

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра інфокомунікаційних систем і технологій

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

«Застосування генетичних алгоритмів при плануванні
телекомунікаційних мереж»

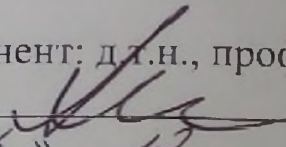
Виконав: студент 2-го курсу,
групи TSM-23м
спеціальності 172 – Електронні
комунікації та радіотехніка

 Ткаченко О.О.

Керівник: к.т.н., доцент каф. ІКСТ

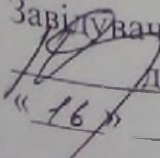
 Семенова О.О.
« 16 » 12 2024 р.

Опонент: д.т.н., професор каф. ІРТС

 Осадчук О.В.
« 16 » 12 2024 р.

Допущено до захисту

Завідувач кафедри ІКСТ

 д.т.н., проф. Кичак В.М.
« 16 » 12 2024 р.

Вінницький національний технічний університет
Факультет інформаційних електронних систем
Кафедра інфокомунікаційних систем і технологій
Рівень вищої освіти II-й (магістерський)
Галузь знань - 17- Електроніка, автоматизація та електронні комунікації
(шифр і назва)
Спеціальність - 172 - Електронні комунікації та радіотехніка
(шифр і назва)
Освітньо-професійна програма - Телекомунікаційні системи та мережі

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри ІКСТ

д.т.н., професор В.М. Кичак

"24" 09 2024 року

ЗАВДАННЯ НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Ткаченку Олександр Олександровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж

керівник роботи Семенова Олено Олександрівна, канд. техн. наук, професор

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від "17" 09 2024 року № 310

2. Строк подання студентом роботи 09 грудня 2024 року

3. Вихідні дані до роботи потужність передачі макро-БС – 46дБм; підсилення антени макро-БС – 18дБі; потужність передачі мікро-БС – 30дБм; підсилення антени мікро-БС – 7дБі; потужність передачі вузла – 30дБм; підсилення антени вузла – 5дБі; підсилення антени користувача – 0дБі; загальні втрати у кабелі – 2дБ; центральна частота – 2,12ГГц

4. Зміст текстової частини: загальні відомості про генетичні алгоритми; використання генетичних алгоритмів при плануванні мережі; використання генетичних алгоритмів для маршрутизації у мережі; використання генетичного алгоритму при кластеризації абонентів мереж; економічна частина

5. Перелік ілюстративного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

1) Класичний генетичний алгоритм 2) Генетичні оператори 3) Операція схрещування значень 4) Дані для моделювання. 5) Розташування базових станцій 6) Код генетичного алгоритму 7) Карта маршрутизації 8). Розподіл ретрансляцій пакетів 9) Часові залежності 10) Кластеризація в мережі 11) Зона обслуговування 12) Представлення даних

6. Консультанти розділів роботи

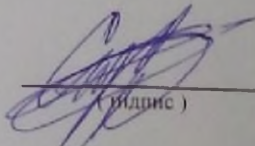
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Спеціальна частина	Семенова О.О. доцент кафедри ІКСТ	24.09.2024	16.10.2024
Економічний розділ	Буреннікова Н. В. проф. каф. ЕПВМ	24.09.2024	16.10.2024

7. Дата видачі завдання 02 вересня 2024 року

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів магістерської кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Розробка технічного завдання	09.09.2024р.	
2.	Огляд відомостей про генетичні алгоритми	16.09.2024р.	
3.	Аналіз шляхів використання генетичних алгоритмів при плануванні мережі	12.10.2024р.	
4.	Аналіз шляхів використання генетичних алгоритмів для маршрутизації у мережі	30.10.2024р.	
5.	Аналіз шляхів використання генетичного алгоритму при кластеризації абонентів мереж	11.11.2024р.	
6.	Аналіз економічної ефективності розробки	22.11.2024р.	
7.	Оформлення пояснювальної записки та ілюстративної частини	02.12.2024р.	
8.	Нормоконтроль МКР	06.12.2024р.	
9.	Попередній захист МКР, опонування МКР	14.12.2024р.	
10.	Захист МКР ЕК	18.12.2024р.	

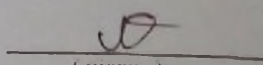
Студент



(підпис)

Ткаченко О.О.

Керівник роботи



(підпис)

Семенова О.О.

Ткаченко О.О. Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж. Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 172 – електронні комунікації та радіотехніка, освітня програма – телекомунікаційні системи та мережі. Вінниця: ВНТУ, 2024. 121 с.

На укр. мові. Бібліогр.: 31 назв; рис.: 25; табл. 15.

Робота присвячена дослідженню особливостей використання методів штучного інтелекту, зокрема генетичних алгоритмів для вирішення задач планування телекомунікаційних мереж.

Метою роботи є підвищення ефективності телекомунікаційних мереж шляхом розроблення нових методів їх планування.

Основними завданнями наукової роботи є огляд механізмів побудови та функціонування генетичних алгоритмів; аналіз методів розв'язання деяких задач телекомунікаційних мереж за допомогою генетичних алгоритмів; розроблення та дослідження генетичних алгоритмів.

Робота містить п'ять розділів. У першому розділі загальні відомості з теорії генетичного пошуку.

У другому розділі виконано аналіз особливостей використання генетичних алгоритмів при плануванні мережі.

У третьому розділі розглянуто шляхи використання генетичних алгоритмів для маршрутизації у мережі.

У четвертому розділі розроблено генетичний алгоритм для вирішення задачі кластеризації.

У п'ятому розділі виконано економічне обґрунтування доцільності реалізації даної науково-дослідної роботи.

ABSTRACT

UDK 621.335

Tkachenko O.O. Application of genetic algorithms for planning telecommunication networks. Master's qualification work in specialty 172 - electronic communications and radio engineering, educational program – telecommunication systems and networks. Vinnytsia: VNTU, 2024. 121 p.

In Ukrainian. Bibliography: 31 titles; fig.: 25; table. 15.

The work is devoted to the study of the features of using artificial intelligence methods, in particular genetic algorithms, to solve problems of planning telecommunication networks.

The purpose of the work is to increase the efficiency of telecommunication networks by developing new methods of their planning.

The main tasks of the scientific work are to review the mechanisms of construction and functioning of genetic algorithms; analysis of methods for solving some problems of telecommunication networks using genetic algorithms; development and research of genetic algorithms.

The work contains five chapters. The first chapter contains general insights into the theory of genetic search.

The second chapter analyzes the features of using genetic algorithms in network planning.

The third chapter examines ways of using genetic algorithms for routing in the network.

The fourth chapter develops a genetic algorithm for solving the clustering problem.

The fifth chapter provides an economic justification for the feasibility of implementing this research work.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	4
ВСТУП.....	5
1 ЗАГАЛЬНІ ВІДОМОСТІ ПРО ГЕНЕТИЧНІ АЛГОРИТМИ.....	7
1.1 Виникнення генетичних алгоритмів.....	7
1.2 Генетичні алгоритми та традиційні методи оптимізації	9
1.3 Основні поняття генетичних алгоритмів.....	10
1.4 Класичний генетичний алгоритм.....	12
1.5 Ілюстрація виконання класичного генетичного алгоритму.....	18
2 ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ПРИ ПЛАНУВАННІ МЕРЕЖІ.....	28
2.1 Розташування точок доступу та базових станцій.....	28
2.2 Проєктування телекомунікаційної мережі	36
2.3 Розподіл частотних каналів.....	44
3 ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ МАРШРУТИЗАЦІЇ У МЕРЕЖІ	49
3.1 Динамічна маршрутизація	49
3.2 Енергоефективна маршрутизація	54
3.3 Маршрутизація сенсорних вузлів.....	64
4 ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ПРИ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ АБОНЕНТІВ МЕРЕЖ.....	74
4.1 Кластеризація в телекомунікаційних мережах.....	74
4.2 Математична модель	75
4.3 Комп'ютерне моделювання.....	80
5 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА.....	84
5.1 Оцінювання наукового ефекту	84
5.2 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи	88
5.3 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи	98
5.4 Висновки по розділу.....	100
ВИСНОВКИ.....	101

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	103
ДОДАТКИ.....	107
Додаток А (обов'язковий) Ілюстративна частина.....	108
Додаток Б (обов'язковий) Протокол перевірки кваліфікаційної роботи на наявність текстових запозичень.....	121

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АС – абонентська станція

БС – базова станція

БСМ – безпроводові сенсорні мережі

ГА – генетичний алгоритм

МС – мобільна станція

САПР – система автоматизованого проєктування і розрахунку

ТКС – телекомунікаційна система

ВСТУП

Актуальність теми. Планування телекомунікаційних мереж — це складний процес, що може стикатися з багатьма проблемами. Зокрема, постійне зростання потреб у швидкості і обсягах даних може призводити до перевантаження існуючих мереж, що потребує термінового оновлення або розширення. В той же час, недостатня кількість доступних частот або обмежені фінансові ресурси можуть ускладнити планування та реалізацію нових мереж або модернізацію існуючих. У сучасних мережах часто використовуються складні топології з багатьма вузлами та з'єднаннями, що робить їх проєктування і оптимізацію дуже вимогливими. При цьому, забезпечення безперебійної роботи мережі та її здатності витримувати відмови або атаки є критично важливими, але також дуже складними завданнями. До того ж, інтеграція нових технологій з існуючими системами може бути проблематичною через різні стандарти, протоколи та обладнання. Постійною проблемою є захист мережі від кібератак і забезпечення конфіденційності даних є, яка вимагає постійної уваги та ресурсів. Відповідність нормативним вимогам і ліцензування може створювати додаткові перешкоди в процесі планування та розгортання мережі. Окрім того, урахування екологічних аспектів, таких як вплив на навколишнє середовище, може вимагати додаткових досліджень і планування. Різноманітні географічні умови також можуть ускладнити проєктування та розгортання мережі. Нарешті, визначення та розуміння потреб кінцевих користувачів можуть бути складними, оскільки ці потреби постійно змінюються.

Усі ці проблеми вимагають ретельного аналізу та стратегічного підходу для забезпечення ефективного планування та функціонування телекомунікаційних мереж.

Аналіз останніх досліджень. Проведені літературний огляд та його аналіз продемонстрували, що такі вітчизняні науковці як Климаш М.М., Захарченко С.М., Бешлей М.І., Одарченко Р.С., Лемешко О.В., Єременко О. С., присвятили вирішенню проблем ефективності телекомунікаційних мережах багато уваги [1-13].

Мета та задачі дослідження. Метою даної магістерської дипломної роботи є підвищення ефективності телекомунікаційних мереж шляхом модифікації методів їх планування.

Для досягнення мети необхідно розв'язати такі задачі:

- провести огляд механізмів побудови та функціонування генетичних алгоритмів;
- виконати аналіз методів розв'язання деяких задач телекомунікаційних мереж за допомогою генетичних алгоритмів;
- розробити генетичний алгоритм для вирішення задачі розподілу частотних каналів.

Об'єктом дослідження є телекомунікаційні мережі.

Предметом дослідження є методи планування телекомунікаційних мереж.

Методи дослідження. Для рішення поставлених завдань були використані методи теорії телетрафіку для опису принципів побудови телекомунікаційних мереж, теорії інформації та передавання сигналів для опису роботи телекомунікаційних мереж, методи м'яких обчислень для розроблення генетичних алгоритмів, імітаційне моделювання для дослідження їх роботи.

Новизна одержаних результатів: У магістерській кваліфікаційній роботі шляхом використання теорії м'яких обчислень розроблено метод розподілу частотних каналів, побудований на математичному апараті генетичних алгоритмів, використання якого дозволить підвищити ефективність функціонування телекомунікаційних мереж.

Апробація результатів магістерської кваліфікаційної роботи. Основні ідеї роботи доповідались і обговорювались на ІІІ науково-технічній конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету у 2024 році.

1 ЗАГАЛЬНІ ВІДОМОСТІ ПРО ГЕНЕТИЧНІ АЛГОРИТМИ

1.1 Виникнення генетичних алгоритмів

Генетичні алгоритми з'явилися в результаті здійснення спостережень та намагань копіювання природних процесів, що мають місце серед живих організмів. До таких процесів можна віднести еволюцію та селекцію (тобто природний відбір) популяцій живих істот [5].

Генетичні алгоритми передбачають вирішення складних задач за допомогою комп'ютера так, як це робить природа - шляхом еволюції. Вони можуть оперувати послідовностями двійкових цифр (одиниці та нулі), одержали назву хромосом. Такі алгоритми імітують еволюційні процеси у поколіннях таких хромосом. У них реалізовані механізми селекції та репродукції, аналогічні застосовуються при природній еволюції. Так само як і в природі, генетичні алгоритми здійснюють пошук «хороших» хромосом без використання будь-якої інформації про характер розв'язуваної задачі. При цьому потрібна лише якась оцінка кожної хромосоми, що відображає її пристосованість. Механізм селекції полягає в тому, що хромосоми з найвищою оцінкою (найбільш пристосовані) вибираються для репродукції частіше, ніж хромосоми з нижчою оцінкою (найменш пристосовані). Створення нових хромосом шляхом рекомбінації генів батьківських хромосом називається репродукцією.

Виникнення нових комбінацій генів називається рекомбінацією. Це досягається за допомогою двох процедур: схрещування, яке поєднує генетичний матеріал двох батьків для створення двох абсолютно нових хромосом, і мутація, яка може змінити деякі хромосоми.

У генетичних алгоритмах застосовується ряд термінів, запозичених з генетики: насамперед гени та хромосоми, а також популяція населення, особина, алель, генотип, фенотип.

Для розробки програмного забезпечення, штучного інтелекту, оптимізації, штучних нейронних мереж і багатьох інших сфер знань використовуються генетичні алгоритми. Слід зазначити, що вони можуть

вирішувати проблеми, які раніше вирішувалися лише нейронними мережами. Генетичні алгоритми служать альтернативним незалежним методом вирішення тієї ж проблеми. Нейронні мережі часто використовуються разом з генетичними алгоритмами. Вони можуть підтримувати нейронні мережі, або вони можуть працювати разом у гібридній системі для вирішення конкретного завдання.

Нехай дана деяка складна функція (цільова функція), що залежить від кількох змінних, і потрібно знайти такі значення змінних, при яких значення функції максимальне. Завдання такого роду називаються завданнями оптимізації і зустрічаються практично дуже часто.

Щоб змодельовати еволюційний процес, згенеруємо спочатку випадкову популяцію — кілька індивідуумів із випадковим набором хромосом (числових векторів). Генетичний алгоритм імітує еволюцію цієї популяції як циклічний процес схрещування індивідуумів та зміни поколінь (рис. 1.1).

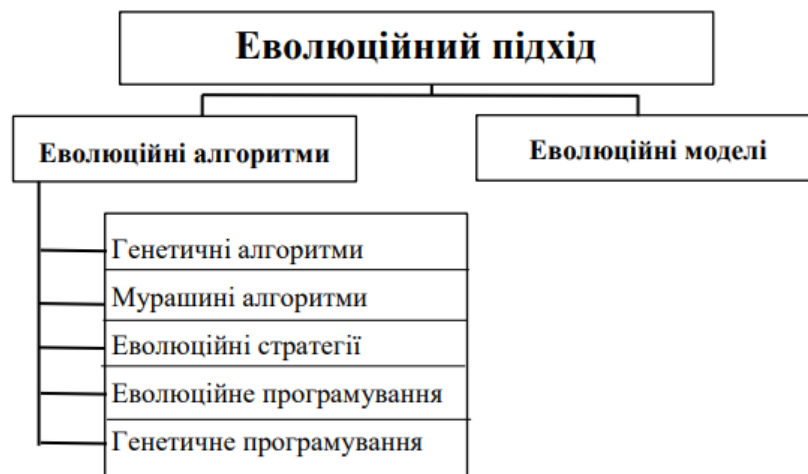


Рисунок 1.1 – Застосування еволюційного підходу

Життєвий цикл популяції складається з кількох випадкових схрещувань і мутацій (за допомогою кросовера). Кожне з цих схрещувань і мутацій призводить до того, що до популяції додається певна кількість нових членів. У генетичному алгоритмі відбір — це процес створення нової популяції на основі старої, після чого стара популяція гине. Операції кросовера та мутації повторюються після відбору нової популяції, після чого відбувається повторний відбір тощо.

Відбір у генетичному алгоритмі тісно пов'язані з принципами природного відбору у природі так:

- пристосованість індивіда – значення цільової функції цьому індивідууму;
- виживання найбільш пристосованих – популяція наступного покоління формується відповідно з цільовою функцією. Чим пристосованіший індивідум, тим більша ймовірність його участі в кросовері.

Таким чином, модель відбору визначає, як сформувати наступну популяцію. Імовірність участі в схрещуванні, як правило, пропорційна його пристосованості. Часто використовується так звана стратегія елітизму, за якої кілька найвидатніших людей переходять у наступне покоління без внесення змін, не беручи участь у відборі та кросовері. Як би там не було, у середньому кожне наступне покоління буде краще за попереднє. Після того, як пристосованість людей перестає помітно зростати, процес зупиняється. У цьому випадку найкращі з людей, які були знайдені, використовуються для вирішення задачі оптимізації.

1.2 Генетичні алгоритми та традиційні методи оптимізації

Генетичний алгоритм демонструє природну трансформацію методів вирішення проблем і, зокрема, завдань оптимізації. Процедура пошуку, заснована на механізмах природного відбору та успадкування, називається генетичним алгоритмом. У них використовується еволюційний принцип виживання найбільш пристосованих тварин. Вони відрізняються від традиційних стратегій оптимізації кількома основними компонентами. Наприклад, генетичні алгоритми:

- обробляють не значення параметрів самої задачі, а їх закодовану форму;
- здійснюють пошук рішення виходячи не з єдиної точки, а з їх деякої популяції;
- використовують тільки цільову функцію, а не її похідні чи іншу додаткову інформацію;

- застосовують ймовірнісні, а не детерміновані правила вибору.

Генетичні алгоритми мають стійкість і переваги над іншими широкозастосовуваними технологіями завдяки чотирьом властивостям, які можна сформулювати: кодування параметрів, операції на популяціях, рандомізація операцій і використання мінімуму інформації про завдання.

1.3 Основні поняття генетичних алгоритмів

При описі генетичних алгоритмів використовуються визначення з генетики. Наприклад, коли йдеться про популяцію особин, базові концепції включають ген, хромосому, генотип, фенотип і алель. Крім того, використовуються терміни, пов'язані з технічним словниковим запасом, такі як ланцюг, двійкова послідовність і структура.

Популяція - це є кінцева множина окремих хромосом, тобто особин [17].

Особи, що входять у популяцію, в генетичних алгоритмах представляються хромосомами з закодованими в них множинами параметрів задачі, тобто рішень, які інакше називаються точками у просторі пошуку (search points).

У деяких роботах особи називаються організмами.

Хромосоми (ланцюжки, або кодові послідовності) – це упорядковані послідовності генів.

Ген (також званий властивістю, знаком або детектором) – це атомарний елемент генотипу, зокрема, хромосоми.

Набір хромосом конкретної людини називається її генеотипом або структурою. Таким чином, особинами популяції можуть бути генотипи або поодинокі хромосоми, причому генотип складається з однієї хромосоми досить часто.

Фенотип – це набір значень, що відповідають цьому генотипу, тобто декодована структура, чи множина параметрів задачі (рішення, точка простору пошуку).

Алель – це значення конкретного гена, що також визначається як значення властивості, або варіант властивості.

Локус, або позиція, вказує місце розташування даного гена в хромосомі (ланцюжку). Множина позицій генів – це локуси.

Функція пристосованості, також відома як функція оцінки, є одним із найважливіших елементів генетичних алгоритмів. Він показує, наскільки добре адаптована особа до групи. Ця функція відіграє найважливішу роль, оскільки дозволяє вибрати найбільш пристосовані особи в популяції та визначити найсильніших (найкраще пристосованих) відповідно до еволюційного принципу виживання.

Крім того, функція пристосованості отримала свою назву прямо з генетики. Визначення має бути точним, оскільки воно має значний вплив на роботу генетичних алгоритмів.

Функція пристосованості часто оптимізується (точніше, максимізується) і називається цільовою функцією в задачах оптимізації. У задачах мінімізації цільова функція змінюється, і проблема зводиться до максимізації. В теорії ігор пристосованість може бути функцією вартості, тоді як в теорії управління вона може бути функцією похибки.

На кожній ітерації генетичного алгоритму використовується функція пристосованості для оцінки пристосованості кожної особини в певній популяції. На основі цих результатів створюється наступна популяція особин, яка складає множину можливих рішень проблем, таких як задача оптимізації.

Чергова популяція у генетичному алгоритмі називається поколінням, а до новоствореної популяції особин застосовується термін нове покоління або покоління нащадків.

Як приклад розглянемо функцію

$$f(x) = 2x^2 + 1 \quad (1.1)$$

і припустимо, що x приймає цілі значення з інтервалу від 0 до 15. Завдання оптимізації цієї функції полягає в переміщенні по простору, що складається з 16 точок зі значеннями 0, 1, ..., 15 для виявлення тієї точки, в якій функція набуває максимального (або мінімального) значення.

Зрозуміло, вирішення цього завдання з позицій звичайної алгебри абсолютно очевидне. Максимальне значення функція досягає при $x = 15$. Тим цікавіше простежити, як із цією задачею справляється генетичний алгоритм, якому невідомі математичні правила.

У цьому випадку змінна x є параметром завдання. Множина $\{0, 1, \dots, 15\}$ є множиною потенційних рішень задачі та простором пошуку. Кожне з 16 чисел у множині має назву точки простору пошуку, рішення параметра або фенотипу. Зауважте, що рішення, яке оптимізує функцію, називається найкращим або оптимальним. Значення параметра x у діапазоні від 0 до 15 можна закодувати звичайним чином.

Цей метод двійкового кодування широко відомий для запису десяткових цифр у двійковій системі. Термін «хромосома» або «ланцюг» використовується для опису представлених кодових послідовностей. Генотипи також відіграють свою роль у цьому випадку.

Кожна хромосома містить чотири гени (інакше кажучи, двійкові послідовності складаються з чотирьох бітів). У певному місці ген називається аллелем, який має значення 0 або 1. Особини, вибрані серед цих 16 хромосом, складають населення. Наприклад, популяція з числом 6, може бути множиною хромосом 0010, 0101, 0111, 1001, 1100, 1110, які мають закодовані фенотипи 2, 5, 7, 9, 12, 14. У цьому прикладі вираз визначає функцію пристосованості (1.1).

Значення цієї функції для значень x , які відповідають певним хромосомам, або фенотипам, які відповідають певним генотипам, показують пристосованість окремих хромосом у популяції.

1.4 Класичний генетичний алгоритм

Основний (класичний) генетичний алгоритм (також званий елементарним, або простим, генетичним алгоритмом) складається з наступних кроків [18]:

- 1) ініціалізації, або вибору вихідної популяції хромосом;
- 2) оцінки пристосованості хромосом у популяції;

- 3) перевірки умови зупинення алгоритму;
- 4) селекції хромосом;
- 5) застосування генетичних операторів;
- 6) формування нової популяції;
- 7) вибору найкращої хромосоми.

На рис. 1.2 зображена блок-схема узагальненого генетичного алгоритму.

Розглянемо основні етапи алгоритму.

Ініціалізація, або формування вихідної популяції, полягає у випадковому виборі певної кількості хромосом (особин) з двійковими послідовностями фіксованої довжини.

Розрахунок функції пристосованості для кожної хромосоми популяції необхідний для оцінки пристосованості хромосом у популяції. Коли значення цієї функції зростає, зростає і «якість» хромосоми. Форма функції пристосованості залежить від типу задачі, що вирішується. Передбачається, що функція пристосованості завжди набуває негативних значень і, крім того, необхідно максимізувати цю функцію для вирішення оптимізаційної задачі. Якщо вихідна форма функції пристосованості не відповідає певним умовам, то виконується відповідне перетворення. Наприклад, можна легко звести задачу мінімізації функції до задачі максимізації.

Перевірка умови, яка дозволяє алгоритму зупинитися. Умова зупинки генетичного алгоритму залежить від того, як він використовується. В оптимізаційних задачах алгоритм може зупинитися після досягнення максимального або мінімального значення функції пристосованості, можливо, із заданою точністю. Коли виконання алгоритму не призводить до покращення його значення, він також може зупинитися.

Алгоритм може бути зупинено після закінчення часу виконання або після виконання певного числа ітерацій. Щоб перейти до кінцевого етапу вибору «найкращої» хромосоми, необхідно виконати умову зупинки. Наступним кроком є вибір.

Вибір хромосом, які будуть використані для створення нащадків для наступного покоління, називається селекцією хромосом. Це робиться за

допомогою значень функції пристосованості на другому етапі процесу. Принцип природного відбору передбачає, що хромосоми з найвищими значеннями функції пристосованості мають найбільшу ймовірність брати участь у створенні нових особин. Існує багато різних підходів до селекції.

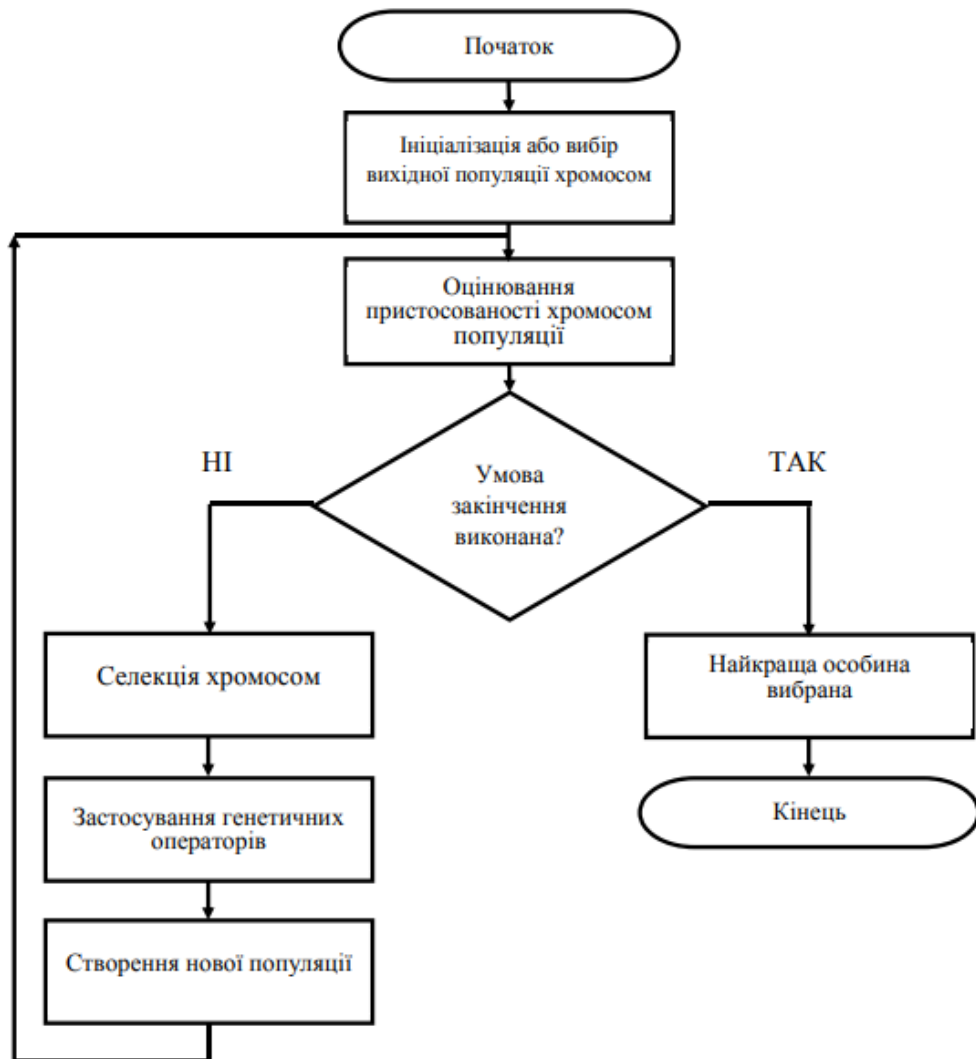


Рисунок 1.2 – Блок-схема класичного генетичного алгоритму

Найпопулярнішим методом вважається вибір рулеткових колес, який отримав назву за аналогією з відомою азартною грою. Кожна хромосома може бути представлена сектором колеса рулетки, чиє значення пропорційне значенню функції пристосованості хромосоми. Тому що більший сектор на колесі рулетки відповідає функції пристосованості. Кожне колесо рулетки є сумою значень функції пристосованості для кожної хромосоми популяції. Кожній хромосомі, що позначається ch_i для $i = 1, 2, N$ (де N позначає чисельність

популяції), відповідає сектор колеса $v(ch_i)$, виражений у відсотках згідно з формулою

$$v(ch_i) = p_s(ch_i)100\% \quad (1.2)$$

$$p_s(ch_i) = \frac{F(ch_i)}{\sum_{i=1}^N F(ch_i)} \quad (1.3)$$

причому $F(ch_i)$ - значення функції пристосованості хромосоми ch_i , а $p_s(ch_i)$ - ймовірність селекції хромосоми ch_i .

