

УДК 004.7

## ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ БАЛАНСУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В МЕРЕЖІ

С.Д. Погорілий, Р.В. Білоус

Київський національний університет імені Тараса Шевченка,  
03022, Київ, проспект Академіка Глушкова, 2, корпус 5,  
тел.: (044) 526 0522,  
e-mail: [sdp@univ.net.ua](mailto:sdp@univ.net.ua), [romanrpd@gmail.com](mailto:romanrpd@gmail.com).

Запропоновано методику балансування навантаження в комп'ютерній мережі, що базується на генетичному алгоритмі розв'язання задачі оптимізації. Експериментально перевірено особливості застосування генетичних операцій кросовера, мутації та стратегій відбору в запропонованому алгоритмі. Сформовано підходи використання описаного алгоритму, базуючись на існуючих динамічних протоколах маршрутизації. Проведено моделювання роботи алгоритму в мережі та отримано залежності її функціональних характеристик від параметрів алгоритму.

A method of load balancing in computer networks based on genetic algorithm for solving the optimization problem proposed. Features of genetic operations crossover, mutation and selection strategies in the proposed algorithm experimentally verified. Formed approaches to the application of the described algorithm, based on existing dynamic routing protocols. Carried out simulation of the algorithm in a network and received its functional characteristics depending on the parameters of the algorithm.

### Вступ

У сучасних мережах та складних кластерних системах задача балансування навантаження є однією з найважливіших функціональних задач. Оптимізація ресурсів мережі полягає у динамічній маршрутизації потоків даних при якій навантаження на канали зв'язку розподіляється в системі рівномірно [1]. Класичні алгоритми не застосовні до задач такого типу, що належать до класу NP-складних. Існує низка методів балансування навантаження в мережах [2]:

- комутація сеансів,
- розподіл потоків даних на окремих вузлах,
- використання агентів.

Основним недоліком існуючих систем є їх локальність – розподілення ресурсів не враховує динаміку зміни навантаження на всіх вузлах мережі. Зміна навантаження на окремі з'єднання чи вузли мережі неодмінно призводять до зміни характеру розподілу навантаження у всій системі, тому алгоритм балансування навантаження неодмінно має враховувати стан кожної окремої компоненти мережі. Враховуючи це авторами формалізовано задачу балансування в мережі, що враховує навантаження на всі канали передачі даних та запропоновано генетичний алгоритм її розв'язання як задачі оптимізації. Створення нових сучасних розподілених обчислювальних систем та високопродуктивних кластерів накладають додаткові вимоги до механізмів маршрутизації та балансування потоків даних. Такі системи є гетерогенними та динамічними, що ускладнює застосування класичних алгоритмів маршрутизації та балансування навантаження.

У задачі балансування навантаження мережа задається у вигляді зваженого орієнтованого графа  $G = \{V, E, C\}$ , де  $V$  – множина вершин,  $E \in V \times V$  – множина ребер графа,  $C_{ij}: E \rightarrow R$  – пропускна здатність кожного з'єднання (ребра графа). Інформація про потік між кожною парою вершин  $(i, j) \in E$  задається функцією  $F_{ij}$ , яка в загальному випадку динамічно змінюється з часом. Метою задачі є мінімізація найбільшого споживання каналу передачі даних в мережі.

У роботі [3] запропоновано генетичний алгоритм розв'язання задачі балансування та описано особливості застосування генетичних операцій. Мета даного дослідження:

- експериментальна перевірка описаних методик;
- отримання чисельних оцінок їх ефективності;
- формування підходів до створення системи балансування навантаження, що базується на генетичному алгоритмі оптимізації.

### Генетичний алгоритм

Генетичний алгоритм балансування навантаження використовує таблицю маршрутизації мережі, що містить  $m_{ij}$  альтернативних шляхів між кожною парою вершин  $(i, j)$ . Ця таблиця зберігає інформацію про всі проміжні вершини шляху  $(i \rightarrow j)$  а також «ціну» кожного маршруту з точки зору алгоритму маршрутизації. Такий підхід дозволяє застосовувати генетичний алгоритм в сучасних мережах, використовуючи маршрути між двома вершинами з різною метрикою та адміністративною дистанцією [4]. Під час формування альтернативних

шляхів між довільною парою вершин в мережі доцільно використовувати генетичний алгоритм пошуку найкоротших шляхів [5].

