

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»
Кафедра інформатики факультету інформатики



Магістерська робота
освітній ступінь – магістр
на тему: «**АГЕНТНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ВИНИКНЕННЯ ТА ЕВОЛЮЦІЇ
МОВИ**»

Виконав: студент 2-го року навчання,
Спеціальності
122 Комп'ютерні науки
Сітьков Ілля Павлович

Керівник: Гулаєва Наталія Михайлівна
доцент, кандидат фіз.-мат. наук

Рецензент: _____,

Магістерська робота захищена
з оцінкою _____

Секретар ЕК _____
« _____ » _____ 20 _____ р.

Міністерство освіти і науки України
 НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»
 Кафедра інформатики факультету інформатики

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри інформатики,
 к.ф-м.н., доц. Гороховський С.С.

 (підпис)

“ ____ ” _____ 2024 р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу

студенту 2 р.н. магістерської програми Комп'ютерні науки
Сітькову Іллі Павловичу
 Дослідити Виникнення та еволюцію мови з використанням агентного
моделювання

Зміст текстової частини до магістерської роботи:

Зміст

Перелік скорочень і термінів

Анотація

Вступ

1. Методи та засоби дослідження еволюції мови

2. Дослідження впливу параметрів на модель Ліповської

3. Дослідження модифікацій моделі Ліповської

Висновки

Перелік використаних джерел

Додатки

Дата видачі “ ____ ” _____ 2024 р.

Керівник

Гулаєва Н. М., кандидат фізико-математичних наук, доцент _____
 (підпис)

Завдання отримав

Сітьков І. П. _____
 (підпис)

Графік підготовки кваліфікаційної роботи до захисту

Графік узгоджено «_____» _____ 2024 р.

№ з/п	Перелік робіт	Термін	Підпис	Дата	Примітка
1.	Отримання теми кваліфікаційної роботи	23.10.2024			
2.	Ознайомлення з попередніми дослідженнями з теми	17.11.2024			
3.	Розробка плану та структури роботи	25.11.2024			
3.	Порівняльний аналіз наявних алгоритмів та результатів попередніх експериментів	02.12.2024			
4.	Імплементація моделі	05.01.2025			
5.	Відтворення результатів експериментів авторів моделі	10.02.2025			
6.	Дослідження впливу параметрів на модель	13.03.2025			
7.	Початок написання текстової частини	01.04.2025			
8.	Розробка та дослідження модифікацій моделі	09.04.2025			
9.	Аналіз оцінки якості кластеризації	18.04.2025			
10.	Аналіз особливостей параметрів A, p_{comm} моделі	02.05.2025			
11.	Попередній захист роботи	30.05.2025			
12.	Оформлення текстової частини та підготовка доповіді	05.06.2025			
13.	Захист магістерської роботи	12.05.2025			

Студент Сітьков І. П.

Керівник Гулаєва Н. М.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ.....	8
АНОТАЦІЯ.....	9
ВСТУП.....	10
РОЗДІЛ 1. ЕВОЛЮЦІЙНА ГРА В ІМЕНУВАННЯ ТА ЇЇ РЕАЛІЗАЦІЇ.....	13
1.1 Короткий огляд досліджень, присвячених еволюції мови.....	13
1.1.1 Парадигми дослідження мови.....	13
1.1.2 Ефект Болдвіна.....	14
1.1.3 Моделі еволюції мови.....	15
1.2 Наявні реалізації моделі Ліповської.....	17
1.2.1 Опис алгоритму Ліповської.....	17
1.2.2 Опис алгоритму Молоні.....	21
1.3 Розробка програмного забезпечення для аналізу моделі Ліповської.....	24
1.3.1 Технічні засоби розробки.....	24
1.3.2 Опис класів та інтерфейсів.....	25
Висновки до розділу 1.....	28
РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ МОДЕЛІ ЛІПОВСЬКОЇ.....	30
2.1 Аналіз моделі Ліповської при різкому збільшенні ймовірності комунікації....	30
2.1.1 Результати Ліповської та Молоні.....	31
2.1.2 Результати відтвореної моделі Ліповської.....	32
2.1.3 Результати відтвореної моделі Молоні.....	35
2.1.4 Результати виправленої моделі Молоні.....	37
2.1.5 Дослідження стійкості моделей до змін.....	39
2.1.5.1 Стійкість до зміни розміру популяції.....	39
2.1.5.2 Стійкість до зміни початкового віку агентів.....	41
2.1.5.3 Стійкість до зміни значення параметра A	43

	5
2.1.5.4 Стійкість до зміни розміру словника.....	46
2.1.5.5 Стійкість до зміни стратегії вибору сусідів.....	48
2.1.5.6 Стійкість до змін Молоні.....	49
2.2 Аналіз моделі Ліповської при ймовірності комунікації, що збільшується лінійно.....	51
2.2.1 Результати Ліповської.....	52
2.2.2 Результати Молоні.....	54
2.2.3 Результати відтвореної моделі Ліповської.....	55
2.2.4 Результати відтвореної моделі Молоні.....	57
2.2.5 Дослідження стійкості моделі Ліповської до змін.....	59
2.2.5.1 Стійкість до зміни розміру популяції.....	59
2.2.5.2 Стійкість до зміни початкового віку агентів.....	60
2.2.5.3 Стійкість до зміни значення параметра A	62
2.2.5.4 Стійкість до зміни розміру словника.....	64
2.2.5.5 Стійкість до зміни стратегії вибору сусідів.....	65
2.2.5.6 Стійкість до змін Молоні.....	66
2.3 Аналіз моделі Ліповської при ймовірності комунікації, що змінюється з кроком 0.01.....	67
2.3.1 Результати Ліповської.....	68
2.3.2 Результати Молоні.....	69
2.3.3 Результати відтвореної моделі Ліповської.....	70
2.3.4 Результати відтвореної моделі Молоні.....	72
2.3.5 Дослідження стійкості моделі Ліповської до змін.....	74
2.3.5.1 Стійкість до зміни розміру популяції.....	74
2.3.5.2 Стійкість до зміни значення параметра A	76
2.3.5.3 Стійкість до зміни розміру словника.....	77
2.3.5.4 Стійкість до зміни стратегії вибору сусідів.....	79

2.3.5.5 Стійкість до змін Молоні.....	80
2.4 Дослідження кореляції між навчальною здібністю та мовою.....	81
2.4.1 Зовнішні метрики оцінки якості кластеризації.....	83
2.4.2 Результати експериментів.....	84
2.4.2.1 Оцінка кореляції за відсутності комунікації та мутації.....	85
2.4.2.2 Оцінка кореляції за відсутності комунікації.....	86
2.4.2.3 Оцінка кореляції за відсутності мутації.....	88
2.4.2.4 Оцінка кореляції з мутацією та комунікацією.....	90
2.5 Особливості параметрів A та p_{comm}	92
Висновки до розділу 2.....	99
РОЗДІЛ 3. АНАЛІЗ МОДИФІКАЦІЙ МОДЕЛІ ЛІПОВСЬКОЇ.....	104
3.1 Умови дослідження.....	104
3.2 Мутація успадкованої навчальної здібності.....	105
3.3 Вікове зниження навчальної здібності.....	107
3.4 Модифікована функція пристосованості.....	110
3.4.1 Варіант функції пристосованості Молоні.....	110
3.4.2 Результати відтворення функції пристосованості Молоні.....	111
3.4.3 Функція пристосованості зі зваженими знаннями популяції.....	112
3.5 Модифікована стратегія оцінки ваги слів.....	114
3.5.1 Результати Молоні.....	114
3.5.2 Результати відтворення стратегії Молоні для оцінки ваги слів.....	116
3.5.3 Стратегія оцінки ваги слів зі стратегією мутації успадкованої навчальної здібності.....	118
3.6 Дослідження комбінацій стратегій.....	120
3.6.1 Поєднання стратегії оцінки ваги слів, мутації та вікового зниження навчальної здібності.....	120
3.6.2 Поєднання стратегії оцінки ваги слів, мутації та модифікованої функції	

пристосованості.....	122
3.6.3 Поєднання стратегії оцінки ваги слів, мутації успадкованої навчальної здібності, вікового зниження навчальної здібності та модифікованої функції пристосованості.....	124
Висновки до розділу 3.....	127
ВИСНОВКИ.....	129
НАЯВНІ ОБМЕЖЕННЯ ТА МАЙБУТНІ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	132
Адаптація умов експериментів.....	132
Пропозиція досліджень.....	132
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	134
ДОДАТКИ.....	136
Додаток А. Посилання на імплементацію моделі.....	136
Додаток Б. Посилання на результати експериментів.....	136

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

- s – успішність комунікації агентів протягом однієї ітерації, яка обчислюється як відношення успішних комунікативних актів до всіх спроб спілкування, значення належить проміжку $[0, 1]$.
- l – середня здатність агентів популяції до навчання, середня навчальна здібність у популяції; навчальна здібність – спадкова риса, яка характеризує швидкість набуття агентом знань, значення належить проміжку $[0, 1]$.
- p_{comm} – параметр моделі Еволюційної гри в іменування, що визначає ймовірність застосування операції комунікації до агента, якого було випадково обрано під час ітерації.
- БП – біолінгвістичний перехід.

АНОТАЦІЯ

У роботі проведено дослідження процесу виникнення та еволюції мови з використанням агентного моделювання на основі Еволюційної гри в іменування у варіантах Дороти й Адама Ліповських та Паоло Молоні, проаналізовано вплив модифікацій стратегій та параметрів моделі на її поведінкові характеристики. Для експериментальних досліджень алгоритм та його розширення імплементовано засобами мови Java.

Увагу зосереджено на аналізі залежності успішності комунікації та здатності агентів до навчання від ймовірності комунікації при застосуванні змінених розміру популяції та словника, початкового віку агентів, впливу віку агентів на ймовірність виживання та методу вибору сусідніх позицій. На підставі отриманих результатів зроблено висновок про стійкість моделі та встановлено вплив кожного з розглянутих параметрів на її динаміку.

Запропоновано власні модифікації моделі, які дозволяють симулювати дію соціокультурних чинників та біологічних процесів мутації і вікових змін здатності до навчання на еволюцію мови. Дані експериментів засвідчили зниження навчальних здібностей внаслідок мутацій та старіння агентів, а також продемонстрували важливість залежності особин одна від одної для досягнення високої здатності до навчання.

У роботі досліджено кореляцію між мовами та навчальними здібностями агентів на основі оцінки узгодженості кластеризацій агентів за вказаними ознаками. Відповідність між обраними характеристиками виявилась ідеальною за відсутності мутацій та комунікацій, однак при їхньому застосуванні кореляція знизилась до рівня, близького до випадкової.

Ключові слова: агентне моделювання, еволюція мови, біолінгвістичний перехід, ефект Болдвіна, комунікація, здатність до навчання, симуляція, кореляція, Еволюційна гра в іменування.

ВСТУП

Розвинена форма мови є винятковою особливістю людей і не спостерігається серед інших видів на Землі. Питання про причини її виникнення, механізми розвитку та поширення цікавлять лінгвістів, біологів та дослідників когнітивної науки протягом десятиків років. Дискусії тривають між прибічниками теорій дискретності та неперервності: перша припускає раптову появу вже сформованої і цілісної мови, інша наголошує на її еволюційному походженні. Нативісти переконують, що здатність до вивчення та засвоєння мови закладена в людських генах, однак емпірики заперечують це, вважаючи, що опанування мови нічим не відрізняється від загальних когнітивних здібностей. Адаптивісти стверджують, що мова розвинулась за рахунок еволюційної переваги, яку надавала здібним до вивчення особинам; неадаптивісти вірять, що поява мови стала тільки побічним результатом діяльності людей і не приносила жодних привілеїв тим, хто нею володів [1].

Хоча деякі теорії складно підтвердити через відсутність історичної інформації за десятки тисяч років до сьогодення, для дослідження припущень щодо дарвіністського пояснення походження мови активно використовують агентне моделювання за допомогою комп'ютерів. Розробці та вивченню однієї з моделей, яка симулює еволюцію мови – Еволюційної гри в іменування, – присвятили наукові праці Дорота та Адам Ліповські [1], [2], а також Паоло Молоні [3], який провів додаткові експерименти з моделлю Ліповських. У цій роботі здійснюється подальший аналіз алгоритму Ліповської у варіантах [1] та [3].

Дослідження еволюції мови залишається актуальним, оскільки, попри різноманіття теорій, причини та умови її зародження й поширення, а також фактори впливу на еволюційні процеси є не до кінця з'ясованими. Використання агентного моделювання для вивчення вказаної проблеми є перспективним напрямом, оскільки симуляція еволюції мови на комп'ютері – це гнучкий, розширюваний, швидкий та доступний спосіб валідації гіпотез. Однак для коректних висновків щодо результатів експериментів важливо, аби обрана модель була послідовною у відображенні

закономірностей при повторному застосуванні, стійкою до відхилення значень її параметрів та відповідала природі механізмів, які визначають розвиток людства. Оскільки у роботах Ліповської та Молоні не здійснюється аналізу чутливості моделі та її поведінки за зміни умов експериментів, а сам алгоритм Еволюційної гри в іменування є спрощеним і не враховує деякі особливості реального світу, у пропонованій роботі ми проводимо дослідження, спрямоване на встановлення відтворюваності моделі, впливу параметрів на її динаміку, розширення можливостей за рахунок модифікації стратегій.

Метою роботи є аналіз впливу параметрів моделі Еволюційної гри в іменування на поведінку моделі Ліповської та її модифікацій.

Для досягнення мети було поставлено низку завдань:

1. Ознайомитись з наявними підходами до вивчення походження та еволюції мови.
2. Імплементувати алгоритм Еволюційної гри в іменування Ліповської [1] та його модифікації, представлені у роботі Молоні [2].
3. Відтворити результати експериментів авторів для перевірки правильності реалізації моделі та її модифікацій.
4. Дослідити вплив параметрів моделі на її поведінкові характеристики та зробити висновок про стійкість моделі до зміни значень параметрів.
5. Проаналізувати запропоновані Молоні модифікації функції пристосованості, стратегії оцінки ваги слів.
6. Розробити власні модифікації функції пристосованості, стратегії мутації та вікових змін характеристик агентів та проаналізувати їхній вплив на модель.
7. Дослідити гіпотезу кореляції між мовами та навчальними здібностями агентів, висунуту Молоні в [3].

Новизна роботи полягає в аналізі впливу параметрів на поведінку моделі та дослідженні власних модифікацій алгоритму.

Об'єктом дослідження є процес виникнення та еволюції мови в популяціях агентів, що взаємодіють у штучному середовищі.

Предметом дослідження є Еволюційна гра в іменування як агентна модель для симуляції процесу виникнення мови, взаємозв'язок біологічних та лінгвістичних компонентів у ході еволюції мови.

Як методи наукового дослідження було використано аналіз та вивчення літератури, порівняння, моделювання, обчислювальний експеримент, опис, візуалізацію, методи математичної статистики.

РОЗДІЛ 1. ЕВОЛЮЦІЙНА ГРА В ІМЕНУВАННЯ ТА ЇЇ РЕАЛІЗАЦІЇ

1.1 Короткий огляд досліджень, присвячених еволюції мови

У цьому підрозділі ми розглянемо основні парадигми, у яких здійснюються дослідження щодо виникнення та розвитку мови, та ознайомимо з науковими роботами, де було імплементовано та проаналізовано деякі з підходів.

1.1.1 Парадигми дослідження мови

Проблема походження мови досі залишається дискусійною. Сучасні дослідження цього процесу охоплюють галузі лінгвістики, біології, комп'ютерної науки та антропології. Незважаючи на складність предмету вивчення, виділяють два основні наукові підходи, представлені у свою чергу низкою авторських теорій: біолінгвістичний та заснований на використанні (usage-based), що описують різні погляди на природу й розвиток мовної здатності. Аналізу тенденцій у наведених напрямках увагу присвятили Плейєр і Гартманн [4].

Підхід, заснований на використанні, є однією з ідей більш широкої течії емерджентизму та спирається на низку припущень. Одним із положень є ключова роль використання мови, внаслідок чого остання набуває семантики та структури: формування лінгвістичних знань відбувається шляхом абстракції та схематизації реального застосування мови у контексті. Прибічники використовницького підходу відкидають існування вродженої Універсальної граматики (УГ), запропонованої Н. Хомським, та будь-якого специфічного “мовного органу”, оскільки вважають, що загальні когнітивні механізми можуть повністю пояснити аспекти виникнення, засвоєння та використання мови. Дослідники погоджуються, що мова є складною адаптивною системою, яка розвивається завдяки взаємодії агентів на локальному рівні, а основним рушієм її розвитку вважають культурну еволюцію.

Біолінгвістика досліджує мову з урахуванням біологічних основ. Традиційно цей підхід передбачає існування вродженої Універсальної граматики, специфічного “механізму засвоєння”, який забезпечує людині знання певних особливостей мови для її опанування, оскільки зовнішніх чинників (мовного стимулу) недостатньо. На

відміну від використовницького підходу, який фокусується на вивченні мови як зовнішнього явища по відношенню до агентів (E(xternalized)-мова), біолінгвістика часто оперує поняттям I(nternalized)-мови, уведеним Н. Хомським – “лінгвістичних знань у голові носія мови”. Парадигма також тісно пов'язана з Мінімалістичною програмою Хомського, метою якої є зведення УГ до мінімальних вимог. У біолінгвістиці мова розглядається як “самостійний компонент людського мозку”, який є модульним та специфічним. Окрім цього, учені виокремлюють певний “критичний період”, протягом якого розвиток мовної здатності є найбільш ефективним і поза яким засвоєння знань може бути значно ускладненим.

Хоча біолінгвістичний підхід має протилежні до використовницького погляди на ключові питання, такі як специфічність або загальність, вродженість або набутість здатності до мови, роль культурної та природної еволюції, у деяких сучасних дослідженнях спостерігається зближення парадигм. Наприклад, деякі біолінгвісти схиляються до більш складного, “мозаїчного” сприйняття мозку, визнають важливість культурного впливу і небіологічних факторів.

1.1.2 Ефект Болдвіна

Ефект Болдвіна – теорія еволюційної біології, запропонована американським психологом Джеймсом Болдвіном, яка пояснює вплив набутої поведінки на природний відбір і генотип популяції. Вона ґрунтується на припущенні, що здатність організмів навчатись та адаптовуватись до умов середовища є генетично зумовленою і по-різному вираженою у кожного. Завдяки вищій ймовірності виживання та розмноження індивідів, які швидко пристосовуються до змін, їхні нащадки успадковують гени, які сприяють подібній адаптивності, що з часом призводить до змін у генетичних ознаках всієї популяції без необхідності мутацій. Теорія відрізняється від ламаркізму тим, що не передбачає успадкування набутих характеристик та їхнього безпосереднього впливу на генотип, натомість розглядає здатність до навчання як генетичну рису, яка визначає успішність організму протягом життя. Однак ефект Болдвіна критикують за те, що він потребує стійкого

середовища впродовж тривалого періоду, аби повільні генетичні зміни мали час поширитись та закріпитись, що є мало ймовірним у реальному світі [5], [6].

Ефект Болдвіна має місце у контексті Еволюційної гри в іменування Ліповської: зі збільшенням інтенсивності комунікації перевагу у виживанні отримують агенти, які здатні швидко вивчати мови та збільшувати рівень знань; здібності агентів до опанування нового генетично підкріплені високою здатністю до навчання, тому внаслідок розмноження корисні гени поширюються серед популяції, скеровуючи її розвиток в напрямку, який найкраще відповідає умовам середовища.

Біолінгвістичний перехід (БП) – прояв ефекту Болдвіна, який полягає у різкому переході від лінгвістично неоднорідної популяції до одномовної, від низьких значень здатності до навчання та успішності комунікації до високих. Явище передбачає дві складові: лінгвістичну – перехід до високої успішності комунікації та одномовності, який відбувається відносно швидко, та біологічну – зміну генотипу під впливом набутої поведінки, яка проходить довше з огляду на тривалість еволюційних процесів [1, 2].

Головним чинником біолінгвістичного переходу в Еволюційній грі в іменування є ймовірність комунікації p_{comm} між агентами: при досягненні певного порогового значення p_{comm} модель демонструє швидке зростання здатності до навчання та успішності комунікації. Перехід спостерігають за різних значень p_{comm} : Ліповська [1] – 0.23, Ліповська [2] – 0.25, Молоні [3] – 0.12.

У роботах Ліповської [1] та Молоні [3] також досліджено зворотний біолінгвістичний перехід, ознаками якого є зниження успішності комунікації та здатності до навчання внаслідок зменшення ймовірності комунікації.

1.1.3 Моделі еволюції мови

Еволюційна гра в іменування – агентна модель, яка дозволяє вивчати механізми виникнення та поширення мови, розроблена Доротою та Адамом Ліповськими [1], [2]. Вона ґрунтується на підході, заснованому на використанні мови, але також містить елементи біолінгвістичної парадигми, зокрема наділяє агентів еволюційною рисою, яка визначає здатність до навчання. Цю властивість

можна розглядати як одну із форм “мовного органу” (Language Acquisition Device). Модель охоплює три основні аспекти розвитку мови: навчання, культурний вплив та еволюцію. У ході симуляції агенти, комунікуючи між собою в ролях спікерів та слухачів, намагаються узгодити спільну назву для одного поняття, яке існує в їхньому світі; окрім цього, модель доповнено еволюційними механізмами: агенти розмножуються, мутують та гинуть. Алгоритм побудовано так, що генотип особин залишається сталим протягом життя, однак змінюється набута поведінка внаслідок спілкування. Результати експериментів, проведених Ліповською із моделлю, свідчать про існування ефекту Болдвіна, а за умов достатньої інтенсивності комунікації – біолінгвістичного переходу, чим доводять взаємозв’язок між лінгвістичними та еволюційними процесами.

Дослідження моделі Ліповської продовжив Паоло Молоні та запропонував власні модифікації [3]. Він застосував змінену функцію для обчислення ймовірності виживання агентів та спостерігав успішний розвиток популяції попри відсутність БП. Більш природна стратегія вивчення слів, згідно з результатами експериментів автора, призвела до швидкого поширення високої здатності до навчання. У своїй роботі Молоні наголошує на важливості успадкування слова від агента-батька та демонструє, що в разі порушення цього механізму популяція залишається у стані багатомовності, не розвиває високої успішності комунікації та здатності до навчання. Також автор розглядає експеримент, де параметр p_{comm} відсутній і оновлення популяції та комунікація застосовуються до агента одночасно, внаслідок чого впродовж короткого часу особини досягають високих показників s , l . У підсумку автор стверджує про загальну відтворюваність результатів оригінальної моделі Ліповської та її стійкість до розмірів популяції, але вказує на чутливість алгоритму до зміни логіки успадкування мови між агентами та параметрів, які контролюють вплив віку та знань агента на ймовірність виживання.

1.2 Наявні реалізації моделі Ліповської

1.2.1 Опис алгоритму Ліповської

Алгоритм Ліповської [1] передбачає ініціалізацію двовимірної сітки розміру $L \times L$, де L є параметром розміру популяції, у комірках якої розміщені агенти. Кожен агент характеризується значенням навчальної здібності з проміжку $[0, 1]$, віком, який збільшується на кожній ітерації, та словником з максимальним розміром N , у якому кожне j -те слово асоційоване з вагою w_j . Згідно з Ліповською, мовою агента є слово зі словника, яке має найбільшу вагу. Рівень знань агента – це сума ваг усіх слів у його словнику. Ліповська не наводить визначення слова, тому в цій роботі ми користуватимемось описом Молоні: слово – набір із 4 випадково обраних літер латинського алфавіту в нижньому регістрі.

Симуляція відбувається протягом кількості ітерацій T , на кожній із яких виконуються $L \times L$ операцій з агентами. У моделі передбачено два типи операцій: комунікація та оновлення популяції. Імовірність операції комунікації дорівнює p_{comm} , оновлення популяції – $p_{upd} = 1 - p_{comm}$. Для кожної операції спочатку обирають випадкового агента зі світу. Під час комунікації він виконує роль спікера та пропонує випадкове слово зі свого словника (генерує нове слово, якщо словник порожній) агенту-слухачу, випадково обраному серед суміжних сусідів спікера. Якщо словник агента-слухача містить слово (комунікація успішна), обидва агенти збільшують вагу слова у своїх словниках на значення власної навчальної здібності. Інакше – агент-спікер зменшує вагу слова на значення навчальної здібності та вилучає слово зі свого словника, якщо вага від'ємна; агент-слухач додає невідоме слово до свого словника з вагою 1.

У випадку операції оновлення популяції спочатку обчислюється середній рівень знань W у популяції за такою формулою:

$$W = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N (w_j \in \lambda_k)}{K}, \quad (1.1)$$

де K – кількість агентів у світі;

N – максимальний розмір словника агента;

w_j – вага j -того слова зі словника агента;

λ_k – словник k -того агента.

Обчислене значення W використовується для знаходження ймовірності виживання p_{surv} агента за такою формулою:

$$p_{surv} = \exp(-Aa) \times (1 - \exp(-B \sum_{j=1}^N \frac{w_j}{W})), \quad (1.2)$$

де A – параметр, який контролює вплив віку на ймовірність виживання;

a – вік агента;

B – параметр, який контролює вплив рівня знань на ймовірність виживання;

w_j – вага j -того слова зі словника агента;

W – середній рівень знань агентів у популяції.

Відповідно до знайденої ймовірності виживання, агент або утворює нащадка, або гине з імовірністю $1 - p_{surv}$. Нащадок успадковує здатність до навчання (випадкове значення з проміжку $[0, 1]$ з імовірністю мутації p_{mut} , інакше – батьківську здатність до навчання) та слово (випадкове слово з імовірністю мутації p_{mut} , інакше – слово з найбільшою вагою з батьківського словника). Блок-схему алгоритму наведено на рисунку 1.1, псевдокод – у лістингах 1.1, 1.2, 1.3, 1.4, які відтворено з опису алгоритму та блок-схеми Ліповської [1] та Algorithm 1 – 4 Молоні [3].

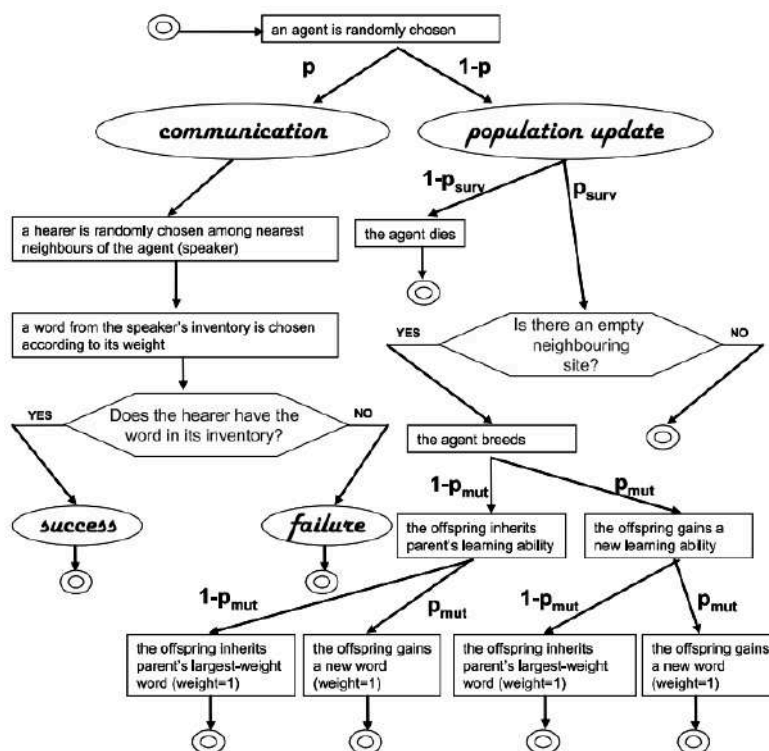


Рисунок 1.1 – Блок-схема алгоритму Еволюційної гри в іменування Ліповської

[1]

Function: lipowska_eng

Input:

L - розмір світу в одному вимірі

p_comm - ймовірність комунікації

p_mut - ймовірність мутації

A - параметр, що контролює вплив віку на p_surv

B - параметр, що контролює вплив рівня знань на p_surv

N - максимальний розмір словника агентів

agents - список усіх агентів світу

T - максимальна кількість ітерацій симуляції

```

1: for t ← 1 to T do
2:   for u ← 1 to L × L do
3:     speaker ← випадково обраний агент зі списку agents
4:     r ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
5:     if r < p_comm then
6:       if speaker має агентів-сусідів then
7:         listener ← випадковий сусід агента speaker з 8 максимально можливих
8:         communication_update(listener, speaker)
9:       end if
10:    else
11:      population_update(speaker)
12:    end if
13:  end for
14:  for each agent in agents do
15:    agent.age ← agent.age + 1
  
```

```

16:     end for
17: end for

```

*Лістинг 1.1 – Основний цикл симуляції відповідно до опису алгоритму
Ліповської (адаптовано з Algorithm 1 з [3])*

Function: communication_update

Input:

```

    speaker - агент-спікер
    listener - агент-слухач
1: if словник агента speaker порожній then
2:     Згенерувати нове слово i
3:     Додати i до словника speaker з вагою w = 1
4: end if
5: Обрати випадкове слово i зі словника speaker з імовірністю  $w_i / \sum_{j=1}^N w_j$ 
6: if словник listener містить слово i then
7:     Збільшити вагу слова i в словнику speaker на значення навчальної здібності speaker
8:     Збільшити вагу слова i в словнику listener на значення навчальної здібності listener
9: else
10:    Зменшити вагу слова i в словнику speaker на значення навчальної здібності speaker
11:    if вага слова i в словнику speaker від'ємна then
12:        Видалити слово i зі словника speaker
13:    end if
14:    Додати слово i до словника listener з вагою w = 1
15: end if

```

*Лістинг 1.2 – Комунікація агентів відповідно до опису алгоритму Ліповської
(адаптовано з Algorithm 2 з [3])*

Function: population_update

Input:

```

    agent - агент, до якого застосовано оновлення популяції
1: Обчислити середню вагу  $\bar{w}$  слів у словнику agent
2: Обчислити ймовірність виживання p_surv
3: r ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
4: if r < p_surv then
5:     agent виживає
6:     if є порожні сусідні позиції then
7:         reproduce(agent)
8:     end if
9: else
10:    agent помирає
11:    Вилучити agent зі списку agents
12: end if

```

*Лістинг 1.3 – Оновлення популяції відповідно до опису алгоритму Ліповської
(адаптовано з Algorithm 3 з [3])*

Function: reproduce

Input:

```

    parent - агент-батько
1: Створити агента-нащадка child
2: r_learning_ability ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
3: if r_learning_ability < p_mut then
4:     child.learning_ability ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
5: else
6:     child.learning_ability ← parent.learning_ability
7: end if
8: r_word ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
9: if r_word < p_mut then
10:     Згенерувати випадкове слово i
11:     Додати слово i до словника child з вагою w = 1
12: else
13:     Обрати слово i з найбільшою вагою зі словника parent
14:     Додати слово i до словника child з вагою w = 1
15: end if
16: Додати child до списку agents

```

*Лістинг 1.4 – Розмноження агентів відповідно до опису алгоритму Ліповської
(адаптовано з Algorithm 4 з [3])*

1.2.2 Опис алгоритму Молоні

У своїй роботі [3] Молоні використовує як основу алгоритм Ліповської [1], [2] та демонструє відтворюваність оригінальної моделі, тому не наводимо його варіант опису. Однак зауважимо: хоча автор наголошує на повній відповідності власного псевдокоду до алгоритму Ліповської, тільки Algorithm 2 та Algorithm 3 повністю збігаються з блок-схемою авторки (див. рисунок 1.1); Algorithm 1 та Algorithm 4 відрізняються. У таблиці 1.1 вказано відмінності між алгоритмами Молоні та Ліповської.

Блок-схему алгоритму Молоні, відтворену за його псевдокодом, наведено на рисунку 1.2; псевдокод, який містить невідповідності – у лістингах 1.5, 1.6 (ділянки з відмінностями на блок-схемі та у псевдокоді виділено помаранчевим кольором).

У розділі 2 буде з'ясовано, як вказані відмінності Молоні впливають на поведінку моделі.

Таблиця 1.1 – Відмінності між алгоритмами Ліповської та Молоні

Аспект відмінності	Алгоритм Ліповської	Алгоритм Молоні
1. Поведінка алгоритму, коли на етапі комунікації в агента немає живих сусідів.	Поведінка не описана, однак не йдеться про додаткове оновлення популяції, тому припускаємо, що відбувається повернення з поточного кроку симуляції та перехід до наступного.	Відбувається перехід до етапу оновлення популяції для обраного агента.
2. Ймовірність успадкування навчальної здібності (Б – подія успадкування батьківської здатності до навчання, В – подія успадкування випадкової здатності до навчання).	$P(B) = 1 - p_{mut}$ $P(V) = p_{mut}$	$P(B) = p_{mut}$ $P(V) = 1 - p_{mut}$
3. Ймовірності мутації мови та навчальної здібності (М – подія мутації мови, ЗН – подія мутації здатності до навчання).	$P(M) = p_{mut}$ $P(3H) = p_{mut}$ $P(M \cap 3H) = p_{mut}^2$ $P(M \cup 3H) = 2 \cdot p_{mut} - p_{mut}^2$	$P(M) = p_{mut}$ $P(3H) = p_{mut}$ $P(M \cap 3H) = p_{mut}$ $P(M \cup 3H) = p_{mut}$

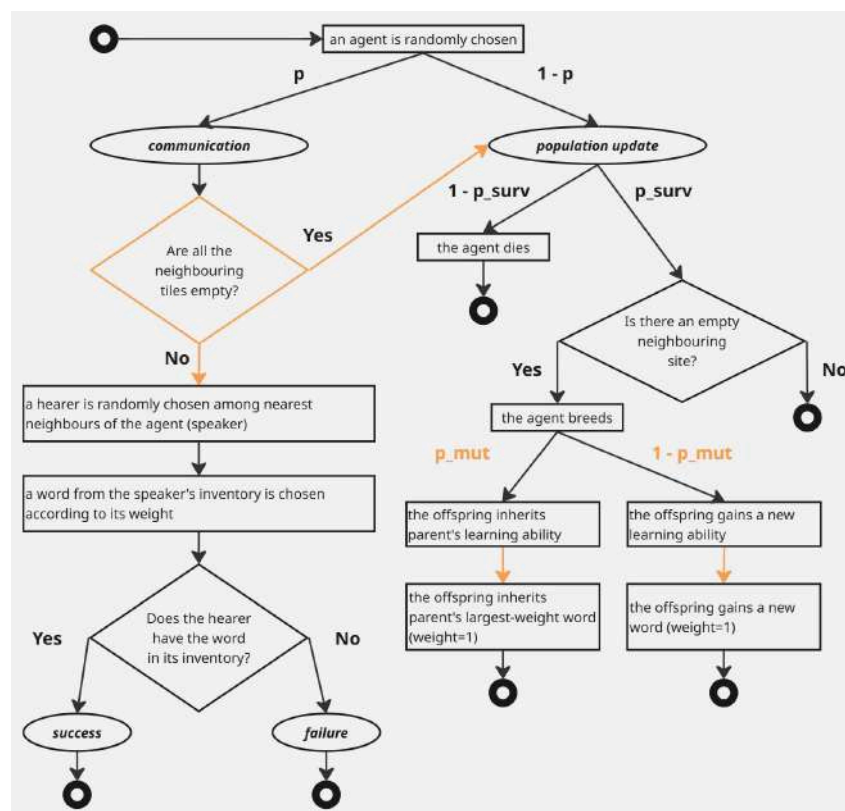


Рисунок 1.2 – Блок-схема, відтворена за Algorithm 1, 2, 3, 4 Молоні [3]

Function: moloney_eng

Input:

L - розмір світу в одному вимірі
 p_comm - ймовірність комунікації
 p_mut - ймовірність мутації
 A - параметр, що контролює вплив віку на p_surv
 B - параметр, що контролює вплив рівня знань на p_surv
 N - максимальний розмір словника агентів
 agents - список усіх агентів світу
 T - максимальна кількість ітерацій симуляції

```

1: for t ← 1 to T do
2:   for u ← 1 to L × L do
3:     speaker ← випадково обраний агент зі списку agents
4:     r ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
5:     if r < p_comm then
6:       if speaker має агентів-сусідів then
7:         listener ← випадковий сусід агента speaker з 8 максимально можливих
8:         communication_update(listener, speaker)
9:       else
10:        population_update(speaker)
11:      end if
12:    else
13:      population_update(speaker)
14:    end if
15:  end for
16:  for each agent in agents do
17:    agent.age ← agent.age + 1
18:  end for
19: end for

```

Лістинг 1.5 – Основний цикл симуляції відповідно до Algorithm 1 Молоні [3].

Лістинг демонструє наявність додаткового кроку оновлення популяції, якщо під час спілкування в агента-спікера відсутні сусіди

Function: reproduce

Input:

parent - агент-батько

```

1: Створити агента-нащадка child
2: r ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
3: if r < p_mut then
4:   child.learning_ability ← parent.learning_ability
5:   Обрати слово i з найбільшою вагою зі словника parent
6:   Додати слово i до словника child з вагою w = 1
7: else
8:   child.learning_ability ← випадкове число з проміжку [0, 1] з рівномірним розподілом
9:   Згенерувати випадкове слово i
10:  Додати слово i до словника child з вагою w = 1
11: end if

```

12: Додати **child** до списку **agents**

Лістинг 1.6 – Розмноження агентів відповідно до Algorithm 4 Молоні [3].

Лістинг демонструє обернену умову застосування мутації та одночасність мутації мови та здатності до навчання

1.3 Розробка програмного забезпечення для аналізу моделі Ліповської

Зважаючи на відмінності в алгоритмах, ми реалізували модель Ліповської відповідно до лістингів 1.1 – 1.4 та варіант Молоні відповідно до Algorithm 1 – 4 [3], аби порівняти результати симуляцій у кожній із програм та дослідити вплив модифікацій Молоні, описаних у таблиці 1.1 на алгоритм Ліповської. Посилання на імплементацію наведено в додатку А.

У ході реалізації у нас виникла необхідність довизначити логіку, яка не описана в працях Ліповської та Молоні, але необхідна для правильної роботи програми:

1. якщо на етапі розмноження агент-батько має порожній словник і агент-нащадок має успадкувати слово від батька, додаємо до словника батька випадкове слово з такою ж вагою, яку агент надає слову при вигадуванні, після чого агент-нащадок успадковує нове слово від агента-батька;
2. при ініціалізації агенти мають вік 0 (у розділі 2 буде розглянуто вплив початкового віку на поведінку моделі).

1.3.1 Технічні засоби розробки

Проект було імплементовано з використанням такого технологічного стеку:

- Java 21: об'єктно-орієнтована мова програмування – основна мова розробки;
- Maven: інструмент для керування залежностями та збиранням проєкту;
- JFreeChart: бібліотека для візуалізації даних у вигляді графіків та діаграм;
- Smile: бібліотека для машинного навчання – була використана для обчислення зовнішніх метрик якості кластеризації Rand Index та Adjusted Rand Index, а також статистичних показників, таких як середнє значення, середнє квадратичне відхилення та медіана набору даних;

- Python 3.12: багатопарадигменна мова програмування – допоміжна мова для написання скриптів візуалізації даних;
- Matplotlib: бібліотека для візуалізації даних – була використана для побудови мап розподілів агентів та графіків;
- NumPy: бібліотека для роботи з масивами та матрицями – була використана для підготовки даних;
- Pandas: бібліотека для обробки та аналізу табличних даних – була використана для підготовки даних.