Оскільки «виграла» (тобто обрана) хромосома відноситься до сектора, що випав з колеса рулетки, селекція хромосоми може бути представлена як результат повороту колеса рулетки. Очевидно, що ймовірність того, що відповідна хромосома перемаже, зростає з кількістю секторів. Таким чином, ймовірність вибору конкретної хромосоми пропорційна значенню її функції пристосованості.

Якщо подати цифровий інтервал $[0, 100]$, то вибір хромосоми можна порівняти з вибором числа з інтервалу $[a, b]$, де a і b позначають початок і закінчення фрагмента кола, відповідного цьому сектору колеса; очевидно, що $0 \leq a \leq b \leq 100$. У цьому випадку використання колеса рулетки означає вибір конкретної точки на колі колеса за допомогою числа в інтервалі $[0, 100]$.

Процес селекції призводить до створення батьківської популяції, також відомої як батьківський пул, з N , що дорівнює чисельності поточної популяції. Застосування генетичних операторів до хромосом, відібраних шляхом селекції, створює нову популяцію нащадків батьківської популяції. Два основні генетичні оператори використовуються в класичному генетичному алгоритмі: оператор схрещування (crossover) і оператор мутації (mutation). З іншого боку, слід зазначити, що оператор схрещування відіграє значно більшу роль, ніж оператор мутації. Це означає, що схрещування і мутація відбуваються майже завжди в класичних генетичних алгоритмах. Імовірність схрещування, як правило, досить велика (зазвичай $0,5 < p_c < 1$), тоді як

ймовірність мутації встановлюється дуже малою (найчастіше $0 < p_m < 0,1$). Це слідує з аналогії зі світом живих організмів, де мутації відбуваються надзвичайно рідко.

У генетичному алгоритмі популяція батьків перед схрещуванням або популяція нащадків після схрещування можуть зазнати мутації хромосом [18].

Оператор для схрещування. На початку процесу схрещування вибираються пари хромосом із батьківської популяції, також відомої як батьківський пул. Це невелика популяція хромосом, отриманих під час селекції, яка буде перетворена операторами схрещування та мутації, щоб створити нову популяцію нащадків. На цьому етапі хромосоми з'єднуються в пари з батьківської популяції. Відповідно до ймовірності схрещування p_c , це відбувається випадково. Далі для кожної пари відібраних таким чином батьків розігрується позиція гена (локус) у хромосомі, що визначає так звану точку схрещування. Якщо хромосома кожного з батьків складається з L генів, то точка схрещування I_k являє собою натуральне число, менше L . За цим фіксація точки схрещування зводиться до випадкового вибору числа з інтервалу $[1, L-1]$. В результаті схрещування пари батьківських хромосом виходить наступна пара нащадків:

1) нащадок, хромосома якого на позиціях від 1 до I_k складається з генів першого батька, а на позиціях від I_{k+1} до L – із генів другого з батьків;

2) нащадок, хромосома якого на позиціях від 1 до I_k складається з генів другого з батьків, а на позиціях від I_{k+1} до L – з генів першого з батьків.

Значення гена в хромосомі змінюється оператором мутації з ймовірністю p_m на протилежне. Наприклад, якщо ген на позиції 7 хромосоми $[100110101010]$ піддається мутації, його значення змінюється з 1 на 0, що призводить до утворення хромосоми $[100110101010]$. Як зазначалося раніше, ймовірність мутації зазвичай дуже мала, і саме ця ймовірність визначає, чи буде даний ген схильний до мутації. Ймовірність p_m мутації може емулюватися, наприклад, випадковим вибором числа з інтервалу $[0, 1]$ для кожного гена та відбором для виконання цієї операції тих генів, для яких розігране число виявляється меншим або рівним значенню p_m .

Створення нової популяції. Нову популяцію складають хромосоми, отримані за допомогою генетичних операторів до хромосом тимчасової батьківської популяції. Для цієї ітерації генетичного алгоритму вона стала поточною популяцією. Значення функції пристосованості кожної хромосоми цієї популяції вимірюються на кожній черговій ітерації. Після цього перевіряється умова зупинки алгоритму, а результат або фіксується як хромосома з найвищим значенням функції пристосованості, або алгоритм переходить до наступного етапу генетичного алгоритму, тобто до селекції. У класичному генетичному алгоритмі нова популяція нащадків має ту саму чисельність, щоб замінити всю попередню популяцію хромосом.

Виберіть найкращу хромосому. Якщо умова зупинки алгоритму виконана, необхідно вивести результат роботи, тобто показати розв'язану задачу. Хромосома з найвищим значенням функції пристосованості вважається найкращою.

Зважаючи на це, генетичні алгоритми можуть скопіювати властивості природного еволюційного процесу, який включає генетичні зміни в популяціях організмів протягом життя.

Природний відбір, також відомий як природна селекція, гарантує виживання та залишання потомства лише особин, генетично унікальних у тій же популяції. Генетичні алгоритми також виділяють етап селекції. На цьому етапі найкращі особини з поточної популяції вибираються та додаються до батьківської популяції. На наступному етапі, який іноді називають «еволюцією», генетичні оператори схрещування та мутації рекомбінують гени в хромосомах.

Обмін фрагментами ланцюжків між двома батьківськими хромосомами називається операцією схрещування. Для схрещування два батьки вибираються випадковим чином з пулу батьків, щоб ймовірність вибору хромосоми для схрещування була рівною ймовірності p_c . Наприклад, якщо як батьків випадковим чином вибираються дві хромосоми з батьківської популяції чисельністю N , то $p_c = 2/N$. Аналогічно, якщо з батьківської популяції чисельністю N вибирається $2z$ хромосом ($z < N/2$), які утворюють z пар батьків, то $p_c = 2z/N$. Звернемо увагу, що якщо всі хромосоми поточної

популяції об'єднані в пари до схрещування, то $p_c = 1$. Після операції схрещування батьки у батьківській популяції замінюються їх нащадками.

Операція мутації змінює значення генів у хромосомах із заданою ймовірністю p_m способом, представленим при описі відповідного оператора. Це призводить до інвертування значень відібраних генів із 0 на 1 і назад. У зв'язку з тим, що значення p_m зазвичай невелике, лише невелика кількість генів може піддатися мутації. Основним оператором генетичних алгоритмів є схрещування, яке визначає їхні можливості та ефективність. Мутація має менше можливостей. Вона додає різноманітність до популяції та запобігає втраті гена, який може бути життєво важливим під час схрещування.

Усі знають основний (класичний) генетичний алгоритм як програму, яка виконує три функції: репродукцію, схрещування та мутацію. У цьому випадку терміни репродукція та селекція використовуються як синоніми. Репродукція пов'язана з виробництвом копій хромосом батьківського пулу, але ширше значення цього терміну - це процес формування нових особин із певних батьків. Якщо ми приймаємо таке розуміння, оператори репродукції можуть бути визначені як оператори схрещування та мутації, а селекція – це процес вибору хромосом для репродукції.

1.5 Ілюстрація виконання класичного генетичного алгоритму

Розглянемо найбільш простий приклад виконання класичного генетичного алгоритму. На рис. 1.2 показано послідовність виконання його етапів, що відповідають блок-схемі.

Розглянемо дуже простий і досить штучний приклад пошуку хромосоми з найбільшою кількістю одиниць. Припустимо, що в популяції є 8 хромосом і що в хромосомі 12 генів. У цьому випадку хромосома з дванадцяти одиниць буде найкращим варіантом. Подивимося, як працює генетичний алгоритм для вирішення цієї тривіальної проблеми.

Вибір початкової популяції хромосом. Випадково потрібно створити вісім двійкових послідовностей довжиною 12 бітів. Цього можна досягти, наприклад, підкиданням монети 96 разів. При цьому значення «орла» буде 1,

а значення «решки» буде 0. Таким чином, можна створити початкову популяцію.

$$ch_1 = [111001100101];$$

$$ch_2 = [001100111010];$$

$$ch_3 = [011101110011];$$

$$ch_4 = [001000101000];$$

$$ch_5 = [010001100100];$$

$$ch_6 = [010011000101];$$

$$ch_7 = [101011011011];$$

$$ch_8 = [000010111100].$$

Оцінка адаптивності хромосом у популяції. У спрощеному прикладі вирішується завдання знайти хромосому з найбільшою кількістю одиниць, що означає, що функція пристосованості визначає кількість одиниць у хромосомі. Коли ми позначимо функцію пристосованості символом F , значення цієї функції будуть такими для кожної хромосоми з вихідної популяції:

$$F(ch_1) = 7;$$

$$F(ch_2) = 6;$$

$$F(ch_3) = 8;$$

$$F(ch_4) = 3;$$

$$F(ch_5) = 4;$$

$$F(ch_6) = 5;$$

$$F(ch_7) = 8;$$

$$F(ch_8) = 5$$

Хромосоми ch_3 та ch_7 мають найбільші значення функції пристосування. Вважається, що ці люди є найкращими кандидатами на вирішення завдання. Якщо умова зупинення алгоритму не виконується відповідно до блок-схеми генетичного алгоритму, представленої на рис. 1.2, хромосоми з поточної популяції будуть обрані для наступного етапу.

Селекція хромосом. Селекція проводиться методом рулетки. На підставі формул (1.2) і (1.3) для кожної з 8 хромосом популяції (у нашому випадку вихідної популяції, для якої $N = 8$) отримуємо сектори колеса рулетки, виражені у відсотках (рис. 1.2):

$$v(ch_1) = 15,22;$$

$$v(ch_2) = 13,04;$$

$$v(ch_3) = 17,39;$$

$$v(ch_4) = 6,52;$$

$$v(ch_5) = 8,70;$$

$$v(ch_6) = 10,87;$$

$$v(ch_7) = 17,39;$$

$$v(ch_8) = 10,87.$$

Розіграш колеса рулетки зводиться до випадкового вибору числа з інтервалу $[0, 100]$, яке вказує на відповідний сектор колеса, тобто на певну хромосому.

Припустимо, що було розіграно такі 8 чисел:

79 44 9 74 44 86 48 23.

Це означає вибір хромосом

ch_7 ch_3 ch_1 ch_7 ch_3 ch_7 ch_4 ch_2 .

Як видно, хромосома ch_7 була обрана тричі, а хромосома ch_3 — двічі. Зауважимо, що саме ці хромосоми мають найбільше значення функції пристосованості. Однак обрана хромосома ch_4 з найменшим значенням функції пристосованості. Всі обрані наведеним способом хромосоми будуть зараховані до батьківського пулу.

Використання генетичних операторів. Припустимо, що популяція хромосом, призначена для схрещування, складається з усіх хромосом, відібраних під час процесу селекції, і жодна з них не піддається мутації. Це означає, що ймовірність схрещування $p_c = 1$, а можливість мутації $p_m = 0$.

Припустимо, що з цих хромосом сформовано такі пари батьків:

ch_2 та ch_7

ch_1 та ch_7

ch₃ та ch₄

ch₃ та ch₇

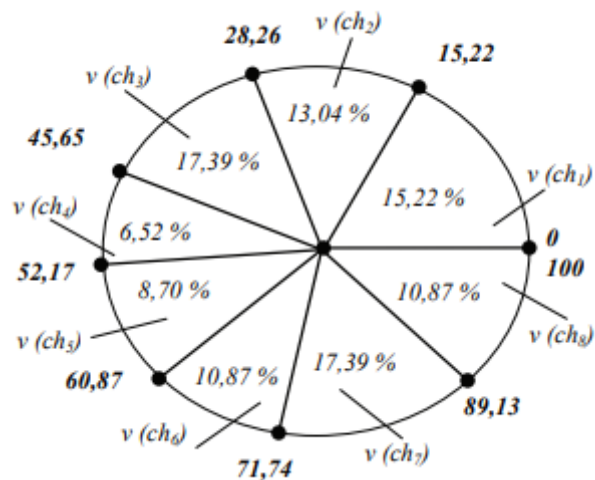


Рисунок 1.3 – Колесо рулетки для вибору хромосом

Для першої пари випадково обрано точку схрещування – $I_k = 4$, для другої – $I_k = 3$, для третьої – $I_k = 11$, для четвертої – $I_k = 5$. При цьому процес схрещування протікає так, як показано на рис. 1.3. В результаті виконання оператора схрещування виходять 4 пари нащадків.

Якби при випадковому підборі пар хромосом для схрещування були об'єднані, наприклад, ch₃ з ch₃ і ch₄ з ch₇ замість ch₃ з ch₄ і ch₃ з ch₇, а інші пари залишилися без зміни, то схрещування ch₃ з ch₃ дало б дві такі ж хромосоми незалежно від розіграної точки схрещування. Це означало б одержання двох нащадків, ідентичних своїм батькам. Зазначимо, що така ситуація найбільш вірогідна для хромосом з максимальним значенням функції пристосованості, тобто саме такі хромосоми отримують найбільші шанси на перехід у нову популяцію.

Формування нової популяції. Після того, як будуть виконані операції схрещування, буде одержано таку популяцію нащадків

Ch₁ = [001111011011];

Ch₂ = [101000111010];

Ch₃ = [111011011011];

Ch₄ = [101001100101];

$$\text{Ch}_5 = [011101110010];$$

$$\text{Ch}_6 = [001000101001];$$

$$\text{Ch}_7 = [011101011011];$$

$$\text{Ch}_8 = [101011110011].$$

Для відмінності від хромосом попередньої популяції позначення новосформованих хромосом починаються з великої літери С.

Відповідно до блок-схеми генетичного алгоритму, представленої на рис. 1.2, повернення до другого етапу включає оцінку пристосованості хромосом у поточній популяції. Показники пристосованості хромосом у цій популяції становлять

$$F(\text{Ch}_1) = 8;$$

$$F(\text{Ch}_2) = 6;$$

$$F(\text{Ch}_3) = 9;$$

$$F(\text{Ch}_4) = 6;$$

$$F(\text{Ch}_5) = 7;$$

$$F(\text{Ch}_6) = 4;$$

$$F(\text{Ch}_7) = 8;$$

$$F(\text{Ch}_8) = 8.$$

Помітно, що популяція нащадків характеризується набагато вищим середнім значенням функції пристосованості, ніж популяція батьків. Звернемо увагу, що в результаті схрещування отримано хромосому Ch_3 з найбільшим значенням функції пристосованості, яким не мала жодна хромосома з батьківської популяції.

Тим не менш, зворотне може також статися, оскільки хромосома, яка мала найбільше значення функції пристосованості в батьківській популяції, могла просто «загубитися» після схрещування на першій ітерації. Крім того, «середня» пристосованість нової популяції все одно була б вищою за попередню, а хромосоми з більшим значенням функції пристосованості мали б більшу ймовірність з'явитися в наступних поколіннях.

Тепер розглянемо досить простий приклад, а саме – задачу знаходження максимуму функції, котра задана виразом (1.1) для цілочисленної змінної x , яка може приймати значення від 0 до 31.

Насамперед необхідно закодувати значення змінної x у двійковій послідовності, щоб зупинити генетичний алгоритм. Очевидно, що в двійковій системі обчислення можна подати цілі числа з інтервалу $[0, 31]$ послідовностями нулів і одиниць. Числа 0 і 31 ідентифікуються як 00000 і 11111. У цьому випадку хромосоми виглядають як двійкові послідовності з п'яти бітів (ланцюжки довжиною п'ять бітів) (аналогічно прикладу 1.1).

Як функція пристосованості буде виступати цільова функція $f(x)$, задана виразом (6.1). Тоді при здатності хромосоми ch_i , $i = 1, 2, \dots, N$ визначатиметься значенням функції $f(x)$ для x , рівного фенотипу, відповідному генотипу ch_i . Позначимо ці фенотипи ch_i^* . У такому випадку значення функції пристосованості хромосоми ch_i (тобто $F(ch_i)$) дорівнюватиме $f(ch_i^*)$.

Обираємо вихідну популяцію випадковим чином, вона складається із 6 кодових послідовностей (так, наприклад, можна підкинути 30 разів монету); при цьому $N = 6$. Нехай обрані хромосоми:

$$ch_1 = [10011];$$

$$ch_2 = [00011];$$

$$ch_3 = [00111];$$

$$ch_4 = [10101];$$

$$ch_5 = [01000];$$

$$ch_6 = [11101]$$

Відповідні їм фенотипи – це подані нижче числа із інтервалу від 0 до 31:

$$ch_1^* = 19;$$

$$ch_2^* = 3;$$

$$ch_3^* = 7;$$

$$ch_4^* = 21;$$

$$ch_5^* = 8;$$

$$ch_6^* = 2.$$

За формулою (1.1) розраховуємо значення функції при здатності для кожної хромосоми в популяції та одержуємо:

$$F(ch_1) = 723;$$

$$F(ch_2) = 19;$$

$$F(ch_3) = 99;$$

$$F(ch_4) = 883;$$

$$F(ch_5) = 129;$$

$$F(ch_6) = 1683.$$

Селекція хромосом. Методом рулетки вибираємо 6 хромосом для репродукції. Колесо рулетки представлене на рис. 1.4.

Припустимо, що вибрано числа: 97, 26, 54, 13, 31, 88.

Це означає вибір хромосом

$ch_6, ch_4, ch_6, ch_1, ch_4, ch_6$.

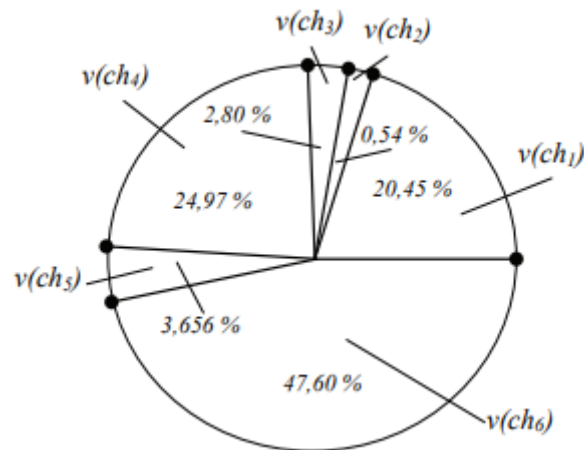


Рисунок 1.4 – Колесо рулетки для вибору хромосом

Нехай схрещування виконується з ймовірністю $p_c = 1$. Допустимо, що для схрещування сформовані пари: ch_1 та ch_4 , ch_4 та ch_6 , ch_6 та ch_6 .

Крім того, припустимо, що випадковим чином обрана точка схрещування, що дорівнює 3 для хромосом ch_1 і ch_4 , а також точка схрещування, що дорівнює 2 для хромосом ch_4 і ch_6 . За умови, що ймовірність мутації $p_m = 0$, до нової популяції включаються хромосоми

$$ch_1 = [10001];$$

$$ch_2 = [10111];$$

$$ch_3 = [10101];$$

$$ch_4 = [11101];$$

$$ch_5 = [11101];$$

$$ch_6 = [11101].$$

Для розрахунку значень функції пристосованості цих хромосом необхідно декодувати послідовності, що їх представляють, і отримати відповідні їм фенотипи. Позначимо їх ch_i^* . В результаті декодування отримаємо числа (з інтервалу від 0 до 31):

$$ch_1^* = 17;$$

$$ch_2^* = 23;$$

$$ch_3^* = 21;$$

$$ch_4^* = 29;$$

$$ch_5^* = 29;$$

$$ch_6^* = 29.$$

Отже, розраховані за формулою (1.1) значення функції пристосованості хромосом нової популяції:

$$F(ch_1) = 579;$$

$$F(ch_2) = 1059;$$

$$F(ch_3) = 883;$$

$$F(ch_4) = 1683;$$

$$F(ch_5) = 1683;$$

$$F(ch_6) = 1683.$$

Легко помітити, що в цьому випадку середнє значення пристосованості зросло з 589 до 1262.

Якщо на наступній ітерації будуть сформовані для схрещування пари хромосом, наприклад, ch_4 і ch_2 , ch_5 і ch_2 або ch_6 і ch_2 з точкою схрещування 2 або 3, то серед інших буде отримана хромосома [11111] з фенотипом, рівним числу 31, при якому функція, що оптимізується, досягає свого максимуму. Значення функції пристосованості для цієї хромосоми виявляється найбільшим і становить 1923. Якщо таке поєднання пар в даній ітерації не відбудеться, то можна очікуватиме утворення хромосоми з найбільшим значенням функції пристосованості на наступних ітераціях.

Хромосома [11111] могла бути отримана і на поточній ітерації у разі формування для схрещування пари ch_1 і ch_6 з точкою схрещування 3.

Зазначимо, що при довжині хромосом, що дорівнює 5 бітам, шлях пошуку дуже мало і налічує всього $2^5 = 32$ точки. Наведений приклад має виключно демонстраційний характер. Застосування генетичного алгоритму для такого простого прикладу недоцільно, оскільки його оптимальне рішення може бути отримане миттєво. Однак цей приклад придатний для вивчення функціонування генетичного алгоритму.

Крім того, важливо пам'ятати, що в малих популяціях часто є кілька особин із значно більшим значенням функції при належності, ніж інші особини популяції. В цьому випадку метод селекції на основі «колеса рулетки» дозволяє швидко вибрати найкращі особини, іноді протягом одного покоління. Але такий розвиток подій стає основною причиною передчасної сходності алгоритму, відомої як збіжність до неоптимального рішення. З цієї причини застосовується масштабування функції пристосованості або інші методи селекції, ніж колесо рулетки.

2 ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ПРИ ПЛАНУВАННІ МЕРЕЖІ

2.1 Розташування точок доступу та базових станцій

Завдання впровадження телекомунікаційної мережі в міських умовах є досить складним і повинно бути вирішено в декілька етапів.

У першу чергу варто пам'ятати про те, що радіосигнал згасає та зазнає повторного перевідбиття. У місті буде багато базових станцій, і ми повинні відслідковувати радіохвилі з різних точок. У цьому випадку розглядається модель прямокутної міської забудови, яка має головні горизонтальні вулиці та провулки, перпендикулярні їм. Для визначення зони покриття як мінімум двох БС використовується оптимізація, заснована на генетичному алгоритмі. Використовуючи генетичний алгоритм, пропонується вирішення проблеми оптимального розташування БС мережі.

Для вирішення проблеми знаходження оптимального положення БС було розроблено генетичний алгоритм, який складається з наступних етапів [20]:

1. Ініціалізація параметрів.
2. Оцінка пристосованості хромосом у популяції (це означає, що відстань до найближчої БС не повинна бути менше $L_{\min}$ і більше $L_{\max}$).
3. Перевірка умови достатнього рівня сигналу на межі дотику зон покриття.
4. Селекція хромосом (тобто вибір двох ближніх БС і побудова третьої БС, котра відповідає перерахованим вище параметрам).
5. Приймаємо як батьківські хромосоми цю БС та одну з її прабатьків, якщо її координати підійшли.

Координати «Х» першої і другої базових станцій так координати «У» мобільної станції використовувалися як параметри багатовимірної інтерполяції.

Запропонований спосіб дозволяє для пошуку оптимального розташування БС та розрахунку сигналу за оптимізованим алгоритмом використовувати

У процесі розроблення генетичного алгоритму слід вирішити такі проблеми:

1. Визначити метод кодування інформації у хромосоми.
2. Обґрунтувати метод утворення початкової популяції генетичного алгоритму, що буде враховувати розподіл прогнозованого ослаблення сигналу від кожної базової станції. У цьому випадку при формуванні хромосом, станція поступово включається до конфігурації. На кожному етапі ймовірність включення до конфігурації окремої БС визначається за допомогою залежності:

$$p_r = \frac{c-1}{c^n-1} c^{n-r}; \quad r \in \{1, \dots, n\}$$

де r – це номер станції,

c – коефіцієнт, який визначає ступінь стохастичності формування ($0 < c < 1$).

Коли $c \rightarrow 0$, дана процедура буде евристичною, а при $c \rightarrow 1$, це буде випадковий метод формування. Результати дослідження показують, що такий метод формування початкової популяції скорочує час пошуку рішення приблизно на 12% у порівнянні з «випадковим» методом формування.

Як правило, усі можливі місця розташування БС визначають заздалегідь. При цьому, вони утворюють множину можливих місць установки розміром l – $S_{BC} = \{s_1, s_2, \dots, s_l\}$.

Розбиваємо всю територію, де потрібно забезпечити задану якість зв'язку, на невеликі елементарні ділянки. Таким чином, отримуємо множину так званих точок необхідного покриття (ТНП) розміром k – $D_{ТНП} = \{d_1, d_2, \dots, d_k\}$.

У матриці покриття C число рядків l – це можливі місця встановлення станцій, а стовпців k – це число точок покриття. Елемент матриці c_{ij} дорівнює "1", коли можливо організувати радіоканал від j -тої до i -тої станції ТНП з наперед заданою якістю, відповідно "0" – інакше.

Варіанти розміщення БС представляються у вигляді вектор $C_r = \{G_1, G_2, \dots, G_l\}$, де елемент $G_j = 1$, якщо в потенційному місці установки s_j буде встановлена станція, і $G_j = 0$ – якщо у потенційному місці установки s_j станція не буде встановлена.

Вектор K_{Cr} , показує кількість станцій з можливістю організації каналу до кожної i -тої ТНП. Він визначається таким чином:

$$K_{Cr} = \{k_1, \dots, k_k\} = \left\{ \sum_{i_1=1}^l [Cv(i_1, 1) \cdot G_{i_1}], \dots, \sum_{i_k=1}^l [Cv(i_k, 1) \cdot G_{i_k}] \right\}. \quad (2.1)$$

Вибір методу формування початкової популяції має важливе значення для розроблення генетичного алгоритму для визначення найкращих місць розташування БС, оскільки це значно впливає на ефективність роботи ГА [10].

Для створення початкової популяції двійкових рядків C_r , які кодують рішення, відомі два підходи: евристичний і випадковий. Під час використання випадкового методу хромосомні елементи C_r випадково отримують значення з певного алфавіту.

Евристичні методи створюють рядки, використовуючи апріорну інформацію про тип задачі. У цьому завданні кожна згенерована хромосома повинна виконувати таку умову:

$$k_m \geq a_{min}, \quad m=1, \dots, k, \quad (2.2)$$

де a_{min} – це параметр, котрий показує необхідний ступінь резервування радіоканалу.

У цьому випадку планування початкової популяції за допомогою випадкового методу буде виглядати таким чином: окрема БС вводиться в конфігурацію з певною ймовірністю p_{BC} , яка служить основою для математичного очікування кількості БС, тобто $n_{oc} = l / p_{BC}$. Після цього для отриманої конфігурації використовується перевірка умови (5.2). Якщо умова виконується, хромосома потрапляє в початкову популяцію, інакше вона

відкидається. Процес триває доки не буде створена популяція R потрібного розміру. Цей метод потребує багато часу для формування популяції:

$$t_R = R \cdot n_z (t_{Cr} + t_a) , \quad (2.3)$$

де t_{Cr} – час для генерування однієї хромосоми;

t_a – час для перевірки умови ;

n_z – середнє число генерацій для отримання хромосоми, що задовольняє умові.

Величину n_z можна знайти за формулою:

$$n_z = \frac{1}{P_K} , \quad (2.4)$$

де P_K – ймовірність виконання умови.