Динамічне розподілення потоків даних на окремому вузлі полягає у використанні кожного маршруту між вершинами  $i$  та  $j$  з певною імовірністю  $\alpha_k(i, j)$ , причому

$$\sum_k \alpha_k(i, j) = 1, \quad k = 1..m_{i,j}. \quad (1)$$

Навантаження (ступінь використання пропускної здатності) певного з'єднання в мережі визначається співвідношенням:

$$P(l, m) = \frac{1}{C_{l,m}} \sum_k \sum_{i,j \in V} X_{l,m}^k(i, j) \alpha_k(i, j) F_{i,j},$$

де

$$X_{l,m}^k(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } (l, m) \in (i \rightarrow j)_k \\ 0, & \text{якщо } (l, m) \notin (i \rightarrow j)_k \end{cases}.$$

Нехай  $P_{\max} = \max_{(l,m) \in E} (P(l, m))$ , тоді задача балансування навантаження зводиться до мінімізації найбільшого споживання каналу передачі даних в мережі, тобто пошуку такої конфігурації маршрутів передачі даних, для якої  $P_{\max}$  буде найменшим:

$$\Phi = \min(P_{\max}).$$

Нехай кількість заданих потоків даних в мережі  $|F_{i,j}| = M$ , тоді в запропонованому генетичному алгоритмі хромосома складається з  $M$  алелів, кожен з яких є набором відповідних імовірностей  $\alpha_k(i, j)$ . Такий механізм кодування забезпечує однакову кількість та положення відповідних алелів в усіх хромосомах довільного покоління, що в свою чергу значно спрощує застосування генетичних операцій кросовера та мутації. Запропонований генетичний алгоритм використовує специфічні підходи, що пов'язані з особливостями кодування та формальним визначенням задачі.

Операція мутації полягає у випадковій зміні імовірностей  $\alpha_k(i, j)$  певних алелів хромосом. Для вибору точок мутації використовується евристичний підхід. Оскільки метою задачі є мінімізація найбільшого споживання каналу в мережі, лише зміна величини навантаження на канал з найбільшим споживанням може покращити розв'язок задачі в наступному поколінні генетичесного алгоритму. Таким чином операція мутації застосовується лише до алелів, що відповідають маршрутам які проходять через найбільш навантажений вузол мережі.

Збереження послідовностей алелів, що відповідають приросту функції пристосування забезпечує збіжність алгоритму вцілому. Водночас ефективне створення нових послідовностей алелів забезпечує різноманітність хромосом у межах поточного покоління, та уникнення збіжності до локального екстремуму цільової функції. Для забезпечення вищеприписаних умов генетичний алгоритм використовує адаптивні імовірності мутації та кросовера [6].

Нехай  $F_{\max}$  – значення функції пристосування найкращої хромосоми поточного покоління,  $\bar{F}$  – середнє значення функції пристосування. Для довільної хромосоми  $Y$  поточного покоління, значення функції пристосування якої рівне  $F(Y)$  імовірність мутації визначається наступним чином:

$$p_m = \begin{cases} 1/2 \cdot (F_{\max} - F(Y)) / (F_{\max} - \bar{F}), & F(Y) \geq \bar{F} \\ 1/2, & F(Y) < \bar{F} \end{cases}. \quad (2)$$

Імовірність кросовера довільної хромосоми мутації  $Y$ :

$$p_c = \begin{cases} (F_{\max} - F(Y)) / (F_{\max} - \bar{F}), & F(Y) \geq \bar{F} \\ 1, & F(Y) < \bar{F} \end{cases}. \quad (3)$$

Адаптивні імовірності мутації та кросовера забезпечують дві важливі умови ефективного використання генетичного алгоритму для розв'язання задачі оптимізації:

- збереження найбільш пристосованих хромосом у межах поточного покоління, завдяки низьким імовірностям їх кросовера та мутації;
- знищення найменш пристосованих хромосом.

Графічно залежності імовірностей мутації та кросовера представлені на рис. 1 та 2 відповідно.

