунок 3.3 - Середні показники соціально ізольованих агентів щодо показника 1 для сценарію 4

Рисунок 3.4 ілюструє відсоток значень соціальної ізоляції на стовпчастій діаграмі для популяції агентів, які мають два різні показники зараження у сценарії 4 щодо показника 2. У сценарії 4 кількість агентів з малою мобільністю, які є дорослими, спочатку є постійною в всі налаштування. Коли присутні 105 агентів, різниця в рівнях соціальної ізоляції між випадком із 10%-

ним рівнем зараження та 50%-м рівнем зараження становила близько -2%. Навпаки, в умовах із 107 агентами спостерігається збільшення рівня соціальної ізоляції на 1% між сценарієм 10% зараження та 50% зараження.

З іншого боку, в умовах із 110 агентами соціальна ізоляція зросла приблизно на 2,5%, що було найвищим серед агентів у сценарії 4 щодо показника відстані. Завершення аналізу цих результатів у різних сценаріях призвело до наступних спостережень. До сценарію 2 жодних втручань не існує. Через це зросла кількість смертей, що в кінцевому підсумку підвищило рівень соціальної ізоляції. У сценарії 3 накладаються втручання, за якими слідують агенти в різних пропорціях. На основі взаємодії та відстані між агентами та його сусідами розглядаються дві метрики в межах різних розмірів популяцій агентів. Залежно від показника взаємодії, у меншій популяції агентів (тобто 5000) соціальна ізоляція спостерігається як найвища, де 50% агентів дотримуються карантину та соціального дистанціювання. У ситуаціях, коли чисельність населення більша (тобто 10 000), рівень соціальної ізоляції зріс до свого максимуму, коли обидва ці втручання виконуються у співвідношенні 80:80. Що стосується метрики відстані, то соціальна ізоляція є найвищою в районах, де немає карантину і 80% агентів дотримуються соціального дистанціювання з чисельністю населення 10 000, а також де лише 50% агентів дотримуються соціального дистанціювання серед меншої кількості агентів. Коли показники відстані та взаємодії взяті разом із блокуванням та соціальним дистанціюванням у співвідношенні 80:80, виявлено збільшення соціальної ізоляції на 5,25% порівняно з базовим рівнем із більшою кількістю агентів.

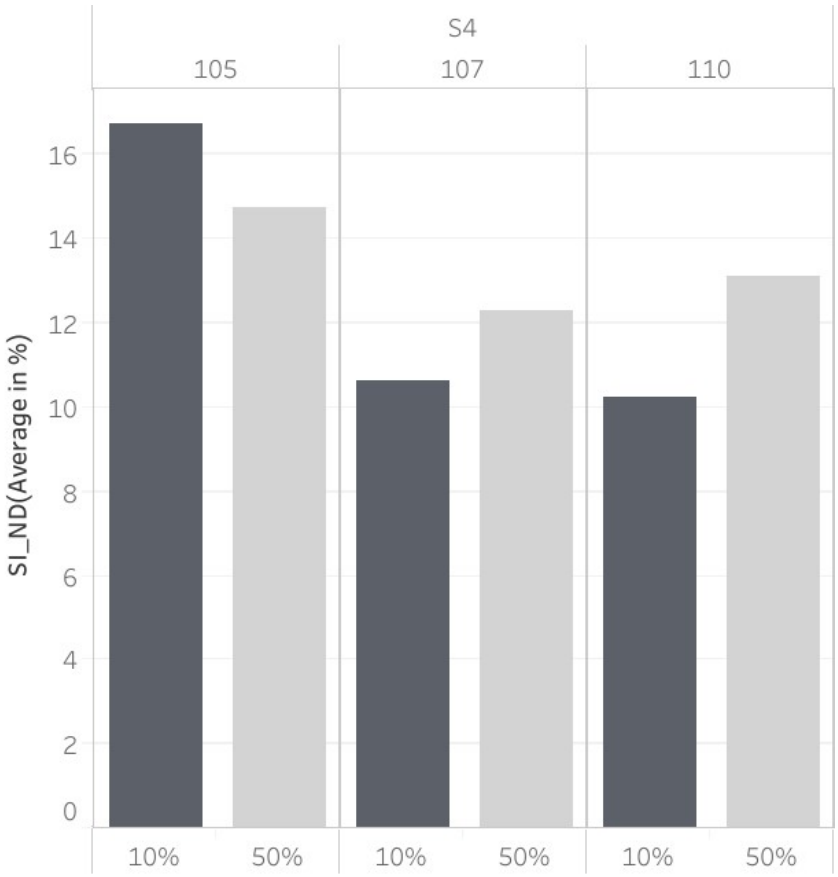


Рисунок 3.4 - Середні показники соціально ізольованих агентів щодо показника 2 для сценарію 4

Аналогічно, збільшення на 4,14% спостерігається у меншій групі агентів із співвідношенням втручання 50:50. Інший сценарій, який розглядається в цьому дослідженні, включає концепцію виявлення соціальної ізоляції в будинках престарілих. У ньому наголошується, як медичні працівники можуть допомогти контролювати поширення вірусу .