Початкову реалізацію моделі було виконано на мові Python, однак, зважаючи на низьку швидкість роботи програми, було вирішено використати мову Java, що дозволило прискорити виконання експериментів приблизно в 10 разів.

Для виконання експериментів було використано таке апаратне забезпечення:

- Intel Core i7-11800H (11th Gen) з частотою 2.3 ГГц, 8 ядер, 16 логічних потоків;
- Intel Core i5 з частотою 1.8 ГГц, 2 ядра;
- Intel Core i3-10110U з частотою 2.1 ГГц, 2 ядра.

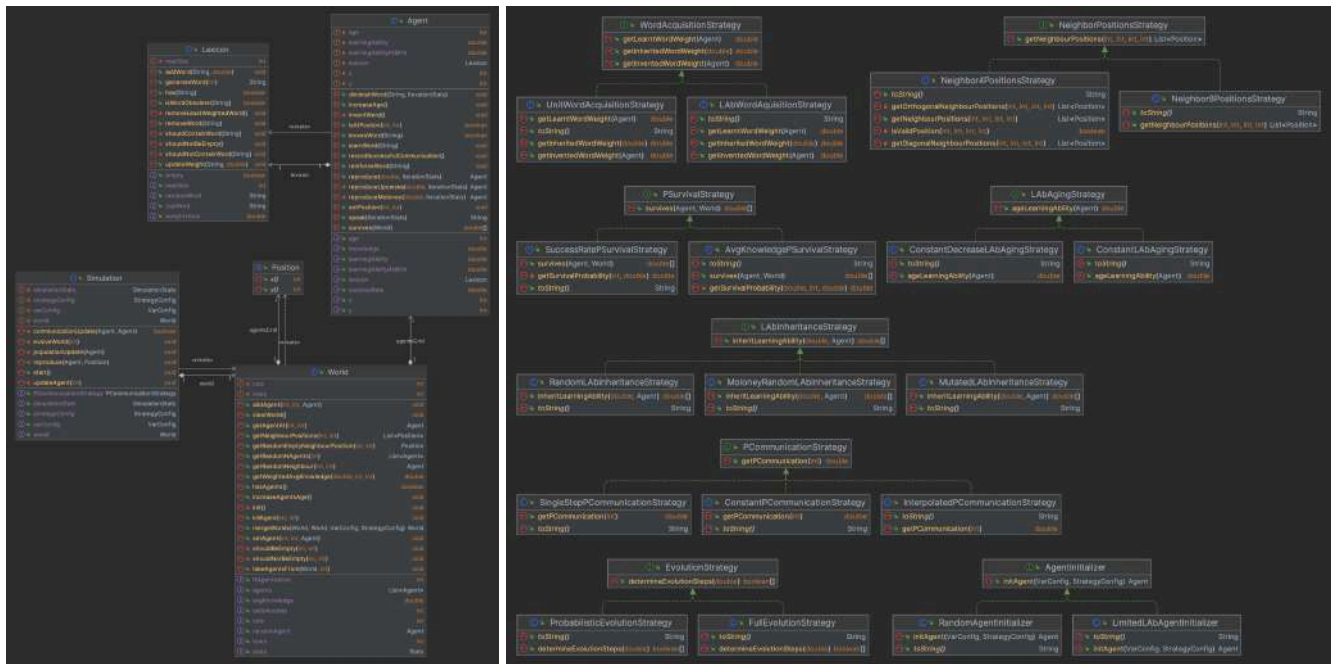
1.3.2 Опис класів та інтерфейсів

Діаграми основних класів та інтерфейсів з імплементаціями відповідних стратегій наведемо на рисунку 1.3.

Архітектура моделі представлена чотирма основними класами:

- *Agent* – клас, що відповідає сутності агента, описує його властивості, такі як вік, здатність до навчання (поточну і при народженні), словниковий запас, та поведінку: вигадкування, вивчення, забування слів, розмноження, старіння.
- *Lexicon* – клас, що описує сутність словника агента, містить методи для генерування випадкового слова, додавання, видалення слів, оновлення їхньої ваги.
- *World* – клас, що представляє сітку агентів та дозволяє додавати, отримувати, видаляти агента з певної позиції, обчислювати середній рівень знань популяції, знаходити агентів-сусідів, збільшувати вік агентів.

- *Simulation* – клас, що, оперуючи із сіткою агентів, імплементує усі кроки симуляції.



а *б*

*Рисунок 1.3 – Діаграми класів: а – діаграма основних класів предметної області; б –
діаграма інтерфейсів стратегій та відповідних реалізацій*

Конфігурація експериментів відбувається через інтерфейси та їхні відповідні імплементації.

- *WordAcquisitionStrategy* – інтерфейс, що визначає методи для оцінки ваги слів при вивченні, успадкуванні, вигадуванні та має такі реалізації:
 - *UnitWordAcquisitionStrategy* – в усіх трьох випадках використовується вага 1;
 - *LABWordAcquisitionStrategy* – в усіх трьох випадках використовується навчальна здібність агента як вага слова, якщо не вказано інших значень у параметрах;
- *NeighborPositionsStrategy* – інтерфейс, що визначає методи для вибору позицій агентів-сусідів та має такі реалізації:

- *Neighbor4PositionsStrategy* – імплементує логіку вибору 4 позицій сусідів по вертикалі та горизонталі або по діагоналі в залежності від параметра;
- *Neighbor8PositionsStrategy* – імплементує логіку вибору 8 позицій сусідів;
- *PSurvivalStrategy* – інтерфейс, що дозволяє визначати логіку виживання агента:
 - *AvgKnowledgePSurvivalStrategy* – імплементує оригінальну логіку Ліповської (див. формулу 1.2) та дозволяє враховувати знання агентів з певним коефіцієнтом, заданим у параметрі;
 - *SuccessRatePSurvivalStrategy* – імплементує логіку виживання агента в залежності від успішності його комунікації [3];
- *LABAgingStrategy* – інтерфейс, що дозволяє визначати логіку зміни навчальної здібності в залежності від віку агента:
 - *ConstantLABAgingStrategy* – навчальна здібність агента залишається сталою незалежно від віку;
 - *ConstantDecreaseLABAgingStrategy* – навчальна здібність агента знижується, починаючи з певного віку;
- *LABInheritanceStrategy* – інтерфейс, що дозволяє визначати логіку успадкування навчальної здібності в залежності від ймовірності мутації:
 - *RandomLABInheritanceStrategy* – у випадку мутації навчальної здібності обирає випадкове значення з проміжку $[0, 1]$, відповідає логіці лістинга 1.4;
 - *MutatedLABInheritanceStrategy* – ігнорує ймовірність мутації, завжди змінюючи навчальну здібність;
 - *MoloneyRandomLABInheritanceStrategy* – імплементує логіку мутації навчальної здібності відповідно до Молоні (див. лістинг 1.6);
- *PCommunicationStrategy* – інтерфейс, що дозволяє визначати ймовірність комунікації в залежності від номеру ітерації:

- *SingleStepPCommunicationStrategy* – імплементує логіку одноразової зміни ймовірності комунікації на певній ітерації, заданої у параметрі, до і після якої ймовірність комунікації є сталою;
- *ConstantPCommunicationStrategy* – ймовірність комунікації є сталою незалежно від ітерації;
- *InterpolatedPCommunicationStrategy* – ймовірність комунікації збільшується лінійно в залежності від ітерації від початкового до кінцевого значення, які задані у параметрах, протягом вказаної кількості ітерацій;
- *EvolutionStrategy* – інтерфейс, що дозволяє визначити логіку застосування еволюційних операцій комунікації та оновлення популяції в залежності від ймовірності комунікації:
 - *FullEvolutionStrategy* – ймовірність комунікації ігнорується, комунікація та оновлення популяції відбуваються одночасно;
 - *ProbabilisticEvolutionStrategy* – комунікація відбувається відповідно до ймовірності комунікації, інакше – оновлення популяції;
- *AgentInitializer* – інтерфейс, що дозволяє визначати логіку ініціалізації агентів:
 - *RandomAgentInitializer* – ініціалізація агента відбувається з випадковим словом та навчальною здібністю в межах $[0, 1]$;
 - *LimitedLabAgentInitializer* – ініціалізація агента відбувається з випадковим словом та навчальною здібністю в межах від 0 до значення, заданого у параметрі;

Контейнером для стратегій є клас *StrategyConfig*, для значень параметрів симуляції – клас *VarConfig*, які використовуються об'єктами класів *Simulation*, *World*, *Agent* для доступу до конфігурації експерименту.

Висновки до розділу 1

У цьому розділі було розглянуто теоретичні відомості щодо парадигм дослідження виникнення та поширення мов, до яких належать біолінгвістичний підхід та підхід, заснований на використанні мови. Також ми навели поняття ефекту

Болдвіна та біолінгвістичного переходу, до яких апелюють Ліповська та Молоні у своїх дослідженнях [1-3].

Ліповська та Молоні проводили вивчення розвитку мови на основі Еволюційної гри в іменування, однак в алгоритмах авторів було виявлено розбіжності – невідповідність механізмів успадкування, оновлення популяції та мутації, – вплив яких ми дослідимо в розділі 2.

Для з'ясування стійкості алгоритмів до зміни значень параметрів та дослідження впливу модифікацій на еволюційні процеси ми імплементували модель Ліповської згідно з лістингами 1.1 – 1.4 та забезпечили можливість конфігурації програми відповідно до лістингів Молоні за допомогою засобів мови програмування Java.

РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ МОДЕЛІ ЛІПОВСЬКОЇ

Для нашого дослідження необхідно переконатись у правильності реалізації моделі та відтворюваності оригінальних результатів, щоб мати змогу робити коректні висновки щодо власних експериментів. У цьому розділі ми наведемо результати експериментів, проведених з відтвореними алгоритмами Ліповської та Молоні, порівняємо їх з даними, описаними у відповідних роботах. Також з'ясуємо вплив модифікацій Молоні на модель Ліповської та дослідимо стійкість моделі до зміни стратегій та значень параметрів.

Зокрема, ми відтворимо такі дослідження з [1], [2], [3]:

- Підрозділ 2.1: зміна здатності до навчання та успішності комунікації при різкому збільшенні ймовірності комунікації;
- Підрозділ 2.2: зміна здатності до навчання та успішності комунікації при ймовірності комунікації, що збільшується лінійно на кожній ітерації;
- Підрозділ 2.3: зміна здатності до навчання та ймовірності комунікації при ймовірності комунікації, що збільшується на встановлений крок через певну кількість ітерацій, та дослідження ймовірностей комунікації, при яких відбувається прямий та зворотний біолінгвістичний перехід.

Окрему увагу ми присвяtimo розгляду впливу параметрів A , p_{comm} на поведінку популяції та з'ясуємо міру кореляції між мовами та навчальними здібностями агентів.

Результати всіх експериментів, наведених у цьому розділі, доступні за посиланням у додатку Б.

2.1 Аналіз моделі Ліповської при різкому збільшенні ймовірності комунікації

На основі експерименту досліджується залежність успішності комунікації та здатності до навчання від ймовірності комунікації за умови її різкого збільшення.

Згідно з Ліповською та Молоні, дослід передбачає еволюцію популяції агентів протягом $T=50000$ ітерацій. Параметр p_{comm} має сталі значення 0.1 до ітерації $t=8000$,

на якій значення змінюється на 0.98. При ініціалізації агенти отримують випадкову здатність до навчання з проміжку $[0, 1]$ та випадкове слово з вагою 1. Значення решти параметрів: $N=1$, $p_{mut}=0.001$, $A=0.05$ (Молоні вказує значення 0.005, яке ми дослідимо окремо в підрозділі 2.1.3), $B=5$.

2.1.1 Результати Ліповської та Молоні

Як результати експерименту Ліповська та Молоні наводять графіки зміни здатності до навчання та успішності комунікації в залежності від ймовірності комунікації (рисунки 2.1, 2.2). Кількість запусків симуляції, на основі яких побудовано графіки, у роботах не зазначено, однак ми припускаємо 1.

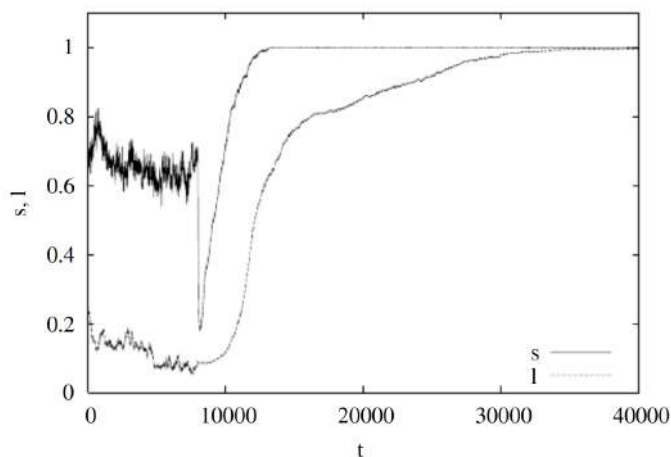


Рисунок 2.1 – Результат Ліповської: залежність здатності до навчання (l) та успішності комунікації (s) від ймовірності комунікації за умови її різкого збільшення. Відповідає FIG. 3 з [2]

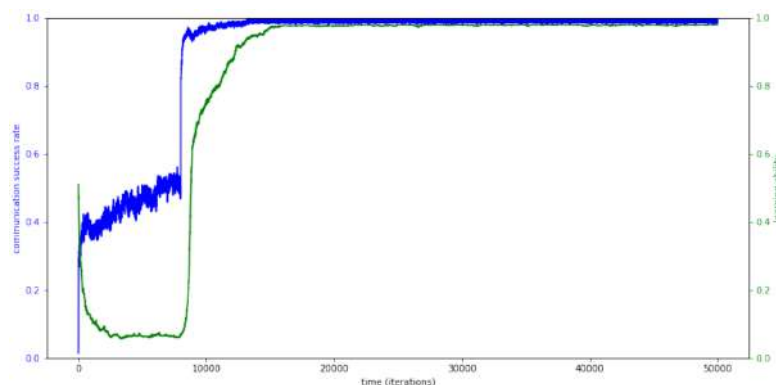


Рисунок 2.2 – Результат Молоні: залежність здатності до навчання та успішності комунікації від ймовірності комунікації за умови її різкого збільшення. Відповідає Figure 3.2.b з [3]

Форма графіків в обох авторів є подібною до сигмоїди, однак модель Ліповської демонструє більш повільний перехід до високих значень l , s . Оскільки в роботах представлено результати тільки одного запуску алгоритму, можливим є порівняння лише загальної динаміки розвитку популяції, яка в цілому є схожою.

Оскільки на початку симуляції ймовірність комунікації є низькою $p_{comm}=0.1$ й агенти не отримують переваги від успішної взаємодії одне з одним, здатність до навчання не перевищує 0.2. Успішність комунікації зростає повільно і є нестійкою, оскільки основною операцією на цьому етапі є оновлення популяції, а не комунікація.

Різке збільшення інтенсивності комунікації за рахунок високого $p_{comm}=0.98$ призводить до зміни поведінки агентів: здатність до навчання стає вирішальною для швидкого опанування мови, збільшення рівня знань та, зрештою, виживання особин, тому агенти прагнуть розвинути високий рівень здібностей. Отже, результати експерименту демонструють біолінгвістичний перехід, який відбувається після $t=8000$ і виражається у переході до 100% успішності комунікації та високої здатності до навчання $l \approx 1$.

На графіках помітна різниця в ітераціях між збільшенням успішності комунікації та здатності до навчання. Такий ефект Ліповська [2] пояснює тим, що зміни у поведінці внаслідок взаємодії (перехід популяції до одномовності) відбуваються швидше за еволюційні процеси (успадкування здатності до навчання). На нашу думку, це спостереження також відповідає природі ефекту Болдвіна: зміни у набутій поведінці – зростання успішності комунікації за рахунок опанування єдиної мови – є передумовою для генетичних адаптацій – збільшення здатності до навчання.

2.1.2 Результати відтвореної моделі Ліповської

Експерименти було проведено з використанням відтвореної моделі Ліповської [1], яку ми реалізували в підрозділі 1.3. Значення параметрів алгоритму використано з підрозділу 2.1. Виконано 20 запусків алгоритму, результати яких збережено у вигляді графіків залежності здатності до навчання та успішності комунікації від

ймовірності комунікації та кількості агентів від ймовірності комунікації. Окрім цього, для деяких ітерацій було побудовано мапи з розбиттям агентів на кластери за ознакою мови та здатності до навчання.

Для демонстрації стохастичності у поведінці популяції результати трьох експериментів наведено на рисунках 2.3 – 2.5.

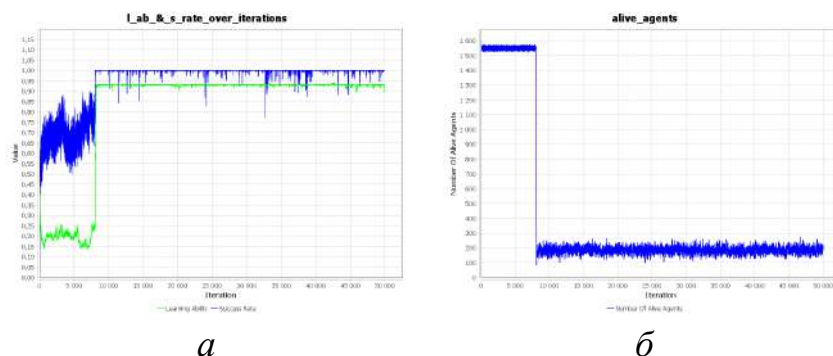


Рисунок 2.3 – Результат відтвореної моделі Ліповської 1: а – залежність здатності до навчання та успішності комунікації від ймовірності комунікації; б – залежність кількості агентів від ймовірності комунікації (5255)

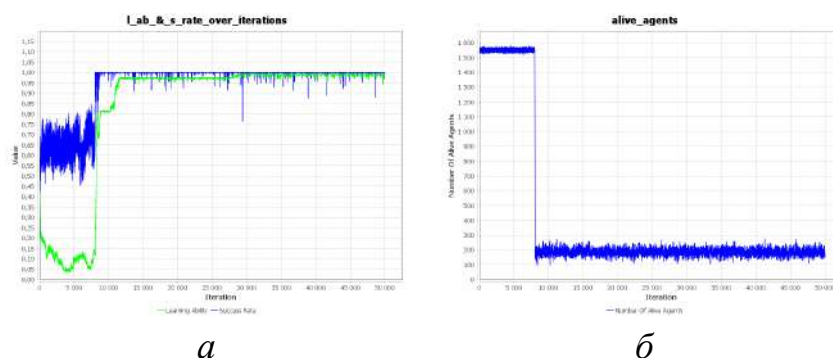


Рисунок 2.4 – Результат відтвореної моделі Ліповської 2: а – залежність здатності до навчання та успішності комунікації від ймовірності комунікації; б – залежність кількості агентів від ймовірності комунікації (5461)

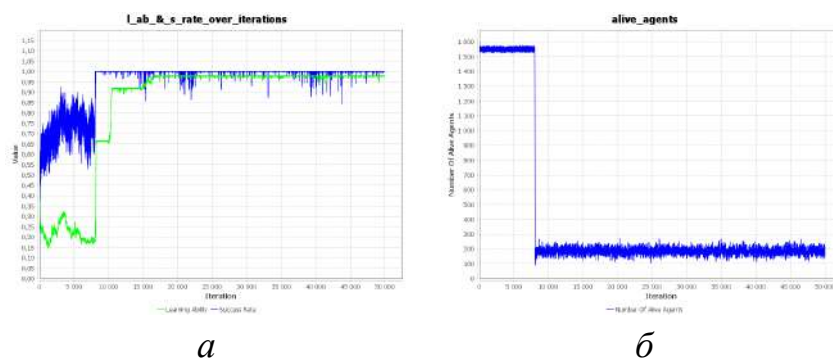


Рисунок 2.5 – Результат відтвореної моделі Ліповської 3: а – залежність здатності до навчання та успішності комунікації від ймовірності комунікації; б – залежність кількості агентів від ймовірності комунікації (7070)

На рисунку 2.6 продемонстровано мапи розподілів агентів, утворені за результатами одного з експериментів. Кожна мапа є квадратом зі стороною $L=40$, а кожна комірка відповідає агенту. Білі комірки вказують на відсутність агента. На мапі розподілу мов агенти, що мають однакову мову, позначені одним кольором, а агенти, словник яких порожній – чорним. На мапі розподілу здатності до навчання агенти з однаковою здатністю позначені одним кольором, і чим колір є ближчим до жовтого, тим вищим є показник.

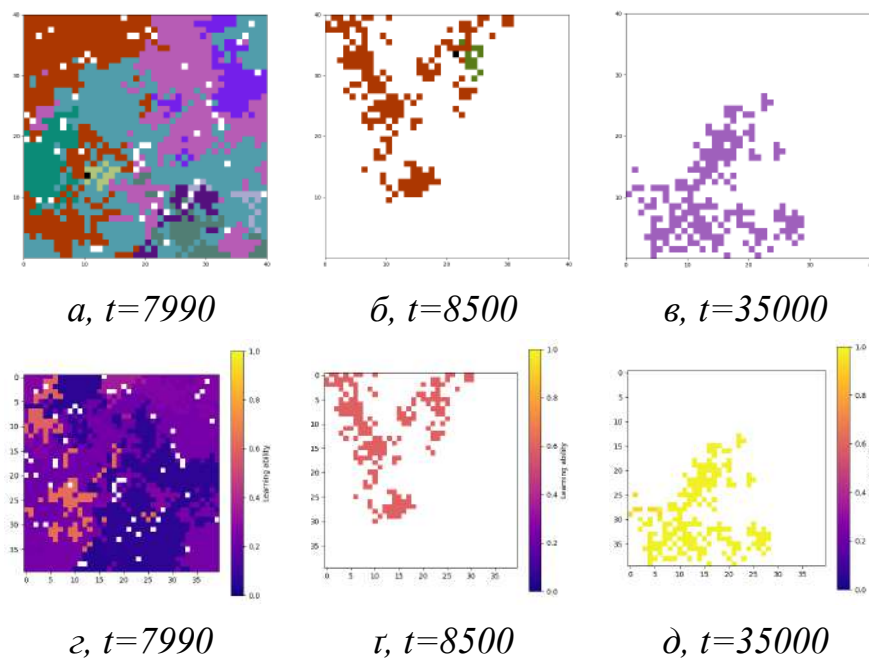


Рисунок 2.6 – Мапи розбиттів агентів: а, б, в – розбиття за ознакою мови; г, r, д – розбиття за ознакою здатності до навчання; t вказує номер ітерації, якій відповідає мапа (4626)

Відповідно до результатів експериментів, поведінка середнього значення здатності до навчання не є консистентною між запусками, що викликано стохастичною природою моделі, однак загальна тенденція розвитку популяції відповідає тій, що спостерігається на оригінальному графіку Ліповської (див. рисунок 2.1): значення успішності комунікації коливається в межах 0.6 – 0.8 до ітерації $t=8000$, після якої збільшується до 1; середнє значення здатності до навчання знаходиться в межах 0.15 – 0.25 та зростає до $l \approx 1$ після $t=8000$; графіки зміни s , l мають форму, наближену до сигмоїди. Відмінність полягає у швидкості БП: на

рисунку 2.1 показник l досягає максимуму після $t=30000$, на рисунках 2.3.а, 2.4.а, 2.5.а – не пізніше $t \approx 17000$.

Спостережене на рисунках 2.3.а – 2.5.а швидке зростання l та s після переходу до $p_{comm}=0.98$ ($t=8000$) є очікуваним та пов'язане з інтенсифікацією розвитку популяції внаслідок різкого зменшення її розмірів з приблизно 1550 агентів до приблизно 180, що демонструють графіки на рисунках 2.3.б, 2.4.б, 2.5.б. Детально особливості впливу ймовірності комунікації та параметра A на поведінку моделі розглянуто в підрозділі 2.5.

Для цього типу експерименту Ліповська не наводить мап розподілу агентів за мовою та здатністю до навчання, тому ми розглянемо тільки власні результати. Аналізуючи рисунок 2.6.а, г, пересвідчуємось, що популяція є лінгвістично та генетично неоднорідною до $t=8000$, однак помітно сформовані кластери агентів з однаковою здатністю до навчання та мовою; значення здатності до навчання є низьким у більшості агентів. Після $t=8000$ спостерігається зменшення чисельності популяції, поширення однієї мови та спільного значення здатності до навчання. Мапи також підтверджують, що поведінкові зміни відбуваються швидше, ніж генетичні: при $t=8500$ популяція досягла одномовності (рисунок 2.6.б), однак не встигла розвинути високу здатність до навчання (рисунок 2.6.г).

2.1.3 Результати відтвореної моделі Молоні

Експерименти було проведено з використанням варіанту моделі, відтвореної згідно з лістингами Молоні [3]. Значення параметрів використано з підрозділу 2.1, однак для параметра A додатково розглянуто значення 0.005, оскільки саме його автор вказує як значення для проведення дослідів. Було виконано по 5 запусків із кожним набором параметрів, результати збережено аналогічно до підрозділу 2.1.2.

Рисунок 2.7 демонструє результати експериментів при значенні $A=0.05$ та $A=0.005$. Оскільки графіки для відповідних запусків виявилися ідентичними, наводимо тільки по одному прикладу результатів для кожного набору параметрів.

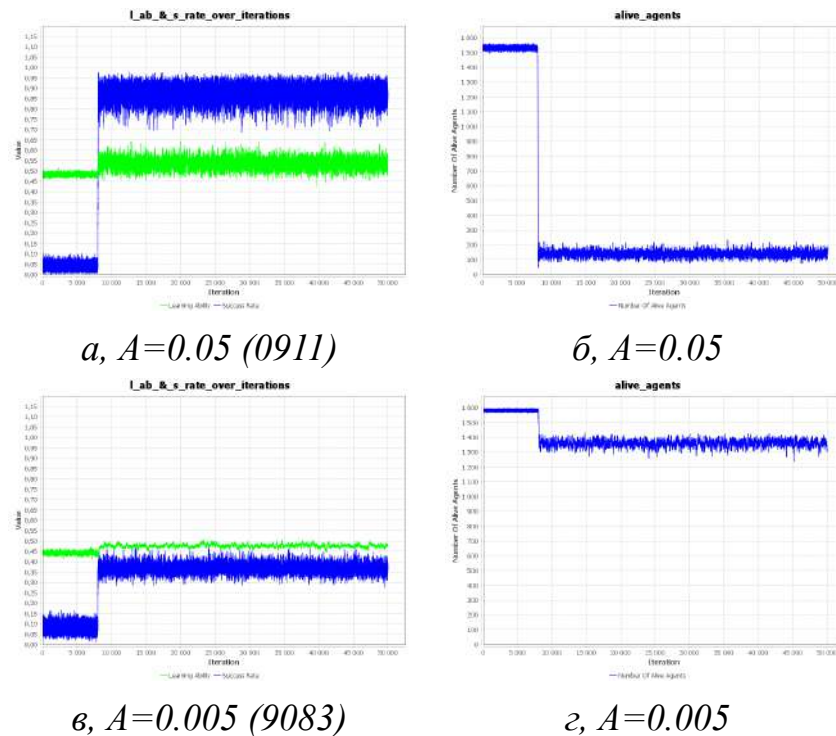


Рисунок 2.7 – Результати відтвореної моделі Молоні: а, в – залежність здатності до навчання та успішності комунікації від ймовірності комунікації; б, г – зміна кількості агентів в залежності від ймовірності комунікації

Результати симуляцій на відтвореній моделі при жодному наборі параметрів не відповідають графіку, який наводить Молоні (див. рисунок 2.2). При $A=0.05$, $A=0.005$ здатність до навчання протягом симуляції залишається на рівні $l \approx 0.45 - 0.5$ зі збільшенням коливаний після $t=8000$. Успішність комунікації при $A=0.05$ після $t=8000$ збільшується до 0.95, при $A=0.005$ – лише до 0.45.

Незважаючи на відмінність від оригінальних результатів Молоні, спостережена на рисунках 2.7.а, с поведінка моделі є передбачуваною і відбиває логіку, закладену в алгоритмі автора, зокрема в механізмі успадкування (див. лістинг 1.6).

Відповідно до рядка 3 лістинга 1.6, нащадок успадковує батьківську здатність до навчання тільки з імовірністю $p_{mut}=0.001$, а в решті 99.9% випадків отримує випадкове значення $[0, 1]$ з рівномірним розподілом. Тоді очікувано, що середнє значення здатності до навчання коливатиметься в межах 0.5 (рисунки 2.7.а, в).

Зменшення чисельності агентів після $t=8000$ (рисунки 2.7.б, г) є причиною збільшення успішності комунікації та посилення коливань здатності до навчання. При $A=0.005$ ці процеси є менш вираженими, оскільки кількість агентів залишається високою.

Отже, відмінність алгоритму Молоні, зазначена в пункті 2 таблиці 1.1, порушує процес успадкування між поколіннями та не дозволяє популяції розвиватись успішно, чим призводить до невідповідності з моделлю Ліповської.

2.1.4 Результати виправленої моделі Молоні

Експерименти було проведено згідно з описом у підрозділі 2.1.3, однак з використанням виправленого варіанту моделі Молоні. Наша зміна полягала у відновленні відповідності до алгоритму Ліповської шляхом обернення умови в рядку 3 лістинга 1.6: `if r >= p_mut then.`

Результати експериментів наведено на рисунку 2.8. Мапи розподілу агентів за здатністю до навчання та мовою для експерименту при $A=0.05$ наведено на рисунку 2.9.

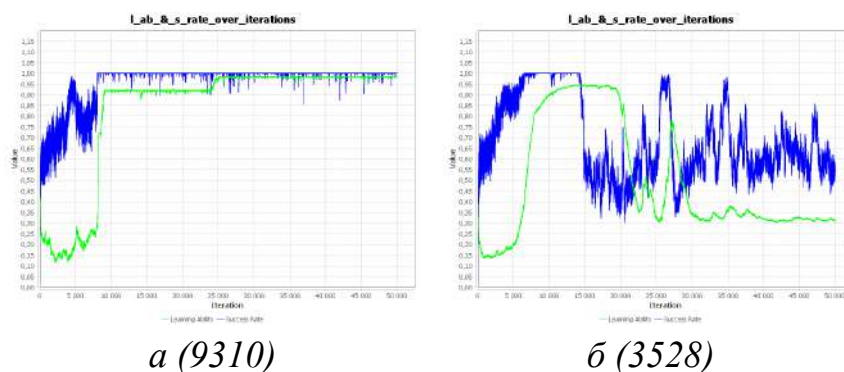
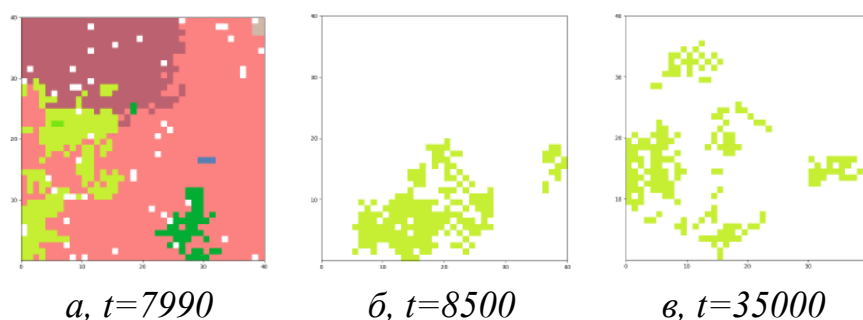


Рисунок 2.8 – Результати виправленої моделі Молоні: а – залежність s, l від p_{comm} при $A=0.05$; б – залежність s, l від p_{comm} при $A=0.005$



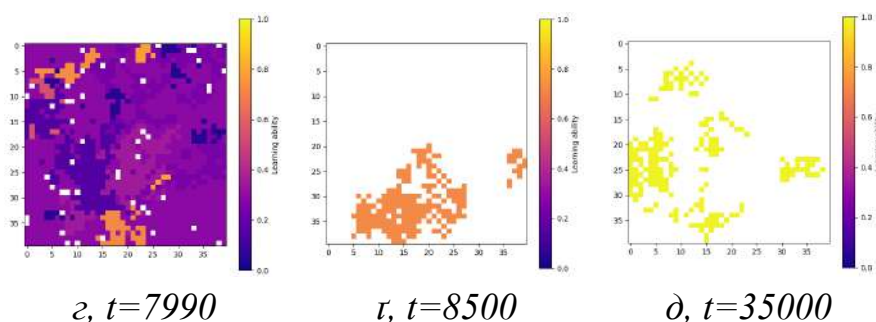


Рисунок 2.9 – Мапи розбиттів агентів при $A=0.05$: а, б, в – розбиття за ознакою мови; з, р, д – розбиття за ознакою здатності до навчання; t – ітерація, якій відповідає мапа (9310)

Незважаючи на збережені решту описаних у таблиці 1.1 (пункти 1, 3) відмінностей між алгоритмами Молоні і Ліповської, результат експерименту при $A=0.05$ (рисунок 2.8.а) виявився подібним до результату Молоні (див. рисунок 2.2): спостерігаємо різке збільшення успішності комунікації та здатності до навчання приблизно до 1 після $t=8000$.

Однак поведінка графіку на рисунку 2.8.б відрізняється від тієї, яку декларує Молоні (див. рисунок 2.2): після зростання показників s , l відбувається раптове погіршення здатності до навчання та успішності комунікації, які до кінця симуляції не повертаються до стабільно високих значень. Причиною є використання параметра $A=0.005$. Отже, ми припускаємо, що в цьому випадку робота Молоні містить неточність, і коректним значенням A для відтворення експерименту є 0.05, яке також використовує Ліповська у роботах [1], [2].

Для всіх наступних експериментів ми використовуватимемо саме модель Молоні із запропонованим виправленням, посилаючись на неї як *відтворена модель Молоні*.

Мапи розподілу агентів за мовою та здатністю до навчання є схожими до мап на рисунку 2.6: від неоднорідної популяція переходить до стану одномовної з високою здатністю до навчання.

2.1.5 Дослідження стійкості моделей до змін

Ліповська [1], [2] зазначає, що модель є до певної міри стійкою до модифікацій, зокрема до зміни значень параметрів A , B , функції виживання, правил розмноження та мутації. У роботі [3] Молоні підтверджує тільки стійкість до зміни розміру популяції, хоча не наводить жодних доказів цього. Автор також наголошує на чутливості алгоритму до різних значень параметрів A , B , вказуючи, що при більшості з них або відбувається миттєве вимирання популяції, або не спостерігається БП, але теж не підкріплює свої слова результатами експериментів. Визначення впливу інших параметрів на модель у роботах не здійснювалось.

У цьому підрозділі на основі експерименту з різким збільшенням ймовірності комунікації ми дослідимо залежність здатності до навчання та успішності комунікації від ймовірності комунікації за умов зміни розміру популяції L , початкового віку агентів, розміру словника N , значень параметра A , стратегії вибору сусідів.

Оскільки ми прагнемо з'ясувати, як зміни Молоні (див. таблицю 1.1) впливають на поведінку моделі, у цьому підрозділі ми порівнюватимемо результати відтворених моделей Ліповської та Молоні у кожному експерименті та окремо в підрозділі 2.1.5.6.

2.1.5.1 Стійкість до зміни розміру популяції

Ліповська та Молоні у дослідженнях експерименту з різким збільшенням ймовірності комунікації не розглядають інших розмірів популяції, окрім $L=40$, тому у цьому підрозділі ми досліджуємо залежність s , l від p_{comm} за різних значень L : 20, 40, 60, 70. Аналіз поведінки популяції для кожного значення L відбувався на основі результатів 1 запуску алгоритму. Для дослідів було використано відтворені моделі Ліповської та Молоні зі значеннями параметрів з підрозділу 2.1.

Результати експериментів представлено як графіки залежності s , l від ймовірності комунікації при фіксованому значенні L та наведено на рисунку 2.10. Графіки зміни чисельності популяції наведено на рисунку 2.11.

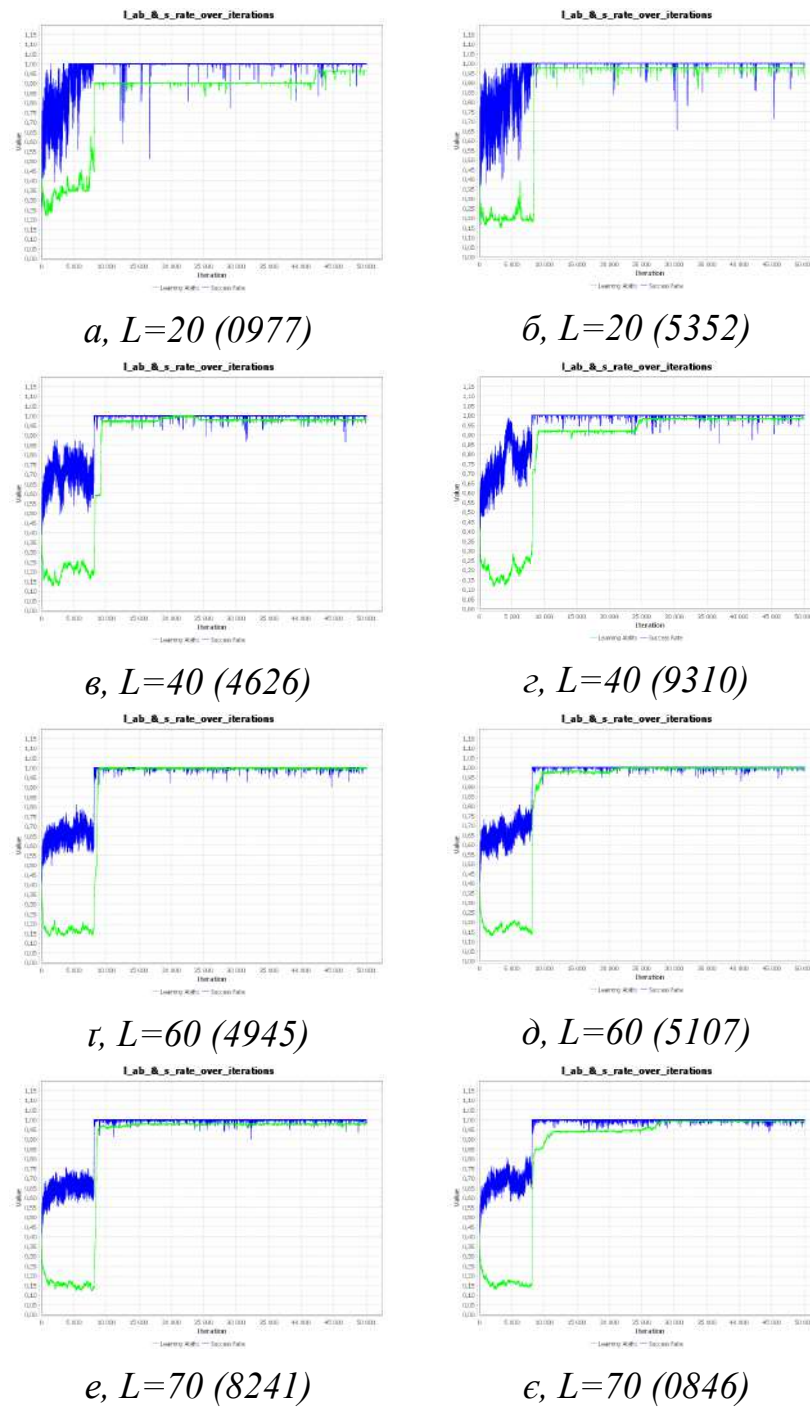


Рисунок 2.10 – Залежність s, l від p_{comm} за різних значень L : $a, в, г, е$ – результати відтвореної моделі Ліповської; $б, г, д, е$ – результати відтвореної моделі Молоні

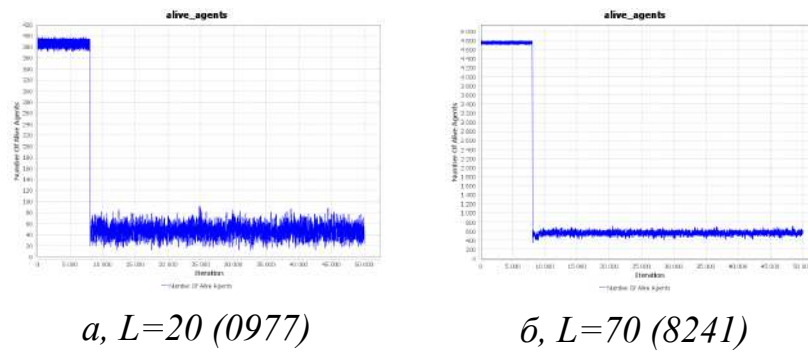


Рисунок 2.11 – Чисельність популяції в залежності від ймовірності комунікації при різних значеннях L (відтворена модель Ліповської)

Результати свідчать про стійкість моделей до зміни розмірів популяції. Зі збільшенням значення L спостерігається зменшення коливань показників успішності комунікації та здатності до навчання. Таку поведінку можна пояснити тим, що кількість агентів є більшою при більшому L протягом симуляції (рисунок 2.11), через що випадкові події (мутація мови або навчальної здібності, вигадкування мови, гибель агента) здійснюють менш помітний вплив на загальну динаміку популяції.