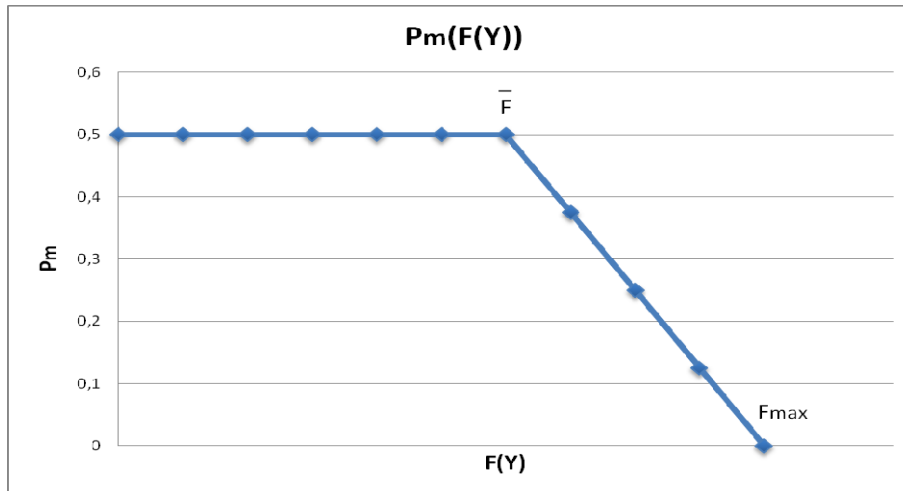


Рис. 1. Залежність імовірності мутації від функції пристосування хромосоми

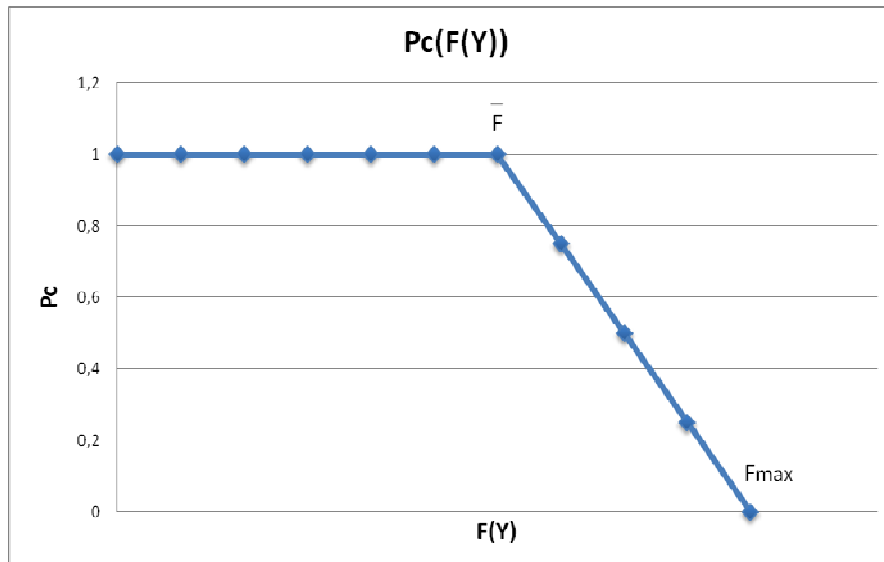


Рис. 2. Залежність імовірності кросовера від функції пристосування хромосоми

У генетичному алгоритмі використовується пропорційний метод відбору в поєднанні з методом збереження найкращих особин популяції (елітизмом). Таким чином імовірність відбору певної хромосоми пропорційна значенню функції пристосування цієї хромосоми. Нехай розмір популяції  $N$  а значення функції пристосування хромосоми  $Y_i$ , рівне  $F(Y_i)$ , тоді імовірність відбору  $Y_i$  обчислюється як:

$$P_i^s = F(Y_i) \cdot \left( \sum_i F(Y_i) \right)^{-1}.$$

Оскільки при описаному механізмі відбору існує імовірність статистичної помилки та втрати найкращих хромосом, у запропонованому алгоритмі застосовується метод збереження кращих розв'язків. При цьому гарантується перехід кращих особин поточного покоління до наступного покоління генетичного алгоритму та його збіжність вцілому [7, 8].

### Залежність збіжності алгоритму від параметрів генетичних операцій

Для перевірки вищеписаних підходів проведено низку експериментів в яких було перевірено залежність збіжності алгоритму від параметрів генетичних операцій. Основні методики, що підлягали перевірці:

- евристичний підхід до пошуку точок мутації,
- адаптивні імовірності кросовера та мутації.

Критерієм зупинки генетичного алгоритму обрано досягнення визначеного значення максимального навантаження на канали зв'язку в мережі, що обиралось експериментальним шляхом, враховуючи часові рамки роботи застосування. Для оцінки ефективності роботи генетичного алгоритму в межах одного окремого експерименту було використано кількість поколінь генетичного алгоритму, необхідних для досягнення критерію зупинки. Такий підхід дозволяє чітко оцінити характер збіжності алгоритму а також відображає одну з основних вимог до систем балансування навантаження, що працюють в динамічних мережах – час роботи застосування. Для кожної конфігурації мережі та параметрів моделювання проводилось 10 експериментів, результати яких усереднювались, що зводить імовірність випадкової помилки до мінімуму.