ВИСНОВКИ

У роботі запропоновано нову модель на основі агентів для моделювання та вивчення соціальної ізоляції в умовах поширеної пандемії. Різні дослідницькі роботи зосереджені на моделюванні соціальної ізоляції з використанням агентно-орієнтованого моделювання; проте всі вони були зроблені до того, як виникла ситуація з пандемією. Наскільки відомо, не було проведено жодної роботи на основі комбінації категоризованої соціальної ізоляції під час пандемії та створення агентних моделей у різних сценаріях. Ці сценарії здебільшого пов'язані з втручаннями, запровадженими урядом та посадовими особами охорони здоров'я протягом цього часу. Таким чином, вплив цих втручань також вивчається в цьому дослідженні.

Результати цього проекту можуть допомогти експертам, які приймають рішення про такі втручання, спрямовані на пом'якшення ступеня соціальної ізоляції. Оскільки запропонована модель є гнучкою, то маючи певний обсяг інформації, її можна застосовувати щоб моделювати різні частини, регіони чи райони країни, а також її можна розширити чи модифікувати для різних можливих втручань.

Пандемія COVID-19 виявилася складною як для виявлення, так і для обмеження її поширення. Втручання вважаються ефективними і, таким чином, нав'язуються урядом та чиновниками охорони здоров'я, однак це може призвести до певного почуття самотності, соціальної ізоляції та депресії серед людей.

Таким чином, запропоновано мультиагентну структуру для моделювання взаємодії людей і того, як ці втручання могли вплинути на неї. Наша модель зосередилася на чотирьох відмінних сценаріях, які описують ситуацію як до, так і під час COVID-19. Агенти поділяються на два основні класи: високомобільні та маломобільні. Ми також врахували варіації параметрів, оскільки це допомагає у вивченні всіх інших можливих факторів, які можуть

бути відповідальними за вплив на поширення вірусу. Ці параметри включають вакантність лікарняних ліжок, кількість лікарень, різні показники та ймовірності на додаткові періоди та різні стани. Визначено показники для запису кількості контактів агента з сусідніми агентами та відстані між агентами в різних сценаріях.

СПИСОК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА

1. Adams, G. R., et al. 1988. Loneliness in late adolescence: A social skills training study. J. Adolesc. Res. 3:81–96.

2. Baumeister, R. F., and M. Leary. 1995. The need to belong: Desire for interpersonal attachments as a fundamental human motivation. Psychol. Bull. 117:497–529.

3. Buss, D. M., and D. P. Schmitt. 1993. Sexual strategies theory: An evolutionary perspective on human mating. Psychol. Rev. 100:204–32.

4. Buysse, D. J., et al. 1989.The Pittsburgh Sleep Quality Index: A new instrument for psychiatric practice and research. Psychiatry Res. 28:193–213.

5. Cacioppo, J. T. 1994. Social neuroscience: Autonomic, neuroendocrine, and immune responses to stress. Psychophysiology 31:113–28.

6. Cacioppo, J. T., et al. 2000. Lonely traits and concomitant physiological processes: The MacArthur Social Neuroscience Studies. Int. J. Psychophysiol. 35:143–54.

7. Cacioppo, J.T., et al. 2002a. Loneliness and health: Potential mechanisms. Psychosom. Med. 64:407–17.

8. Cacioppo, J. T., et al. 2002b. Do lonely days invade the nights? Potential social modulation of sleep efficiency. Psychol. Sci. 13:385–88.

9. Cassidy, J. 2000. Adult romantic attachments: A developmental perspective on individual differences. Rev. Gen. Psychology 4:111–31.

10. Cohen, S. 2002. Psychosocial stress, social networks and susceptibility to infection. In The link between religion and health: Psychoneuroimmunology and the faith factor, ed. H. G. Koenig and H. J. Cohen, 101–23. New York: Oxford Univ. Press.