Порівнюючи поведінку відтворених моделей Ліповської та Молоні (рисунок 2.10), можемо стверджувати про високий ступінь схожості результатів.

2.1.5.2 Стійкість до зміни початкового віку агентів

У роботах Ліповської та Молоні в умовах ініціалізації агентів не зазначено початковий вік та не досліджується вплив цього значення на поведінку моделей. У наших експериментах ми використовуємо значення 0, а в цьому підрозділі з'ясуємо, як початковий вік діє на динаміку популяції.

Метою експерименту є дослідження залежності успішності комунікації та здатності до навчання від ймовірності комунікації за таких значень початкового віку агентів a : 0, 1, 5, 10. Аналіз поведінки популяції для кожного значення a відбувався на основі результатів 1 запуску програми. Для дослідів було використано відтворені моделі Ліповської та Молоні зі значеннями параметрів з підрозділу 2.1.

Результати експериментів наведено на рисунку 2.12, графіки зміни чисельності популяції – на рисунку 2.13.

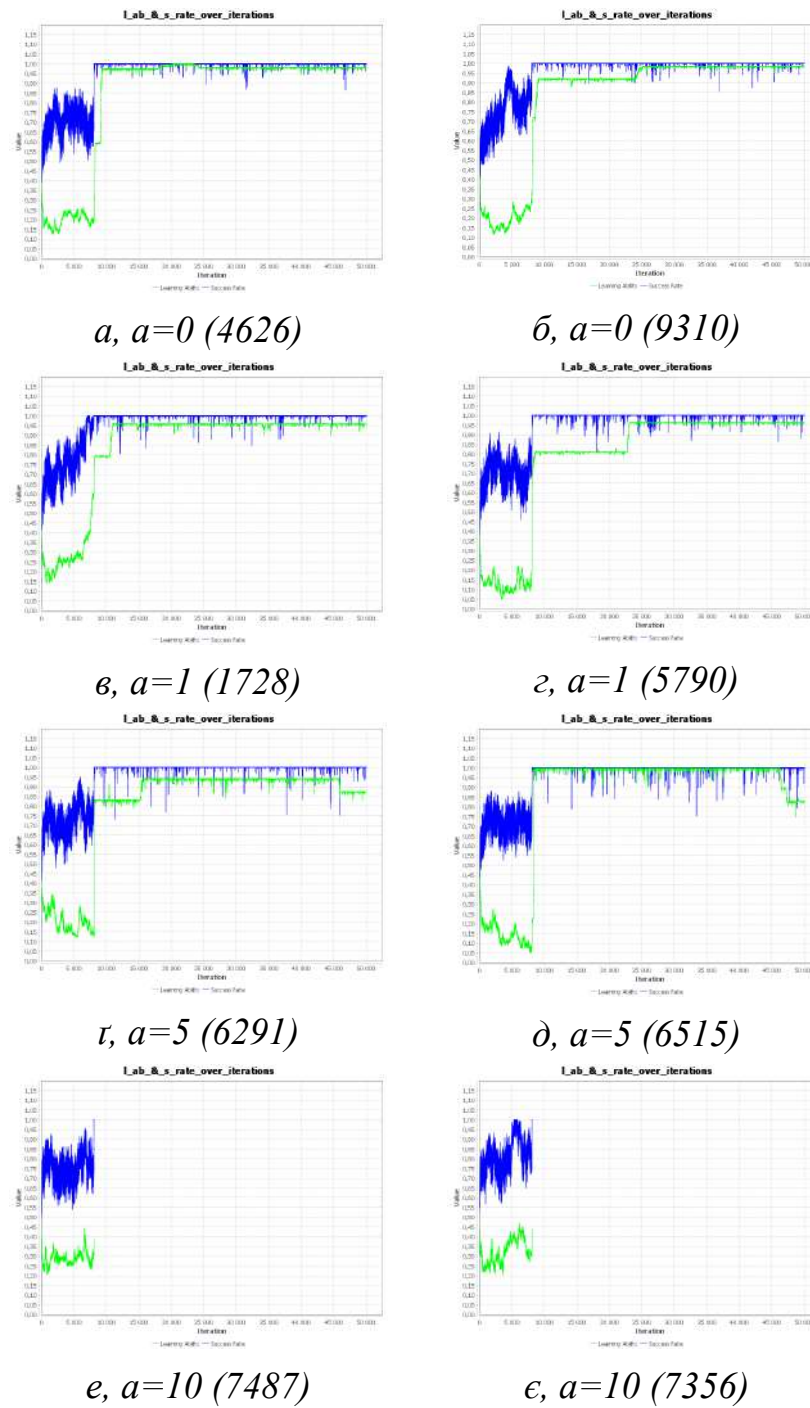


Рисунок 2.12 – Залежність s , l від p_{comm} за різних значень початкового віку агентів:

a , $в$, $г$, $е$ – результати відтвореної моделі Ліповської; $б$, $з$, $д$, $є$ – результати відтвореної моделі Молоні

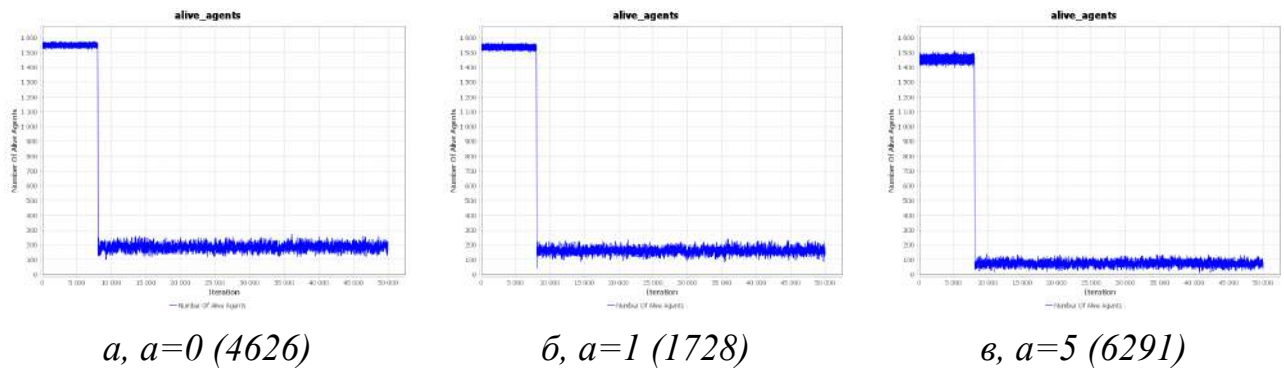


Рисунок 2.13 – Залежність чисельності агентів від p_{comm} за різних значень a (відтворена модель Ліповської)

За результатами експериментів моделі є стійкими до зміни початкового віку, хоча поведінка популяції очікувано змінюється, оскільки вік агентів враховується під час обчислення ймовірності виживання (див. формулу 1.2).

При $a=0$ спостерігається найвища серед досліджених значень стабільність показників s , l . Збільшення початкового віку до 1, 5 спричиняє зменшення чисельності популяції (рисунок 2.13.б, в), внаслідок чого посилюється стохастичність значень успішності комунікації та здатності до навчання.

У випадку $a=10$ популяція швидко вимирає при переході до $p_{comm}=0.98$. Причиною є зменшення ймовірності оновлення популяції до 0.02, що сприяє зростанню віку агентів та зниженню ймовірності виживання. Аналіз впливу p_{comm} на поведінку моделі наведено у підрозділі 2.5.

Відтворені моделі Ліповської та Молоні демонструють подібні результати.

2.1.5.3 Стійкість до зміни значення параметра A

Ліповська [1], [2] декларує стійкість моделі до зміни значень параметра A , однак Молоні спростовує це твердження, не наводячи, однак, результатів інших експериментів, окрім як зі значенням $A=0.005$. У цьому підрозділі ми з'ясуємо вплив параметра A на поведінку моделі в умовах різкого збільшення ймовірності комунікації.

Метою експерименту є дослідження залежності успішності комунікації, навчальної здібності, кількості агентів та середнього рівня знань у популяції

ймовірності комунікації за різних значень параметра A : 0, 0.005, 0.05, 0.5. Аналіз поведінки популяції для кожного значення A відбувався на основі результатів 1 запуску програми. Для дослідів було використано відтворені моделі Ліповської та Молоні зі значеннями параметрів з підрозділу 2.1.

Результати експериментів наведено на рисунках 2.14 – 2.18.

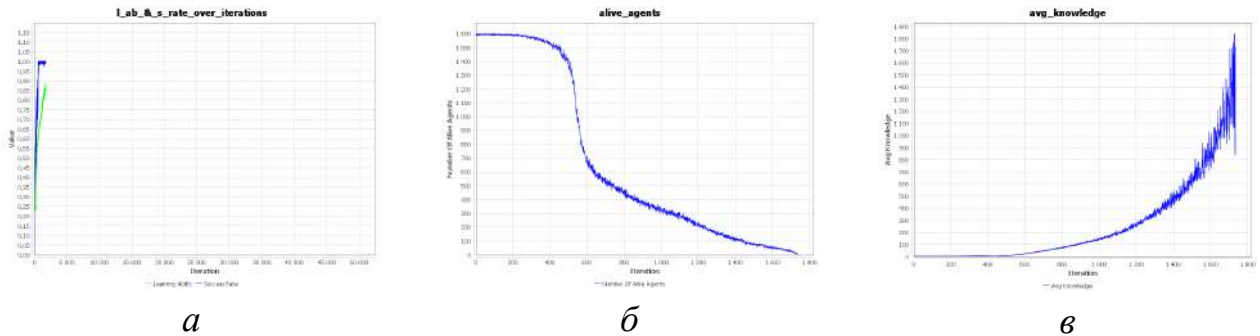


Рисунок 2.14 – Відтворена модель Ліповської при $A=0$: *а* – залежність s , l від p_{comm} ; *б* – зміна кількості агентів; *в* – зміна середнього рівня знань агентів (0756)

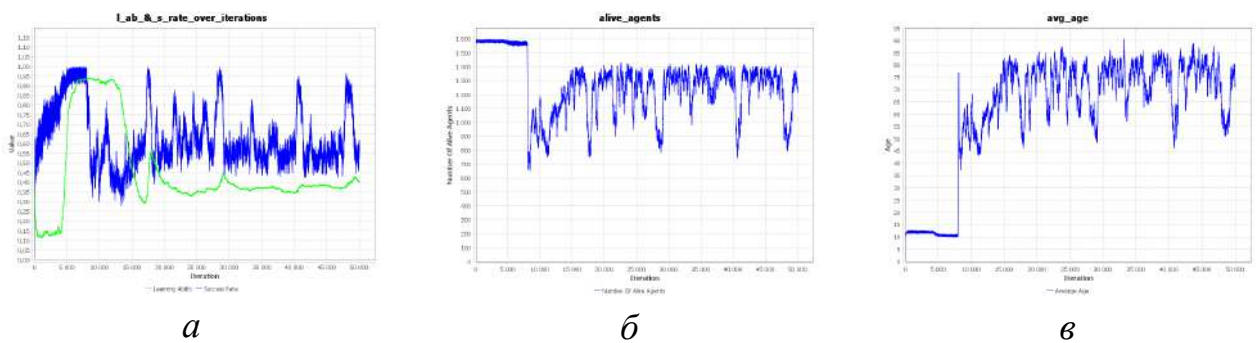


Рисунок 2.15 – Відтворена модель Ліповської при $A=0.005$: *а* – залежність s , l від p_{comm} ; *б* – зміна кількості агентів; *в* – зміна середнього віку агентів (3904)

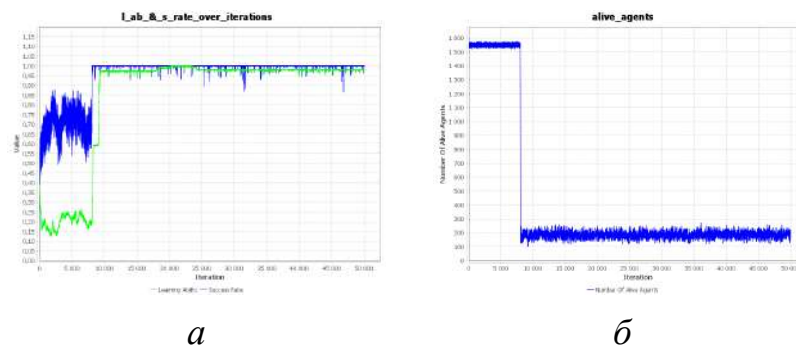


Рисунок 2.16 – Поведінка відтвореної моделі Ліповської при $A=0.05$: *а* – зміна успішності комунікації та навчальної здібності; *б* – зміна кількості агентів (4626)

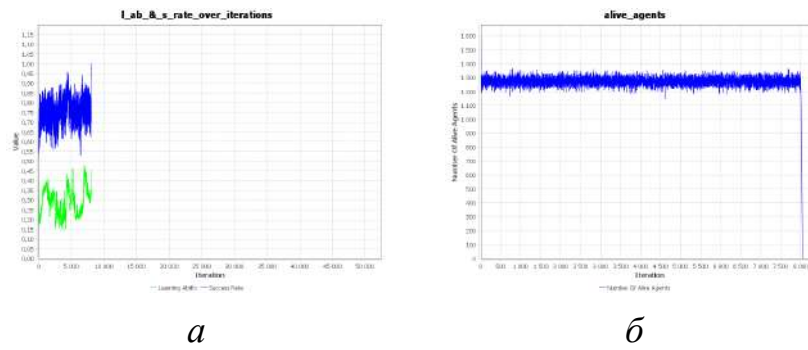


Рисунок 2.17 – Поведінка відтвореної моделі Ліповської при $A=0.5$: а – зміна успішності комунікації та навчальної здібності; б – зміна кількості агентів (2950)

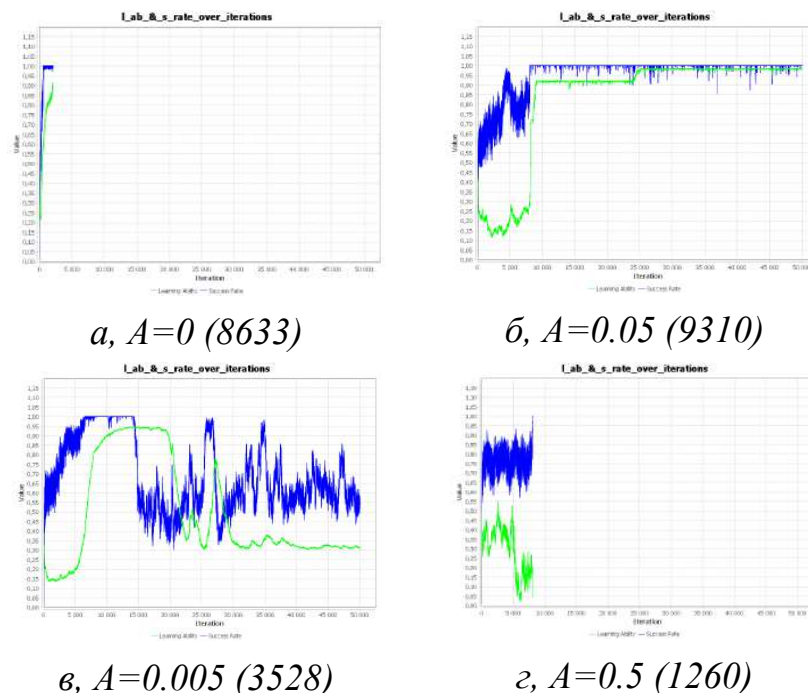


Рисунок 2.18 – Залежність s , l від p_{comm} за різних значень A (відтворена модель Молоні)

Відповідно до результатів експериментів, у досліджуваній конфігурації модель не є стійкою до зміни значення параметра A , який контролює вплив віку агента на ймовірність виживання (див. формулу 1.2), оскільки при $A=0.005$ спостерігаємо нехарактерну поведінку популяції. Результати за інших значень є очікуваними.

Використання $A=0$ спричиняє швидке вимирання популяції протягом перших приблизно 1800 ітерацій (рисунок 2.14.б). За рахунок значення 0 вік агента не впливає на ймовірність виживання, вона залежить тільки від рівня знань. Оскільки агенти не гинуть через вік, вони мають змогу накопичувати знання у великих обсягах, про що свідчить зростання рівня знань на графіку на рисунку 2.14.в. Як

наслідок, народжені на більш пізніх ітераціях агенти, рівень знань яких близький до 1, не можуть конкурувати у виживанні з дорослими агентами, чий рівень знань є значно вищим і близьким до середнього значення у популяції, та гинуть, що призводить до поступового зменшення чисельності популяції до 0.

Наслідком використання $A=0.005$ є довга тривалість життя агентів (рисунок 2.15.в). Хоча популяція досягає високих показників s , l до $t=8000$, після різкого збільшення ймовірності комунікації вона не переходить до стабільного стану: успішність комунікації періодично змінюється від високої до середньої, значення навчальної здібності зменшується до 0.4 – 0.5. Чисельність популяції після $t=8000$ періодично коливається від 700 до 1400 (рисунок 2.15.б). Коливання кількості агентів збігаються в часі зі збільшенням успішності комунікації та зниженням середнього віку в популяції (рисунок 2.15).

Рисунок 2.16 демонструє поведінку моделі при $A=0.05$: чисельність агентів знижується до приблизно 200 після $t=8000$, популяція розвивається успішно.

При збільшенні значення A до 0.5 спостерігаємо вимирання популяції після $t=8000$ (рисунок 2.17.б). У цьому випадку параметр A здійснює сильний негативний вплив на ймовірність виживання агентів з високим значенням віку. Зменшення ймовірності оновлення популяції внаслідок переходу до $p_{comm}=0.98$ сприяє збільшенню віку індивідів i , відповідно, зниженню ймовірності виживання, що призводить до вимирання. Аналіз поведінки моделі за різних значень A , p_{comm} наведено в підрозділі 2.5.

Рисунок 2.18 демонструє аналогічну поведінку відтвореної моделі Молоні.

Отже, параметр A є суттєвим у забезпеченні успішного розвитку популяції. Отримані результати також спростовують твердження Молоні про те, що будь-яка зміна значень параметра A призводить до вимирання популяції за кілька ітерацій [3].

2.1.5.4 Стійкість до зміни розміру словника

У цьому підрозділі ми досліджуємо залежність успішності комунікації та навчальної здібності від ймовірності комунікації за різного розміру словника N : 1, 5, 1000. Вплив кожного значення N було проаналізовано на основі результатів 1

запуску програми. Для експериментів було використано відтворені моделі Ліповської та Молоні зі значення параметрів з підрозділу 2.1.

Результати експериментів наведено на рисунку 2.19.

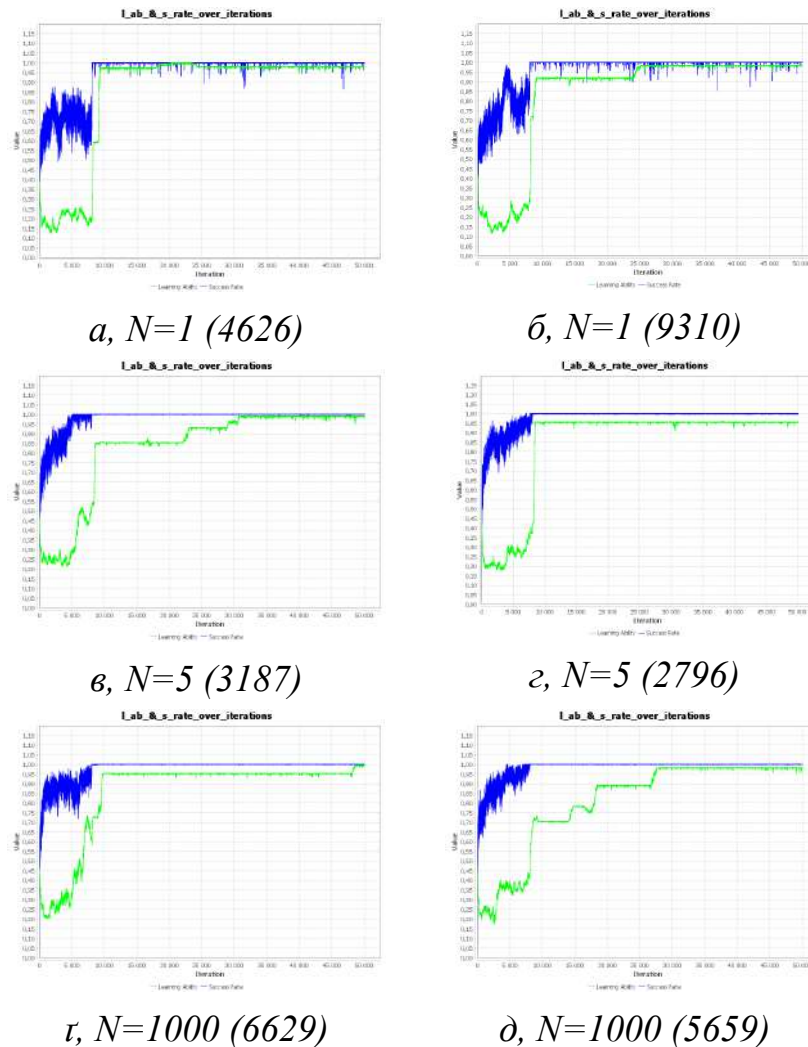


Рисунок 2.19 – Залежність s, l від p_{comm} за різних значень розміру словника: а, в, г – результати відтвореної моделі Ліповської; б, з, д – результати відтвореної моделі Молоні

Модель є стійкою до зміни розміру словника, оскільки наведені на рисунку 2.19 графіки демонструють однакову загальну тенденцію зміни успішності комунікації та навчальної здібності для всіх розглянутих значень N .

Збільшення розміру словника до $N=5, 1000$ призводить до зниження стохастичності та вищих показників успішності комунікації та навчальної здібності, значення якої починає зростати ще до $t=8000$. Такий результат є передбачуваним:

оскільки агент здатний пам'ятати більше мов, його комунікація відбувається більш успішно з великим колом осіб, що сприяє швидшому накопиченню знань та поширенню відповідної навчальної здібності у популяції.

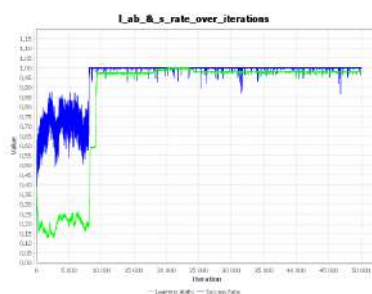
Відтворена модель Молоні демонструє аналогічну поведінку (рисунк 2.19.б, г, д).

2.1.5.5 Стійкість до зміни стратегії вибору сусідів

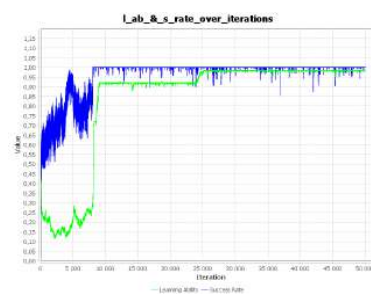
Алгоритм Ліповської передбачає вибір сусідів для комунікації та розмноження випадково з околу, що містить 8 клітин. Іншим підходом є вибір сусідньої позиції серед 4, розміщених на вертикальній та горизонтальній осях або на діагоналях. Вплив такої зміни, однак, не розглядається в роботах Ліповської та Молоні, тому в цьому підрозділі ми дослідимо залежність успішності комунікації та навчальної здібності від ймовірності комунікації при змінній стратегії вибору сусідів.

Аналіз впливу кожної зі стратегій виконано на основі результатів 1 запуску програми. Для експериментів було використано відтворені моделі Ліповської та Молоні зі значення параметрів з підрозділу 2.1. Розглянуті стратегії включають вибір позиції серед 8 сусідніх, серед 4 сусідніх по вертикалі та горизонталі, серед 4 сусідніх на діагоналях.

Результати експериментів наведено на рисунку 2.20.



а, 8 сусідів (4626)



б, 8 сусідів (9310)

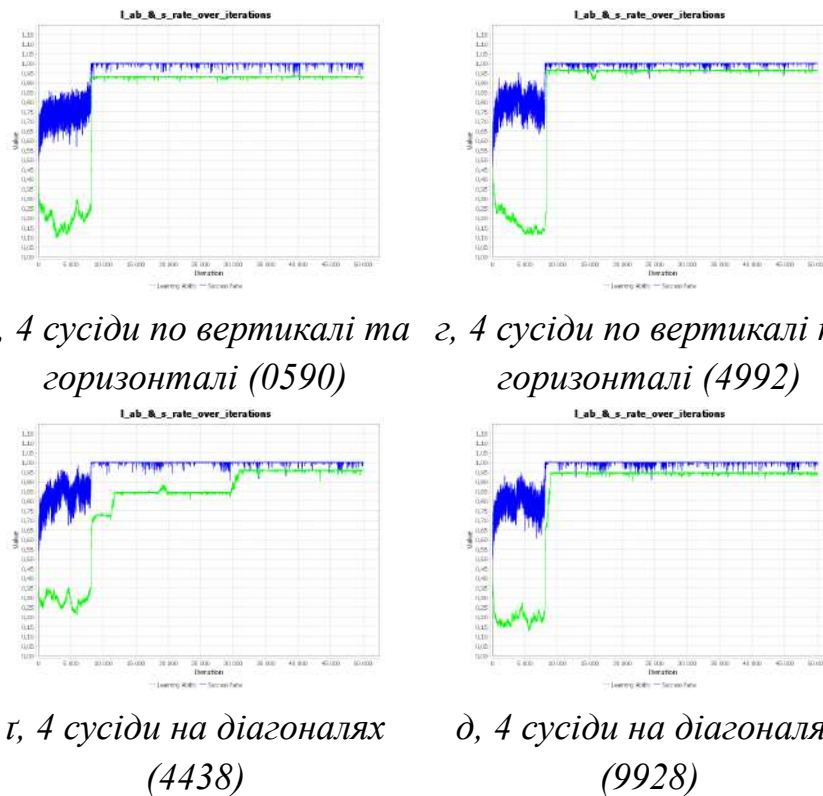


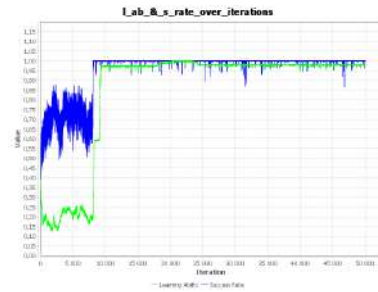
Рисунок 2.20 – Залежність s , l від p_{comm} за різних значень за зміненої стратегії вибору сусідів: а, в, г – результати відтвореної моделі Ліповської; б, г, д – результати відтвореної моделі Молоні

Результати експериментів свідчать про стійкість моделі до зміни стратегії вибору сусідів у запропонованих варіаціях, оскільки помітного впливу їх на динаміку розвитку популяцій не виявлено. Моделі Ліповської та Молоні демонструють схожу поведінку.

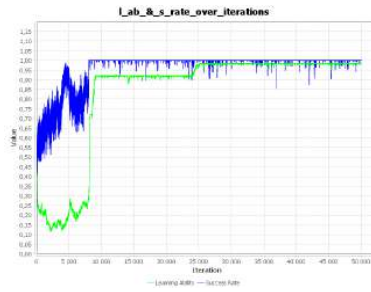
2.1.5.6 Стійкість до змін Молоні

У підрозділах 2.1.5.1 – 2.1.5.5 на прикладі залежності середньої навчальної здібності та успішності комунікації від ймовірності комунікації ми продемонстрували подібність між поведінкою моделей Ліповської та Молоні. Метою цього підрозділу є порівняння результатів варіанту моделі Молоні зі змінами 1, 3 з таблиці 1.1 та моделі Ліповської на основі графіків залежності кількості агентів, середнього віку агентів, середнього рівня знань агентів та кількості мов у популяції від ймовірності комунікації.

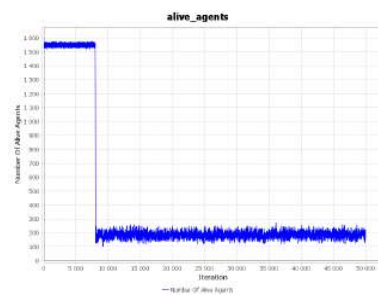
Для порівняння було обрано вихідні дані одного запуску програми на моделях Ліповської та Молоні зі значеннями параметрів з підрозділу 2.1. Результати наведено на рисунку 2.21.



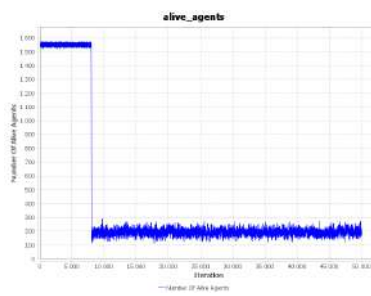
а, зміна s, l



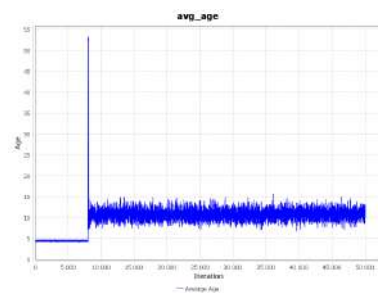
б, зміна s, l



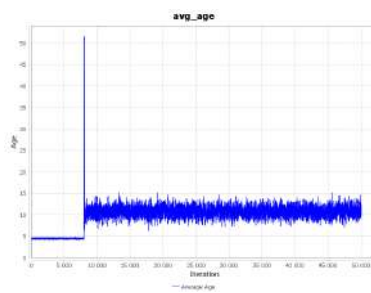
в, кількість агентів



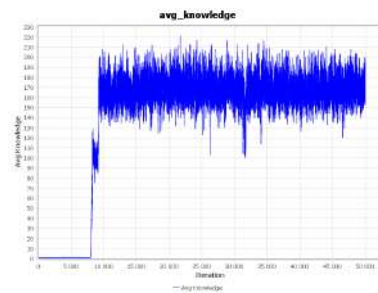
г, кількість агентів



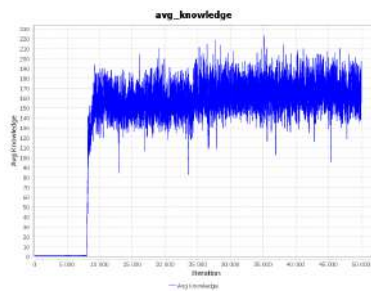
г, середній вік агентів



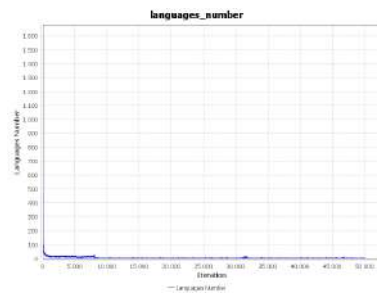
д, середній вік агентів



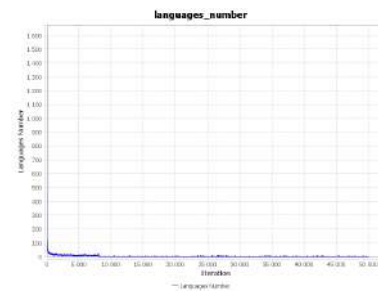
е, середній рівень знань агентів



є, середній рівень знань агентів



ж, кількість мов



з, кількість мов

Рисунок 2.21 – Залежність характеристик популяції від p_{comm} : а, в, г, е, ж – результати відтвореної моделі Ліповської (4626); б, з, д, є, з – результати відтвореної моделі Молоні (9310)

Порівнявши результати, наведені на рисунку 2.21, ми можемо зробити висновок про стійкість моделі Ліповської до змін Молоні за показниками s , l , кількості агентів, середнього рівня знань агентів, кількості мов.

2.2 Аналіз моделі Ліповської при ймовірності комунікації, що збільшується лінійно

За припущенням [1], інтенсивність взаємодії та рівень навичок спілкування на початку розвитку людства були низькими, але у ході еволюції комунікація почала відігравати важливішу роль, тому її частота поступово збільшувалась, що опосередковано призводило до вдосконалення здібностей до навчання.

Метою експерименту є дослідження залежності успішності комунікації та навчальної здібності агентів від ймовірності комунікації за умови, що вона збільшується лінійно відповідно до ітерації за такою формулою (формулу було відтворено з описів Ліповської та Молоні, оскільки автори не наводять її у явному вигляді):

$$p_{comm}(t) = p_{comm_start} + \frac{(p_{comm_end} - p_{comm_start}) \times t}{T-1}, \quad (2.1)$$

де p_{comm_start} – початкове значення ймовірності комунікації на першій ітерації;

p_{comm_end} – кінцеве значення ймовірності комунікації на останній ітерації;

t – номер ітерації (нумерація ітерацій починається від 0);

T – загальна кількість ітерацій.

2.2.1 Результати Ліповської

За умовами дослідження Ліповської [1], еволюція популяції відбувається протягом $T=200000$ зі значеннями $p_{comm_start}=0.1$, $p_{comm_end}=0.5$ та розміром популяції $L=60$. Решта параметрів мають такі значення: $A=0.05$, $B=5$, $N=1$, $p_{mut}=0.001$. Під час ініціалізації кожен агент отримує одне випадкове слово, вага якого дорівнює 1, та випадкову здатність до навчання з проміжку $(0, 0.1)$, що симулює низький однорідний початковий рівень здібностей агентів.

Як результат експерименту, Ліповська наводить графік залежності s , l , частки агентів, чия мова використовується найбільшою кількістю агентів (f_m), частки агентів з найпоширенішим значенням навчальної здібності від ймовірності комунікації (f_l) (рисунок 2.22), однак ми сфокусуємось на перших двох, оскільки дослідження їхньої зміни є центральним у нашій роботі.

Окрім цього, Ліповська демонструє розподіл агентів за здатністю до навчання та мовою (рисунок 2.23), де агенти з однаковою мовою та здатністю до навчання позначені тим самим відтінком сірого. Більш темний колір клітинок на мапах зі здатністю до навчання свідчить про вище значення характеристики.

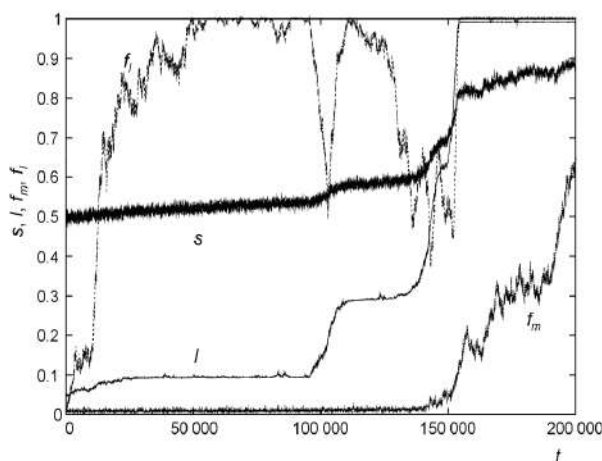


Рисунок 2.22 – Результат Ліповської: s – успішність комунікації; l – середня навчальна здібність; f_m – частка агентів, чия мова використовується найбільшою кількістю агентів; f_l – частка агентів з найпоширенішим значенням навчальної здібності. Відповідає Fig. 9 з [1]

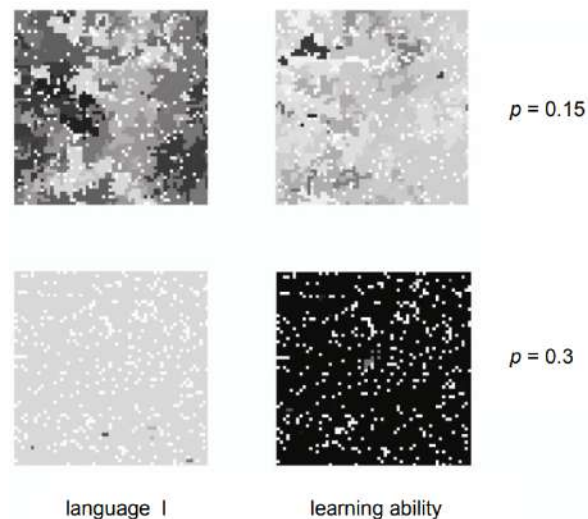


Рисунок 2.23 – Результат Ліповської: мапи розподілу агентів за мовою та навчальною здібністю за різних значень p_{comm} . Відповідає Fig. 2 з [1]

На графіку помітно, що протягом 100000 ітерацій популяція перебуває в стані зі сталою низькою здатністю до навчання $l \approx 0.1$, однак зі збільшенням ймовірності комунікації агентам бракує навчальних здібностей, через що вони розвивають вищий показник $l \approx 0.3$ на ітерації $t=120000$. Наступний перехід відбувається на кроці $t=150000$, після якого популяція досягає високих значень навчальної здібності та успішності комунікації [1].

У коментарі до рисунка авторка цього не вказує, однак різкий перехід значення середньої навчальної здібності від 0.3 до 1, на нашу думку, є свідченням біолінгвістичного переходу. Хоча Ліповська не наводить ймовірності комунікації, що відповідають ітераціям, ми відтворили p_{comm} при $t=150000$ згідно з формулою 2.1 та отримали значення 0.4.

Мапи розподілу агентів (рисунок 2.23) демонструють стан популяції на різних етапах симуляції. При низькому значенні $p_{comm}=0.15$ популяція є неоднорідною з великою кількістю кластерів, однак зі зростанням ймовірності комунікації до $p_{comm}=0.3$ більшість агентів переймають спільну мову та розвивають високу здатність до навчання.

Зазначимо, однак, що мапи не відповідають даним рисунка 2.22, оскільки при значенні $p_{comm}=0.3$ ($t \approx 100000$) на графіку навчальна здібність має значення $l \approx 0.15$, а частка f_m є близькою до 0, тоді як мапа розподілу за навчальною здібністю

демонструє значення $l \approx 1$, а мапа розподілу за мовою – одномовність популяції. Спостереження може свідчити про те, що результати походять з різних запусків, які у свою чергу продукують нестабільні результати, або про відмінності у значеннях параметрів між запусками.