Рис. 3 відображає залежність збіжності алгоритму при застосуванні евристичного підходу до пошуку точок мутації та без його застосування. Моделювання проводилось при однакових вхідних даних для обох випадків та для різної кількості вузлів мережі. Чисельні оцінки показують, що ефективність алгоритму підвищується в 2 – 3 рази із застосуванням запропонованого евристичного підходу, що свідчить про доцільність його застосування в описаній системі балансування навантаження.

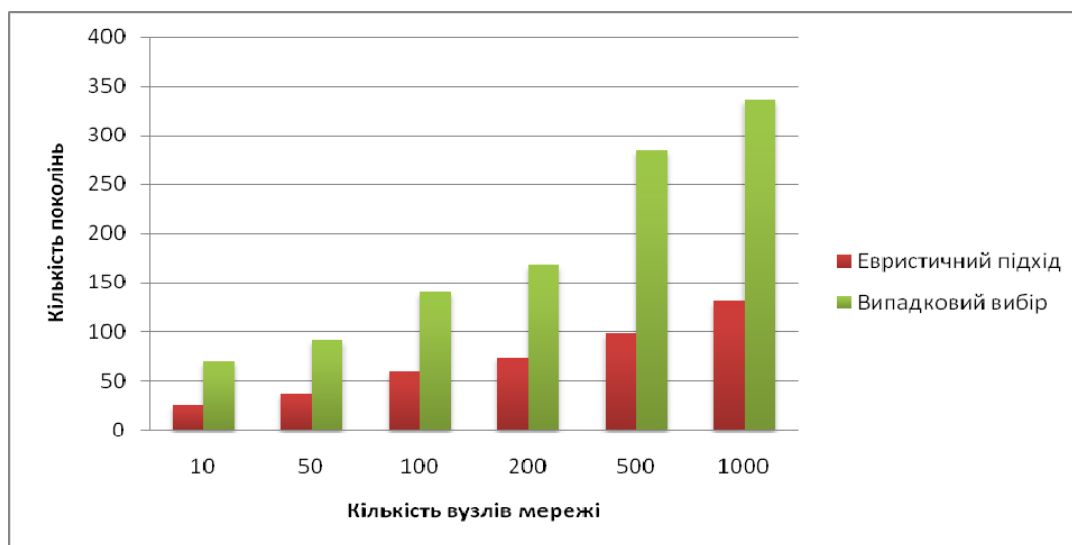


Рис. 3. Залежність збіжності алгоритму від методу вибору точок мутації

Важливим питанням є ефективність використання адаптивних імовірностей кросовера та мутації. У класичних генетичних алгоритмах імовірність генетичних операцій не залежить від значення функції пристосування конкретної хромосоми. Такий підхід вимагає застосування певних додаткових методів збереження найбільш пристосованих особин (елітизму) та знищення найменш пристосованих хромосом. У запропонованому алгоритмі ці імовірності визначаються співвідношеннями (2) та (3).

Залежність збіжності алгоритму від імовірностей кросовера та мутації для класичного та адаптивного підходів показана на рис. 4. Отримані дані показали ефективність застосування адаптивних імовірностей кросовера та мутації – кількість поколінь генетичного алгоритму, необхідних для досягнення критерію зупинки алгоритму зменшилась в ~2 рази для значних розмірностей вхідного графа задачі.