Приймемо, що для всіх станцій ймовірність p_{trp} організації радіоканалу до випадково вибраної ТНП є постійною величиною. У такому випадку, ймовірність настання події $k_m = a_{min}$ дорівнює

$$P_{(k_m = a_{min})} = \frac{n_{oc}!}{a_{min}!(n_{oc} - a_{min})!} \cdot p_{trp}^{a_{min}} (1 - p_{trp})^{n_{oc} - a_{min}} , \quad (2.5)$$

а ймовірність, що $k_K \geq a_{min}$ визначається за виразом :

$$P_{(k_m \geq a_{min})} = \sum_{i=a_{min}}^{n_{oc}} \left(\frac{n_{oc}!}{i!(n_{oc} - i)!} \cdot p_{trp}^i (1 - p_{trp})^{n_{oc} - i} \right) . \quad (2.6)$$

У всіх ТНП ймовірність виконання умови $k_m \geq a_{min}$ визначається так:

$$P_K = [P_{(k_m \geq a_{min})}]^k = \left[\sum_{i=a_{min}}^{n_{oc}} \left(\frac{n_{oc}!}{i!(n_{oc} - i)!} \cdot p_{trp}^i (1 - p_{trp})^{n_{oc} - i} \right) \right]^k . \quad (2.7)$$

Розглянемо задачу розміщення станцій такою розмірністю Число користувачів, кожного з яких треба підключити до станції позначаємо як N_{up} . Кількість місць, де можна установити станцію позначаємо як N_{ps} . Число типів базових станцій, різних за своїми параметрами позначаємо як N_{types} . Задачу розв'язуємо методом який використовує набір змінних керуючих параметрів $\{\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_{npar}\}$, кожен яких є елементом кінцевого набору: $\chi_1 \in A_1, \chi_2 \in A_2, \dots, \chi_{npar} \in A_{npar}$.

Отже, $A_1, A_2, \dots, A_{npar}$ – це набір можливих значень параметрів за якими здійснюється вибір.

Для алгоритму набір параметрів представляється у вигляді хромосоми (рис. 2.1).

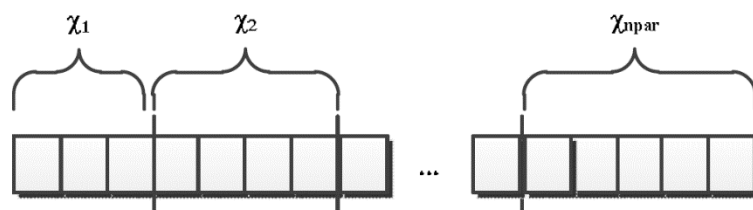


Рисунок 2.1 – Зображення алгоритму як хромосоми

Кожен біт з рис. 2.1 має значення або 0 або 1. Кожна хромосома складається із окремих генів. Але, у даному випадку гени це не окремі біти, а цілі ділянки хромосом. На рис. 5.1 вони розділені вертикальними рисками. У такому випадку кожен ген кодує один з параметрів генетичного алгоритму. Зокрема, ген є двійковою послідовністю біт. Позначимо ці числа так: $z_1, z_2, \dots, z_{npar}$. Так як кожна з множин $A_1, A_2, \dots, A_{npar}$ є кінцевою, то кожену з них можна розглядаємо як одномірний масив. Гени $z_1, z_2, \dots, z_{npar}$ кодувати позиції параметрів $\{\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_{npar}\}$ у масивах $A_1, A_2, \dots, A_{npar}$.

Припустимо хромосома має вигляд, як подано на рис. 2.2.

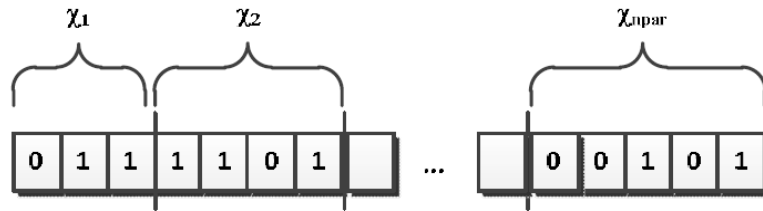


Рисунок 2.2 – Приклад хромосоми

Тоді $z_1 = 0112$, $z_2 = 11012, \dots, z_{npar} = 001012$.

Потім числа переводять в десяткову систему числення, тобто : $z_1 = 3$, $z_2 = 13$, ..., $z_{npar} = 5$. Отже, хромосома на рис. 5.2 показує, що параметр χ_1 є 4-м елементом масиву A_1 , параметр χ_2 є 14-м елементом вектора A_2 , а параметр χ_{npar} є 6-м елементом вектора A_{npar} .

Блок-схема пропонованого у даній роботі генетичного алгоритму подана на рис. 2.3.

Вхідні дані мережі наведені у табл.2.1.

Таблиця 2.1 – Параметри поширення

Центральна частота	2,12ГГц
Потужність передачі макро-БС	46дБм
Потужність передачі мікро-БС	30дБм
Підсилення антени макро-БС	18дБі
Потужність передачі вузла	30дБм
Підсилення антени мікро-БС	7дБі
Підсилення антени вузла	5дБі
Підсилення антени користувача	0дБі
Загальні втрати у кабелі	2дБ



Рисунок 2.3 - Блок-схема генетичного алгоритму

На рис. 2.4 показано досліджуваний регіон. Червоні точки вказують на потенційне розташування макроБС, зелені точки вказують на потенційне розташування мікроБС, чорні точки вказують на розташування контрольних вузлів, а рожеві точки вказують на розташування хотспотів. На рис. 2.5 показано розташування базових станцій, отриманих за допомогою генетичного алгоритму.

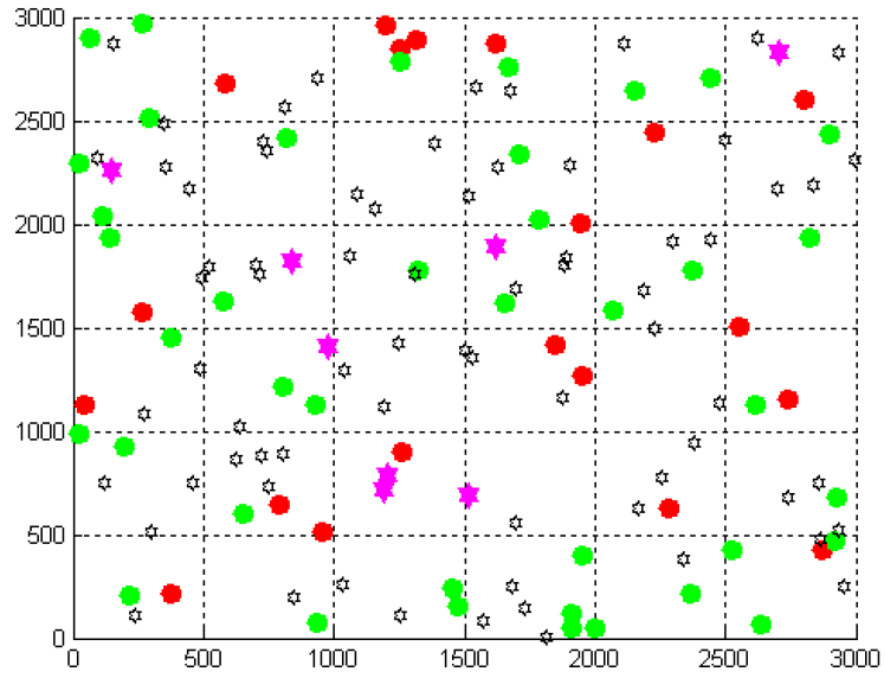


Рисунок 2.4 – Досліджувана територія

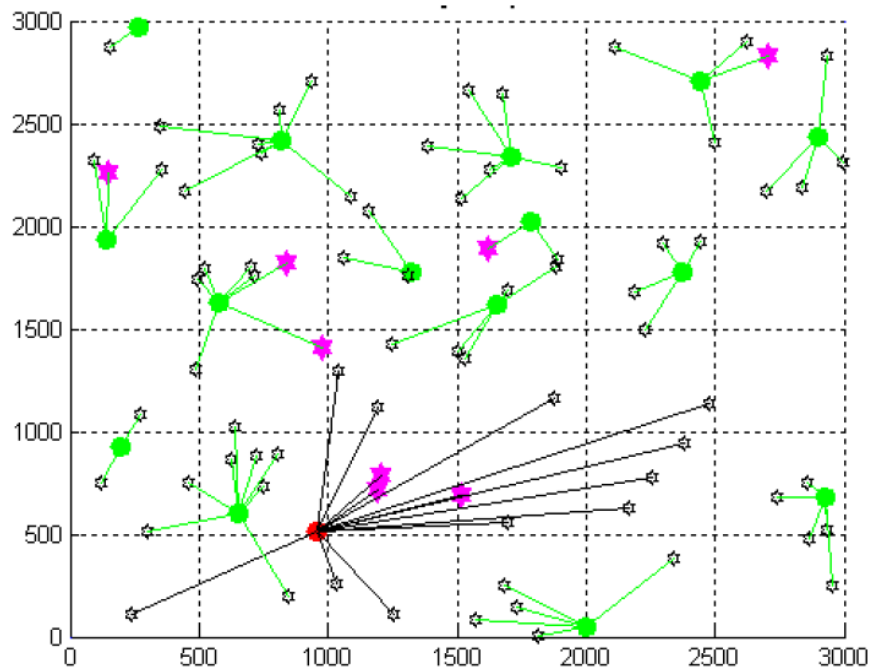


Рисунок 2.5 – Розташування станцій після використання генетичного алгоритму

Характеристики мережі після використання генетичного алгоритму подано на рис. 2.6, 2.7.

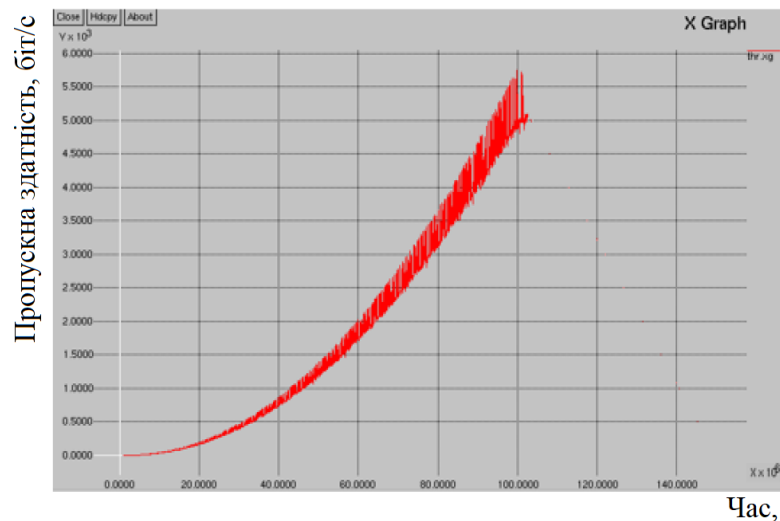


Рисунок 2.6 – Залежність пропускної здатності від часу

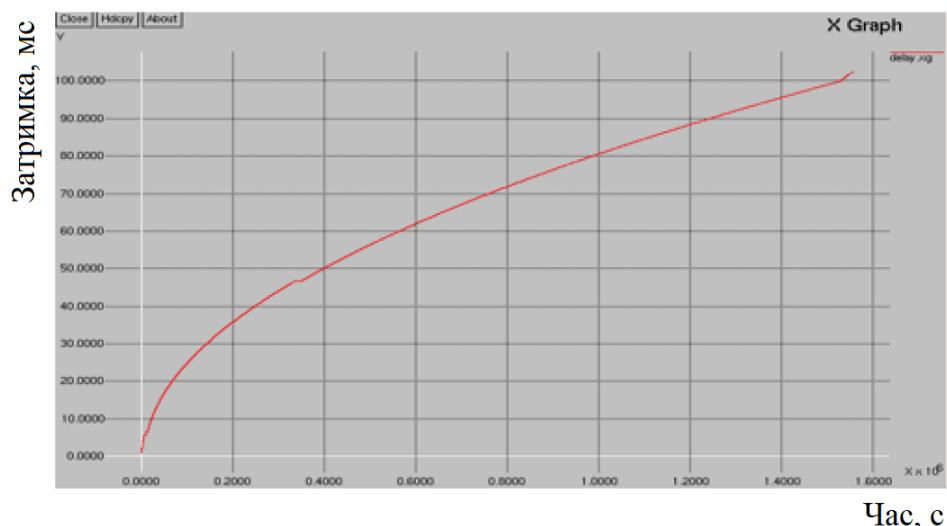


Рисунок 2.7 – Залежність затримки від часу

2.2 Проектування телекомунікаційної мережі

Проектування телекомунікаційних мереж, що працюють в міських умовах, потребує вирішення такої проблеми: потрібно визначити положення станцій, що забезпечують зв'язок в будь-якій точці зони при заданих формі зони, її географічних особливостях та діапазоні частот. Кількість станцій повинна бути мінімальною, необхідно врахувати вплив об'єктів міської забудови на поширення радіохвиль у просторі.

Об'єкти адміністративної та забудови житлової розглядаються як пасивні ретранслятори та як напівпрозорі екрани, котрі можуть перешкоджати прямолінійному поширенню сигналів. Через це в певних зонах забудови можуть з'явитися такі області, де забезпечення прийому сигналу від базової

станції, неможливо. Це так звані тіньові області. Вони можуть мати різні форми і розміри, це залежить від розташування об'єктів забудови, а також їх розмірів, властивостей матеріалів та довжин хвиль. Положення зон тіні визначається експериментально. При цьому, воно не є постійним. Наприклад, в залежності від погодних умов форма і розміри зони тіні можуть істотно змінитися. Окрім того, умови виникнення цих зон мають двоякий характер.

У першому випадку тіні зони є інтерференційними, коли поверхня Землі в зоні обслуговування є майже рівною та критерій Релея виконується. Це пояснюється тим, що в точці прийому можна відобразити суму двох сигналів як сигнал, який прийшов до точки прийому, а також сигнал, котрий відбився від поверхні Землі у зоні обслуговування. В цьому випадку фазові співвідношення прямих і відбитих сигналів можуть змінити рівень сигналу в точці прийому. Використовувана поляризація та електрофізичні властивості повітря в зоні обслуговування визначають ступінь ослаблення. Якщо антена ж БС не має у горизонтальній площині спрямованих властивостей, то тіньові зони мають форму концентричних кіл зі збільшеним радіусом. Їх кількість визначається висотою підвісу антени БС. Під час радіального переміщення користувача використовуються такі

Такі зони призводять до виникнення швидких завмирань. При радіальному переміщенні абонента в зоні обслуговування.

У другому випадку критерій Релея в зоні обслуговування не виконується, через що виникають зони прямого затінення, котрі розташовані поруч із зонами інтерференційних мінімумів і визначаються розмірами штучних або природних перешкод у цій зоні обслуговування. Варто зауважити, що для такого випадку форма зон інтерференційних мінімумів не є кільцевою і залежить від місця та розміру перешкод. Тоді сигнал у точці прийому буде складатися із значно більшої кількості компонентів, і це буде визначено за законом розподілу перешкод у зоні обслуговування, а також електрофізичними властивостями їх поверхні. Тобто, якість сигналу, який отримує рухомий абонентський пристрій, визначається двома факторами: положення антени в просторі та напрямку переміщення самого абонента в зоні обслуговування.

Окрім вищезазначених причин це явище можна пояснити утворенням між різними об'єктами міської забудови стоячих хвиль. Погодні умови також впливають на перераховані процеси, адже вони можуть суттєво змінювати як електрофізичні параметри поверхні, так і коефіцієнти відбиття від поверхні та споруд. Також на місто може вплинути анізотропне поширення радіохвиль. Під час поширення хвиль уздовж вулиці може виникнути відкритий хвилевід, що значно змінить умови поширення хвиль як уздовж вулиці, так і поперек неї. Тому існує додаткова можливість того, що якість прийому сигналу зміниться, якщо абонент буде переміщуватися в межах міста.

Щоб забезпечити зв'язок у тіньових зонах необхідно також встановити додаткові активні або пасивні мініретранслятори. Вони передають сигнали базових станцій у зону тіні, та приймають сигнали мобільних станцій в зоні тіні, передаючи їх на базові станції. В цьому випадку також необхідно провести експеримент для визначення кількості допоміжних антен і їхнього місцезрештування. Часто в міській забудові кількість мініретрансляторів і місце їх рзештування виявляються надмірними.

Перед запуском телекомунікаційної системи необхідно оцінити умови поширення хвиль у зоні обслуговування для зменшення впливу перерахованих ефектів на якість прийому радіосигналів. Це передбачає оптимізацію частотного діапазону, положення антен базових станцій, форму та розмір зони обслуговування, число і найбільш ймовірне положення зон тіні.

Розглянемо постановку задачі такого типу. Зони обслуговування, електрофізичні та географічні параметри вказуються. Факторами, які мають вирішальне значення, є тип приймача та передавача, який використовується в базових станціях, частотний діапазон, чутливість приймача та вихідна потужність передавача. Крім того, вважається, що чутливість приймача та потужність передавача мобільної станції задані. Необхідно визначити кількість базових станцій у зоні обслуговування та де саме вони рзештовані.

Перш ніж приступити до вирішення проблеми розміщення базових станцій, слід визначити характеристики приймально-передавальних антен базових станцій. Як правило, такі антени не повинні мати спрямовані властивості в горизонтальній площині. Таким чином, вони можуть бути

використані як вертикальні решітки, так і поодинокі штирові антени. Слід також зауважити, що вертикальна решітка може бути неефективною в деяких ситуаціях. Це результат звуження головної пелюстки у вертикальній площині, що призводить до підвищення коефіцієнта підсилення (КП) антени. Це може спричинити збільшення діаметра місця, де через низький рівень сигналу прийом неможливий. Встановлюючи радіус зони, котра обслуговується однією базовою станцією, можна визначити тип використовуваної антени та її КП [1]:

$$P_{rec} = P_{trans} \frac{D_{rec} D_{trans}}{(4\pi R_{max})^2} \lambda^2, \quad (2.8)$$

де P_{rec} – це чутливість приймача;

P_{trans} – потужність передавача, що підводиться до передавальної антени;

D_{rec} – ККД приймальної антени;

D_{trans} – ККД передавальної антени;

R_{max} – відстань між приймальною і передавальною антенами;

λ – робоча довжина хвилі передавача.

Отримана оцінка радіуса зони, що обслуговується базовою станцією, виявляється завищеною, оскільки втрати фідерних ліній, ефективність антени, погодні умови та вплив урбаністичної забудови на умови поширення радіохвиль не враховуються. Останнє враховується шляхом зміни ступеня при R_{max}^n в знаменнику (1). Згідно [7], врахування процесу згасання в стінах міських будівель збільшує n з 2 до 3,5–4. Таким чином, для проведення розрахунків найкраще використати радіус зони обслуговування базової станції, який визначається наступним чином:

$$R_{об} = 0,6 R_{max}.$$

За значенням радіусу зони обслуговування однієї станції визначають її площу і оцінюють необхідну кількість базових станцій. Ця оцінка здійснюється згідно такої формули:

$$N = INT(1,2 \times S_{ob} / S_{об1}) ,$$

де S_{ob} – повна площа зони обслуговування;

$S_{об1} = \pi R_{об}^2$ - площа зони, що обслуговується одною базовою станцією.

Це означає, що антена базової станції має форму кола та не має горизонтальних спрямованих властивостей. Поправковий коефіцієнт 1,2 був використаний для врахування неминучого перекриття зон обслуговування. Це необхідно для побудови цільової функції, яка допоможе вибрати найкраще місце для розміщення базових станцій. Після цього можна вирішити, де вони будуть розташовані в зоні обслуговування. Для оптимізації розміщення використовуються генетичні алгоритми [15]. Методи еволюційного моделювання призвели до створення нових підходів до проєктування антен [13-16].

На першому етапі рішення створюється початкова популяція рішень за допомогою генератора випадкових чисел. Цей генератор має здатність генерувати положення N точок розміщення базових станцій відповідно до форми та площі зони обслуговування. Після цього неприйнятні рішення видаляються з набору рішень, щоб скоротити час рахунку. Такі рішення застосовуються в ситуаціях, коли більше половини отриманих точок розміщення розташовані на відстані не більше $0,3 R_{об}$ від краю зони обслуговування. Ця умова вводиться, щоб підвищити продуктивність планованої системи зв'язку. Завдяки круговій формі зони обслуговування одиночної базової станції та довільній формі зони обслуговування проєктованої системи неможливо забезпечити відсутність сигналу за межами загальної зони обслуговування.

Після цього слід сформувати хромосоми для роботи генетичних алгоритмів. Це досягається шляхом вибору ознак формування генів відповідно

до стану точки розміщення базової станції в зоні обслуговування. В прямокутній системі координат ці координати відомі як X_i і Y_i . Хоча висота точки розміщення базової станції над рівнем моря є важливою для роботи станції, при використанні устаткування, що випускається серійно, цю висоту не можна змінити. Отже, цільова функція обчислює висоту антени замість того, щоб записувати її в хромосому. Після цього можна приступити до вирішення проблеми за допомогою методу генетичних алгоритмів. Алгоритм розв'язання задачі показано на рис. 2.8. У цьому випадку $I_{\max}$ — це максимальна кількість поколінь.

Важливою частиною вирішення поставленої задачі є формування цільової функції ϵ . Це найпростіший спосіб вибрати її:

$$O(S) = aS_{\text{покр}} - bS_{\text{пер}} - cS_{\text{неос}} - dS_{\text{вих}}, \quad (2.9)$$

де $S_{\text{покр}}$ — площа, що покривається базовими станціями;

$S_{\text{пер}}$ — площа взаємних перекриттів;

$S_{\text{неос}}$ — неосвітлена площа;

$S_{\text{вих}}$ — освітлена поверхня за межами зони обслуговування;

a, b, c, d — вагові коефіцієнти.

Сенс зазначених величин можна пояснити за допомогою рис. 2.9.

Величини коефіцієнтів a, b, c і d можна змінити, щоб вплинути на розміщення базових станцій у зоні обслуговування. Коефіцієнт c повинен бути достатньо великим, щоб дозволити зменшити кількість додаткових мініретрансляторів. При цьому збільшення площі перекриття між зонами обслуговування не є значним. Крім того, що при круговій формі зони обслуговування однієї базової станції неможливо уникнути перекриття зони, що призводить до нульового $S_{\text{пер}}$. Таким чином, для обчислення коефіцієнта c використовується наступна формула:

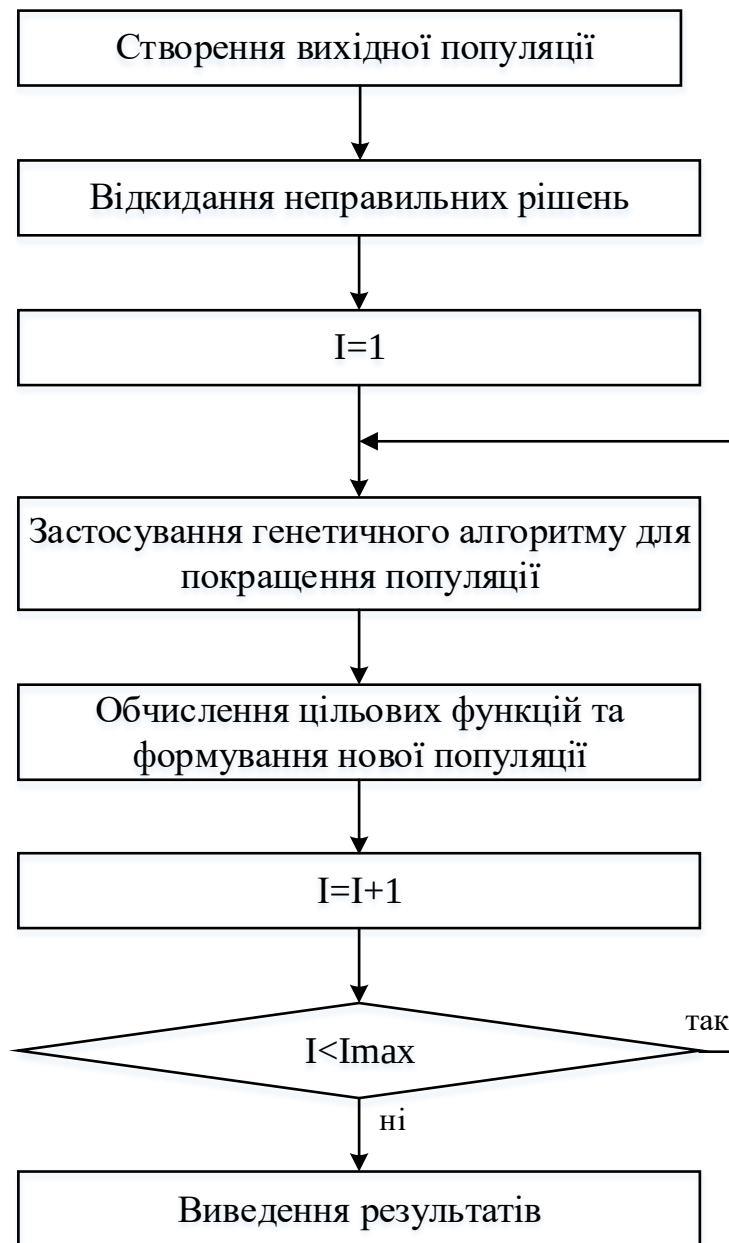


Рисунок 2.8 – Блок-схема алгоритму

$$c = \begin{cases} 0, & S_{пер} / S_{покр} < 0,2; \\ 0,3 & S_{пер} / S_{покр} > 0,2. \end{cases} \quad (2.10)$$

Аналогічна формула також використовується для обчислення коефіцієнта d . Це пояснюється тим, що будь-яка сервісна зона гексагональної системи зв'язку не може забезпечити нульове значення величини $S_{вих}$ при кінцевому числі базових станцій.

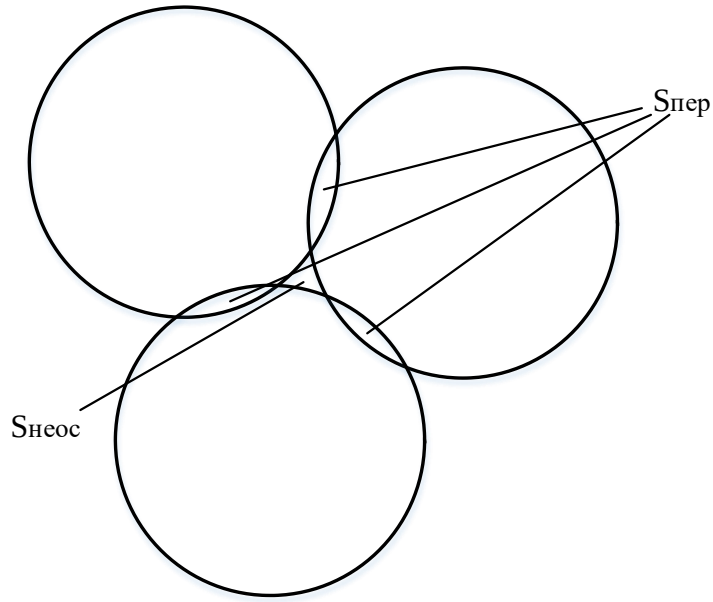


Рисунок 2.9 – Зони комірок стільникової системи

В той же час зауважимо, що це рішення є лише попереднім. У процесі створення хромосоми можливість зміни висоти підвісу антени була прихована завдяки використанню щогли та умов прийому в точках зони обслуговування. Збільшиться довжина хромосоми та час розрахунку, якщо врахувати цю умову. Коли враховується наступна умова, обчислення цільової функції значно ускладнюється. Обчислення стають все складнішими, незважаючи на те, що їхня структура залишається незмінною. Форма зони обслуговування базової станції відрізняється від кругової через географічні умови та структуру міської забудови. Це ускладнить формування неосвітлених ділянок та зон взаємного перекриття, що призведе до збільшення часу розрахунків. Об'єм обчислень збільшується через врахування погодних умов. З урахуванням тільки поверхні і погодних умов радіус зони обслуговування обчислюється так:

$$\begin{aligned}
 E(P_n) &= \left[E^{n2} + E^{e2} + 2E^n E^e \cos \beta \right]^{1/2} = \\
 &= \frac{\sqrt{60P_\Sigma D_\Sigma}}{R_n} F(\theta) e^{-i\Phi} \times \\
 &\times \left[1 + \left(\frac{R_1 \sin \theta_2}{R_2 \sin \theta_1} |R_B(\theta_0)| \right)^2 e^{-2i(\Phi'' - \Phi')} + \left(2 \frac{R_1 \sin \theta_2}{R_2 \sin \theta_1} |R_B(\theta_0)| \right)^2 \cos \beta e^{-i(\Phi'' - \Phi')} \right]^{1/2},
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

де R_1 і R_2 – це відстані до точки спостереження поля,

R_v – це коефіцієнт відбиття електромагнітної хвилі від земної поверхні.