2.2.2 Результати Молоні

Згідно з Молоні, відтворення експерименту було виконано з параметрами $T=200000$, $p_{comm_start}=0.1$, $p_{comm_end}=0.5$, $L=60$, $A=0.005$, $B=5$, $N=1$, $p_{mut}=0.001$. Звернімо увагу на відмінність значення A від Ліповської у розділі 2.2.1.

Результати експерименту продемонстровано рисунках 2.24, 2.25.

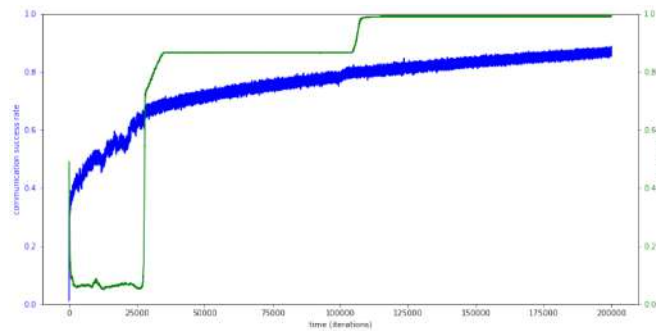


Рисунок 2.24 – Результат Молоні: зміна здатності до навчання та успішності комунікації в залежності від ймовірності комунікації. Відповідає Figure 3.5 з [3]

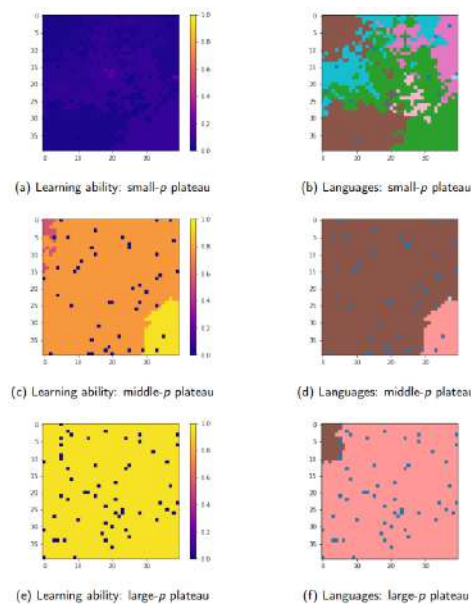


Рисунок 2.25 – Результат Молоні: мапи розподілу агентів за навчальною здібністю (а, в, г) та мовою (б, г, д) за низької (small-p), середньої (middle-p) та високої (large-p) ймовірності комунікації. Відповідає Figure 3.6 з [3]

На відміну від Ліповської (див. рисунок 2.22), Молоні спостерігає більш ранній перехід до високої навчальної здібності при $t \approx 26000$ ($p_{comm} \approx 0.15$). Графік зміни здатності до навчання демонструє стрибки значень навчальної здібності, що відповідає динаміці моделі Ліповської. Наприкінці симуляції успішність комунікації та здатність до навчання досягають значень 0.9 та 1 відповідно.

Однак помітною є відмінність у способі ініціалізації популяції експерименту Молоні. На рисунку 2.24 значення початкової здатності до навчання знаходиться на рівні 0.5, що свідчить про те, що агентам було, найімовірніше, надано випадкову навчальну здібність з проміжку (0, 1), тоді як за вимогою Ліповської (див. підрозділ 2.2.1) значення має знаходитись у межах (0, 0.1). Вказана невідповідність у поєднанні з відмінним значенням A могла стати причиною різниці у поведінці моделі.

Варто звернути увагу, що наведені на рисунку 2.25 мапи не відповідають умовам експерименту, оскільки мають розмір 40×40 замість 60×60 , як передбачено параметром $L=60$. Хоча автор не наводить конкретних значень ітерації або ймовірності комунікації, для яких було побудовано мапи розподілу агентів, рисунок 2.25 демонструє низьку успішність комунікації та багатомовність популяції при низькій ймовірності комунікації та однорідність популяції зі збереженням кількох мов при високому p_{comm} , що збігається з результатами Ліповської.

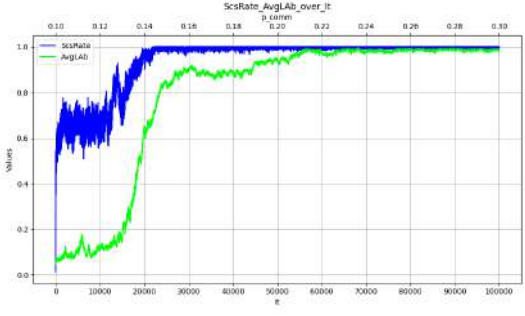
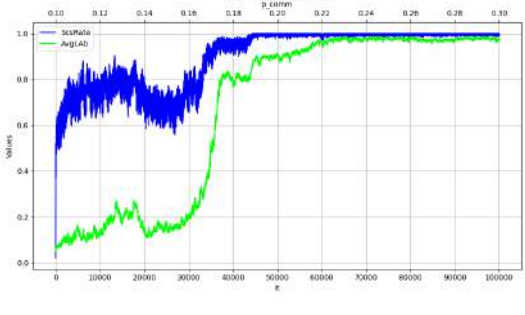
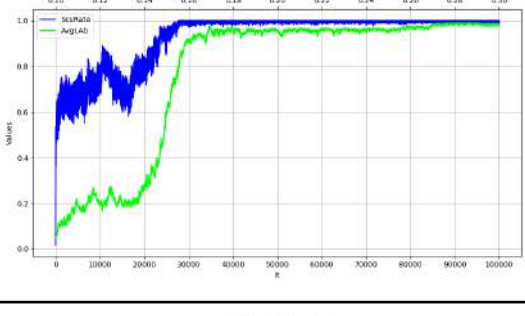
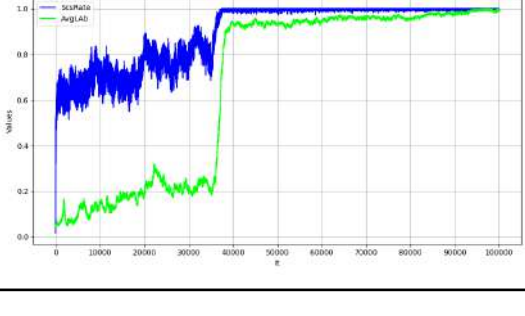
2.2.3 Результати відтвореної моделі Ліповської

Відтворення експерименту відбувалось з використанням реалізованої моделі Ліповської, параметрами та способом ініціалізації, описаними в підрозділі 2.2.1, однак фактичну кількість ітерацій було зменшено до 100000 з метою скорочення часових витрат на виконання дослідів. При цьому швидкість зміни ймовірності комунікації залишилась оригінальною за рахунок використання $T=200000$ при обчисленні значення p_{comm} за формулою 2.1, що дозволило нам коректно порівняти результати.

Ми проаналізували значення ймовірності комунікації на основі 4 запусків програми та навели значення p_{comm} БП і відповідні графіки залежності s , l від p_{comm} у

таблиці 2.1. Мапи розподілу агентів за здатністю до навчання та мовою вказано на рисунку 2.26.

Таблиця 2.1 – Значення p_{comm} БП відтвореної моделі Ліповської

№	p_{comm} БП	Графік залежності s, l від номеру ітерації (за формулою (2.1) відновлюється p_{comm})
1	0.16 (0039)	
2	0.175 (8783)	
3	0.16 (2066)	
4	0.18 (8103)	
Середнє	0.16875 ± 0.01031	

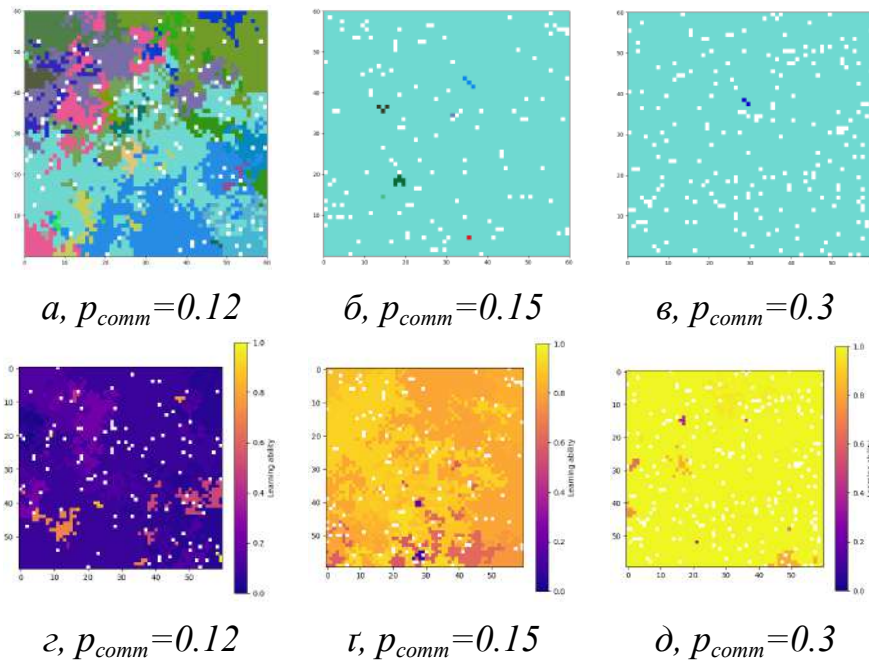


Рисунок 2.26 – Мапи розбиттів агентів з експерименту №1: а, б, в – розбиття за ознакою мови; з, г, д – розбиття за ознакою здатності до навчання (0039)

Відтворена модель демонструє динаміку, подібну до моделі Ліповської: значення здатності до навчання є низьким до моменту досягнення певної ймовірності комунікації, після чого показники l та s збільшуються. Однак БП відбувається раніше, ніж у Ліповської: при $p_{comm} \approx 0.17$, тоді як у авторки – при $p_{comm} \approx 0.4$ (див. підрозділ 2.2.1). Графіки також свідчать про загалом вищу успішність комунікації протягом симуляції у порівнянні з результатами авторки (див. рисунок 2.22).

Зважаючи на ранній БП, мапи розподілу на рисунку 2.26 не повністю відповідають результатам Ліповської (див. рисунок 2.23). При $p_{comm}=0.15, 0.3$ популяція вже має високий рівень навчальної здібності та досягла одномовності, на відміну від стану до БП – при $p_{comm}=0.12$.

2.2.4 Результати відтвореної моделі Молоні

Для відтворення експерименту було використано реалізовану модель Молоні з параметрами та способом ініціалізації, описаними в підрозділі 2.2.2, однак зі зменшеною до 100000 кількістю ітерацій. Ми провели 2 запуски програми і,

оскільки популяції демонстрували консистентну поведінку, проаналізуємо результати тільки одного з них.

На рисунку 2.27 наведено графік залежності s , l від p_{comm} , мапи розподілу агентів за навчальною здібністю та мовою – на рисунку 2.28.

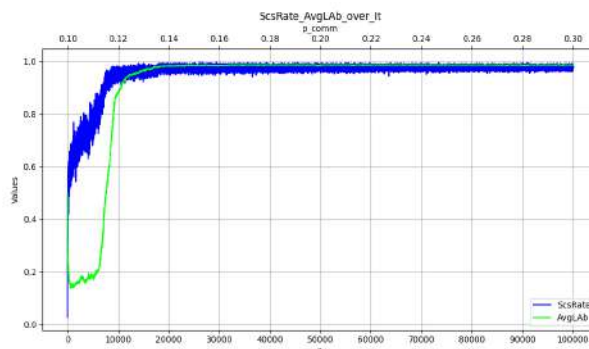


Рисунок 2.27 – Результат відтвореної моделі Молоні (7184)

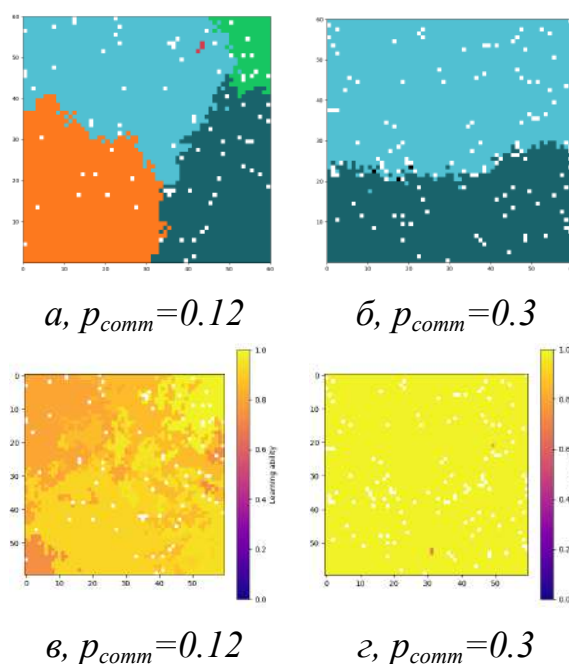


Рисунок 2.28 – Мапи розбиттів агентів: а, б – розбиття за ознакою мови; в, г – розбиття за ознакою здатності до навчання (7184)

Відтворена модель демонструє схожу до оригінальної динаміку зміни навчальної здібності, однак поведінка значень успішності комунікації відрізняється: у Молоні успішність зростає повільно протягом всієї симуляції, а наші результати свідчать про швидкий розвиток високих показників до $t=10000$. Відмінність також

помітна у значенні p_{comm} БП, який, згідно з нашими спостереженнями, відбувається при $p_{comm} \approx 0.12$ (рисунок 2.27), а в автора – при $p_{comm} \approx 0.15$ (див. підрозділ 2.2.2).

Мапи розподілу агентів на рисунку 2.28 схожі до результатів Молоні (див. рисунок 2.25), також спостерігається збереження кількох мов навіть за високої ймовірності комунікації на пізніх ітераціях (рисунок 2.28.б).

2.2.5 Дослідження стійкості моделі Ліповської до змін

У цьому підрозділі ми продовжимо вивчати вплив стратегій та значень параметрів на поведінку моделі за умови, що ймовірність комунікації змінюється відповідно до формули 2.1. Однак аналізуватимемо результати тільки відтвореного алгоритму Ліповської, оскільки, як ми з'ясували у підрозділі 2.1.5.6, відмінності реалізації Молоні не змінюють динаміки популяції. Тим не менше, ми порівняємо вихідні дані обох моделей у підрозділі 2.2.5.6.

Метою є дослідження залежності середньої навчальної здібності та успішності комунікації від ймовірності комунікації при зміні розмірів популяції L , початкового віку агентів, значень параметра A , розміру словника N , стратегії вибору сусідів.

2.2.5.1 Стійкість до зміни розміру популяції

У цьому експерименті ми досліджуємо залежність успішності комунікації, навчальної здібності та значення p_{comm} біологічного переходу від ймовірності комунікації при зміні розміру популяції за результатами відтвореної моделі Ліповської зі значеннями параметрів та способом ініціалізації з підрозділу 2.2.1 (кількість ітерацій обмежено до $T=100000$, $L=40$).

Результати отримано на основі 1 запуску програми із кожним значенням L та наведено у вигляді графіків зміни s , l залежно від p_{comm} (рисунок 2.29) та таблиці 2.2 з порівнянням ймовірності комунікації при біологічному переході за різного розміру популяції.

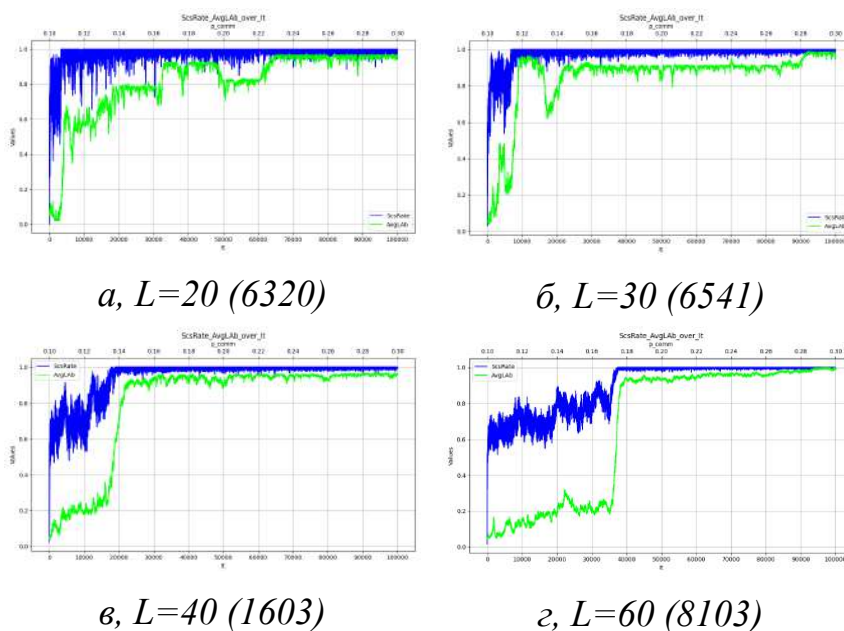


Рисунок 2.29 – Залежність s, l від p_{comm} за зміни розміру популяції

Таблиця 2.2 – Значення p_{comm} БП в залежності від L

L	p_{comm}
20	≈ 0.11
30	≈ 0.12
40	≈ 0.145
60	≈ 0.18

Результати експерименту підтверджують стійкість моделі до зміни розміру популяції, оскільки спостережені зміни в поведінці є очікуваними. Збільшення чисельності агентів, згідно з таблицею 2.2, призводить до зростання ймовірності комунікації, необхідної для біолінгвістичного переходу. Аналогічно до результатів підрозділу 2.1.5.1, при вищому значенні L спостерігаємо зменшення стохастичності значень успішності комунікації та навчальної здібності.

2.2.5.2 Стійкість до зміни початкового віку агентів

Метою експерименту є дослідження залежності успішності комунікації, здатності до навчання та біолінгвістичного переходу від початкового віку a агентів. Результати отримано на основі 1 запуску програми для кожного значення віку з використанням відтвореної моделі Ліповської з параметрами відповідно до

підрозділу 2.2.1 ($T=100000$, $L=40$) та наведено на рисунку 2.30. Дані про p_{comm} БП узагальнено в таблиці 2.3.

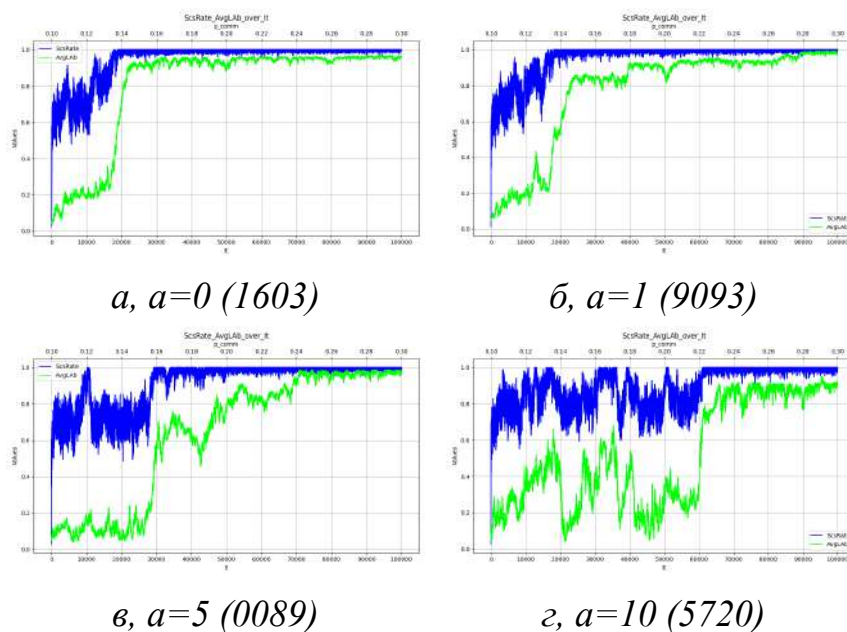


Рисунок 2.30 – Залежність s , l від p_{comm} за зміни початкового віку агентів

Таблиця 2.3 – Значення p_{comm} БП та кількість агентів на останній ітерації в залежності від a

a	p_{comm}	Кількість агентів, $t=100000$
0	≈ 0.145	1499
1	≈ 0.15	1491
5	≈ 0.16	1372
10	≈ 0.22	918

Результати свідчать про стійкість моделі до початкового віку агентів. Високе значення a при ініціалізації скорочує тривалість продуктивного періоду життя агентів і перешкоджає встановленню успішної комунікації та поширенню навчальних здібностей, наслідком чого є коливання значень (рисунок 2.29.г) та пізній БП (при $a=10$ p_{comm} переходу становить 0.22 у порівнянні з 0.145 при $a=0$). Також спостерігається тенденція до зменшення кількості агентів зі зростанням початкового віку (таблиця 2.3). Попри це, популяція врешті досягає високих показників s , l .

2.2.5.3 Стійкість до зміни значення параметра A

У цьому досліді розглядається залежність s , l , середнього віку, середнього рівня знань, середньої ймовірності виживання агентів та p_{comm} БП від параметра A зі значеннями 0, 0.005, 0.05, 0.5. Експеримент відтворено з використанням реалізованої моделі Ліповської зі значеннями параметрів з підрозділу 2.2.1 ($T=100000$, $L=40$). Результати на основі 1 запуску програми для кожного значення A наведено на рисунку 2.31 та у таблиці 2.4.

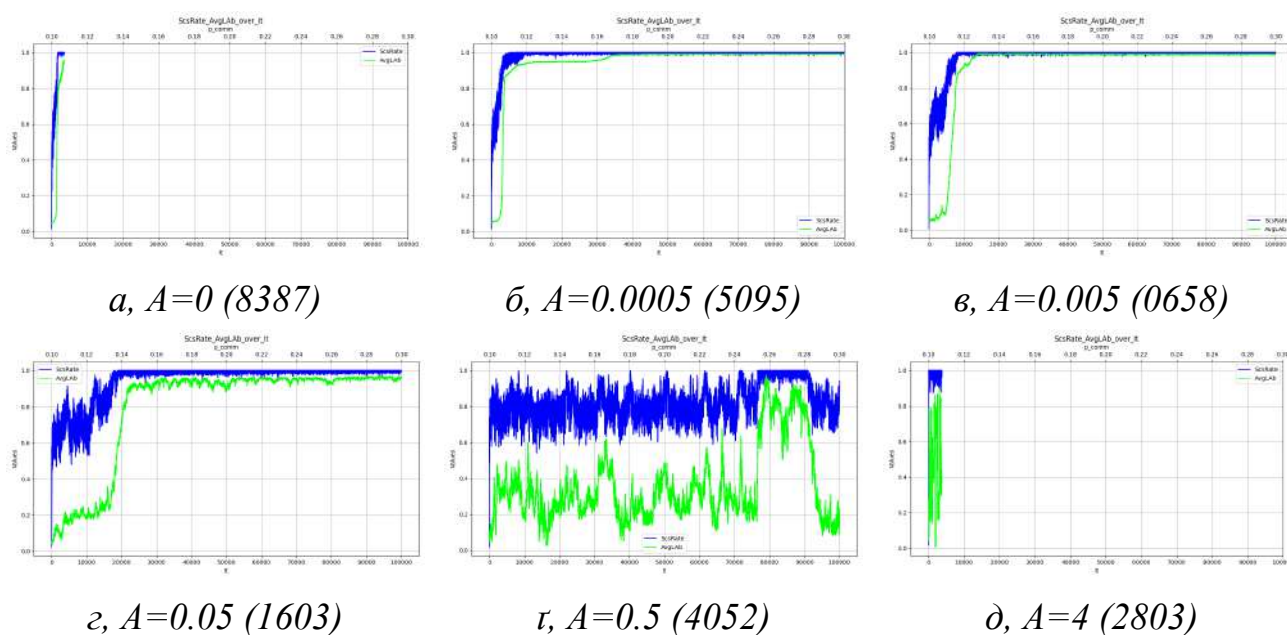


Рисунок 2.31 – Залежність s , l від p_{comm} за зміни значення A

Таблиця 2.4 – Значення характеристик популяції в залежності від значення A

A	p_{comm} БП	Середній вік, остання ітерація	Середній рівень знань, остання ітерація	Середня ймовірність виживання p_{surv} , остання ітерація	Остання ітерація
0	≈ 0.1	999.0	3173.89	0.5	3484
0.0005	≈ 0.107	24.71	17.94	0.75	100000
0.005	≈ 0.115	12.19	8.82	0.81	100000
0.05	≈ 0.145	4.89	3.9	0.74	100000
0.1	≈ 0.2	3.67	3.08	0.7	100000
0.5	—	1.99	1.12	0.54	100000
4	—	1.00253	1.26026	0.01803	3765

Результати досліджу демонструють стійкість моделі до параметра A у конфігурації експерименту, що розглядається.

По-перше, збільшення значення A веде до зниження ймовірності виживання агентів старшого віку, а отже – скорочення середньої тривалості життя: з 999 років при $A=0$ до приблизно 1 року при $A=4$. Внаслідок частої загибелі агентів і, відповідно, втрати популяцією навичок і здатності до навчання посилюються коливання показників s , l , що демонструють графіки на рисунку 2.21.г-д. Високе значення $A=4$ спричиняє швидке вимирання популяції, оскільки p_{surv} є низьким (на останній ітерації складає приблизно 0.02).

Зниження p_{surv} зі зменшенням A має іншу природу: вік перестає бути визначальним для виживання, і більш сильний вплив на пристосованість починає здійснювати рівень знань. Оскільки кількість знань у дорослих та новонароджених агентів суттєво відрізняється, це негативно впливає на ймовірність виживання останніх. Через причини, описані в підрозділі 2.1.5.3, при значенні $A=0$ відбувається швидке вимирання популяції за 3484 ітерації.

Тривалість життя визначає, скільки знань агенти встигнуть накопичити в ході комунікацій, тому спостерігаємо зниження рівня знань зі збільшенням значення A і зменшенням середнього віку в популяції.

Окрім цього, збільшення A спричиняє зростання p_{comm} БП від $p_{comm} \approx 0.1$ при $A=0$ до $p_{comm} \approx 0.145$ при $A=0.05$ або перешкоджає цьому явищу взагалі: перехід не відбувається при $A=0.5, 4$. Причина такої поведінки тісно пов'язана з терміном життя агентів. За низького значення $A=0.0005$ агенти існують довше (24.7 років відповідно до таблиці 2.4), що дозволяє взяти участь у більшій кількості комунікацій і підвищити рівень знань, а також залишити більше здібних нащадків. Це зумовлює швидке зростання успішності комунікації та здатності до навчання (рисунок 2.31.б). При високому $A=0.05$ середня тривалість життя складає приблизно 4.9 роки, тому в популяції йде більше часу на те, щоб досягти успіху.

На відміну від спостережень підрозділу 2.1.5.3, за значення $A=0.005$ популяція розвивається успішно та здійснює біолінгвістичний перехід при $p_{comm} \approx 0.115$.

Отже, низьке значення параметра A серед розглянутих, за виключенням 0, сприяє швидкому розвитку успішної популяції, більшій тривалості життя та вищому рівню знань; високе – створює умови для пізнього БП або його відсутності, сильних коливань значень s , l , зменшення середнього віку агентів та рівня їхніх знань.

2.2.5.4 Стійкість до зміни розміру словника

Метою експерименту є дослідження залежності s , l , p_{comm} БП від ймовірності комунікації при зміні розміру словника N : 1, 5, 1000. Було використано відтворену модель Ліповської з параметрами з підрозділу 2.2.1 ($T=100000$, $L=40$). Результати дослідів наведено на рисунку 2.32 (1 запуск на 1 значення N) та у таблиці 2.5.

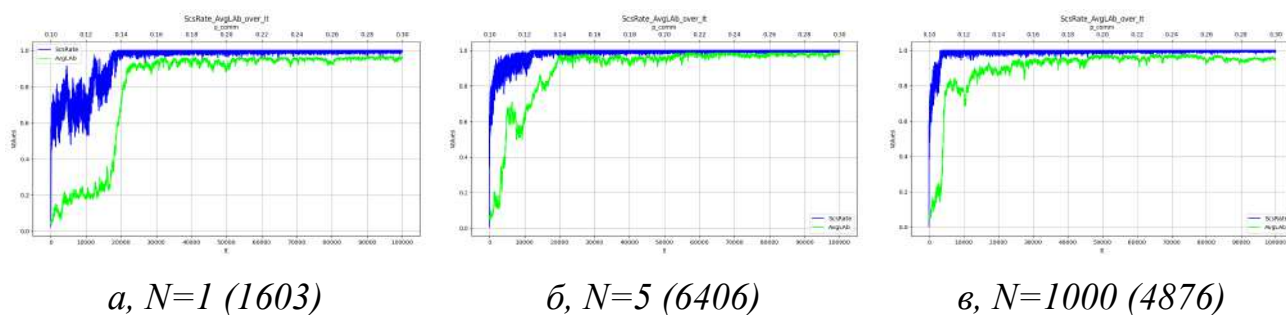


Рисунок 2.32 – Залежність s , l від p_{comm} за зміни розміру словника

Таблиця 2.5 – Значення p_{comm} БП в залежності від N

N	p_{comm}
1	≈ 0.145
5	≈ 0.11
1000	≈ 0.11

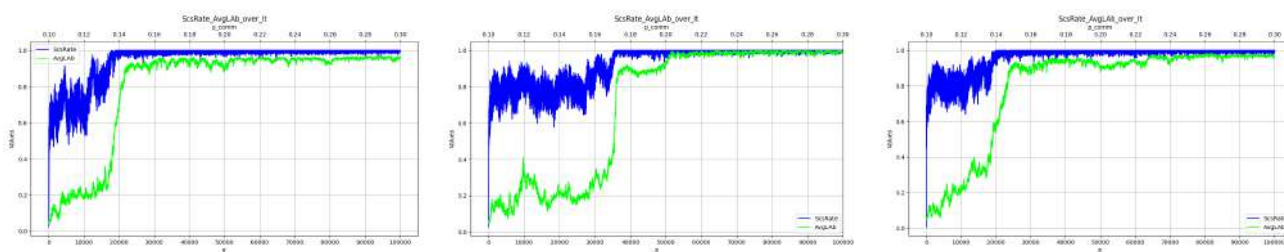
Модель Ліповської демонструє стійкість до зміни значення параметра N . Як і в експерименті 2.1.5.4, збільшення словника дозволяє агентам швидше знаходити спільну мову, що призводить до стрімкого зростання успішності комунікації та навчальної здібності за низької ймовірності комунікації, що спостерігаємо на рисунку 2.32. БП відбувається при $p_{comm} \approx 0.145$ за умови $N=1$, однак поріг знижується до $p_{comm} \approx 0.11$ при $L=5, 1000$.

Збільшення словника в 200 разів з $L=5$ до $L=1000$ не призводить до різких змін у поведінці популяції, однак помітно, що успішність комунікації та рівень навчальної здібності до БП є загалом вищими при $L=1000$ (рисунок 2.32.б, в).

2.2.5.5 Стійкість до зміни стратегії вибору сусідів

У цьому експерименті ми розглянули залежність s , l від p_{comm} за зміненої стратегії вибору сусідів, варіанти якої було описано в підрозділі 2.1.5.5. Досліди було проведено з відтвореною моделлю Ліповської та значеннями параметрів з підрозділу 2.2.1 ($T=100000$, $L=40$).

Результати запусків наведено на рисунку 2.33 та у таблиці 2.6.



а, 8 сусідів (1603)

б, 4 сусіди по вертикалі та горизонталі (4642)

в, 4 сусіди на діагоналях (0525)

Рисунок 2.32 – Залежність s , l від p_{comm} за зміни стратегії вибору сусідів

Таблиця 2.6 – Значення p_{comm} БП в залежності від стратегії вибору сусідів

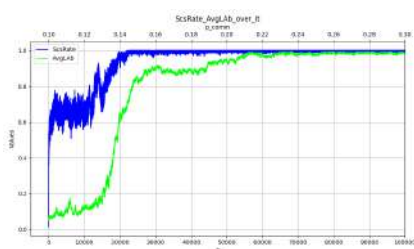
Стратегія вибору сусідів	p_{comm}	Кількість запусків
8 сусідів	$\approx 0.146 \pm 0.010$	3
4 сусіди по вертикалі та горизонталі	$\approx 0.159 \pm 0.013$	5
4 сусіди на діагоналях	$\approx 0.148 \pm 0.019$	5

За результатами експериментів можна зробити висновок, що в досліджуваній конфігурації модель зазнає впливу стратегії вибору сусідів, однак залишається стійкою. Зокрема, зміни помітні у значеннях p_{comm} БП: перехід відбувається пізніше у випадку стратегій з чотирма опціями для позицій сусідів. Причиною такої поведінки може бути обмежений простір для вибору агентів для спілкування, що уповільнює поширення мови, а також збільшення ймовірності відсутності агента-слухача або

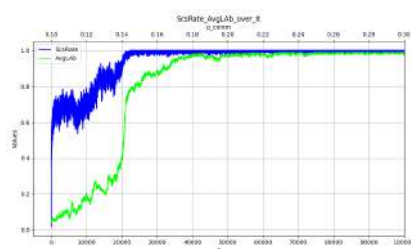
порожньої клітини для створення нащадка, що також негативно впливає на швидкість розвитку популяції.

2.2.5.6 Стійкість до змін Молоні

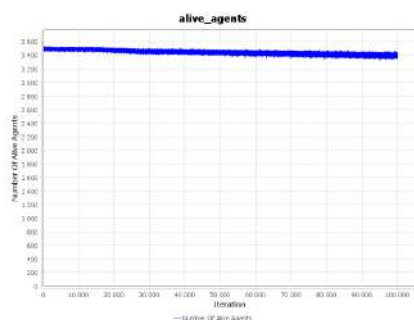
У цьому розділі ми порівняли результати експерименту на відтворених моделях Ліповської та Молоні на 1 запуску програми за такими характеристиками: середня навчальна здібність, успішність комунікації, середня кількість агентів, середній вік, середній рівень знань, кількість мов. Значення параметрів відповідають тим, що вказані у підрозділі 2.2.1 ($T=100000$, $L=60$). Результати наведено на рисунку 2.34.



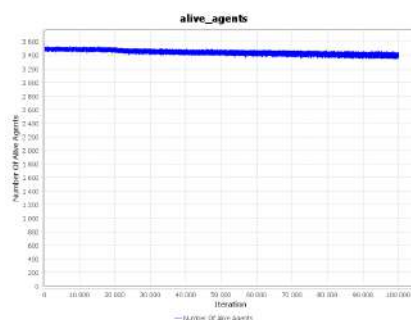
а, зміна s , l



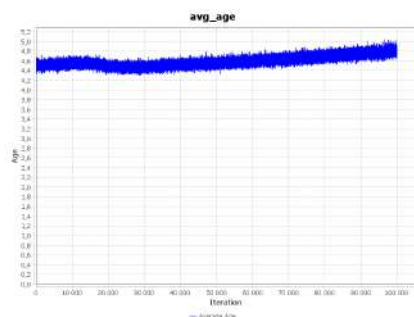
б, зміна s , l



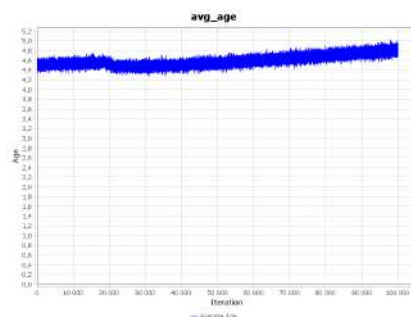
в, кількість агентів



г, кількість агентів



д, середній вік агентів



е, середній вік агентів

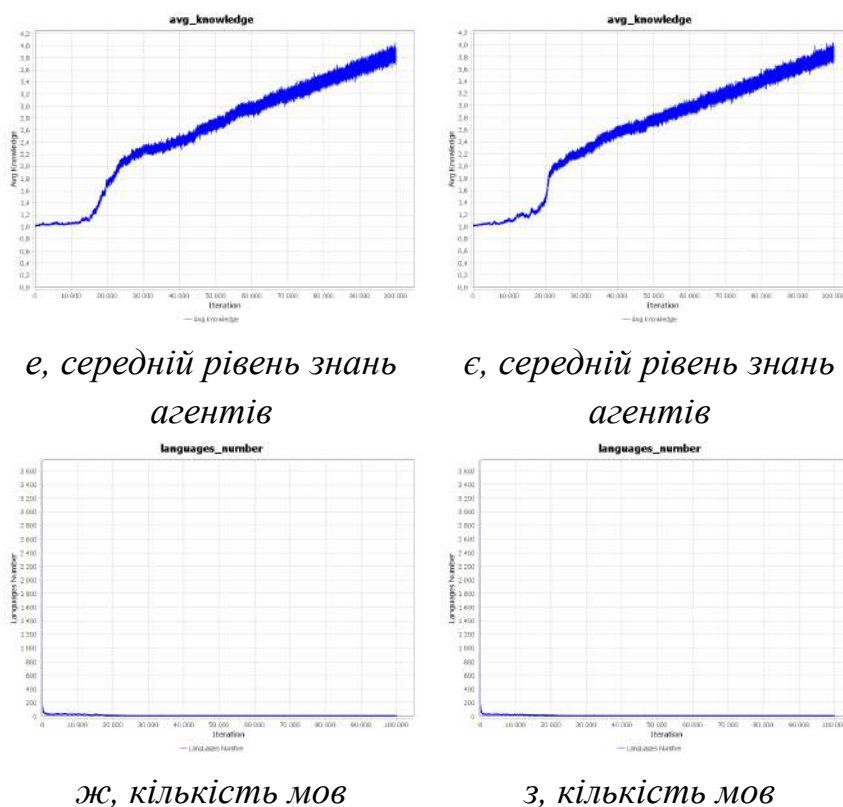


Рисунок 2.34 – Залежність характеристик популяції від p_{comm} : а, в, г, е, ж – результати відтвореної моделі Ліповської (0039); б, г, д, ε, з – результати відтвореної моделі Молоні (8274)

Подібно до результатів підрозділу 2.1.5.6, цей експеримент не демонструє впливу змін Молоні на модель Ліповської за показниками характеристик, які ми дослідили.

2.3 Аналіз моделі Ліповської при ймовірності комунікації, що змінюється з кроком 0.01

У підрозділах 2.1, 2.2 ми посилалися на явище біолінгвістичного переходу як важливий індикатор розвитку популяції, досліджуючи умови його виникнення та вплив стратегій і значень параметрів на ймовірність комунікації, за якої він відбувається. Однак зважаючи на специфіку описаних у підрозділах експериментів, встановити точне p_{comm} БП було складно: ймовірність комунікації мала або два значення (підрозділ 2.1), або збільшувалась із кожною ітерацією (підрозділ 2.2),

через що зміна поведінки популяції була поступовою і мали вплив стохастичні процеси.

Цікавим явищем, яке розглядають Ліповська та Молоні і дослідженню якого ми також приділимо увагу у цьому підрозділі, є зворотний біолінгвістичний перехід, який спостерігається при зменшенні ймовірності комунікації і полягає у різкому зниженні успішності комунікації та здатності до навчання.

Отже, метою цього підрозділу є визначення ймовірності комунікації, яка спричиняє прямий та зворотний БП, шляхом аналізу залежності s , l від p_{comm} , що змінюється (зростає або знижується) з кроком 0.01 через фіксовану кількість ітерацій.