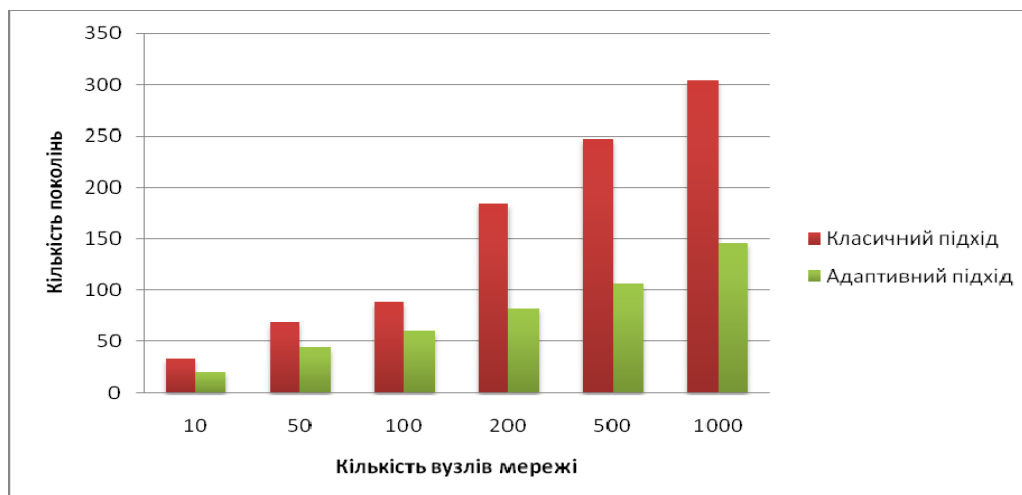


Рис. 4. Залежність збіжності алгоритму від імовірностей кросовера та мутації

Слід зауважити, що для незначних розмірностей вхідного графа задачі ( $|V| < 100$ ) застосування описаних методик не призводить до значного підвищення ефективності генетичного алгоритму. Така поведінка пов'язана з обмеженням кількості можливих хромосом у межах окремого покоління та швидкої збіжності алгоритму до локальних екстремумів функції оптимізації.

### Функціональна схема застосування системи балансування

Базуючись на описаному генетичному алгоритмі запропоновано систему балансування навантаження, що використовує класичну таблицю маршрутизації у мережі. Зазвичай маршрутизатор використовує адресу одержувача, вказану в пакетах даних, і визначає за таблицею маршрутизації шлях, за яким слід передати дані. Запропонована система балансування навантаження використовує окремі поля таблиці маршрутизації:

- маску мережі призначення (дозволяє вказати одиничний вузол мережі);
- шлюз, що позначає адресу маршрутизатора в мережі, на яку необхідно надіслати пакет, що прямує до вказаної адреси призначення;
- метрику – числовий показник, що задає перевагу маршруту.

Для кожної адреси призначення в таблиці маршрутизації може існувати більше ніж один запис, що сформовано за рахунок динамічного алгоритму маршрутизації чи статично задано адміністратором мережі [9]. У запропонованій системі балансування навантаження кожен запис таблиці маршрутизації було розширено за рахунок додавання інформації про імовірність застосування того чи іншого маршруту.

Нехай для певної адреси призначення  $d$  в таблиці маршрутизації шлюзу  $r$  існує  $N_d$  записів з різними адресами шлюзів. Для кожного такого запису в системі формується імовірність застосування відповідного маршруту  $\gamma_i(r, d)$ , причому

$$\sum_i \gamma_i(r, d) = 1, \quad i = 1..N_d. \quad (4)$$

Для вхідного пакета даних маршрутизатор визначає шлях передачі даних користуючись записами таблиці з імовірністю  $\gamma_i(r, d)$  для кожного шляху.

Функціональна схема системи балансування навантаження складається з наступних частин:

- алгоритму маршрутизації (динамічний, статичний),
- генетичного алгоритму,
- алгоритму балансування.

Початковим етапом роботи запропонованої системи навантаження є формування наборів альтернативних маршрутів між кожною парою шлюзів мережі, що базується на таблицях маршрутизації. Доцільним є формування шляхів лише між шлюзами, що обмінюються значними потоками даних. Позначимо множину пар вершин графа мережі, що належать до найбільш навантажених маршрутів як  $\hat{E} \in E$ . Таке обмеження дозволяє значно скоротити часові затрати алгоритму балансування вцілому.

Використовуючи інформацію про вхідні та вихідні потоки даних у мережі а також сформовані набори шляхів між шлюзами застосовується генетичний алгоритм. Параметри алгоритму залежать від характеристик мережі (розмір, насиченість шляхів), вимог до системи балансування а також поточного навантаження на мережу.