Формула (2.9) має більшу складність, ніж формула (2.8). Однак обсяг експериментальних робіт, необхідних для налаштування системи зв'язку з мобільними об'єктами, значно скорочується за допомогою використання складних формул і уточнення положень базових станцій.

2.3 Розподіл частотних каналів

Розподіл каналів базової станції є важливою проблемою планування систем телекомунікацій, зокрема мобільного зв'язку. Особливо завдяки популярності мобільних телефонів та інших мобільних пристроїв, трафік передачі даних користувача швидко зростає, існуючі ресурси спектру не можуть задовольнити зростаючий попит.

У системі мобільного зв'язку кількість частот базової станції в кожній області обмежена. Також існує проблема перешкод – інтерференцій сигналу. Оскільки, що неправильне розподілення частотного ресурсу спричинить інтерференції. Тому необхідно науково й обґрунтовано розподіляти робочі частотні ресурси кожної базової станції. Система мобільного зв'язку стикається з двома видами перешкод: внутрішньомережевими та позамеревими перешкодами. У даному випадку досліджується оптимізація внутрішньомережових перешкод.

Для зменшення впливу внутрішньомережових перешкод, розподіл частот базової станції має відповідати таким обмеженням:

1) Частоти, виділені одній базовій станції, не можуть бути однаковими і не можуть бути суміжними .

2) Частота, виділені для будь-якої базової станції, не може збігатися з частотами, призначеними для сусідніх базових станцій і не може бути суміжною до них

3) Частота, виділена для будь-якої базової станції, не може збігатися з частотою, призначеною для базової станції, що є черезсусідньою базовою станцією.

Крім того, доступні частотні ресурси операторів обмежені. Для того, щоб забезпечити нормальну роботу кожної базової станції, кількість частотних ресурсів, виділених у кожній базовій станції не може бути занадто маленькою або занадто великою.

Припустимо, ми розподіляємо частотні ресурси для базових станцій у зоні А. Область А розділена на малі квадратні області з m рядками та n стовпчиками з рівними інтервалами. Передбачається, що в зоні є базові станції (як показано на рис. 2.10). В центрі розташована цільова базова станція. Можливі завади (міжканальні та по сусідньому каналу між цільовою станцією та сусідніми станціями або між цільовою станцією та черезсусідніми станціями).

Через-сусідня БС 1	Через-сусідня БС 2	Через-сусідня БС 3	Через-сусідня БС 4	Через-сусідня БС 5
Через-сусідня БС 16	Сусідня БС 1	Сусідня БС 2	Сусідня БС 3	Через-сусідня БС 6
Через-сусідня БС 15	Сусідня БС 4	Базова станція	Сусідня БС 4	Через-сусідня БС 7
Через-сусідня БС 14	Сусідня БС 7	Сусідня БС 6	Сусідня БС 5	Через-сусідня БС 8
Через-сусідня БС 13	Через-сусідня БС 12	Через-сусідня БС 11	Через-сусідня БС 10	Через-сусідня БС 9

Рисунок 2.10 – Зони обслуговування

Нехай набір частот $F = (f_1, f_2, \dots, f_k)$ означає ті всі частотні канали, які можуть бути використані. Тобто, ми виділяємо обмежену кількість частотних каналів кожній станції з усіх k каналів у наборі F . Нехай $A_{n \times k} = \{X_{ij}\}$ визначає розподіл для всіх станцій у зоні А. X_{ij} – двійковий вектор, який позначає місці

розміщення станції в i -му рядку та j -му стовпці. $x_{ijs} = 0$ означає, що частота f_s не призначена станції в місці i -го рядка j -го стовпця. В іншому випадку $x_{ijs} = 1$ означає, що частота f_s призначена станції в місці i -го рядка j -го стовпця.

Представлення розподілу каналів у вигляді матриці подано на рис. 2.11.

		Номер частотного каналу						
		1	2	3	...	36		
Номер БС	1	0	1	0	...	0	1	0
	2	0	0	1	...	0	0	1
	...	0	0	1	...	1	0	0
	...				...			
	16	1	0	0	...	1	0	1

Рисунок 2.11 – Матриця частотних каналів

Метод оптимізації розподілу каналів сигналу базується на використанні генетичного алгоритму.

Представляємо генетичний алгоритм для пошуку рішення запропонованої оптимізаційної моделі. Існує 4 етапи моделі розподілу каналу на основі генетичного алгоритму: кодування, кросинговер, мутація та відбір.

Кодування є ключовим і самим складним етапом подання розподілу каналів. Вектор з нулів і одиниць відповідає розподілу частот на одній базовій станції. Нехай N_0 позначає загальну кількість частотних каналів, які є доступні оператору. Отже, двійковий вектор довжиною N_0 відображає розподіл частот для кожної базової станції. Припустимо, кількість базових станцій в регіоні А дорівнює $N = m \times n$. Тоді загальна план представляється двійковим вектором довжиною $N_0 \times N$.

Представлення хромосоми подано на рис. 2.12.

БС1					БС2					БС16				
0	0	...	1	...	0	1	...	0	...	1	0	...	0	
1	2	...	36		1	2	...	36		1	2	...	36	
0	1	...	0	...	0	0	...	0	...	0	1	...	0	
0	1	...	0	...	1	0	...	0	...	0	0	...	1	

Рисунок 2.12 – Кодування хромосом

Для операції схрещення використовується широковідомий підхід. Спочатку вибираємо місце випадковим чином. Потім розділяємо дві хромосоми на чотири генні сегменти. Далі міняємо генні сегменти двох хромосом. Отже, згенеровано дві нові хромосоми.

Для операції мутації спочатку вибираємо ділянку хромосоми та змінюємо значення вибраної ділянки до протилежного значення. Метод полягає в наступному:

$$y = |1 - x|,$$

де x – значення вибраної ділянки хромосоми (нуль або одиниця),

y – значення цієї ділянки після мутації.

Для операції селекції використовуємо стратегію «рулетка» та «елітарну», щоб вибрати хромосоми, які будуть збережені в наступному поколінні. У процесі відбору потрібно спочатку обчислити ймовірність виживання кожної особини. Ймовірність виживання кожної особини визначається за значенням функції придатності. Ймовірність виживання визначається наступним чином:

$$p(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^M f(x_i)}$$

де $f(x)$ – значення придатності індивіда x_i .

M – популяція.

Загалом, цільова функція оптимізації використовується для оцінки придатності кожної особини.

Таким чином, досліджується задача розподілу частотних каналів для базової станції системи мобільного зв'язку. Замість існуючого методу, який зосереджується на інтерференції сусіднього каналу та міжканальній

інтерференції, запропонована модель використовує частотні ресурсів як мету оптимізації, інтерференцію суміжного каналу та інтерференцію міжканальній як обмеження. Потім обмеження використовуються для створення функції пристосування генетичного алгоритму. Крім того, замість того, щоб оцінювати станцію за станцією, використовується об'єднання сусідніх станцій для визначення сформулювати інтерференції за сусіднім каналом та міжканальної інтерференції.

3 ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ МАРШРУТИЗАЦІЇ У МЕРЕЖІ

3.1 Динамічна маршрутизація

Щоб задовольнити вимоги якості обслуговування (QoS), були розроблені алгоритми маршрутизації, щоб визначити найкращі маршрути передачі даних у мережі з мінімальним часом затримки. Це стало результатом зростання складності комп'ютерних мереж.

Хоча вона не зберігає маршрути, динамічна маршрутизація створює нові, коли це потрібно. У цьому випадку досяжність мережі залежить безпосередньо від її існування та стану. Якщо вузол одержувача вимкнено, його шлях також зникає з таблиці маршрутів, і трафік не відправляється за вказаною адресою [2]. Тим не менш, протоколи динамічної маршрутизації враховують лише пропускну здатність каналів або кількість вузлів у маршруті, а не завантаженість ліній. Таким чином, навіть якщо топологія мережі змінюється, маршрути не змінюються. В цьому випадку одні лінії зв'язку можуть бути перевантажені, а інші можуть використовуватися неефективно.

Таким чином, пошук найкоротшого маршруту є однією з найпоширеніших функціональних задач мережі [3]. Цей шлях полягає в тому, щоб знайти шлях між двома визначеними вершинами графа, який відповідає найменшому значенню певного функціонала за певним критерієм. Цей процес використовується в галузях транспорту, маршрутизації та комунікацій. Існує кілька класичних алгоритмів, які можуть розв'язати цю задачу, наприклад алгоритми Беллмана-Форда, Дейкстри, Флойда-Уоршелла та Джонсона. Для скорочення часу, необхідного для виконання цих алгоритмів, було створено кілька їх паралельних версій. Це також дозволило підвищити продуктивність традиційних алгоритмів маршрутизації.

ГА добре зарекомендували себе як методи пошуку в багатьох областях, навіть у ситуаціях, коли практично немає інформації про властивості та обмеження цільової функції. ГА добре працюють у ситуаціях, де математичні моделі є складними. Крім того, ГА є інструментом для прогнозування, упорядкування та пошуку оптимальних рішень.

Не просто кількість проміжних маршрутизаторів між вихідним і кінцевим вузлами комп'ютерної мережі зазвичай враховується при виборі найкращого маршруту комп'ютерної мережі. Такими факторами є надійність, навантаження, швидкість передачі, шуми, затримки та пропускна здатність каналу.

Розробка задачі багатокритеріальної оптимізації є необхідною для вирішення таких задач. Однак така задача дуже складна і потребує багато часу, щоб знайти розв'язок, якщо використовувати цей метод.

Таким чином, в роботі будуть враховуватися лише два параметри: затримка передачі даних і пропускна здатність каналу.

Стандартну математичну задачу оптимізації можна сформулювати так. Нехай елементи x утворюють множину X . Потрібно знайти такий елемент x^* , при якому задана функція $f(x)$ набуває мінімального значення $f(x^*)$.

Для коректної постановки задачі оптимізації потрібно задати:

- допустиму множину – множину $\{x^i | g_i(x^i) \leq 0, i = 1, \dots, m\} \subset R^n$;
- цільову функцію – відображення $f: X \rightarrow R$;
- критерій пошуку (max або min).

Часто можна знайти локальні мінімуми та максимуми, якщо мінімізована функція не є опуклою. Це стосується точок x_0 , де $f(x) \geq f(x_0)$ для мінімуму та $f(x) \leq f(x_0)$ для максимуму.

Таким чином, створення нових підходів і алгоритмів розв'язання задачі про найкоротший шлях з кількома критеріями оптимізації стало необхідним у сучасних мережах. Одним із таких методів є метод генетичних алгоритмів. Необхідно створити програму, яка може вирішити проблему оптимізації та використовувати генетичний алгоритм для пошуку найкоротшого шляху в мережі.

Для розв'язання оптимізаційної задачі використовується метод генетичних алгоритмів, при цьому враховуються два параметри мережі: пропускна здатність каналу та затримка передачі даних. Застосування цих двох основних факторів, а не всіх, які впливають на роботу мережі, скорочує час і накладні витрати компанії. Модель роботи генетичного алгоритму. Пошук найкоротшого шляху в мережі зазвичай вирішує проблему

комівояжера. Програма, створена, вирішить цю ж проблему. На рис. 3.1 показано вікно програми з графом, який показує найкоротші шляхи між вузлами.

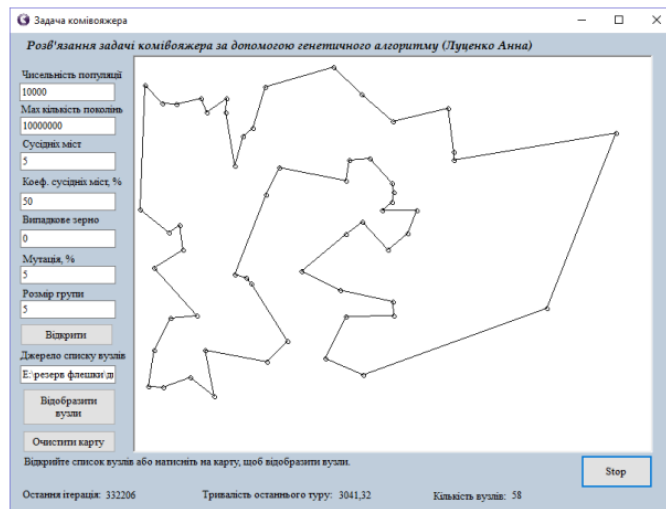


Рисунок 3.1 – Вікно програми

Розглянемо формальну задачу пошуку оптимального шляху на графі, де $G = (V, E)$ — зважений орієнтований граф, який описує поточну топологію мережі в певний момент часу t , де V — множина вершин, що складають множину вузлів та інших мережевих пристроїв, а E — множина ребер графа.

Кожна дуга $e \in E$ відповідає певному зв'язку між початковою вершиною $v_{\text{beg}} \in V$ і кінцевою вершиною $v_{\text{end}} \in V$. При цьому довільний шлях $p = v_i \rightarrow v_j$, який складається із послідовності ребер $\langle v_i, v_l \rangle, \dots, \langle v_k, v_j \rangle \in E$, можна представити як послідовності вершин графа, котрі належать шляху $p = \langle v_i, v_l, \dots, v_j \rangle$. Кожна вершина $v_i, v_l, \dots, v_j \in V$ входить до шляху лише один раз.

х_{i,j} визначається так

$$x_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{якщо ребро } (i, j) \text{ входить до шляху,} \\ 0 & \text{в іншому випадку.} \end{cases}$$

Таким чином, є дві вагові функції, тобто критерії оптимізації — ω_1 та ω_2 : $E \rightarrow \mathbb{R}$, причому кожна них відповідає певному критерію оптимізації, в свою чергу вони відповідають якимось метрикам. У даному випадку ω_1 — це мінімальна гарантована пропускна здатність каналу зв'язку, а ω_2 — це

максимальна гарантована затримка передачі даних. За кожним критерієм обчислюють певний функціонал, тобто цільову функцію пристосованості, що відповідає якості шляху з погляду алгоритму маршрутизації і визначається таким чином

$$C_{1,2}(p) = F_{1,2}(\omega_{1,2}(i, j), x_{i,j}), (i, j) \in E$$

тут F_m – це сума значень вагової функції ребер, котрі входять до шляху p .

Позначимо P як множину всіх потенційних шляхів між вершинами v_{beg} та v_{end} . Це буде хромосомою розв'язку задачі. В ідеалі, найкоротший шлях між двома визначеними вершинами в графі з багатьма критеріями можна визначити таким чином [1]:

$$\min_P C_{1,2}(p) = F_{1,2}(\omega_{1,2}(i, j), x_{i,j}), (i, j) \in E$$

$$\sum_{j=v_{beg}}^{v_{end}} x_{i,j} - \sum_{j=v_{beg}}^{v_{end}} x_{ji,i} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } i = v_{beg} \\ -1, \text{ якщо } i = v_{end} \\ 0, \text{ інакше} \end{cases}$$

$$\sum_{j=v_{beg}}^{v_{end}} x_{i,j} = \begin{cases} \leq 1, \text{ якщо } i \neq v_{end} \\ 0, \text{ якщо } i = v_{end} \end{cases}$$

У шуканому шляху не повинно бути циклів, згідно з умовами (3) та (4). Умова (2) вимагає, щоб цільова функція за кожним критерієм оптимізації на кожному можливому шляху $p = v_{beg} \rightarrow v_{end} \in P$ мала найменше значення.

Операції кросоверу та мутації застосовуються до кожного покоління розв'язків, також відомого як хромосоми.

Наступна схема представляє модель роботи алгоритму, засновану на алгоритмах [1, 3]:

1. Ініціалізація алгоритму G ; $\omega_1, \dots, \omega_k: E \rightarrow R$; s ; d .
2. Створити початкову популяцію Pop_i розміру N .

3. В якості номера ітерації покласти значення $i := 1$.

4. Поки $n < N$ виконати такі кроки:

4а. Над хромосомами Por_i виконувати операції схрещування з імовірністю P_c . Отримані хромосоми-нащадки зберегти в Por_i' .

Крок 4б. Для хромосом-нащадків Por_i' виконувати операцію мутації з імовірністю P_m .

4в. Для хромосом Por_i' виконувати операцію селекції, обрані хромосоми зберегти в Por_{i+1} .

4г. Збільшити номер ітерації $i := i + 1$, перейти до кроку 4.

5. Вивести хромосому з найкращим значенням функції пристосованості.

6. Завершити алгоритм, надати розв'язок.

Загальна обчислювальна складність генетичного алгоритму для турнірного та рангового способів відбору дорівнює відповідно [4]

$$O(N \cdot M \cdot (E + M))$$

$$O(N \cdot M \cdot (E + M \cdot \log M))$$

Представлений генетичний алгоритм, який використовує пропускну здатність і затримку каналу передачі для маршрутизації мережі. Існують генетичні операції кросоверу, мутації та відбору [5]. Операція кросоверу дозволяє створювати шляхи, які містять цикли. Такі методи повинні бути відкинуті та виключені з множини розв'язків, оскільки вони не задовольняють умову (5) задачі. Отже, після операції кросоверу кожна хромосома-нащадок повинна бути перевірена на наявність циклів на відповідних їм шляхах на графі. Хромосоми, які не пройшли перевірку, відкидаються і не приймаються до участі в процесі відбору.

Результат операції мутації також може не відповідати умові задачі (5), як і в операціях кросоверу. В цьому випадку, як і в першому випадку, вводиться операція перевірки результату, а розв'язки з циклами відкидаються. Турнірний метод відбору значно спрощує процес відбору, оскільки він не вимагає розрахунку функції пристосованості в цілому. Для порівняння різних

груп особин достатньо порівняти значення відхилення кожної особини та залишити одну хромосому з найменшим відхиленням [5].

3.2 Енергоефективна маршрутизація

В останні роки багато дослідників звернули увагу на енергоефективну маршрутизацію безпроводових сенсорних мереж. У роботах [8,9] наведено короткий огляд останніх досліджень щодо енергоефективної маршрутизації даних у сенсорних мережах. Побудова ефективного протоколу маршрутизації є критично важливою для збільшення терміну служби мережі. В [10] розглянуто підхід і проведено аналіз продуктивності схем. Він зосереджується на використанні існуючих схем маршрутизації з огляду на типи даних, що передаються. Енергоефективні шляхи пересилання даних у безпроводових сенсорних мережах можна легко знайти за допомогою еволюційних алгоритмів [11]. Використовуючи інформацію про простий розподіл вузлів БСМ і генетичний алгоритм, було запропоновано простий метод мінімізації середньої довжини шляху [12]. Слід зазначити, що кожен із компонентів складається з досить простого приймача/передавача.

Як правило, мета оптимізації полягає в мінімізації середньої довжини шляху від джерела до місця призначення з метою мінімізації переданої потужності. Крім того, щоб підвищити надійність мережі, протокол маршрутизації був використаний для кількох шляхів, пропорованих у рішенні [13]. Цей метод відправляє окремі субпакети через низку шляхів у мережі. Це збільшує не тільки енергетичний трафік, але й активність мережі. На жаль, це може призвести до того, що термін служби сенсорної мережі скоротиться. При маршрутизації багатьох шляхів облік енергії розглядається з точки зору максимізації терміну служби мережі [14,15]. У цьому протоколі концепція маршрутизації пакетів використовується шляхами, де вузли мають максимальну залишкову енергію. Коли знайдено найкращий шлях, шлях змінюється.

3.2.1 Модифікація алгоритму маршрутизації

СТР зараз є основним протоколом для більшості сенсорних мереж, які працюють на TinyOS. Під керівництвом цього протоколу безпроводові сенсорні мережі утворюють структуру, подібну до дерева: шлюзи є корінням, а сенсорні вузли є листям [1-3]. У цьому випадку вузли використовують ETX як градієнт маршрутизації для створення маршрутів. Значення ETX кореня рівне 0. Сума ETX батьківського вузла та ETX зв'язку визначає параметр ETX вузла. При виборі батьківського вузла краще вибирати місце з меншим значенням ETX. СТР має деякі суттєві недоліки, незважаючи на те, що він є основним протоколом у технології безпроводових сенсорних мереж. Одним із недоліків протоколу є те, що він не враховує завантаженість вузлів під час ретрансляції пакетів.

Проблема оптимізації протоколів маршрутизації в безпроводових сенсорних мережах залишається актуальною, незважаючи на те, що їй присвячується багато зарубіжних авторів [2, 3]. Підхід на основі генетичного алгоритму має переваги, оскільки він враховує завантаженість вузлів під час вибору вузла ретрансляції.

САПР комп'ютерних систем і мереж широко використовують еволюційні обчислення [4], зокрема для оптимізації протоколів маршрутизації [5-7]. Як зазначалося раніше [4], для використання генетичних алгоритмів (ГА) для вирішення конкретного завдання необхідно:

- 1) розробити схему кодування хромосоми – оптимального рішення;
- 2) відповідно до схеми визначити генетичні оператори кросинговера та мутації;
- 3) для кожної особини визначити функцію пристосованості, яка дозволяє оцінити якість отриманого рішення.

Також встановити параметри ГА, саме: потужність популяції, значення ймовірностей кросинговера і мутації та ін.

Далі наведено розглянемо виконання цих етапів для задачі маршрутизації мережі.

3.2.2 Схема кодування хромосоми

В цьому випадку потенційне рішення, також відоме як хромосома, можна представити як масив цілих чисел, де кожен ген відповідає вузлу схеми. Таким чином, число вузлів у схемі дорівнює довжині масиву. Наприклад, схема рис.3.2,а, показана на рис.3.2,б, представляє потенційне рішення, а саме схему маршрутизації.

У цьому випадку значення гена 2 в позиції 1 показує що вузол 1 передає інформацію у вузол 2. Аналогічно, значення гена 8 в позиції 3 свідчить, що вузол 3 передає інформацію у вузол 8.

Кожна хромосома кодує правильний маршрут. Отже, будується схема маршрутизація на основі відповідних положень вузлів у телекомунікаційній мережі. Базова станція формує список N_i , $1 \leq i \leq n$, котрий містить усіх найближчих сусідів маршруту j з i , так, що зв'язок $i \rightarrow j, j \in N_i$ можна застосувати для маршрутизації даних від вузла i до станції через вузол j . Наприклад, на рис. 3.2 вузол 1 має $N_1 = \{2, 4\}$ (де $i = 1$), які є найближчими сусідами вузла 1.

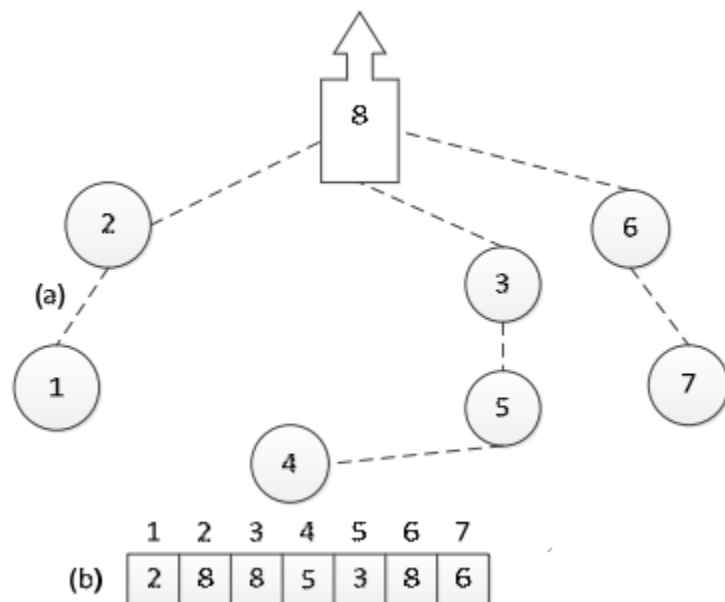


Рисунок 3.2 – Подання хромосоми для графа схеми

На основі цієї інформації маршрути для вихідної популяції створюються шляхом випадкового підбору для кожного вихідного вузла i , сусіднього вузла

$j \in N_i$. При цьому простір пошуку вирішення задачі є дуже великим. Якщо кожен вузол має d найближчих сусідів, то число шляхів для схеми з n вузлами визначається за $O(d_n)$. Щоб вибрати з великої кількості можливих допустимих рішень оптимальний маршрут у межах обмеженої кількості часу, пропонується застосувати генетичний алгоритм.

Для створення нових особин використовується відбір батьківських особин. У цьому випадку використовується турнірний підхід до відбору батьків [4]. У цьому випадку всі особини популяції розподіляються на підгрупи розміру m , а потім вибирається особа з найкращим значенням фітнес-функції. Параметром цієї процедури буде розмір туру m , який може приймати значення з інтервалу $2 \leq m < N$. Можливі два способу вибору: детермінований і випадковий. У детермінованому способі вибір виконується з ймовірністю 1. Коли використовується випадковий спосіб, вибір здійснюється з ймовірністю P_t менше 1. У більшості випадків популяція ділиться на підгрупи з 2-3 особинами у кожній ($m = 2,3$).

Оператор кросинговера створює нову особину, нащадка батьківських особин. Цей метод покращує рішення завдяки тому, що як батьки виступають найкращі в деяких сенсах особини. Основною метою будь-якого оператора кросинговера є обмін генетичного матеріалу батьків. Це можна зробити різними способами. В цьому випадку використовується оператор кросинговера з двома точками, де у кожному з батьків дві точки кросинговера вибираються випадково, щоб виділити фрагменти генів, які потім обмінюються між батьками.

Розглянемо дві батьківські хромосоми (4 2 3 1 5) і (5 1 3 2 4), для яких обмін генів виконується у позиціях 2 і 4. У результаті кросинговеру отримаються два нащадка (4 1 3 2 5) та (5 2 3 1 4). При цьому гени, що повторюються, видаляються. Кросинговер виконується з ймовірністю P_c ($0 < P_c < 1$).

Для підтримки різноманітності в популяції використовується процедура мутації. Також вона дозволяє уникнути попадання в локальний оптимум. У даному випадку операція мутації з невеликою ймовірністю P_m змінює у випадково обраній позиції значення гена на випадкове число від 1 до N .

Функція пристосованості визначає якість потенційної особини. В даному випадку цю функцію можна визначити на основі критеріїв, описаних у [16].

Якість протоколу маршрутизації в мережах повинна бути оцінена з огляду на наступні елементи. По-перше, середній рівень ретрансляції пакетів. Очевидно, що зменшення кількості ретрансляцій призводить до зменшення загального споживання електроенергії в мережі. Тим не менш, середнє значення не враховує, наскільки сильно значення окремих вузлів можуть відрізнятися від середнього значення. Отже, критерій повинен брати до уваги розкид, мірою якого може бути дисперсія. Іншими словами, навантаження на один окремий вузол може виявитися надто високим, що призведе до відмови цього вузла раніше, ніж решта вузлів. Це може призвести до втрати мережі, що призведе до того, що частина мережі стане непрацездатною. Таким чином, міру розкиду також слід використовувати разом із середнім значенням. У найпростішому випадку дисперсію можна використовувати для визначення кількості разів кидання значень завантаженості кожного вузла. Але дисперсія не показує перевантажені вузли. Вони розглядають відхилення від середнього значення однаково. Тим не менш, у нашому випадку ми повинні переконатися, що в мережі не буде вузлів, навантаження на які перевищує середнє. Критерій не враховуватиме незавантажені вузли. Введемо параметр оцінки якості розподілу числа ретрансляцій, щоб мати можливість вивчити подальшу роботу модифікованого протоколу СТР та порівняти його з роботою стандартного протоколу СТР. Відповідним параметром для оцінки якості розподілу в цьому конкретному випадку є середньоквадратичне відхилення від середньої кількості ретрансляцій. Об'єктно-орієнтована модель мережі [17] разом із відповідним програмним забезпеченням [18] використовується для отримання даних для оцінки якості.

3.2.3 Структура підсистеми оптимізації мережі

Як показано на рис.3.3, підсистема оптимізації безпроводових мереж складається з окремих компонентів, які працюють разом. Кожен компонент

підсистеми виконує завдання, які були встановлені йому. Підсистема з компонентною структурою значно спрощує роботу, проектування та модифікацію підсистеми.