2.3.1 Результати Ліповської

Згідно з Ліповською [1], експерименти передбачають зміну ймовірності комунікації з кроком 0.01 кожні 100000 ітерацій з відкиданням значень успішності комунікації та навчальної здібності перших 30000 ітерацій для релаксації моделі. Межі зміни p_{comm} , відповідно до наведених у роботі результатів, складають [0.1, 0.27], решта параметрів – $L=60$, $p_{mut}=0.001$, $A=0.05$, $B=5$, $N=1$.

Умови ініціалізації досліду зі збільшенням ймовірності комунікації явно не описані, однак для експерименту зі зворотним біолінгвістичним переходом Ліповська пропонує як початкову використовувати популяцію, розвинену до стану одномовності та значень s , l , близьких до 1, однак при цьому також не вказує способу досягнення такого стану.

Результати Ліповської наведено на рисунку 2.35.

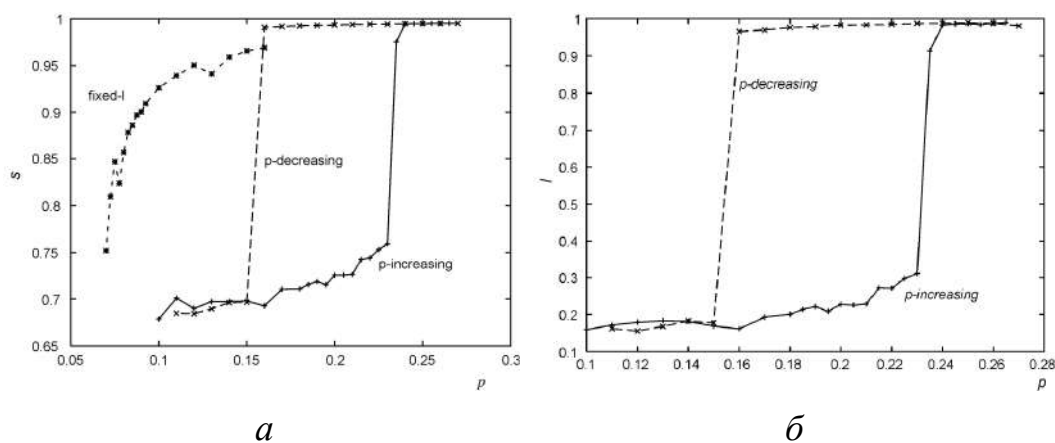


Рисунок 2.35 – Результати Ліповської: а – залежність s від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації, відповідає Fig. 3 з [1]; б – залежність l від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації, відповідає Fig. 4 з [1]

Графіки на рисунку 2.35 яскраво демонструють БП при $p_{comm} \approx 0.23$ та зворотний БП при $p_{comm} \approx 0.15$.

2.3.2 Результати Молоні

У своїй роботі Молоні відтворює дослід Ліповської, однак не описує умов проведення експерименту. За виглядом графіку на рисунку 2.36 можемо відтворити тільки межі $p_{comm} - [0.1, 0.3]$ та крок зміни – 0.01. Автор наводить лише графік залежності l від p_{comm} (рисунок 2.36).

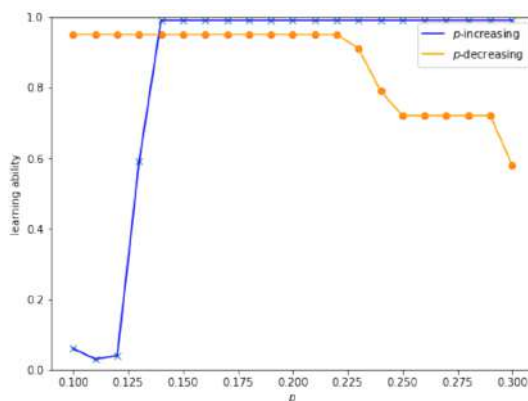


Рисунок 2.36 – Результати Молоні: залежність l від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації. Відповідає Figure 3.7 з [3]

Згідно з результатами Молоні, ймовірність комунікації для прямого БП складає $p_{comm} \approx 0.12$, що відрізняється від значення Ліповської ($p_{comm} \approx 0.23$). Також автор стверджує про відсутність зворотного БП, і вказує, що здатність до навчання продовжує зростати зі зменшенням ймовірності комунікації.

2.3.3 Результати відтвореної моделі Ліповської

Ми провели експеримент з використанням відтвореної моделі Ліповської відповідно до параметрів підрозділу 2.3.1, однак з метою скорочення часу на виконання дослідів ми змінили умови. Зокрема, кількість операцій на 1 значення ймовірності комунікації було зменшено до 7000 з відкиданням результатів 3000 перших ітерацій, проміжки значень p_{comm} скорочено згідно з потребами окремих експериментів (у цьому досліді – $[0.11, 0.19]$ та $[0.01, 0.15]$ для дослідження прямого та зворотного переходів відповідно). Початкову популяцію для експерименту зі зростанням p_{comm} було ініціалізовано випадково, відповідно до способу, описаного в підрозділі 2.1, зі спаданням p_{comm} – ініціалізовано випадково та розвинуто протягом $T=10000$ при сталій $p_{comm}=0.65$ (решта значень параметрів – з підрозділу 2.3.1), що дозволило популяції досягти високої успішності та здатності до навчання.

На рисунку 2.37 наведено результати 1 запуску програми для кожної конфігурації експерименту – зі зростанням та спаданням p_{comm} – як графіки залежності s , l від p_{comm} . Порівняння з даними з графіку Ліповської (див. рисунок 2.35) наведено у таблиці 2.7.

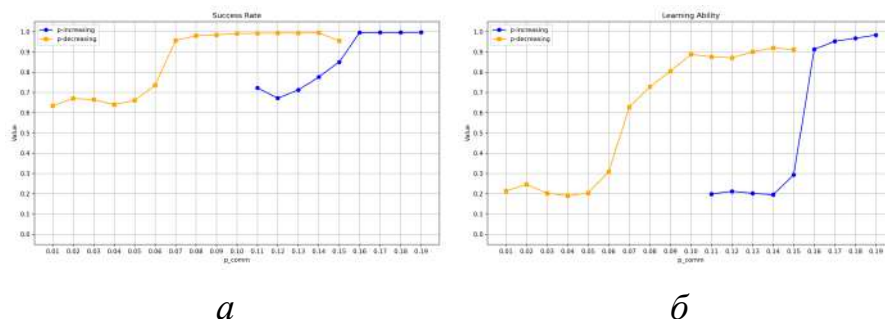


Рисунок 2.37 – Результати відтвореної моделі Ліповської: а – залежність s від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації; б –

залежність l від зростальної (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації (3504, 5156)

Таблиця 2.7 – Порівняння результатів Ліповської та отриманих з відтвореної моделі Ліповської

Критерій порівняння	Модель Ліповської	Відтворена модель Ліповської
p_{comm} прямого переходу	≈ 0.23	≈ 0.16
найбільша зміна значень s (зростання p_{comm})	0.75 – 0.97	0.85 – 1
найбільша зміна значень l (зростання p_{comm})	0.3 – 0.9	0.3 – 0.9
p_{comm} зворотного переходу	≈ 0.15	≈ 0.06
найбільша зміна значень s (спадання p_{comm})	0.99 – 0.7	0.96 – 0.74
найбільша зміна значень l (спадання p_{comm})	0.98 – 0.18	0.64 – 0.3

Відтворена модель демонструє прямий БП при $p_{comm} \approx 0.16$, що не збігається зі значенням Ліповської ($p_{comm} \approx 0.23$). Помітним є одночасне збільшення успішності комунікації та навчальної здібності на одному значенні p_{comm} . Інкремент значення l після переходу (0.3 – 0.9) точно відповідає результату Ліповської, успішність комунікації у нашій реалізації є вищою до переходу.

На відміну від Молоні, ми спостерігаємо зворотний БП, який, однак, відбувається пізніше ($p_{comm} \approx 0.06$), ніж описано в роботі Ліповської ($p_{comm} \approx 0.15$). Зниження навчальної здібності відбувається більш рівномірно, ніж у Ліповської (рисунок 2.37.б).

Також помітно, що при зниженні ймовірності комунікації агенти повертаються до того самого рівня розвитку, з якого починає еволюціонувати популяція в експерименті зі зростанням p_{comm} . З цього ми робимо висновок, що агенти повністю втрачають набуті навички і попередній успішний досвід в умовах низького p_{comm} не надає їм переваги над особинами, які ніколи не еволюціонували.

Зміна умов експерименту не завадила нам відтворити дослід та проаналізувати його результати.

2.3.4 Результати відтвореної моделі Молоні

Відтворення результатів Молоні відбувалося аналогічно до способу, описаного в підрозділі 2.3.3, однак зі зміненим параметром $A=0.005$, оскільки в описі решти експериментів у роботі автор наводить саме таке значення.

Ми дослідили такі проміжки p_{comm} : $[0.01, 0.17]$ та $[0.1, 0.17]$ для p_{comm} , що зростає; $[0, 0.1]$ для p_{comm} , що спадає. Інтервали p_{comm} підібрано так, щоб продемонструвати зміни в поведінці популяції. Результати на рисунку 2.38 та в таблиці 2.8 наведено за 1 запуском програми з кожною конфігурацією.

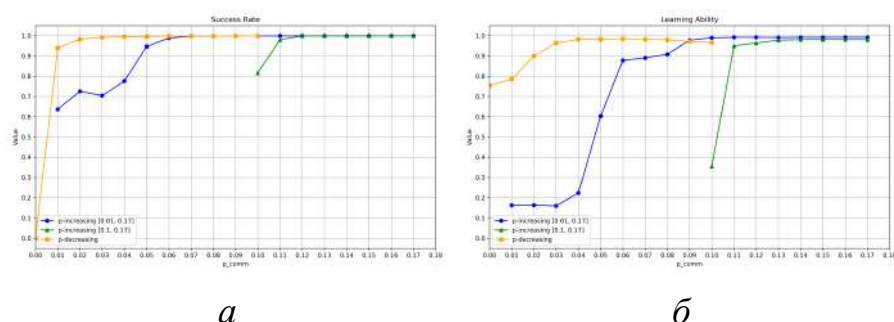


Рисунок 2.38 – Результати відтвореної моделі Молоні: а – залежність s від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації; б – залежність l від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації (5706, 8408, 6517)

Таблиця 2.8 – Порівняння результатів оригінальної та відтвореної моделі Молоні при $A=0.005$

Критерій порівняння	Модель Молоні	Відтворена модель Молоні
p_{comm} прямого переходу	≈ 0.12	≈ 0.05 - 0.06 на проміжку $[0.01, 0.17]$ ≈ 0.11 на проміжку $[0.1, 0.17]$
найбільша зміна значень s (зростання p_{comm})	—	$0.78 - 0.95$ на проміжку $[0.01, 0.17]$ $0.82 - 0.98$ на проміжку $[0.1, 0.17]$
найбільша зміна значень l (зростання p_{comm})	$0.02 - 1$	$0.22 - 0.87$ на проміжку $[0.01, 0.17]$ $0.35 - 0.95$ на проміжку $[0.1, 0.17]$
p_{comm} зворотного переходу	—	≈ 0.01 - 0.02
найбільша зміна значень s (спадання p_{comm})	—	$0.99 - 0.93$
найбільша зміна значень l (спадання p_{comm})	—	$0.96 - 0.78$

Зважаючи на відсутність опису умов експерименту в роботі Молоні, нам важко стверджувати про відтворюваність результатів, однак у поведінці реалізованої моделі простежуємо динаміку, описану автором. БП відбувається швидко, отримане нами значення p_{comm} за умов експерименту, які відповідають конфігурації Молоні ($p_{comm} \approx 0.11$ на проміжку $[0.1, 0.17]$) є близьким до заявленого автором ($p_{comm} \approx 0.12$). У наших результатах середня навчальна здібність до переходу на обох проміжках зростання p_{comm} є вищою за значення Молоні, що може бути наслідком відмінності в ініціалізації популяції.

На проміжку зростання p_{comm} $[0.01, 0.17]$ помітно, що БП насправді відбувається за нижчого значення $p_{comm} \approx 0.05-0.06$, ніж те, яке ми отримали на проміжку $[0.1, 0.17]$ і яке декларує Молоні. Показник $p_{comm} \approx 0.11$ у наших результатах зумовлено тільки межами розгляду p_{comm} : оскільки початковою ймовірністю комунікації є одразу високе значення $p_{comm} \approx 0.1$, то після адаптації при $p_{comm} \approx 0.11$ популяція швидко переходить до високих показників s , l . Зважаючи на високу успішність комунікації та середню навчальну здібність при $p_{comm}=0.1$ (рисунк 2.38), ми припускаємо, що значення могли досягти максимальних навіть на першому кроці, якби кількість ітерацій на 1 значення p_{comm} була більшою.

На відміну від Молоні, ми спостерігаємо зворотний БП, який відбувається за значення $p_{comm}=0.01-0.02$. Внаслідок переходу зниження навчальної здібності – у межах 0.2, успішності комунікації – у межах 0.06. Успішність очікувано падає до 0 при $p_{comm}=0$, оскільки жодної комунікації не відбувається.

Причиною, чому автор не помітив зворотного переходу, імовірно, є те, що Молоні не розглянув більший проміжок зміни p_{comm} : останнє досліджене ним значення – 0.1, тоді як зворотний перехід міг відбутися пізніше, як у нашому експерименті.

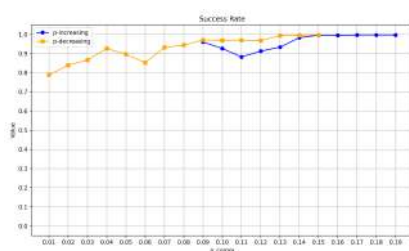
Враховуючи виявлену в підрозділах 2.1.5.6, 2.2.5.6 відповідність поведінки моделей Ліповської та Молоні, причиною більш пізнього у порівнянні з результатом Ліповської (див. підрозділ 2.3.3) зворотного БП у відтвореному досліді може бути $A=0.005$. Вплив параметра A на поведінку популяції буде розглянуто в підрозділі 2.3.5.2.

2.3.5 Дослідження стійкості моделі Ліповської до змін

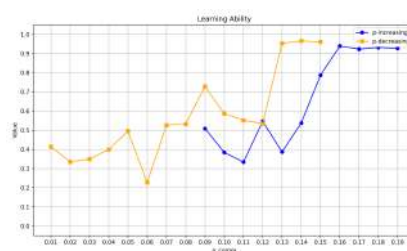
У цьому підрозділі ми досліджуємо залежність s , l від p_{comm} за зміни розміру популяції L , значення параметра A , розміру словника N та стратегії вибору сусідів, аналізуючи результати експерименту з покроковою зміною p_{comm} , описаного на початку підрозділу 2.3. Для всіх запусків ми використали відтворену модель Ліповської та конфігурації, вказані в підрозділах 2.3.1, 2.3.3; основний розмір популяції – $L=40$, кількість ітерацій на 1 значення p_{comm} – 8000, кількість ігнорованих ітерацій – 3000. Результати наведено на основі 1 запуску програми для кожної конфігурації експерименту.

2.3.5.1 Стійкість до зміни розміру популяції

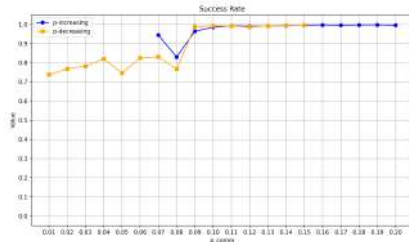
На основі експерименту досліджується залежність s , l від p_{comm} за зміни параметра L . Конфігурацію експерименту описано в підрозділі 2.3.5. Результати наведено на рисунку 2.39 та в таблиці 2.9.



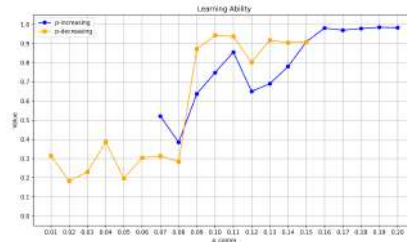
a, $L=20$ (7573, 6934)



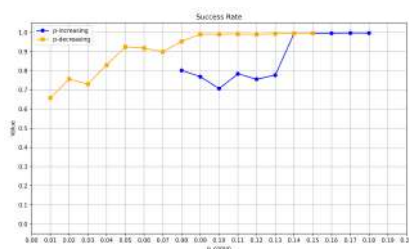
б, $L=20$



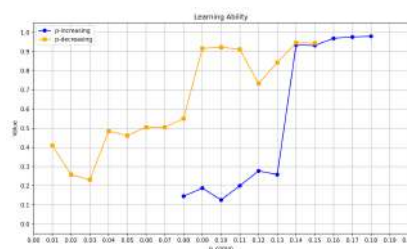
в, $L=30$ (8072, 6935)



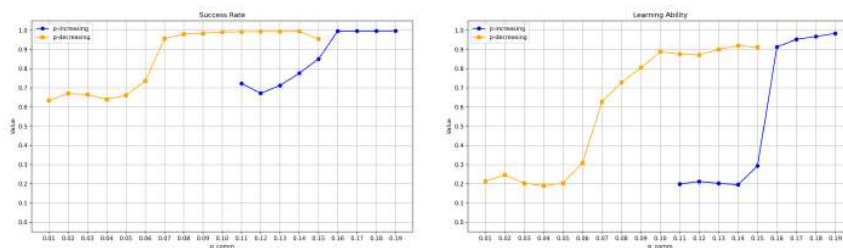
г, $L=30$



д, $L=40$ (5205, 7011)



е, $L=40$



$e, L=60$ (3504, 5156)

$\epsilon, L=60$

Рисунок 2.39 – Вплив розміру популяції: а, в, г, е – залежність s від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації; б, г, д, є – залежність l від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації

Таблиця 2.9 – Значення p_{comm} прямого та зворотного БП в залежності від L

L	p_{comm} БП	p_{comm} зворотного БП
20	0.15-0.16	0.12
30	0.15-0.16	0.08
40	0.14	0.08
60	0.16	0.06

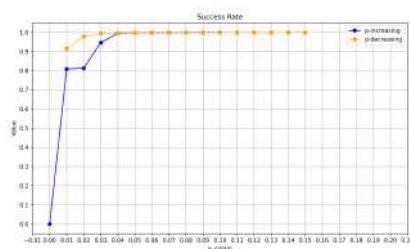
Результати експериментів свідчать, що поведінка моделі відрізняється в залежності від розміру популяції, однак залишається адекватною. Загальна тенденція полягає у зростанні p_{comm} прямого та зменшенні p_{comm} зворотного БП (таблиця 2.9) за зростання чисельності популяції. Отже, агенти потребують вищої інтенсивності комунікації для розвитку до успішного стану, водночас довше утримують мовні навички – високі значення s, l – при зменшенні ймовірності спілкування.

Також для популяцій з більшою кількістю особин характерне зниження стохастичності значень s, l , зменшення загального рівня успішності комунікації та навчальної здібності за низького p_{comm} . Біолінгвістичні переходи за кількості агентів 400, 900 ($L=20, 30$) є менш вираженими та відбуваються поступово протягом кількох етапів зміни p_{comm} на відміну від популяцій $L=40, 60$, де зростання і спадання показників s, l є більш різкими. Успішність малих популяцій на ранніх стадіях розвитку зумовлено їхнім розміром. Динаміка еволюції агентів відповідає тій, яку ми спостерігали в підрозділах 2.1.5.1, 2.2.5.1. Значення p_{comm} БП для досліджених у

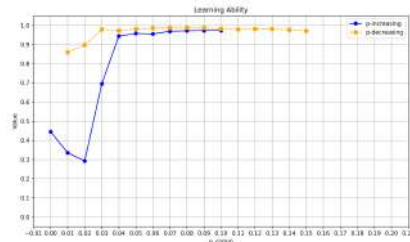
цьому експерименті L близькі до тих, що отримані в підрозділі 2.2.5.1 (див. таблицю 2.2, $L=40, 60$).

2.3.5.2 Стійкість до зміни значення параметра A

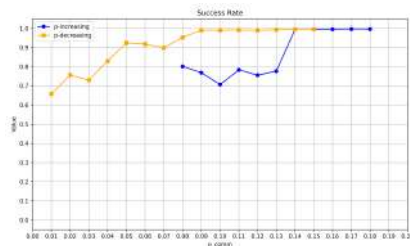
У цьому експерименті ми досліджуємо вплив значень параметра A на успішність комунікації, навчальну здібність, p_{comm} прямого та зворотного БП. Конфігурація експерименту описана в підрозділі 2.3.5. Результати наведено на рисунку 2.40 та в таблиці 2.10.



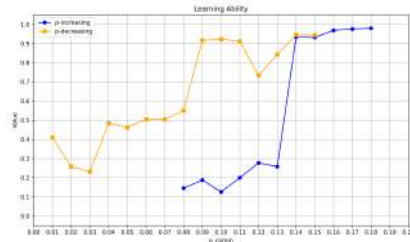
a, $A=0.005$ (7173, 6419)



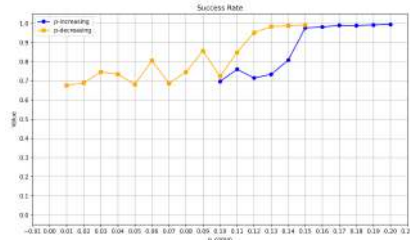
б, $A=0.005$



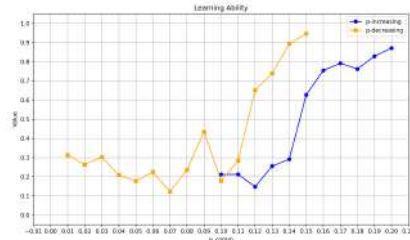
в, $A=0.05$ (5205, 7011)



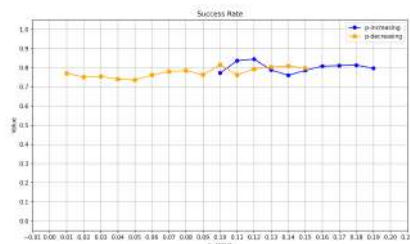
г, $A=0.05$



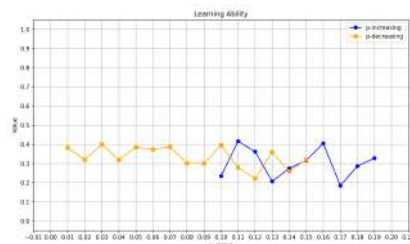
д, $A=0.1$ (9259, 6805)



е, $A=0.1$



з, $A=0.5$ (4438, 6433)



и, $A=0.5$

Рисунок 2.40 – Вплив параметра A : *а, в, г, е* – залежність s від зростаючої

(*p-increasing*) та спадної (*p-decreasing*) ймовірності комунікації; $\beta, \gamma, \delta, \epsilon$ – залежність l від зростальної (*p-increasing*) та спадної (*p-decreasing*) ймовірності комунікації

Таблиця 2.10 – Значення p_{comm} прямого та зворотного БП в залежності від A

A	p_{comm} БП	p_{comm} зворотного БП
0.005	0.03-0.04	0.01-0.02
0.05	0.14	0.08
0.1	0.2	0.11
0.5	–	–

Відповідно до результатів експерименту, модель є стійкою до зміни параметра A . Збільшення його значення призводить до зростання p_{comm} прямого БП: від $p_{comm}=0.03-0.04$ при $A=0.005$ до $p_{comm}=0.2$ при $A=0.1$, та зворотного переходу: від $p_{comm}=0.01-0.02$ при $A=0.005$ до $p_{comm}=0.11$ при $A=0.1$ (таблиця 2.10). Причини такої поведінки аналогічні до описаних у підрозділі 2.2.5.3. Значення p_{comm} БП при $A=0.05, 0.1$ можуть бути порівняні з результатами, наведеними в таблиці 2.4.

Ми не розглядаємо значення $A=0$, оскільки популяція вимирає, як описано в підрозділах 2.1.5.3, 2.2.5.3, і дослідити її поведінку в контексті цього експерименту неможливо.

При $A=0.5$ показники s, l протягом симуляції залишаються в межах значень 0.7 – 0.85 та 0.2 – 0.4 відповідно, популяція не здійснює прямого та зворотного БП та не досягає успішного стану, що збігається з результатами підрозділу 2.2.5.3.

2.3.5.3 Стійкість до зміни розміру словника

Метою цього експерименту є дослідження впливу розміру словника N на успішність комунікації, навчальну здібність, p_{comm} прямого та зворотного БП. Конфігурація експерименту описана в підрозділі 2.3.5. Результати наведено на рисунку 2.41 та в таблиці 2.11.

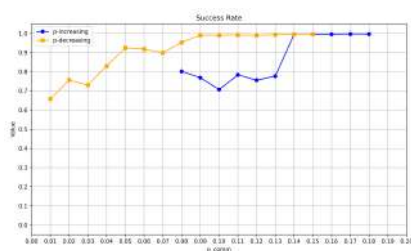
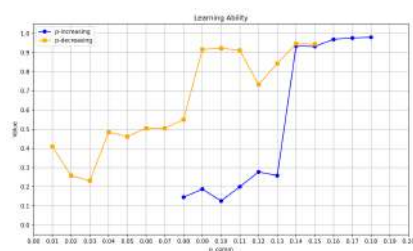
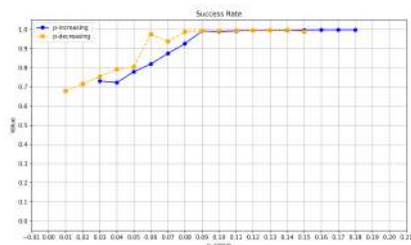
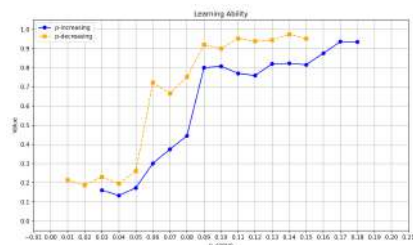
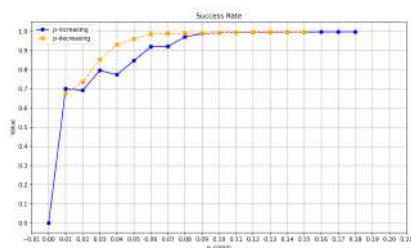
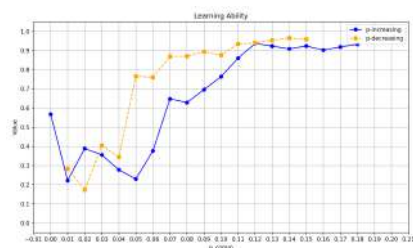
а, $N=1$ (5205, 7011)б, $N=1$ в, $N=5$ (2942, 8132)г, $N=5$ д, $N=1000$ (7654, 2666)е, $N=1000$

Рисунок 2.41 – Вплив параметра N : а, в, г, е – залежність s від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації; б, г, д, е – залежність l від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації

Таблиця 2.11 – Значення p_{comm} прямого та зворотного БП в залежності від N

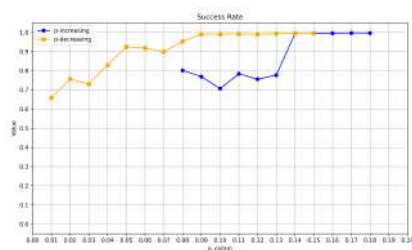
N	p_{comm} БП	p_{comm} зворотного БП
1	0.14	0.08
5	0.09	0.05
1000	0.07	0.04

Результати експерименту свідчать про стійкість моделі до значень параметра N . Збільшення розміру словника знижує ймовірність комунікації, необхідної для прямого та зворотного БП. Зокрема при $N=1$ p_{comm} БП складає 0.14, зворотного – 0.08, але ці значення зменшуються вдвічі, коли розмір словника становить $N=1000$ (таблиця 2.11).

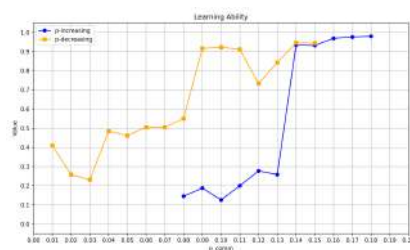
Оскільки умови поточного експерименту, зокрема початкове значення p_{comm} , не збігаються з параметрами досліду з підрозділу 2.2.5.4, ми не можемо порівняти результати для $N=5$, 1000, однак значення p_{comm} БП при $N=1$ збігаються (див. таблицю 2.5).

2.3.5.4 Стійкість до зміни стратегії вибору сусідів

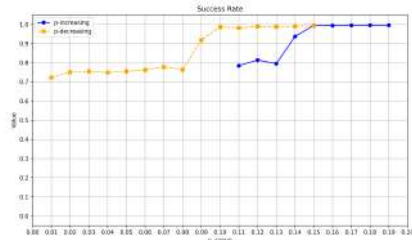
У цьому підрозділі ми досліджуємо стійкість відтвореної моделі до зміни стратегії вибору сусідів, варіанти якої описано в підрозділі 2.1.5.5 на основі експерименту з конфігурацією з підрозділу 2.3.5. Результати наведено на рисунку 2.42 та в таблиці 2.12.



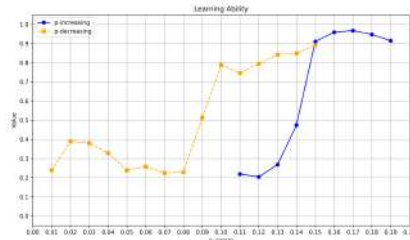
а, 8 сусідів (5205, 7011)



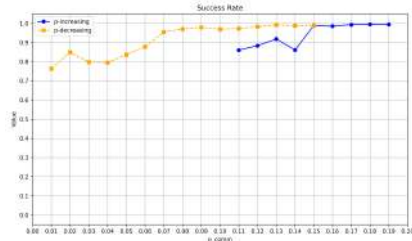
б, 8 сусідів



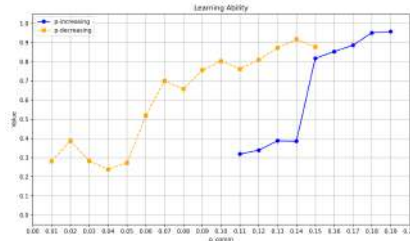
*в, 4 сусіди по вертикалі та
горизонталі (7140, 7443)*



*г, 4 сусіди по вертикалі та
горизонталі*



*и, 4 сусіди на діагоналях
(6166, 7796)*



д, 4 сусіди на діагоналях

Рисунок 2.42 – Вплив стратегії вибору сусідів: а, в, и, е – залежність s від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації; б, г, д,

ϵ – залежність l від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації

Таблиця 2.12 – Значення p_{comm} БП в залежності від стратегії вибору сусідів

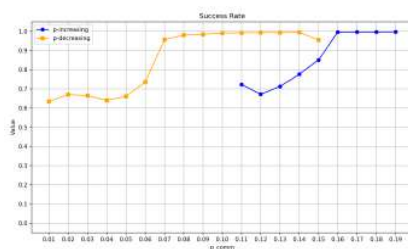
Стратегія вибору сусідів	p_{comm} БП	p_{comm} зворотного БП
8 сусідів	0.14	0.08
4 сусіди по вертикалі та горизонталі	0.15	0.08
4 сусіди на діагоналях	0.15	0.05

Результати експериментів підтверджують стійкість моделі до зміни стратегії вибору сусідів та свідчать про незначне зростання p_{comm} БП з 0.14 до 0.15 при використанні стратегій, що передбачають окіл з 4-х сусідів, замість оригінального підходу з 8 сусідами. Аналогічне спостереження було зафіксовано в підрозділі 2.2.5.5.

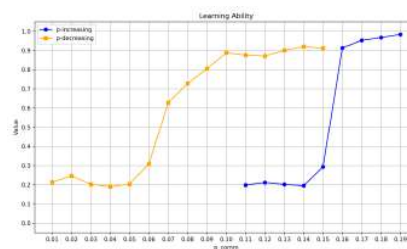
2.3.5.5 Стійкість до змін Молоні

У цьому розділі ми порівняли результати експериментів, проведених на відтворених моделях Ліповської та Молоні відповідно до конфігурацій та значень параметрів, зокрема A , описаних у підрозділі 2.3.5, аби перевірити припущення, висловлене в підрозділі 2.3.4, щодо причин відмінностей у значеннях p_{comm} прямого та зворотного БП між двома моделями.

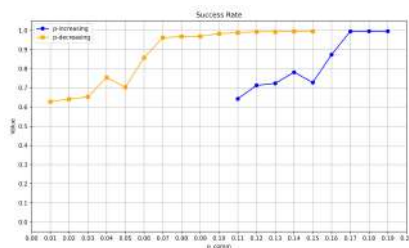
Результати порівняння наведено на рисунку 2.43 та в таблиці 2.13.



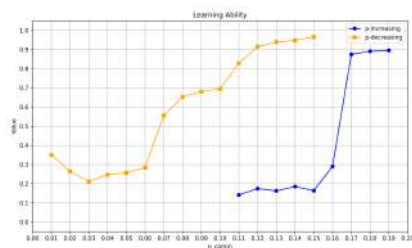
а, відтворена модель
Ліповської (3504, 5156)



б, відтворена модель
Ліповської



в, відтворена модель
Молоні (8938, 8447)



г, відтворена модель
Молоні

Рисунок 2.43 – Порівняння результатів відтворених моделей Ліповської та Молоні при $A=0.05$: а, в – залежність s від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації; б, г – залежність l від зростаючої (p -increasing) та спадної (p -decreasing) ймовірності комунікації

Таблиця 2.13 – Значення p_{comm} БП відтворених моделей Ліповської та Молоні, отримані за однакових умов експерименту

Критерій порівняння	Відтворена модель Ліповської	Відтворена модель Молоні
p_{comm} БП	0.16	0.17
p_{comm} зворотного БП	0.06	0.06

Результати порівняння підтверджують припущення про те, що різницю у поведінці моделей, зокрема ранній БП ($p_{comm} \approx 0.5-0.6$) та пізній зворотний перехід ($p_{comm} \approx 0.01-0.02$) у відтвореній моделі Молоні (див. підрозділ 2.3.4) у порівнянні зі значеннями Ліповської (див. підрозділ 2.3.4), зумовлено відмінністю значень параметра A , а не алгоритмів: за однакового значення $A=0.05$ обидві моделі демонструють подібну поведінку (рисунок 2.43), значення p_{comm} біолінгвістичних переходів є близькими (таблиця 2.13).

2.4 Дослідження кореляції між навчальною здібністю та мовою

Оскільки під час комунікації та розмноження агенти взаємодіють локально зі своїми сусідами, у процесі еволюції на сітці утворюються кластери агентів, які характеризуються спільною мовою та однаковим значенням навчальної здібності. Досліджуючи модель Ліповської, Молоні помітив кореляцію між кластерами агентів, утворених за навчальною здібністю та мовою (рисунок 2.44). Аналогічну схожість

між розбиттями ми спостерігаємо у мапах автора, наведених на рисунку 2.25.а, б, 2.25.в, г. Хоча візуальна подібність угруповань дійсно простежується, Молоні формально не оцінює міру кореляції та не наводить експериментів, які б підтверджували, що така властивість є характерною для популяцій загалом і не є випадковою.

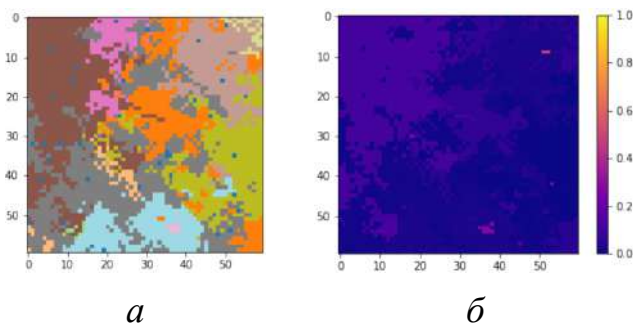


Рисунок 2.44 – Мапи розбиттів агентів з роботи Молоні, які демонструють кореляцію між кластерами: а – розбиття агентів за мовою, відповідає Figure 3.3.b з [3]; б – розбиття агентів за навчальною здібністю, відповідає Figure 3.4.b з [3]

На мапах з наших експериментів (див. рисунки 2.6, 2.9, 2.26, 2.28) також спостерігається певна відповідність між кластеризаціями, яка, однак, є менш вираженою, ніж у Молоні, тому ми вирішили дослідити ступінь подібності.

Отже, метою цього підрозділу є формальна оцінка кореляції між двома множинами кластерів агентів: перша множина містить кластери, де агентів об'єднано за однаковою здатністю до навчання, друга – кластери, де агентів об'єднано за однаковою мовою за умови, що розмір словника агентів рівний 1. Для визначення міри узгодженості угруповань застосовано зовнішні метрики якості кластеризації Rand Index та Adjusted Rand Index.

Використання метрик кластерного аналізу до утворених угруповань агентів є обґрунтованим, оскільки характеристики, за якими утворюються розбиття, мають дискретну природу, тому попередньої кластеризації виконувати не потрібно. Очевидно, кожне слово репрезентує один кластер агентів. Кожне значення навчальної здібності, хоча й виражене дійсним числом, також денотує окрему сукупність особин, оскільки в алгоритмі Ліповської агенти лише успадковують

навчальну здібність не змінюючи або винаходять нову, що аналогічно до механізму передачі мови. На рисунку 2.45 продемонстровано, що агенти, позначені одним кольором, мають однакову здатність до навчання.

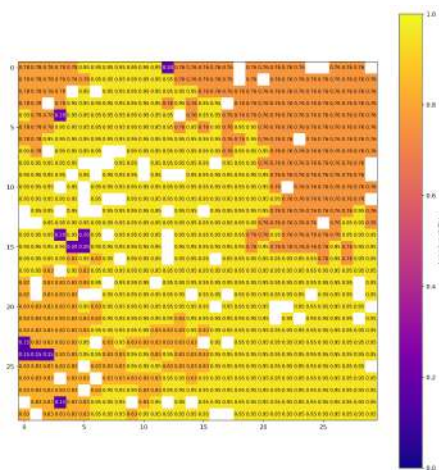


Рисунок 2.45 – Мапа розбиття агентів за навчальною здібністю зі значеннями в комірках (5029, $t=1600$)

2.4.1 Зовнішні метрики оцінки якості кластеризації

Rand Index (RI) – метрика кластерного аналізу, запропонована в [7], що вимірює ступінь подібності між двома наборами розбиттів шляхом обчислення частки пар об'єктів, які узгоджуються за кластерами, серед усіх пар об'єктів. Значення індексу лежить у межах $[0, 1]$, де 0 вказує на відсутність схожості, 1 – на повний збіг відповідних кластерів. Метрика обчислюється за такою формулою:

$$RI = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} = \frac{TP+TN}{C_n^2}, \quad (2.2)$$

де TP – кількість пар агентів, які знаходяться в одному кластері і в першому, і в другому розбиттях,

TN – кількість пар агентів, які знаходяться в різних кластерах і в першому, і в другому розбиттях,

FP – кількість пар агентів, які знаходяться в одному кластері в першому розбитті, але в різних – у другому,

FN – кількість пар агентів, які знаходяться в різних кластерах у першому розбитті, але в одному – у другому.

Обмеженням Rand Index є те, що метрика не враховує можливості отримати високу подібність між кластерами випадково.

Adjusted Rand Index (ARI) – скоригована метрика [8], яка спирається на Rand Index, однак компенсує результат очікуваною схожістю між випадковими кластеризаціями даних. Формула обчислення ARI є такою:

$$ARI = \frac{RI - E}{\max(RI) - E}, \quad (2.3)$$

де RI – значення Rand Index,

E – очікуване значення Rand Index для випадкових розбиттів,

$\max(RI)$ – максимальне значення RI , яке дорівнює 1.