Наступним кроком роботи системи балансування є формування імовірностей  $\gamma_i(r, d)$ , що базуються на значеннях  $\alpha_k(i, j)$  аллелів хромосоми генетичного алгоритму. Позначимо  $k$ -ий шлях між вершинами  $s$  та  $d$  як  $s \xrightarrow{k} d$ , де  $k \in 1..m_{s,d}$ . Таким чином денормалізована імовірність використання певного шлюзу в таблиці маршрутизації  $\gamma'_i(r, d)$  може бути обчислена наступним чином:

$$\gamma'_i(r, d) = \sum_{s,k} \alpha_k(s, d), \quad \forall s, k : r \in s \xrightarrow{k} d. \quad (5)$$

Враховуючи рівність (4) отримуємо

$$\gamma_i(r, d) = \gamma'_i(r, d) / \sum_i \gamma'_i(r, d). \quad (6)$$

Узагальнена функціональна схема роботи системи балансування навантаження показана на рис. 5. Слід зауважити, що функціональна частина системи може бути впроваджена як частина програмного забезпечення маршрутизаторів. У мережах з великою кількістю вузлів та зв'язків виникає необхідність покращення часових характеристик роботи запропонованої системи балансування навантаження. Одним із найбільш доцільних і

перспективних шляхів вирішення цього завдання є формування паралельних версій генетичного алгоритму [10].

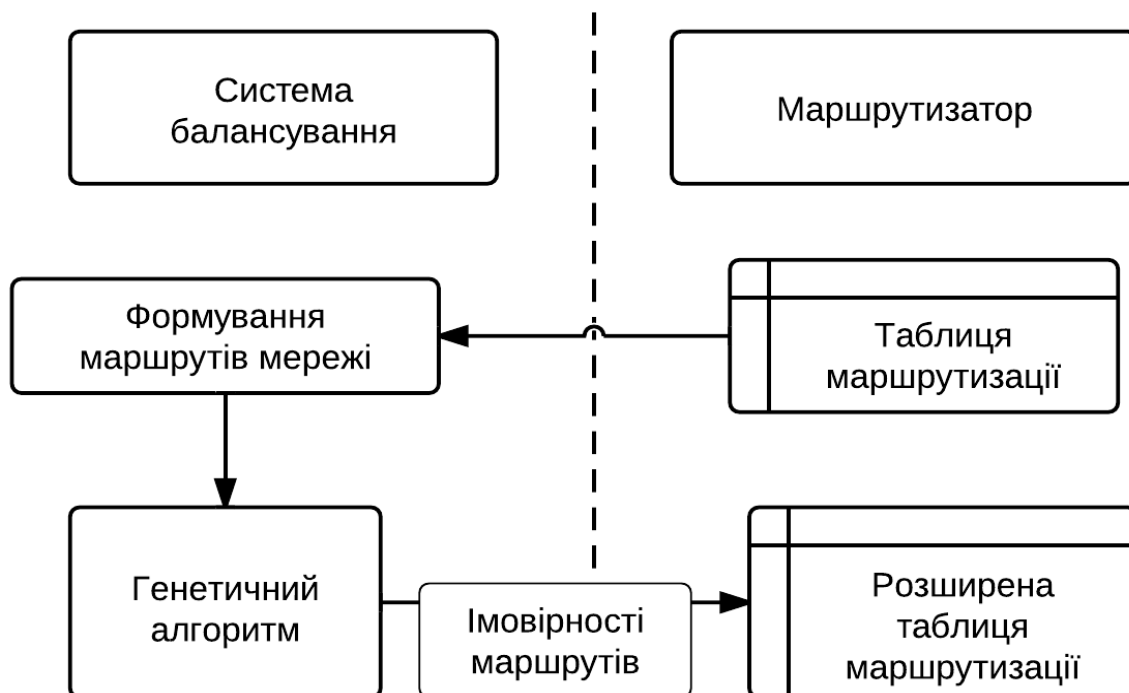


Рис. 5. Функціональна схема системи балансування

### Моделювання роботи мережі

Для отримання чисельних оцінок ефективності запропонованої системи балансування було проведено низку експериментів з моделювання роботи мережі. Моделювання проводилось для різних параметрів мережі:

- кількість вузлів,
- насиченість зв'язків,
- кількість та величина потоків між вузлами системи.

Завдання чисельного моделювання – перевірка характеристик мережі з використанням системи балансування навантаження та без її застосування. З огляду на мету формалізованої задачі балансування, характеристикою мережі, що вимірювалась при моделюванні було максимальне споживання каналів передачі даних  $U_{max}$ . Додаткові характеристики мережі, що вимірювались:

- середнє навантаження на канали зв'язку,
- кількість перевантажених зв'язків,
- характер зміни затримок та швидкості передачі.

Критерієм завершення генетичного алгоритму було обрано досягнення певного його покоління в сукупності із оцінкою збіжності хромосом до екстремуму функції оптимізації. Для мереж із незначним навантаженням ( $U_{max} < 50\%$ ) час роботи алгоритму значно скорочується а критичне значення найбільшого покоління, що відповідає критерію зупинки зменшується.