Кожна частина має односпрямовані або двоспрямовані зв'язки. Розглянемо компоненти та їх взаємозв'язки: модель топології мережі — це текстовий файл, який містить інформацію про вузли мережі, їхні зв'язки та рівні затухання сигналу між ними. Так як зв'язки між вузлами двоспрямовані та мають різні рівні згасання сигналу, у моделі використовуються два рядки для опису зв'язків між вузлами.

3.2.4 Генетичний алгоритм маршрутизації

Отже, нижче наведений псевдокод розробленого генетичного алгоритму оптимізації протоколу маршрутизації.

```
Генетичний_алгоритм(Розмір Популяції, Число ітерацій)
{
    // Підготовка початкової популяції
    Ініціалізація початкової популяції ();
    Об'єктно-орієнтоване моделювання;
    Оцінка особин (початкова популяція);
    Номер популяції = 0;
    While (не_досягнуто_критерій_зупинки)
    {
        for( i=0 ; i<Розмір Популяції ; i++)
        {
            Операція відбору (Батько А, Батько Б);
            if(rand() < Pc)
                Операція Схрещування (Батько А, Батько Б, Нащадки);
            if(rand() < Pm)
                Операція Мутації (Нащадок);
        }
        Поповнення проміжної популяції (Нащадок, Нова позиція);
        Нова Позиція;
```

```

}
Оцінка особин (Проміжна Населення);
Побудова нової популяції (Розмір Популяції);
Номер популяції ++;
}

```

У цьому випадку оцінка особин виконується за допомогою вище представленого об'єктно-орієнтованого моделювання. Відбір особин за допомогою турнірного методу є основою операції відбору. Описані раніше модифіковані генетичні оператори кросингвера та мутації описані за допомогою функцій схрещування та мутації.

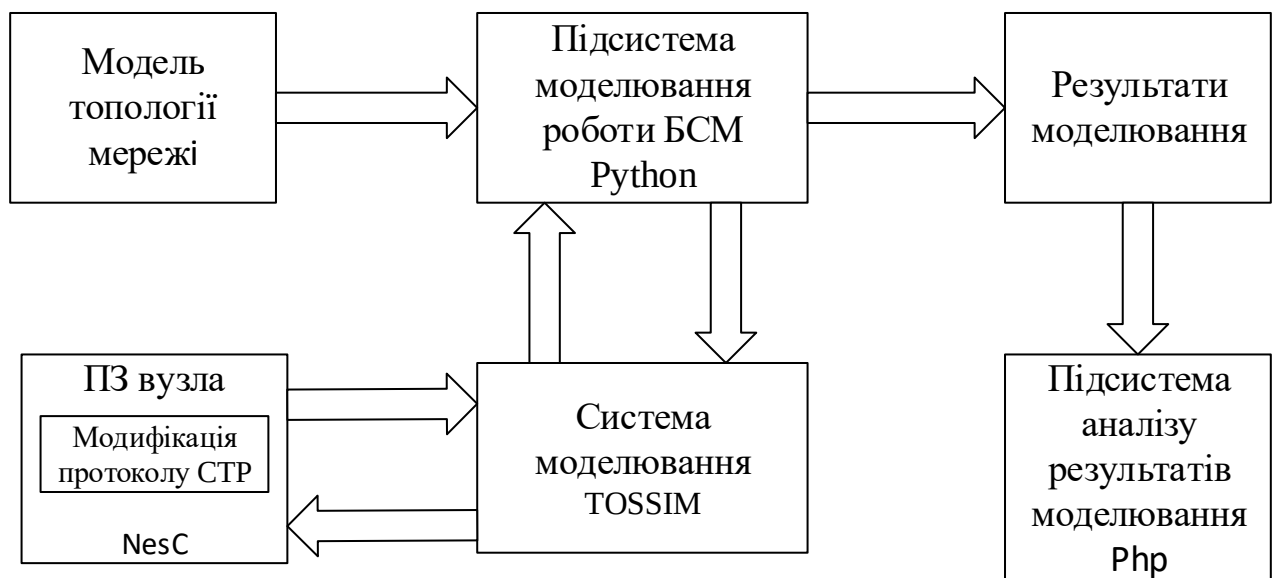


Рисунок 3.3 – Структура ПЗ підсистеми оптимізації мережі

3.2.5 Моделювання

Моделі мережі надають об'єкти для експериментальних досліджень. Для отримання найбільш точних результатів тестування модифікованого протоколу СТР можна використати кілька мереж. Для цих цілей використано дві маленькі моделі мережі, щоб проаналізувати результати тестування. Третя мережа, досить велика для TinyOS, є основною для перевірки роботи алгоритму. Для початку розглянемо моделі мереж більш детально.

Перша модель мережі містить 6 вузлів (рис.3.4), всі зв'язки між вузлами є однаковими із рівнем згасання сигналу -50.

Модель мережі складається з п'ятнадцяти вузлів (рис. 3.5), усі зв'язки між ними рівні та рівень згасання сигналу дорівнює -50. Топології моделей мереж розроблені таким чином, щоб більш віддалені вузли могли вибрати, якому вузлу передавати дані, оскільки це дозволяє повністю оцінити роботу модифікованого СТР. Щоб уникнути додаткових впливів на вибір маршруту, зв'язки між вузлами були встановлені однаковими.

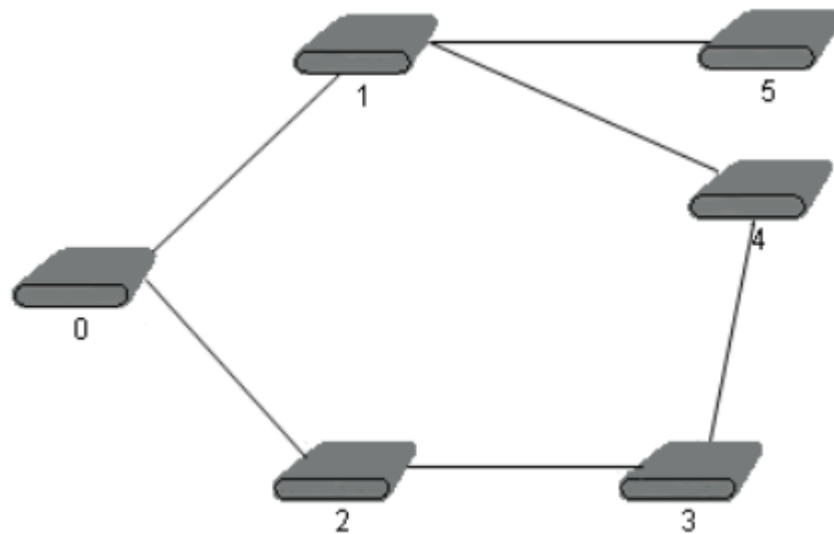


Рисунок 3.4 – Топологія першої моделі мережі

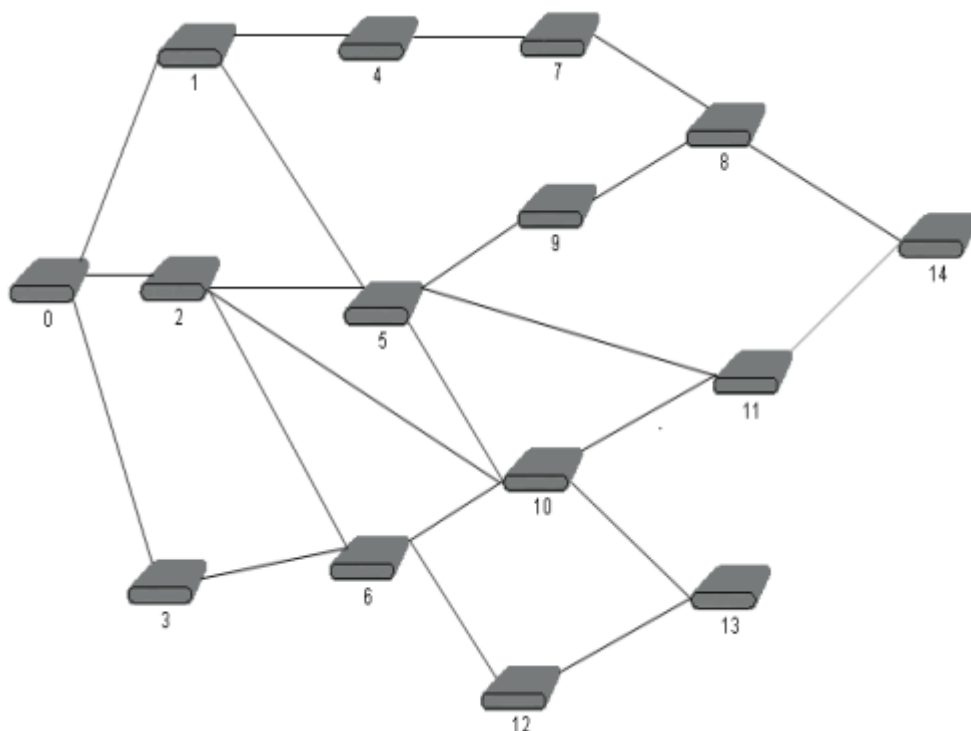


Рисунок 3.5 – Топологія другої моделі мережі

TinyOS і TOSSIM є компонентами базової моделі мережі. Модель складається з 226 вузлів, кожен із яких має різну втрату сигналу згасання. Оскільки ця модель мережі є базовою, вона використовується як контрольна. Усі моделі описуються в текстових файлах, які по суті складаються з рядків. Система моделювання роботи протоколу використовується для проведення тестування.

Гістограми розподілу числа ретрансляцій для моделей, які працюють з модифікованим і стандартним протоколом СТР, показані на рис. 3.6–3.7.

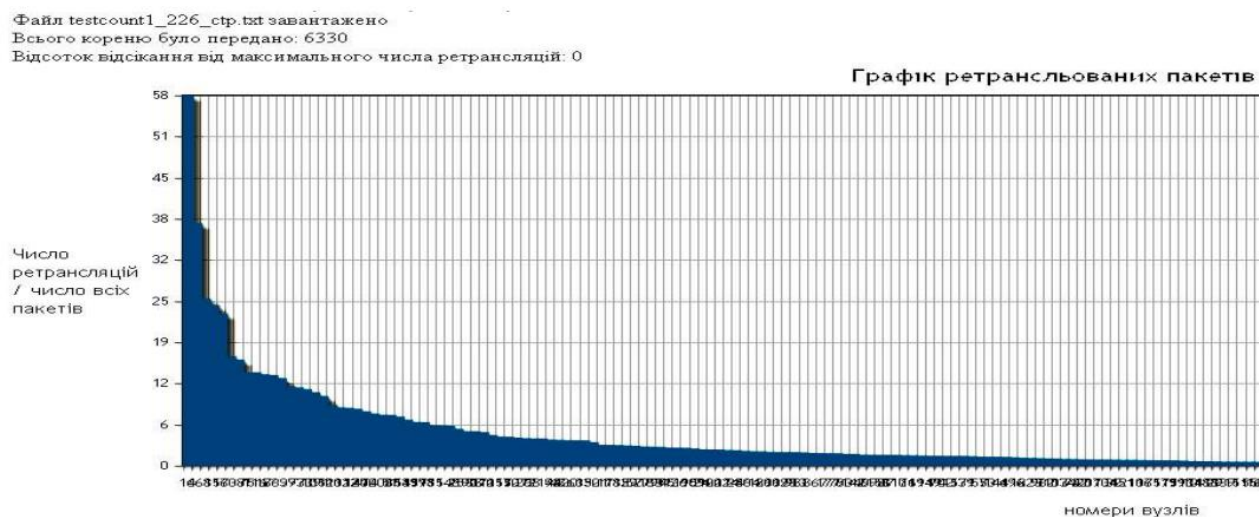


Рисунок 3.6 – Відсоткове співвідношення числа ретрансльованих пакетів у мережі під керуванням протоколу СТР з 226 вузлами

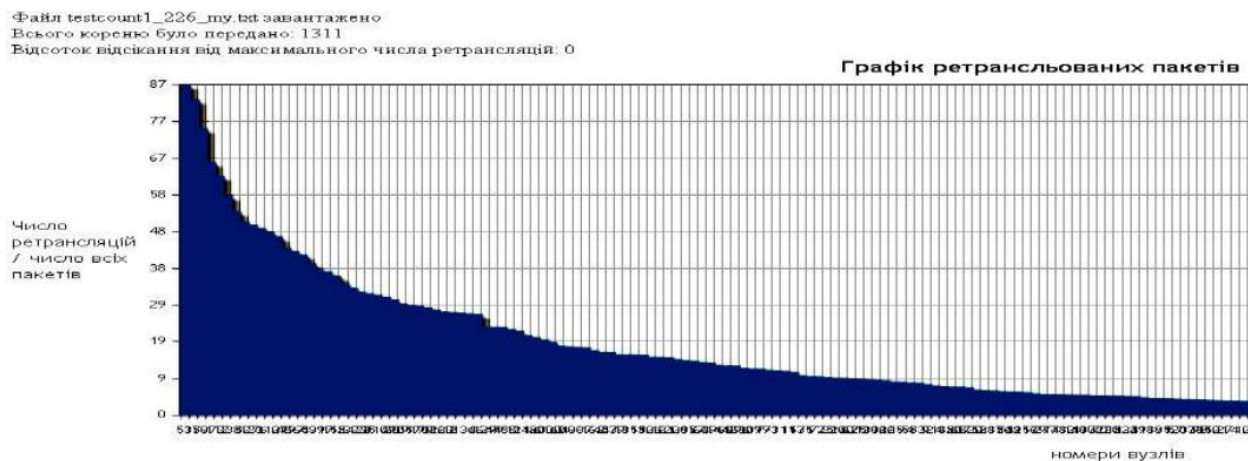


Рисунок 3.7 – Відсоткове співвідношення числа ретрансльованих
пакетів у мережі під керуванням модифікованого протоколу СТР з 226
вузлами

Результати моделювання мережі з 225 вузлів показують позитивні результати модифікованого протоколу СТР. На другому графіку видно пологий спад рівня спаду кількості ретрансляцій.

Генетичний алгоритм базується на модифікованому методі оптимізації роботи для протоколу СТР. Цей метод використовує проблемно-орієнтовані генетичні оператори кросинговера та мутації.

Реалізація зміненого алгоритму СТР здійснюється шляхом інтеграції нових функцій, операцій і змінних у програмний код протоколу СТР. Моделювання мереж різної складності проводилося за допомогою програмного забезпечення. Результати показали, що запропонована стратегія достатньо ефективна.

3.3 Маршрутизація сенсорних вузлів

3.3.1 Постановка задачі

Розглянемо мережу, яка складається з сенсорів, вузлів-актуаторів і одного вузла-координатора. Ми будемо розглядати вузол-координатор як основний обчислювальний вузол. Враховуючи граничну дальність передачі d^* між вузлами, маршрути повинні бути організовані таким чином, щоб підвищити загальну енергетичну ефективність мережі.

Маршрутом у графі мережі називатимемо послідовність вершин і ребер:

$$V_0, e_1, V_1, \dots, V_{n-1}, e_n, V_n ,$$

де V_0 – початкова вершина;

V_n – кінцева вершина.

Масив маршрутів передачі r_i даних на вузол-координатор для кожного i -го сенсорного вузла мережі можна знайти з урахуванням граничної дальності d^* . Очевидно, що оптимальну енергетичну ефективність мереж забезпечують безліч найкоротших маршрутів між сенсорними вузлами та вузлом-координатором лише за умови, що всі вузли розташовані на відстані меншій за d^* від вузла-координатора. У цьому випадку зірка топології реалізується в мережі. Невиконання цієї умови призведе до того, що деякі сенсорні вузли будуть використовуватися як ретранслятори до вузла-координатора. У результаті найкоротші маршрути не забезпечуватимуть найвищу ефективність енергоспоживання мережі.

Припустимо, що для кожного вузла мережі створено масиви маршрутів передачі даних на вузол-координатор. У цьому випадку для кожного вузла необхідно використовувати такий набір маршрутів, щоб забезпечити найкращу енергетичну ефективність мережі, що визначає максимальну «живучість» мережі. Для визначення енергетичної ефективності можна використовувати формулу:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^m \bar{p}_i \cdot n_i}{m} \rightarrow \min$$

де E – енергетичні витрати на передачу даних у мережі;

n_i – число ретрансляцій пакетів даних через i -й вузол з інших;

$\bar{p}_i$ – середня споживана потужність за одиницю часу.

Генетичний алгоритм можна використовувати для вирішення оптимізації цільової функції. Для спрощення викладок ми обмежимося сенсорними вузлами мережі, оскільки завдання для вузлів-актуаторів вирішуватимуться аналогічно. З використанням генетичного пошуку генетичний алгоритм у цьому випадку може знайти комбінацію маршрутів від вузлів-сенсорів до вузла-координатора, що забезпечує мінімум критерію. Розглянемо, як генетичний алгоритм реалізує маршрутизацію в мережі.

3.3.2 Розроблення алгоритму

Кожен сенсорний вузол має можливість отримати доступ до вузла-координатора, оскільки в іншому випадку вузол не повинен очікувати взаємодії з іншими вузлами мережі. Всі шляхи до вузла-координатора з урахуванням граничної дальності d^* передачі інформації між вузлами визначають максимальну кількість маршрутів $r_{\max}$ для i -го сенсорного вузла. Таким чином, інтервал визначає граничну кількість маршрутів для i -го вузла $[1, r_{\max}]$.

У генетичному алгоритмі маршрутизації початкова популяція буде є вектором випадкових маршрутів $r = [r_{01}, r_{02}, \dots, r_{0m-1}]$, котрі задовольняють умові: $r_{0i} \in [1, r_{i\max}]$.

Пошук шляху вимагає порівняння рішень. Особини поділяються на добре пристосовані та слабо пристосовані залежно від того, як вони порівнюють один з одним. Маршрутизація у мережі передбачає сукупність маршрутів, які йдуть від кожного сенсорного вузла до вузла-координатора. У цьому випадку цільова функція (2) оцінює ступінь пристосованості.

Оператори вибору та селекції батьків. Селекція — це процес виключення особини з популяції, а генерація нащадків базується на обраних батьках. Як батьки вибирають особин, які можуть дати більш пристосованих нащадків, так і селекція вибирає людей, які сповільнюють розвиток популяції, що призводить до збіжності до оптимального рішення. Використовуватимемо оцінки ймовірності для операторів вибору батьків і селекції.

Оператор схрещування. У результаті використання цього оператора можна створювати популяцію з урахуванням обраних батьків. У цьому конкретному випадку оператор схрещування створює нові сукупності маршрутів, які прямують до мережі. Основною метою цього оператора є виховання нащадків, які будуть більш адаптованими та перевершуватимуть своїх батьків.

Оператор мутації. Оператори мутації можуть коригувати гени нащадків під час відновлення популяції. Порівняно з операторами вибору батьків і селекції, цей оператор розширює область пошуку. Цей оператор базується на ймовірнісному методі зміни генів. Зменшення різноманітності популяції є результатом слабкого оператора мутації; з іншого боку, надмірно сильний оператор мутації може призвести до зниження ефективності операторів батьків і селекції. Оператор мутації очевидно може призвести до погіршення нащадків, але одночасно збільшити чи підтримати різноманітність популяції.

Зупинка генетичного пошуку. При пошуку рішення необхідно визначити критерії зупинки, за якими пошук зупиняється і яке рішення вважається оптимальним. Умови, які можуть призвести до припинення генетичного дослідження, такі:

- досягнуто точності рішення;
- зупинка змін у популяції;
- досягнення ліміту поколінь;
- досягнення ліміту часу.

У разі пошуку маршрутів у мережі використовуємо всю сукупність умов зупинки генетичного пошуку.

На підставі вище викладеного пропонується такий метод маршрутизації до мережі:

Етап 1. Передавання інформації від кожного вузла на вузол-координатор про зв'язки із сусідніми вузлами.

Етап 2. У обчислювачі вузла-координатора для кожного вузла мережі формується масив з r_i маршрутів передачі даних на вузол-координатор, при цьому враховується гранична дальності d^* у вигляді таких послідовностей:

$$V_0, e_1, V_1, \dots, V_{n-1}, e_n, V_n,$$

Етап 3. Визначається для вузла мережі граничне число маршрутів як інтервал $[1, r_{\text{imax}}]$.

Етап 4. Генерація початкової популяції у вигляді вектора випадкових маршрутів $r = [r_{01}, r_{02}, \dots, r_{0m-1}]$, які задовольняють умові: $r_{0i} \in [1, r_{i\max}]$.

Етап 5. Визначення цільової функції:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^m \bar{p}_i \cdot n_i}{m} \rightarrow \min$$

Етап 6. Запуск генетичного алгоритму маршрутизації і пошук оптимальних маршрутів для забезпечення енергетичної ефективності мережі:

$$R = [r_1^* \cup r_2^* \cup \dots \cup r_{m-1}^*].$$

Етап 7. Передавання даних про знайдені маршрутів від вузла-координатора до сенсорних вузлів і вузлів-актуаторів.

Зверніть увагу, що цей підхід може використовуватися як для довільної кількості вузлів мережі, так і для різноманітних типів вузлів. З цієї причини існує чотири варіанти передачі даних у мережі:

- 1) усі вузли здатні передавати пакети даних один одному;
- 2) вузли одного типу пересилають між собою інформацію та не передають дані через вузли іншого типу;
- 3) вузли одного типу можна об'єднати в кластери з метою енергетичного балансування мережі;
- 4) вузли різного типу можна об'єднати в кластери з метою енергетичного балансування мережі.

У ті відпрацюємо другий сценарій передачі в мережі, так як саме він дозволяє застосовувати між вузлами різних типів різні технології передачі.

3.3.3 Результати моделювання

Дослідження в мережі проводяться за допомогою різноманітних симуляторів [10]. Тестування нових методів маршрутизації є складним завданням. Таким чином, ми будемо використовувати програму мовою Python, яка дозволяє моделювати різні сенсорні мережі та досліджувати методи маршрутизації пакетів даних між вузлами.

Мережа, створена у програмній моделі, складається з десяти сенсорних вузлів, десяти вузлів-актуаторів і одного вузла-координатора.

Всі вузли використовують початкову та поточну енергія на 100%, витрата енергії становить 0,04, ймовірність наявності перешкоди у каналі зв'язку – 0,9, а вірогідність виходу вузла із ладу – 0,98.

У даному випадку середовище – це область розміром 200 на 200 метрів, температурою ґрунту 18 градусів, температурою повітря 26 градусів, початковою вологістю ґрунту 100%, граничною відстанню зв'язку 100 м.

При запуску моделювання сенсорні та вузли-актуатори нумеруються випадковим чином і розміщуються в середовищі, як показано на рис 3.8.

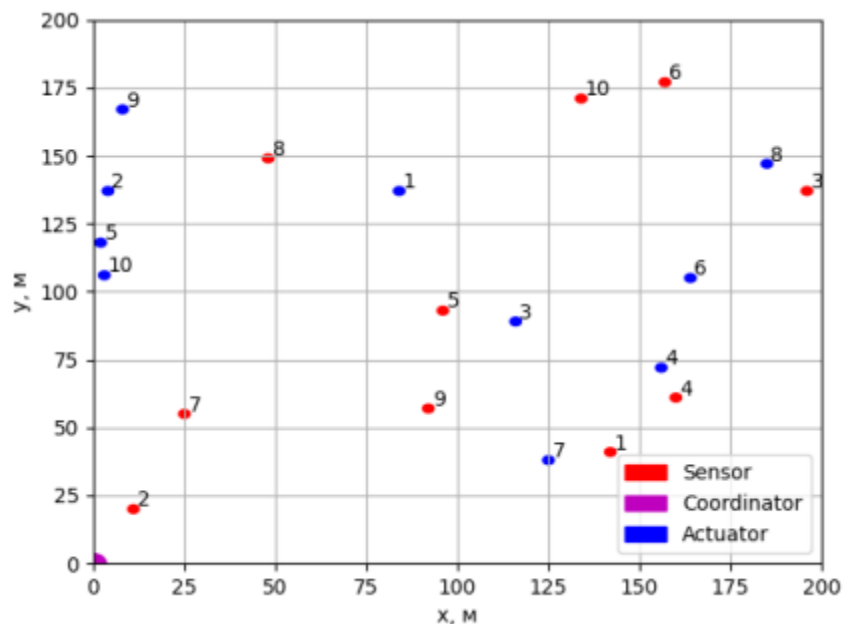


Рисунок 3.8 – Графічне уявлення мережі

Для моделі мережі можна знайти масиви шляхів між сенсорними вузлами та вузлом-координатором.

Сукупність шляхів можна представити ланцюжками переходів між вузлами мережі.

Обмеження для генетичного алгоритму були створені на основі кількості шляхів, які були знайдені. На основі цих вихідних даних проводився генетичний пошук:

- максимальна кількість ітерацій – 400,
- розмір популяції – 200,
- вірогідність мутації – 0.1,
- вірогідність – 0.01,
- вірогідність схрещування – 0.5,
- вірогідність перенесення батьків до наступної популяції – 0.3,
- тип схрещування – ‘uniform’.

Після виконання процедури генетичний пошук була знайдена сукупність маршрутів передачі в мережі, які можуть забезпечити 35 передач між вузлами.

На рис. 3.9 подано приклади роботи генетичного алгоритму.

Як видно з результатів моделювання процедури генетичного пошуку, було знайдено маршрути передачі пакетів з мінімальною кількістю транзитних вузлів. В таблиці 3.1. наведено число передач пакетів для кожного з вузлів.

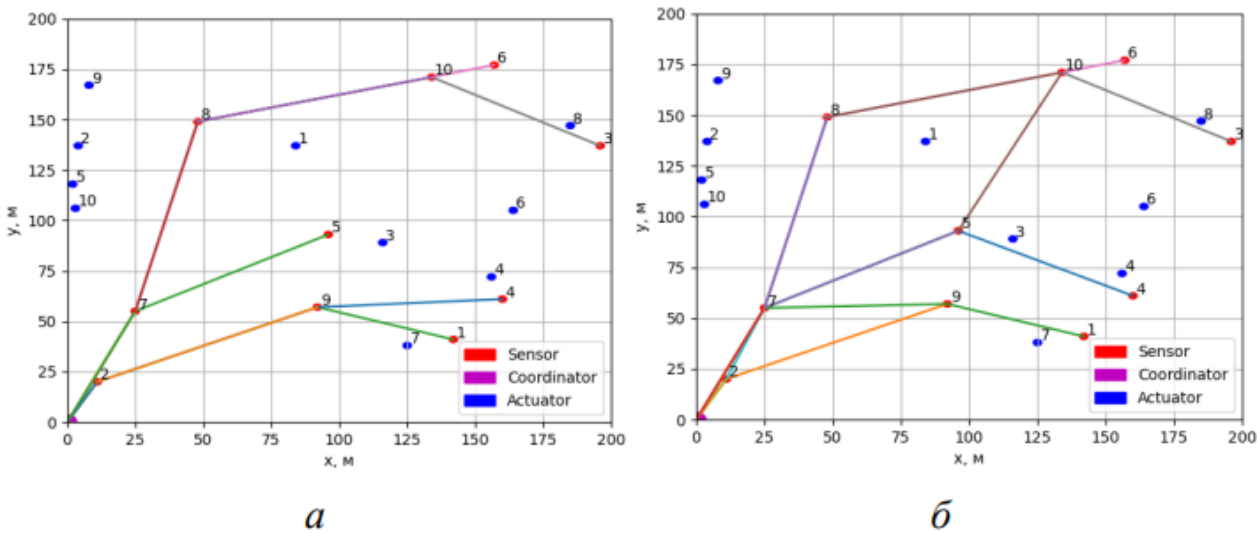


Рисунок 3.9 – Варіанти маршрутизації пакетів у мережі

Таблиця 3.1 – Приклад розрахунку числа передач пакетів через вузли мережі

	Вузол-координатор	Номера сенсорних вузлів									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

Число передач	10	1	2	1	1	3	1	8	3	2	3
------------------	----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Як можна побачити з таблиці, основний обсяг навантаження припадає на 7 вузол тобто, він визначає енергетичну ефективність мережі. Введемо в цільову функцію для більш рівномірного розподілу навантаження так звану "штрафну" компоненту, яка при підвищенні числа передач збільшуватиме її значення:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^m \bar{p}_i \cdot n_i + \delta_i(\bar{n})}{m} \rightarrow \min$$

де $\bar{n}$ – це гранична величина передач пакетів через вузол.