Значення ARI знаходиться в межах $[-1, 1]$. Від’ємний показник свідчить, що подібність між розбиттями є гіршою, ніж при випадковому розподілі даних. Значення 0 вказує, що узгодження між розбиттями є близьким до узгодження між випадковими кластеризаціями, 1 – що існує повна відповідність між кластеризаціями [9]. Важливо врахувати, однак, що метрика є невизначеною у випадку ділення на 0, що виникає, коли порівнювані розбиття містять тільки по 1 кластеру. Обидві метрики є симетричними.

2.4.2 Результати експериментів

У цьому підрозділі на основі результатів дослідів ми оцінюємо кореляцію між розбиттями агентів за ознакою мови та навчальної здібності з використанням метрик RI та ARI для популяції розміром $L=30$, де агенти мають максимальний розмір словника $N=1$. Для експериментів було використано відтворену модель Ліповської з параметрами $A=0.05$, $B=5$, $p_{mut}=0.001$. Ймовірність комунікації є сталою протягом симуляції: $p_{comm}=const$. Ініціалізація агентів відбувається випадковим чином відповідно до опису в підрозділі 2.1.

Як ми розглянули в підрозділах 2.1, 2.2, 2.3, популяціям властиво здійснювати біолінгвістичний перехід, після якого серед агентів поширюється висока здатність до

навчання та єдина мова спілкування. Оскільки нашою метою є оцінка кореляції розбиттів агентів, нас цікавить період розвитку популяції до біолінгвістичного переходу, де існують декілька мов та значень навчальної здібності, тому умовою зупинки симуляції в експериментах на дослідження міри узгодженості кластеризацій є перехід популяції до стану одномовності – 95% агентів володіють тією самою мовою – з обмеженням максимальної кількості ітерацій значенням $T=30000$.

2.4.2.1 Оцінка кореляції за відсутності комунікації та мутації

В алгоритмі Ліповської поява, зникнення та розширення кластерів відбувається через механізми мутації, комунікації та оновлення популяції, тому кожен із цих процесів має вплив на ступінь узгодженості сукупностей агентів. Метою експерименту є оцінка міри кореляції кластеризацій у базовому випадку – за відсутності комунікації та мутації. Ми використовуємо значення $p_{comm}=0$, $p_{mut}=0$ та конфігурацію з підрозділу 2.4.2.

Результати експерименту наведено у вигляді мап розбиттів однієї ітерації на рисунку 2.46 за 1 запуском програми. Значення метрик RI, ARI було обчислено на кожній ітерації, а їхні середні показники за всю симуляцію вказано у таблиці 2.14. Невизначені результати обчислення метрики ARI, якщо такі внаслідок поширення в популяції однієї мови та здатності до навчання траплялись, було відкинуто при обчисленні середніх показників.

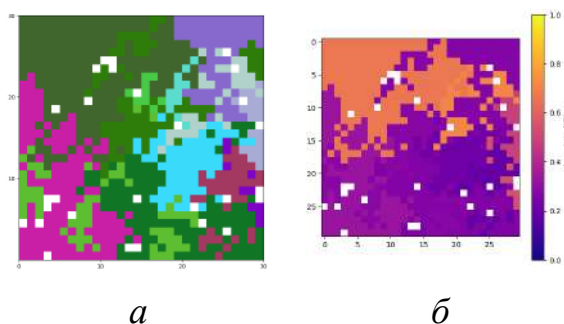


Рисунок 2.46 – Приклад мап розбиттів агентів за відсутності комунікації та мутації з однієї ітерації: а – розбиття агентів за мовою; б – розбиття агентів за навчальною здібністю (2348, $t=400$)

Таблиця 2.14 – Значення метрик кореляції за відсутності комунікації та мутації

Метрика	Mean	Median	Std. dev.
RI	1	1	0
ARI	1	1	0

Результати експерименту свідчать про ідеальну кореляцію між розбиттями агентів за умови, що здійснюється тільки оновлення популяції. Повна відповідність кластерів є очікуваною, оскільки в популяції підтримується узгодженість між мовою та навчальною здібністю: у випадку гибелі агента або народження нащадка мова та здатність до навчання зникають або поширюються одночасно, і відсутній механізм впливу окремо на одну з властивостей. Розподіли агентів на мапах збігаються (рисунок 2.46).

2.4.2.2 Оцінка кореляції за відсутності комунікації

В алгоритмі Ліповської мутація є механізмом, який застосовується до мови та навчальної здібності нащадка незалежно, тому впливає на узгодженість кластеризацій. У цьому експерименті ми досліджуємо залежність міри кореляції між розбиттями агентів за мовою та навчальною здібністю від ймовірності мутації за допомогою метрик RI, ARI за умови, що до популяції не застосовується операція комунікації ($p_{comm}=0$, $p_{mut}=0.001$, 0.005 , 0.01 , 0.5). Для досліду використано конфігурацію з підрозділу 2.4.2.

У таблиці 2.15 наведено середні значення середніх RI, ARI з 5 запусків програми для кожного значення ймовірності мутації. На рисунку 2.47 продемонстровано мапи розбиттів при застосуванні $p_{mut}=0.001$.

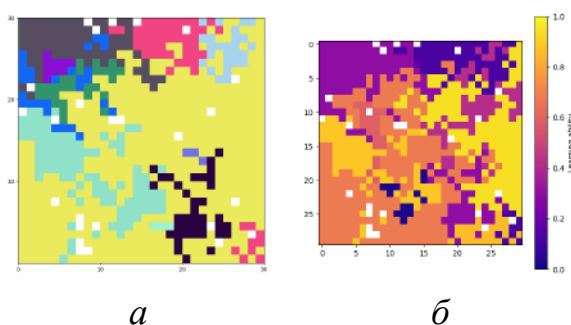


Рисунок 2.47 – Приклад мап розбиттів агентів за відсутності комунікації,

$p_{mut}=0.001$, $RI=0.732$, $ARI=0.358$: *а* – розбиття агентів за мовою; *б* – розбиття агентів за навчальною здібністю (7033, $t=2600$)

Таблиця 2.15 – Значення метрик кореляції в залежності від p_{mut} при $p_{comm}=0$

Метрика	p_{mut}	Mean	Median	Std. dev.
RI	0.0001	0.975	0.992	0.035
	0.001	0.723	0.744	0.136
	0.005	0.911	0.918	0.037
	0.01	0.946	0.949	0.019
	0.5	0.999	0.999	0
ARI	0.0001	0.945	0.983	0.079
	0.001	0.410	0.412	0.219
	0.005	0.534	0.537	0.113
	0.01	0.536	0.537	0.091
	0.5	0.349	0.348	0.028

Згідно з даними таблиці 2.15, ідеальна кореляція між кластеризаціями, яку ми спостерігали в підрозділі 2.4.2.1, порушується внаслідок застосування мутації. На мапах помітні відмінності між розбиттями (рисунок 2.47). Навіть за низької ймовірності мутації ($p_{mut}=0.0001$, 0.001), узгодженість між кластерами знижується через поширення в популяції випадково утворених мов та навчальних здібностей в ході розмноження агентів.

Помітною є різниця у значеннях метрик RI, ARI за однакового p_{mut} . Показник RI є вищим в усіх випадках. Значення індексу збільшується зі зростанням ймовірності мутації, оскільки агенти все частіше утворюють одноосібні кластери внаслідок генерування випадкового слова та навчальної здібності при народженні, що забезпечує високу подібність між розбиттями. Значення метрики також зростає, якщо ймовірність мутації є дуже низькою ($p_{mut}=0.0001$ у порівнянні з $p_{mut}=0.001$), що наближує популяцію до стану, розглянутого в підрозділі 2.4.2.1. Найнижче серед наведених значення при $p_{mut}=0.001$ є індикатором помірної кореляції між кластеризаціями.

Значення ARI є нижчим за RI і не демонструє такої залежності від p_{mut} , зростає при зменшенні p_{mut} до 0.0001 і спадає до 0.34 при $p_{mut}=0.5$. Поведінка є очікуваною,

оскільки метрика компенсує випадкові узгодження кластеризацій, які можуть виникати внаслідок збільшення інтенсивності мутацій.

Отже, попри мутації, кореляція між кластеризаціями зберігається.

2.4.2.3 Оцінка кореляції за відсутності мутації

Розглянувши вплив мутації на кореляцію окремо, пропонуємо також з'ясувати, до яких змін призводить застосування комунікації. Метою експерименту є дослідження залежності значень метрик RI, ARI від ймовірності комунікації при $p_{mut}=0$. Проміжок $p_{comm} - [0, 1]$ з кроком 0.1, решта умов – відповідно до підрозділу 2.4.2.

Результати експерименту наведено у таблиці 2.16 та на рисунку 2.48 із середніми значеннями середніх RI, ARI, обчислених з 5 запусків для кожного значення p_{comm} .

Таблиця 2.16 – Значення метрик кореляції в залежності від p_{comm} при $p_{mut}=0$

p_{comm}	RI			ARI		
	Mean	Median	St. dev.	Mean	Median	St. dev.
0	1	1	0	1	1	0
0.1	0.612	0.572	0.136	0.08	0.069	0.088
0.2	0.614	0.57	0.134	0.088	0.076	0.073
0.3	0.626	0.594	0.154	0.083	0.076	0.07
0.4	0.673	0.652	0.145	0.098	0.098	0.072
0.5	0.616	0.592	0.168	0.09	0.085	0.065
0.6	0.662	0.639	0.146	0.095	0.094	0.059
0.7	0.646	0.631	0.175	0.099	0.096	0.056
0.8	0.673	0.673	0.168	0.099	0.098	0.049
0.9	0.755	0.741	0.107	0.289	0.283	0.151
1	0.984	0.985	0.004	0	0	0

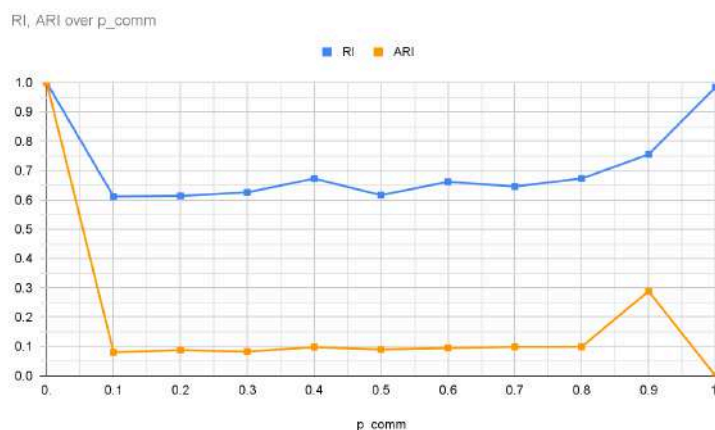


Рисунок 2.48 – Графік залежності RI , ARI від p_{comm} при $p_{mut}=0$

За результатами обчислення метрики RI , ступінь подібності між кластеризаціями (середнє значення для всіх p_{comm} без урахування $p_{comm}=0, 1$: $RI \approx 0.653$) є близьким до того, який спостерігається між випадковими розбиттями ($RI=0.5$), однак відповідність між групами агентів на певному рівні підтверджується. Графік демонструє незалежність значення кореляції RI від ймовірності комунікації за виключенням окремих значень p_{comm} (рисунок 2.48). Випадок із $p_{comm}=0$ було проаналізовано в підрозділі 2.4.2.1. Причиною різкого збільшення значення RI до 0.984 при $p_{comm}=1$ є збереження всіх кластерів за навчальною здібністю з моменту ініціалізації популяції, які не мають змоги об'єднуватись через нульову ймовірність оновлення популяції. Велика кількість унікальних кластерів призводить до високого значення TN у формулі 2.2, що забезпечує вказаний рівень кореляції. Така поведінка метрики ускладнює її застосування в межах нашого аналізу.

ARI також свідчить про низьку узгодженість кластерів: середнє значення (без урахування значень при $p_{comm}=0, 1$) $ARI \approx 0.113$ є близьким до $ARI=0$, яке відповідає мірі кореляції між випадковими кластеризаціями. Показник відповідності між групами агентів також не залежить від p_{comm} (рисунок 2.48), за винятком значень $p_{comm}=0, 0.9, 1$. При $p_{comm}=0.9$ відбувається зменшення чисельності агентів (аналогічно до експерименту в підрозділі 2.1.2), через що спостерігається збільшення кореляції між кластерами (також характерно для RI). При значенні $p_{comm}=1$ міра відповідності – як між випадковими розбиттями ($ARI=0$), оскільки кластери агентів за здатністю до навчання є повністю випадковими при ініціалізації популяції і не змінюються

протягом експерименту, але при цьому мовні кластери активно розвиваються внаслідок $p_{comm}=1$, що призводить до неузгодженості розбиттів.

Значення метрик кореляції при $p_{comm}=0, 1$ некоректно враховувати при обчисленні середнього значення узгодженості, оскільки в агентів відсутня можливість або поширювати мови в ході комунікації (при $p_{comm}=0$), або мутувати навчальну здібність і передавати її у спадок під час розмноження (при $p_{comm}=1$), через що досягнення будь-якої змістовної відповідності між кластерами за вказаних значень p_{comm} об'єктивно неможливе.

Отже, згідно з обома метриками, кореляція між розбиттями є близькою до кореляції між випадковими наборами даних за умови застосування комунікації з $p_{mut}=0$.

2.4.2.4 Оцінка кореляції з мутацією та комунікацією

На основі експерименту ми досліджуємо зміну міри кореляції між кластерами агентів з однаковою здатністю до навчання та мовою в залежності від ймовірності комунікації, якщо до популяції також застосовується мутація, що відповідає оригінальним умовам алгоритму Ліповської. Деталі конфігурації дослідів описано в підрозділі 2.4.2.

Як ймовірність мутації було використано значення Ліповської $p_{mut}=0.001$, розглянутий проміжок $p_{comm} - [0, 1]$ з кроком 0.1. У таблиці 2.17 наведено середні значення середніх RI, ARI з 5 запусків для кожного значення p_{comm} . Графік зміни міри кореляції зображено на рисунку 2.49.

Таблиця 2.17 – Значення метрик кореляції в залежності від ймовірності комунікації при $p_{mut}=0.001$

p_{comm}	RI			ARI		
	Mean	Median	St. dev.	Mean	Median	St. dev.
0	0.723	0.744	0.136	0.41	0.412	0.219
0.1	0.577	0.559	0.115	0.065	0.054	0.077
0.2	0.642	0.659	0.155	0.093	0.092	0.078
0.3	0.596	0.588	0.152	0.078	0.082	0.075
0.4	0.635	0.617	0.169	0.075	0.077	0.075

0.5	0.649	0.645	0.146	0.092	0.099	0.062
0.6	0.697	0.705	0.159	0.117	0.115	0.065
0.7	0.636	0.613	0.181	0.086	0.079	0.057
0.8	0.711	0.709	0.149	0.121	0.125	0.061
0.9	0.751	0.757	0.112	0.319	0.305	0.133
1	0.984	0.985	0.003	0	0	0

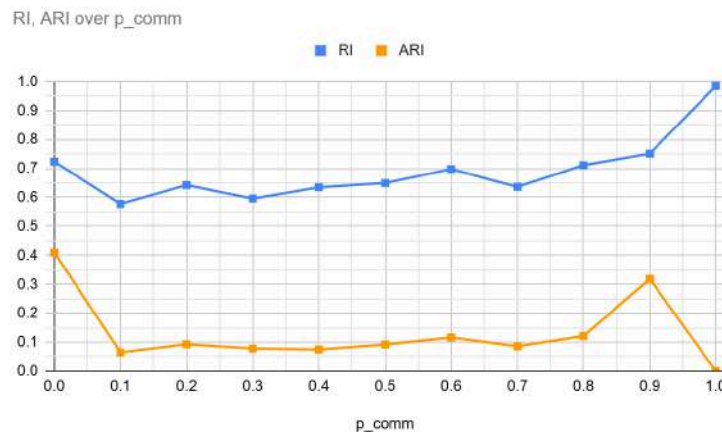


Рисунок 2.49 – Графік залежності RI , ARI від ймовірності комунікації p_{comm} при $p_{mut}=0.001$

Відповідно до результатів експерименту, застосування мутації не призвело до суттєвих змін у значеннях метрик кластерного аналізу. Середні показники при зміні p_{comm} складають:

- $RI \approx 0.655$ без урахування значень при $p_{comm}=0, 1$ ($RI \approx 0.653$, підрозділ 2.4.2.3);
- $ARI \approx 0.116$ без урахування значення при $p_{comm}=0, 1$ ($ARI \approx 0.113$ підрозділ 2.4.2.3).

Динаміка значень на рисунку 2.49 відповідає тій, яку ми дослідили в підрозділі 2.4.2.3.

За підсумком експериментів, можемо стверджувати тільки про незначну кореляцію між кластеризаціями агентів за навчальною здібністю та мовою, яка виражається значеннями метрик $RI \approx 0.655$, $ARI \approx 0.116$.

2.5 Особливості параметрів A та p_{comm}

Під час аналізу результатів експерименту з різким збільшенням ймовірності комунікації (підрозділ 2.1) ми звернули увагу на нетипово швидкий у порівнянні з результатами Ліповської та Молоні перехід до високих показників навчальної здібності та успішності комунікації після збільшення p_{comm} до 0.98. Згідно зі спостереженнями в підрозділі 2.1.5.3, після $t=8000$ відбувається значне зменшення чисельності агентів – саме це є причиною збільшення s , l .

Нехай кількість агентів до $t=8000$ складає x , а після переходу – y , причому $x > y$. Оскільки загальна кількість операцій комунікації та оновлення популяції на 1 ітерацію не залежить від кількості агентів і є сталою – L^2 , кількість операцій на 1 агента до $t=8000$ та після – $\frac{L^2}{x}$ і $\frac{L^2}{y}$ відповідно. Зі зменшенням знаменника частка збільшується, тому, враховуючи $x > y$, кількість операцій на 1 агента є більшою після $t=8000$. Внаслідок цього після $t=8000$ відбувається прискорення еволюційних та комунікативних процесів, що в умовах значно меншої чисельності особин впродовж короткого часу призводить до високих значень s , l .

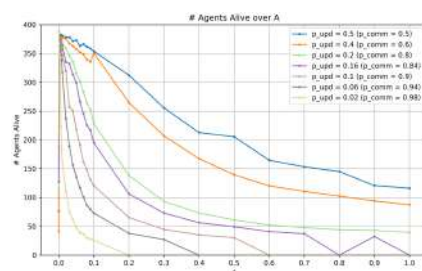
Нез'ясованою залишається першопричина зниження чисельності популяції. Як виявилось в ході дослідження, на таку поведінку мають вплив p_{comm} та параметр A , для аналізу яких ми провели експеримент, де дослідили залежність кількості агентів від p_{comm} при фіксованому значенні A і навпаки.

Ми визначимо p_{upd} як ймовірність оновлення популяції, яка обчислюється $p_{upd} = 1 - p_{comm}$, та K як фактичну кількість живих агентів у популяції. Оскільки внаслідок зменшення популяції, відповідно до ймовірностей, пропорційно збільшується кількість оновлень популяції на 1 агента, у цьому розділі ми також дослідимо залежність частоти оновлення популяції $r_{upd} = \frac{L^2}{K} \times p_{upd}$, яка вказує, скільки операцій оновлення припадає на 1 агента з урахуванням фактичної кількості агентів, від ймовірності комунікації та параметра A . Нас цікавлять операції оновлення, бо саме вони впливають на чисельність популяції.

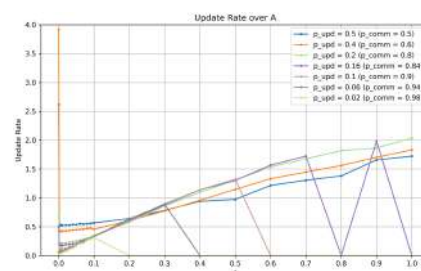
Експеримент передбачає розвиток популяції протягом $T=2000$ ітерацій зі сталим p_{comm} , що дозволяє досягти встановлення певної чисельності агентів, характерної для досліджуваного значення p_{comm} або A . Результатом кожного експерименту є середнє значення кількості агентів за всі ітерації симуляції, окрім перших 1000, які слугують для релаксації моделі.

Для дослідів використано відтворену модель Ліповської зі значеннями параметрів $L=20, 30, 40, N=1, p_{mut}=0.001, B=5$. Ініціалізація популяції – випадкова (див. підрозділ 2.1). Середнє значення кількості агентів для одного набору параметрів визначено як середнє арифметичне між результатами двох запусків. Дослідження впливу ймовірності комунікації та параметра A на чисельність агентів відбувалось незалежно (результати впливу параметрів A і p_{comm} отримані з різних експериментів, а не шляхом відображення результатів тих самих експериментів) за таких значень: значення A з проміжків $[0, 0.01]$ з кроком 0.002, $[0.01, 0.1]$ з кроком 0.01, $[0.1, 1]$ з кроком 0.1; значення p_{comm} з проміжків $[0.5, 0.8]$ з кроком 0.05, $[0.8, 0.98]$ з кроком 0.02.

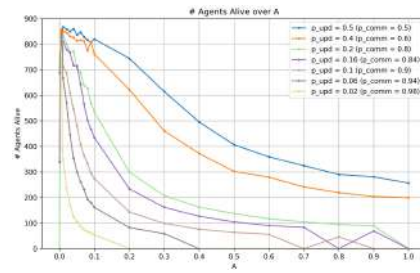
Результати наведено як графіки залежності середньої кількості агентів, середнього віку агентів та частоти оновлення популяції від A, p_{comm} (p_{upd}) на рисунках 2.50, 2.51, 2.52 відповідно. У таблиці 2.18 вказано значення r_{upd} в залежності від A та p_{comm} для розмірів популяції $L=20, 30, 40$ за даними експериментів, відображених на рисунку 2.50.



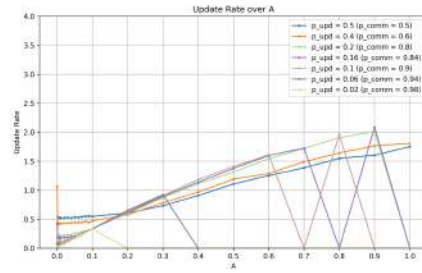
а, $L=20$ (0008)



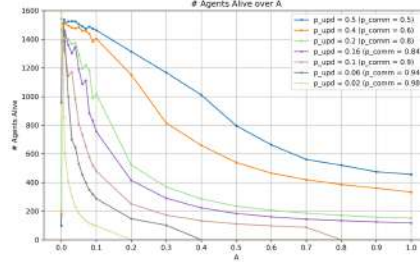
б, $L=20$



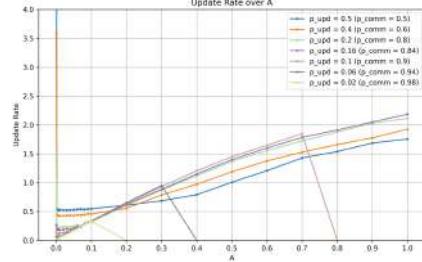
$\text{в}, L=30 (1874)$



$\text{г}, L=30$

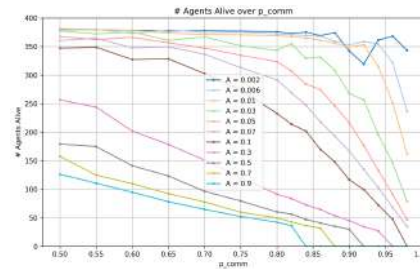


$\text{г}, L=40 (0022)$

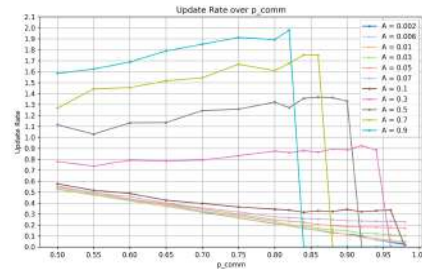


$\text{д}, L=40$

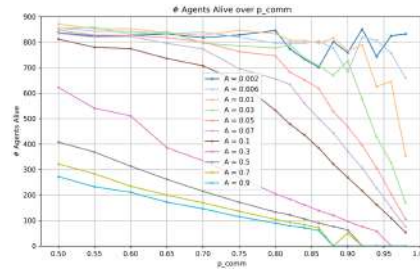
Рисунок 2.50 – Залежність середньої кількості агентів (а , в , г) та частоти оновлення популяції (б , г , д) від значення A за фіксованих значень ймовірності комунікації



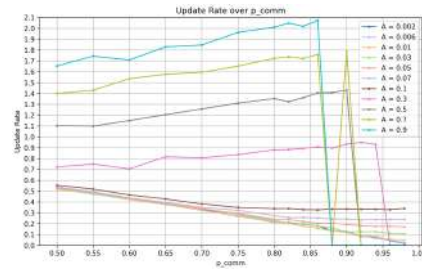
$\text{а}, L=20 (0009)$



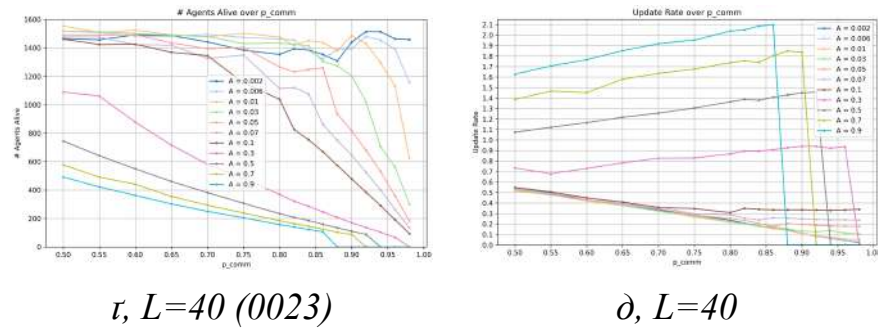
$\text{б}, L=20$



$\text{в}, L=30 (1875)$



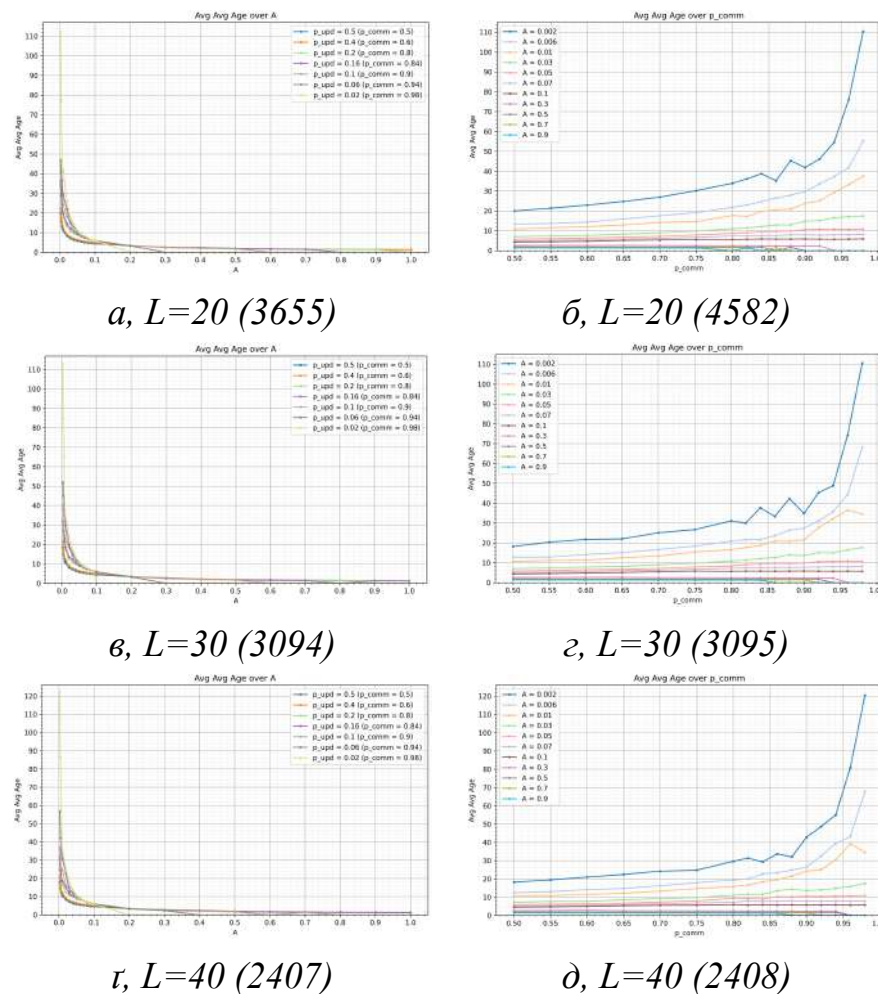
$\text{г}, L=30$



τ , $L=40$ (0023)

δ , $L=40$

Рисунок 2.51 – Залежність середньої кількості агентів (a , v , τ) та частоти оновлення популяції (b , z , δ) від значення p_{comm} за фіксованих значень A



a , $L=20$ (3655)

b , $L=20$ (4582)

v , $L=30$ (3094)

z , $L=30$ (3095)

τ , $L=40$ (2407)

δ , $L=40$ (2408)

Рисунок 2.52 – Залежність середнього віку агентів від значень A (a , v , τ) та p_{comm} (b , z , δ) за фіксованих значень p_{comm} та A відповідно

Примітка – Зниження графіків на рисунках 2.50 – 2.52 до 0 на певному значенні A або p_{comm} вказує на вимирання популяції у кожному з 2 запусків, проведених для цього значення. Якщо, впавши до 0, графік демонструє зростання на наступному значенні A або p_{comm} , це вказує на те, що принаймні в 1 з 2 запусків, проведених для цього значення, популяції вдалося вижити; популяції не

відновлюються з 0 особин, кожне значення на графіках – результат незалежного експерименту з 2 запусків.

Таблиця 2.18 – Значення r_{upd} в залежності від A , p_{comm} для різних L

L	p_{comm}	A												
		0.002	0.006	0.01	0.03	0.05	0.07	0.09	0.2	0.4	0.6	0.8	0.9	1
20	0.5	0.527	0.522	0.525	0.529	0.536	0.546	0.558	0.641	0.94	1.215	1.38	1.658	1.723
30		0.544	0.525	0.519	0.53	0.538	0.543	0.557	0.605	0.909	1.253	1.55	1.602	1.753
40		0.545	0.531	0.529	0.524	0.531	0.543	0.543	0.609	0.791	1.207	1.538	1.686	1.755
20	0.6	0.424	0.422	0.424	0.436	0.448	0.459	0.476	0.605	0.956	1.331	1.561	1.702	1.83
30		0.439	0.423	0.424	0.434	0.443	0.443	0.445	0.579	0.966	1.288	1.642	1.766	1.807
40		0.444	0.433	0.424	0.432	0.431	0.439	0.462	0.556	0.971	1.376	1.659	1.776	1.926
20	0.8	0.22	0.214	0.218	0.231	0.254	0.282	0.317	0.579	1.097	1.535	1.817	1.864	2.035
30		0.229	0.225	0.216	0.233	0.255	0.282	0.316	0.601	1.112	1.545	1.907	2.012	0.
40		0.223	0.219	0.226	0.234	0.247	0.263	0.323	0.612	1.118	1.554	1.875	2.027	2.113
20	0.84	0.171	0.174	0.176	0.193	0.214	0.26	0.295	0.603	1.137	1.566	0.	1.979	0.
30		0.178	0.171	0.177	0.188	0.202	0.254	0.308	0.615	1.138	1.597	0.	2.087	0.
40		0.185	0.19	0.175	0.197	0.215	0.23	0.308	0.617	1.149	1.6	1.91	2.05	2.184
20	0.92	0.114	0.112	0.115	0.155	0.184	0.247	0.305	0.613	1.14	0.	0.	0.	0.
30		0.11	0.114	0.126	0.148	0.188	0.246	0.305	0.63	1.182	1.61	1.959	0.	0.
40		0.118	0.121	0.122	0.137	0.198	0.246	0.308	0.638	1.205	1.647	0.	0.	0.
20	0.94	0.066	0.069	0.076	0.127	0.177	0.239	0.301	0.634	0.	0.	0.	0.	0.
30		0.064	0.068	0.081	0.121	0.18	0.232	0.3	0.654	0.	0.	0.	0.	0.
40		0.064	0.065	0.069	0.137	0.181	0.242	0.302	0.653	0.	0.	0.	0.	0.
20	0.98	0.023	0.036	0.05	0.106	0.169	0.218	0.285	0.	0.	0.	0.	0.	0.
30		0.023	0.026	0.052	0.105	0.17	0.24	0.299	0.	0.	0.	0.	0.	0.
40		0.021	0.029	0.053	0.106	0.172	0.242	0.304	0.	0.	0.	0.	0.	0.

Згідно з графіками на рисунку 2.50.а, в, г, збільшення значення A призводить до зменшення кількості агентів за всіх розглянутих значень ймовірності комунікації. Темпи спадання чисельності залежать від ймовірності оновлення популяції: при низькому $p_{upd}=0.02$ популяція сильно скорочується за маленького значення $A \approx 0.05$ та вимирає при $A=0.2$. Однак у випадку високої ймовірності оновлення популяції $p_{upd}=0.5$ зниження чисельності при зростанні A є повільним і не спричиняє загибелі всіх агентів на розглянутому проміжку $A [0, 1]$. Така динаміка є очікуваною: низька ймовірність оновлення популяції призводить до того, що агенти старіють (різке збільшення віку за низького p_{upd} (високого p_{comm}) помітне при $A=0.002, 0.006, 0.01$ на

рисунку 2.52.б, г, д), не маючи можливості розмножуватись, і коли отримують шанс на відтворення, гинуть через низьку ймовірність виживання, викликану поважним віком. Навіть низького значення A – низького впливу віку на ймовірність виживання – достатньо, аби значна частина популяції загинула. Висока ймовірність оновлення популяції запобігає вимиранню, оскільки сприяє тому, що агент протягом 1 ітерації залишить нащадків, заповнивши порожні місця. Таким чином значна кількість агентів репродуктивного віку (такого віку, за якого ймовірність виживання ще є високою) отримує шанс на розмноження.

Збільшення впливу віку на пристосованість при зростанні A спричиняє зниження чисельності навіть тих популяцій, де ймовірність оновлення є високою (рисунок 2.50.а, в, г, $p_{upd}=0.4, 0.5$).

Попри залежність кількості агентів від ймовірності комунікації на рисунку 2.50.а, в, г, ми спостерігаємо протилежну закономірність на графіках 2.50.б, г, д: частота оновлення популяції r_{upd} , обчислена за фактичною кількістю агентів у популяції, майже не змінюється в залежності від ймовірності оновлення популяції. Розглянувши графіки $p_{upd}=0.02, 0.06, 0.1, 0.16, 0.2$ (рисунок 2.50.б, г, д), помітимо, що вони лежать на одній прямій. Графіки при $p_{upd}=0.4, 0.5$ поводяться дещо інакше, однак значення в точках є близькими до значень решти графіків.

Рисунок 2.51.б, г, д призначений для демонстрації (не)залежності r_{upd} від p_{upd} ($p_{upd} = 1 - p_{comm}$). Помітно, що на деяких ділянках графіків (особливо $A=0.003, 0.05, 0.07, 0.1$ на проміжку $[0.8, 0.98]$, $A=0.3$ на проміжку $[0.5, 0.98]$) значення r_{upd} залишається сталим. Незалежність значень r_{upd} від p_{upd} на окремих проміжках є цікавим спостереженням і може свідчити про адаптивну поведінку популяції: незважаючи на ймовірність оновлення популяції (навіть низьку, $p_{upd}=0.02$), популяція підлаштовується до несприятливих умов і підтримує частоту оновлення r_{upd} на одному рівні з рештою популяцій (рисунок 2.50.б, г, д). Зниження кількості агентів є тим механізмом, який дозволяє моделі пристосуватись: гибель агентів відбувається доти, поки не буде досягнуто такої чисельності, що частота оновлення популяції дозволить їм справлятися з тиском A . Цільова частота оновлення збігається зі значенням r_{upd} , яке є спільним (або близьким) за різних значень p_{upd} (p_{comm}), що

відображено на рисунку 2.51.б, г, д. Вимирання популяцій відбувається тоді, коли вплив A стає занадто високим, і в умовах наданої ймовірності оновлення популяції адаптація шляхом зменшення чисельності призводить до смерті всіх.

На графіках 2.50.б, г, д ми також спостерігаємо залежність r_{upd} від A : збільшення значення параметра A призводить до зростання r_{upd} . Такий ефект також є передбачуваним і пояснюється вищою потребою в оновленні популяції, коли посилюється вплив віку на ймовірність виживання агентів. Аналогічно, r_{upd} дещо збільшується на графіках 2.51.б, г, д, що особливо помітно на високих значеннях $A=0.5, 0.7, 0.9$. Вимирання популяцій відбувається тоді, коли ймовірність оновлення популяції стає занадто низькою, що не дозволяє агентам адаптуватись до впливу віку, заданого значенням A (характерно для високих значень $A=0.3, 0.5, 0.7, 0.9$, рисунок 2.51.б, г, д).

Графіки на рисунку 2.51.а, в, г демонструють залежність кількості агентів від ймовірності комунікації: збільшення p_{comm} (зниження p_{upd}) спричиняє зменшення чисельності популяції тим швидше, чим вищим є значення A . Кількість особин залишається сталою тривалий час незалежно від p_{comm} при низькому впливі віку на виживання $A=0.002$, однак при $A=0.9$ популяція швидко втрачає всіх агентів. Пояснення такої поведінки є аналогічним до згаданого вище в цьому підрозділі: низьке p_{upd} не дозволяє запобігти сильному впливу віку на пристосованість агентів.

Внаслідок того, що параметр A контролює вплив віку на виживання, він також обмежує тривалість життя агентів, що проілюстровано на рисунку 2.52.а, в, г: за низького тиску $A=0.002$ популяція досягає середнього віку приблизно 113 років, однак при збільшеному $A=0.1$ середній вік складає тільки 6 років, знижуючись приблизно до 1 при $A=0.9$.

Тривалість життя також залежить від p_{comm} (p_{upd}), про що свідчать графіки на рисунку 2.52.б, г, д: внаслідок збільшення ймовірності комунікації, агенти рідше зазнають оновлення популяції, під час якого могли б загинути, тому вони на кожній ітерації вони збільшують свій вік на 1, що призводить до високих показників середнього віку в популяції (графіки $A=0.002, 0.006, 0.01$). Різке збільшення середнього віку характерне за низького значення параметра A . При збільшенні A до

0.05 – 0.9 середній вік майже не змінюється при збільшенні p_{comm} , причиною чого є високий вплив віку на виживання.

Описані в цьому підрозділі особливості параметра A та p_{comm} не залежать від розміру популяції, про що свідчить схожість результатів на рисунках 2.50, 2.51, 2.52 для $L=20, 30, 40$. Значення частоти оновлення популяції також залишається сталим при зміні L , що продемонстровано у таблиці 2.18.

Отже, ми з'ясували причини різкого зростання успішності комунікації та навчальної здібності при переході до високого p_{comm} , які полягають у збільшенні кількості операцій внаслідок зменшення чисельності популяції. Причинами гибелі агентів є збільшення впливу віку на виживання внаслідок зростання A та зниження ймовірності оновлення популяції. Встановлено залежність середнього віку популяції від A та ймовірності комунікації (ймовірності оновлення популяції): вік знижується при збільшенні A та зростає при збільшенні p_{comm} (зниженні p_{upd}). Також ми спостерігали явище адаптації популяції до несприятливої дії параметра A через підтримку певної частоти оновлення популяції r_{upd} , значення якої залежить від A , шляхом зменшення кількості агентів. Залежність r_{upd} від p_{comm} (p_{upd}) є частковою на певних проміжках p_{comm} .