Для уникнення впливу випадкових помилок, збіжності генетичного алгоритму до локальних екстремумів функції оптимізації чисельне моделювання проводилось декілька разів для кожної вхідної конфігурації.

На рис. 6 показано експериментальні дані для мереж із незначним навантаженням. Чисельні оцінки показують, що застосування системи балансування навантаження в таких мережах зменшує максимальне споживання каналу лише на 5 – 15 %. Така поведінка пов'язана з незначною різноманітністю хромосом у межах покоління.

Оскільки запропонована система використовує альтернативні шляхи в мережі з різними метриками існують втрати швидкості передачі даних для окремих маршрутів. Єдиним критерієм ефективності застосування генетичного алгоритму є зменшення найбільшого споживання каналу в мережі. Таким чином запропонована система балансування навантаження не враховує якість та ціну обраних альтернативних шляхів передачі даних з точки зору алгоритму маршрутизації. Для чисельної оцінки ефективності обраних маршрутів доцільно ввести поняття узагальненої метрики маршруту.

Нехай загальна кількість критеріїв оцінки якості шляху рівна  $n$ ,  $q_m(p)$  – метрика маршруту за певним критерієм  $m$ . Тоді узагальнена метрика певного маршруту  $p$  визначається як:

$$Q(p) = F(q_m(p)), \quad m = 1 \dots n.$$

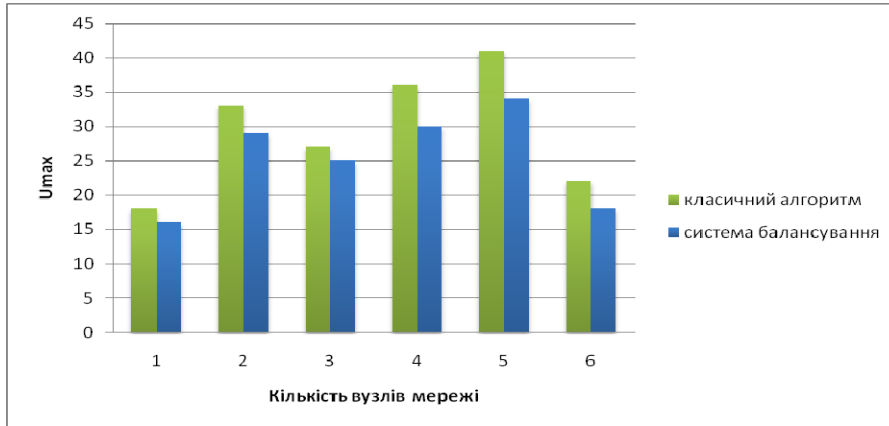


Рис. 6. Ефективність системи балансування для мереж з незначним навантаженням

Для адитивних характеристик шляху (затримка, довжина), що використовуються як метрики сучасних алгоритмів маршрутизації  $F$  є сумою значень  $q_m(p)$ . Для неадитивних характеристик шляху (пропускна спроможність, надійність) функціонал  $F$  є складною функцією від багатьох параметрів і може враховувати не тільки стан з'єднань але й стан маршрутизаторів мережі, зміну середовища передачі даних та ін.

Нехай узагальнена метрика  $k$ -го маршруту ( $i \rightarrow j$ ) рівна  $q_k(i, j)$ . Відносна втрата «якості» передачі даних для шляху ( $i \rightarrow j$ ) обчислюється наступним чином:

$$\sigma(i, j) = 1 - \frac{\min q_k(i, j)}{\sum_k q_k(i, j) \cdot \alpha_k(i, j)}, \quad k = 1 \dots m_{i, j}. \quad (7)$$

Для уникнення значних втрат було застосовано метод відкидання хромосом для яких відносна втрата якості передачі даних менша певного критичного значення:

$$\sigma(i, j) < \sigma_{crit}.$$

Критичне значення параметра  $\sigma$  доцільно обирати користуючись вхідними вимогами до застосування системи балансування навантаження. В складних гетерогенних системах доцільно знехтувати втратою у швидкості передачі за рахунок значного зменшення навантаження на канали зв'язку. Такий підхід слід також застосовувати в мережах з великою кількістю перевантажених зв'язків, що призводить до формування затримок при передачі даних.

При моделюванні роботи мереж із значним навантаженням ( $U_{max} > 50\%$ ) ефективність застосування системи балансування навантаження зростає і сягає 30 – 40 % для різних параметрів мережі та генетичного алгоритму (рис. 7).