11. Cohen, S., and T. A.Wills. 1985. Stress, social support, and the buffering hypothesis. Psychol. Bull. 98:310–57.

12. Enhancing Recovery in Coronary Heart Disease (ENRICHD) study intervention:

Rationale and design. 2001. Psychosom. Med. 63:747–55.

13. Felthous, A. R. 1997. Does “isolation” cause jail suicides? J. Am. Acad. Psychiatry Law 25: 285–94.

14. Fields, J., and L. M. Casper. 2001. America’s families and living arrangements: March 2000.

15. Current Population Reports, P20-537.Washington, DC: U.S. Census Bureau.

16. Fogel, R. W. 2003. Secular trends in physiological capital: Implications for equity in health care. Perspect. Biol. Med. 46(Suppl.):S24–S38.

17. Fox, C. M., et al. 1994. Loneliness, emotional repression, marital quality, and major life events in women who develop breast cancer. J. Community Health 19:467–82.

18. Harlow, H. F. 1958.The nature of love. Am. Psychol. 13:673–85.

19. Hawkley, L. C., and J. T. Cacioppo. 2003. Loneliness and pathways to disease. Brain Behav. Immun. 17:S98–S105.

20. Hawkley, L. C., et al. In press. Loneliness in everyday life: Cardiovascular activity, psychosocial context, and health behaviors. J. Pers. Soc. Psychol.

21. Herlitz, J., et al. 1998. The feeling of loneliness prior to coronary artery bypass grafting Social Isolation and Health summer 2003 • volume 46, number 3 supplement S51 6/22/03 12:18 PM Page S51 might be a predictor of short- and long-term postoperative mortality. Eur. J.Vasc. Endovasc. Surg. 16:120–25.

22. House, J. S., K. R. Landis, and D. Umberson. 1988. Social relationships and health. Science 241:540–45.

23. Institute of Medicine (IOM) Committee on Health and Behavior. 2001. Health and behavior: The interplay of biological, behavioral, and societal influences. Washington, DC: National Academy Press.

24. Luskin, F., and K. Newell. 1997. Mind-body approaches to successful aging. In Mind-body medicine:A clinician's guide to psychoneuroimmunology, ed.A.Watkins, 251–68. New York:Churchill Livingstone.

25. Marucha, P. T., J. K. Kiecolt-Glaser, and M. Favagehi. 1998. Mucosal wound healing is impaired by examination stress. Psychosom. Med. 60:362–65.

26. McGuire, S., and J. Clifford. 2000. Genetic and environmental contributions to loneliness in children. Psychol. Sci. 11:487–91.

27. National Institute of Health (NIH) News Release. 2001. <http://www.nhlbi.nih.gov/new/press/01-11-13.htm>. Accessed 3 Dec. 2002.

28. O'Doherty, J., et al. 2001. Abstract reward and punishment representations in the human orbitofrontal cortex. Nat. Neurosci. 4:95–102.

29. Rilling, J., et al. 2002. A neural basis for social cooperation. Neuron 35:395–405.

30. Russell, D., L. A. Peplau, and C. E. Cutrona. 1980. The revised UCLA loneliness scale.

31. Concurrent and discriminant validity evidence. J. Pers. Soc. Psychol. 39:472–80.

32. Seeman, T. E. 2000. Health promoting effects of friends and family on health outcomes in older adults. Am. J. Health Promot. 14:362–70.

33. Sherwood, A., C. A. Dolan, and K. C. Light. 1990. Hemodynamics of blood pressure responses during active and passive coping. Psychophysiology 27:656–68.

34. Spiegel, K., R. Leproult, and E.Van Cauter. 1999. Impact of a sleep debt on metabolic and endocrine function. Lancet 354:1435–39.

35. Turner, J. R. 1989. Individual differences in heart rate response during behavioral challenge. Psychophysiology 26:497–505.

36. Uchino, B. N., J. T. Cacioppo, and J. K. Kiecolt-Glaser. 1996. The relationship between social support and physiological processes: A review with

emphasis on underlying mechanisms and implications for health. Psychol. Bull. 119:488–531.

37. Williams, R. B. 1997. The role of psychosocial factors in human disease: Lessons from animal models. Acta Physiol. Scand. 640: 100–102

БІБЛІОГРАФІЧНА ДОВІДКА

Тема дипломної роботи бакалавра: "Інформаційний фреймворк моделювання соціальних комунікацій"

Обсяг пояснювальної записки: 61 аркуш

Дата закінчення дипломної роботи 13 червня 2021р.

Підпис студента _____