Висновки до розділу 2

Відтворюючи результати експериментів, описані в дослідженнях Ліповської та Молоні, та аналізуючи поведінку алгоритмів, ми стикнулися з низкою перешкод, викликаних неточностями в описах авторів.

Зокрема, у підрозділі 2.1.3 ми з'ясували, що лістинг 1.6 Молоні містить фактичну помилку, яка порушує логіку моделі Ліповської та унеможливорює нормальний розвиток популяції. З огляду на це є підстави для сумнівів, чи решта змін автора, наведених у таблиці 1.1, є цілеспрямованими або випадковими. Порівнявши результати власних дослідів із роботою Молоні (підрозділ 2.1.4), ми припускаємо невідповідність між значеннями параметра A , яке автор описав у дослідженні, та тим, яке насправді використав під час експерименту.

Іншою виявленою проблемою у роботі Молоні стала розбіжність з Ліповською в умовах проведення експериментів, яка могла викликати зміну поведінки моделі: у підрозділі 2.2.2 ми вказали на відмінність у способі ініціалізації популяції.

Разом для Ліповської та Молоні характерними є брак доказовості (наприклад, твердження авторів про стійкість моделей нічим не підкріплені, Молоні не наводить оцінок кореляції між кластерами агентів, усі результати дослідів наведені на основі одного запуску, що, зважаючи на стохастичну природу алгоритму, не дає можливості робити обґрунтовані висновки), невідповідність між результатами експериментів одного типу (підрозділи 2.2.1 та 2.2.2 відповідно), часткова відсутність опису умов експериментів: способу ініціалізації популяції (підрозділ 2.3.1), функції зміни ймовірності комунікації (підрозділ 2.2), значень параметрів.

Незважаючи на вказані труднощі, нам вдалося провести дослідження та проаналізувати моделі. Результати експериментів свідчать про часткову відтворюваність моделі Ліповської. Попри те, що ми простежили схожі до описаних у роботах [1], [2], [3] загальні тенденції у поведінці популяції в усіх дослідах, конкретні деталі та значення не завжди збігалися. Узагальнені результати відтворення експериментів наведено в таблиці 2.19.

Зокрема, у підрозділах 2.1.2, 2.1.4 після різкої зміни ймовірності комунікації ми спостерігали швидке зростання здатності до навчання та успішності комунікації, тоді як в Ліповської та Молоні збільшення показників відбувалось повільніше.

В експериментах з лінійним та покроковим збільшенням ймовірності комунікації (див. підрозділи 2.2, 2.3) наші значення p_{comm} прямого та зворотного БП виявилось нижчим від значень, наведених Ліповською, однак близькими до показників Молоні.

Різниця у значеннях може бути наслідком відмінності в умовах експериментів, які вказані неявно або не наведені в оригінальних роботах. Попри те, що ми адаптували деякі параметри дослідів під наші потреби та обмеження, це не призводило до спотворення механізму виконання експериментів.

Таблиця 2.19 – Узагальнені результати відтворених експериментів

Експеримент	Критерій порівняння	Модель Ліповської	Відтворена модель Ліповської	Модель Молоні	Відтворена модель Молоні	Примітка
Різке збільшення p_{comm}	форма графіків зміни s, l	сигмоїда	сигмоїда	сигмоїда	сигмоїда	у відтворених моделях зростання значень s, l відбувається швидше, ніж в оригінальних
Лінійне збільшення p_{comm}	p_{comm} БП	≈ 0.4	0.16875 ± 0.01031	≈ 0.15	≈ 0.12	у відтворених моделях високе s розвивається одразу і передую збільшенню l
Збільшення p_{comm} з кроком 0.01	p_{comm} БП	≈ 0.23	≈ 0.16	≈ 0.12	≈ 0.11	
Зменшення p_{comm} з кроком 0.01	p_{comm} зворотного БП	≈ 0.15	≈ 0.06	–	$\approx 0.01-0.02$	

Окрім цього, у розділі було досліджено та підтверджено стійкість моделі Ліповської до зміни стратегій та значень параметрів, за винятком параметра A . Узагальнені результати наведено в таблиці 2.20.

Зокрема, алгоритм продемонстрував очікувану поведінку за різних значень розміру популяції в усіх експериментах: зі збільшенням чисельності агентів знижується стохастичність значень успішності комунікації та середньої навчальної здібності, зростає p_{comm} прямого та зменшується p_{comm} зворотного БП, що вказує на те, що великі популяції повільніше реагують на зміни середовища і потребують сильніших стимулів для розвитку.

Модель також є стійкою до значень початкового віку агентів, значення якого ми дослідили окремо, бо в роботах Ліповської та Молоні не було наведено цього параметра. Високий вік при ініціалізації призводить до зменшення чисельності популяції внаслідок його впливу на ймовірність виживання, збільшення коливань успішності комунікації та середньої навчальної здібності та зростання p_{comm} БП.

Попри твердження Молоні, модель Ліповської загалом є стійкою до зміни значень параметра A , однак проявляє неочікувану поведінку при низькому значенні ($A=0.005$) в експерименті з різким збільшенням ймовірності комунікації. Параметр є

важливим для моделі, оскільки контролює вплив віку агентів на ймовірність їхнього виживання: низьке значення забезпечує агентам високу тривалість життя, високе – скорочує час їхнього існування. При значенні $A=0$ популяція зазнає швидкого вимирання в усіх експериментах через особливості функції пристосованості, яка також враховує рівень знань агентів. Відповідно до спостережень, збільшення значення параметра A також призводить до зростання p_{comm} прямого та зворотного БП або відсутності цього явища, зменшення середнього рівня знань агентів.

Ми встановили стійкість моделі до зміни значень параметра N . Збільшення розміру словника спричиняє зменшення коливань та швидке зростання значень s , l , зниження p_{comm} прямого та зворотного БП.

Модель Ліповської також виявилася стійкою до модифікації стратегії вибору сусідів. Зміна околу з 8 до 4 сусідніх позицій для вибору агента-слухача та місця для нащадка призвела до незначного збільшення p_{comm} БП, однак не завадила популяції успішно розвиватись.

Додатково в усіх експериментах ми дослідили вплив змін Молоні (див. таблицю 1.1) на поведінку моделі Ліповської. Зміна з пункту 2 виявилася фактичною помилкою, після виправлення якої алгоритм почав поводитись коректно. При застосуванні змін з пунктів 1, 3 до відтвореної моделі Ліповської відмінностей у результатах симуляцій виявлено не було, що свідчить про несуттєвість цих модифікацій для загального механізму еволюції.

Таблиця 2.20 – Узагальнені результати дослідження стійкості моделі Ліповської до змін

Експеримент	Параметр	Стійкість	Примітка
Різке збільшення p_{comm}	L	Так	
	a	Так	
	A	Ні	нехарактерна поведінка популяції при $A=0.005$
	N	Так	
	Стратегія вибору сусідів	Так	
	Зміни Молоні	Так	

Лінійне збільшення p_{comm}	L	Так	
	a	Так	
	A	Так	
	N	Так	
	Стратегія вибору сусідів	Так	
	Зміни Молоні	Так	
Збільшення/зменшення p_{comm} з кроком 0.01	L	Так	
	A	Так	
	N	Так	
	Стратегія вибору сусідів	Так	
	Зміни Молоні	Так	

Ще одним аспектом дослідження моделі Ліповської стало вимірювання кореляції між кластеризаціями агентів за навчальною здібністю та мовою, яке ми здійснили в підрозділі 2.4. Результати експериментів спростовують твердження Молоні про подібність між розбиттями, оскільки формальна оцінка за допомогою зовнішніх метрик кластерного аналізу Rand Index та Adjusted Rand Index показала низький рівень узгодженості між групами агентів, близький до рівня узгодженості між випадковими розбиттями: $RI \approx 0.655$, $ARI \approx 0.116$.

У ході дослідження особливостей параметра A та p_{comm} у підрозділі 2.5 ми виявили їхній негативний вплив на чисельність популяції, з'ясували їхню роль у досягненні високих показників успішності комунікації та середньої навчальної здібності та проаналізували залежність середнього віку агентів популяції від значень A і p_{comm} . Також ми розглянули ймовірний приклад саморегуляції популяції, яка шляхом зменшення кількості агентів здатна підтримувати частоту оновлення r_{upd} , необхідну, щоб справлятися зі збільшенням впливу віку на пристосованість особин.

РОЗДІЛ 3. АНАЛІЗ МОДИФІКАЦІЙ МОДЕЛІ ЛІПОВСЬКОЇ

Модель Ліповської, попри те, що демонструє важливі результати процесу еволюції мови та відтворює біологічні явища, такі як ефект Болдвіна та біолінгвістичний перехід, залишає великий простір для розширення та вивчення ролі природних чинників у розвитку популяції. На основі базового алгоритму у своїй роботі Молоні провів експерименти з власною функцією пристосованості, зміненими механізмами оновлення популяції, вивчення й успадкування мов.

Нашою метою у цьому розділі є дослідження залежності успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації при застосуванні модифікацій до алгоритму Ліповської, які мають наблизити модель до умов, у яких відбувається формування мови в людському суспільстві. Зокрема, ми пропонуємо розглянути такі варіанти стратегій:

- Підрозділ 3.2: мутація батьківської навчальної здібності при успадкуванні;
- Підрозділ 3.3: вікове зниження навчальної здібності;
- Підрозділ 3.4: функція пристосованості зі зваженими знаннями популяції;
- Підрозділ 3.5: змінена стратегія оцінки ваги слів.

Результати всіх експериментів, наведених у цьому розділі, доступні за посиланням у додатку Б.

3.1 Умови дослідження

Для дослідження в усіх експериментах цього розділу ми використовуємо відтворену модель Ліповської з такими значеннями параметрів: $L=40$, $p_{mut}=0.001$, $T=100000$, $A=0.005$, $B=5$, $N=1$, якщо в описі дослідження не вказано інше. Ініціалізація агентів відбувається з обмеженою навчальною здібністю відповідно до способу, описаного в підрозділі 2.2.1. Ймовірність комунікації збільшується лінійно згідно з формулою 2.1, де $p_{comm_start}=0.1$, $p_{comm_end}=0.5$. Кількість фактичних ітерацій збігається зі значенням T . Усі результати дослідів наведено на основі 1 запуску алгоритму для набору параметрів, що розглядаються.

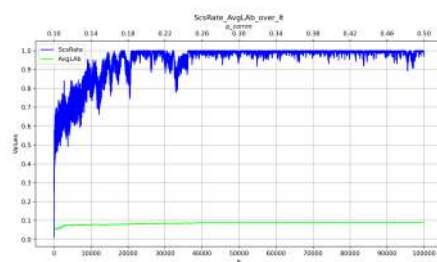
3.2 Мутація успадкованої навчальної здібності

Відповідно до алгоритму Ліповської, нащадок успадковує або випадкову здатність до навчання із ймовірністю p_{mut} , або батьківську. Оскільки в розмноженні бере участь тільки один батько і відсутній процес кросинговеру – обмін генами з іншою особою, – що не повністю відповідає природі людини, генетичне різноманіття популяції залишається низьким. Ми пропонуємо дослідити стратегію, коли успадкована навчальна здібність l_{child} завжди зазнає мутації шляхом додавання до батьківського значення навчальної здібності при народженні $l_{parent_at_birth}$ випадкової величини, що має нормальний розподіл з математичним сподіванням 0 і стандартним відхиленням σ . Тоді навчальна здібність нащадка l_{child} визначається за формулою:

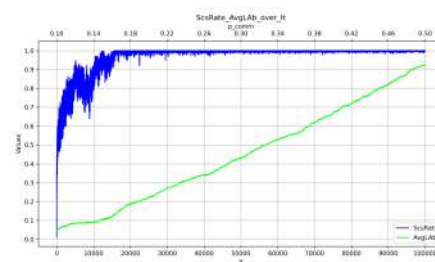
$$l_{child} = l_{parent_at_birth} + N(0, \sigma) \quad (3.1)$$

Метою експерименту є аналіз залежності успішності комунікації та навчальної здібності від ймовірності комунікації за умови застосування мутації до батьківської навчальної здібності відповідно до формули 3.1 з ймовірністю мутації навчальної здібності $p_{mut_l}=1$. Решта умов експерименту відповідають тим, що наведені в підрозділі 3.1. Для параметра σ було розглянуто такі значення: 0, 0.001, 0.01, 0.05, 5.

Результати наведено як графіки залежності s , l від p_{comm} за 1 запуском для кожного значення σ на рисунку 3.1. Рисунок 3.2 демонструє мапу розподілу агентів за навчальною здібністю при $\sigma=0.01$, $t=100000$. У таблиці 3.1 наведено значення l в популяції на ітерації $t=100000$ та p_{comm} БП в залежності від σ .



а, $\sigma=0$ (9907)



б, $\sigma=0.001$ (9782)

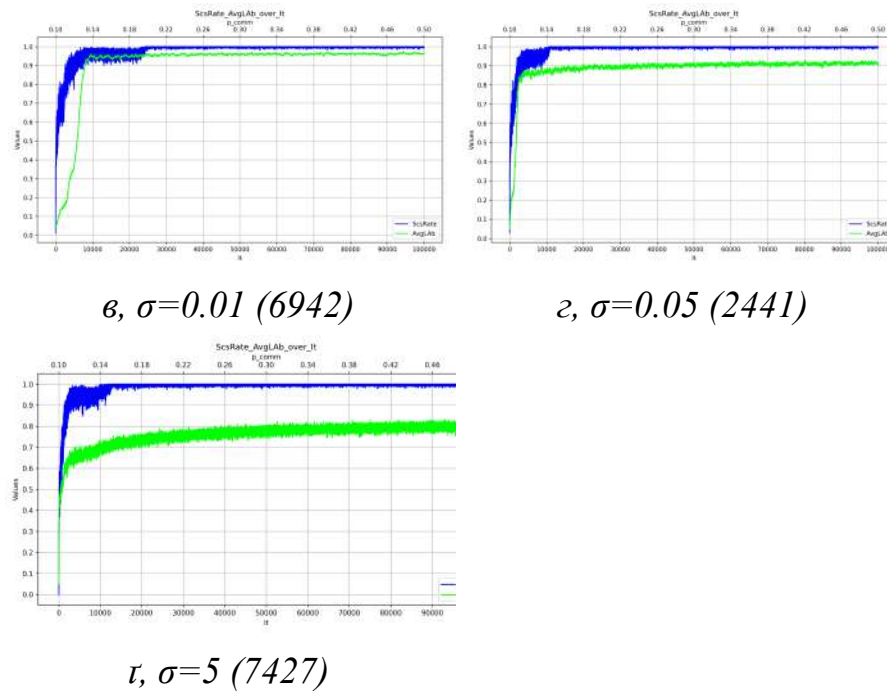


Рисунок 3.1 – Залежність s, l від p_{comm} за різних значень σ

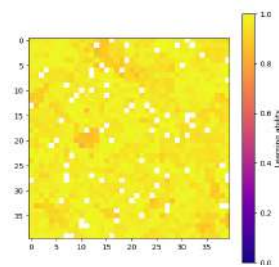


Рисунок 3.2 – Мапа розподілу агентів за навчальною здібністю при $\sigma=0.01, t=100000$ (6942)

Таблиця 3.1 – Середня навчальна здібність у популяції на ітерації $t=100000$ та p_{comm} БП в залежності від σ

σ	$l, t=100000$	p_{comm} БП
0	0.088	—
0.001	0.925	—
0.01	0.965	≈ 0.135
0.05	0.906	≈ 0.11
5	0.807	≈ 0.1

Запропонована стратегія не змінює загальної динаміки розвитку популяції, однак збільшення стандартного відхилення σ перешкоджає швидкому зростанню здатності до навчання: мутації мають як позитивний, так і негативний вплив на

значення навчальної здібності, що обмежує досягнення високих показників. Тим не менше, згідно з графіками на рисунку 3.2, навіть за високої інтенсивності мутацій, здатність до навчання повільно зростає протягом симуляції.

Оскільки в агентів відсутня можливість мутувати при $\sigma=0$, вони не можуть розвинути вищу здатність до навчання, аніж ту, яка є максимальною в популяції на момент ініціалізації. За умовами експерименту, початкова здатність до навчання обирається випадково з проміжку $(0, 0.1)$, тому максимальним можливим значенням є 0.1, що ми спостерігаємо на графіку (рисунок 3.1.а). При низькій ймовірності мутації $\sigma=0.001$ розвиток високої здатності до навчання відбувається лінійно протягом симуляції.

Вища ймовірність мутації сприяє скороченню часу, необхідного для БП (таблиця 3.1), та посилює коливання значень середньої навчальної здібності (рисунок 3.1).

Незалежно від відхилення та здатності до навчання, агенти досягають високої успішності комунікації. Однак популяція очікувано не є однорідною за навчальною здібністю, що викликано постійними мутаціями значень (рисунок 3.2).

Враховуючи результати, запропонований механізм мутації можна вважати доцільним для застосування під час дослідження еволюції мови, оскільки він не спотворює поведінку моделі.

3.3 Вікове зниження навчальної здібності

У зв'язку з біологічними процесами старіння з віком людині властиве зниження когнітивних навичок, серед яких погіршення пам'яті та засвоєння інформації. Згідно з гіпотезою про критичний період [10], здатність до опанування нової мови також залежить від віку: структури мозку у дітей та підлітків є більш пластичними, через що засвоєння мови відбувається успішно та ефективно. Хоча дорослі іноді показують кращі результати на початкових етапах вивчення, попри зусилля вони рідко досягають аналогічного рівня володіння, і з часом діти, як правило, перевершують їх у загальному рівні мовних навичок.

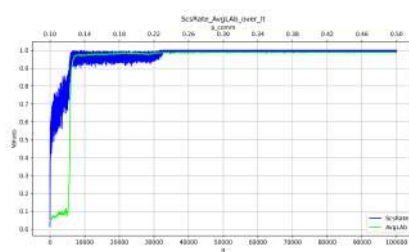
Модель Ліповської передбачає сталу здатність до навчання протягом всього життя агента. Для симуляції вікових змін пропонуємо зменшувати навчальну здібність на 1% від значення при народженні l_{at_birth} на кожній ітерації, починаючи з певного віку агента, позначеного τ . Тоді здатність до навчання l на ітерації $t + 1$ обчислюється за формулою:

$$l(t + 1) = l(t) - l_{at_birth} * 0.01 \quad (3.2)$$

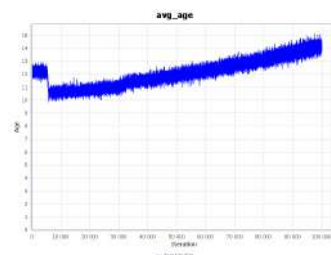
Оскільки здатність до навчання у моделі є генетичною ознакою, її зміна протягом життя агента може видаватись порушенням законів природи. Однак у механізмі розмноження, де сталість генотипу є важливою, ми використовуємо значення властивості, отримане агентом-батьком при народженні – $l_{parent_at_birth}$, чим забезпечуємо консистентність спадкування.

Метою експерименту є дослідження залежності успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації за умови застосування стратегії зниження навчальної здібності з віком. Конфігурація експерименту відповідає опису з підрозділу 3.1. Як значення параметра τ було обрано 8, 3, 0 при середньому віці популяції від 10 до 15 років за значення $A=0.005$.

Результати експерименту наведено як графіки залежності s , l , середнього віку агентів від p_{comm} на рисунку 3.3. У таблиці 3.2 вказано середні значення l і l_{at_birth} на ітерації $t=100000$ в залежності від τ , а також максимальне досягнуте значення середньої навчальної здібності l_{max} протягом симуляції.



а, $\tau = \infty$ (7513)



б, $\tau = \infty$

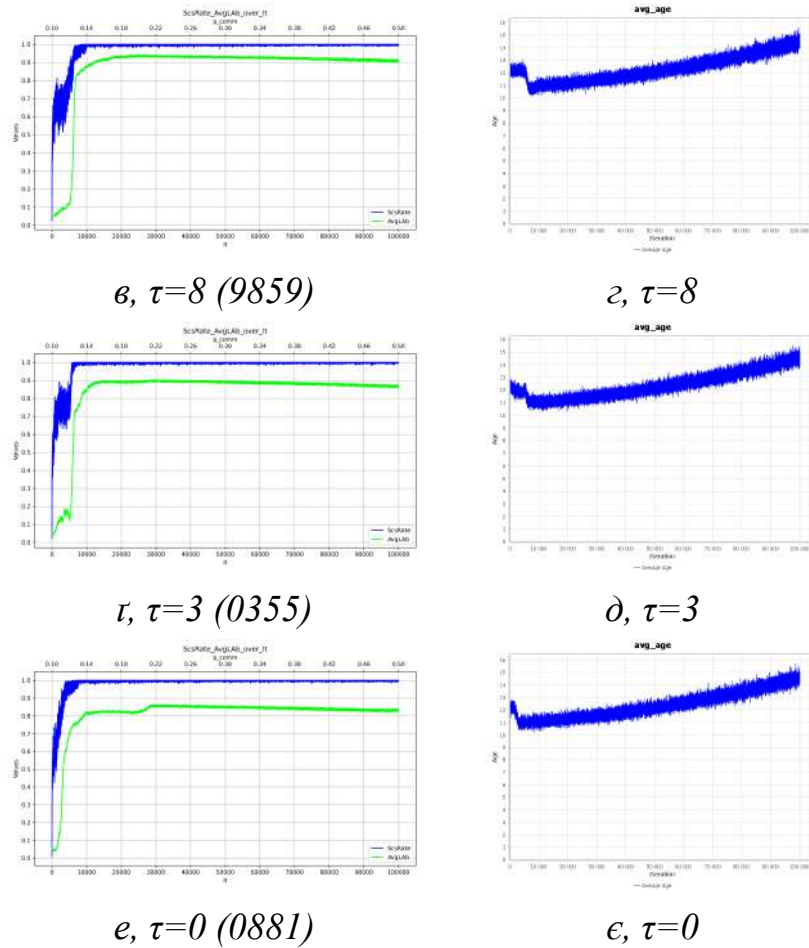


Рисунок 3.3 – Залежність s, l (a, v, r, e) та середнього віку ($б, г, д, е$) агентів від p_{comm} за різних значень τ

Таблиця 3.2 – Середня навчальна здібність (l) і середня успадкована навчальна здібність (l_{at_birth}) на ітерації $t=100000$, максимальна середня навчальна здібність впродовж симуляції (l_{max}) в залежності від τ

τ	l	l_{at_birth}	l_{max}
∞	0.99	0.99	0.99
8	0.908	0.99	0.95
3	0.868	0.99	0.91
0	0.829	0.973	0.865

Відповідно до результатів експериментів, зниження значення τ очікувано призводить до зменшення середнього рівня здібностей l та максимального досягнутого значення l_{max} (таблиця 3.2), оскільки вікове погіршення здатності до навчання починається у більш ранньому віці і довше впливає на агентів. При цьому зміна τ не позначається на успадкованій навчальній здібності l_{at_birth} .

Протягом експерименту спостерігається повільне, близьке до лінійного, зменшення здатності до навчання внаслідок збільшення тривалості життя агентів (рисунок 3.3). Успішність комунікації залишається на рівні близькому до 1 за всіх значень τ . Як результат, модифікація може бути використана для симуляції впливу віку на навчальну здібність.

3.4 Модифікована функція пристосованості

3.4.1 Варіант функції пристосованості Молоні

У своєму дослідженні Молоні ставить під сумнів обґрунтованість функції пристосованості, запропонованої Ліповською (див. формулу 1.2), зокрема вважає недоцільним використання середнього рівня знань у популяції для обчислення ймовірності виживання окремої особини. Замість цього автор припускає, що здоров'я агента повинно залежати від його власної успішності під час спілкування, тому пропонує модифіковану функцію для обчислення ймовірності виживання p_{surv} :

$$p_{surv} = \exp(-Aa) \times s^C, \quad (3.3)$$

де A – параметр, який контролює вплив віку на ймовірність виживання;

a – вік агента;

s – частка успішних комунікацій від усіх спроб, ініційованих агентом;

C – параметр, який контролює вплив s .

Молоні виконав дослід за таких параметрів моделі: $L=40$, $N=1$, $p_{mut}=0.001$, $A=0.005$, $B=5$, $p_{comm_start}=0.1$, $p_{comm_end}=0.5$, $T=100000$. Зміна ймовірності комунікації протягом симуляції відбувалась відповідно до способу, використаного автором в експерименті, який ми досліджували в підрозділі 2.2.3, спосіб ініціалізації популяції не вказано.

Результати експерименту наведено як графік залежності успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації на рисунку 3.4.

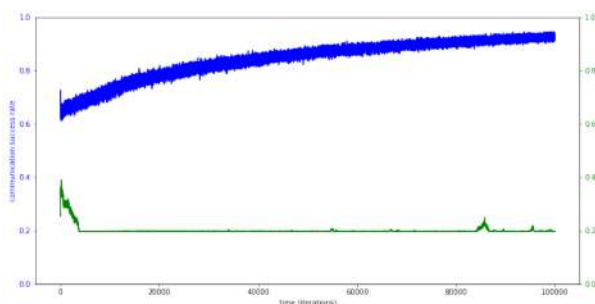


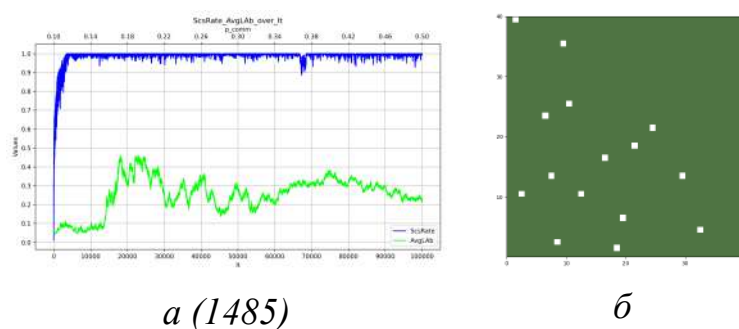
Рисунок 3.4 – Результат застосування Молоні модифікованої функції пристосованості як графік залежності s , l від p_{comm} , відповідає Figure 4.2 з [3]

За результатами експерименту автор не спостерігає біолінгвістичного переходу, однак зауважує встановлення однієї мови в популяції після 10000 – 20000 ітерацій та високе значення s попри низьке l . Здатність до навчання збігається до одного значення $l \approx 0.2$ та залишається сталою протягом симуляції.

3.4.2 Результати відтворення функції пристосованості Молоні

Щоб пересвідчитись у правильності висновків Молоні, ми провели експеримент відповідно до умов 3.4.1, використавши відтворену модель Молоні, функцію пристосованості за формулою 3.3, функцію зміни ймовірності комунікації за формулою 2.1 та спосіб ініціалізації відповідно до опису з розділу 2.2.1.

На рисунку 3.5 ми навели графік залежності s , l від p_{comm} та мапу розподілу агентів за мовою на ітерації $t=20000$.



а (1485)

б

Рисунок 3.5 – Результат відтвореної моделі Молоні з модифікованою функцією пристосованості Молоні; а – графік залежності s , l від p_{comm} ; б – мапа розподілу агентів за мовою, $t=20000$

Відтворена модель Молоні частково демонструє поведінку, описану в підрозділі 3.4.1. Успішність комунікації швидко зростає до максимальної. Хоча ми також не помічаємо біолінгвістичного переходу, однак показник навчальної здібності не фіксується на одному значенні, а коливається у межах 0.15 – 0.45. Аналогічно до результатів Молоні, популяція є одномовною на ітерації $t=20000$ (рисунок 3.5.б).

За підсумком експериментів можна зробити висновок про критичність залежності між знаннями окремого агента та всієї популяції для досягнення високої здатності до навчання. Оригінальна функція пристосованості Ліповської створює сильний тиск відбору на користь агентів із більшим у порівнянні з рештою рівнем знань і, відповідно, високою здатністю до навчання, що в результаті призводить до збільшення значення середньої навчальної здібності в популяції.

Функція виживання Молоні натомість надає перевагу агентам, які є більш успішними у комунікації. Як ми спостерігали раніше (рисунки 3.1.а, 3.5.а), успішна комунікація можлива за низької здатності до навчання, тому в агентів відсутній стимул розвивати навчальні здібності.

3.4.3 Функція пристосованості зі зваженими знаннями популяції

З'ясувавши роль середнього рівня знань популяції в еволюції популяції, ми пропонуємо дослідити поведінку моделі при зміні впливу цього показника. Ми розглядаємо модифікацію функції пристосованості Ліповської (формула 1.2) p_{surv_m} для агента m , де знання решти агентів враховуються з коефіцієнтом α при обчисленні середнього рівня знань у популяції W_m і яку задано формулою:

$$p_{surv_m} = \exp(-Aa) \times (1 - \exp(-B \sum_{j=1}^N \frac{w_j}{W_m})), \quad (3.4)$$

$$W_m = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\sum_{j=1}^N (w_j \in \lambda_k) \right) \times q, \quad (3.5)$$

де W_m – середній рівень знань у популяції, обчислений для агента m ;

K – кількість агентів;

N – максимальний розмір словника агента;

w_j – вага j -того слова в словнику агента;

λ_k – словник агента k -того агента;

q – зважувальний коефіцієнт рівня знань агента;

α – зважувальний коефіцієнт рівня знань агента $m \neq k$;

$q = 1$, якщо $m = k$;

$q = \alpha$, якщо $m \neq k$.

У ході експериментів ми аналізуємо залежність успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації при застосуванні зміненої функції пристосованості (формула 3.4) зі значеннями параметра $\alpha=0.9, 0.75, 0.5, 0$. Досліди було проведено відповідно до умов, описаних у підрозділі 3.1. Результати запусків наведено на рисунку 3.6 як графіки зміни s, l залежно від p_{comm} . У таблиці 3.3 вказано значення p_{comm} БП та середнього рівня знань на ітерації $t=100000$ залежно від α .

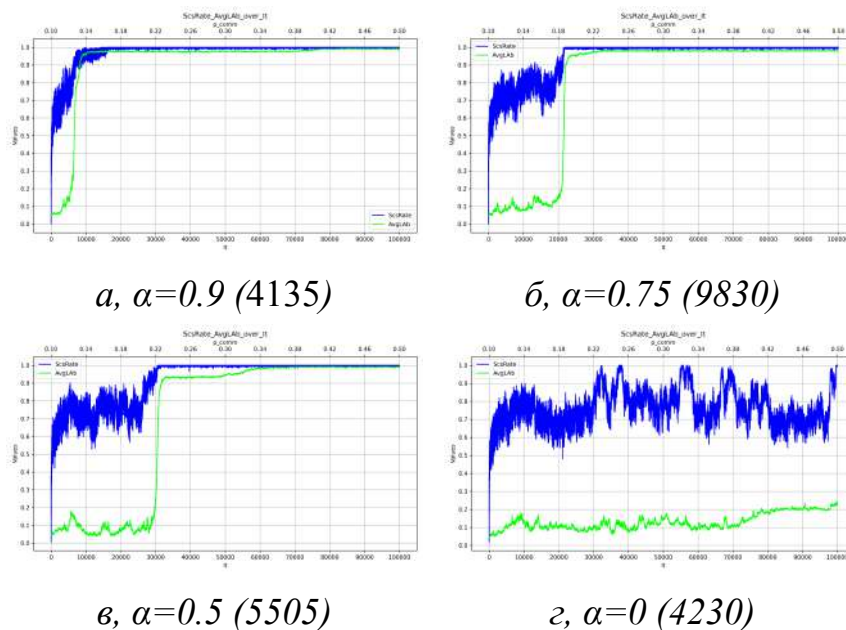


Рисунок 3.6 – Залежність s, l від p_{comm} при різних значення α

Таблиця 3.3 – Значення p_{comm} БП та середнього рівня знань при $t=100000$ в залежності від α

α	p_{comm} БП	Середній рівень знань, $t=100000$
0.9	≈ 0.13	15.765
0.75	≈ 0.19	16.692
0.5	≈ 0.23	16.989
0	–	4.963

Аналізуючи p_{comm} БП, робимо висновок, що висока здатність до навчання розвивається швидше, якщо рівень знань інших агентів має вищий вплив (параметр α має більше значення) на виживання окремого індивіда: необхідна для переходу ймовірність комунікації зменшується з 0.23 до 0.13 при збільшенні α з 0.5 до 0.9.

Застосування коефіцієнта $\alpha=0$ нівелює вплив знань агента на його здоров'я, оскільки середній рівень знань популяції збігається з рівнем знань самого агента; ймовірність виживання у такій конфігурації залежить тільки від віку. Оскільки агенти не отримують переваги від досвіду спілкування, здатність до навчання залишається низькою в межах 0.05-0.25, середній рівень знань на останній ітерації $t=100000$ становить 4.963 у порівнянні зі значенням 15.765 при $\alpha=0.9$ (таблиця 3.3). Успішність комунікації, оскільки не впливає на виживання, також не є пріоритетом агентів, тому схильна до високих коливань.

Отже, експеримент підтверджує важливу роль усіх агентів популяції у розвитку окремих індивідів. У подальших дослідженнях змінену функцію пристосованості може бути використано для симуляції впливу агентів одне на одного.

3.5 Модифікована стратегія оцінки ваги слів

3.5.1 Результати Молоні

У своїй роботі Молоні звертає увагу на те, що здатність до навчання в оригінальній моделі Ліповської використовується для зміни ваги слів під час комунікації, однак ігнорується в решті випадків, коли агент має справу зі словами. Зокрема, під час успадкування, вигадкування, або вивчення, відповідно до Ліповської, початкова вага слова завжди встановлюється як 1. Автор пропонує змінити підхід:

використовувати навчальну здібність агента для оцінки ваги при ініціалізації слова. Молоні проаналізував 3 сценарії:

1. Сценарій 1: вигадане, вивчене і успадковане слово має вагу рівну навчальній здібності агента;
2. Сценарій 2: вигадане слово має вагу 1, вивчене і успадковане – значення навчальної здібності;
3. Сценарій 3: вигадане, успадковане слово має вагу 1, вивчене – значення навчальної здібності;

Автор зазначає, що для експериментів було використано параметри моделі, описані в підрозділі 3.4.1, однак ми виявили невідповідності. Згідно з рисунком 3.7.6, в, для сценаріїв 2, 3 кількість ітерацій встановлено $T=50000$. Зважаючи на значення приблизно рівне 0.5 початкової середньої навчальної здібності на рисунку 3.7, ми припускаємо випадкову ініціалізацію популяції (підрозділ 2.1). Результати експериментів Молоні наведено на рисунку 3.7 як графіки залежності s , l від p_{comm} .

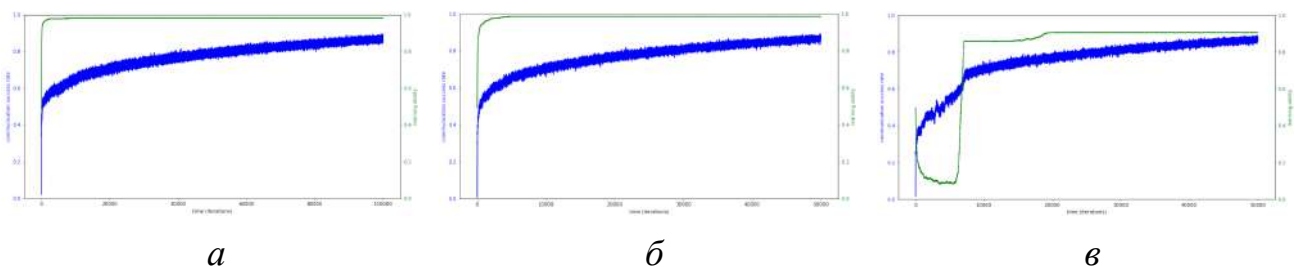


Рисунок 3.7 – Результат застосування Молоні стратегії оцінки ваги слів за сценаріїв 1 (а), 2 (б), 3 (в): залежність успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації

За результатами експериментів Молоні засвідчує швидке зростання навчальної здібності при низькій ймовірності комунікації за сценаріїв 1, 2. При застосуванні сценарію 3 популяція поводить інакше, здійснюючи біолінгвістичний перехід пізніше, ніж у перших двох випадках, і демонструючи кількаетапне збільшення середньої навчальної здібності.

3.5.2 Результати відтворення стратегії Молоні для оцінки ваги слів

У цьому підрозділі ми досліджуємо стратегію оцінки ваги слів, запропоновану Молоні і наведену в підрозділі 3.5.1, аналізуючи залежність успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації.

Зміна стратегії вимагає оновлення лістингів:

1. Сценарій 1:

- a. лістинг 1.2, рядок 3: Додати **i** до словника **speaker** з вагою рівною навчальній здібності агента
- b. лістинг 1.2, рядок 14: Додати слово **i** до словника **listener** з вагою рівною навчальній здібності агента
- c. лістинг 1.4, рядки 11, 14: Додати слово **i** до словника **child** з вагою рівною навчальній здібності агента

2. Сценарій 2:

- a. лістинг 1.2, рядок 14: Додати слово **i** до словника **listener** з вагою рівною навчальній здібності агента
- b. лістинг 1.4, рядки 11, 14: Додати слово **i** до словника **child** з вагою рівною навчальній здібності агента

3. Сценарій 3:

- a. лістинг 1.2, рядок 14: Додати слово **i** до словника **listener** з вагою рівною навчальній здібності агента

Для експериментів було використано відтворену модель Молоні з параметрами відповідно до підрозділу 3.5.1. Результати запусків для кожного зі сценаріїв стратегії наведено на рисунку 3.8 як графіки залежності s , l від p_{comm} .

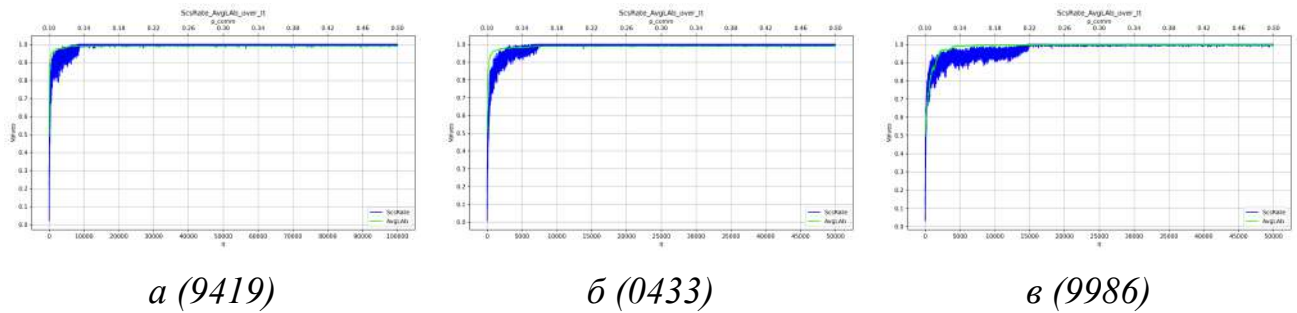


Рисунок 3.8 – Результат відтворення стратегії оцінки ваги слів Молоні за сценаріїв 1 (а), 2 (б), 3 (в): залежність успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації

Відтворена модель демонструє аналогічну до описаної в підрозділі 3.5.1 динаміку зростання середнього значення навчальної здібності, однак графік успішності комунікації відрізняється від результатів Молоні – відповідно до графіків на рисунку 3.8, перехід до високої успішності комунікації відбувається не пізніше $t=15000$, тоді як в автора значення s повільно збільшується протягом симуляції. Також ми не помітили відмінностей у результаті застосування сценарію 3 та сценаріїв 1, 2 (рисунку 3.8).