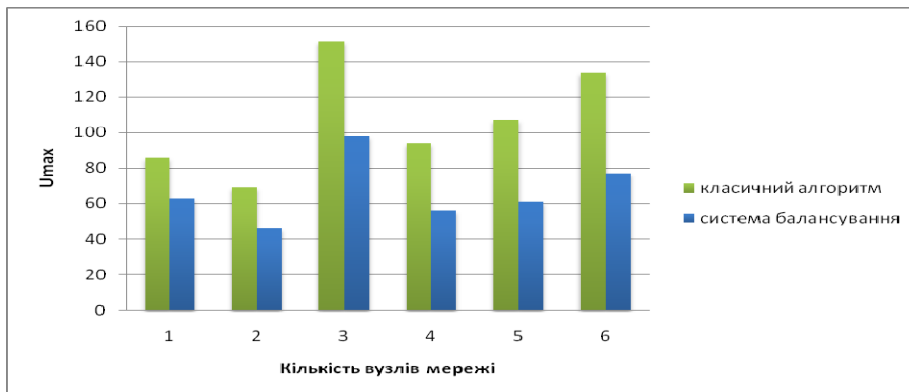


Рис. 7. Ефективність системи балансування для мереж із значним навантаженням

Важливим питанням є залежність збіжності генетичного алгоритму від розміру популяції, кількості вузлів та зв'язків мережі. Аналіз експериментальних даних показує, що найбільш ефективним є значення розміру популяції рівне кількості вузлів системи. При такому розмірі популяції збіжність алгоритму не залежить від розміру графа мережі та насиченості зв'язків.

### Висновки

У роботі запропоновано методику створення системи балансування навантаження в мережі із застосуванням генетичного алгоритму. Сформовано концепцію використання генетичного алгоритму в існуючих мережах з використанням сучасних протоколів маршрутизації. Експериментально перевірено ефективність використання адаптивних імовірностей генетичних операцій кросовера та мутації а також евристичного підходу до пошуку точок мутації запропонованих в [3].

Для описаної моделі генетичного алгоритму проведено моделювання роботи мережі з використанням запропонованої системи балансування. Отримано чисельні оцінки функціональних характеристик мережі (навантаження на канали зв'язку, кількість перевантажених зв'язків, характер зміни затримок при передачі даних) для різних вхідних параметрів задачі балансування та параметрів генетичного алгоритму.

Експериментальні дані доводять ефективність запропонованих підходів до формування генетичних операцій алгоритму, стратегій відбору та вибору параметрів. Чисельні оцінки підтверджують підвищення продуктивності роботи мережі цілком із застосуванням системи балансування навантаження.

Описані концепції можуть бути використанні для створення сучасних систем балансування навантаження в складних гетерогенних комп'ютерних та транспортних мережах.

1. *Girish M.K., Zhou Y.B., Hu J.Q.* Formulation of the load engineering problems in MPLS based IP networks. The Fifth IEEEISCC. Antibes, France, 2000. – P. 214 – 219.
2. *Syme M., Goldie P.* Optimizing network performance with content switching. Prentice Hall Professional, 2004 – 262 p.
3. *Погорілий С.Д., Білоус Р.В.* Генетический алгоритм балансировки нагрузки в сети // Управляющие системы и машины. – 2012. – № 1. – С. 84 – 87.
4. *Олифер В.Г., Олифер Н.А.* Компьютерные сети. Принципы, технологии, протоколы. – СПб.: Питер, 2001.
5. *Погорілий С.Д., Білоус Р.В.* Генетичний алгоритм розв'язання задачі маршрутизації в мережах // Проблеми програмування. – 2010. – № 2-3: Спец. вип. – С. 171 – 178.
6. *Srinivas M., Patnaink M.* Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms // IEEE Transactions on Systems, MAN and Cybernetics. – 1994. – N 24(4). – P. 656 – 667.
7. *Goldberg D.E.* Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. MA : Addison-Wesley, 2000.
8. *Gen M., Cheng R.* Genetic Algorithms and Engineering Optimization. – New York : Wiley, 2000.
9. *Lee Y., Seok Y., Choi Y.* A constrained multipath Traffic engineering scheme for MPLS networks. ICC'02. New York, 2002. – P. 2431 – 2436.
10. *Погорілий С.Д., Білоус Р.В.* Застосування паралельних версій генетичних алгоритмів в комп'ютерних мережах // Наукові праці ДонНТУ. Серія "Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка. – 2011. – № 14(188). – С. 135 – 138.