Результати моделювання із модифікованою цільовою функцією наведені у таблиці 3.2. Карта маршрутизації зображена на рис. 3.10.

Таблиця 3.2 – Число передач пакетів через вузли мережі із модифікованою цільовою функцією

	Вузол- координатор	Номера сенсорних вузлів									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Число передач	10	2	5	1	4	4	1	6	1	5	3

Таким чином, дані показали, що 2-й вузол отримав більше передач, хоча 7-й сенсорний вузол отримав менше передач. Фактично обидва вузли є проблемним місцем мережі, а маршрути передачі даних були розподілені більш рівномірно за допомогою генетичного пошуку з модифікованою цільовою функцією.

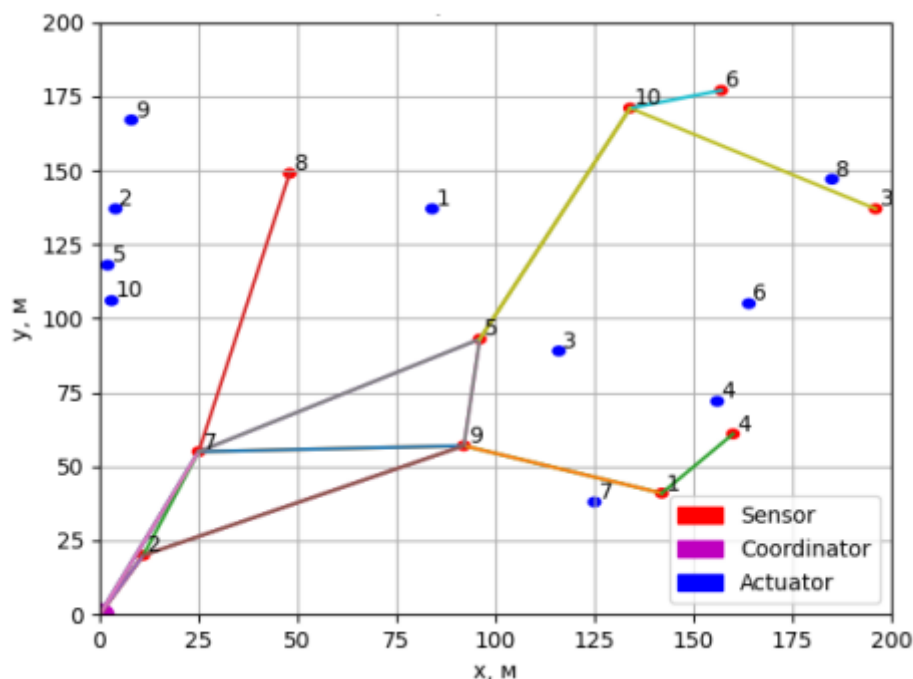


Рисунок 3.10 – Карта маршрутизації із модифікованою цільовою функцією

Далі кількість сенсорних вузлів збільшилася до двадцяти. На відміну від попереднього експерименту, у цьому випадку відпрацьовувалося обмеження на максимальну кількість вузлів, присутніх на маршруті. Результати моделювання з цільовою функцією та обмеженням на граничну довжину маршруту з семи вузлів представлені в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати моделювання із обмеженням на довжину маршруту із семи вузлів для цільової функції

	Вузол-координатор	Номера сенсорних вузлів									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Число передач	20	4	13	8	8	7	1	5	2	9	2
		11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Число передач		3	1	1	1	2	1	6	3	4	3

Результати моделювання показують, що 2-й і 9-й вузли несуть основне навантаження мережі. Таким чином, було зареєстровано 104 передачі даних у мережі. Результати моделювання з цільовою функцією та обмеженням на граничну довжину маршруту з семи вузлів представлені в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Результати моделювання з обмеженням на довжину маршруту із семи вузлів для цільової функції

	Вузол-координатор	Номера сенсорних вузлів									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Число передач	20	7	9	7	3	8	2	10	3	6	3
		11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Число передач		4	3	2	1	1	1	9	5	6	4

Результати моделювання з модифікованою цільовою функцією показали, що навантаження на сенсорні вузли розподілилося більш рівномірно, а загальна кількість передач досягла 114.

Таким чином, запропоновано метод маршрутизації пакетів у мережі, який використовує генетичний алгоритм, щоб підвищити ефективність мережі. Програмна модель, запропонована для маршрутизації, дозволяє:

- поступово розподілити навантаження на вузли в мережі;
- залежно від стану вузлів використовувати різні сценарії передачі в мережі шляхом призначення різних «штрафних» компонент у цільовій функції;
- реалізувати сценарій роботи мережі із кластерами вузлів, у якому деякі вузли використовуються для збору даних.

4 ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ПРИ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ АБОНЕНТІВ МЕРЕЖІ

4.1 Кластеризація в телекомунікаційних мережах

У наші дні телекомунікаційні мережі є важливою частиною життя суспільства, оскільки вони є глобальним центром міжнародної інформації. Перед будь-яким провайдером постає задача тарифікації власних послуг відповідно до деяких критеріїв. Як відомо, білінгова система — це фінансовий комплекс, який обліковує кількість послуг, які споживає абонент, а також проводить оплату та списання коштів відповідно до правил компанії [1]. Таким чином, розроблення тарифних планів є однією з найважливіших функцій білінгової системи. Вона проводить ретельне дослідження та консультує компанії-абоненти з подібними потребами.

Задача кластеризації полягає в виділенні серед множини деякої кількості однорідних підмножин, таких, щоб об'єкти всередині підмножин були в певному сенсі подібними, а об'єкти з різних підмножин були відмінними. Довільні об'єкти, які можна подати вектором характеристик, можуть бути елементами підмножини. Групи об'єктів називають кластерами.

Кластеризація має багато практичних застосовувань як в інформаційній, так і в інших сферах. Одним із найважливіших аспектів дослідження є її використання для аналізу даних. Розподіл користувачів мережі з їхніми вимогами до якості послуг відноситься до цього типу проблем. Зрозуміло, що для її розв'язання не існує універсальних методів, які б швидко дали абсолютно точні рішення [2].

Існує два види алгоритмів: ієрархічні та неієрархічні [3]. Класичні ієрархічні алгоритми працюють тільки з категорійними атрибутами, коли будують повне дерево вкладених кластерів. Поширеними є різноманітні агломеративні методи побудови ієрархій кластерів, які вимагають послідовного об'єднання вихідних об'єктів, а також відповідного зменшення кількості кластерів. Ієрархічні алгоритми гарантують порівняно високу якість кластеризації та не вимагають попереднього задання кластерів.

Неієрархічні алгоритми працюють над оптимізацією однієї цільової функції, що призводить до оптимального в певному сенсі розподілу об'єктів на кластери. У цій групі використовуються алгоритми родини k-середніх, також відомі як k-means, які визначають суму квадратів зважених відхилень координат об'єктів від центрів шуканих кластерів як цільова функція. При цьому, шукають кластери або сферичної форми або еліпсоїдної. В канонічному реалізації мінімізація функції, яка базується на методі множників Лагранжа, дозволяє виявити лише тільки найближчий локальний мінімум.

Для неієрархічних алгоритмів, що не засновані на відстані, слід виділити ЕМ-алгоритм. У ньому використовуються функції щільності ймовірності для кожного кластеру, а не центри кластерів, а також відповідні математичні сподівання та дисперсія [3, 4]. Основним недоліком усіх цих алгоритмів є те, що їхній обсяг обчислень є настільки великим, що, незважаючи на високу швидкодію сучасних обчислювальних машин, швидкість обробки залишається недостатньою.

Таким чином, доцільно використовувати інтелектуальні технології для вирішення цієї проблеми [5], зокрема генетичні алгоритми.

Таким чином, є задача розбиття користувачів на групи відповідно таким параметрам, як швидкість доступу, обсяг вхідного та вихідного трафіку. При цьому можна буде оцінити потреби абонентів і оптимізувати гнучку та адаптивну до ситуації систему рейтингу.

Для покращення такої задачі пропонується генетичний алгоритм, який кластеризує користувачів телекомунікаційної мережі відповідно до виділених вище ознак. Також оцінимо його ефективність і швидкодію порівняно з алгоритмом граничного перебору на основі динамічного прогнозування.

4.2 Математична модель

Нехай є набір абонентів $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ провайдера телекомунікаційних послуг. На основі множини показників, які описують цих абонентів, їх поділяють на підмножини (кластери). так, щоб споживачі, які належать до

одного класу, мали більше спільних характеристик споживання трафіку, ніж споживачі, які належать до різних класів.

Поставимо у відповідність кожному з n абонентів множину деяких ознак (вимірів) $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}\}$, що несуть інформацію про характер споживання трафіку за період часу. Отже, множину I характеризує множина векторів ознак $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. У такому записі абонентів з множини I зручно подати у вигляді n точок p -вимірного простору ознак. При цьому, відносна геометрична близькість між такими точками у багатомірному просторі визначає подібність чи відмінність ознак.

Нехай m – це ціле число, причому $m < n$. Тоді, задача кластеризації полягає в тому, щоб розбити множину абонентів I на m кластерів на основі даних, що містяться у цій множині I .

Тоді розв'язком задачі кластерного аналізу буде розбиття, яке задовольняє певний критерій оптимальності. Такий критерій може бути певним функціоналом, який відображає рівень бажаності різних групувань і розбиттів. Часто цей функціонал називають цільовою функцією [2]. Отже приймемо традиційну для таких задач суму квадратів Евклідових відстаней між об'єктами в межах одного кластера за цільову функцію:

$$d_{Eij} = \left[\sum_{l=1}^m (x_i^l - x_j^l)^2 \right]^{1/2}.$$

Генетичні алгоритми визначаються від теорії еволюції. Це означає що кожен біологічний вид розвивається, поступово змінюючись, щоб якнайкраще пристосуватися до свого навколишнього середовища. Класичний генетичний алгоритм є ітераційним процесом, під час якого популяція послідовно піддається схрещуванню, мутації та відбору (рис. 4.1). Вибираючи найкращу особу з популяції та зупиняючи ітераційний процес у певний момент, можна отримати оптимальний результат [5].



Рисунок 4.1 - Робота класичного генетичного алгоритму

З метою формалізованого опису особини використовуємо неоднорідну хромосому (рис. 4.2):

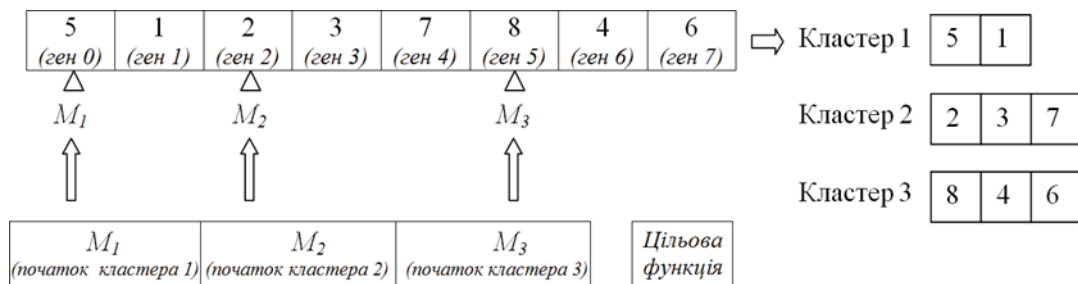


Рисунок 4.2 – Неоднорідна хромосома

Така неоднорідна хромосома містить дві складові, які подібні зовнішньо але мають різний зміст. Перша складова – це лінійний масив розмірністю n , який у певній послідовності містить гени – номери об'єктів. Для виділення окремих кластерів в межах хромосоми введемо до складу хромосоми ще одну складову – набір маркерів розбиття $M_1, \dots, M_m$. Якщо значення маркеру $M_i = k$, то це означає що новий кластер починається з k -того гену основної складової. Крім того, кожній хромосомі з простору можливих розв'язків відповідає певне значення цільової функції. В процесі розв'язання задачі такі проміжні розв'язки зберігаються в робочій матриці.

Операції схрещування та мутації для хромосоми такого вигляду мають певні особливості. Розглянемо їх нижче при покроковому описі алгоритму.

Для розв'язання задачі кластеризації, необхідно розробити послідовність операцій, що моделюють еволюційні процеси на базі математичних аналогів спадковості, мінливості і природного відбору.

Крок 1. Генерування початкової популяції. Початкова популяція буде містити n хромосом, які генеруються випадковим чином. При цьому послідовність генів і характер розбиття задаються випадково. Розраховується цільова функція для кожного з n отриманих розбиттів, початкова популяція записується в робочу матрицю, де вона займає елементи з індексами від 0 до $n-1$.

Крок 2. Створення нащадків:

а) виконується двоточкове схрещування (рис.4.3) при якому хромосома розбивається на три частини випадковим чином. Отримуємо новий розв'язок міняючи місцями крайні ділянки хромосоми:

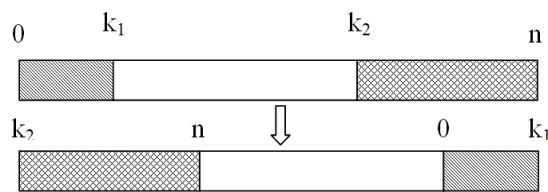


Рисунок 4.3 – Двоточкове схрещування

Отримані за механізмом двоточкового схрещування хромосоми записуються в робочу матрицю із індексами від n до $2n-1$.

б) виконується операція мутації 1, при якій два випадкові гени з однієї хромосоми міняють місцями (рис. 4.4).

Таким чином, змінюється положення тільки одного об'єкту відносно кластерів. Така мутація забезпечує мінливість в межах однієї форми розбиття. Мутанти першого виду розташовують в робочій матриці із індексами від $2n$ до $3n-1$.

в) виконується операція мутації 2: для батьківської хромосоми генерується випадковим чином новий масив маркерів розбиття, а порядок слідування об'єктів залишається незмінним (рис. 4.5).

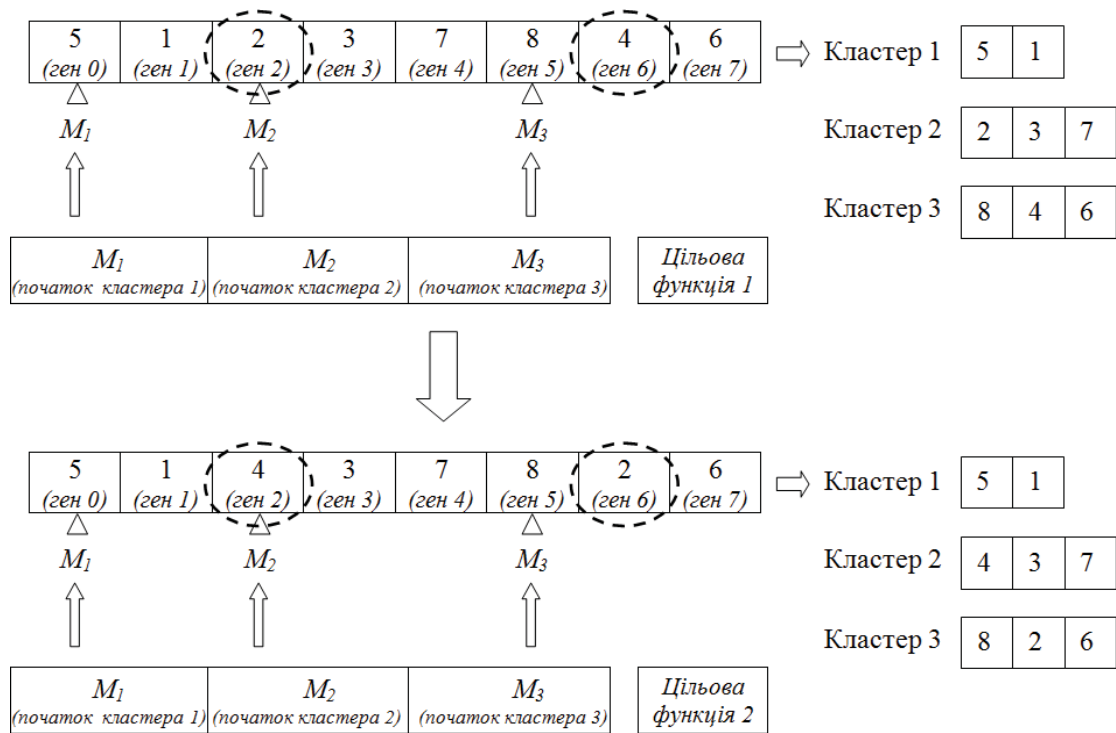


Рисунок 4.4 – Мутація у межах однієї форми розбиття

Ця мутація забезпечує зміну форм розбиття та розширює область пошуку оптимального розв'язку. Мутанти другого виду займають позиції з $3n$ до $4n-1$ робочої матриці.

Для кожного з отриманих нащадків підраховується цільова функція.

Крок 3. Виконується природний відбір в межах популяції. Застосовується стратегія елітизму, тобто що особини з найбільшою пристосованістю гарантовано переходять до нової популяції. Така стратегія дозволяє пришвидчити збіжність генетичного алгоритму. Отже, відбираємо n особин за критерієм мінімальності цільової функції серед $4n$ особин популяції, хромосоми яких зберігаються в робочій матриці. Вони і сформулюють наступне покоління.

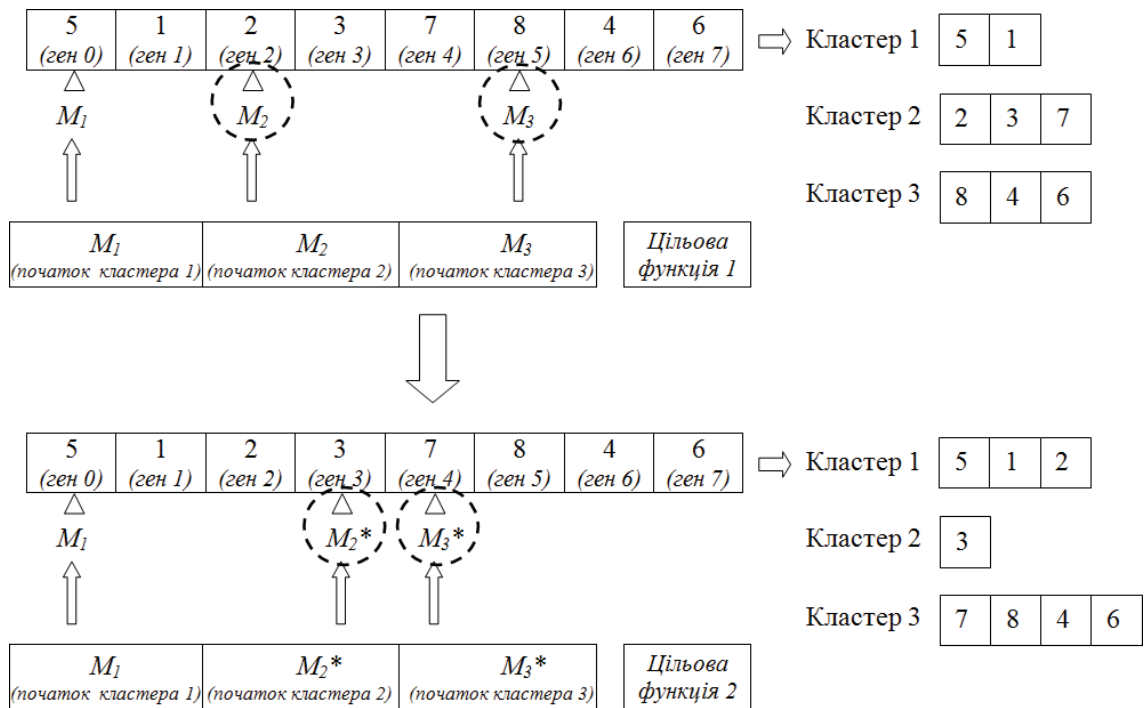


Рисунок 4.5 – Мутація форм розбиття

Крок 4. Якщо умова зупинки не виконується, то робоча матриця очищується та попередня процедура, починаючи з кроку 2, повторюється. Ітераційний процес вважається завершеним, коли перестає зменшуватись поточна сума значень цільової функції для кращих n особин.

Отже, сприятливі характеристики із покоління в покоління розповсюджуються по всій популяції. Схрещування найбільш пристосованих особин популяції приведе до того, що будуть досліджуватися найбільш перспективні частини простору пошуку. Зокрема, популяція буде сходиться до оптимального або близького до оптимального розв'язку задачі. Перевага такого генетичного алгоритму полягає в тому, що він знаходить оптимальні розв'язки за відносно короткий час.

4.3 Комп'ютерне моделювання

Для характеристики абонентів обираємо такі показники:

- швидкість передачі даних;
- обсяг вхідного трафіку за заданий період часу;
- обсяг вихідного трафіку за заданий період часу.

Як результат моделювання можемо показати варіант обробки набору вхідних векторів на чотири однорідні групи (таблиця 4.1).

Таблиця 4.1 – Розбиття множини абонентів на кластери

Номер кластеру	Кількість користувачів	Швидкість доступу	Співвідношення вхідного (Inbound) та вихідного (Outbound) трафіку
1	6	1 - 10 М	
2	23	128 k – 2 М	Inbound > Outbound
3	12	128 k – 1 М	Inbound >> Outbound
4	9	128 k – 1 М	Inbound $\leq$ Outbound

У вихідних даних виділяємо:

кластер 1 – це невеликий сегмент абонентів із найвищою швидкістю доступу;

кластер 2 – це найбільший сегмент, у ньому представлені абоненти з середньою швидкістю доступу, а вхідний трафік перевищує вихідний;

кластер 3 – це абоненти з невисокою швидкістю, які використовують лише вхідний напрямок передачі даних;

кластер 4 – це абоненти, для яких обсягу вихідного трафіку переважає над обсягом вхідного трафіку; швидкість доступу є невисокою.

Це розбиття є наближеним. Завдяки цьому в отриманих даних чітко перевіряється наявність компактних скупчень об'єктів, а також можна судити про характер логічних закономірностей у вихідних даних на основі цих даних.

Для різної кількості об'єктів у вихідній множині ми розглянемо час роботи генетичного алгоритму та час виконання алгоритму граничного перебору. На рис. 4.6 показано результати порівняння. Будемо відображати кількість об'єктів у вихідній множині на осі абсцис, а на осі ординат – час роботи програми.

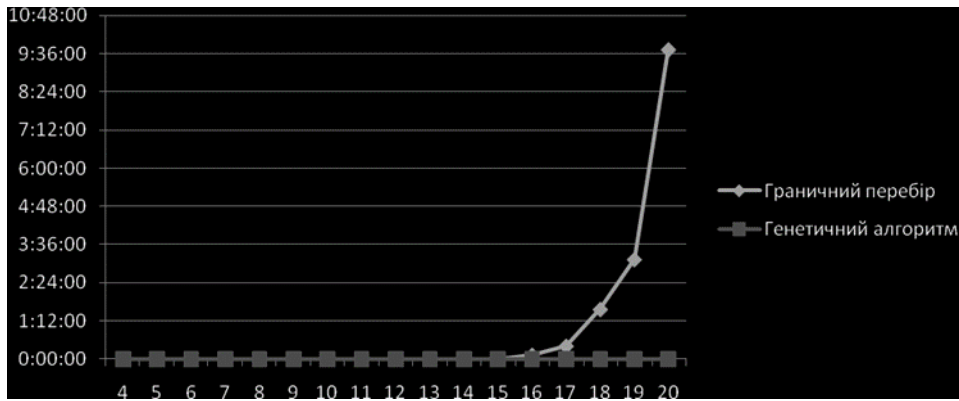


Рисунок 4.6 – Порівняння алгоритмів за часом виконання

Бачимо, що генетичний алгоритм за часом виконання показує малий результат порівняно з алгоритмом граничного перебору в задачах невеликої розмірності (до 20 користувачів). Вже для $n=15$ операторів темп виконання швидко збільшується. На рис. 4.7 показано, як генетичний алгоритм працює в ситуаціях, коли кількість абонентів перевищує 50. Для значно більшого обсягу вхідних даних (100 користувачів і більше) час виконання дуже малий, порівняно з аналогічним показником для алгоритму граничного перебору.

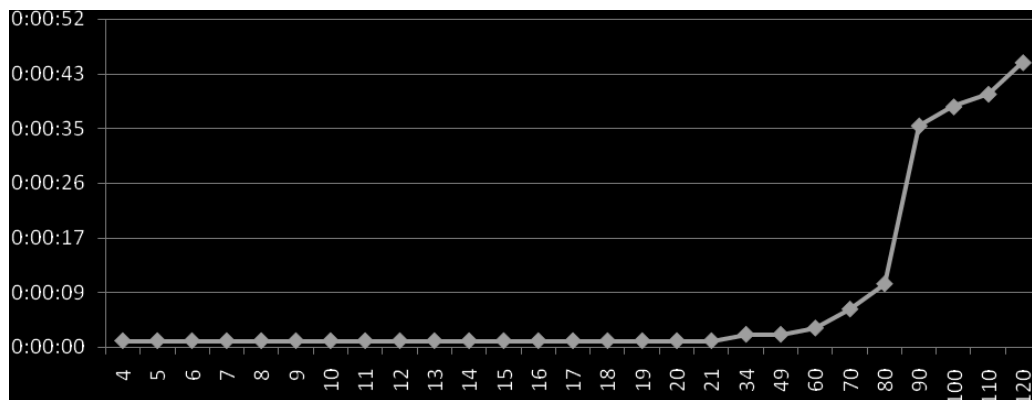


Рисунок 4.7 – Залежність часу виконання генетичного алгоритму від розмірності задачі

Отримані дані свідчать про те, що генетичний алгоритм кластеризації є більш швидким, ніж алгоритм граничного перебору на основі динамічного програмування.

Вже для 21 об'єкта вихідної множини час розв'язання задачі методом граничного перебору не вкладається в жодні розумні межі. Розроблений генетичний алгоритм також може вирішити значно більші завдання за короткий час.

Порівняно з іншими технологіями Інтернет-технології вимагають високої швидкодії програмних засобів і широких можливостей нарощування розмірності задачі. У таких ситуаціях краще використовувати запропоновану наближену стратегію кластеризації.

5 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

Виконання науково-дослідної роботи завжди передбачає отримання певних результатів і вимагає відповідних витрат. Результати виконаної роботи завжди дають нам нові знання, які в подальшому можуть бути використані для удосконалення та/або розробки (побудови) нових, більш продуктивних зразків техніки, процесів та програмного забезпечення.

Дослідження на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» може бути віднесено до фундаментальних і пошукових наукових досліджень і спрямоване на вирішення наукових проблем, пов'язаних з практичним застосуванням. Основою таких досліджень є науковий ефект, який виражається в отриманні наукових результатів, які збільшують обсяг знань про природу, техніку та суспільство, які розвивають теоретичну базу в тому чи іншому науковому напрямку, що дозволяє виявити нові закономірності, які можуть використовуватися на практиці.

Для цього випадку виконаємо такі етапи робіт:

- 1) здійснимо проведення наукового аудиту досліджень, тобто встановлення їх наукового рівня та значимості;
- 2) проведемо планування витрат на проведення наукових досліджень;
- 3) здійснимо розрахунок рівня важливості наукового дослідження та перспективності, визначимо ефективність наукових досліджень.

5.1 Оцінювання наукового ефекту

Основними ознаками наукового ефекту науково-дослідної роботи є новизна роботи, рівень її теоретичного опрацювання, перспективність, рівень розповсюдження результатів, можливість реалізації. Науковий ефект НДР на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» можна охарактеризувати двома показниками: ступенем наукової новизни та рівнем теоретичного опрацювання.

Значення показників ступеня новизни і рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи в балах наведені в табл. 5.1 та 5.2.