Різке зростання значень l , s на перших ітераціях, яке ми спостерігаємо в результаті застосування зміненої стратегії, може видатися несподіваним, оскільки зменшення початкової ваги слів при вигадуванні, вивченні та успадкуванні з 1 до значення навчальної здібності агента, на перший погляд, мало би погіршувати ефективність популяції. Натомість насправді модифікація Молоні робить модель більш послідовною.

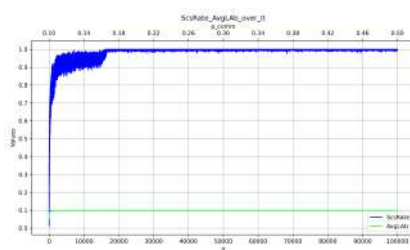
Використання Ліповською значення 1 як ваги слова у згаданих випадках призводило до невідповідності між навчальною здібністю агента та рівнем його знань: можливою була ситуацію, коли агент з дуже низькою здатністю до навчання мав відносно високий початковий рівень знань за рахунок вигадування, вивчення або успадкування слова. Як наслідок, такий агент отримував достатню ймовірність виживання, аби поширювати низьку навчальну здібність серед нащадків і стримувати успішний розвиток популяції.

Зміни в алгоритмі призвели до того, що можливість розмножуватись отримали агенти, які мали високий рівень знань, що підкріплений високою здатністю до навчання, а не отриманий внаслідок вигадкування, вивчення або успадкування. Як результат, на графіках ми спостерігаємо стрімке збільшення значення навчальної здібності протягом перших ітерацій.

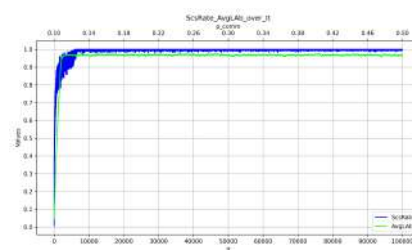
3.5.3 Стратегія оцінки ваги слів зі стратегією мутації успадкованої навчальної здібності

Оскільки стратегія оцінки ваги слів, запропонована Молоні, покладається на навчальну здібність агента для ініціалізації значень ваги, ми вважаємо доцільним дослідити її вплив на популяцію у поєднанні зі стратегією, яка безпосередньо змінює значення здатності до навчання – стратегією мутації успадкованої навчальної здібності, розглянутої в підрозділі 3.2. На нашу думку, найбільш природним є сценарій 1 з підрозділу 3.5.1, тому ми сфокусуємося саме на цьому варіанті стратегії оцінки слів.

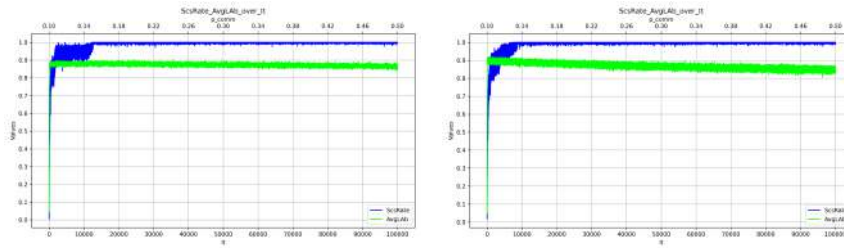
На основі експериментів ми аналізуємо залежність успішності комунікації та середньої навчальної здібності агентів від ймовірності комунікації за умови застосування запропонованих модифікацій, зокрема розглядаємо такі значення параметра σ : 0, 0.01, 0.05, 5. Досліди було проведено відповідно до умов з підрозділу 3.1. Результати наведено у вигляді графіків зміни s , l залежно від p_{comm} на рисунку 3.9. У таблиці 3.4 вказано фінальні середні значення навчальної здібності у порівнянні з результатами підрозділу 3.2.



а, $\sigma=0$ (1178)



б, $\sigma=0.01$ (5011)



$\sigma, \sigma=0.05$ (7569)

$\sigma, \sigma=5$ (7921)

Рисунок 3.9 – Результат поєднання модифікованих стратегій оцінки ваги слів та мутації: залежність успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації

Таблиця 3.4 – Значення l на ітерації $t=100000$ в залежності від σ у порівнянні зі значеннями підрозділу 3.2

σ	$l, t=100000$	$l, t=100000$ (п. 3.2)
0	0.1	0.088
0.01	0.966	0.965
0.05	0.869	0.906
5	0.844	0.807

Результати експериментів свідчать, що загальна тенденція до швидкого збільшення показників s , l , властива популяції при застосуванні модифікованої стратегії оцінки слів, зберігається. Однак ми помічаємо відмінності від результатів підрозділу 3.2. По-перше, у підрозділі 3.2 здатність до навчання з часом продовжує повільно зростати; ми ж спостерігаємо протилежне на рисунку 3.9: значення l зменшується зі швидкістю, залежною від σ . По-друге, за високого відхилення $\sigma=5$ фінальна середня навчальна здібність у підрозділі 3.2 є нижчою (таблиця 3.4). При $\sigma=0$ поведінка графіку здатності до навчання аналогічна, однак популяція досягає вищого фінального значення у поточному експерименті.

Отже, використання мутованої навчальної здібності для зважування слів суттєво не позначилось на динаміці популяції, однак призвело до негативної тенденції до зниження показника l з часом, що нагадує поведінку при віковому зменшенні здатності до навчання (підрозділ 3.3).

Результати моделювання свідчать про те, що здатність суспільства до вивчення мови за помірної мутації залишатиметься високою після біолінгвістичного переходу,

однак генетичні зміни впродовж існування людства спричинятимуть повільне зниження навчальних здібностей.

3.6 Дослідження комбінацій стратегій

У підрозділах 3.2 – 3.5 ми розглянули, як кожна модифікація впливає на динаміку моделі окремо, однак формування мови у реальному світі відбувається під дією багатьох чинників одночасно, тому у цьому підрозділі ми з'ясуємо, як змінюється поведінка популяції, коли застосовано одразу кілька стратегій.

3.6.1 Поєднання стратегії оцінки ваги слів, мутації та вікового зниження навчальної здібності

Метою експерименту є дослідження залежності успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації при застосуванні стратегії оцінки ваги слів разом з мутацією (підрозділ 3.5.3) та віковим зниженням навчальної здібності (підрозділ 3.3). Базова конфігурація досліду передбачає умови з підрозділу 3.1 та значення параметрів $\sigma=0.1$, $\tau=8$.

Аналіз поведінки моделі було проведено зі значеннями параметрів: $L=20, 40$; $\tau=3, 8$; $\sigma=0.1, 0.8$; $N=1, 1000$; $A=0.005, 0.05$, застосованими до базової конфігурації незалежно. Результати експериментів наведено як графіки зміни s, l відносно p_{comm} на рисунках 3.10 – 3.14.

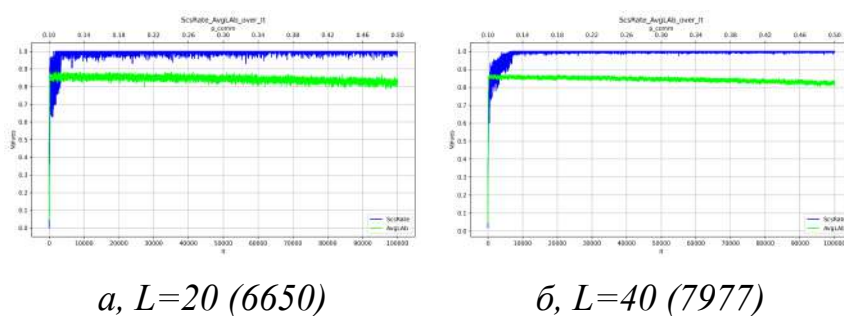


Рисунок 3.10 – Залежність s, l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації та вікового зниження навчальної здібності за зміни розміру популяції

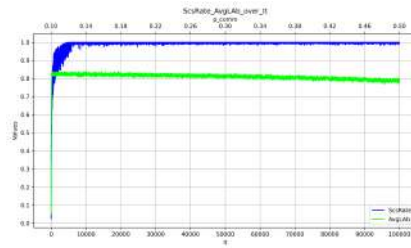
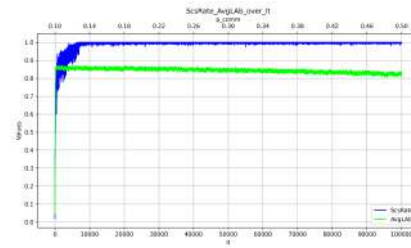
а, $\tau=3$ (9410)б, $\tau=8$ (7977)

Рисунок 3.11 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації та вікового зниження навчальної здібності за зміни значення τ

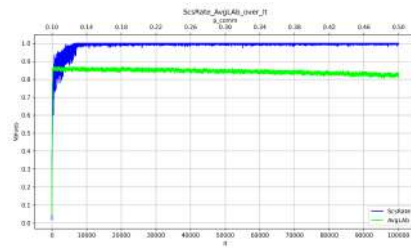
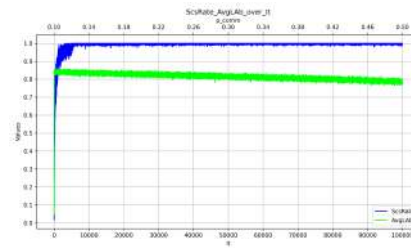
а, $\sigma=0.1$ (7977)б, $\sigma=0.8$ (4754)

Рисунок 3.12 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації та вікового зниження навчальної здібності за зміни значення σ

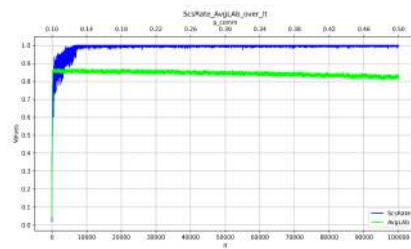
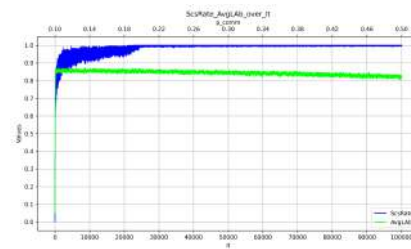
а, $N=1$ (7977)б, $N=1000$ (4968)

Рисунок 3.13 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації та вікового зниження навчальної здібності за зміни розміру словника

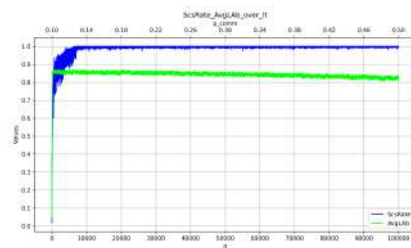
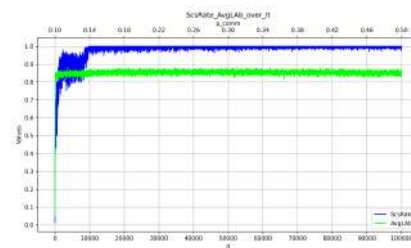
а, $A=0.005$ (7977)б, $A=0.05$ (1805)

Рисунок 3.14 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації та вікового зниження навчальної здібності за зміни значення A

Згідно з результатами, динаміка популяції в усіх експериментах відповідає описаній у підрозділі 3.5.3: показники s , l швидко зростають при $p_{comm} \approx 0.1$, після чого відбувається повільне зниження здатності до навчання протягом симуляції внаслідок мутацій та впливу віку. Поведінка популяції залишається сталою при зміні розміру популяції та словника (рисунки 3.10, 3.13). Зниження віку τ та збільшення стандартного відхилення σ очікувано викликають зменшення середньої здатності до навчання (рисунки 3.11, 3.12).

Вище значення A призводить до більшої середньої здатності до навчання та запобігає зниженню цього показника протягом симуляції (3.14.6). Такий ефект є наслідком того, що параметр A регулює тривалість життя агентів, і при сильному впливі віку на p_{surv} ($A=0.05$) особини рідше доживають до моменту τ , коли починає зменшуватись здатність до навчання (середній вік при $A=0.05$, $t=100000$ – 5.6 років, а параметр $\tau=8$).

3.6.2 Поєднання стратегії оцінки ваги слів, мутації та модифікованої функції пристосованості

У цьому досліді ми аналізуємо залежність успішності комунікації та середньої навчальної здібності в залежності від ймовірності комунікації при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації навчальної здібності (див. підрозділ 3.5.3) та модифікованої функції пристосованості (див. підрозділ 3.4.3). Базова конфігурація моделі відповідає умовам підрозділу 3.1 зі значеннями параметрів $\sigma=0.1$, $\alpha=0.9$.

Поведінку моделі було досліджено з такими значеннями параметрів, застосованими до базової конфігурації незалежно: $L=20, 40$; $N=1, 1000$; $\sigma=0.1, 0.8$; $\alpha=0.75, 0$; $A=0.005, 0.05$. Результати експериментів наведено як графіки зміни s , l відносно p_{comm} на рисунках 3.15 – 3.19.

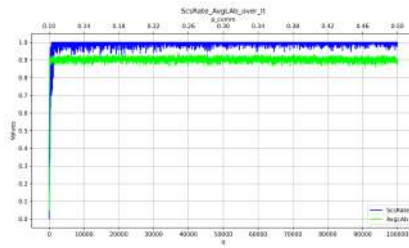
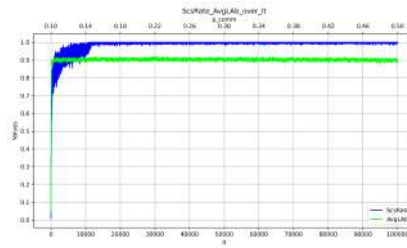
а, $L=20$ (9974)б, $L=40$ (0190)

Рисунок 3.15 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації навчальної здібності та модифікованої функції пристосованості за зміни розміру популяції

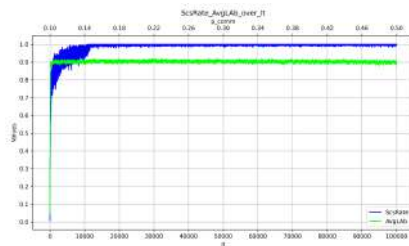
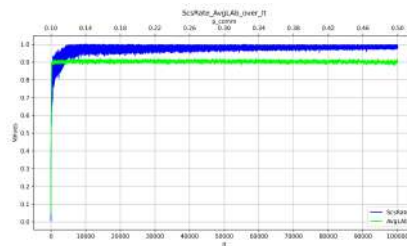
а, $N=1$ (0190)б, $N=1000$ (8936)

Рисунок 3.16 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації навчальної здібності та модифікованої функції пристосованості за зміни розміру словника

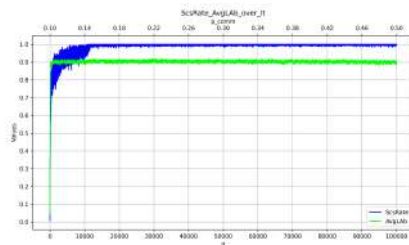
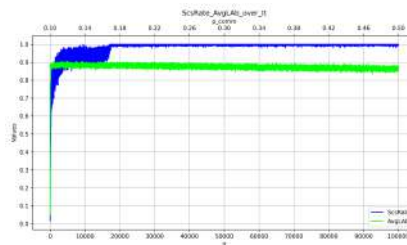
а, $\sigma=0.1$ (0190)б, $\sigma=0.8$ (6457)

Рисунок 3.17 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації навчальної здібності та модифікованої функції пристосованості за зміни значення σ

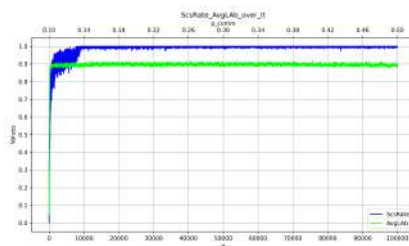
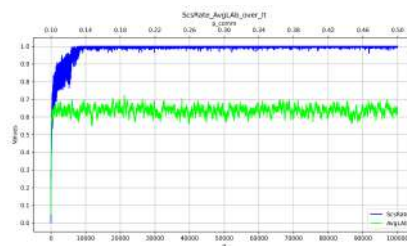
а, $\alpha=0.75$ (5909)б, $\alpha=0$ (8811)

Рисунок 3.18 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів,

мутації навчальної здібності та модифікованої функції пристосованості за зміни значення α

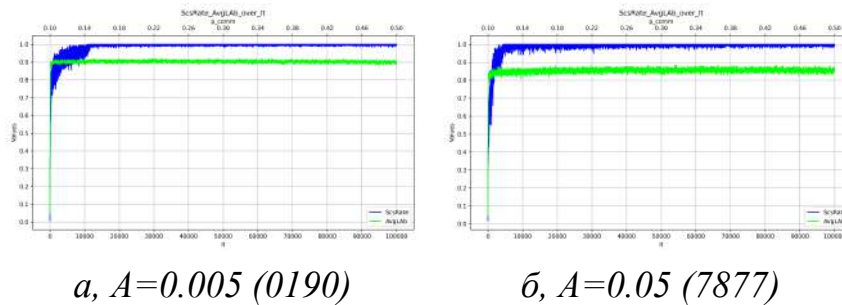


Рисунок 3.19 – Залежність s, l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів, мутації навчальної здібності та модифікованої функції пристосованості за зміни значення A

Загальна поведінка популяції аналогічна до описаної в підрозділі 3.5.3, однак, на відміну від результатів експерименту з підрозділу 3.6.1, зниження здатності до навчання не відбувається або воно є повільним за умови високого стандартного відхилення σ (рисунок 3.17.б). Це свідчить про те, що причиною зменшення в підрозділі 3.6.1 була стратегія вікового зниження навчальної здібності.

Розміри словника та популяції, окрім збільшення коливань s, l при зменшенні L , не впливають на результат (рисунки 3.15, 3.16). Вище значення відхилення σ призводить до зниження здатності до навчання протягом симуляції.

На відміну від експерименту в підрозділі 3.4.3, зменшення значення параметра α спричинило зниження середньої здатності до навчання. Також помітно, що навіть при $\alpha=0$ показник середньої навчальної здібності залишається відносно високим: 0.55 – 0.7 у порівнянні з 0.05 – 0.25 (див. підрозділ 3.4.3).

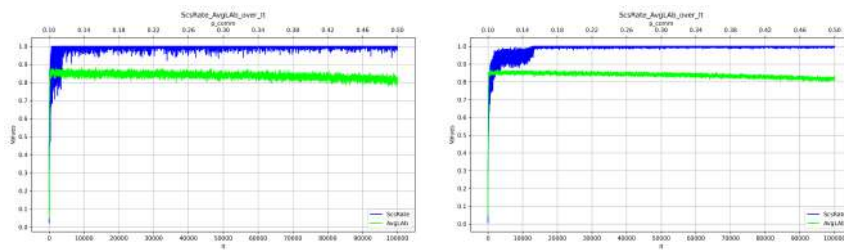
Збільшення значення A спричиняє зниження рівня середньої навчальної здібності.

3.6.3 Поєднання стратегії оцінки ваги слів, мутації успадкованої навчальної здібності, вікового зниження навчальної здібності та модифікованої функції пристосованості

Метою експерименту є дослідження залежності успішності комунікації та середньої навчальної здібності від ймовірності комунікації в умовах застосування

трьох модифікацій одночасно: стратегії оцінки ваги слів з мутацією успадкованої навчальної здібності (підрозділ 3.5.3), вікового зниження здатності до навчання (підрозділ 3.3) та зміненої функції пристосованості (підрозділ 3.4.3). Базова конфігурація дослідів відповідає умовам підрозділу 3.1 зі значеннями параметрів $\sigma=0.1$, $\alpha=0.9$, $\tau=8$.

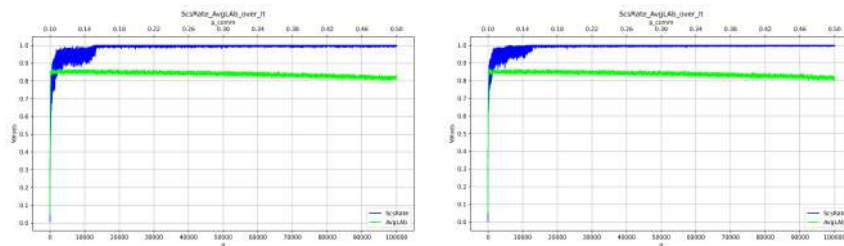
Для розгляду було обрано такі параметри зі значеннями: $L=20, 40$; $N=1, 1000$; $A=0.005, 0.05$; $\sigma=0.1, 0.8$; $\alpha=0, 0.75$; $\tau=8, 3$, які було застосовано до базової конфігурації окремо. Результати експериментів наведено як графіки залежності s, l від p_{comm} на рисунках 3.20 – 3.25.



a, L=20 (0052)

б, L=40 (5784)

Рисунок 3.20 – Залежність s, l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів з мутацією успадкованої навчальної здібності, вікового зниження здатності до навчання та зміненої функції пристосованості за зміни розміру популяції



a, N=1 (5784)

б, N=1000 (1201)

Рисунок 3.21 – Залежність s, l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів з мутацією успадкованої навчальної здібності, вікового зниження здатності до навчання та зміненої функції пристосованості за зміни розміру словника

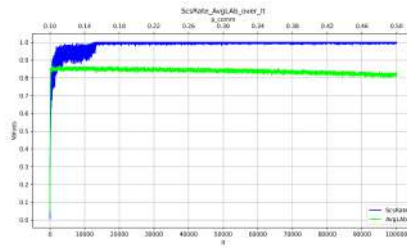
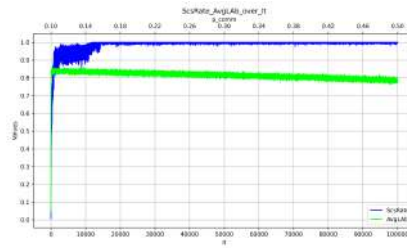
а, $\sigma=0.1$ (5784)б, $\sigma=0.8$ (7193)

Рисунок 3.22 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів з мутацією успадкованої навчальної здібності, вікового зниження здатності до навчання та зміненої функції пристосованості за зміни значення σ

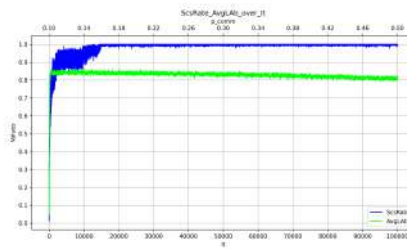
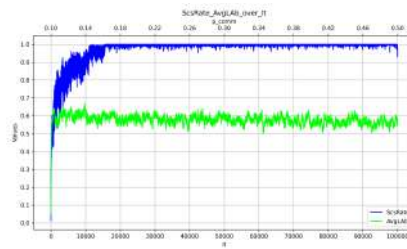
а, $\alpha=0.75$ (7635)б, $\alpha=0$ (5922)

Рисунок 3.23 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів з мутацією успадкованої навчальної здібності, вікового зниження здатності до навчання та зміненої функції пристосованості за зміни значення α

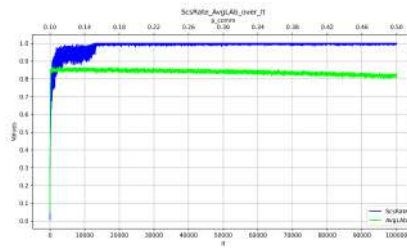
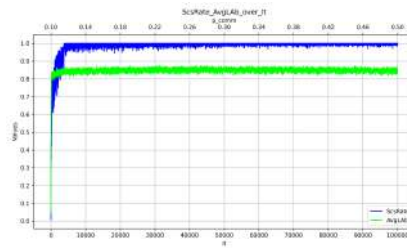
а, $A=0.005$ (5784)б, $A=0.05$ (2016)

Рисунок 3.24 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів з мутацією успадкованої навчальної здібності, вікового зниження здатності до навчання та зміненої функції пристосованості за зміни значення A

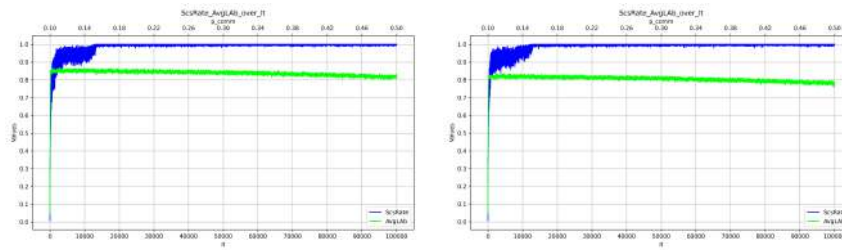
а, $\tau=8$ (5784)б, $\tau=3$ (5466)

Рисунок 3.25 – Залежність s , l від p_{comm} при поєднанні стратегій оцінки ваги слів з мутацією успадкованої навчальної здібності, вікового зниження здатності до навчання та зміненої функції пристосованості за зміни значення τ

Внаслідок застосування трьох модифікацій одночасно загальна динаміка моделі за досліджених параметрів не змінюється в порівнянні з відповідними результатами експериментів з підрозділів 3.6.1, 3.6.2. Причиною спадання здатності агентів до навчання після БП до кінця симуляції є мутація навчальної здібності в поєднанні з методом оцінки ваги слів Молоні та стратегія вікового зниження навчальної здібності, що ми спостерігали в підрозділах 3.5.3 та 3.6.1 відповідно. Консистентність поведінки свідчить про незалежність впливу кожної з модифікацій на розвиток популяції та уможливорює їхнє поєднання для створення специфічних умов середовища.

Висновки до розділу 3

У розділі ми запропонували власні модифікації до алгоритму Ліповської, розглянули їхній вплив на динаміку моделі, та відтворили результати експериментів Молоні.

Запропонована стратегія мутації успадкованої здатності до навчання дозволила симулювати генетичні зміни під час розмноження, які впливають на розвиток агентів, однак не порушують стійкості моделі. Висока різноманітність показників здатності до навчання внаслідок мутацій спричиняє швидкий перехід до високих значень s , l у популяції.

Зниження здатності до навчання з певного віку моделює біологічні зміни, які відбуваються в мозку під час старіння організму. Внаслідок постійного зростання

тривалості життя агентів протягом симуляції за рахунок накопичення знань ми спостерігали повільне зниження середньої здатності до навчання. Модифікацію також можна застосовувати в подальших експериментах, однак варто враховувати її залежність від параметра A , який регулює вік агентів.

Успішний розвиток популяції безпосередньо залежить від функції пристосованості, що ми виявили, відтворивши експеримент Молоні. Ми дослідили власний варіант функції ймовірності виживання Ліповської, у якій використали зважену суму знань агентів, та з'ясували, що стимул до збільшення здатності до навчання в агента тим більший, чим вищий вплив на його виживання здійснює рівень знань інших особин популяції. Повна відсутність такого впливу призводила до збереження низького показника здатності до навчання. У підсумку, оновлену функцію пристосованості доцільно використовувати для моделювання соціокультурних чинників – взаємозв'язку між рівнем розвитку популяції та еволюцією окремого індивіда.

Пропозиція Молоні використовувати здатність до навчання для зважування слів під час успадкування, вивчення та вигадкування, на нашу думку, є обґрунтованою. Модифікація автора при застосуванні із запропонованою стратегією мутації успадкованої навчальної здібності зберігає свої властивості.

Дослідивши дію кількох модифікацій на модель одночасно, ми виявили незалежність їхнього впливу, тому композиція одразу кількох нових стратегій з різними параметрами може використовуватись для симуляції більш природних умов розвитку популяції з урахуванням вікових змін, рівня впливу агентів одне на одного, мутацій під час розмноження.

ВИСНОВКИ

У роботі розглянуто підходи до вивчення еволюції мови, представлені двома основними парадигмами: біолінгвістичною та заснованою на використанні мови. Дослідження було спрямовано на аналіз моделі Еволюційної гри в іменування Дороти та Адама Ліповських, яка дозволяє симулювати виникнення та поширення мов у популяціях агентів, поєднуючи комунікативні процеси з еволюційними механізмами виживання, успадкування, розмноження та мутації. Вивчення поведінки популяцій відбувалось на основі результатів експериментів, проведених на відтвореній за описами та діаграмою Ліповської моделі. Окремо імплементовано модифіковану версію Молоні, яку використано для перевірки висновків автора. Відтворюваність результатів оригінальних дослідів виявилася частковою. Проаналізувавши залежність успішності комунікації та навчальної здібності від ймовірності комунікації при зміні стратегій та значень параметрів, ми виявили стійкість моделі до модифікацій, окрім зміни параметра A у конфігурації досліду з різким збільшенням ймовірності комунікації, та описали вплив кожної з них на динаміку розвитку популяції. Окрему увагу присвятили розгляду особливостей параметрів A та p_{comm} , які великою мірою визначають поведінку моделі, та виявили залежність чисельності агентів від їхніх значень. Оцінивши кореляцію між кластеризаціями агентів за навчальною здібністю та мовою за допомогою зовнішніх метрик оцінки якості кластеризації Rand Index та Adjusted Rand Index, ми дійшли висновку про ідеальну відповідність розбиттів, якщо використано тільки механізм розмноження, однак низьку – в умовах застосування мутації та комунікації, що свідчить про слабкий взаємозв'язок між вказаними характеристиками агентів.

Значну частину роботи присвячено опису та дослідженню власних модифікацій алгоритму Ліповської. Запропоновані функція пристосованості, стратегії мутації успадкованої навчальної здібності, вікового зниження здатності до навчання дозволили додати нові аспекти впливу на поведінку популяцій: соціальний чинник, виражений у залежності виживання агента від решти популяції, ступінь мутації при розмноженні, вік відповідно. У ході відтворення експериментів Молоні

з'ясовано важливість впливу рівня знань усіх агентів на пристосованість однієї особини для досягнення високих показників успішності комунікації та навчальної здібності. Встановлено, що модифікація автора, яка стосується оцінки початкової ваги слів з використанням здатності агента до навчання, робить модель Ліповської більш послідовною.

За підсумками дослідження, головні результати роботи є такими:

1. У ході порівняння робіт Ліповської та Молоні та аналізу результатів відтворених експериментів виявлено невідповідність наведених у дослідженні Молоні лістингів до блок-схеми алгоритму Ліповської, помилку в лістингу автора, неузгодженість вихідних даних одного типу експерименту та умов проведення експериментів з описаними у праці Ліповської. Ці розбіжності є підставою для сумнівів щодо обґрунтованості та надійності висновків автора. Відсутність умов дослідів, хоча меншою мірою, також характерна для роботи Ліповської.
2. На основі описів Ліповської та лістингів Молоні відновлено лістинги, які відповідають алгоритму Ліповської та можуть бути використані для відтворення моделі наступними дослідниками.
3. Імплементовано модель Еволюційної гри в іменування відповідно до опису Ліповської з можливістю конфігурації алгоритму згідно зі змінами Молоні та подальшої модифікації моделі шляхом перевизначення стратегій через відповідні інтерфейси. Реалізацію може бути використано майбутніми дослідниками для подальшого вивчення еволюції мови.
4. Зважаючи на високий ступінь невизначеності через відсутність повної інформації щодо умов експериментів та деталей імплементзації моделі, важливим досягненням стало відтворення близьких до оригінальних результатів трьох експериментів Ліповської та Молоні, що уможливило подальше дослідження поведінки алгоритму.
5. Встановлено та проілюстровано стійкість моделі Ліповської до зміни значень параметрів розміру популяції, розміру словника, початкового віку агентів, впливу віку на ймовірність виживання (за винятком експерименту з різким

- збільшенням ймовірності комунікації) та стратегії вибору сусідів. Продemonстровано несуттєвість впливу змін Молоні (за винятком зміни ймовірності мутації, яка є помилковою) на розвиток популяції.
6. За результатами аналізу значень метрик з'ясовано, що міра кореляції між розбиттями агентів за мовою та навчальною здібністю при застосуванні мутації та комунікації до популяції є близькою до тієї, яка існує між випадковими кластеризаціями, що спростовує необґрунтоване твердження Молоні про помітну відповідність між угрупованнями. Оцінка схожості може бути важливою для фахівців, які досліджують еволюцію мови, аби розуміти, чи спільність мови особин свідчить про спільність здатності до навчання і навпаки.
 7. Встановлено залежність кількості агентів від параметрів A , p_{comm} , причини зменшення чисельності популяції та різкого збільшення успішності комунікації та навчальної здібності при зростанні ймовірності комунікації; продемонстровано здатність популяції до адаптації у несприятливих умовах посилення впливу віку на виживання агентів.
 8. Запропоновано та проаналізовано власні модифікації алгоритму Ліповської, які не порушують стійкості моделі і можуть використовуватись для симуляції впливу віку, мутації при розмноженні, залежності агентів одне від одного на розвиток популяції.

НАЯВНІ ОБМЕЖЕННЯ ТА МАЙБУТНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Адаптація умов експериментів

Попри те, що під час відтворення результатів Ліповської та Молоні ми здебільшого керувалися умовами, описаними в роботах авторів, через обмежений час та обчислювальні потужності для деяких дослідів ми були вимушені адаптовувати параметри відповідно до доступних ресурсів, намагаючись при цьому якомога краще зберегти суть та основні залежності в конфігурації експерименту.

Ми зменшили кількість фактичних ітерацій в експерименті з підрозділу 2.2, однак забезпечили аналогічну до оригінальної швидкість зростання ймовірності комунікації. Така зміна не завадила дослідити біолінгвістичний перехід та не порушила важливої умови досліджу.

У підрозділі 2.3 для розгляду було обрано окремі проміжки p_{comm} та знижено кількість ітерацій на 1 значення ймовірності комунікації. Модифікація налаштувань експерименту суттєво не вплинула на поведінку моделі, оскільки ми виявили узгодженість отриманих результатів із тими, що описані у підрозділі 2.2.

Незважаючи на те, що ми продемонстрували консистентність поведінки популяції в дослідях як з оригінальними, так і зміненими параметрами, існує ймовірність невідповідності результатів, викликаній саме відмінностями в умовах проведення експериментів.

Ще одним обмеженням є те, що результати експериментів, за винятком досліджень кореляції між кластеризаціями, особливостей параметрів A та p_{comm} та деяких інших, проаналізовано на основі одного запуску програми. Хоча поведінка популяцій відповідала очікуваній і динаміка еволюції у досліджених конфігураціях залишалась порівняно сталою, однак, враховуючи стохастичність алгоритму, один набір вихідних даних міг не завжди відображати загальні тенденції моделі.

Пропозиція досліджень

У подальших дослідженнях ми пропонуємо розглянути світ агентів у тривимірному просторі, аби дізнатися, чи зберігається загальна динаміка популяції,

яку ми спостерігали в цій роботі, і як поведінка моделі залежить від стратегії вибору сусідів у новому середовищі.

Однією із центральних властивостей, які уможливлюють еволюцію мови, є здатність індивідів обмінюватись знаннями між собою, що з часом забезпечує превалювання одних засобів комунікації над іншими. У ході нашого дослідження ми спостерігали досягнення одномовності популяції (див. рисунок 2.26.б, в) та витіснення однієї мови іншою (див. рисунок 2.6.б, в), через що цікаво дослідити швидкість поширення мови та фактори впливу на цей процес.

У контексті поширення мов також доречно проаналізувати швидкість виникнення запозичень при об'єднанні в одну популяцій, які, розвиваючись незалежно та ізольовано, винайшли та опанували власні мови. Варіанти сполучення можуть передбачати розміщення популяцій поруч у новій сітці або переселення певної кількості агентів з однієї популяції на випадкові місця в іншій. За результатами експериментів цікаво дізнатися, чи досягає об'єднана популяція одномовності, і якщо так, то наскільки швидко, мова якої з популяцій стає домінантною, чи впливає на цей вибір розмір словника, рівень знань, навчальної здібності агентів. Дослідження дозволить пояснити причини появи запозичень і виявити чинники, які сприяють заміщенню однієї мови іншою.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Dorota Lipowska. (2011). Naming Game and Computational Modelling of Language Evolution. ICHB PAS Poznan Supercomputing and Networking Center. URL: <https://doi.org/10.12921/CMST.2011.17.01.41-51>
2. Lipowski, A., Lipowska, D. (2008). Bio-linguistic transition and Baldwin effect in an evolutionary naming-game model. International Journal of Modern Physics C, 19(03), 399–407. URL: <https://doi.org/10.1142/s0129183108012248>
3. Moloney P. Evolutionary Naming Game: an Agent-based Model for the Emergence of Language : M.Sc. Computer Science / Trinity College Dublin. Dublin, 2021. 37 c. URL: <https://publications.scss.tcd.ie/theses/diss/2021/TCD-SCSS-DISSERTATION-2021-042.pdf> (дата звернення: 10.11.2024).
4. Pleyer, M., & Hartmann, S. (2019). Constructing a Consensus on Language Evolution? Convergences and Differences Between Biolinguistic and Usage-Based Approaches. Frontiers in Psychology, 10. URL: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02537>
5. Fiveable. (2024, August 1). Baldwin Effect – Astrophysics II. URL: <https://library.fiveable.me/key-terms/astrophysics-ii/baldwin-effect> (дата звернення: 01.11.2024).
6. Baldwin, J. M. (1896). A New Factor in Evolution. The American Naturalist, 30(354), 441–451. URL: <https://doi.org/10.1086/276408>
7. Rand, W. M. (1971). Objective Criteria for the Evaluation of Clustering Methods. Journal of the American Statistical Association, 66(336), 846–850. URL: <https://doi.org/10.1080/01621459.1971.10482356>
8. Hubert, L., & Arabie, P. (1985). Comparing partitions. Journal of Classification, 2(1), 193–218. URL: <https://doi.org/10.1007/bf01908075>
9. @aryanmishra21. Rand-Index in Machine Learning. *GeeksforGeeks*. 22.04.2024. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/rand-index-in-machine-learning/> (дата звернення: 29.04.2025).

10. Dzukhriyah, S., & Adisti, A. R. (n.d.). Does age affect second language acquisition? A literature review. English Education Department, UIN Salatiga. URL: <https://www.scribd.com/document/868681915/Silfa-Dzukhriyah-1> (дата звернення: 13.01.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А. Посилання на імплементацію моделі

(обов'язковий)

Імплементацію моделі розміщено на платформі GitHub у відкритому доступі за посиланням <https://github.com/IlliaSitkov/evolutionary-naming-game-recreated>.

Додаток Б. Посилання на результати експериментів

(обов'язковий)

Результати всіх експериментів, на які ми спираємось у роботі, розміщено у хмарному сховищі Google Drive за посиланням <https://drive.google.com/drive/folders/1pVkMX8l29RWU7mEv000yKFkuD3TGfwv?usp=sharing>.

Результати згруповано у папки, назви яких збігаються з номером розділу роботи, у якому здійснюється аналіз. Відповідність між результатом конкретного експерименту у нашій роботі та розташуванням у сховищі встановлено за допомогою ідентифікатора, який складається з 4 цифр та наведений у круглих дужках в описі рисунків і використовується як назва папки з даними запуску у сховищі. Якщо в дужках наведено пару ідентифікаторів (див. підрозділ 2.3), то перший із них вказує на папку з результатом експерименту зі зростаюною ймовірністю комунікації, другий – зі спадною.