Таблиця 5.1 – Показники ступеня новизни науково-дослідної роботи виставлені експертами

Ступінь новизни	Характеристика ступеня новизни	Значення ступеня новизни, бали		
		Експерти (ПІБ, посада)		
		1	2	3
1	2	3	4	5
Принципово нова	Робота якісно нова за постановкою задачі і ґрунтується на застосуванні оригінальних методів дослідження. Результати дослідження відкривають новий напрям в даній галузі науки і техніки. Отримані принципово нові факти, закономірності; розроблена нова теорія. Створено принципово новий пристрій, спосіб, метод	0	0	0
Нова	Отримана нова інформація, яка суттєво зменшує невизначеність наявних значень (по-новому або вперше пояснені відомі факти, закономірності, впроваджені нові поняття, розкрита структура змісту). Проведено суттєве вдосконалення, доповнення і уточнення раніше досягнутих результатів	58	60	56
Відносно нова	Робота має елементи новизни в постановці задачі і методах дослідження. Результати дослідження систематизують і узагальнюють наявну інформацію, визначають шляхи подальших досліджень; вперше знайдено зв'язок (або знайдено новий зв'язок) між явищами. В принципі відомі положення розповсюджені на велику кількість об'єктів, в результаті чого знайдено ефективне рішення. Розроблені більш прості способи для досягнення відомих результатів. Проведена часткова раціональна модифікація (з ознаками новизни)	0	0	0

Продовження таблиці 5.1

1	2	3	4	5
Традиційна	Робота виконана за традиційною методикою. Результати дослідження мають інформаційний характер. Підтверджені або поставлені під сумнів відомі факти та твердження, які потребують перевірки. Знайдено новий варіант	0	0	0

	рішення, який не дає суттєвих переваг в порівнянні з існуючим			
Не нова	Отримано результат, який раніше зафіксований в інформаційному полі, та не був відомий авторам	0	0	0
Середнє значення балів експертів		58,0		

Згідно отриманого середнього значення балів експертів ступінь новизни характеризується як нова, тобто отримана нова інформація, яка суттєво зменшує невизначеність наявних знань (по-новому або вперше пояснені відомі факти, закономірності, впроваджені нові поняття, розкрита структура змісту) та проведено суттєве вдосконалення, доповнення і уточнення раніше досягнутих результатів.

Таблиця 5.2 – Показники рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи виставлені експертами

Характеристика рівня теоретичного опрацювання	Значення показника рівня теоретичного опрацювання, бали		
	Експерт (ПІБ, посада)		
	1	2	3
1	2	3	4
Відкриття закону, розробка теорії	0	0	0
Глибоке опрацювання проблеми: багатоаспектний аналіз зв'язків, взаємозалежності між фактами з наявністю пояснень, наукової систематизації з побудовою евристичної моделі або комплексного прогнозу	75	79	78
Розробка способу (алгоритму, програми), пристрою, отримання нової речовини	0	0	0
Елементарний аналіз зв'язків між фактами та наявною гіпотезою, класифікація, практичні рекомендації для окремого випадку тощо	0	0	0

Продовження таблиці 5.2

1	2	3	4
Опис окремих елементарних фактів, викладення досвіду, результатів спостережень, вимірювань тощо	0	0	0
Середнє значення балів експертів	77,3		

Згідно отриманого середнього значення балів експертів рівень теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи характеризується як

глибоке опрацювання проблеми: багатоаспектний аналіз зв'язків, взаємозалежності між фактами з наявністю пояснень, наукової систематизації з побудовою евристичної моделі або комплексного прогнозу.

Показник, який характеризує рівень наукового ефекту, визначаємо за формулою [31]:

$$E_{\text{нау}} = 0,6 \cdot k_{\text{нов}} + 0,4 \cdot k_{\text{теор}}, \quad (5.1)$$

де $k_{\text{нов}}$, $k_{\text{теор}}$ - показники ступеня новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи, $k_{\text{нов}} = 58,0$, $k_{\text{теор}} = 77,3$ балів;

0,6 та 0,4 – питома вага (значимість) показників ступеня новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи.

$$E_{\text{нау}} = 0,6 \cdot k_{\text{нов}} + 0,4 \cdot k_{\text{теор}} = 0,6 \cdot 58,0 + 0,4 \cdot 77,33 = 65,73 \text{ балів.}$$

Визначення характеристики показника $E_{\text{нау}}$ проводиться на основі висновків експертів виходячи з граничних значень, які наведені в табл. 5.3.

Таблиця 5.3 – Граничні значення показника наукового ефекту

Досягнутий рівень показника	Кількість балів
Високий	70...100
Середній	50...69
Достатній	15...49
Низький (помилкові дослідження)	1...14

Відповідно до визначеного рівня наукового ефекту проведеної науково-дослідної роботи на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж», даний рівень становить 65,73 балів і відповідає статусу - середній рівень. Тобто у даному випадку можна вести мову про потенційну фактичну ефективність науково-дослідної роботи.

5.2 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи

Витрати, пов'язані з проведенням науково-дослідної роботи на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж», під час планування, обліку і калькулювання собівартості науково-дослідної роботи групуємо за відповідними статтями.

5.2.1 Витрати на оплату праці

До статті «Витрати на оплату праці» належать витрати на виплату основної та додаткової заробітної плати керівникам відділів, лабораторій, секторів і груп, науковим, інженерно-технічним працівникам, конструкторам, технологам, креслярам, копювальникам, лаборантам, робітникам, студентам, аспірантам та іншим працівникам, безпосередньо зайнятим виконанням конкретної теми, обчисленої за посадовими окладами, відрядними розцінками, тарифними ставками згідно з чинними в організаціях системами оплати праці.

Витрати на основну заробітну плату дослідників (Z_o) розраховуємо у відповідності до посадових окладів працівників, за формулою [31]:

$$Z_o = \sum_{i=1}^k \frac{M_{ni} \cdot t_i}{T_p}, \quad (5.2)$$

де k – кількість посад дослідників залучених до процесу досліджень;

M_{ni} – місячний посадовий оклад конкретного дослідника, грн;

t_i – число днів роботи конкретного дослідника, дн.;

T_p – середнє число робочих днів в місяці, $T_p = 22$ дні.

$$Z_o = 18500,00 \cdot 12 / 22 = 9272,76 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці 5.4.

Таблиця 5.4 – Витрати на заробітну плату дослідників

Найменування посади	Місячний посадовий оклад, грн	Оплата за робочий день, грн	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн
Керівник науково-дослідної роботи	18500,00	772,73	12	9272,76

Інженер-розробник телекомунікаційних систем	8000,00	750,00	22	16500,00
Науковий співробітник	17500,00	681,82	5	3409,10
Провідний фахівець	17000,00	772,73	15	11590,91
Всього				40772,77

Витрати на основну заробітну плату робітників ($З_p$) за відповідними найменуваннями робіт НДР на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» розраховуємо за формулою:

$$З_p = \sum_{i=1}^n C_i \cdot t_i, \quad (4.3)$$

де C_i – погодинна тарифна ставка робітника відповідного розряду, за виконану відповідну роботу, грн/год;

t_i – час роботи робітника при виконанні визначеної роботи, год.

Погодинну тарифну ставку робітника відповідного розряду C_i можна визначити за формулою:

$$C_i = \frac{M_M \cdot K_i \cdot K_c}{T_p \cdot t_{зм}}, \quad (5.4)$$

де M_M – розмір прожиткового мінімуму працездатної особи, або мінімальної місячної заробітної плати (в залежності від діючого законодавства), приймемо $M_M=8000,00$ грн;

K_i – коефіцієнт міжкваліфікаційного співвідношення для встановлення тарифної ставки робітнику відповідного розряду (табл. Б.2, додаток Б) [31];

K_c – мінімальний коефіцієнт співвідношень місячних тарифних ставок робітників першого розряду з нормальними умовами праці виробничих об'єднань і підприємств до законодавчо встановленого розміру мінімальної заробітної плати.

T_p – середнє число робочих днів в місяці, приблизно $T_p = 22$ дн;

$t_{зм}$ – тривалість зміни, год.

$$C_1 = 8000,00 \cdot 1,10 \cdot 1,15 / (22 \cdot 8) = 57,50 \text{ грн.}$$

$$З_{pl} = 57,50 \cdot 16,00 = 920,00 \text{ грн.}$$

Таблиця 5.5 – Величина витрат на основну заробітну плату робітників

Найменування робіт	Тривалість роботи, год	Розряд роботи	Тарифний коефіцієнт	Погодинна тарифна ставка, грн	Величина оплати на робітника, грн
Організація робочих місць учасників проекту	16,00	2	1,10	57,50	920,00
Установка обчислювального обладнання	4,35	3	1,35	70,57	306,97
Інсталяція програмного забезпечення	3,50	5	1,70	88,86	311,02
Підготовка бази даних	12,00	2	1,10	57,50	690,00
Проведення обчислювального експерименту	7,00	4	1,50	78,41	548,86
Тестування за змінних умов	5,00	3	1,35	70,57	352,84
Деінсталяція об'єктів	12,30	4	1,50	78,41	964,43
Всього					4094,13

Додаткову заробітну плату розраховуємо як 10 ... 12% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$З_{\text{дод}} = (З_o + З_p) \cdot \frac{H_{\text{дод}}}{100\%}, \quad (5.5)$$

де $H_{\text{дод}}$ – норма нарахування додаткової заробітної плати. Прийmemo 10%.

$$З_{\text{дод}} = (40772,77 + 4094,13) \cdot 10 / 100\% = 4486,69 \text{ грн.}$$

5.2.2 Відрахування на соціальні заходи

Нарахування на заробітну плату дослідників та робітників розраховуємо як 22% від суми основної та додаткової заробітної плати дослідників і робітників за формулою:

$$З_n = (З_o + З_p + З_{доо}) \cdot \frac{H_{zn}}{100\%} \quad (5.6)$$

де H_{zn} – норма нарахування на заробітну плату. Приймаємо 22%.

$$З_n = (40772,77 + 4094,13 + 4486,69) \cdot 22 / 100\% = 10857,79 \text{ грн.}$$

5.2.3 Сировина та матеріали

До статті «Сировина та матеріали» належать витрати на сировину, основні та допоміжні матеріали, інструменти, пристрої та інші засоби і предмети праці, які придбані у сторонніх підприємств, установ і організацій та витрачені на проведення досліджень за темою «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж».

Витрати на матеріали на даному етапі проведення досліджень в основному пов'язані з використанням моделей елементів та моделювання роботи і досліджень за допомогою комп'ютерної техніки та створення експериментальних математичних моделей або програмного забезпечення, тому дані витрати формуються на основі витратних матеріалів характерних для офісних робіт.

Витрати на матеріали (M), у вартісному вираженні розраховуються окремо по кожному виду матеріалів за формулою:

$$M = \sum_{j=1}^n H_j \cdot Ц_j \cdot K_j - \sum_{j=1}^n B_j \cdot Ц_{ej}, \quad (5.7)$$

де H_j – норма витрат матеріалу j -го найменування, кг;

n – кількість видів матеріалів;

C_j – вартість матеріалу j -го найменування, грн/кг;

K_j – коефіцієнт транспортних витрат, ($K_j = 1,1 \dots 1,15$);

B_j – маса відходів j -го найменування, кг;

C_{ej} – вартість відходів j -го найменування, грн/кг.

$$M_1 = 2,0 \cdot 186,00 \cdot 1,05 - 0 \cdot 0 = 390,60 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці 5.6.

5.2.4 Розрахунок витрат на комплектуючі

Витрати на комплектуючі (K_e), які використовують при проведенні НДР на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» відсутні.

5.2.5 Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт

До статті «Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт» належать витрати на виготовлення та придбання спецустаткування необхідного для проведення досліджень, також витрати на їх проектування, виготовлення, транспортування, монтаж та встановлення. Витрати за статтею відсутні.

Таблиця 5.6 – Витрати на матеріали

Найменування матеріалу, марка, тип, сорт	Ціна за 1 кг, грн	Норма витрат, кг	Величина відходів, кг	Ціна відходів, грн/кг	Вартість витраченого матеріалу, грн
Офісний папір SOFT Ultra Plus	186,00	2,0	0	0	390,60
Папір для записів Parers SOFT Light A5	115,00	3,0	0	0	362,25
Органайзер офісний OFFICE SOFT	219,00	3,0	0	0	689,85
Канцелярське приладдя (набір	209,00	2,0	0	0	438,90

офісного працівника)					
Картридж для принтера Canon LBP6500	1080,00	1,0	0	0	1134,00
Диск оптичний NewOptice CD-RW	28,00	5,0	0	0	147,00
Flesh-пам'ять Kingston 32 GB	169,00	2,0	0	0	354,90
Тека для паперів BOSS PAPERS BOX	75,00	6,0	0	0	472,50
Всього					3990,00

5.2.6 Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт

До статті «Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт» належать витрати на розробку та придбання спеціальних програмних засобів і програмного забезпечення, (програм, алгоритмів, баз даних) необхідних для проведення досліджень, також витрати на їх проектування, формування та встановлення.

Балансову вартість програмного забезпечення розраховуємо за формулою:

$$B_{npg} = \sum_{i=1}^k C_{inpg} \cdot C_{npg.i} \cdot K_i, \quad (5.8)$$

де C_{inpg} – ціна придбання одиниці програмного засобу даного виду, грн;

$C_{npg.i}$ – кількість одиниць програмного забезпечення відповідного найменування, які придбані для проведення досліджень, шт.;

K_i – коефіцієнт, що враховує інсталяцію, налагодження програмного засобу тощо, ($K_i = 1, 10 \dots 1, 12$);

k – кількість найменувань програмних засобів.

$$B_{npg} = 6380,00 \cdot 1 \cdot 1,05 = 6699,00 \text{ грн.}$$

Отримані результати зведемо до таблиці 5.7:

Таблиця 5.7 – Витрати на придбання програмних засобів по кожному виду

Найменування програмного засобу	Кількість, шт	Ціна за одиницю, грн	Вартість, грн
Visual Studio Community	1	6380,00	6699,00
Програмний пакет імітаційного моделювання	1	7400,00	7770,00
Пакет Matlab 2020	1	6550,00	6877,50
Всього			21346,50

5.2.7 Амортизація обладнання, програмних засобів та приміщень

В спрощеному вигляді амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання, приміщень та програмному забезпеченню тощо, розраховуємо з використанням прямолінійного методу амортизації за формулою:

$$A_{обл} = \frac{Ц_{б}}{T_{е}} \cdot \frac{t_{вик}}{12}, \quad (5.9)$$

де $Ц_{б}$ – балансова вартість обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, які використовувались для проведення досліджень, грн;

$t_{вик}$ – термін використання обладнання, програмних засобів, приміщень під час досліджень, місяців;

$T_{е}$ – строк корисного використання обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, років.

$$A_{обл} = (36899,00 \cdot 1) / (3 \cdot 12) = 1024,97 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці 5.8.

Таблиця 5.8 – Амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання

Найменування обладнання	Балансова вартість, грн	Строк корисного використання, років	Термін використання обладнання, місяців	Амортизаційні відрахування, грн
Персональний комп'ютер	36899,00	3	1	1024,97

Робоче місце дослідника	10300,00	5	1	171,67
Пристрої виводу інформації	6520,00	4	1	135,83
Оргтехніка	7100,00	4	1	147,92
Приміщення лабораторії	470000,00	25	1	1566,67
ОС Windows 10	5700,00	3	1	158,33
Прикладний пакет Microsoft Office 2016	5120,00	3	1	142,22
Обладнання передачі даних	9600,00	5	1	160,00
Всього				3507,61

5.2.8 Паливо та енергія для науково-виробничих цілей

Витрати на силову електроенергію (B_e) розраховуємо за формулою:

$$B_e = \sum_{i=1}^n \frac{W_{yi} \cdot t_i \cdot C_e \cdot K_{eni}}{\eta_i}, \quad (5.10)$$

де W_{yi} – встановлена потужність обладнання на визначеному етапі розробки, кВт;

t_i – тривалість роботи обладнання на етапі дослідження, год;

C_e – вартість 1 кВт-години електроенергії, грн; (вартість електроенергії визначається за даними енергопостачальної компанії), прийmemo $C_e = 10,98$ грн;

K_{eni} – коефіцієнт, що враховує використання потужності, $K_{eni} < 1$;

η_i – коефіцієнт корисної дії обладнання, $\eta_i < 1$.

$$B_e = 0,25 \cdot 160,0 \cdot 10,98 \cdot 0,95 / 0,97 = 439,20 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці 5.9.

Таблиця 5.9 – Витрати на електроенергію

Найменування обладнання	Встановлена потужність, кВт	Тривалість роботи, год	Сума, грн
Персональний комп'ютер	0,25	160,0	439,20
Робоче місце дослідника	0,08	120,0	105,41
Пристрої виводу інформації	0,12	160,0	210,82
Оргтехніка	0,32	5,0	17,57
Обладнання передачі даних	0,15	120,0	197,64
Всього			970,63

5.2.9 Службові відрядження

До статті «Службові відрядження» дослідної роботи на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» належать витрати на відрядження штатних працівників, працівників організацій, які працюють за договорами цивільно-правового характеру, аспірантів, зайнятих розробленням досліджень, відрядження, пов'язані з проведенням випробувань машин та приладів, а також витрати на відрядження на наукові з'їзди, конференції, наради, пов'язані з виконанням конкретних досліджень.

Витрати за статтею «Службові відрядження» відсутні.

5.2.10 Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації

Витрати за статтею «Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації» відсутні.

5.2.11 Інші витрати

До статті «Інші витрати» належать витрати, які не знайшли відображення у зазначених статтях витрат і можуть бути віднесені безпосередньо на собівартість досліджень за прямими ознаками.

Витрати за статтею «Інші витрати» розраховуємо як 50...100% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$I_{\text{в}} = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{\text{в}}}{100\%}, \quad (5.11)$$

де $H_{\text{в}}$ – норма нарахування за статтею «Інші витрати», прийmemo $H_{\text{в}} = 50\%$.

$$I_{\text{в}} = (40772,77 + 4094,13) \cdot 50 / 100\% = 22433,45 \text{ грн.}$$

5.2.12 Накладні (загальновиробничі) витрати

До статті «Накладні (загальновиробничі) витрати» належать: витрати, пов'язані з управлінням організацією; витрати на винахідництво та раціоналізацію; витрати на підготовку (перепідготовку) та навчання кадрів; витрати, пов'язані з набором робочої сили; витрати на оплату послуг банків; витрати, пов'язані з освоєнням виробництва продукції; витрати на науково-технічну інформацію та рекламу та ін.

Витрати за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати» розраховуємо як 100...150% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$B_{\text{нзв}} = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{\text{нзв}}}{100\%}, \quad (5.12)$$

де $H_{\text{нзв}}$ – норма нарахування за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати», прийmemo $H_{\text{нзв}} = 100\%$.

$$B_{\text{нзв}} = (40772,77 + 4094,13) \cdot 100 / 100\% = 44866,90 \text{ грн.}$$

Витрати на проведення науково-дослідної роботи на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» розраховуємо як суму всіх попередніх статей витрат за формулою:

$$B_{\text{заг}} = Z_o + Z_p + Z_{\text{дод}} + Z_{\text{н}} + M + K_{\text{в}} + B_{\text{спец}} + B_{\text{прз}} + A_{\text{обл}} + B_{\text{е}} + B_{\text{св}} + B_{\text{ст}} + I_{\text{в}} + B_{\text{нзв}}. \quad (5.13)$$

$$B_{\text{заг}} = 40772,77 + 4094,13 + 4486,69 + 10857,79 + 3990,00 + 0,00 + 0,00 + 21346,50 + 3507,61 + 970,63 + 0,00 + 0,00 + 22433,45 + 44866,90 = 157326,47 \text{ грн.}$$

Загальні витрати $ЗВ$ на завершення науково-дослідної (науково-технічної) роботи та оформлення її результатів розраховується за формулою:

$$ЗВ = \frac{B_{\text{заг}}}{\eta}, \quad (4.14)$$

де η - коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання науково-дослідної роботи, прийmemo $\eta = 0,95$.

$$ЗВ = 157326,47 / 0,95 = 165606,81 \text{ грн.}$$

5.3 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи

Оцінювання та доведення ефективності виконання науково-дослідної роботи фундаментального чи пошукового характеру є достатньо складним процесом і часто базується на експертних оцінках, тому має вірогідний характер.

Для обґрунтування доцільності виконання науково-дослідної роботи на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» використовується спеціальний комплексний показник, що враховує важливість, результативність роботи, можливість впровадження її результатів у виробництво, величину витрат на роботу.

Комплексний показник K_p рівня науково-дослідної роботи може бути розрахований за формулою:

$$K_p = \frac{I^n \cdot T_c \cdot R}{B \cdot t}, \quad (5.15)$$

де I – коефіцієнт важливості роботи. Приймемо $I = 4$;

n – коефіцієнт використання результатів роботи; $n=0$, коли результати роботи не будуть використовуватись; $n=1$, коли результати роботи будуть використовуватись частково; $n=2$, коли результати роботи будуть використовуватись в дослідно-конструкторських розробках; $n=3$, коли результати можуть використовуватись навіть без проведення дослідно-конструкторських розробок. Прийmemo $n=3$;

T_C – коефіцієнт складності роботи. Прийmemo $T_C = 2$;

R – коефіцієнт результативності роботи; якщо результати роботи плануються вище відомих, то $R=4$; якщо результати роботи відповідають відомому рівню, то $R=3$; якщо нижче відомих результатів, то $R=1$. Прийmemo $R=4$;

B – вартість науково-дослідної роботи, тис. грн. Прийmemo $B = 165606,81$ грн;

t – час проведення дослідження. Прийmemo $t = 0,08$ років, (1 міс.).

Визначення показників I , n , T_C , R , B , t здійснюється експертним шляхом або на основі нормативів [31].

$$K_p = \frac{I^n \cdot T_C \cdot R}{B \cdot t} = 4^3 \cdot 2 \cdot 4 / 165,6 \cdot 0,08 = 37,10.$$

Якщо $K_p > 1$, то науково-дослідну роботу на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» можна вважати ефективною з високим науковим, технічним і економічним рівнем.

5.4 Висновок до розділу

Витрати на проведення науково-дослідної роботи на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» складають 165606,81 грн. Відповідно до проведеного аналізу та розрахунків рівень наукового ефекту проведеної науково-дослідної роботи на тему «Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж» є середній, а дослідження актуальними, рівень доцільності виконання науково-

дослідної роботи $K_p > 1$, що свідчить про потенційну ефективність з високим науковим, технічним і економічним рівнем.

ВИСНОВКИ

З огляду на затримку каналу та пропускну здатність, генетичний алгоритм оптимізації є найкращим підходом до вирішення проблеми маршрутизації у телекомунікаційних мережах. При великих обсягах інформації генетичний алгоритм ефективний у пошуку оптимального рішення для будь-якої функції. Він також значно скорочує час, необхідний для обрахування всіх потенційних варіантів, оскільки обсяг інформації значно збільшується. Генетичні алгоритми оптимізації можуть бути корисними для створення сучасних протоколів маршрутизації, які враховують апаратні та мережеві характеристики.

Використання генетичних алгоритмів оптимізації є перспективним напрямком для створення сучасних протоколів маршрутизації, які враховують обладнання та характеристики мережевих з'єднань. Підхід, який було розроблено, значно спрощує процес маршрутизації у складних комп'ютерних телекомунікаційних системах. Іноді це навіть може бути єдиним варіантом.

Таким чином, запропоновано метод маршрутизації пакетів у мережі, який використовує генетичний алгоритм, щоб підвищити ефективність мережі. Програмна модель, запропонована для маршрутизації, дозволяє:

- поступово розподілити навантаження на вузли в мережі;
- залежно від стану вузлів використовувати різні сценарії передачі в мережі шляхом призначення різних «штрафних» компонент у цільовій функції;
- реалізувати сценарій роботи мережі із кластерами вузлів, у якому деякі вузли використовуються для збору даних.

Запропоновано рішення проблем кластеризації користувачів мережі Інтернет. Генетичний алгоритм розроблений для вирішення проблеми, а також програмне забезпечення для його практичного застосування. Неоднорідні хромосоми були використані для врахування специфіки завдання та підвищення ефективності генетичного алгоритму. Таким чином, процеси класичного схрещування та мутації значно змінилися.

Було проведено досліджено алгоритму на швидкодію в порівнянні з алгоритмом граничного перебору, що підтвердило значну його перевагу за цим показником.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Климаш М.М. Підвищення ефективності розподілу ресурсів телекомунікаційної мережі шляхом зміни маршрутів передавання даних [Електронний ресурс] / М.М. Климаш, Б.А. Бугиль, О.А. Лаврів, І.В. Демидов // Проблеми телекомунікацій. – 2012. – № 4 (9). – С. 32 – 44.
2. Климаш Ю.В. Комплексний метод маршрутизації інформаційних потоків у самоорганізованих мережах / Ю.В. Климаш, О.М. Шпур, М.В. Кайдан // Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Радіoeлектроніка та телекомунікації №885 – Львів. – 2017. – С.76-87
3. Климаш М.М. Модель адаптивного управління радіоресурсами в безпроводних гетерогенних мережах / М.М. Климаш, М.І. Бешлей, А.Р. Масюк // VIII Міжнародна науково-технічна конференція «Проблеми телекомунікацій» ПТ-2015: збірник матеріалів конференції (22-25 квітня 2015р., м. Київ, Україна), 2015 - К.: НТТУ «КПІ». – С.40-42.
4. Захарченко С. М. Метод вдосконалення одношляхових протоколів динамічної маршрутизації / С. М. Захарченко, К. І. Шевчук // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. - 2018. - № 2. - С. 16-25. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Itki_2018_2_5
5. Бешлей М.І. Підвищення ефективності роботи гетерогенних мереж методом динамічного перерозподілу ресурсів між різними безпроводовими технологіями / Бешлей М.І., Селюченко М.О., Гуськов П.О., Масюк А.Р. // Міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні інформаційно-телекомунікаційні технології»: матеріали науково-технічної конференції (17-20 листопада 2015 р. м.Київ), Т.2 – К: ДУТ. – 2015. – С. 49–50.
6. М.О. Селюченко, Г.В. Бешлей, А.Р. Масюк, М.І. Бешлей, "Багаторівневе управління ресурсами в гетерогенній мульти-операторській мережі," 1st International Conference "Advanced Information and Communication Technologies"(AICT'2015), Lviv, 2015, pp. 125 – 128.
7. Масюк А. Р. Алгоритм інтелектуального вертикального хендоверу в гетерогенній мобільній мережі на основі хмарних обчислень / А. Р.

Масюк, І.Б. Стрихалюк, М. В. Брич, І. О. Кагало, Г. В. Бешлей // Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіoeлектроніка та телекомунікації. — Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2017. — № 874. — С. 110–121.

8. Лемешко О. В., Єременко О. С. Розробка та дослідження лінійної оптимізаційної моделі швидкої перемаршрутизації з балансуванням навантаження в телекомунікаційних мережах. Радиоелектроника и информатика. 2017. № 4 (79). С. 18–25.
9. Лемешко О. В., Єременко О. С. Динамічна модель маршрутизації при забезпеченні якості обслуговування за показником ймовірності своєчасної доставки пакетів. XI Міжнародна науково-технічна конференція «Проблеми телекомунікацій» ПТ-2017: збірник матеріалів конференції (м. Київ, 18–21 квітня 2017). Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2017. С. 285–287.
10. Одарченко Р.С. Гнатюк В.А. Концептуальні засади підвищення рівня кібербезпеки сучасних стільникових мереж // Безпека інформації. - 2016. - Т. 22, № 2. - С. 143-149.
11. Одарченко Р.С. Обґрунтування основних вимог до систем безпеки стільникових мереж 5-го покоління. - Безпека інформації. Вип №3 (Том 21) - 2015., С. 229-235
12. Одарченко Р.С., Беженар Ю.В., Ксендзенко А.О. Аналіз вразливостей систем захисту інформації в мережі Wi-Max та методів їх усунення // Захист інформації. Зб. наукових праць.- К.: НАУ, 2011. - Вип. 18. - С. 39-44.
13. Куліш Є.Б. Використання адаптивної динамічної маршрутизації на мультисервісних мережах зв'язку / Є.Б. Куліш, А.Г. Ложковський, В.В. Кичак // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2013. - №1. – С. 198-201.
14. Т.А. Максимюк, Б.П. Шубин, Д.О. Мисаковець, В.С. Андрущак, С.С. Думич, “Метод адаптивного логічного розділення мережі 5G на основі глибокого навчання”, Вчені записки Таврійського Національного

університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки, том 31(70), № 5, С. 36-42, 2020.

- 15.Глоба Л. С. Метод вибору мережі доступу в мобільній системі SDR при вертикальному хендовері / Л. С. Глоба, С. В. Суліма, В. В. Курдеча // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – 2014. – № 796 : Радіoeлектроніка та телекомунікації. – С. 69-74.
- 16.Єрохін В. Ф. Аналіз і прогноз розвитку систем мобільного зв'язку загального користування / В. Ф. Єрохін, Б. А. Гиндич, О. В. Кувшинов. — Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ „КПІ” № 1. — 2011. — С. 54–64.
- 17.Москаленко А. О. Дослідження механізмів забезпечення інформаційної безпеки в існуючих та перспективних системах рухомого зв'язку А. О. Москаленко, О. В. Федін // Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України. - 2013. - № 1. - С. 99-103.
- 18.Бак Р.І. Метод балансування абонентського навантаження мережі коміркового зв'язку / Бак Р.І., Чайковський І.Б., Бурачок Р.А. // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Радіoeлектроніка та телекомунікації. – 2013. № 766. С. 110-115.
- 19.Усік П.С., Смірнов О.А. Дослідження перспектив використання технологічних рішень в мережах 5g. Кібербезпека та інформаційні технології: монографія. Харків: ДІСА ПЛЮС, 2020. С. 122–135.
- 20.Бондарєв А.П., Мандзій Б.А., Давіденко С.В. Пристрої цифрових систем стільникового зв'язку. Навчальний посібник. — Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2011. — 224 с.
- 21.Троцько В.В. Методи штучного інтелекту: навчально-методичний і практичний посібник. – Київ: Університет економіки та права «КРОК», 2020 – 86 с.
- 22.Інтелектуальні системи автоматизації : монографія / Аврунін О. Г., Владов С. І., Петченко М. В., Семенець В. В., Татарінов В. В., Тельнова Г. В., Філатов В. О., Шмельов Ю. М., Шушляпіна Н. О. – Кременчук : Видавництво «НОВАБУК», 2021. – 322 с.
- 23.Дранишников Л.В.Інтелектуальні методи в управлінні: навчальний посібник. — Кам'янське: ДДТУ, 2018. — 416 с.

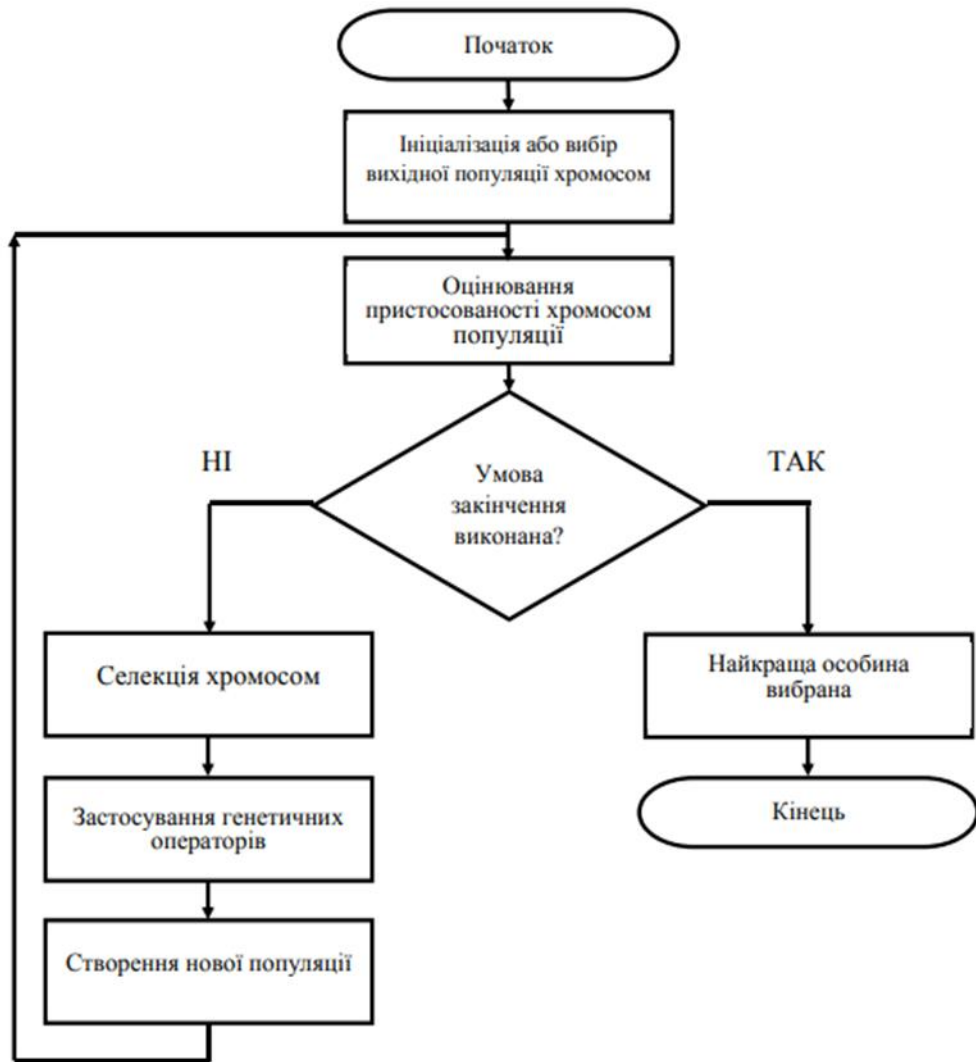
- 24.Кирик В. В. Математичний апарат штучного інтелекту в електроенергетичних системах. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка» 2019. – 226 с.
- 25.Методи та системи штучного інтелекту: навч. посібник /. А. С. Савченко, О. О. Синельников. - К. : НАУ, 2017. — 176 с
- 26.Нікольський Ю. В. Системи штучного інтелекту : навч. посібник. – 2-ге вид., випр. та доп. / Нікольський Ю. В. – Львів : Магнолія-2006, 2013. – 279 с/
- 27.Кононюк А.Ю. Нейронні мережі і генетичні алгоритми – К.:«Корнійчук», . 2008. – 446 с.
- 28.Навчальний посібник «Методи та системи штучного інтелекту» для студентів спеціальності 122 «Комп’ютерні науки» / Уклад.: І.М. Удовик, Г.М. Коротенко, Л.М. Коротенко, В.О. Трусів, А.Т. Харь. – Д.: Державний ВНЗ «Національний гірничий університет», 2017. – 105 с.
- 29.Скобцов Ю.О. Основи еволюційних обчислень.- Навчальний посібник.- Донецьк: ДонНТУ, 2008.-326с.
- 30.Калініна І. В. Використання генетичних алгоритмів в задачах оптимізації / І. В. Калініна, О. І. Лісовиченко // Адаптивні системи автоматичного управління. - 2015. - № 1. - С. 48-61.
- 31.Методичні вказівки до виконання економічної частини магістерських кваліфікаційних робіт / Уклад. : В. О. Козловський, О. Й. Лесько, В. В. Кавецький. – Вінниця : ВНТУ, 2021. – 42

ДОДАТКИ

Додаток А
(обов'язковий)

ІЛЮСТРАТИВНА ЧАСТИНА
ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ
ПРИ ПЛАНУВАННІ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖ
назва магістерської кваліфікаційної роботи

Класичний генетичний алгоритм



Генетичні оператори

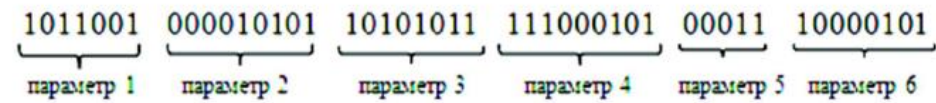


Рисунок 1 – Подання двійкових даних у вигляді хромосоми

Батьки	
010011000	1010
110010101	1100
Нащадки	
010011000	1100
110010101	1010

Рисунок 2 – Операція схрещування двох хромосом



Рисунок 3 – Операція мутації хромосоми

Часові залежності

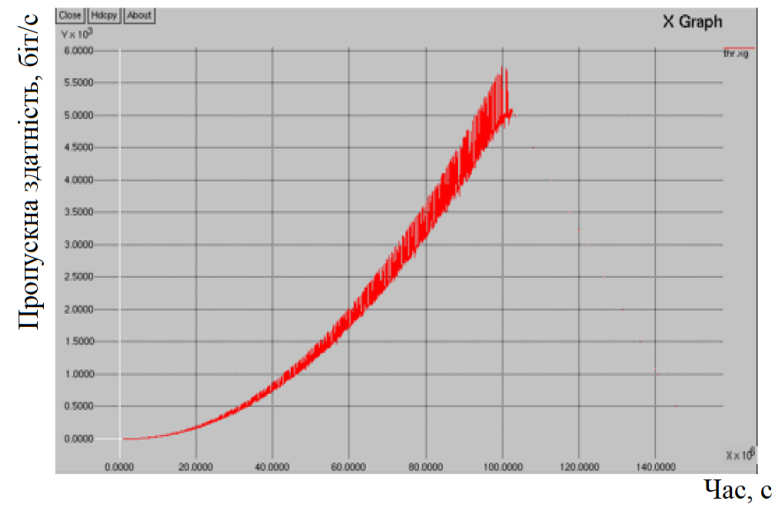


Рисунок 1 – Залежність пропускної здатності від часу

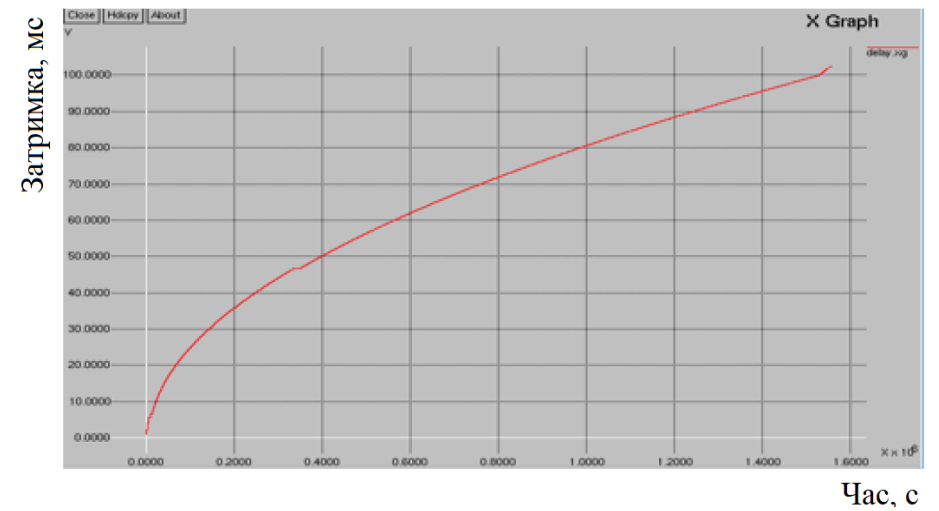


Рисунок 2 – Залежність затримки від часу

Розподіл ретрансляцій пакетів

Файл testcount1_226_ср.txt завантажено
Всього кореню було передано: 6330
Відсоток відсікання від максимального числа ретрансляцій: 0

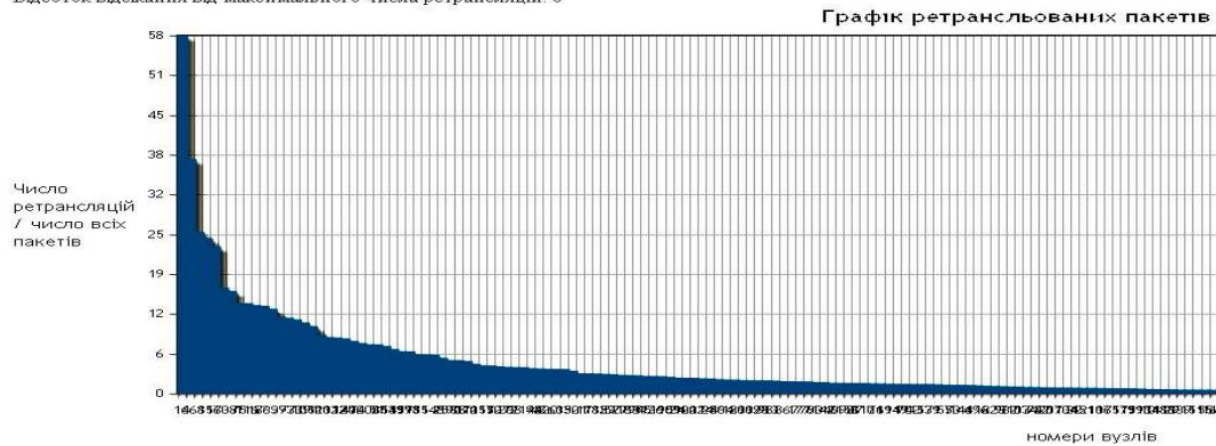


Рисунок 1 – Відсоткове співвідношення числа ретрансльованих пакетів у мережі під керуванням протоколу СТР з 226 вузлами

Всього кореню було передано: 1311
Відсоток відсікання від максимального числа ретрансляцій: 0

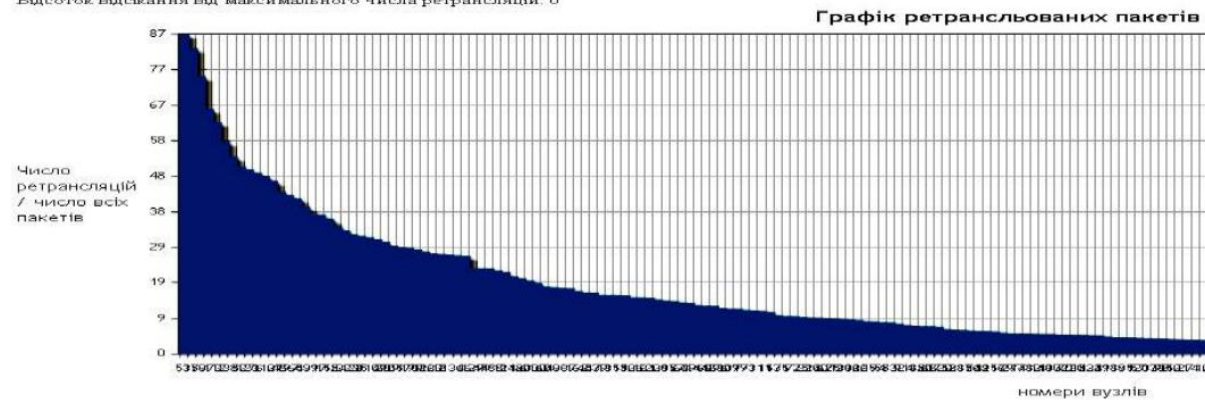
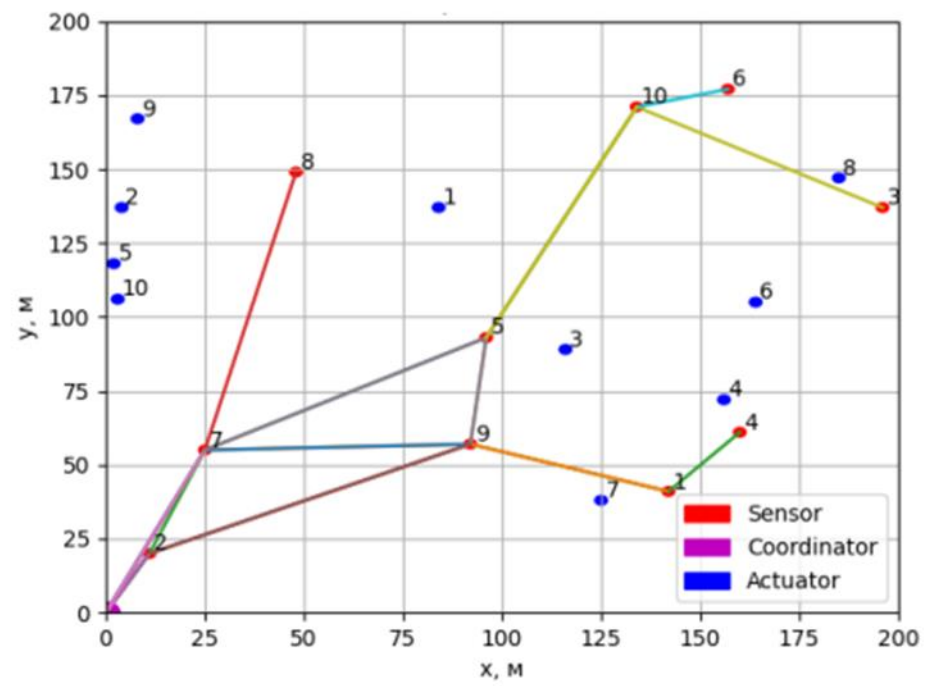


Рисунок 2 – Відсоткове співвідношення числа ретрансльованих пакетів у мережі під керуванням модифікованого протоколу СТР з 226 вузлами

Карта маршрутизації



Розташування базових станцій

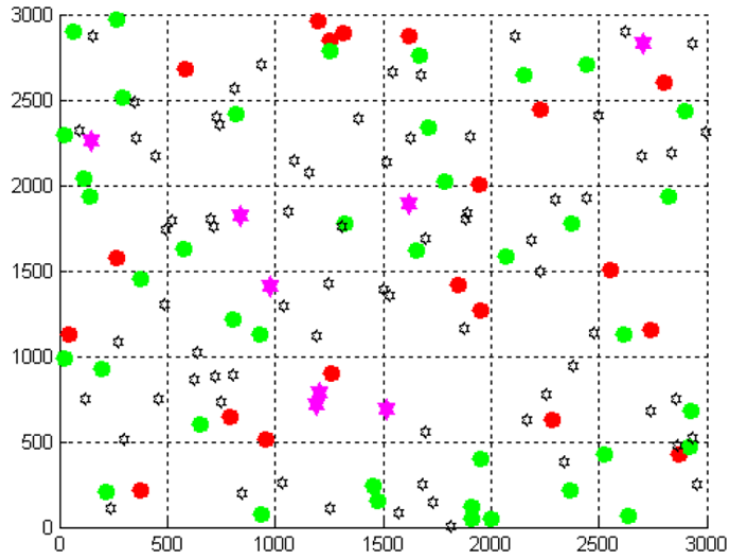


Рисунок 1 – Досліджувана територія

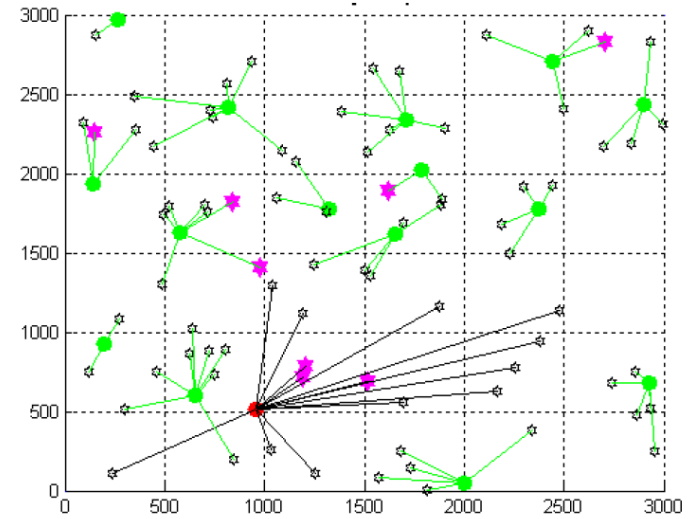
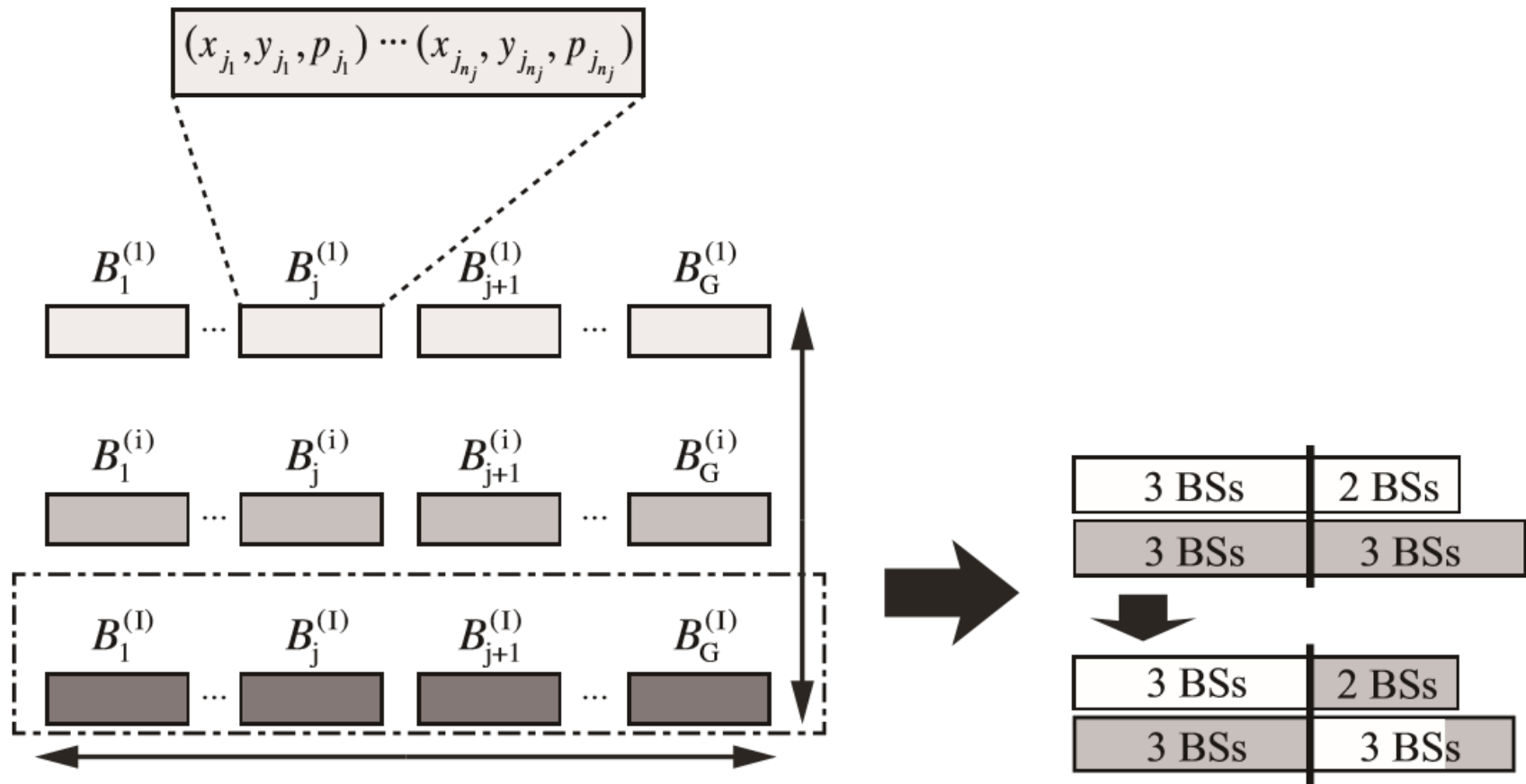


Рисунок 2 – Розташування станцій після використання генетичного алгоритму

Операція схрещування значень



Дані для моделювання

Потужність передачі макро-БС	46дБм
Підсилення антени макро-БС	18дБі
Потужність передачі мікро-БС	30дБм
Підсилення антени мікро-БС	7дБі
Потужність передачі вузла	30дБм
Підсилення антени вузла	5дБі
Підсилення антени користувача	0дБі
Загальні втрати у кабелі	2дБ
Центральна частота	2,12ГГц

Код генетичного алгоритму

```
Генетичний_алгоритм (Розмір Популяції, Число ітерацій)
{
    // Підготовка початкової популяції
    Ініціалізація початкової популяції ();
    Об'єктно-орієнтоване моделювання БСМ;
    Оцінка особин (початкова популяція);
    Номер популяції = 0;
    While (не_досягнуто_критерій_зупинки)
    {
        for (i=0; i<Розмір Популяції; i++)
        {
            Операція відбору (Батько А, Батько Б);
            if (rand () <Pc)
                Операція Схрещування (Батько А, Батько Б, Нащадки);
            if (rand () <Pm)
                Операція Мутації (Нащадок);
            Поповнення проміжної популяції (Нащадок, Нова позиція);
            Нова Позиція;
        }
        Оцінка особин (Проміжна Населення);
        Побудова нової популяції (Розмір Популяції);
        Номер популяції ++;
    }
```


Кластеризація в мережі

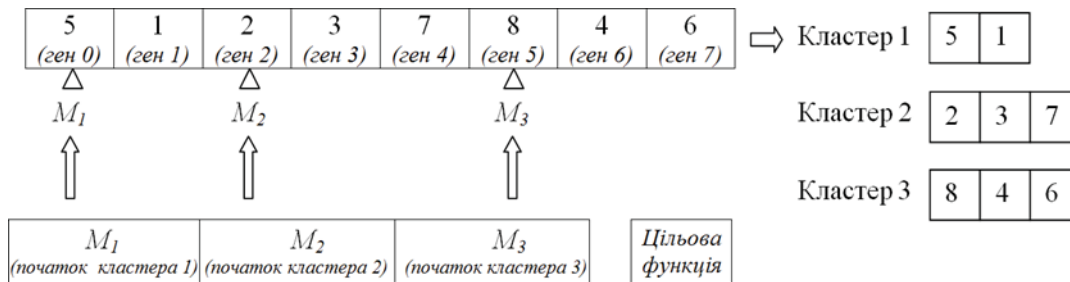


Рисунок 1 – Кодування хромосоми

Таблиця 1 – Розбиття множини абонентів на кластери

Номер кластеру	Кількість користувачів	Швидкість доступу	Співвідношення вхідного та вихідного трафіку
1	6	1 - 10 М	
2	23	128 к – 2 М	Inbound > Outbound
3	12	128 к – 1 М	Inbound >> Outbound
4	9	128 к – 1 М	Inbound ≤ Outbound

Зона обслуговування

Через-сусідня БС 1	Через-сусідня БС 2	Через-сусідня БС 3	Через-сусідня БС 4	Через-сусідня БС 5
Через-сусідня БС 16	Сусідня БС 1	Сусідня БС 2	Сусідня БС 3	Через-сусідня БС 6
Через-сусідня БС 15	Сусідня БС 4	Базова станція	Сусідня БС 4	Через-сусідня БС 7
Через-сусідня БС 14	Сусідня БС 7	Сусідня БС 6	Сусідня БС 5	Через-сусідня БС 8
Через-сусідня БС 13	Через-сусідня БС 12	Через-сусідня БС 11	Через-сусідня БС 10	Через-сусідня БС 9

Представлення даних

		Номер частотного каналу						
		1	2	3	...			36
Номер БС	1	0	1	0	...	0	1	0
	2	0	0	1	...	0	0	1
	...	0	0	1	...	1	0	0
	...				...			
	16	1	0	0	...	1	0	1

Рисунок 1 – Матриця частотних каналів

БС1					БС2					БС16				
0	0	...	1	...	0	1	...	0	...	1	0	...	0	
1	2	...	36		1	2	...	36		1	2	...	36	
0	1	...	0	...	0	0	...	0	...	0	1	...	0	
0	1	...	0	...	1	0	...	0	...	0	0	...	1	

Рисунок 2 – Кодування хромосом

ПРОТОКОЛ ПЕРЕВІРКИ МАГІСТЕРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Назва роботи: Застосування генетичних алгоритмів при плануванні телекомунікаційних мереж

Тип роботи: Магістерська кваліфікаційна робота

Підрозділ кафедра ІКСТ, факультет ІЕС

Керівник Семенова О.О., к.т.н., доцент

Показники звіту подібності

Turnitin	
Оригінальність	78
Загальна схожість	22

Аналіз звіту подібності (відмітити потрібне)

- Запозичення, виявлені у роботі, оформлені коректно і не містять ознак плагіату.
- Виявлені у роботі запозичення не мають ознак плагіату, але їх надмірна кількість викликає сумніви щодо цінності роботи і відсутності самостійності її автора. Роботу направити на доопрацювання.
- Виявлені у роботі запозичення є недобросовісними і мають ознаки плагіату та/або в ній містяться навмисні спотворення тексту, що вказують на спроби приховування недобросовісних запозичень.

Заявляю, що ознайомлений (-на) з повним звітом подібності, який був згенерований Системою щодо роботи (додається)

Автор

(підпис)

Ткаченко О.О.

(прізвище, ініціали)

Опис прийнятого рішення

Особа, відповідальна за перевірку

(підпис)

Васильківський М.В.

(прізвище, ініціали)

Експерт

(за потреби) (підпис)

(прізвище, ініціали, посада)